



Universidade Estadual Paulista  
"Júlio de Mesquita Filho"  
Programa Interunidades

unesp 

Mestrado


---

## Engenharia Civil e Ambiental

**PAULO RODOLPHO PEREIRA HADER**

**METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DE PERIGO DE MOVIMENTOS  
DE MASSA CONSIDERANDO FATORES SOCIONATURAIS**

Bauru  
2021



**PAULO RODOLPHO PEREIRA HADER**

**METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DE PERIGO DE MOVIMENTOS  
DE MASSA CONSIDERANDO FATORES SOCIONATURAIS**

Dissertação apresentada como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Área de Concentração: Geotecnia.

Orientador: Profa. Dra. Anna Silvia  
Palcheco Peixoto



Bauru  
2021

H128m

Hader, Paulo Rodolpho Pereira

Metodologia para avaliação de perigo de movimentos de massa considerando fatores socionaturais / Paulo Rodolpho Pereira Hader. -- Bauru, 2021

173 p. : il., tabs., fotos, mapas

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Engenharia, Bauru

Orientadora: Anna Silvia Palcheco Peixoto

1. Avaliação de perigo. 2. Movimentos de massa. 3. Fatores ambientais e sociais. 4. Machine learning. 5. Estatística. I. Título.

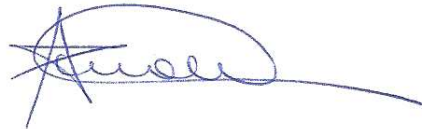
Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Engenharia, Bauru. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

**ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE PAULO RODOLPHO PEREIRA HADER, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL, DA FACULDADE DE ENGENHARIA - CÂMPUS DE BAURU.**

Aos 04 dias do mês de fevereiro do ano de 2021, às 08:30 horas, por meio de Videoconferência, realizou-se a defesa de DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de PAULO RODOLPHO PEREIRA HADER, intitulada **METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DE PERIGO DE MOVIMENTOS DE MASSA CONSIDERANDO FATORES SOCIONATURAIS**. A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros: Profa. Dra. ANNA SÍLVIA PALCHECO PEIXOTO (Orientador(a) - Participação Virtual) do(a) FEB / UNESP/Bauru (SP), Prof. Dr. FABIO AUGUSTO GOMES VIEIRA REIS (Participação Virtual) do(a) Geologia Aplicada / UNESP/Rio Claro (SP), Prof. Dr. MARCOS BARRETO DE MENDONÇA (Participação Virtual) do(a) Departamento de Construção Civil / Universidade Federal do Rio de Janeiro. Após a exposição pelo mestrando e arguição pelos membros da Comissão Examinadora que participaram do ato, de forma presencial e/ou virtual, o discente recebeu o conceito final: Aprovado. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelo(a) Presidente(a) da Comissão Examinadora.

Profa. Dra. ANNA SÍLVIA PALCHECO PEIXOTO



**DEDICATÓRIA**

*Aos meus pais, Laudilau (in memorian) e Iraci.*

## AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar à minha família, por todo amor, compreensão e apoio. Aos meus pais, Laudilau (in memorian) e Iraci, que sempre apoiaram meus sonhos e nunca mediram esforços para me fazer feliz, isso aqui é tudo por vocês!

Ao meu irmão, Raphael, pelas conversas, apoio e por cuidar dos meus pais diante da minha ausência física.

À minha namorada, Andrea, pelo companheirismo, carinho, conexão e cuidado.

À minha orientadora, Anna Silvia Palcheco Peixoto, por todo o apoio, convivência, incentivo, e diligência durante todo o processo. Seus ensinamentos, acessibilidade e confiança no meu trabalho foram imensuráveis.

Aos professores do Departamento de Engenharia Civil e Ambiental e do Programa de Pós Graduação, em especial Ilza Kaiser Machado e Gustavo Garcia Manzato, pelo apoio na pesquisa e ensinamentos nas disciplinas.

Ao Prof. Dr. Omar Althuwaynee da Sejong University da Coreia do Sul, por prestar ajuda a um desconhecido.

Aos professores Ângela Maria, Jhonnes Vaz e Maria Fernanda, da Universidade Católica de Santos, que me apoiaram na decisão de seguir na área acadêmica.

Aos colaboradores do gabinete do vereador Jair do Bar e Prefeitura Municipal de Cubatão, em especial os senhores Pedro Ivo, Rogerio Dantas e Manoel Monteiro, pelo fornecimento de dados e apoio nos trabalhos de campo.

Aos amigos que fiz durante a pós-graduação e companheiros de congressos que vou levar pro resto da vida, em especial Léo, Larissa, Lauren e Aline.

Aos meus amigos que sempre estiveram presentes, Guilherme, Caique, Rychard, Pedrão, Rapha que acompanharam desde o início da minha trajetória, ajudando nos momentos de descontração, conversas e amizade.

Aos meus amigos de república, Nx, Pacu, Grilo, Lugano, Flávio, Luciano, Kenzo e Veneno e à nossa cadela Hinata, por terem sido a base de um lar agradável e pelas conversas, descontrações, almoços, jantares e companheirismo.

Ao PPGCA, à UNESP pela oportunidade que a universidade pública proporciona, e à CAPES pelo apoio financeiro para a realização desta pesquisa.

*“Is this the real life?  
Is this just fantasy?  
Caught in a landslide...  
No escape from reality (...)”*

*(Freddie Mercury, 1975)*

## RESUMO

A avaliação dos processos físicos a escorregamentos é um tópico amplamente investigado no estado da arte. Contudo, a consideração conjunta dos aspectos sociais nesse tipo de análise se faz necessária, uma vez que esse fator pode exercer tanto a função de intensificar tal fenômeno, quanto de ser um dano associado ao processo. Dessa maneira, foi proposta uma metodologia para a avaliação de perigo de escorregamentos considerando não apenas os agentes deflagradores, mas também fatores socionaturais. A área de teste para a validação da metodologia foi selecionada considerando um local com extenso histórico de escorregamentos, altos índices pluviométricos e comunidades expostas a escorregamentos. Os produtos de entrada da análise contemplaram critérios físicos, sociais e limiares pluviométricos. Esses produtos foram combinados em duas matrizes quadradas: critérios físicos e critérios sociais, constituindo o critério socionatural (SN); SN e os limiares pluviométricos (R) foram conjugados para determinar o perigo (H). O modelo de processos físicos foi gerado pelo algoritmo Random Forest. O critério social foi baseado em indicadores socioeconômicos e demográficos. Os limiares pluviométricos foram gerados por três abordagens, e considerou dados diários (dia do evento, 3 e 7 dias anteriores). Os resultados mostraram que o método permite usar dados abertos para estimar onde, e quando os escorregamentos acontecerão. Além disso, o modelo oferece três vantagens principais: fácil adaptação e calibração à medida que novos dados surgem; o critério socionatural produz uma correspondência direta para a elaboração de medidas de intervenção (ex.: políticas públicas) para reduzir a vulnerabilidade; o mapa dinâmico que permite que seja criado um sistema automatizado para funcionar em consonância com as previsões meteorológicas, viabilizando o monitoramento em tempo real e facilitando a concentração de esforços em áreas específicas. Conclui-se que pesquisa contribui como uma ferramenta útil para a mitigação de riscos, dando aporte para a elaboração de sistemas de alerta precoce de escorregamentos e políticas públicas, e também pela compatibilidade perante as eventuais readequações e atualizações para a reprodução em outras partes do mundo.

**Palavras-chave:** Avaliação de perigo, Movimentos de massa, Fatores ambientais e sociais, Machine learning, Estatística.

## **ABSTRACT**

The assessment of physical processes of landslides is a widely investigated topic in the state of the art. However, the joint consideration of social aspects in this type of analysis is necessary, since this factor can exercise both the function of intensifying such phenomenon, as well as being a damage associated with the process. Thus, a methodology was proposed for the landslide hazard assessment considering not only the triggering agents, but also socio-natural factors. The test area for the validation of the methodology was selected considering a site with an extensive history of landslides, high rainfall, and communities exposed to landslides. The input products of the analysis included physical and social criteria and rainfall thresholds. These products were combined in two square matrices: physical criteria and social criteria, constituting the socionatural criterion (SN); SN and rainfall thresholds (R) were coupled to determine the hazard (H). The model of the physical processes was generated by the Random Forest algorithm. The social criteria was based on socio-economic and demographic indicators. Rainfall thresholds were generated by three approaches, and considered daily data (day of event, 3 and 7 days earlier). The results showed that the method allows the use of open data to estimate where, and when landslides will occur. In addition, the model offers three main advantages: easy adaptation and calibration as new data emerges; the socionatural criterion produces a straightforward correspondence for intervention measures (e.g., public policies) to reduce vulnerability; the dynamic map that allows an automated system to be created to operate in line with meteorological forecasts, enabling real-time monitoring and facilitating the concentration of efforts in specific areas. It can be concluded that research contributes as a useful tool for risk mitigation providing support for the development of a landslide early warning system (LEWS) and public policies, as well as compatibility with possible adjustments and updates for reproduction in other parts of the world.

**Keywords:** Hazard Assessment, Landslides, Environmental and social factors, Machine Learning, Statistics.

## Índice de Figuras

Figura 1 – Evolução da quantidade de publicações obtidas para o tema da pesquisa no período entre 2009 e 2020. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020). .....	13
Figura 2 – Contribuição por cada país acerca do assunto em número de publicações a nível global para o período entre 2009 e 2020. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020). .....	14
Figura 3 – Localização geográfica da contribuição de países em escala de cores para o período entre 2009 e 2020. Fonte: SCOPUS (2020) e Bing (2020). .....	15
Figura 4 - Publicações por tipo no contexto internacional. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020)..	15
Figura 5 – Quantidade de publicações por revistas. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020). .....	16
Figura 6 – Quantidade de publicações no período entre 2009 e 2018 no contexto nacional. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020). .....	17
Figura 7 – Publicações por tipo no contexto nacional. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020). .....	17
Figura 8 - Evolução das publicações relacionadas às técnicas de machine learning para a predição de escorregamentos. Fonte: adaptado de SCOPUS (2020). .....	18
Figura 9 – Percentual de contribuição dos artigos quanto ao contexto e foco. ....	21
Figura 10 – Aumento da ocorrência de desastres por tipologias entre os períodos 1980-1990 e 2000-2019. Fonte: adaptado de EM-DAT (2020). .....	23
Figura 11 – Distribuição de escorregamentos no mundo (2007-2019). Fonte: NASA (2019). .....	23
Figura 12 – Distribuição espacial de eventos funestos de escorregamentos no continente europeu. Fonte: Haque et al. (2016). .....	24
Figura 13 – Distribuição espacial de eventos que causaram vítimas fatais e afetados por escorregamentos na Europa entre 2015 e 2017. Fonte: adaptado de Mateos et al. (2020). .....	25
Figura 14 – Mapa do Brasil apresentando a distribuição de movimentos de massa com concentração na região sudeste. Fonte: CEPED UFSC (2013). .....	27
Figura 15 – Vítimas fatais por escorregamentos no Brasil nos 1ºs trimestres. Fonte: IPT (2020)...	28
Figura 16 - Relação entre evento natural, perigo e desastre. Fonte: Elaborado pelo autor. ....	49
Figura 17 - Esquema de classificação de metodologias de mapeamento de suscetibilidade. Fonte: Adaptado de Soeters e van Westen (1996) e Aleotti e Chowdhury (1999). .....	52
Figura 18 - Etapas sequenciais para elaboração de mapa de perigo a partir do método heurístico. Fonte: Soeters e van Westen (1996). .....	53
Figura 19 – Esquematização da análise estatística bivariada para escorregamentos em SIG. Fonte: Alleoty e Chowdhury (1999), Soeters e van Westen (1995). .....	55
Figura 20 – Esquematização da análise estatística multivariada para escorregamentos em SIG. Fonte: Alleoty e Chowdhury (1999), Soeters e van Westen (1995). .....	57

Figura 21 - Gráfico da hiper parametrização mostrando a diminuição do erro para cada classe conforme o aumento do Random Forest (out of bag – OOB, 0 – não há deslizamento, 1 – há deslizamento). Fonte: Pourghasemi e Kerle (2016). .....	65
Figura 22 – Esquema de partições para os mapas de inventário de escorregamentos.....	67
Figura 23 – Gráfico das curvas de sucesso e predição elaborada a partir do cálculo da AUC. ....	68
Figura 24 – Gráfico da curva ROC, determinada pela taxa de sensibilidade vs taxa de especificidade. ....	69
Figura 25 - Matriz quadrada de perigo para a combinação das classes de suscetibilidade e limiares pluviométricos. Fonte: Segoni et al. (2018). .....	74
Figura 26 – Fluxograma das etapas metodológicas desenvolvidas para a obtenção do perigo. ....	75
Figura 27 – Ficha para a coleta de informações dos trabalhos de campo. ....	78
Figura 28 - Etapas do cálculo do Valor Informativo com o exemplo da elevação. ....	84
Figura 29 – Descrição do cálculo da AUC em excel para a validação de suscetibilidade. ....	89
Figura 30 – Divisão das classes de suscetibilidade baseado no método de quebras naturais. Fonte: adaptado de Althuwaynee, Pradhan e Lee (2012). .....	89
Figura 31 - Matriz quadrada socionatural de combinação entre classes de suscetibilidade ambiental e vulnerabilidade social (SN1 - muito baixo; SN2 - baixo; SN3 - médio; SN4 - alto; SN5 - muito alto). ....	95
Figura 32 - Matriz quadrada de risco de combinação entre o critério socionatural e limiares pluviométricos (H1 - muito baixo; H2 - baixo; H3 - médio; H4 - alto; H5 - muito alto perigo), adaptado de Segoni et al. (2018). .....	96
Figura 33 - Localização da área de estudo. a) Brasil dividido por Unidades Federativas; b) Estado de São Paulo e municípios; c) Região da Baixada Santista; d) Município de Cubatão. ....	97
Figura 34 – Ocupações antrópicas por instalação de moradias beirando encostas no bairro dos Pilões, Cubatão 2019. ....	98
Figura 35 – Série de escorregamentos na Serra do Mar em 1985, principalmente no município de Cubatão, desencadeados por 379,4mm de pluviosidade dentro de 48h. Fonte: IPT. ....	99
Figura 36 – Escorregamentos em componentes urbanos: a) ocorrência no bairro Mantiqueira; b) ocorrência na rodovia Anchieta. Fonte: IPT e G1. ....	100
Figura 37 – Mapa de inventário de escorregamentos. ....	101
Figura 38 - Mapa litológico do município de Cubatão. ....	103
Figura 39 - Porcentagem de ocupação da área pelas classes de litologia e a porcentagem da ocorrência de escorregamentos em cada classe. ....	103
Figura 40 – Mapa geomorfológico do município de Cubatão. ....	105
Figura 41 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de geomorfologia e a porcentagem da ocorrência de escorregamentos em cada classe, 1) Escarpas; 2) Massa d'água; 3) Morros altos; 4)	

Morros baixos; 5) Morrotes; 6) Planícies e terraços fluviais e marinhos; 7) Planícies fluviomarinhas (mangues).....	105
Figura 42 – Mapa de Uso e ocupação do solo do município de Cubatão. ....	107
Figura 43 - Porcentagem de ocupação da área pelas classes de uso e ocupação do solo e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe. ....	107
Figura 44 - Mapa de NDVI do município de Cubatão. ....	108
Figura 45 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de NDVI e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.....	109
Figura 46 – Mapa de Elevação do município de Cubatão.....	110
Figura 47 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Elevação e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.....	111
Figura 48 – Mapa de Declividade do município de Cubatão. ....	112
Figura 49 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Declividade e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.....	113
Figura 50 – Mapa de Orientação do município de Cubatão.....	114
Figura 51 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Declividade e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.....	115
Figura 52 - Mapa de Curvatura Plana do município de Cubatão. ....	116
Figura 53 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Curvatura Plana e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.....	117
Figura 54 – Mapa de Curvatura de Perfil do município de Cubatão.....	118
Figura 55 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Curvatura de Perfil e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe. ....	118
Figura 56 – Mapa de TWI do município de Cubatão.....	119
Figura 57 – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de TWI e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.....	120
Figura 58 – Disposição das curvas de cada parâmetro avaliados pela AUC.....	123
Figura 59 - Ordem de importância das 20 variáveis reveladas pelo RF.....	126
Figura 60 – Decréscimo do erro para OOB, estável (0) e instável (1) pelo crescimento do Random Forest.....	126
Figura 61 – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 3 variáveis.....	128
Figura 62 – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 5 variáveis.....	129
Figura 63 – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 7 variáveis.....	129
Figura 64 – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 10 variáveis.....	130
Figura 65 – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo EBF.....	130
Figura 66 – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo RF. ....	131
Figura 67 - Curvas de sucesso e predição para os modelos provenientes do Valor Informativo...	133

Figura 68 - Disposição das curvas de sucesso e predição para os modelos provenientes de EBF.	133
Figura 69 – Curva ROC de predição.	135
Figura 70 – Comparação gráfica de AUC para os modelos estatísticos de VI, EBF e RF.	136
Figura 71 - Mapa de suscetibilidade de Cubatão elaborado pelo modelo Random Forest.	138
Figura 72 – Área classificada de “muito alta” a “alta” suscetibilidade pelo modelo RF, em que: a) exposição do maciço rochoso após um escorregamento translacional; b) localização da área no mapa de suscetibilidade.	139
Figura 73 – Cicatriz identificada nas visitas de campo. a) Imagem da cicatriz em campo; b) Localização da cicatriz no Google Earth; c) Sobreposição ao mapa de suscetibilidade em SIG.	140
Figura 74 – Cicatriz deflagrada pela chuva de março de 2020, a) Vista durante a visita de campo; b) Imagens recentes da cicatriz pelo Google Earth Pro; c) Mapeamento da cicatriz sobreposta ao zoneamento de suscetibilidade em SIG.	140
Figura 75 – Evolução da área do bairro Grotão; a) Imagem do Google Earth Pro antes da remoção e obras de contenção de talude; b) Imagens recentes do Google Earth Pro após as intervenções; c) Registro fotográfico feito durante a visita de campo da obra de contenção de talude onde haviam edificações; d) Área classificada como “muito alta” suscetibilidade.	141
Figura 76 – Mapa de densidade demográfica classificado em níveis por setores censitários.	142
Figura 77 – Mapa de índice de pobreza classificado em níveis por setores censitários.	143
Figura 78 – Mapa da distribuição de idade, constituído pela somatória das faixas etárias críticas.	144
Figura 79 – Mapa de vulnerabilidade social do município de Cubatão.	145
Figura 80 - Limiares pluviométricos com resoluções diárias para a área de estudo, onde: a) ID - Henry Borden; b) ED - Henry Borden; c) ID - Elevação 350; d) ED - Elevação 350. Os pontos azuis representam as chuvas diárias, e os vermelhos os escorregamentos. A linha preta é o limiar pluviométrico para o período analisado. A equação de potência é explicada na Eq. (16).	149
Figura 81 – Mapa do critério socionatural (cruzamento entre S e V).	152
Figura 82 – Mapa de perigo a escorregamentos considerando o critério socionatural (SN x R5).	153
Figura 83 – Mapa de cruzamento entre a suscetibilidade e limiar pluviométrico (S x R5).	153

## Índice de Tabelas

Tabela 1 - Enquadramento dos artigos selecionados.....	19
Tabela 2 - Classificação e codificação das pesquisas analisadas. ....	19
Tabela 3 – Classificação dos movimentos de massa pela classificação da USGS. ....	29
Tabela 4 - Classificação dos movimentos de massa por Hungr, Leroueil e Picarelli (2014). ....	30
Tabela 5 - Classificação dos movimentos de massa definida pela COBRADE. ....	30
Tabela 6 – Classes mais suscetíveis de declividade identificadas em trabalhos internacionais. ....	38
Tabela 7 – Classes mais suscetíveis de declividade identificadas em trabalhos pelo Brasil. ....	39
Tabela 8 – Classes mais suscetíveis de elevação identificadas em trabalhos internacionais. ....	39
Tabela 9 – Classes mais suscetíveis de elevação identificadas em trabalhos pelo Brasil. ....	40
Tabela 10 - Classes mais suscetíveis de orientação identificadas em trabalhos internacionais. ....	40
Tabela 11 – Classes mais suscetíveis de orientação identificadas em trabalhos pelo Brasil. ....	41
Tabela 12 – Classes mais suscetíveis de curvatura identificadas em trabalhos internacionais. ....	41
Tabela 13 – Classes mais suscetíveis de curvatura identificadas em trabalhos pelo Brasil. ....	42
Tabela 14 - Definições acerca da terminologia suscetibilidade. ....	46
Tabela 15 - Definições acerca da terminologia vulnerabilidade. ....	47
Tabela 16 - Definições acerca da terminologia perigo (hazard).....	48
Tabela 17 - Definições acerca da terminologia risco ( <i>risk</i> ).....	50
Tabela 18 – Disposição das escalas de trabalho para mapeamento de escorregamentos. ....	51
Tabela 19 – Pesquisas realizadas com o tema escorregamentos no município de Cubatão - SP. ....	60
Tabela 20 – Critérios estabelecidos para determinar a qualidade e capacidade preditiva pelos procedimentos de validação adotados (GUZZETTI et al., 2006). ....	66
Tabela 21 – Limiares numéricos para classificações nominais de AUC.....	69
Tabela 22 – Dados e suas respectivas fontes.....	76
Tabela 23 – Classificações de produtos morfométricos para VI e EBF.....	80
Tabela 24 – Divisão de variáveis numéricas e categóricas para o algoritmo Random Forest.....	81
Tabela 25 – Análises estatísticas e respectivos softwares utilizados. ....	83
Tabela 26 – Exemplo da matriz de confusão e cálculo da curva ROC. ....	90
Tabela 27 – Distribuição de idade por classe em cada unidade territorial (Eidsvig et al. 2014).....	91
Tabela 28 - Escalas de determinação dos critérios socioambiental e chuva. ....	94
Tabela 29 – Descrição das classes litológicas conforme IPT (1986). ....	102
Tabela 30 – Descrição das classes de uso e ocupação do solo do município de Cubatão.....	106
Tabela 31 – Correlação estatística entre escorregamentos e fatores condicionantes por VI e EBF. .....	121
Tabela 32 – Resultado da AUC para os fatores de predisposição elencados. ....	124

Tabela 33 – Importância exercida pelos fatores de predisposição conforme o algoritmo Random Forest.....	125
Tabela 34 – Composição dos modelos elaborados por VI. ....	127
Tabela 35 – Parâmetros utilizados para construir diferentes modelos de VI e suas respectivas taxas AUC (sucesso e predição).....	132
Tabela 36 – Matriz de confusão gerada pelo modelo RF (0 = estável, 1 = instável) .....	135
Tabela 37 – Estatística descritiva aplicada para as duas estações pluviométricas. ....	146
Tabela 38 – Limiares pluviométricos acumulados diários que desencadearam escorregamentos. 147	
Tabela 39 – Limiares pluviométricos acumulado de 3 dias que desencadearam escorregamentos. ....	147
Tabela 40 – Limiares pluviométricos acumulado de 7 dias que desencadearam escorregamentos. ....	148
Tabela 41 – Limiares pluviométricos de ambos os pluviômetros para o período de 2000 a 2015. 150	
Tabela 42– Classificação do potencial da chuva desencadear um escorregamento baseado em ED. ....	151

## Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>8</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b> .....	<b>11</b>
2.1	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	11
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>12</b>
3.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA ESTRUTURADA.....	12
3.1.1	<i>Contribuição dos artigos elencados para a pesquisa</i> .....	12
3.1.2	<i>Classificação e codificação dos artigos</i> .....	18
3.2	DESASTRES.....	22
3.2.1	<i>Desastres no mundo</i> .....	22
3.2.2	<i>Desastres no Brasil</i> .....	25
3.3	MOVIMENTOS GRAVITACIONAIS DE MASSA.....	28
3.3.1	<i>Classificação dos movimentos gravitacionais de massa</i> .....	29
3.4	FATORES CONDICIONANTES DE ESCORREGAMENTOS.....	33
3.4.1	<i>Geologia</i> .....	35
3.4.2	<i>Geomorfologia</i> .....	36
3.4.3	<i>Vegetação</i> .....	37
3.4.4	<i>Declividade</i> .....	38
3.4.5	<i>Elevação</i> .....	39
3.4.6	<i>Orientação</i> .....	40
3.4.7	<i>Curvatura</i> .....	41
3.4.8	<i>Índice de Umidade Topográfica</i> .....	42
3.4.9	<i>Condicionantes antrópicas</i> .....	42
3.5	AGENTES DE DEFLAGRAÇÃO.....	43
3.6	TERMINOLOGIAS PARA AVALIAÇÃO DE PERIGO DE ESCORREGAMENTOS.....	44
3.6.1	<i>Dificuldades em estabelecer conceitos universais</i> .....	44
3.6.2	<i>Suscetibilidade</i> .....	45
3.6.3	<i>Vulnerabilidade</i> .....	46
3.6.4	<i>Perigo</i> .....	48
3.6.5	<i>Risco</i> .....	49
3.7	METODOLOGIAS E TÉCNICAS PARA MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS.....	51
3.7.1	<i>Métodos qualitativos</i> .....	52
3.7.2	<i>Métodos quantitativos</i> .....	53
3.8	ETAPAS PARA O MAPEAMENTO DE PERIGO DE ESCORREGAMENTOS.....	58
3.8.1	<i>Mapa de inventário de escorregamentos</i> .....	58
3.8.2	<i>Elenco de fatores condicionantes</i> .....	59

3.8.3	<i>Análise da suscetibilidade ambiental</i> .....	60
3.8.4	<i>Análise de sensibilidade</i> .....	65
3.8.5	<i>Validação da suscetibilidade ambiental</i> .....	66
3.8.6	<i>Avaliação de vulnerabilidade social</i> .....	70
3.8.7	<i>Análise pluviométrica</i> .....	71
3.8.8	<i>Zoneamento de perigo de escorregamentos</i> .....	73
<b>4</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODO</b> .....	<b>75</b>
4.1	ESTUDO DA ÁREA A SER ANALISADA.....	76
4.2	COLETA E CONFIGURAÇÃO DE DADOS .....	76
4.2.1	<i>Inventário de escorregamentos</i> .....	77
4.2.2	<i>Fatores condicionantes</i> .....	78
4.2.3	<i>Dados sociais e demográficos</i> .....	81
4.2.4	<i>Dados históricos de chuva</i> .....	81
4.3	MODELOS DE ENTRADA .....	82
4.3.1	<i>Avaliação da suscetibilidade ambiental</i> .....	83
4.3.2	<i>Avaliação da vulnerabilidade social</i> .....	90
4.3.3	<i>Análise pluviométrica</i> .....	92
4.4	NORMALIZAÇÕES.....	94
4.5	DETERMINAÇÃO DE PERIGO .....	95
4.5.1	<i>Critério socionatural</i> .....	95
4.5.2	<i>Matriz de perigo</i> .....	96
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>97</b>
5.1	CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	97
5.2	MODELOS DE SUSCETIBILIDADE.....	100
5.2.1	<i>Inventário de escorregamentos</i> .....	100
5.2.2	<i>Valor Informativo e Teoria da Evidência Dempster-Shafer</i> .....	102
5.2.3	<i>Random Forest</i> .....	124
5.2.4	<i>Mapa de suscetibilidade a escorregamentos</i> .....	127
5.2.5	<i>Validação da suscetibilidade ambiental</i> .....	131
5.3	VULNERABILIDADE SOCIAL .....	142
5.4	LIMIARES PLUVIOMÉTRICOS.....	146
5.5	DETERMINAÇÃO DE PERIGO .....	152
5.5.1	<i>Critério socionatural</i> .....	152
5.5.2	<i>Mapa de perigo a escorregamentos</i> .....	152
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES</b> .....	<b>155</b>
<b>7</b>	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>157</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Os escorregamentos estão entre os fenômenos que mais contribuíram para o aumento de desastres nos últimos 20 anos no mundo (CRED; UNDRR, 2020). Tais fenômenos fazem parte da geodinâmica natural e atuam como os principais responsáveis pela remodelagem das paisagens. No entanto, em consequência do manejo inadequado dos recursos ambientais e a mudança do clima, os eventos climáticos e meteorológicos que causam chuvas intensas vem aumentando significativamente em escala global (EM-DAT, 2019).

O *Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015 - 2030* (UNDRR, 2015), com a sua visão holística, estabelece 7 metas globais para a redução de risco de desastres. Entre elas estão os esforços para atender a demanda das comunidades mais vulneráveis aos perigos naturais, como também o aumento à disponibilidade e acesso a sistemas de alerta precoce. Diante disso, iniciativas de cooperações internacionais têm sido criadas com foco na comunicação e compartilhamento de experiências em temas específico, como o “*The International Network on Landslides Early Warning System*” (LandAware), focado para a redução de riscos de desastres provenientes de escorregamentos (CALVELLO et al., 2020).

Dessa maneira, é fundamental o desenvolvimento de pesquisas voltadas para a prevenção, monitoramento e a compreensão local desses fenômenos, bem como avaliar as condições dos elementos expostos. Por essas razões, este estudo tem como foco fornecer o aporte necessário à identificação de locais de maiores predisposição aos escorregamentos, bem como estimar seu período de retorno e a resiliência das comunidades para evitar que desastres aconteçam.

Assim, a avaliação de perigo é um dos instrumentos para sanar a demanda do conhecimento espacial e temporal de ocorrência de escorregamentos. Em primeira análise, o perigo é determinado pela avaliação da suscetibilidade, que é a propensão espacial de ocorrências, e a recorrência dos eventos ao longo do tempo, pelas análises pluviométricas (COROMINAS et al., 2013). Esse procedimento torna possível estabelecer melhores hipóteses de onde e quando os escorregamentos podem ocorrer.

Em um mapa de suscetibilidade a escorregamentos, o território é subdividido em zonas que indicam altas e baixas propensões a ocorrência do fenômeno. A suscetibilidade pode ser obtida por métodos qualitativos e quantitativos. Visando inibir critérios subjetivos, métodos quantitativos como as análises estatísticas apresentam vantagens, uma vez que são recomendadas para locais de difícil acesso e diferentes escalas, fazendo o uso de expressões matemáticas e - recentemente - algoritmos de machine learning. Assim, a suscetibilidade é

determinada pela correlação entre os fatores dependentes (ocorrências de escorregamentos) e fatores independentes (declividade, litologia, uso do solo, *etc*) buscando conhecer as condicionantes que mais exerceram controle na iniciação escorregamentos (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; FELL et al., 2008; GUZZETTI et al., 1999; MERGHADI et al., 2020).

A minimização de prejuízos decorrentes do impacto dos fenômenos de escorregamentos implica na determinação de vulnerabilidade dos elementos expostos, buscando revelar a capacidade de resposta de uma comunidade aos eventuais desastres. Quando o elemento alvo dessa análise é o ser humano, são utilizados indicadores para traduzir o perfil social da população (CUTTER, BORUFF e SHIRLEY, 2003; EIDSVIG et al., 2014; GUILLARD-GONÇALVES et al., 2015; JAEDICKE et al., 2013). Essa avaliação é baseada em dados demográficos (densidade demográfica) e censitários (distribuição de idade, renda, *etc*), que variam conforme a realidade econômica e cultural inerente a determinados grupos. Na tentativa de se obter resultados que melhor representem a realidade local, a análise que considera as subdivisões menores do território municipal pode ser adotada pelos setores censitários do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

No Brasil, o principal mecanismo de deflagração dos movimentos de massa é a chuva (GUIDICINI; IWASA, 1976). Nesse caso, é empregada a análise pluviométrica buscando identificar um padrão crítico de precipitações como deflagrador de escorregamentos (COROMINAS et al., 2013). Entretanto, essa tarefa nem sempre é fácil, uma vez que existem limitações na resolução dos dados, principalmente pelo fato da maioria das estações disponíveis no país realizarem medições pelo acumulado de 24h, inviabilizando cálculos refinados para utilização em um sistema de alerta. Para tanto, uma alternativa é a análise de chuva acumulada precedente ao evento (HADER et al., 2020; LEE et al. 2015), buscando explicar o fenômeno a partir de períodos e limiares de precipitação.

Diante do exposto, a avaliação dos processos físicos a escorregamentos é um tópico amplamente investigado no estado da arte. Entretanto, como os danos ocorrem independente da capacidade preditiva desses fenômenos, surge a necessidade de métodos que levem em consideração a vulnerabilidade social. No que tange à elaboração de um mapa de perigo, a etapa final é concentrada na integração da suscetibilidade e pluviometria. As abordagens tradicionais consideram a vulnerabilidade somente na determinação de risco, etapa subsequente do perigo, que exige procedimentos mais complexos, como o cálculo da probabilidade de um elemento ser afetado (COROMINAS et al., 2013).

No entanto, ao analisar a literatura, nota-se que não há um consenso sobre essas terminologias, pois diferentes definições são adotadas para um mesmo conceito, que variam tanto entre países, quanto entre instituições. Diante da dificuldade em estabelecer uma terminologia consolidada e na tentativa de inibir eventuais confusões entre conceitos, a presente pesquisa discrimina a propensão espacial da ocorrência de escorregamentos como “suscetibilidade ambiental”, e a avaliação de elementos em exposição como “vulnerabilidade social”, que corresponde ao potencial dano decorrente do processo físico.

Portanto, se buscou oferecer uma nova abordagem para suprir essa lacuna, propondo uma adaptação da metodologia de Segoni et al (2018), que elaborou uma matriz quadrada de perigo para combinar limiares pluviométricos com o mapa de suscetibilidade. Nessa pesquisa, o método proposto se difere pela combinação de aspectos ambientais e sociais resultando em uma matriz, constituindo o critério “socionatural”, sequencialmente associado aos limiares pluviométricos em uma segunda matriz.

Notadamente o contexto brasileiro é passível de tal análise, onde a interação entre os regimes pluviométricos de alta intensidade com regiões montanhosas e de declives artificiais impulsionaram grande parte dos danos provenientes de escorregamentos nos últimos anos (CEPED UFSC, 2013; IPT, 2020). Uma amostra deste cenário é o município de Cubatão, que tem sido historicamente afetado por escorregamentos, a exemplo dos eventos de grande magnitude nas décadas de 80 e 90 em encostas naturais e em áreas antropizadas até os dias de hoje (HADER et al., 2020; MASSAD et al., 2000; TOMIDA, 1990; VIEIRA et al., 2018).

## **2 OBJETIVOS**

O objetivo principal desta pesquisa é propor um método para acoplar mapas de processos físicos, mapas de aspectos sociais e limiares pluviométricos.

### **2.1 Objetivos específicos**

- Avaliação da suscetibilidade ambiental a escorregamentos por intermédio de estatísticas bivariadas e técnicas de machine learning;
- Mensuração da vulnerabilidade social de grupos de pessoas em um determinado espaço no que se refere a movimentos de massa;
- Definição de limiares pluviométricos indutores de escorregamentos por abordagens empíricas;
- Elaboração de uma matriz visando a combinação de informações de produtos cartográficos com diferentes focos para a determinação de perigo;
- Determinação do perigo de escorregamentos em função da associação da suscetibilidade ambiental, vulnerabilidade social e limiares pluviométricos.

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção é apresentado o estado da arte envolvendo estudos de previsibilidade de movimentos de massa. Para tanto, uma análise bibliométrica foi realizada a partir dos seguintes passos: revisão bibliográfica estruturada; classificação e codificação dos artigos; contribuição dos artigos elencados para a pesquisa.

#### 3.1 Revisão bibliográfica estruturada

A revisão bibliográfica estruturada seguiu a metodologia de Lage Junior e Godinho Filho (2010), Jabbour (2013) e Mariano, Sobreiro e Rebelatto (2015), e teve o propósito de fornecer todo o aporte metodológico e fundamentos básicos ao pesquisador. Com isso, a partir das publicações no decorrer de um determinado tempo, foi possível observar os tópicos mais abordados ou saturados em âmbito nacional e internacional, bem como quais foram as inovações, tendências e lacunas.

A revisão foi restrita à base de dados *SCOPUS* pela ampla e diversa literatura disponível. No mecanismo de busca principal, foram utilizados os termos “*landslide and hazard*”, limitadas para os artigos publicados de 2009 a 2020 e escritos no idioma inglês. Todavia, esses termos estão presentes em diversos estudos que não correspondem à sua avaliação em particular.

Dessa maneira, na tentativa de selecionar apenas os artigos de interesse, **i)** foram aplicados alguns filtros de palavras-chave para excluir resultados incompatíveis ao tema, tais como: “*Landslide Susceptibility*”, “*Risk Assessment*”, “*Hazard Assessment*”, “*Rainfall*”, “*Landslide Hazard Assessment*”, “*Natural Disasters*”, “*Natural Hazard*”, “*Vulnerability*”, “*Rainfall Induced Landslides*” e “*Susceptibility*” e **ii)** posterior ao refinamento de busca, os artigos foram exportados para uma planilha eletrônica, e então executada uma segunda triagem pelo título e resumo, bem como artigos relevantes (ex.: mais citados) ao estudo que não apareceram no mecanismo de busca, devido esta ter sido restrita ao período 2009 a 2020, totalizando em 83 artigos.

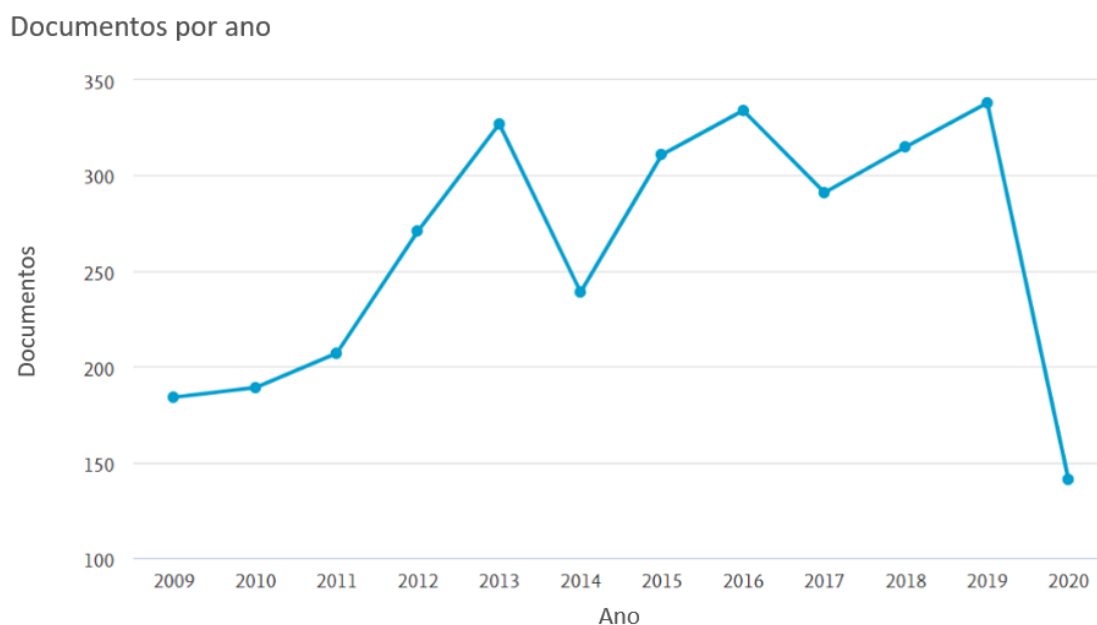
##### 3.1.1 *Contribuição dos artigos elencados para a pesquisa*

De acordo com a terminologia proposta pela UNDRR (2017), perigos naturais podem estar associados a ameaças antrópicas, os quais correspondem à propensão espacial e aos elementos expostos. Dessa forma, há uma lacuna encontrada na literatura, tanto internacional

como nacional, a respeito das avaliações de perigo considerando o fator social em seus métodos. Tal abordagem é somente encontrada nas análises de risco, que visa determinar as condições mínimas e máximas (probabilidade) de um elemento ser afetado.

### 3.1.1.1 Contexto internacional

No contexto global, há uma diversidade de estudos de longa data que contribuem para a avaliação e mapeamento de suscetibilidade, perigo e risco de escorregamentos. Na sequência, são apresentados os resultados das buscas feitas para a revisão da literatura estruturada na base de dados *SCOPUS*. O gráfico da Figura 1 mostra que há um grande interesse global pelo assunto e um considerável aumento de publicações em relação aos primeiros anos da década, período em que as publicações sobre esse assunto ultrapassaram o dobro em 2013, e desde então mantendo uma média até 2019 de 300 publicações por ano.



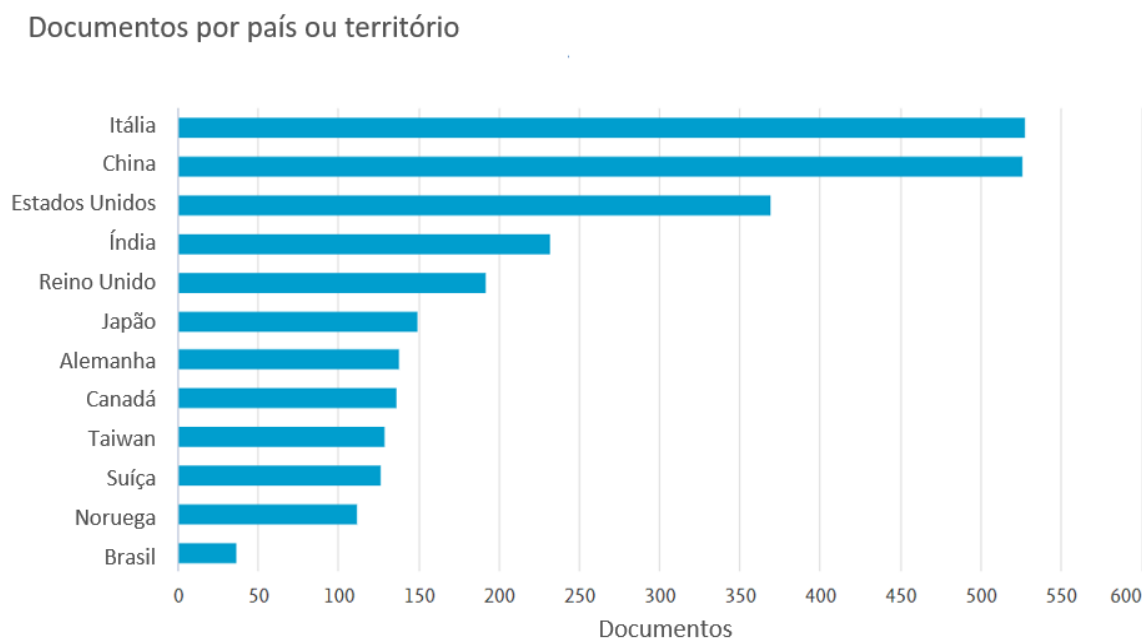
**Figura 1** – Evolução da quantidade de publicações obtidas para o tema da pesquisa no período entre 2009 e 2020. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).

Na Figura 2 é apresentado o ranking dos 11 países que mais contribuíram nesse foco. É importante destacar que a Itália (527 publicações) e China (526 publicações) dominam esse cenário. Este fato se conecta não somente por esses países abrigarem uma das regiões mais montanhosas do mundo, variações climáticas e dois mecanismos de deflagração atuando intensamente, como os altos índices pluviométricos e atividade sísmica, mas

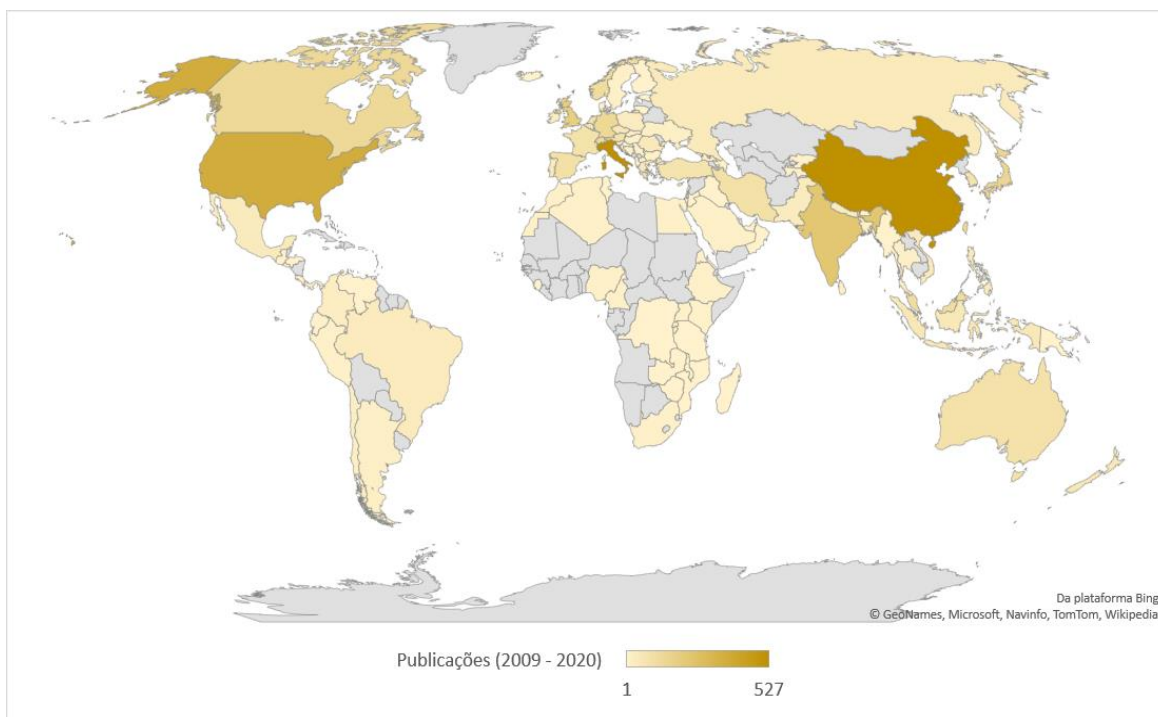
também por conta dos danos em seus territórios que ocasionaram na elaboração de políticas públicas para a redução de risco de desastres. Conforme a pesquisa de Mateos et al. (2020), o mesmo se aplica a outros países europeus que figuram no topo desse ranking, como Alemanha, Suíça, Noruega e Reino Unido, que elaboraram políticas públicas de modo a aumentar o preparo perante aos eventos desastrosos após a ocorrência de um dano importante. O Reino Unido, apesar de não ter um histórico de experiência com eventos climáticos extremos ou abalos sísmicos (PENNINGTON et al., 2015), aparece em 5º na lista, fazendo alusão ao preparo do país para desastres.

Outros países com alto nível de preparo e possuem em seus territórios características do ambiente natural e climáticas que favorecem a ocorrência de movimentos de massa, tais como Índia, Japão, Estados Unidos, Taiwan e Canadá, completam a lista.

O Brasil (36 publicações), apesar de físicas e climáticas favoráveis a eventos geodinâmicos e um dos mais afetados por escorregamentos, aparece apenas na 32ª posição nesse ranking. A abundância de publicações no âmbito global perante esse assunto evidencia a necessidade de ampliar os estudos no âmbito nacional (Figura 3). RODRIGUES et al. (2015) em uma análise mais abrangente pela terminologia “*disaster*”, também constataram uma baixa produção brasileira na plataforma *Web of Science* no período entre 2000 e 2013, identificando apenas 13 artigos publicados.



**Figura 2** – Contribuição por cada país acerca do assunto em número de publicações a nível global para o período entre 2009 e 2020. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).



**Figura 3** – Localização geográfica da contribuição de países em escala de cores para o período entre 2009 e 2020. **Fonte:** SCOPUS (2020) e Bing (2020).

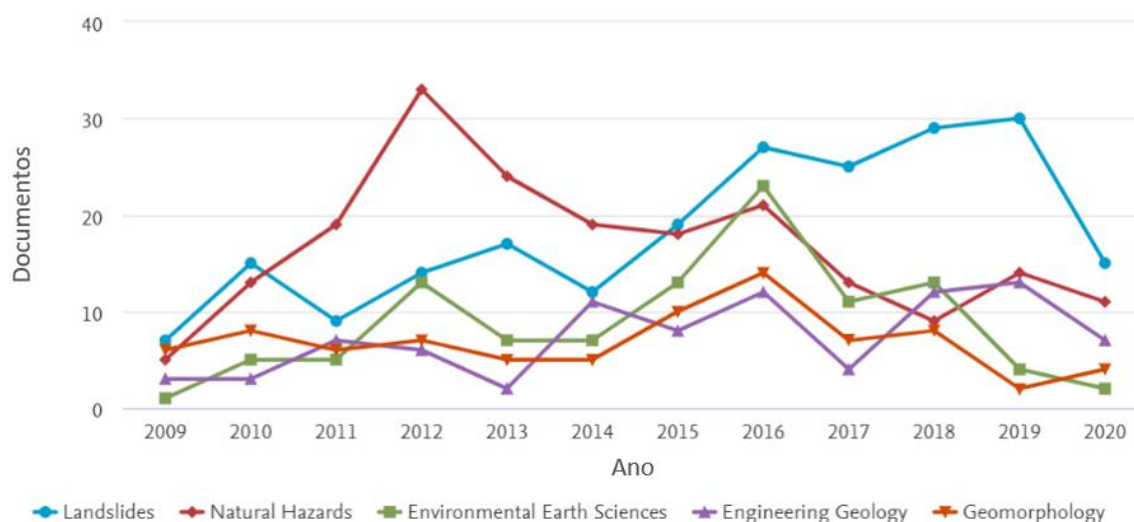
Em sua maioria, as bases de dados apresentaram que os estudos elaborados sobre esse assunto são artigos de revista (68,4%), seguido por artigos publicados em conferências (22,7%), capítulos de livros (5,2%) e artigos de revisão (2,7%), como mostra a Figura 4.



**Figura 4** - Publicações por tipo no contexto internacional. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).

As revistas que concentraram as maiores publicações são as que possuem os maiores fatores de impacto, que são as que englobam as publicações mais importantes ao redor do tema, com destaque para a revista *Landslides* e *Natural Hazards* (Figura 5).

Documentos por ano, por fonte

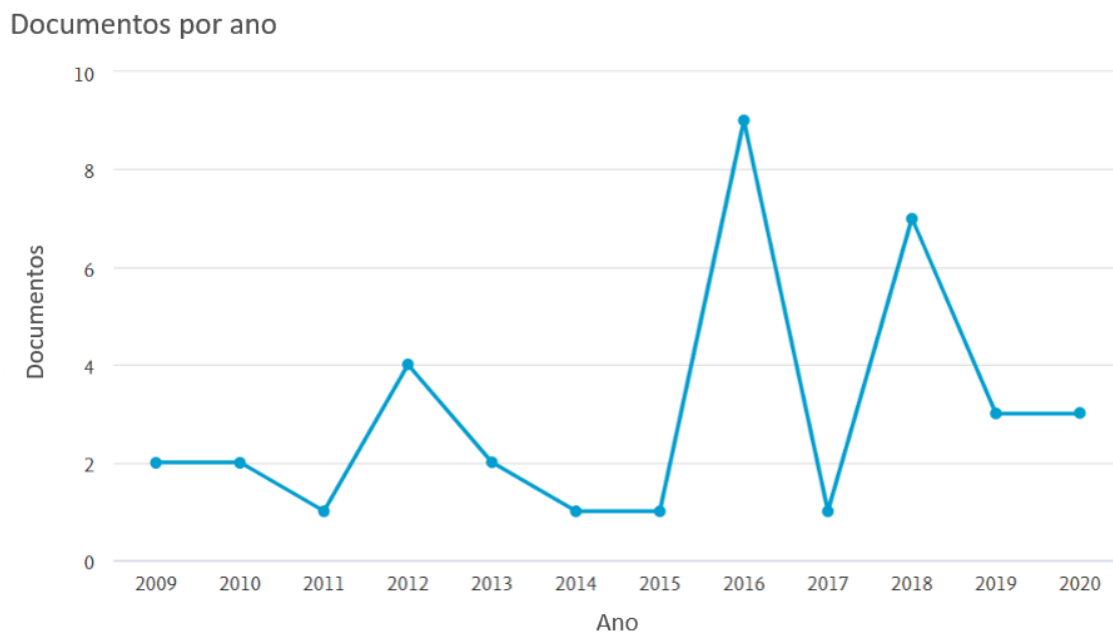


**Figura 5** – Quantidade de publicações por revistas. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).

### 3.1.1.2 Contexto nacional

No recorte para o Brasil, as publicações sobre avaliações de perigo e risco voltadas para escorregamentos são escassas se comparadas com a produção de outros países. A maioria dos estudos se concentram na suscetibilidade, sendo encontrados poucos estudos que vão além dos processos físicos.

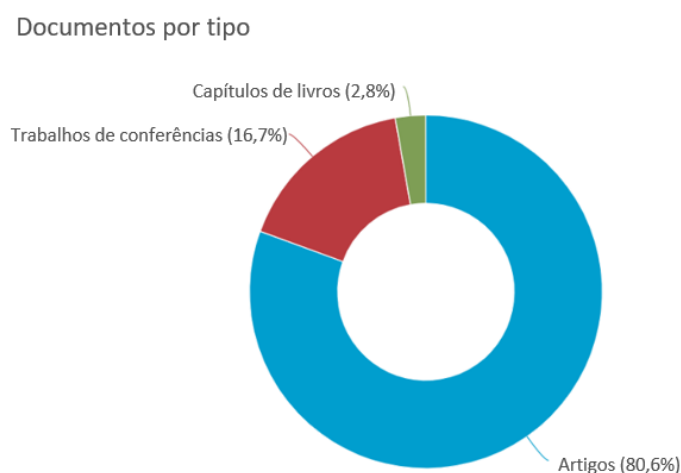
A pesquisa na base de dados do *SCOPUS* foi refinada com os mesmos filtros aplicados à literatura internacional na subseção anterior. Apesar da baixa produção, no ano de 2016 os estudos ficaram acima da média registrada nesta década, com oscilações até 2019, compreendendo um período entre 2009 a 2020 (Figura 6). É importante ressaltar que diversos congressos nacionais sobre o assunto ocorreram durante o período analisado, porém os trabalhos não estão disponíveis na base *SCOPUS*.



**Figura 6** – Quantidade de publicações no período entre 2009 e 2018 no contexto nacional. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).

Da mesma forma que o contexto internacional, a maioria das pesquisas na base *SCOPUS* estão em artigos de revista, seguidos por trabalhos de conferências e capítulos de livros, como mostra a Figura 7.

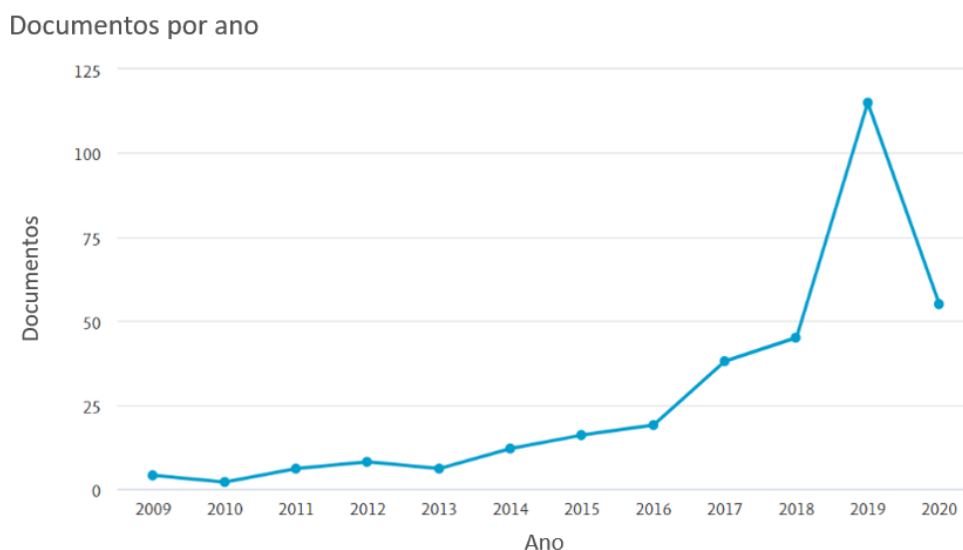
Em contrapartida, o Brasil concentra muitos outros estudos em anais de congressos nacionais, não avaliados nesta pesquisa, como o Congresso Brasileiro de Geologia de Engenharia da Associação Brasileira de Geologia de Engenharia (ABGE), e o Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos - Associação Brasileira de Mecânica dos Solos (ABMS).



**Figura 7** – Publicações por tipo no contexto nacional. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).

### 3.1.1.3 *Novas abordagens*

A partir de 2012, métodos provenientes de inteligência artificial por intermédio de *machine learning* têm sido difundidos para estudos de suscetibilidade a escorregamentos. Os resultados de sucesso dessas técnicas culminaram em um salto de publicações em 2019 (Figura 8). Apesar do período curto de experiência dessas aplicações, elas se consolidaram e tem se mostrado promissoras pela sua robustez em comparação com métodos tradicionais.



**Figura 8** - Evolução das publicações relacionadas às técnicas de machine learning para a previsão de escorregamentos. **Fonte:** adaptado de SCOPUS (2020).

### 3.1.2 *Classificação e codificação dos artigos*

Como produto da revisão bibliográfica estruturada, todos os artigos que contribuíram como base teórica para a pesquisa foram compilados e submetidos a um enquadramento (Tabela 1), organizados por ordem alfabética pelo nome do primeiro autor, e atribuídas as codificações para identificar a contribuição de cada pesquisa pelo contexto (país de origem da pesquisa), foco e metodologia (Tabela 2).

A análise bibliométrica para os artigos elencados na Tabela 2 revelou uma quantidade de publicações elevada no cenário internacional (1A), cobrindo 84,15% do total, como mostra a Figura 9. No que tange ao foco das pesquisas, as publicações mais frequentes estão voltadas para a suscetibilidade (2A), com 44,63% do total, logo em seguida das análises de perigo (2D), com 19%, e chuva (2C) 15,7%. As pesquisas voltadas para vulnerabilidade (2B) e risco (2E) apresentaram um menor número de publicações, 10,74% e 9,92%, respectivamente.

**Tabela 1** - Enquadramento dos artigos selecionados.

<b>Classificação</b>	<b>Divisão</b>	<b>Categorias</b>
1	Contexto	A - Internacional B – Nacional C – Não se aplica
2	Foco	A – Suscetibilidade ambiental B – Vulnerabilidade social C - Chuva D - Perigo E - Risco
3	Metodologia	A – Estatística Bivariada B – Estatística Multivariada C – Revisão D – Conceito/Filosófico E – Determinístico

**Tabela 2** - Classificação e codificação das pesquisas analisadas.

<b>Autores</b>	<b>Contexto</b>	<b>Foco</b>	<b>Metodologia</b>
Afungang et al. (2017)	1A	2A	3A
Alcántara-Ayala et al. (2018)	1A	2A, 2B, 2E	3B
Althuwaynee et al (2014)	1A	2A	3A, 3B
Alleoti e Chowdhury (1999)	1A	2A, 2D	3A, 3B, 3D, 3E
Ba et al. (2017)	1A	2A	3A
Barella, Sobreira e Zêzere (2019)	1B	2A	3A, 3B
Calvello et al (2015)	1B	2C	3A
Camarinha, Canavesi e Alvalá (2013)	1B	2A, 2E	3A
Carranza et al (2005)	1A	2A	3A
Catani et al. (2013)	1A	2A	3B
Canavesi et al. (2020)	1B	2A	2B
Chen et al. (2019)	1A	2A	3A, 3B
Corominas et al. (2013)	1A	2A, 2B, 2D, 2E	3A, 3B, 3C, 3D
Cutter, Boruff and Shirley (2003)	1A	2B	3A
de Oliveira Santos, Nunes e Bandini (2019)	1B	2C	3A
De Oliveira et al. (2019)	1B	2A	3B
Ding et al. (2016)	1A	2A	3A
Dou et al. (2019)	1A	2A	3B
Eidsvig et al. (2014)	1A	2B	3A
Fell et al. (2008)	1A	2A, 2B, 2C, 2D, 2E	3A, 3B, 3C, 3D
Frattini et al. (2010)	1A	2A	3A, 3B

**Tabela 2 – Continuação.**

<b>Autores</b>	<b>Contexto</b>	<b>Foco</b>	<b>Metodologia</b>
Godt et al. (2008)	1A	2A, 2D	3A
Guillard-Gonçalves et al (2015)	1A	2B, 2E	3B
Guimarães et al. (2017)	1B	2A, 2C	3A
Guzzetti et al. (2000)	1A	2A	3A
Guzzetti (2006)	1A	2A, 2B, 2D, 2E	3A, 3B
Guzzetti et al. (2006)	1A	2A	3A, 3B
Guzzetti et al. (2007)	1A	2A, 2C, 2D	3A
Guzzetti (2008)	1A	2C	3C
Guzzetti et al. (2012)	1A	2A	3A
Hader et al. (2020)	1B	2A, 2B, 2C, 2D	3A
Haque et al. (2016)	1A	2B, 2D	3A, 3D
Highland e Brobowsky (2008)	1A	2A	3C, 3D
Hong e Adler (2008)	1A	2A, 2C, 2D	3B
Hong et al (2016)	1A	2A	3A, 3B
Jaedicke et al. (2013)	1A	2A, 2B, 2C, 2D, 2E	3B
Jaiswal, Vav Westen e Jetten (2011)	1A	2A, 2B, 2E	3B
Jemec Auflic et al. (2016)	1A	2A, 2C, 2D	3A
Kanji, Cruz e Massad (2008)	1B	2D	3A, 3D
Kazeev e Postoev (2017)	1A	2D, 2E	3A
Korup e Stolle (2014)	1A	2A	3B
Lai et al. (2017)	1A	2A, 2C	3A, 3B
Lee et al (2015)	1A	2C	3A, 3B
Lee, Brunsten e Sellwood (2000)	1A	2E	3B
Li e Chen (2019)	1A	2A	3A, 3B
Li e Mo (2019)	1A	2A	3C, 3D
Lombardo e Mai (2018)	1A	2A	3B
Mateos et al. (2020)	1A	2B, 2D	3A, 3D
Mercogliano et al (2013)	1A	2C, 2D	3A
Monsieurs et al. (2018)	1A	2A, 2D	3A
Nam e Wang (2019)	1A	2A	3B
Nery e Vieira (2014)	1B	2A	3E
Oliveira et al. (2019)	1B	2A	3B
Ozturk et al. (2020)	1A	2A	3B
Palau et al. (2020)	1A	2A, 2C	3B
Pereira et al. (2012)	1A	2A	3B
Pourghasemi e Kerle (2016)	1A	2A	3B
Pourghasemi et al. (2020)	1A	2E	3B
Pradhan et al. (2014)	1A	2A	3A

Tabela 2 – Continuação.

Autores	Contexto	Foco	Metodologia
Rahmati et al. (2019)	1A	2A	3B
Saadatkhah, Kassim e Lee (2015)	1A	2C	3E
Saleem et al. (2019)	1A	2A	3C
Segoni et al. (2015)	1A	2A, 2C	3B
Segoni et al. (2018)	1A	2A, 2C, 2D	3B
Segoni, Piciullo e Gariano (2018)	1A	2C	3C
Segoni et al. (2020)	1A	2A	3B
Sestras et al (2019)	1A	2A	3A
Soeters e van Westen (1996)	1A	2A, 2D, 2E	3A, 3B, 3E
Süzen e Doyuran (2004)	1A	2A, 2D	3A, 3B,
Sun et al. (2020)	1A	2A	3B
Tien Bui et al. (2016)	1A	2A	3B
Tofani et al. (2017)	1A	2A	3A
Uzielli et al (2008)	1A	2A	3B
Van Westen, Van Asch e Soeters (2006)	1A	2D, 2E	3B
Vieira et al. (2000)	1B	2A	3E
Vieira et al (2018)	1B	2A, 2D	3E
Vorpahl et al. (2012)	1A	2A	3A, 3B, 3D, 3E
Xiao et al. (2020)	1A	2A	3B
Youssef et al. (2016)	1A	2A	3B
Zêzere et al. (2004)	1A	2A, 2D	3A
Zêzere et al. (2007)	1A	2A, 2B, 2C, 2D, 2E	3A
Zêzere et al. (2017)	1A	2A	3A

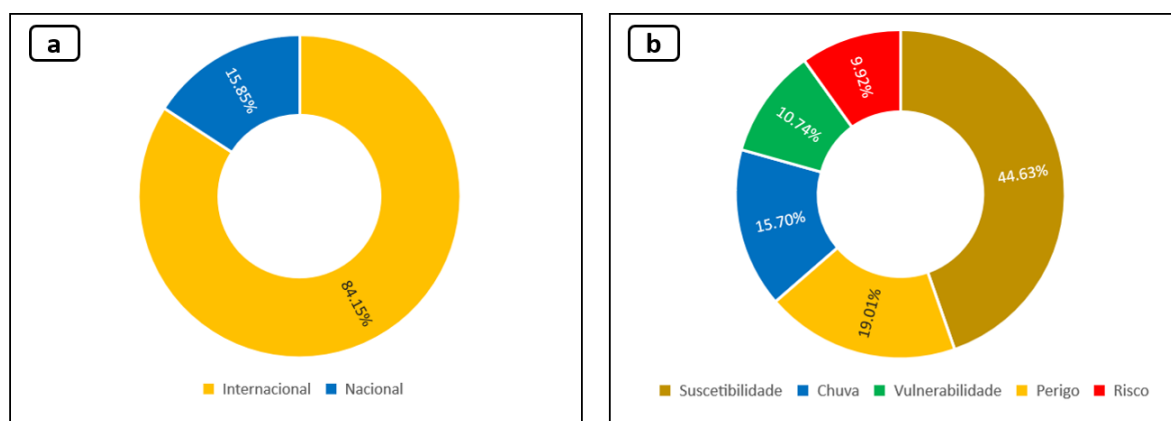


Figura 9 – Percentual de contribuição dos artigos quanto ao contexto e foco.

## 3.2 Desastres

A terminologia da UNDRR (2017) define como **desastres** a interação entre os impactos de eventos fenômenos naturais de grande magnitude e um sistema social, afetando elementos expostos na área de influência. Os **danos provocados por desastres** são mensurados perante ao que acontece com os componentes físicos (ex.: km de estradas, m<sup>2</sup> de edificações) após o desastre, enquanto o **impacto de um desastre** corresponde a todos os efeitos contabilizados, podendo ser: alterações no modo de vida, vítimas fatais, doenças, prejuízos socioeconômicos e ambientais, tornando a comunidade atingida incapaz de reverter os danos com seus próprios recursos. Como exposto, os desastres são causados por interações entre processos naturais e condições sociais, entretanto, são as próprias políticas, decisões econômicas e de planejamento e insumos culturais os principais responsáveis pelo seu agravo (CRED, 2011).

No âmbito internacional, desde 1900 até os dias atuais, todas as informações relacionadas a desastres são compiladas pelo banco de dados EM-DAT (*Emergency Disasters Data Base*), desenvolvido com o apoio da Organização Mundial da Saúde (OMS) e do governo da Bélgica, sendo gerenciado pelo CRED (*Centre for Research on the Epidemiology of Disasters*) da Universidade Católica de Louvain.

Produto do referido banco de dados, o Relatório Estatístico Anual sobre Desastres caracteriza um evento como desastre a partir de pelo menos um dos seguintes critérios:

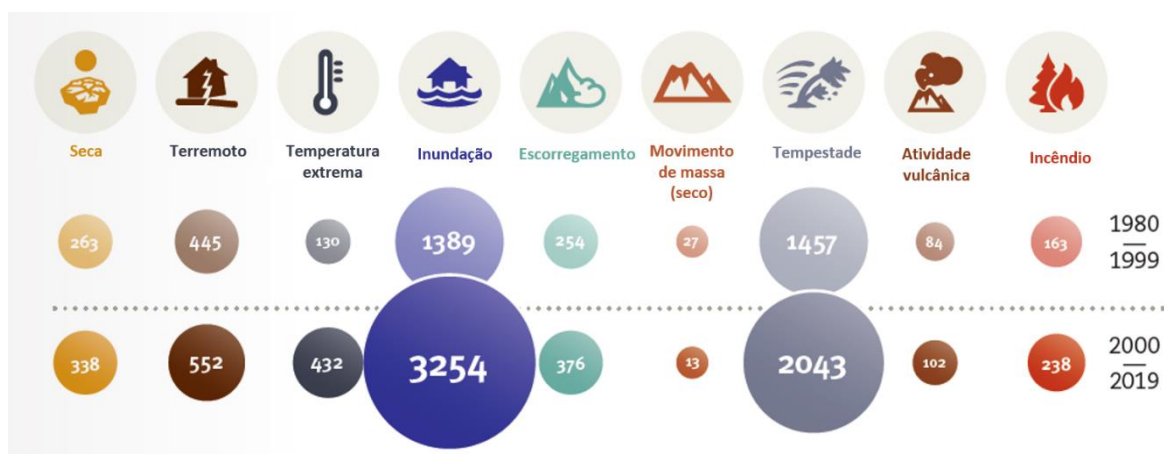
- 10 ou mais vítimas fatais;
- 100 ou mais pessoas afetadas;
- decretado estado de emergência;
- pedido de auxílio internacional.

Portanto, um evento só é caracterizado como desastre apenas quando causa danos e prejuízos em áreas ocupadas por seres humanos, do contrário, é denominado um evento natural (EM-DAT, 2019).

### 3.2.1 Desastres no mundo

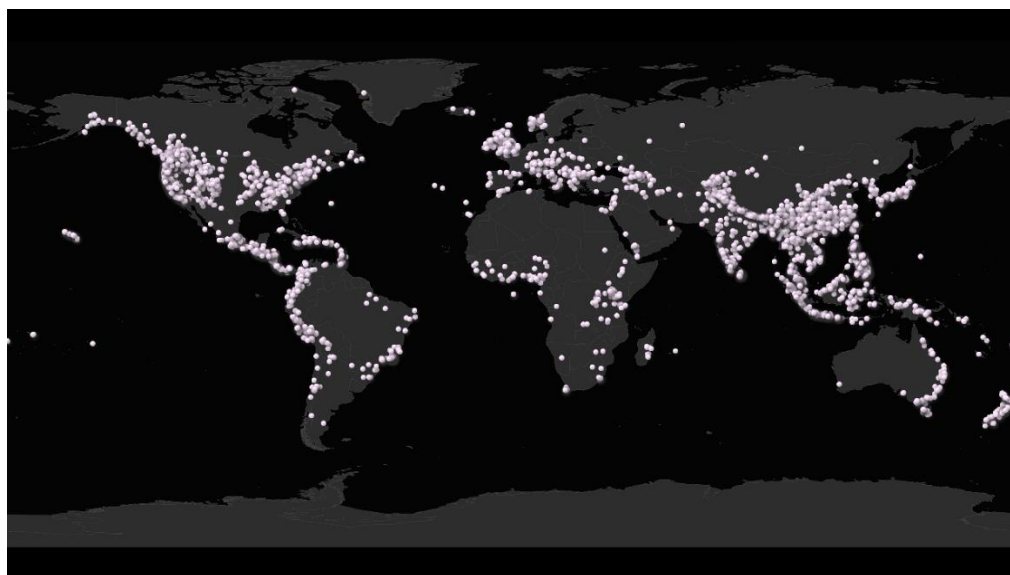
Durante os anos 2000–2019 o mundo contabilizou um total de 7.348 desastres, 1,23 milhões de vítimas fatais e ônus de US\$2,97 trilhões. Esses dados conferem um aumento em contraste com o período entre 1980–1999, em que foram registrados 4.212 desastres e 1,19 milhões de mortes, e perdas econômicas de US\$1,63 trilhões. Entre 2000-2019, a Ásia foi o

continente mais afetado com 3.068 desastres, seguido da América com 1.192 eventos. Entre os 10 países com pessoas mais afetadas, 7 são asiáticos e apenas 2 das américas (EUA e Brasil). Conforme a Figura 10, *escorregamento* foi a quinta tipologia que mais resultou em desastres (EM-DAT, 2020), embora vários desastres tenham sido tipificados erroneamente, como escorregamentos registrados como inundações (grupo de desastres hidrológicos) influenciando negativamente as estatísticas (MENDONÇA et al., 2020).



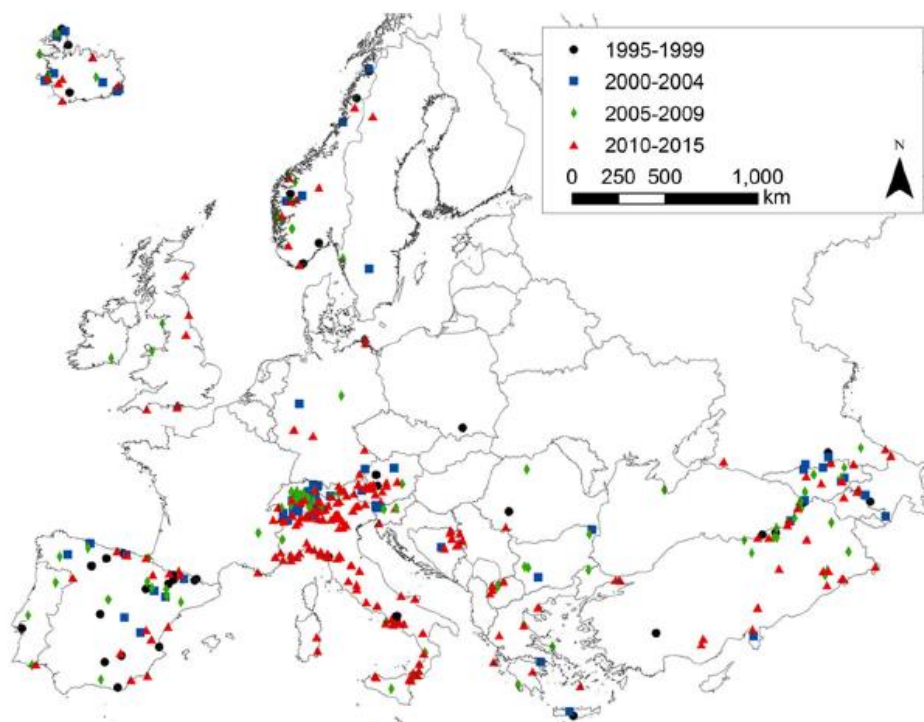
**Figura 10** – Aumento da ocorrência de desastres por tipologias entre os períodos 1980-1990 e 2000-2019. **Fonte:** adaptado de EM-DAT (2020).

Em relação aos movimentos de massa, a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) relatou 11.033 ocorrências de escorregamentos deflagrados por eventos pluviométricos no período 2007 - 2019 em todo o mundo (Figura 11) (NASA, 2019).



**Figura 11** – Distribuição de escorregamentos no mundo (2007-2019). **Fonte:** NASA (2019).

Na Europa, em um estudo sobre a distribuição espacial de eventos e danos provenientes de escorregamentos para o continente, durante o período de 1995 – 2014 foram contabilizadas 476 ocorrências e 1370 mortes em 27 países da Europa, sendo no período entre 2010 e 2015 houve um aumento significativo Figura 12 (HAQUE et al., 2016).

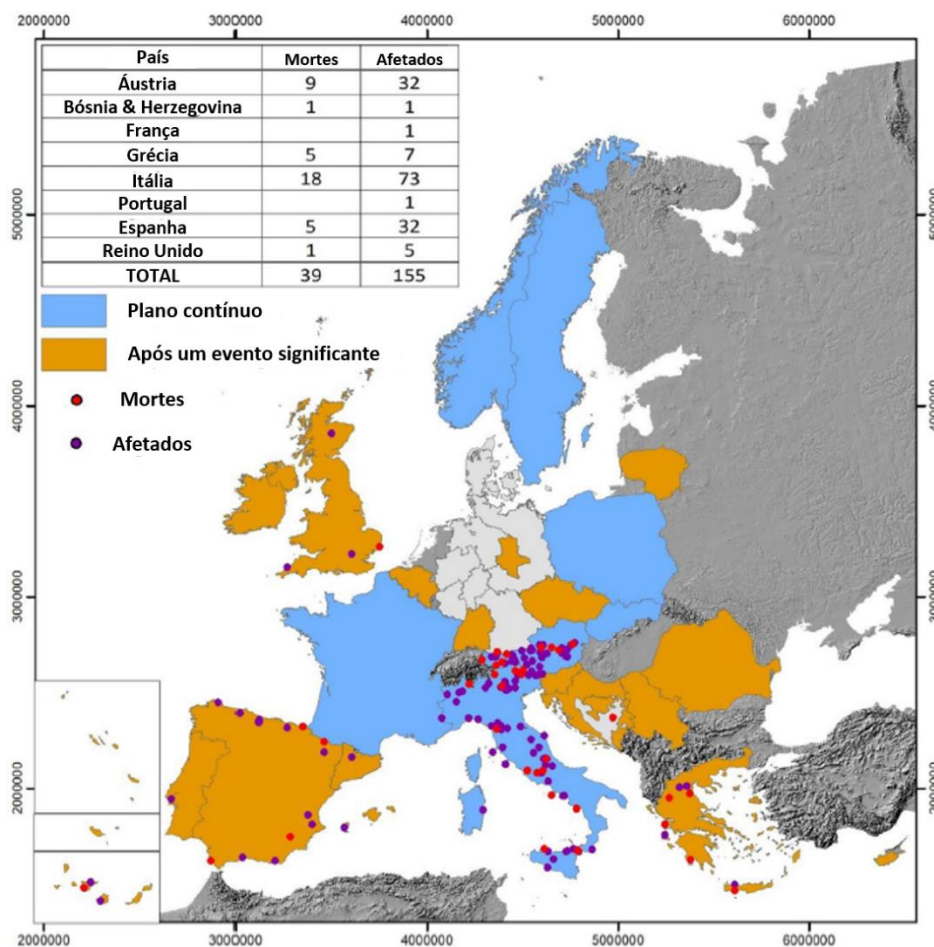


**Figura 12** – Distribuição espacial de eventos funestos de escorregamentos no continente europeu.

**Fonte:** Haque et al. (2016).

No período entre 2015 e 2017, oito serviços geológicos europeus registraram 3907 eventos de movimentos de massa que provocaram 4000 danos resultaram em 39 vítimas fatais e 155 pessoas afetadas (Figura 13), além da destruição de infraestruturas e moradias, onde 69% desses eventos foram desencadeados por chuvas intensas e de longa duração.

Observou-se que a intensidade de ocorrências no norte e centro da Europa é mais frequente durante o verão e outono, enquanto para o sul a frequência dos eventos se concentram no inverno e primavera (MATEOS et al., 2020).



**Figura 13** – Distribuição espacial de eventos que causaram vítimas fatais e afetados por escorregamentos na Europa entre 2015 e 2017. **Fonte:** adaptado de Mateos et al. (2020).

### 3.2.2 *Desastres no Brasil*

No Brasil, majoritariamente os desastres associados ao clima são provenientes de processos da dinâmica externa da terra. Entre os fenômenos de maior recorrência e que causam danos mais importantes, prevalecem as inundações e enchentes, escorregamentos, tempestades, queimadas, estiagens e secas, conforme a Codificação Brasileira de Desastres (COBRADE) que classifica os desastres de acordo com os eventos de maior incidência no país (CEPED UFSC, 2013; TOMINAGA et al., 2009).

O Atlas Brasileiro de Desastres Naturais, produto de um estudo realizado pelo Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres (CEPED) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) em parceria com a Secretaria Nacional de Defesa Civil, fez um estudo sobre os desastres ocorridos no Brasil no período de 1991 a 2012, totalizando 38.996 eventos. Somente os anos de 2010, 2011 e 2012 somados representam 22% (8.740) do total.

Entre as regiões brasileiras que mais contabilizam mortos e afetados por desastres naturais, lideram as regiões sudeste e nordeste, respectivamente (CEPED UFSC, 2013).

A região Sudeste representa 10,86% (924.512 km<sup>2</sup>) do território brasileiro e possui a maior densidade demográfica do país (86,12 hab/km<sup>2</sup>), concentrando a maior quantidade de mortos por milhão (28,5) no panorama geral de desastres, sendo a única região que supera a média do país de 18 mortos por milhão de habitantes, representando 66,56% do total de mortos. As estiagens e secas, enxurradas, inundações e movimentos de massa são os eventos mais incidentes. Porém, é necessário ressaltar as imprecisões nessa compilação, em que escorregamentos foram atribuídos às inundações, região serrana do Rio de Janeiro (MENDONÇA et al. 2020).

Os dados para a região Nordeste não surpreendem, possuindo a segunda maior porcentagem de mortos (15,84%) e a maior de afetados (44,09%). Apesar da densidade demográfica ser a terceira maior do país (34,15 hab/km<sup>2</sup>), a maior porcentagem de afetados é explicada pelos eventos de estiagem e que seca atingem severamente a região.

A região Sul, que tem a segunda maior densidade demográfica (48,58 hab/km<sup>2</sup>) e 16,9 mortos por milhão, correspondendo 13,43% do total de vítimas fatais e 22,68% do total de afetados. Secas e estiagens, enxurradas e vendavais são os eventos de maior ocorrência nessa área.

As regiões Centro Oeste e Norte apresentam as menores densidades demográficas do país, 8,75 hab/km<sup>2</sup> e 4,12 hab/km<sup>2</sup>, respectivamente, bem como as menores quantidades de mortos por milhão, 1 e 8,3, respectivamente. As porcentagens somadas de ambas regiões de vítimas fatais por desastres representam 4,21% do total no país, e a porcentagem de afetados é de 11,06%. A relação entre os números reduzidos e a baixa letalidade em ambas regiões pode ser explicada pela densidade demográfica, tendência que se confirma pelas demais regiões.

Tema da presente pesquisa, os movimentos de massa representaram o maior aumento entre décadas, sendo este de 21,7 vezes, ultrapassando a média geral de 6 vezes, e o segundo maior causador de vítimas fatais, atrás apenas das enxurradas (CEPED UFSC, 2013).

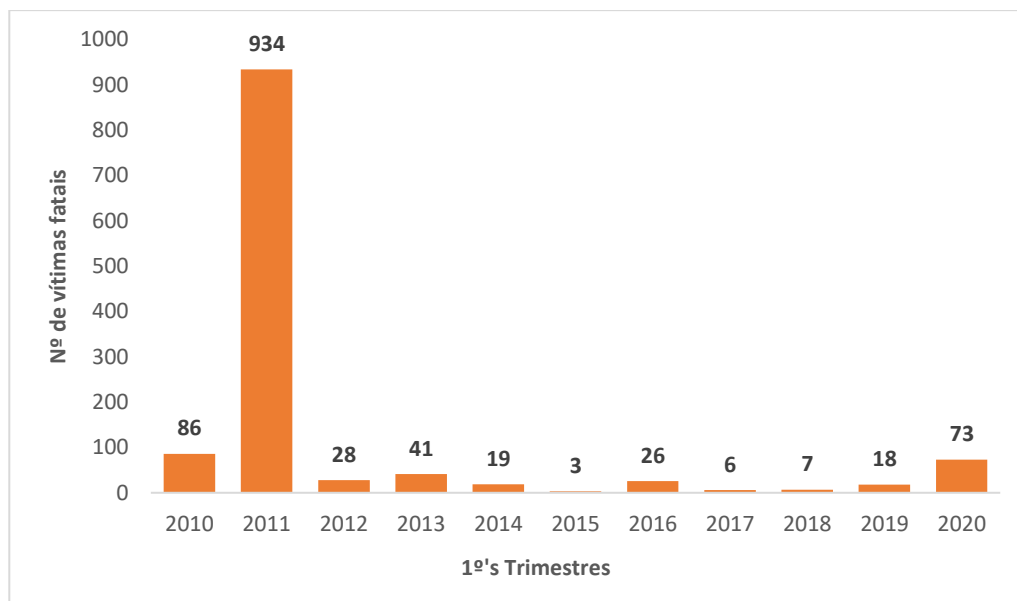
Tal fato é explicado pela influência do embasamento cristalino que compreende o leste do estado de São Paulo, percorre o sul e sudeste de Minas Gerais, as regiões serranas e litorâneas do estado Rio de Janeiro, por isso os eventos estão concentrados nas mesorregiões litorâneas (Figura 14). Em relação aos movimentos de massa, a região Sudeste lidera na quantidade de ocorrências (78,9%) de um total de 699 eventos entre 1991 a 2012 (CEPED UFSC, 2013).



**Figura 14** – Mapa do Brasil apresentando a distribuição de movimentos de massa com concentração na região sudeste. **Fonte:** CEPED UFSC (2013).

Pela Instrução Normativa n. 1/2012, a ferramenta on-line Sistema Integrado de Informações sobre Desastres (S2ID) foi criada com o objetivo de compilar informações sobre desastres, dando aporte para a elaboração de pesquisas e planos de mitigação de risco, sendo alimentada por agentes municipais, estaduais e do Distrito Federal. Esse banco de dados classifica os desastres por evento natural conforme a classificação COBRADE. No que tange aos movimentos de massa, 660 eventos de movimentos de massa causaram desastres no país do período de 1966 a 2016, sendo 132 somente no estado de São Paulo.

O banco de dados do Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) contabiliza o número de mortos por movimentos de massa em uma série histórica desde o final dos anos 80. Nos últimos 10 anos (2010 – 2019), os dados mostram que o número de mortos recorde é de 2011, ano em que aconteceu o desastre da região serrana do estado do Rio de Janeiro. Em 2020, o primeiro trimestre foi marcado como o período mais crítico para o país no que diz respeito à intensidade dos eventos climáticos meteorológicos responsáveis por eventos de grande magnitude. As chuvas intensas deflagraram diversos escorregamentos, resultando em 73 vítimas fatais, sendo que mais da metade desse número está atribuído à região da Baixada Santista. Os registros de mortos para o primeiro trimestre dos anos de 2010 a 2020 são apresentados na Figura 15 (IPT, 2020).



**Figura 15** – Vítimas fatais por escorregamentos no Brasil nos 1ºs trimestres. **Fonte:** IPT (2020).

### 3.3 Movimentos gravitacionais de massa

Kazeev e Postoev (2017) definiram “*landslide*” como “*Um processo de mudanças no estado de tensão-deformação de uma massa de declive levando a acumular separação e desprendimento de solo, enquanto mantém um contato contínuo entre a massa de deslizamento e o solo não perturbado subjacente*”.

Os movimentos gravitacionais de massa são processos presentes em regiões em que o terreno apresenta oscilações topográficas, envolvendo o deslocamento coletivo de volume de solo, rochas e vegetação superfície abaixo sob influência direta da gravidade. Os movimentos de massa exercem um protagonismo importante na evolução natural das paisagens, embora múltiplas interferências antrópicas têm sido responsáveis pelo aumento da sua reincidência e intensidade que, diante de sua ocorrência em áreas habitadas, muitas vezes resultam em eventos catastróficos (GUZZETTI et al., 2012; HUTCHINSON, 1988; TOMINAGA et al., 2009; ZUQUETTE, 2018).

Esses fenômenos podem ser desencadeados por vários fatores, que podem ocorrer simultaneamente ou separadamente, como o excesso de pluviosidade, terremotos e vulcões. Atualmente, a interferência humana tem favorecido acontecimentos excepcionais. Diante desta complexidade, não há fatores condicionantes pautados como exclusivos e indispensáveis para o acontecimento desses eventos, uma vez que podem ocorrer até mesmo debaixo d’água, em base de rochas ou solos e até de florestas naturais (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; TOMINAGA et al., 2009; USGS, 2004).

### 3.3.1 *Classificação dos movimentos gravitacionais de massa*

A complexidade nas formas de ocorrência dos movimentos de massa limita qualquer tipo de tentativa de classificação que almeja englobá-las, entretanto, há uma extensa lista na literatura nacional e internacional dos autores se baseiam em alguns critérios para propor classificações, que podem ser mediante o tipo de material, atividade, geometria, conteúdo de água e velocidade de deslocamento (LI e MO, 2019). Dentre os autores brasileiros, merecem destaque as classificações de (AUGUSTO FILHO, 1992; CERRI, 1990; GUIDICINI; NIEBLE, 1984) e, entre os estrangeiros (BALTZER, 1875; CRUDEN; VARNES, 1996; HOWE, 1909; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; HUTCHINSON, 1988; LI; MO, 2019; SHARPE, 1938; VARNES, 1984).

No âmbito internacional, a classificação mais utilizada é a da USGS (2004), baseada em uma abreviação de Varnes (1978), conforme a Tabela 3. Hungr, Leroueil e Picarelli (2014) propuseram algumas modificações da classificação de Varnes (1978) baseadas no tipo de material, estilo e geometria, exposta na Tabela 4.

**Tabela 3** – Classificação dos movimentos de massa pela classificação da USGS.

Tipo de movimento	Tipo de material		
	Base rochosa	Solos de engenharia	
		Grosso	Fino
<b>Quedas</b>	Rocha	Detritos	Solo fino
<b>Tombamentos</b>	Rocha	Detritos	Solo fino
<b>Escorregamento</b>	<b>Rotacional</b>	Rocha	Detritos
	<b>Translacional</b>		
<b>Rastejos laterais</b>	Rocha	Detritos	Solo fino
<b>Fluxos</b>	Rocha (profundo)	Detritos	Solo fino
<b>Complexos</b>	Combinação de dois ou mais tipos de movimentos		

**Fonte:** Adaptado de USGS (2004).

No Brasil, a Instrução Normativa n. 1, de 24 de agosto de 2012, instituiu a Codificação Brasileira de Desastres (COBRADE), elaborada pela Defesa Civil Nacional, sendo esta adotada como a oficial em território nacional. O recorte para a classificação de movimentos de massa é apresentado na Tabela 5.

**Tabela 4 - Classificação dos movimentos de massa por Hungr, Leroueil e Picarelli (2014).**

<b>Tipologia</b>	<b>Solo</b>	<b>Rocha</b>
<b>Queda</b>	Queda de rocha ou gelo	Queda de pedregulhos, detritos ou silte.
<b>Tombamento</b>	Tombamento de blocos rochosos Tombamento flexural de rocha desenvolvimento ao longo das drenagens;	Tombamento de cascalhos, areia ou silte
<b>Escorregamento</b>	Rotacional de rocha Planar de rocha Em cunha de rocha Composto de rocha	Rotacional de silte ou argila Planar de silte ou argila Cascalho, areia ou detritos Composto de silte ou argila
<b>Espalhamento</b>	Irregular de rocha Espalhamento de rocha	de areia ou silte por liquefação de argila sensível
<b>Fluxo (escoamento)</b>	Avalanche de rocha ou gelo	Fluxo de areia, silte ou detritos secos Fluxo de areia, silte ou detritos Fluxo de argila sensível Fluxo de detritos Fluxo de lama Inundação de detritos Avalanche de detritos Fluxo de terra Fluxo de turfa
<b>Deformação da encosta</b>	Deformação das encostas montanhosas Deformação das encostas rochosas	Deformação dos solos das encostas Rastejo de solo Solifluxão

**Fonte:** Adaptado de Hungr, Leroueil e Picarelli (2014).

**Tabela 5 - Classificação dos movimentos de massa definida pela COBRADE.**

<b>Tipo</b>	<b>COBRADE</b>
Quedas, Tombamentos e rolamentos - Blocos	11311
Quedas, Tombamentos e rolamentos - Lascas	11312
Quedas, Tombamentos e rolamentos - Matacões	11313
Quedas, Tombamentos e rolamentos - Lajes	11314
<b>Movimentos de Massa</b>	
Deslizamentos	11321
Corridas de Massa – Solo/Lama	11331
Corridas de Massa – Rocha/Detrito	11332
Subsidências e colapsos	11340

**Fonte:** Tominaga et al (2009), adaptado pelo autor.

Na sequência, é descrita com maiores detalhes a classificação da USGS (2004) em ordem do poder dos movimentos.

### **3.3.1.1 Rastejos**

Os rastejos acontecem pela movimentação sutil na superfície e descendente da camada superficial do solo, acompanhando a declividade – baixa a moderada - do terreno, em velocidade lenta e contínua, se desenvolvendo intermitentemente, conforme a incidência das precipitações. Estão associados à transição do contato solo-rocha e são identificados pela inclinação de árvores e postes presentes no terreno, bem como outras deformações inerentes ao deslocamento, que têm três tipos de fluência:

**Sazonal**, onde o movimento abrange a profundidade do solo afetada por mudanças na umidade do solo e na temperatura do solo;

**Contínuo**, onde a tensão de cisalhamento ultrapassa progressivamente a força do material;

**Progressivo**, onde a declividade indica o limite de ruptura, similar ao que acontece com os outros tipos de movimentos de massa (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

### **3.3.1.2 Escorregamentos**

São definidos como movimentos rápidos (m/s) de massa de solo, detritos ou rocha, apresentando geometria e volume bem definidos na sua forma de ocorrência, ocasionados pela diminuição da resistência da porção exposta do talude (natural, de corte ou aterro), que tende a ceder por atuação da gravidade. O aumento da poro pressão pela infiltração da água da chuva é a principal causa dos escorregamentos, pois as forças de cisalhamento sobrepõem-se às de resistência ao cisalhamento, diminuindo o fator de segurança (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; LI; MO, 2019; TOMINAGA et al., 2009; USGS, 2004; VARNES, 1978; ZUQUETTE, 2015).

A ocorrência dos escorregamentos do tipo **planares** ou **translacionais** são muito presentes em encostas serranas, decorrentes de materiais inconsolidados pouco espessos e heterogêneos, movendo-se ao longo de uma superfície de ruptura bem delineada e plana, com pouca ou desprezível concavidade (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; OLIVEIRA; BRITO, 1998; TOMINAGA et al., 2009; ZUQUETTE, 2015).

Os escorregamentos **circulares** ou **rotacionais** possuem a superfície de ruptura na forma de curvas (concavidade voltada para cima) no limite de ruptura, sendo influenciados por solos homogêneos, de rochas sedimentares ou cristalinas, envolvendo aterros, pacotes de solo ou depósitos mais espessos (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; KAZEEV; POSTOEV, 2017; TOMINAGA et al., 2009).

### 3.3.1.3 Fluxos - Corridas

Os fluxos (ou corridas) são processos de escoamentos de solo em forma líquida viscosa, de períodos muito curtos de tempo e grande volume de material, possuem um alcance mensurado em quilômetros com grande capacidade de provocar destruições (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; USGS, 2004; VARNES, 1978).

Estão entre as diversas distinções quanto a forma de ocorrência, os **fluxos/corridas de lama** (*mud flow*), que são movimentos de solo compostos de pelo menos metade em finos e detritos combinados com grandes quantidades de água em locais que apresentam alta declividade (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; LI; MO, 2019; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

O **fluxo/corrida de terra** (*earth flow*), ocorrem em função do tipo de solo de material fino (argila e silte) com menores teores de água (ou em fluxos secos), se liquefaz e escorre na forma de uma ampulheta em velocidade moderada, caracterizada pela declividade moderada do terreno (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; LI; MO, 2019; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

Os **fluxos/corridas de detritos** (*debris flow*) são compostos por uma diversidade de materiais, tais como o solo (com menos da metade dos finos), rocha, matéria orgânica, vegetação, ar e água que, quando está em processo de desprendimento causado pelo escoamento superficial, é canalizado para as vertentes, conduzindo todo o tipo de material que não tem a capacidade de se opor a sua força de arraste (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; LI; MO, 2019; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

As **avalanches** (*debris avalanche*) são ocasionadas pela instabilidade de taludes com material inconsolidado intemperizado que se desprende do leito rochoso, incidindo majoritariamente sobre terrenos com declives muito altos. A velocidade dos movimentos de

solo variam de muito rápidos a extremamente rápidos (100 m/s), conforme a quantidade de umidade presente para a iniciação desse processo (HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; LI; MO, 2019; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

#### **3.3.1.4 Quedas – Movimento de blocos**

Em alguns determinados pontos das encostas naturais íngremes há a presença de rochas resistentes ao intemperismo que, ao longo do tempo, tendem a se desprender com a gravidade e a ação de chuvas intensas ou prolongadas (DRM, 2011; HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004; VARNES, 1978).

A ocorrência de **queda de blocos** é caracterizada pelo desprendimento de materiais de diversos tamanhos e volumes do maciço rochoso em queda livre (DRM, 2011; HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

O **tombamento de blocos**, ocorre pelo movimento rotacional de uma placa de rocha abaixo, ocasionado por descontinuidades como as fraturas e articulações profundas (DRM, 2011; HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

O **rolamento de blocos** ou **rolamento de matacão** se dá pelo movimento em queda livre de matacões que atingem por toda a extensão da superfície íngreme, onde normalmente, esses blocos de rocha estão dispostos sobre materiais inconsolidados, que sofrem instabilização pela ação da pluviosidade, provocando os rolamentos (DRM, 2011; HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008; HUNGR; LEROUEIL; PICARELLI, 2014; MASSAD, 2010; OLIVEIRA; BRITO, 1998; USGS, 2004).

### **3.4 Fatores condicionantes de escorregamentos**

Diversos fatores determinam o potencial de uma vertente mover-se superfície abaixo, sendo que cada fator em particular irá exercer um peso sobre no processo de instabilização, podendo ser de maneira mais sutil ou complexa, portanto devem ser observados concomitantemente (VARNES, 1978; ZÊZERE, 2005). Entre as principais causas dos

movimentos de massa estão envolvidas entre duas categorias: causas naturais e antropogênicas.

As causas naturais fazem parte da modelagem morfológica das paisagens, envolvendo apenas os componentes do ambiente físico. Por outro lado, a ação antropogênica é responsável por intensificar as ocorrências em locais com propensões naturais somados àqueles que passaram a registrar ocorrências após as instalações irregulares. Nos últimos anos, tem sido recorrente pesquisas apontarem que a união de fatores naturais e antrópicos têm intensificado os escorregamentos em áreas cuja expectativa de acontecimentos não era esperada. Os elementos responsáveis por desencadear os movimentos de massa podem ser divididos em preparatórios ou imediatos (GUIDICINI; NIEBLE, 1984; HIGHLAND; BROBOWSKY, 2008), listados sequencialmente:

- Preparatórios: pluviosidade, erosão pela água e vento, congelamento e degelo, variação de temperatura, elevação dos níveis de água subterrânea, ação de animais e intervenções antrópicas como o desmatamento e ocupação de áreas irregulares.
- Imediatos: chuvas intensas, terremotos, erosão, ondas, ventos, incidência de raios, interferência antropogênica.

Os condicionantes naturais associados a esse tipo de fenômeno referem-se aos atributos do meio físico, como a geologia, geomorfologia, pedologia, topografia e vegetação, enquanto que as condicionantes antrópicas são os fatores de uso e ocupação do solo, alterações dos níveis do relevo, modificações geoambientais, infraestrutura e a resposta da população (TOMINAGA, 2007; ZÊZERE, 2005).

A seleção de parâmetros de inserção é fundamental para qualquer estudo de suscetibilidade de escorregamentos. Entretanto, se discute a quantidade de parâmetros ideal para se obter resultados eficazes, a depender muito da metodologia utilizada, onde alguns trabalhos obtiveram resultados efetivos com a utilização de poucos parâmetros (AKGUN, 2012; DAHL et al., 2010; DIAS, 2019; OHLMACHER; DAVIS, 2003; PEREIRA; ZÊZERE; BATEIRA, 2012) e, inversamente, estudos que utilizaram uma quantidade significativa de parâmetros também obtiveram sucesso (AFUNGANG; DE MENESES BATEIRA; NKWEMOH, 2017; FELICÍSIMO et al., 2013; GUZZETTI et al., 1999; NEFESLIOGLU et al., 2011; SESTRAS et al., 2019; ZHOU et al., 2002).

Dessa maneira, a compilação de uma quantidade elevada de parâmetros não implica diretamente na qualidade do produto gerado, sendo necessária a identificação dos parâmetros mais importantes entre os que estiverem de posse do pesquisador. Nas subseções seguintes, serão abordados os fatores condicionantes elencados para a presente pesquisa.

### 3.4.1 **Geologia**

Configurações geológicas são responsáveis por interferir nas ocorrências de escorregamentos e suas tipologias, associadas às suas propriedades geomecânicas e propriedades hidráulicas da rocha e exerce influência nas características da cobertura do solo (CATANI et al., 2005; DAI; LEE, 2002; VAN WESTEN; CASTELLANOS; KURIAKOSE, 2008).

Os materiais inconsolidados e rochosos sofrem alterações químicas e físicas pelos processos de intemperismo controlados pelo clima local, onde a temperatura, umidade, pluviometria, radiação, evaporação e a decomposição de matéria orgânica são agravadas ou retardadas (CRUZ, 1975). Em um ambiente como o da Serra do Mar, em área de mata atlântica e floresta do tipo ombrófila densa, o solo encontra-se exposto aos processos de intemperismo que ocorrem de forma intensa (HUECK, 1972; RIZZINI, 1979).

Alguns autores sugeriram investigações do subsolo para obtenção de parâmetros geotécnicos mais precisos para a execução de zoneamentos (CARRARA et al., 1999). Porém, para estudos de mapeamentos que geralmente abrangem uma área extensa, essa abordagem se torna um problema do ponto de vista econômico, principalmente pela aplicação da subjetividade, uma vez que o mapeamento seria interpretado a partir de uma amostra pontual (PEREIRA, 2009; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

Fell et al. (2008) relataram condições geológicas naturais genéricas que propiciam a ocorrência de escorregamentos em locais onde não há registros ou evidências de eventos históricos:

- Basalto intemperizado sobreposto a outras rochas;
- Rochas graníticas e vulcânicas intemperizadas;
- Rochas intercaladas intemperizadas (como argila, xisto e siltito), arenito e calcário;

Adicionalmente, Zêzere (2005) destaca algumas propriedades geotécnicas generalizadas como condicionantes importantes:

- Presença de rochas argilosas com comportamento mecânico plástico;
- Presença de depósitos sedimentares não consolidados ou fracamente consolidados (ex.: loess, argilas glacio-marinhas, siltes finos);
- Presença de solos pouco espessos assentes sobre rochas maciças, impermeáveis;
- Presença de rochas alteradas, esmagadas ou fissuradas;
- Existência de descontinuidades estruturais (planos de estratificação, planos de xistosidade, falhas, diaclases) e sua concordância com o declive;

- Contrastes na permeabilidade e seus efeitos no regime hidrológico dos terrenos.

Varnes et al. (1984) e Fell et al. (2008) apontaram que o uso de mapas geológicos para a definição de suscetibilidade se torna mais eficaz quando usadas as unidades litológicas, cuja classificação faz referência aos limites de diferentes tipos de rochas, variando a estabilidade de um compartimento e estabelecendo mudanças geotécnicas como a resistência, permeabilidade, coesão e ângulo de atrito.

A litologia é um dos fatores que determinam o tipo de solo e materiais rochosos que se desenvolvem em uma encosta ou são transportados a jusante por erosão e deslizamentos de terra, nesse caso, a rigidez do material rochoso como os granitos, tem menor probabilidade de sofrer desgaste do que rochas porosas menos resistentes. Para mapeamentos de abordagens heurísticas e estatísticas, a litologia é um dos aportes essenciais, uma vez que influencia as propriedades geomecânicas do solo (COSTANZO et al., 2012; SEGONI et al., 2016).

Ao longo do tempo, diversos autores têm considerado as unidades litológicas em seus mapeamentos, acumulando uma extensa experiência com a utilização desse parâmetro (CATANI et al., 2013; COSTANZO et al., 2012; HUTCHINSON, 1988; PACHAURI; PANT, 1992; SEGONI et al., 2016; SESTRAS et al., 2019; ZHOU et al., 2002).

Em uma abordagem recente, Segoni et al. (2020) estudaram diferentes componentes (unidades litológicas, cronológicas, paleogeográficas, estruturais e genéticas) derivados de mapas geológicos na região norte da Toscana (Itália), concluindo que a geologia é essencial no estudo da suscetibilidade.

### **3.4.2 Geomorfologia**

A geomorfologia determina o comportamento dos processos de denudação, descompressão e expansão volumétrica, levantamentos tectônicos associados à disposição da rede hidrográfica, deposição de sedimentos e aumento de carga nas vertentes (AFUNGANG; DE MENESES BATEIRA; NKWEMOH, 2017; COROMINAS et al., 2013; ZÊZERE, 2005).

Entretanto, o tipo de informação extraída dos atributos geomorfológicos pode ter maior ou menor relevância de acordo com a escala de trabalho do mapeamento, sendo que nenhuma delas apresenta contundência para análises em escalas de detalhe. Nesse caso, as unidades geomorfológicas, que correspondem à classificação genética dos principais processos de construção das formas de relevo, exercem influência média para as escalas

grandes. As subunidades geomorfológicas, que restringe a divisão das unidades geomorfológicas em áreas menores, têm alto nível de importância até as escalas grandes (VAN WESTEN; CASTELLANOS; KURIAKOSE, 2008).

Como suporte para as análises em locais em que não há informações disponíveis de escorregamentos pretéritos, Fell et al. (2008) discriminaram as unidades e características geomorfológicas genéricas para o desenvolvimento de instabilizações de vertentes:

- Dunas de areia;
- Margens de rios em solos sujeitos a inundações e/ou erosão ativa;
- Encostas naturais íngremes em regiões afetadas por grandes terremotos ou chuvas concentradas;
- Inclinações em argilas altamente sensíveis;
- Onde houver subcotação ativa das encostas pelos rios ou pelo mar;
- Nas regiões sismicamente ativas, declives em solos saturados e soltos, suscetíveis à liquefação.

### 3.4.3 **Vegetação**

A cobertura vegetal é indispensável pelo reforço das raízes e para garantir a absorção do excesso de umidade e serve como uma camada de proteção dos horizontes superficiais do solo, inibindo o seu desgaste e favorecendo um equilíbrio relativo para a estabilidade de um talude. A ausência da vegetação viabiliza o aumento dos fluxos de escoamento, culminando no aumento da umidade e na diminuição da tensão efetiva do solo, que causa o escorregamento do material no estado plástico ou semi-sólido (COLANGELO, 1995; MASSAD, 2010).

A cobertura vegetal disposta na Serra do Mar é densa e possui indivíduos de porte arbóreo que podem apresentar 30m a 40m de altura, com um sistema radicular denso (raio de 10m a 40m), e a distância entre árvores tem a média entre 10 a 15m. Nessas condições, o percurso da água é dificultado por enfrentar os obstáculos do tronco das espécies arbóreas, retardando o escoamento e infiltração (CAMARGO, 1972; TROPMAIR; FERREIRA, 1987). Mattos e Matsukuma (1990) avaliaram e mapearam o nível de degradação da Serra do Mar no município de Cubatão em três períodos: 1962, 1972 e 1985. Entre as principais, estiveram o desmatamento em função da poluição industrial que dizimou um grande número de espécies, as construções de vias de acesso provocando cortes em taludes e a ocupação antrópica com a instalação de moradias. Diante do exposto, em 1985 houve o maior evento

que desencadeou uma série de movimentos de massa já registrado para o município de Cubatão, especialmente nas áreas em que houve perda total da cobertura vegetal.

Esse parâmetro é avaliado a partir da geração do Índice de Vegetação com Diferença Normalizada (NDVI) que indica a intensidade de vegetação distribuída na área de estudo, conforme Eq. (1) (CHEN et al., 2019; PRADHAN et al., 2014).

$$NDVI = \frac{IV - V}{IV + V} \quad (1)$$

Em que:

IV: bandas de infravermelho próximo;

V: bandas de vermelho;

### 3.4.4 Declividade

A declividade é um fator chave para o processo de identificação áreas suscetíveis a escorregamentos, uma vez que o ângulo de uma vertente é responsável por controlar a tensão e resistência ao cisalhamento atuando nas encostas. É sempre buscada em várias abordagens na literatura para sua maior compreensão e correlação com outros fatores, como a litologia, estrutura geológica e uso do solo (ALEOTTI; CHOWDHURY, 1999; BACCARO, 1985; COROMINAS et al., 2013; DIAS, 2019; FELL et al., 2008; GUZZETTI et al., 1999; IRIMUŞ et al., 2017; SIDLE; PEARCE; O'LOUGHLIN, 1985; ZÊZERE, 2005).

Em âmbito internacional, os ângulos mais suscetíveis à ocorrência de movimentos de massa podem ser observados a partir de 25°, em geral com pouca variação até mesmo entre localizações de diferentes continentes, como apresentado na Tabela 6.

**Tabela 6** – Classes mais suscetíveis de declividade identificadas em trabalhos internacionais.

Autor e ano	Localização	Classe mais suscetível
Pachauri e Pant (1992)	Índia	> 35°
Dai e Lee (2002)	Hong Kong	30° - 40°
Zhou et al. (2002)	Hong Kong	25° - 35°
Lan et al. (2004)	China	30° - 50°
Pereira (2009)	Portugal	30° - 35°
Tien Bui et al. (2016)	Vietnam	8° - 35°
Jiménez-Perálvarez (2018)	Espanha	25° - 35°
Li e Chen (2019)	China	40° - 50°
Sestraş et al. (2019)	România	30° - 35°

No Brasil, os ângulos mais suscetíveis não diferem, em sua maioria, dos resultados de pesquisas no âmbito internacional, mesmo com paisagens e clima diferentes (Tabela 7). Tomida (1990), ao contabilizar os grandes eventos de movimentos de massa das décadas de 60, 70 e 80 em Cubatão, observou que a maior frequência de ocorrência foi acima de 30°. Entretanto, o ângulo pode variar de acordo com a unidade geotécnica e tipologia do movimento.

**Tabela 7** – Classes mais suscetíveis de declividade identificadas em trabalhos pelo Brasil.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classe mais suscetível</b>
Baccaro (1985)	Cubatão - SP	30° - 40°
Tomida (1990)	Cubatão - SP	> 30°
Nalon (2000)	Cubatão - SP	25° - 36°
Fernandes et al. (2001)	Rio de Janeiro - RJ	37,1° - 55,5°
Marcelino (2004)	Caraguatatuba – SP	25,3° - 45°
Vieira, Fernandes e Filho, (2010)	Cubatão – SP	30° - 40°
Cerri et al. (2017)	Caraguatatuba – SP	36° - 45°
Martins et al. (2017)	Antonina – PR	30° - 40°
Dias (2019)	Caraguatatuba – SP	30° - 55°

### 3.4.5 *Elevação*

A elevação é definida pela altimetria que identifica os padrões do relevo, um parâmetro utilizado em avaliações de suscetibilidade a escorregamentos que, além da altitude proporcionar um potencial de movimentos de massa, ainda apresenta correlação com os limiares de precipitação, temperatura e distribuição da vegetação (COSTANZO et al., 2012; SIDLE; PEARCE; O'LOUGHLIN, 1985).

Em alguns trabalhos listados pelo do mundo situados em contextos diferentes, há um aumento na amplitude de variação dos limites de altitude que são mais propensos a sediarem escorregamentos (Tabela 8).

**Tabela 8** – Classes mais suscetíveis de elevação identificadas em trabalhos internacionais.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classes mais suscetíveis (m)</b>
Pauchari e Pant (1992)	Índia	> 1000
Lan et al. (2004)	China	1500 - 2000
Tien Bui et al. (2016)	Vietnam	< 300
Jiménez-Perálvarez (2017)	Espanha	500 - 1000
Pourghasemi e Kerle (2016)	Irã	100 - 500
Sestras et al. (2019)	România	285 - 400

É possível observar na Tabela 9 que em um ambiente com clima e geomorfologia similar, os resultados obtidos por autores brasileiros apresentam poucas variações.

**Tabela 9** – Classes mais suscetíveis de elevação identificadas em trabalhos pelo Brasil.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classes mais suscetíveis (m)</b>
Nalon (2000)	Cubatão - SP	300 – 500 / 500 - 700
Marcelino (2004)	Caraguatatuba – SP	200 - 300
Lopes et al. (2007)	Cubatão – SP	300 – 450 / 450 – 600 / 600 - 750
Vieira et al. (2010)	Cubatão – SP	600 - 800
Nery e Vieira (2014)	Cubatão - SP	200 - 400
Gabelini (2017)	Caraguatatuba – SP	100 – 200 / 200 – 300 / 300 - 400
Dias (2019)	Caraguatatuba – SP	200 - 600

### 3.4.6 **Orientação**

A orientação ou aspecto é um produto morfométrico obtido a partir de mapas topográficos, derivadas do Modelo Digital de Elevação (MDE) geradas a partir de curvas de nível para obtenção de sua maior precisão, resulta em um mapa de orientação de vertentes octogonal (N, NE, NO, S, SE, SO, E e O) (DE BIASI et al., 1977; SIDLE; PEARCE; O'LOUGHLIN, 1985; VAN WESTEN; CASTELLANOS; KURIAKOSE, 2008).

Por indicar a exposição de uma vertente às quantidades de chuva, à incidência de luz solar no terreno e seu consequente arranjo de cobertura vegetal, está associada ao grau de intemperismo que uma encosta sofre de acordo com as variações climáticas, influenciando os processos de escorregamentos (CATANI et al., 2013; DAI; LEE, 2002; GUZZETTI et al., 1999; SESTRAS et al., 2019).

Sendo assim, a orientação é considerada em pesquisas internacionais (Tabela 10) e nacionais (Tabela 11) na busca por alguma posição de talude que possa contribuir para a identificação de classes mais suscetíveis.

**Tabela 10** - Classes mais suscetíveis de orientação identificadas em trabalhos internacionais.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classes mais propensas</b>
Bui et al. (2012)	Vietnam	SO
Pradhan et al. (2014)	Malásia	NE
Hong et al. (2016)	China	NO
Pourghasemi e Kerle (2016)	Irã	S
Afungang et al. (2017)	Camarões	O
Chen et al. (2019)	China	L

**Tabela 11** – Classes mais suscetíveis de orientação identificadas em trabalhos pelo Brasil.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classes mais propensas</b>
Nalon (2000)	Cubatão - SP	L e SE
Marcelino (2004)	Caraguatatuba – SP	E, S e SE
Vieira et al. (2010)	Cubatão – SP	N, NO, NE
Nery e Vieira (2014)	Cubatão - SP	O
Dias (2019)	Caraguatatuba – SP	S

### 3.4.7 *Curvatura*

A curvatura de um talude é um parâmetro morfométrico que exerce influência sobre superfícies e o escoamento na encosta, afetando a taxa de deposição e a tipologia de escorregamentos (SIDLE; PEARCE; O’LOUGHLIN, 1985).

Se apresentando na forma côncava, convexa e retilínea, tem a capacidade de influenciar os fluxos em relação a sua a velocidade, bem como a concentração nos taludes côncavos, e a dispersão nos taludes convexos (MONTGOMERY; DIETRICH, 1994; NINU KRISHNAN et al., 2015; SIDLE; PEARCE; O’LOUGHLIN, 1985).

Esse parâmetro também está associado às espessuras das camadas de solo, como a presença de solos rasos em curvaturas retilíneas, onde geralmente ocorrem escorregamentos translacionais. Por outro lado, as encostas de curvatura côncava, em sua maioria, comportam espessuras medianas de solo, enquanto os taludes de curvatura convexa possuem solos mais espessos (AUGUSTO FILHO; CERRI, 1988).

Dessa maneira, Zevenbergen e Thorne (1987) propuseram esse parâmetro para estudos estatísticos. Na Tabela 12 e Tabela 13 estão dispostas as classes mais suscetíveis identificadas em trabalhos nacionais e internacionais, respectivamente.

**Tabela 12** – Classes mais suscetíveis de curvatura identificadas em trabalhos internacionais.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classe mais propensa</b>
Althuwaynee; Pradhan; Lee (2012)	Malásia	Côncava
Althuwaynee et al. (2014)	Coréia do Sul	Côncava
Pourgasemi e Kerle (2016)	Irã	Convexa e Retilínea
Hong; Pourghasemi; Pourtaghi (2016)	China	Convexa
Afungang et al. (2017)	Camarões	Retilínea
Chen et al. (2019)	China	Convexa

**Tabela 13** – Classes mais suscetíveis de curvatura identificadas em trabalhos pelo Brasil.

<b>Autor e ano</b>	<b>Localização</b>	<b>Classe mais propensa</b>
Tatizana et al. (1987)	Cubatão - SP	Retilínea
Nalon (2000)	Cubatão – SP	Retilínea
Fernandes et al. (2001)	Rio de Janeiro - RJ	Côncava
Vieira et al. (2010)	Cubatão – SP	Convexa
Nery e Viera (2010)	Cubatão – SP	Convexa
Vieira e Ramos (2015)	Caraguatatuba – SP	Convexa
Barella (2016)	Belo Vale e Antônio Pereira - MG	Convexo - Côncavo
Dias et al. (2017)	Caraguatatuba – SP	Convexa
Martins et al. (2017)	Antonina - PR	Côncava
Dias (2019)	Caraguatatuba – SP	Côncava - Convexa

### 3.4.8 ***Índice de Umidade Topográfica***

O índice de umidade topográfica, do inglês *Topographic Wetness Index* (TWI) corresponde à umidade do solo conforme a declividade (BEVEN; KIRKBY, 1979). Uma vez que a instabilização de um talude em muitos casos ocorre pelo seu grau de saturação e a profundidade do solo, esse parâmetro hidrológico possui uma elevada importância para uma avaliação de suscetibilidade (POURGHASEMI; MORADI; FATEMI AGHDA, 2013; PRADHAN, 2013; VORPAHL et al., 2012).

O TWI é comumente implementado para descrever a disposição espacial da umidade do solo, calculado a partir do efeito da topografia no local em que  $\alpha$  é a área cumulativa da subida que drena através de um ponto (ou acumulação de fluxo) e  $\tan \beta$  é o ângulo de inclinação, definido pela Eq. (2) (CATANI et al., 2013; CHEN et al., 2019; COSTANZO et al., 2012; DEVKOTA et al., 2013; FELICÍSIMO et al., 2013).

$$TWI = \ln\left(\frac{\alpha}{\tan \beta}\right) \quad (2)$$

Dessa forma, os valores próximos às cristas são valores baixos, onde a área de contribuição é relativamente pequena, atingindo os valores mais elevados em fundos de vale, zonas relativamente planas com maiores áreas de contribuição (VORPAHL et al., 2012).

### 3.4.9 ***Condicionantes antrópicas***

As condicionantes antrópicas referem-se às alterações que o solo sofreu pela instalação de diversas atividades humanas que ocupam seu espaço, sendo uma tarefa difícil acompanhar

a evolução ao longo do tempo, dado que o ambiente se encontra em processo de constantes alterações. Abaixo são listadas as atividades antrópicas que contribuem para o agravamento de instabilizações geotécnicas (ZÊZERE, 2005):

- Escavação a meia vertente ou na base da vertente;
- Sobrecargas no topo da vertente (por exemplo, aterros);
- Irrigação no talude;
- Manutenção deficiente dos sistemas de drenagem;
- Retirada da cobertura vegetal;
- Atividade de mineração;
- Vibrações artificiais: tráfego rodoviário e ferroviário, maquinaria pesada etc.

Uma vez que a escassez de cobertura vegetal contribui de modo significativo para instabilizações de encostas, é possível identificar indiretamente as áreas em que ocorrem os escorregamentos. É improvável encontrar um consenso sobre qual atividade impacta de forma a oferecer mais suscetibilidade a esses processos, uma vez que cada região estudada é influenciada por seus recursos naturais disponíveis e o papel que ela desempenha na economia, acarretando em diferentes serviços (COSTANZO et al., 2012; PEREIRA; ZÊZERE; BATEIRA, 2012; VARNES, 1984).

### **3.5 Agentes de deflagração**

Em países de clima tropical, como é o caso do Brasil, os principais mecanismos responsáveis pela deflagração de instabilizações são provenientes dos desdobramentos de fenômenos climáticos e meteorológicos, como os regimes pluviométricos intensos ou de longa duração. Na região sudeste especificamente, um fenômeno meteorológico que merece destaque na propagação de chuvas intensas é a atuação da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) que, ao longo dos anos, no estado de São Paulo, vem favorecendo um maior número de ocorrência dos movimentos de massa (MARCELINO, 2008; PELLEGRINA, 2011).

Diante do exposto, é necessário estudar ao longo dos anos a evolução dos fenômenos climáticos, uma vez que os regimes de chuva não seguem um padrão anual de incidência em relação a sua distribuição e, de acordo com a sua variação ao longo dos anos devido às mudanças climáticas, os períodos de retorno podem ser menos partilhados e mais intensos, com o potencial de causar eventos inusitados em consequência das instabilidades geotécnicas (GARIANO; GUZZETTI, 2016). Sendo assim, a observação dos fenômenos

climáticos deve ser feita em consonância da ocorrência dos movimentos de massa, buscando uma melhor compreensão entre as dimensões pluviométricas e as instabilizações.

Zêzere (2005) apontou a dificuldade de se estabelecer de padrões universais no que diz respeito à limites ou intervalos pluviométricos críticos frente as diferentes tipologias de escorregamentos. Todavia, de modo geral, fluxos de detritos estão associados às chuvas de grande intensidade e de curta duração limitada a horas. Os escorregamentos superficiais, em que a superfície de ruptura ocorre em até 2 m de profundidade, estão relacionados às chuvas intensas e curtas. No entanto, escorregamentos de maiores profundidades, como os rotacionais que variam de 5 a 20 m, são desencadeadas por longos períodos de chuva (entre semanas e meses).

Guidicini e Iwasa (1976) ao relacionar dados de escorregamentos e limiares pluviométricos para a região da Serra do Mar, concluíram que precipitações acima de 12% da pluviosidade média anual foram limitantes para provocar a instabilidade das encostas. Acompanhando a mesma tendência, as precipitações que ultrapassam os 20% da média anual foram responsáveis por provocar eventos catastróficos.

Polemio e Sdao (1999) analisaram o período de chuvas acumuladas atrelado à ocorrência de movimentos de massa, utilizando o método de duração crítica em dias consecutivos, chegando à conclusão de que 10 a 90 dias de chuva acumulada foi um período contundente para a comuna de Avigliano, na Itália.

### **3.6 Terminologias para avaliação de perigo de escorregamentos**

Esta seção pauta as terminologias inerentes ao foco do estudo, visando esclarecer os conceitos e pontuar as dificuldades acerca das definições propostas por diversos autores, bem como a relação com as metodologias realizadas.

#### **3.6.1 *Dificuldades em estabelecer conceitos universais***

Notadamente, diferentes definições são adotadas para uma mesma terminologia. Este fato impossibilita - até o momento - em estabelecer um conceito universal acerca das nomenclaturas tratam dos aspectos físicos, sociais, perigo e risco. A depender da área do conhecimento e contexto de aplicação, esses termos podem ser entendidos de diferentes maneiras, muitas vezes até tratados como sinônimos.

Terminologias que tratam de aspectos físicos e sociais podem causar certas confusões. A maioria dos artigos que tratam dos processos físicos a escorregamentos (Tabela 2), por exemplo, referem-se à análise da propensão espacial de tal fenômeno, sem considerar os danos e períodos de ocorrência (FELL et al., 2008). Entretanto, a terminologia mais recente da ONU não propõe uma definição exclusiva para os processos físicos, e ainda cita essa nomenclatura dentro da definição de vulnerabilidade, conforme a Tabela 15 (UNDRR, 2017).

Não obstante, atividades humanas podem ser indutoras de alguns processos naturais, culminando na intensificação de determinado fenômeno. Exemplos comuns deste enredo são as áreas de baixa renda com presença de edificações inadequadas em encostas, vazamentos de efluentes e esgoto, ausência de sistemas de drenagem e fundações, refletindo no aumento na vulnerabilidade. Assim, a vulnerabilidade de aspectos sociais pode tanto fazer parte do processo, como ser o dano decorrente.

No que tange ao perigo, enquanto algumas definições se resumem à propensão espacial de um fenômeno, outras pontuam a necessidade de se considerar o período de retorno do fenômeno (FELL et al., 2008). A terminologia da ONU, inclui que o perigo pode ser proveniente de processos naturais ou estar associados às atividades humanas (UNDRR, 2017).

Para o risco, a maioria dos conceitos enfatizam a necessidade de calcular a probabilidade de um elemento ser afetado. No entanto, outras definições referem-se somente à mensuração de perda ou danos, sem mencionar a probabilidade. Tais diferenças podem estar relacionadas à dificuldade de se obter o risco, uma vez que requer dados muitas vezes não estão disponíveis.

Na sequência, serão discutidas as terminologias e definições propostas por diferentes autores, instituições e organizações.

### **3.6.2 Suscetibilidade**

A suscetibilidade refere-se à propensão que o ambiente oferece, a partir de seus atributos, a distribuição espacial em que os fenômenos naturais que podem ocorrer, avaliando qualitativamente ou quantitativamente suas condições potenciais (FELL et al., 2008; TOMINAGA et al., 2009).

Guzzetti (2005) e Fell et al. (2008) enfatizaram a suscetibilidade identifica as áreas predispostas à ocorrência de fenômenos de impacto ao meio físico, podendo conter as

características desse fenômeno como a velocidade e intensidade, determinados pela tipologia predita. Porém, ambos estudos pontuam que essa análise não determina a frequência de ocorrência, como também não leva em conta os danos potenciais, o que depende da análise de perigo.

Na Tabela 14 estão apresentadas as definições do termo suscetibilidade adotadas por diversos autores.

**Tabela 14** - Definições acerca da terminologia suscetibilidade.

<b>Autor e ano</b>	<b>Definição de suscetibilidade</b>
Zuquette (1993)	Possibilidade de que um escorregamento ocorra em uma área, com base nas condições do terreno local. A suscetibilidade não considera, de forma explícita, a probabilidade de ocorrência que também dependa da recorrência de fatores de disparo, tais como as precipitações ou sismos.
Soeters e van Westen (1995)	Propensão de uma determinada área de ser afetada por um (certo tipo) de deslizamento de terra, baseado, unicamente, em condições do terreno, não apresentando a probabilidade de ocorrência dos fenômenos.
Zêzere (2005)	Como a probabilidade espacial de ocorrência de um determinado fenômeno numa dada área, tendo em conta os fatores condicionantes existentes no terreno, independentemente do seu período de recorrência, ou seja, a suscetibilidade reflete uma probabilidade espacial, mas não temporal.
USGS (2008) - <i>States Geological Survey</i>	As condições determinadas por fatores ou processos físicos, sociais, econômicos e ambientais que aumentam a suscetibilidade de um indivíduo, uma comunidade, ativos ou sistemas aos impactos de perigos.
Fell et al. (2008) - <i>JTC-1 Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes</i>	Uma avaliação quantitativa ou qualitativa da classificação, volume (ou área) e distribuição espacial dos escorregamentos. A suscetibilidade também pode incluir uma descrição da velocidade e intensidade do deslizamento de terra existente ou potencial. Embora seja esperado que os escorregamentos ocorram com mais frequência nas áreas mais suscetíveis, na análise de suscetibilidade, o período de retorno não é explicitamente considerado.

**Fonte:** adaptado de Corteletti (2017).

### 3.6.3 **Vulnerabilidade**

No presente contexto, a vulnerabilidade pode ser definida como as condições determinadas por um conjunto de fatores ou processos físicos, sociais, econômicos e ambientais que aumentam a exposição de um sistema social ao perigo (UNDRR, 2017).

Para a sua avaliação, Alcántara-Ayala et al (2018) buscaram avaliar a vulnerabilidade a partir de questionários perante à percepção do risco iminente pela população. Outra maneira seria através de indicadores – dos mais básicos aos mais complexos - que buscam explicar o perfil demográfico, distribuição de idade, renda e até mesmo a compreensão do

idioma local (CUTTER; BORUFF; SHIRLEY, 2003, 2003; EIDSVIG et al., 2014; GUILLARD-GONÇALVES et al., 2015).

Além disso, é um componente fundamental que integra a avaliação de risco, pois para esse tipo de análise é necessária para o entendimento entre a interação de um escorregamento e o elemento exposto (UNDRR, 2017).

Existe uma extensa discussão acerca dessa terminologia, amparada por diferentes autores e instituições com variados pontos de vista, como apresentado na Tabela 15.

**Tabela 15 - Definições acerca da terminologia vulnerabilidade.**

<b>Autor e ano</b>	<b>Definição de vulnerabilidade</b>
Varnes (1984)	Grau de perda de potencial (dano) de um dado elemento ou conjunto de elemento, resultante da ocorrência de fenômeno de catástrofe (desastres naturais) de uma determinada magnitude. Ela é expressa numa escala de 0 (ausência de danos) até 1 (perda total).
Zuquette (1993)	Característica intrínseca de um sujeito, sistema ou elemento que estão expostos a um evento perigoso (hazard), correspondendo à predisposição destes em serem afetados ou suscetíveis a perdas. É expressa em uma escala que varia de 0 (sem perdas) a 1 (perdas totais).
IUGS-WGL (1997) <i>International Union of Geological Sciences (Working Group on Landslide)</i>	Potencial de perda para um dado elemento ou grupo de elementos dentro da área afetada por um escorregamento.
JTC32 (2004) - <i>Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes 32</i>	O grau de perda para um determinado elemento ou conjunto de elementos dentro da área afetada por um acidente (ameaça). Ela é expressa numa escala de 0 (sem perda) a 1 (perda total). Além disso, trata-se de um conjunto de condições resultantes de processos físicos, social, econômico e fatores ambientais, que aumentam a suscetibilidade de uma comunidade ao impacto das ameaças.
AGS (2007) - <i>Australian Geomechanics Society</i> concordando com JTC32 (2004)	Grau de perda para um determinado elemento ou conjunto de elementos dentro da área afetada pelo escorregamento. Ela é expressa numa escala de 0 (sem perda) a 1 (perda total). Para uma propriedade, a perda será o valor do dano em relação ao valor da propriedade; para pessoas, será a probabilidade que uma determinada vida (elemento em risco) será perdida, quando afetadas pelo deslizamento.
USGS (2008) - <i>United States Geological Survey</i>	Ao escorregamento, refere-se a extensão das perdas potenciais para um dado elemento, ou conjunto de elementos, dentro de uma área afetada pela ameaça, expressa na escala de 0 (sem perdas) a 1 (perda total); vulnerabilidade é formada por condições físicas, sociais econômicas e ambientais.
Fell et al. (2008) - <i>JTC-1 Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes</i>	O grau de perda de um determinado elemento ou conjunto de elementos dentro da área afetada pelo escorregamento. É expresso em uma escala de 0 (sem perda) a 1 (perda total). Para a propriedade, a perda será o valor do dano relativo ao valor da propriedade; para as pessoas, será a probabilidade de que uma determinada vida (o elemento em risco) será perdida, dado que a(s) pessoa(s) é(ão) afetada(s) pelo deslizamento de terra.
UNDRR (2017) – United Nations Office for Disaster Risk Reduction	As condições determinadas por fatores ou processos físicos, sociais, econômicos e ambientais que aumentam a suscetibilidade de um indivíduo, uma comunidade, bens ou sistemas aos impactos dos perigos.

**Fonte:** adaptado de Corteletti (2017).

### 3.6.4 Perigo

O conceito de perigo natural é fundamentado pelas condições predisponentes que uma área específica oferece para a ocorrência de um evento natural, que no caso de uma eventualidade, tem o potencial de causar consequências prejudiciais em um determinado espaço e tempo (UNDRR, 2017).

A ocorrência do impacto de algum fenômeno da natureza posicionada fora do alcance de uma comunidade, é caracterizada como um evento natural. Entretanto, se o impacto desse evento acontecer próximo a um sistema social, ele é um potencial nocivo àquele que está exposto, ou seja, uma situação de perigo natural.

A Tabela 16 mostra as diferentes definições adotadas para perigo (*hazard*).

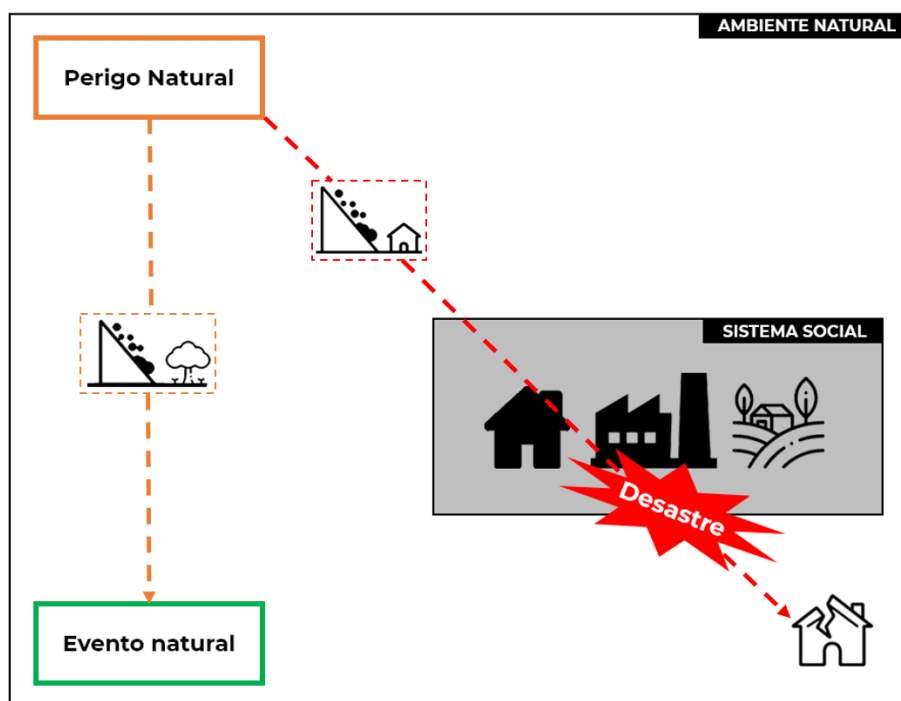
**Tabela 16** - Definições acerca da terminologia perigo (*hazard*).

<b>Autor e ano</b>	<b>Definição de perigo (<i>hazard</i>)</b>
Varnes et al. (1984)	A probabilidade de ocorrência de um processo potencialmente danoso numa determinada área e num certo período.
Zuquette (1993)	Evento perigoso: representa um perigo (latente) que se associa a um fenômeno de origem natural ou provocado pelo homem, que se manifesta em um lugar específico, em tempos determinados, produzindo efeitos adversos nas pessoas, nos bens, e/ou no meio ambiente.
Einstein (1997)	Trabalha com a incerteza de um perigo, com a sua previsibilidade limitada. É a probabilidade de que um perigo particular ocorra em um determinado período.
AGS (2007) - <i>Australian Geomechanics Society</i>	Uma condição com o potencial de causar uma consequência indesejável. Na descrição de deslizamento de terra, o <i>hazard</i> deve incluir o local, o volume (ou área), a classificação e a velocidade dos deslizamentos e a probabilidade da sua ocorrência ao longo de um determinado período de tempo.
USGS (2008) - <i>United States Geological Survey</i>	<i>Hazard</i> para escorregamento de terra: refere-se ao potencial de ocorrência de um escorregamento de terra que cause danos dentro de uma área. Tais como: perdas de vidas ou lesões, danos à propriedade, perturbação social e econômica, ou degradação do meio ambiente.
Fell et al. (2008) - <i>JTC-1 Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes</i>	Uma condição com o potencial de causar uma consequência indesejável. A descrição do perigo de escorregamento deve incluir a localização, volume (ou área), classificação e velocidade dos possíveis escorregamentos e qualquer material destacado resultante, e a probabilidade de sua ocorrência dentro de um determinado período de tempo.
UNDRR (2017) – United Nations Office for Disaster Risk Reduction	Um processo, fenômeno ou atividade humana que pode causar perda de vidas, ferimentos ou outros impactos à saúde, danos à propriedade, perturbações sociais e econômicas ou degradação ambiental.

**Fonte:** adaptado de Corteletti (2017).

Por outro lado, é necessário fazer a devida dissociação dos termos que são equivocadamente atribuídos a um mesmo significado, o desastre é a materialização do perigo, situação essa em que um evento afeta diretamente ou indiretamente um sistema social, do contrário, é apenas um evento natural (Figura 16).

Podem ser citados como exemplo de interferência direta, um escorregamento que vier a causar danos em residências, vítimas fatais e afetar pessoas sem que elas possam superar essa situação com seus próprios recursos. Indiretamente, um desastre pode impactar recursos de subsistência de uma comunidade, como a obstrução de um manancial impedindo o uso de água e pesca, bem como a destruição de uma plantação ou área de pasto. Assim, o perigo é passível de uma análise (UNDRR, 2017).



**Figura 16** - Relação entre evento natural, perigo e desastre. **Fonte:** Elaborado pelo autor.

### 3.6.5 *Risco*

O risco é definido como a probabilidade mensurável de ocorrer algum evento que possa gerar efeitos danosos e indesejáveis aos que estão expostos a ele, quantificando e classificando as consequências potenciais de um evento perigoso às áreas adjacentes investigadas (ou seja, elementos potencialmente em risco) combinando perigo, exposição e vulnerabilidade, sendo possível expressá-lo em termos probabilísticos ou relativos (UNDRR, 2017).

A Tabela 17 apresenta as definições para o risco proposta por diversos autores.

**Tabela 17 - Definições acerca da terminologia risco (*risk*).**

<b>Autor e ano</b>	<b>Definição de risco (<i>risk</i>)</b>
Varnes et al. (1984)	O número esperado de vidas perdidas, pessoas feridas, danos à propriedade e interrupção de atividade econômica, devido a um fenômeno particular para uma dada área e período de referência.
Zuquette (1993)	É a probabilidade de que ocorram perdas (econômicas, sociais e ambientais), além de um valor ser considerado normal ou aceitável para um lugar específico, durante um período determinado. É considerado o resultado da relação entre um <i>hazard</i> e vulnerabilidade dos elementos expostos (seres humanos, residências, entre outros).
ABGE (1995)	Processo, situação ou evento no meio geológico de origem natural, induzidos ou mistos, que pode gerar um dano econômico ou social para as comunidades, cuja previsão, prevenção ou correção irão empregar critérios geológicos.
IUGS-WGL (1997) <i>International Union of Geological Sciences (Working Group on Landslide)</i>	Uma medida da probabilidade e gravidade de um efeito adverso para a propriedade, à saúde ou meio ambiente. Segue em notas que “Risco é estimado pelo produto de consequências X probabilidades”. No entanto, uma interpretação mais geral de risco implica uma comparação da probabilidade e consequências de uma forma de não produto.
Carvalho (1998)	Consequência, ou dano esperado de eventos aleatórios associados a processos de instabilização de maciços naturais, artificiais ou obras geotécnicas.
JTC32 (2004) - <i>Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes 32</i>	Medida da probabilidade e gravidade de um efeito adverso à saúde, vida, propriedade ou ao ambiente. Quantitativamente, Risco = <i>Hazard</i> x <i>Potential Worth of Loss</i> . Isso pode ser também expressado como “Probabilidade de um evento adverso x consequências se o evento ocorre”.
Einstein (2005)	Função da probabilidade de ocorrência da ameaça e das consequências, o qual pode envolver perdas de vidas ou ferimentos a pessoas, perdas de capital ou danos ambientais não monetários.
AGS (2007) - <i>Australian Geomechanics Society</i>	Uma medida da probabilidade e gravidade de um efeito adverso à saúde e ao ambiente. O risco é frequentemente estimado pelo produto da probabilidade e consequências. No entanto, uma forma mais geral de interpretação do risco implica uma comparação da probabilidade e as consequências de uma forma não-produto.
USGS (2008) - <i>United States Geological Survey</i>	Risco de escorregamento: a probabilidade de consequências prejudiciais (o número esperado de vidas perdidas, pessoas feridas, extensão de danos à propriedade ou a sistemas ecológico, ou interrupção das atividades econômicas) dentro de uma área sujeita a escorregamentos. O risco pode ser de abrangência individual ou coletiva, resultante da interação entre a ameaça e a vulnerabilidade individual ou coletiva.
UNDRR (2017) – United Nations Office for Disaster Risk Reduction	A perda potencial de vida, afetados ou bens destruídos ou danificados que podem ocorrer em um sistema, sociedade ou comunidade em um período específico, determinados probabilisticamente em função do perigo, exposição, vulnerabilidade e capacidade.

**Fonte:** adaptado de Corteletti (2017).

Apesar de muito comum o emprego deste termo como sinônimo de perigo, eles têm significados distintos. Por outro lado, ambos se relacionam, uma vez que, para se estimar um valor de probabilidade para o risco ambiental, é necessário ter conhecimento sobre o perigo natural incidente e a vulnerabilidade social (MARCELINO, 2008; TOMINAGA et al., 2009; VARNES, 1984).

*“A definição de risco de desastre reflete o conceito de eventos perigosos e desastres como o resultado de condições de risco continuamente presentes. O risco de desastre compreende diferentes tipos de perdas potenciais que são frequentemente difíceis de quantificar. No entanto, com o conhecimento dos riscos predominantes e os padrões de desenvolvimento populacional e socioeconômico, os riscos de desastres podem ser avaliados e mapeados, em termos amplos, pelo menos”* (UNDRR, 2017).

### 3.7 Metodologias e técnicas para mapeamento de suscetibilidade a escorregamentos

A suscetibilidade a escorregamentos busca obter em diferentes níveis a propensão de uma área sediar tais processos. Para comportar esse tipo de avaliação que requer muitos dados de entrada, é necessário o aporte de diferentes metodologias que podem variar conforme a escala de trabalho, dispostas na Tabela 18 (FELL et al., 2008; IAEG, 1976).

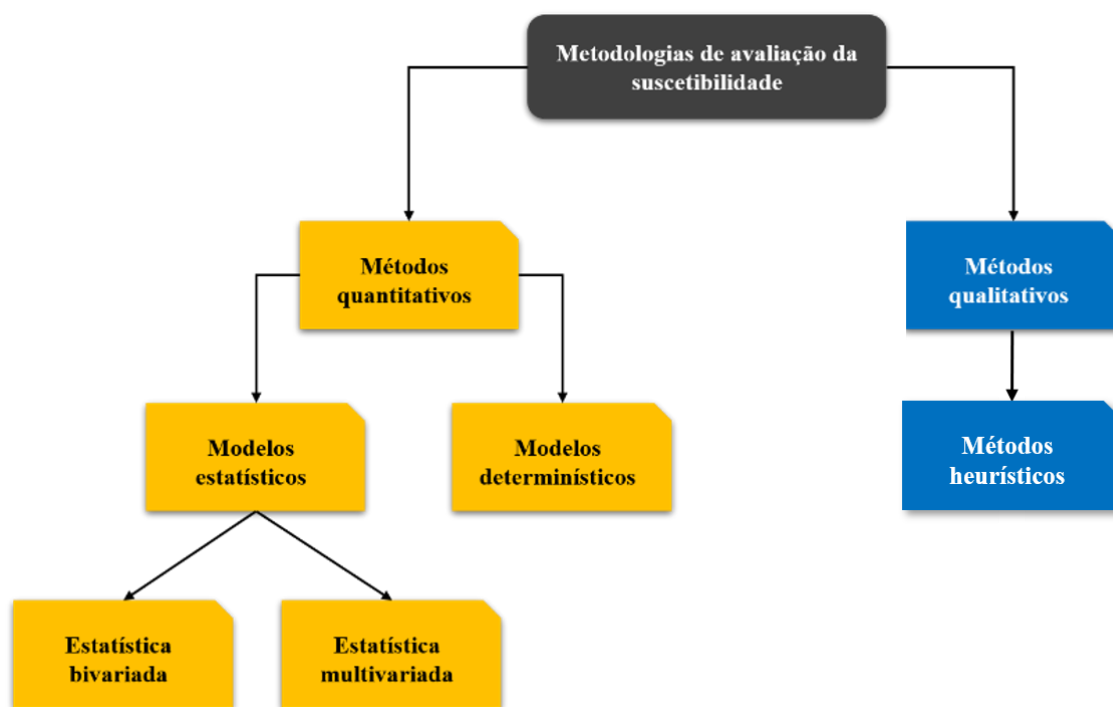
**Tabela 18** – Disposição das escalas de trabalho para mapeamento de escorregamentos.

Autor e ano	Escala nominal	Escala numérica	Área típica de zoneamento
Fell et al. (2008)	Pequena	< 1:100.000	> 10.000 km <sup>2</sup>
	Média	1:100.000 a 1:25.000	1000 – 10.000 km <sup>2</sup>
	Grande	1:25.000 a 1:5.000	10 – 1000 km <sup>2</sup>
	Detalhe	>5.000	Vários hectares a > 10 km <sup>2</sup>

Van Westen; Van Asch; Soeters (2006) apontaram que a análise de suscetibilidade se resume apenas à propensão que uma área oferece para o desenvolvimento do processo em si no futuro, sem estimar elementos expostos ou possíveis danos, os quais competem à avaliação de perigo e risco. Por outro lado, as avaliações de perigo e risco são dependentes das análises de suscetibilidade, uma vez que é necessário conhecer previamente a propensão

natural do terreno aos eventos geotécnicos para associá-los aos mecanismos de deflagração, e posteriormente incluir a vulnerabilidade (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; COROMINAS et al., 2013; FELL et al., 2008; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

Na literatura internacional, são consolidadas duas categorias para a avaliação de perigo, as quantitativas e qualitativas (Figura 17).



**Figura 17** - Esquema de classificação de metodologias de mapeamento de suscetibilidade. **Fonte:** Adaptado de Soeters e van Westen (1996) e Aleotti e Chowdhury (1999).

Na sequência, são apresentadas todas as metodologias de maneira detalhada.

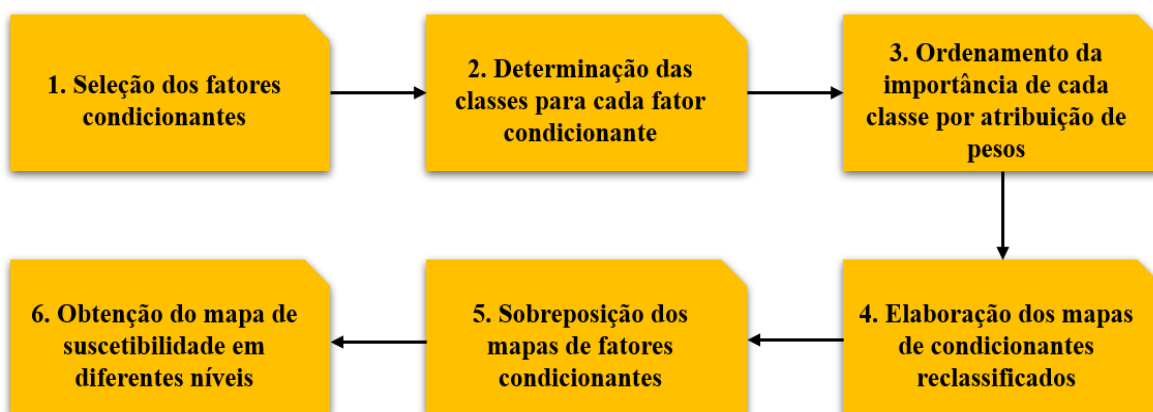
### 3.7.1 *Métodos qualitativos*

A abordagem qualitativa utiliza os atributos do meio físico, análises de campo e a aerofotogrametria para a interpretação e julgamento de forma subjetiva por um especialista, que define quais são as condicionantes mais significativas dos processos. Entretanto, a subjetividade é um fator limitante do método supracitado (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

### 3.7.1.1 Método heurístico

No método heurístico, o mapa de suscetibilidade é obtido de maneira indireta, em que a base é o conhecimento de quem irá executar a análise. Para tanto, os fatores condicionantes são selecionados pelo pesquisador, que irá atribuir diferentes pesos às classes dos parâmetros para indicar sua importância, baseado em sua experiência e em observações de campo. Posteriormente, o modelo de suscetibilidade pode ser elaborado com apoio de um software SIG. O problema dessa abordagem consiste justamente na ponderação exata de pesos para vários parâmetros, que sem os trabalhos e validações de campo tende à generalizações equivocadas (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

Uma alternativa para reduzir a interpretação subjetiva quando esse método é adotado, é o uso da técnica AHP (*Analytical Hierarchy Process*) (CARVALHO; RIEDEL, 2004). A Figura 18 apresenta as etapas para a elaboração de mapas por métodos heurísticos.



**Figura 18** - Etapas sequenciais para elaboração de mapa de perigo a partir do método heurístico.

**Fonte:** Soeters e van Westen (1996).

### 3.7.2 Métodos quantitativos

Essa abordagem baseia-se nos métodos estatísticos que tem como base as evidências espaciais dos eventos passados para a predição de eventos futuros, bem como os determinísticos que dependem de cálculos de estabilidade de talude e modelos hidrológicos. Ambos os métodos visam diminuir a influência da subjetividade (COROMINAS. et al., 2013; FELL et al., 2008; GUZZETTI et al., 1999).

### **3.7.2.1 Métodos determinísticos**

São métodos que utilizam modelagens matemáticas que dependem da relação entre forças resistentes e cisalhantes para mensurar os componentes físicos atrelados aos fenômenos de interesse da pesquisa, associando características de mecânica dos solos, hidrológicas, geométricas e descontinuidades aos parâmetros de resistência que o local apresenta, envolvendo a estabilidade de taludes e o perfil pluviométrico (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; FELL et al., 2008; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

As escalas de trabalho deste método são bem detalhadas, sendo as mais apropriadas, as de 1:10.000 a 1:2.000, uma vez que as análises são feitas por cada talude, para posteriormente serem compiladas em uma carta (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; GUZZETTI et al., 1999; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

O principal problema com os modelos determinísticos é a necessidade de muitos dados de taludes individuais, requerendo trabalhos intensivos de campo, o que torna esses métodos viáveis para estudar áreas específicas (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; COROMINAS et al., 2013).

### **3.7.2.2 Métodos estatísticos**

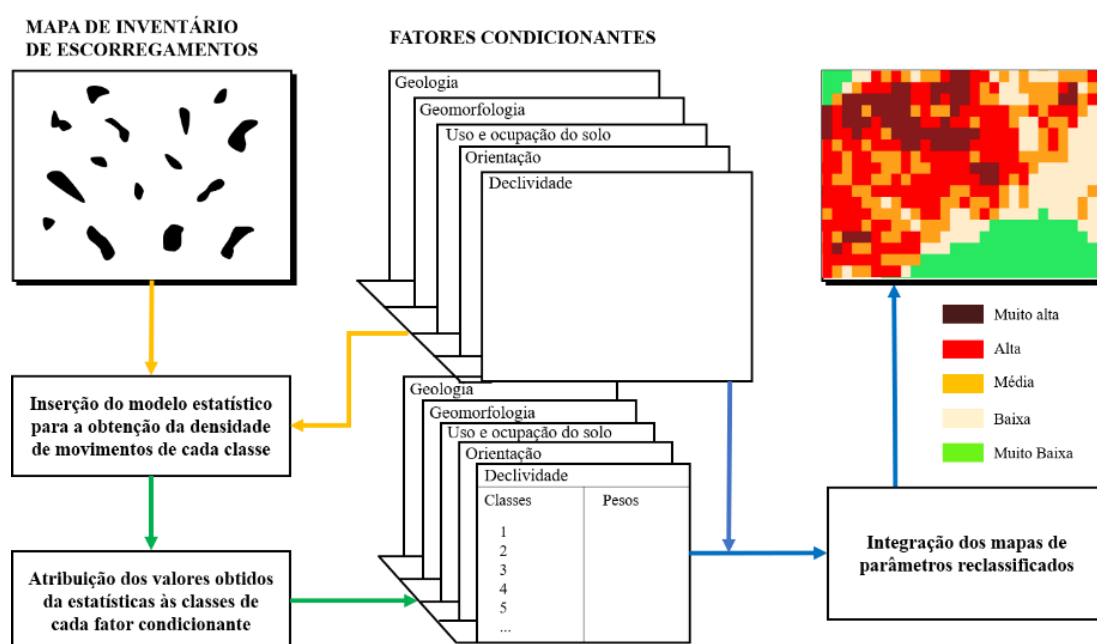
Os métodos estatísticos são aplicados em função de ocorrências do passado, partindo do princípio de que a densidade de escorregamentos em uma determinada unidade de terreno exerce maior ou menor propensão aos eventos futuros em áreas com as mesmas características, mas que ainda não sofreram instabilizações. Os pesos atribuídos às variáveis são obtidos por expressões matemáticas, associando a quantidade de escorregamentos à área de suas condicionantes. Dessa forma, a ponderação obtida estatisticamente inibe parcialmente o método de análise a partir de subjetividade, pois o pesquisador que desenvolve esse trabalho ainda terá a posse de seleção dos parâmetros que julgar mais apropriados (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; FELL et al., 2008; GUZZETTI et al., 1999).

Para o mapeamento de suscetibilidade, as cartas são melhores representadas em escalas de detalhe, e também podendo ser aplicadas em escalas 1:25.000 e 1:50.000 (SOETERS; VAN WESTEN, 1996; SOETERS; VAN WESTEN; SIJMONS, 1996). Nesses estudos, usualmente são aplicadas análises bivariadas e multivariadas (FELL et al., 2008; SOETERS; VAN WESTEN, 1996; SÜZEN; DOYURAN, 2004; VORPAHL et al., 2012).

### 3.7.2.3 Estatística bivariada

Na estatística bivariada realiza-se a sobreposição do inventário de escorregamentos aos mapas de fatores condicionantes (declividade, litologia, *etc*) para correlacionar as quantidades ou área de cada escorregamento com a área de cada classe individual (ex.: intervalos de declividade, tipo litológico, *etc*) para obter a densidade de ocorrência. Dessa maneira, os pesos são atribuídos às classes dos parâmetros pela aplicação de modelos estatísticos (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; SÜZEN; DOYURAN, 2004).

A Figura 19 ilustra as etapas sequenciais para a elaboração suscetibilidade a partir de análises bivariadas, com o aporte de um software SIG (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999).



**Figura 19** – Esquematização da análise estatística bivariada para escorregamentos em SIG. **Fonte:** Alleoty e Chowdhury (1999), Soeters e van Westen (1995).

Entre as vantagens dessa metodologia, a principal é evidenciar estatisticamente os fatores condicionantes que mais contribuíram para as instabilizações, permitindo que o pesquisador obtenha maior acurácia no mapa final (van Westen et al. 2003).

Todavia, as desvantagens apontadas por van Westen et al. (2003) e Thiery et al. (2007) desse modelo são concentradas na:

- Limitação dos fatores condicionantes elencados para a análise;
- Nem sempre eles são independentes entre si, como por exemplo, a declividade crítica variar pela influência da litologia;

- Assume-se que os escorregamentos no passado ocorrem sob as mesmas condições no futuro, o que nem sempre pode acontecer;
- Possíveis imprecisões que comprometem a qualidade dos produtos cartográficos (THIERY et al., 2007);
- Divergências entre escalas de trabalho entre os mapas de fatores condicionantes e o mapa final estimado;
- Os diferentes tipos de escorregamentos são controlados por combinações distintas de fatores condicionantes (VAN WESTEN; RENGERS; SOETERS, 2003).

Alleoti e Chowdhury (1999) e Süzen e Doyuran (2004) destacam que variados modelos estatísticos bivariados estão disponíveis na literatura, com diferenças em suas expressões matemáticas, e que podem ser empregados para a ponderação de valores de classes de suscetibilidade. É facilmente empregada com o aporte de algoritmos em ambiente SIG, como por exemplo o método da Teoria das Evidências de *Dempster-Shafer* (ALTHUWAYNEE; PRADHAN; LEE, 2012), Valor Informativo (AFUNGANG; DE MENESES BATEIRA; NKWEMOH, 2017), Combinação *Bayesiana*, Pesos de Evidência (*Weights of Evidence*) (DING; CHEN; HONG, 2016) e Lógica Difusa (PEREIRA, 2009).

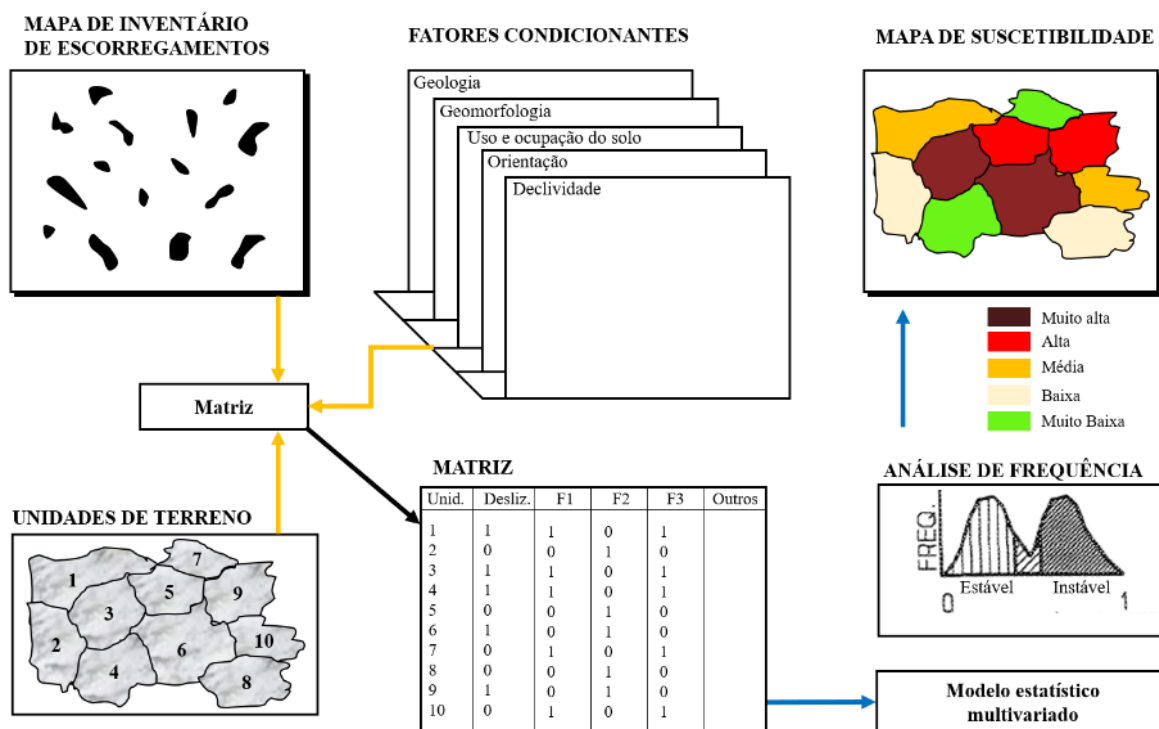
#### **3.7.2.4 Estatística multivariada**

As abordagens estatísticas multivariadas eram realizadas com sucesso em outras áreas da geologia, como a exploração de petróleo e minério, e posteriormente foram implementadas em estudos de previsibilidade de escorregamentos, sendo o primeiro caso na Itália (CARRARA, 1983; NEULAND, 1976).

Esse método se baseia na inter-relação entre os fatores condicionantes e a incidência de escorregamentos sobre tais, visando identificar qual deles exerceu maior influência para o desenvolvimento de instabilizações (SÜZEN; DOYURAN, 2004). Aleotti e Chowdhury (1999) e Soeters e van Westen (1996) sequenciaram alguns passos para alcançar a suscetibilidade pela estatística multivariada (Figura 20):

- a) Subdivisão da área de estudo em unidades cartográficas;
- b) Elenco de fatores condicionantes espacializados que contribuem para as instabilizações;
- c) Elaboração do mapa de inventário de escorregamentos;

- d) Classificação das unidades cartográficas conforme a presença (área instável) ou ausência (área estável) de escorregamentos, bem como a porcentagem de área instabilizada;
- e) Associação dos mapas de fatores condicionantes com as unidades de terreno e a criação de uma matriz de ausência/presença de uma determinada classe correspondente a um parâmetro por cada unidade de terreno;
- f) Realização da modelagem estatística multivariada selecionada com o aporte de softwares específicos e atrelados ao SIG;
- g) Utilização dos resultados obtidos no procedimento anterior para a reclassificação das unidades de terreno em níveis de suscetibilidade que irão constituir o mapa.



**Figura 20** – Esquemática da análise estatística multivariada para escorregamentos em SIG.

**Fonte:** Alleoty e Chowdhury (1999), Soeters e van Westen (1995).

Essa abordagem geralmente oferece resultados com maior acurácia e mais realísticos (CARRARA, 1983; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

Entre as estatísticas multivariadas, são encontrados na literatura os modelos de Análise Discriminante (NALON, 2000), Regressão Logística (CHEN et al., 2019; POURGHASEMI; MORADI; FATEMI AGHDA, 2013), Redes Neurais Artificiais (DE OLIVEIRA et al., 2019; TIEN BUI et al., 2016), e em *Machine Learning* (CATANI et al.,

2013; KORUP; STOLLE, 2014; POURGHASEMI; KERLE, 2016; SEGONI et al., 2016; VORPAHL et al., 2012; YOUSSEF et al., 2016).

### **3.8 Etapas para o mapeamento de perigo de escorregamentos**

Esta seção discorre sobre o sequenciamento para realizar o zoneamento de suscetibilidade e perigo de escorregamentos, uma vez que nessa ordem, de acordo com a literatura, eles são complementares.

#### **3.8.1 *Mapa de inventário de escorregamentos***

A análise da previsão e subsequente precisão da avaliação de suscetibilidade de escorregamentos dependem da qualidade e quantidade significativa dos dados de inventário disponíveis, para que os produtos gerados sejam amparados pela confiabilidade das informações compiladas (ROSSER et al., 2017; ZUQUETTE, 2018).

Considerado o eixo para o desenvolvimento de modelos estatísticos, o mapa de inventário de escorregamentos tem a função de compilar e obter a localização precisa de ocorrências históricas, bem como as informações sobre a magnitude, data de ocorrência, densidade, impactos e a tipologia, caso essa seja passível de identificação. A constante alimentação de registros de escorregamentos e sua relação com as condicionantes do meio físico aumentam a confiabilidade da análise (GUZZETI et al., 2000; GUZZETTI et al., 2012; HANSEN, 1984; MCCALPIN, 1984; PAŠEK, 1975; WIECZOREK, 1984).

Entretanto, todas essas informações detalhadas são complexas e nem sempre estão disponíveis, o que representa uma elevada dificuldade na sua obtenção e conseqüentemente atenua o custo de coleta, comprometendo a expectativa de um inventário com alto nível de detalhe (HERVÁS, 2013).

Sendo assim, Wills e McCrink (2002) assumem que o mapa de inventário é em sua maioria incompleto, tanto pela necessidade de tantas informações que comumente são limitadas para uma qualidade elevada, quanto pelos diferentes métodos utilizados para constituí-los.

O mapa pode ser elaborado por diversas técnicas, que dependerá do seu objetivo, da extensão da área de estudo, a escala do mapa, imagens disponíveis, as habilidades e experiência dos pesquisadores e de todos os recursos necessários disponíveis (GUZZETI et al., 2000; VAN WESTEN; VAN ASCH; SOETERS, 2006). As técnicas mais comumente

utilizadas são as de bancos de dados históricos, mapeamento geomorfológico de campo e interpretação de fotografias aéreas de alta resolução. No decorrer do tempo, o desenvolvimento de novas ferramentas de mapeamento mais sofisticadas e automatizadas têm amparado esse procedimento, como o *Light Detection and Ranging* (LiDAR) Radar de Abertura Sintética (SAR), Radar Interferométrico de Abertura Sintética (InSAR), Análise de Imagens Multiespectrais, Métodos de Varredura a Laser no Ar (ALS) e Terrestre (TLS) (GUZZETTI et al., 2012).

Os mapas de inventário podem ser representados graficamente por linhas, pontos e polígonos. As espacializações por pontos e polígonos são mais adotadas em abordagens estatísticas, sendo essa uma escolha arbitrária do pesquisador de acordo com as informações que tem em posse (OLIVEIRA, 2012). No entanto, Oliveira et al. (2009) evidenciaram que os modelos de predição apresentam maior diferença para as representações gráficas do que para a modelagem estatística.

Em sua maioria, os autores utilizam softwares da ferramenta de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) para inserir polígonos e pontos de coordenadas onde ocorreram instabilizações, atrelados com várias informações sobre eles. O SIG, desde a década passada, vem representando um avanço na solução de integração dos mapas de inventários com os atributos do meio físico, tornando possível visualizar as ocorrências sobrepostas aos fatores condicionantes, permitindo uma avaliação integrada (ANTONINI et al., 1993; CARDINALI; GUZZETTI; BRABB, 1990; CATANI et al., 2013; GUIMARÃES et al., 2017; MONSIEURS et al., 2018).

### **3.8.2 *Elenco de fatores condicionantes***

Os fatores condicionantes são os atributos do meio físico elencados que são essenciais à análise de suscetibilidade. De maneira combinada, as variáveis controlam os processos de instabilizações, sendo esses os fatores independentes (geologia, declividade, etc) correlacionados com os fatores dependentes (eventos históricos) (ALLEOTI; CHOWDHURY, 1999; COROMINAS et al., 2013; FELL et al., 2008; VAN WESTEN; VAN ASCH; SOETERS, 2006).

Essa etapa é dependente da disponibilidade de produtos cartográficos da área de estudo, e em muitos casos, quando os dados não estão em formatos digitais, são utilizados os mapas impressos obtidos de institutos de pesquisa para serem submetidos ao SIG. De maneira geral, as condicionantes são produtos derivados de mapas temáticos (geologia,

geomorfologia, uso e ocupação do solo), produtos de sensoriamento remoto (densidade de vegetação), e mapas morfométricos são derivados de modelos digitais de elevação (declividade, orientação, curvatura, índice de umidade topográfica, elevação, *etc*) (COSTANZO et al., 2012; FELL et al., 2008; SALEEM et al., 2019; ZÊZERE et al., 2004; ZHOU et al., 2002).

### 3.8.3 **Análise da suscetibilidade ambiental**

O método a ser utilizado para a análise de suscetibilidade depende da disponibilidade e qualidade dos dados obtidos. Quando há uma quantidade significativa de dados de inventário, se tornam viáveis as análises estatísticas, uma vez que visa reduzir as interpretações subjetivas, as evidências de escorregamentos no terreno são essenciais para a geração de resultados confiáveis (COROMINAS et al., 2013; SOETERS; VAN WESTEN, 1996). Esse método baseia-se nas características das áreas que sofreram instabilizações no passado para determinar as áreas com maior probabilidade de sofrer instabilizações no futuro (ZÊZERE, 2005). As abordagens estatísticas podem ser bivariadas ou multivariadas, e para ambas existem diversas opções de modelos matemáticos e computacionais que viabilizam a sua aplicação de forma robusta (FELL et al., 2008).

Para a área de estudo, foram identificadas na literatura algumas abordagens de diferentes métodos já aplicados, a relação está disposta na Tabela 19.

**Tabela 19** – Pesquisas realizadas com o tema escorregamentos no município de Cubatão - SP.

<b>Autor e ano</b>	<b>Foco</b>	<b>Metodologia</b>	<b>Técnica</b>
Nalon (2000)	Risco	Estatística	Análise Discriminante
Carvalho e Riedel (2004)	Suscetibilidade	Heurística	AHP
Vieira et al. (2010)	Suscetibilidade	Determinística	TRIGS
IPT (2015)	Suscetibilidade	Estatística	Valor Informativo
Nery e Vieira (2014)	Suscetibilidade	Determinística	SINMAP
Camarinha et al. (2013)	Risco	Heurística	Fuzzy gama
Vieira et al. (2018)	Perigo	Determinística	TRIGS e SHALSTAB
Cabral et al. (2019)	Suscetibilidade	Heurística	Compartimentação fisiográfica
Hader et al. (2020)	Perigo	Estatística	Densidade de escorregamentos

Na sequência, serão discutidos alguns modelos baseados em estatísticas bivariadas, como a do Valor Informativo e a Teoria da Evidência de *Dempster-Shafer*, e multivariadas, como o algoritmo de *machine learning* denominado “*Random Forest*”.

### 3.8.3.1 Valor Informativo (VI)

Nas abordagens estatísticas bivariadas, a técnica do Valor Informativo (ou Índice Estatístico ou Índice de Escorregamentos) elaborada por Yan (1988) e Yin & Yan (1988) é utilizada para a definição de pesos de parâmetros pela probabilidade condicionada. Tem apresentado resultados promissores, uma vez que essa metodologia foi amplamente difundida em várias partes do mundo (AFUNGANG; DE MENESES BATEIRA; NKWEMOH, 2017; BA et al., 2017; BARELLA, 2016; DIAS, 2019; MONTANDON, 2017; PEREIRA, 2009; PIEDADE et al., 2011; SESTRAS et al., 2019; SÜZEN; DOYURAN, 2004; ZÊZERE, 1997; ZHANG et al., 2016) e adotada como a oficial em Portugal para o mapeamento de previsibilidade de escorregamentos da Reserva Ecológica Nacional (PORTUGAL, 2012).

As aplicações consistem em duas etapas. Na primeira se determina de forma independente o peso de cada classe dos fatores condicionantes relacionando a densidade média da área de interesse e a densidade de ocorrências de escorregamentos Eq. (3).

$$I_i = \ln \frac{S_i/N_i}{S/N} \quad (3)$$

Onde:

***I<sub>i</sub>***: Valor Informativo;

***S<sub>i</sub>***: Quantidade de pixels de escorregamentos em uma classe;

***N<sub>i</sub>***: Quantidade de pixels em uma classe;

***S***: Quantidade total de pixels com escorregamentos na área total de estudo;

***N***: Quantidade total de pixels da área total de estudo.

Por ser uma função logarítmica, favorece o aumento da amplitude dos valores obtidos, em que o resultado da equação apresenta valores que variam de  $-\infty$  a  $+\infty$ , causando uma diferenciação entre classes. Os valores de  $S_i = 0$ , ou seja, aquelas classes em que não há registro de ocorrências, não são passíveis de divisão e por isso devem ser substituídos

pelo menor valor encontrado de  $I_i$  dentro do mesmo fator de predisposição. Os valores resultantes positivos inferem que há contribuição significativa da classe para a ocorrência de escorregamentos, e os negativos são considerados como menos relevantes. (PIEIDADE et al., 2011; YIN; YAN, 1988).

Por fim, a segunda etapa é a que determina a suscetibilidade de cada unidade de terreno. Portanto, é resultante da somatória universal dos valores informativos da classe de cada parâmetro analisado nesta técnica, obtido pela Eq. (4).

$$I_j = \sum_{i=1}^n X_{ji} \cdot I_i \quad (4)$$

Onde:

$I_j$  = Valor total da informação da unidade do terreno  $j$ ;

$n$  = N° de classes (dentro do parâmetro);

$X_{ij}$  = Se a classe estiver presente na unidade do terreno  $j$ , o valor será “1”, e “0” se ausente;

$I_i$  = Valor informativo do fator  $i$

Diante do exposto, segundo a premissa de que a correlação entre os fatores condicionantes e os eventos históricos de escorregamentos podem ser introduzidos em uma modelagem estatística, admite-se que as condições que contribuíram para a ocorrência de escorregamentos no passado serão as mesmas que irão proporcionar os escorregamentos no futuro em áreas ainda não afetadas (FELL et al., 2008; SOETERS; VAN WESTEN, 1996; ZÊZERE et al., 2004).

### 3.8.3.2 *Evidential Belief Function (EBF)*

A técnica da teoria da evidência Dempster-Shafer (DEMPSTER, 1968; SHAFER, 1976), do inglês *Evidential Belief Function* (EBF), incorporada na estatística bivariada, é um modelo matemático de base bayesiana utilizado para a integração de dados espaciais por introdução da regra da combinação, que leva em conta não somente os fatores condicionantes e os escorregamentos, mas também as classes de cada fator condicionante elencado no estudo (CARRANZA; WOLDAI; CHIKAMBWE, 2005).

O modelo obteve muito sucesso e passou a ser conhecido em aplicações nos estudos de áreas com potencial de minerais (CARRANZA et al., 2008). É necessário elucidar que, a proposta do EBF consiste em definir a situação dos dados de entrada em pesos de

importância, bem como entender que cada um dos seus componentes seguindo a regra de Dempster-Shafer, são baseados em quatro funções matemáticas (ALTHUWAYNEE; PRADHAN; LEE, 2012; CARRANZA; HALE, 2003):

1. *Bel* (Grau de confiança);
2. *Dis* (Grau de desconfiança);
3. *Unc* (Grau de incerteza);
4. *Pls* (Grau de plausibilidade).

As probabilidades bayesianas de valores resultantes mais baixos (ou pessimistas) estão concentradas em *Bel*, enquanto as probabilidades de valores mais altos (otimistas) estão em *Pls* (geralmente igual ou maior a *Bel*) (DEMPSTER, 1968). *Dis* representa a confiança de que a proposição é falsa com base nas evidências. *Unc* e *Pls* resultam das diferenças entre  $Bel - Pls$  (ignorância) e  $1 - Unc - Bel$ , respectivamente. Os dados de saída para cada função são limitados em um intervalo de 0 a 1. A principal vantagem do modelo consiste em obter, por intermédio das evidências, a veracidade do grau de confiança dos resultados, ao invés de estimar pela probabilidade que uma suposição seja verdadeira.

Diante do exposto, esse modelo vem sendo implementado com sucesso para a definição de suscetibilidade de escorregamentos, com o auxílio de um software SIG (ALTHUWAYNEE et al., 2014; ALTHUWAYNEE; PRADHAN; LEE, 2012; CHEN et al., 2019; DING; CHEN; HONG, 2016; HONG; POURGHASEMI; POURTAGHI, 2016; LI; CHEN, 2019; POURGHASEMI; KERLE, 2016; PRADHAN et al., 2014; TIEN BUI et al., 2012).

### 3.8.3.3 *Random Forest (RF)*

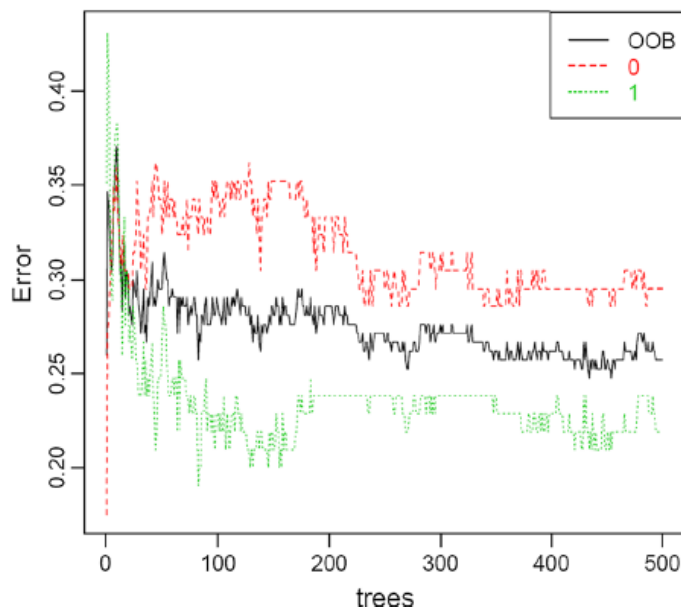
O algoritmo RF foi desenvolvido por Breiman (2001), subsidiando a análise de uma grande quantidade de dados operados por algoritmos em software específicos para operações estatísticas. Recentemente, foram introduzidas novas formas técnicas de análises multivariadas com aporte da inteligência artificial de “*machine-learning*” para mapas de suscetibilidade de escorregamentos (BRENNING, 2005; CATANI et al., 2013; VORPAHL et al., 2012). Desde então, a técnica se mostrou consolidada no decorrer de muitas aplicações em diferentes ambientes, inclusive apresentando performance superior quando comparadas com técnicas tradicionais (XIAO et al., 2020).

O RF é um algoritmo baseado em árvores de decisão e regressão que utiliza a ideia de “separação em conjuntos” e seleção aleatória de características de parâmetros para depois

serem introduzidos em uma “floresta aleatória”. Esse conjunto reduz a instabilidade de resultados, que pode ser monitorada a partir do crescimento de árvores únicas, sendo assim, o algoritmo tende a elevar a precisão dos modelos que produz (CATANI et al., 2013; KORUP; STOLLE, 2014).

Na prática, a operação consiste em selecionar amostras aleatoriamente dos dados originais e enquadrá-las separadas em um novo conjunto nomeado de “*bootstrap dataset*”, que é o modelo de treinamento, levando em conta que essas amostras podem ser selecionadas mais de uma vez. Dentro desse novo conjunto, o algoritmo seleciona aleatoriamente 2 parâmetros para encabeçar a árvore de decisão e verificar o melhor desempenho entre eles por cada amostra processada, onde o resultado atribuído a ela é proveniente da classificação que recebeu pelo número de votos entre “sim” e “não” no final da operação. Esse processo é repetido várias vezes, e cada repetição representa o crescimento de uma árvore de decisão, onde o limite máximo é determinado por controles de hiper parametrização, que consequentemente definem a grandeza (#ntree), melhor variável para o nó raiz da árvore (#mtry), e a complexidade pelo número de nós (#maxnodes) da floresta aleatória. A variedade é a essência da técnica, uma vez que impacta positivamente na sua eficiência, podendo ser testada diferentes extensões (número de árvores) para obter resultados mais acurados (BREIMAN, 2001; CATANI et al., 2013).

As amostras que não forem aleatoriamente selecionadas para a construção do *bootstrap dataset* são automaticamente transferidas para a verificação de acurácia do modelo de teste, em um conjunto nomeado de “*out of bag dataset*” (OOB). Os dados OOB são inseridos nas mesmas árvores que construíram o conjunto de teste, e o resultado de saída classificará a amostra como “correta” ou “incorreta”. Supondo que uma amostra OOB seja classificada como incorreta, ela será processada em uma árvore feita de maneira independente para verificar a veracidade dessa saída, e novamente será classificada de acordo com a quantidade de votos, sendo que, se receber o maior número de votos como incorreta, estará corretamente rotulada como amostra incorreta pelo RF, e se apresentar um maior número de votos como “correta”, a amostra é incorretamente classificada (erro OOB). O mesmo processo é realizado para todas as amostras OOB e todas as árvores. O número de árvores ideal para o RF será aquele que apresentar a taxa mais baixa de erro OOB, que pode ser observado na Figura 21. Quando a oscilação do gráfico é menor, é considerado que há uma maior estabilidade do modelo, determinando assim um número ideal de árvores para a melhor acurácia (BREIMAN, 2001).



**Figura 21** - Gráfico da hiper parametrização mostrando a diminuição do erro para cada classe conforme o aumento do Random Forest (out of bag – OOB, 0 – não há deslizamento, 1 – há deslizamento). **Fonte:** Pourghasemi e Kerle (2016).

### 3.8.4 *Análise de sensibilidade*

A inserção de um conjunto muito grande de fatores de predisposição para construir um modelo de suscetibilidade pode implicar na qualidade do mapeamento (ZÊZERE et al., 2005), uma vez que alguns parâmetros são muito relevantes e outros chegam até ser insignificantes dependendo do seu peso, e devem ser removidos da análise (TIEN BUI et al., 2016). Notou-se então que não existe uma diretriz universal para a seleção dos fatores condicionantes de escorregamentos.

Nesse contexto, a análise de sensibilidade entra com o propósito de identificar a importância dos parâmetros, permitindo o pesquisador fazer a seleção daqueles que são considerados os mais apropriados para a área de estudo em questão (PIEIDADE et al., 2011).

A literatura dispõe de algumas técnicas para cumprir essa etapa, entre os principais e mais utilizados estão os índices Accountability (Acc) e Realiability (RI), elaborados por Greenbaum et al. (1995) e, além desses, outro método que pode ser aplicado para a sensibilidade mediante uma adaptação é o da AUC (abordado na próxima seção 3.8.5), inserindo uma variável por vez no cálculo e obtendo o seu desempenho singular (PIEIDADE et al., 2011; ZÊZERE et al., 2005). Diante do exposto, fica a cargo da análise sensitiva avaliar a relevância de cada um no processo de instabilização, uma vez que visa inibir a subjetividade.

### 3.8.5 **Validação da suscetibilidade ambiental**

Uma vez que o produto da pesquisa servirá de base para órgãos governamentais atuarem na prevenção de desastres e para que áreas com maior potencial de ocorrer um deslizamento sejam preservadas de ocupações irregulares. Diante de consequências sociais e econômicas, como desvalorização de áreas classificadas em alta suscetibilidade e a valorização de áreas com suscetibilidade baixa aos processos analisados na carta, é tamanha a responsabilidade de obter uma acurácia dos modelos gerados para inibir que classificações equivocadas sejam propagadas, além de resultar em investigações desnecessárias, podendo causar prejuízos irreversíveis, como um evento funesto (FRATTINI; CROSTA; CARRARA, 2010; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).

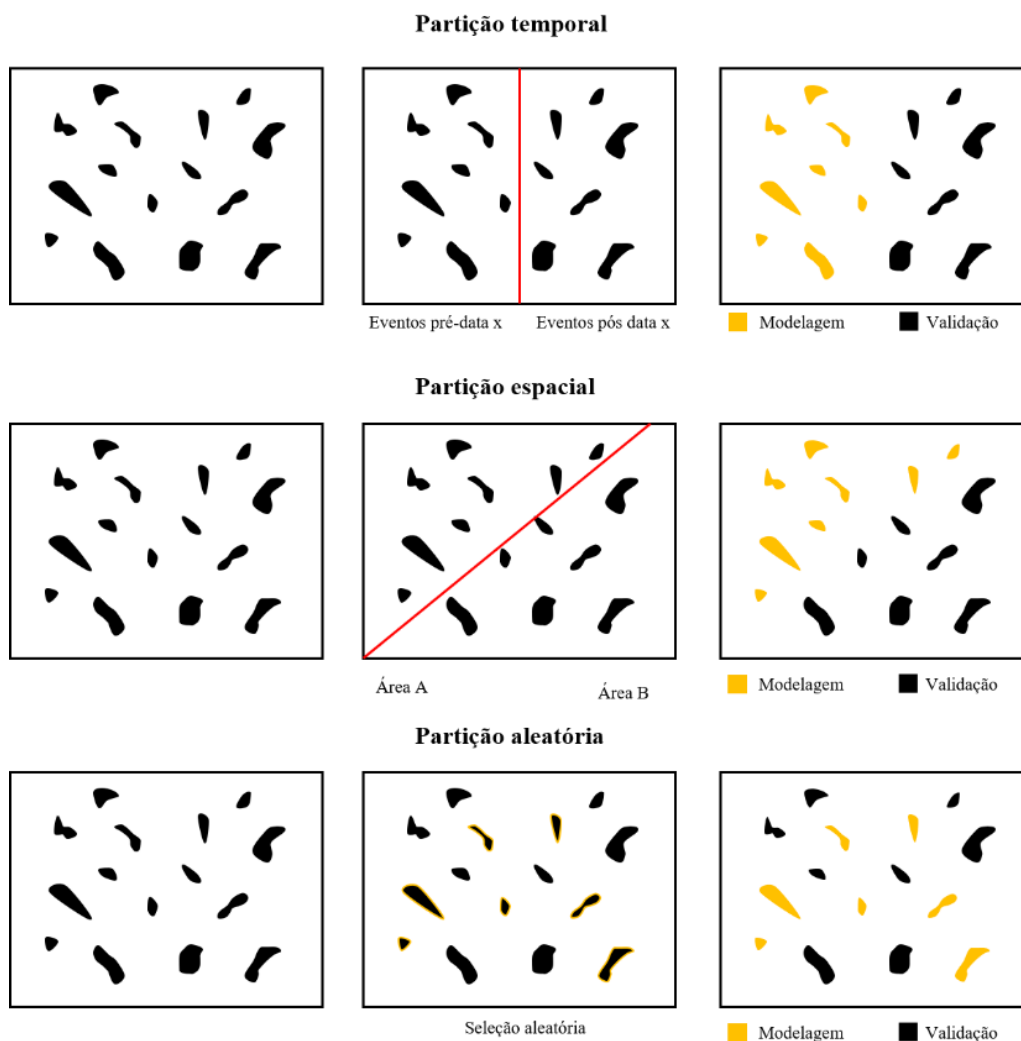
É essencial que os mapas de suscetibilidade sejam testados perante a sua capacidade de predição, sendo a validação dos modelos a investigação do grau de confiança nos resultados obtidos a partir do método empregado, bem como das variáveis utilizadas. Sob a perspectiva científica, a depender do resultado de validação, os mapas podem ser considerados excelentes, como também inconsistentes (BEGUERÍA, 2006; FELL et al., 2008). Nesse contexto, Guzzetti et al. (2006) elaboraram alguns padrões arbitrários para identificar os níveis os procedimentos de validação (Tabela 20).

**Tabela 20** – Critérios estabelecidos para determinar a qualidade e capacidade preditiva pelos procedimentos de validação adotados (GUZZETTI et al., 2006).

Classificação	Nível
<b>Sem Informação:</b> Não contempla qualquer processo de validação para avaliar a qualidade e a capacidade preditiva	<b>0</b>
<b>Avaliação do grau de ajuste do modelo:</b> Teste feito com os mesmos dados utilizados para a construção do modelo.	<b>1</b>
<b>Avaliação do erro por unidade de terreno:</b> Teste feito com os dados utilizados para a construção do modelo.	<b>2</b>
<b>Avaliação de predição do modelo:</b> Teste feito a partir da associação de dados que não foram utilizados para a construção do modelo.	<b>3</b>

Como se torna inviável esperar os acontecimentos futuros (*wait and see*) para avaliar a capacidade dos mapas produzidos no presente, o próprio inventário pode ser utilizado para verificar a acurácia do modelo, onde é feita uma bipartição dos dados, sendo uma parte para a construção do modelo, e a outra para a validação. A forma da divisão dos dados geralmente é feita de três formas: impondo uma data limítrofe (entre eventos passados e futuros da data

limite), por divisão espacial ou divisão aleatória (Figura 22), sendo a última a mais utilizada na literatura internacional (CHUNG; FABBRI, 2003; COROMINAS; MAVROULI, 2011; GARCIA, 2012; GUZZETTI et al., 2006; SOETERS; VAN WESTEN, 1996).



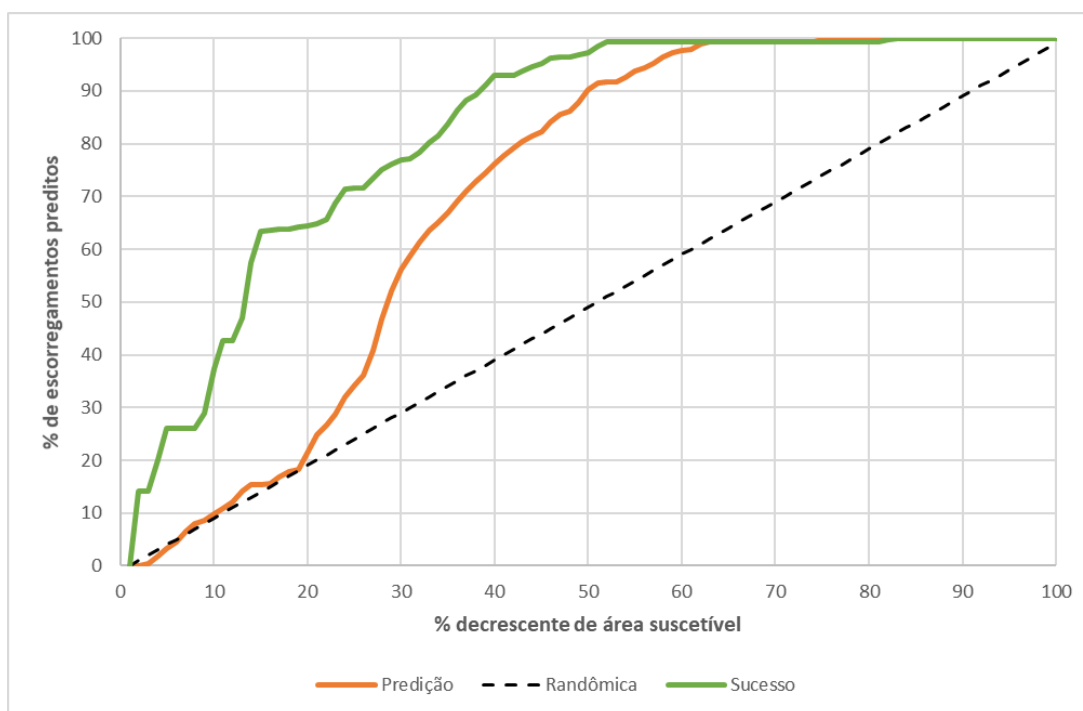
**Figura 22** – Esquema de partições para os mapas de inventário de escorregamentos.

Dessa forma, uma vez que um mapeamento de suscetibilidade a escorregamento é desenvolvido para a previsão de áreas que podem sediar eventos no futuro, e a partição do inventário é uma etapa fundamental de testar a capacidade de previsão desse modelo.

Existem diferentes técnicas para a validação da suscetibilidade, como as Tabelas de Contingência, Curvas de Sucesso e Predição, REC (*Regression Error Characteristic*) e as curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*), sendo a última, a mais utilizada em trabalhos internacionais.

As Curvas de Sucesso avaliam a qualidade do modelo e sua robustez com a relação entre as informações de suscetibilidade do modelo e a população do inventário que o

originou. Já a Curva de Predição, utiliza as informações do modelo construído e o inventário de validação, ou seja, os escorregamentos que o modelo desconhece, avaliando a sua capacidade de prever futuras instabilizações de vertentes, sendo essa informação a mais importante para as utilizações finais (BRENNING, 2005; CHUNG; FABBRI, 1999; STERLACCHINI et al., 2011). A Figura 23 apresenta um exemplo das Curvas de Sucesso e Predição.



**Figura 23** – Gráfico das curvas de sucesso e predição elaborada a partir do cálculo da AUC.

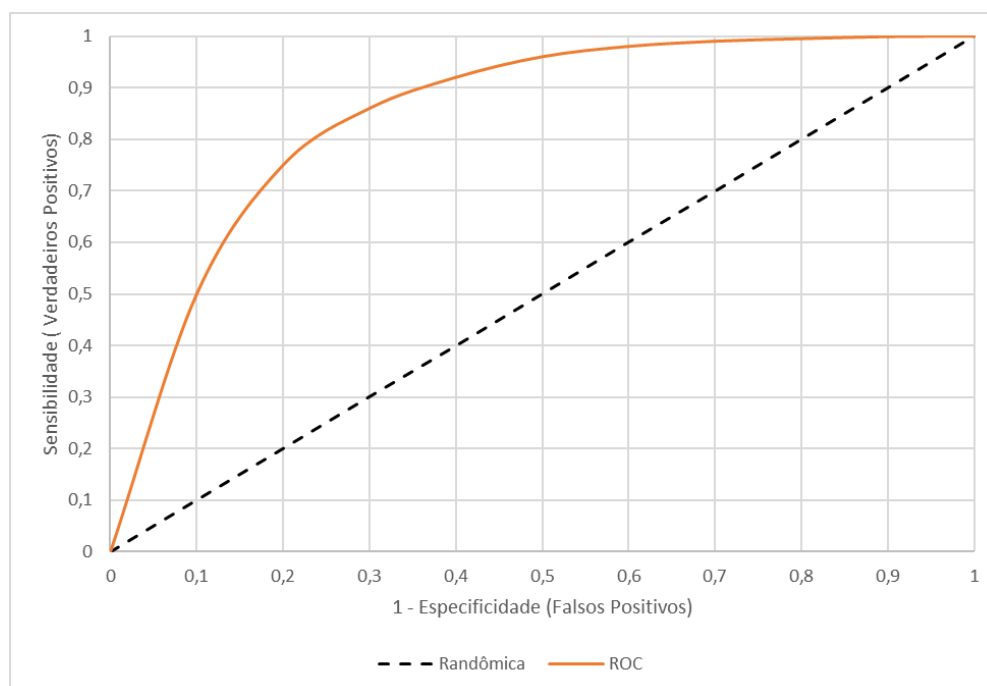
As curvas ROC foram desenvolvidas para aplicações na segunda guerra mundial, expandindo-se para avaliações de diagnósticos médicos e vêm sendo empregadas em pesquisas de mapas suscetibilidade, conforme os trabalhos de (CATANI et al., 2013; POURGHASEMI; KERLE, 2016; SEGONI et al., 2020; SESTRAS et al., 2019).

Esse modelo atesta a capacidade preditiva de um modelo a partir da relação entre os dados de treino e dados de teste, provenientes do cálculo da sensibilidade (em ordenadas) e especificidade (em abcissas), obtendo um ponto em um plano que é plotado em um gráfico de eixos x e y (BEGUERÍA, 2006; YESILNACAR; TOPAL, 2005).

Tanto para as Curvas de Predição e Sucesso, quanto para análise da curva ROC, a acurácia do modelo é mensurada pela Área Abaixo da Curva, do inglês *Area Under the ROC Curve* (AUROC), variando de 0,5 (classificador randômico, o qual não deve ser considerado para nenhum modelo) a 1,0 (classificador ótimo) (NANDI; SHAKOOR, 2010). Quanto mais

próximo de 1 a AUROC, melhor é a performance da modelagem, ou seja, uma alta taxa de verdadeiros positivos (em abcissas) e menor taxa de falsos positivos (em ordenadas), podendo ser observado na Figura 24.

Entretanto, Oliveira (2012) destaca que a AUROC, Curva de Sucesso ou de Predição jamais serão iguais a 1, uma vez que os valores obtidos são sempre atrelados à porcentagem da área instabilizada.



**Figura 24** – Gráfico da curva ROC, determinada pela taxa de sensibilidade vs taxa de especificidade.

Nesse contexto, em uma análise de validação, o mapa de suscetibilidade é definido como o mais acurado aquele contém a maior quantidade de escorregamentos em áreas com os maiores valores de suscetibilidade definidas pelo modelo. Na literatura, alguns autores propuseram valores referência de AUC como limiares específicos para aceitabilidade de modelos (Tabela 21), sendo que o limiar mais exigente parte de  $AUC = 0,75$ .

**Tabela 21** – Limiares numéricos para classificações nominais de AUC.

Classificação	Swets (1988)	Guzzetti (2006)
Excelente	> 0,90	> 0,90
Muito satisfatória	-	0,80 – 0,90
Aceitável	0,70 – 0,90	0,75 – 0,80
Fraca	0,50 – 0,70	-
Muito fraca	-	-

### **3.8.6 Avaliação de vulnerabilidade social**

A determinação da vulnerabilidade é um componente fundamental para determinar o grau do elemento exposto ao perigo. A exposição dos elementos aos escorregamentos pode ser representada em mapas de perigo atrelados à densidade demográfica e as infraestruturas, fornecendo apenas uma imagem qualitativa de exposição. Entretanto, a avaliação de vulnerabilidade de escorregamentos requer uma análise mais complexa, considerando dados socioeconômicos para entender o comportamento da população, bem como as edificações de determinado local (UNDRR, 2017).

Na literatura estão disponíveis alguns métodos para a avaliação de vulnerabilidade para determinação de risco, entretanto, há uma lacuna de estudos na abordagem de vulnerabilidade social e econômica a escorregamentos, onde muitas são similares e apenas se adaptam às realidades locais, sendo apresentadas na subseção seguinte.

#### **3.8.6.1 Vulnerabilidade de pessoas**

Cutter, Boruff e Shirley (2003), criaram a metodologia Índice de Vulnerabilidade Social (*Social Vulnerability Index - SoVI*) baseada no contexto dos Estados Unidos, definindo um conjunto de fatores para a determinação da vulnerabilidade de pessoas associadas aos perigos naturais. Quando se trata da vulnerabilidade de perigos provenientes de fenômenos naturais, isso significa que nesse caso é avaliado o potencial de perda, que varia de acordo com o espaço, tempo e entre diferentes grupos sociais. Dessa forma, existem três princípios para as pesquisas em vulnerabilidade:

- A identificação das condições que tornam pessoas ou locais vulneráveis a eventos naturais extremos, um modelo de exposição (ANDERSON, 2000; BURTON; KATES; WHITE, 1993);
- A premissa de que a vulnerabilidade é uma condição social mensurada de resistência ou resiliência aos perigos (BLAIKIE et al., 1994; HEWITT, 1997);
- A integração entre potenciais exposições e resiliência da sociedade com foco específico em determinada região ou local específico (CUTTER; MITCHELL; SCOTT, 2000; KASPERSON; KASPERSON; TURNER, 1995).

Na comunidade científica de ciências sociais, existe um consenso sobre principais fatores que influenciam a vulnerabilidade social, entre eles: acesso limitado a recursos (informação, conhecimento e tecnologia); falta de acesso a políticas públicas e representação

social; crenças e costumes; idade, indivíduos frágeis e fisicamente limitados, modos de vida e tipo e densidade de infraestrutura (BLAIKIE et al., 1994; PUTNAM, 2000; TIERNEY; LINDELL; PERRY, 2001).

Entre os indicadores frequentemente encontrados e mais aceitos na literatura que permitem traduzir a vulnerabilidade de um indivíduo, se encontram a idade, gênero, raça/etnia e padrão socioeconômico, além do nível educacional e infraestrutura (CUTTER et al., 2003; MENDONÇA; SILVA, 2020). A alta densidade demográfica é um fator diretamente dependente da geografia local, está relacionada à dificuldade de evacuação e atendimento à população durante situações de distúrbios (CUTTER et al., 2003).

Na aplicabilidade do SoVI, Guillard-Gonçalves et al. (2015) adaptaram essa metodologia para a avaliação da vulnerabilidade de pessoas considerando a realidade da cidade de Lisboa, em Portugal. Eidsvig et al. (2014) aplicaram um modelo para identificar populações vulneráveis em cidades da Espanha, Grécia, Noruega, Romênia e França a desastres provenientes de escorregamentos, e definiram, além de preparação e resposta, indicadores para identificar o nível de vulnerabilidade a porcentagem de pessoas abaixo de 5 anos e acima de 65 anos, grupos vulneráveis devido a barreiras linguísticas ou culturais, fonte de renda da população rural, densidade populacional e o nível de educação da população.

Uzielli et al. (2008), considerou a exposição de pessoas considerando que essas estejam em espaços abertos (com indicadores de densidade populacional, idade e capacidade intelectual), dentro de veículos e em estruturas, propondo modelos de cálculo para cada uma dessas divisões. Jaedicke et al. (2013), avaliaram a exposição da população europeia a escorregamentos a partir da quantidade de pessoas presentes em cada classe de perigo. Alcántara-Ayala et al. (2018) utilizaram 11 questões baseadas em intervenções para identificar o nível de percepção de risco dos habitantes no contexto em que estão inseridas em uma cidade no México.

### **3.8.7 *Análise pluviométrica***

Dado que a chuva é o principal fenômeno de deflagração de escorregamentos em regiões tropicais (GUIDICINI; IWASA, 1977), as avaliações de limiares pluviométricos são utilizadas na tentativa de prever instabilizações em encostas. Os limiares pluviométricos são estabelecidos de modo quantitativo pelas leis matemáticas e entendidos como as condições limites que quando atingidas ou superadas irão provavelmente causar um escorregamento

(GUZZETTI et al., 2008; WHITE; MOTTERSHEAD; HARRISON, 1996). Na maioria dos casos, os dados de chuva são captados por pluviômetros (PICIULLO et al., 2017). Entretanto, nem sempre há uma rede ampla de estações pluviométricas para cobrir um território, principalmente em áreas remotas, como as montanhosas, o que muitas vezes implica na precisão da correlação entre chuvas e escorregamentos (MARRA et al., 2014).

Campbell (1975) apontou que a causa dos escorregamentos foi a combinação do acumulado de chuva antecedente e da intensidade da precipitação no dia do evento. Caine (1980), propôs o primeiro modelo global para limiares pluviométricos expresso por uma equação da lei de potência, representando 73 condições de intensidade de chuva (I) pela duração de chuva (D) que desencadearam escorregamentos em várias partes do mundo.

Guzzetti et al. (2008) destacaram que os limiares de chuva foram em sua maioria baseados nas diferentes escalas de trabalho (global, regional, local), aplicação ampla de parâmetros, configurações fisiográficas e tipologia de escorregamentos. Entre as abordagens, podem ser utilizadas as abordagens baseadas em processos físicos (limiares conceituais, baseados em processos) ou empíricas (limiares históricos, estatísticos). Três tipos de medidas pluviométricas foram mais frequentemente utilizados: medidas de chuva obtidas para eventos específicos de chuva; condições antecedentes de precipitação; outros limiares, incluindo limiares hidrológicos (GUZZETTI et al., 2007).

Para a obtenção de limiares pluviométricos, o método mais direto é estabelecer uma duração padrão para depois contabilizar a precipitação acumulada (BAI et al., 2014; CALVELLO et al., 2015; GARCIA-URQUIA; AXELSSON, 2015). Sendo assim, os limiares podem ser obtidos a partir do cálculo de intensidade-duração (ID) (CAINE, 1980), que juntamente com o evento de chuva acumulada-duração (ED) e chuva acumulada antecedente (A), são os mais utilizados (SEGONI; PICIULLO; GARIANO, 2018). Na abordagem de precipitação antecedente (A) é medida a quantidade de chuva em mm antes do evento acontecer, tentando explicar o grau de saturação do solo (GOVI; SORZANA, 1980). Em vista disso, são encontrados diversas partições temporais, como chuva acumulada de 1, 3, 15, 30 dias e até por monções são encontrados na literatura (GABET et al., 2004; LEE et al., 2015; SAADATKHAH; KASSIM; LEE, 2015; TIEN BUI et al., 2013).

Segoni, Piciullo e Gariano, (2018) em um artigo de revisão dos estudos focados para a definição de limiares pluviométricos, aponta que o Brasil divide com a França, Honduras, Nepal, Filipinas e Espanha apenas 2% dos artigos publicados na base de dados *SCOPUS*, ressaltando a necessidade desse tema ser mais explorado em âmbito nacional.

### 3.8.8 ***Zoneamento de perigo de escorregamentos***

De acordo com Tominaga et al. (2009), a avaliação de perigo é resultado das informações adquiridas dos componentes do meio físico e os dados compilados dos processos ocorrentes que, variando de acordo com a situação da área de interesse, mas em seu contexto geral de abordagem, representa as condições que um determinado local possui para ocorrer um evento com potencial de causar danos espaciais e temporais.

Fell et al. (2008), consideram que a base para a elaboração de mapas de zoneamento de perigo de escorregamentos são os mapas de zoneamento de suscetibilidade, considerando a mesma escala, devendo estar explícita a topografia da área concomitantemente com as classes de perigo mapeadas. Para escorregamentos em encostas naturais, o perigo pode ser expresso como a probabilidade anual de uma ocorrência em determinada área mapeada, que normalmente é expressa em termos de frequência, períodos de retorno ou em probabilidade de excedência (COROMINAS et al., 2013), e devem conter:

- Avaliação de frequência histórica de escorregamentos;
- Relacionar o histórico de escorregamentos à intensidade e à duração das chuvas que ocasionaram as ocorrências do passado;
- Avaliar a frequência através de uma abordagem indireta, como por exemplo, da probabilidade de escorregamentos devido a uma precipitação;
- Relacionar o histórico de escorregamentos ao volume de chuva, geometria do talude, propriedades geotécnicas e fatores de segurança.

Entre as abordagens tradicionais para avaliar a probabilidade de ocorrência de escorregamentos estão: métodos heurísticos; abordagens geomecânicas; probabilidade empírica; abordagens indiretas; e relação de frequência de magnitude (COROMINAS et al., 2013).

As abordagens indiretas que avaliam os limiares de mecanismos de deflagração (chuva e abalos sísmicos) críticos para desencadear escorregamentos, tem evidenciado grande relevância deste tópico para a determinação do perigo. Trata-se de uma relação direta da observação de uma intensidade-duração de chuva ou terremoto específicos que foram responsáveis pelas instabilizações das vertentes. O período de retorno é identificado a partir da identificação desse limiar crítico específico para um determinado local ou região, mas não aponta qual talude irá romper, sendo uma abordagem utilizada para movimentos de variadas grandezas (COROMINAS et al., 2013).

Apesar das tradicionais etapas para obtenção do perigo se limitarem à frequência (probabilidade anual) e aos mecanismos de deflagração, a mais recente abordagem pela UNDRR sobre o conceito de “socionatural” que abarca as análises de perigo podem incluir a combinação entre fatores naturais e fatores antropogênicos (UNDRR, 2017).

Segoni et al. (2018) utilizaram um método muito promissor de combinação de limiares de precipitação com mapas de suscetibilidade em uma matriz quadrada (Figura 25) para a determinação de um mapa dinâmico de perigo. A metodologia baseia-se na integração entre as classes de suscetibilidade (S) e os limiares de chuva (R), em que a combinação de ambas as classes resultou em níveis de perigo (H). Exemplificando, em locais com zoneamentos de suscetibilidade “S2” que sediou uma chuva com limiar correspondente a “R3”, o nível de perigo obtido será o “H3”, sendo assim feitas as interpretações de perigo. Dessa maneira, a interação entre R1 e S1 resultando em H0, significa que são áreas de baixa suscetibilidade ou limiar baixo de chuva, em que os escorregamentos não são esperados ou o limiar de chuva não é suficiente para deflagrar um evento.

	S1	S2	S3
R1	H0	H1	H2
R2	H1	H2	H3
R3	H2	H3	H4

**Figura 25** - Matriz quadrada de perigo para a combinação das classes de suscetibilidade e limiares pluviométricos. **Fonte:** Segoni et al. (2018).

## 4 MATERIAIS E MÉTODO

A metodologia proposta nesta pesquisa é uma adaptação do método proposto por Segoni et al. (2018) para produzir um mapa de perigo. A presente pesquisa se difere por incluir na análise critérios sociais, para então estimar as consequências a partir do perfil das pessoas em um determinado espaço. Para tanto, essa seção discorre sobre a sistematização metodológica (Figura 26) para cumprir os objetivos propostos. Em primeira instância, foi selecionada uma área de estudo que cumpre os requisitos inerentes ao método para então realizar os seguintes passos: **1)** estudo da área a ser analisada; **2)** coleta e configuração de dados; **3)** modelos de entrada; **4)** normalizações; **5)** determinação de perigo, cruzamento de dados espaciais entre as classes de suscetibilidade ambiental e vulnerabilidade social (critério socionatural), e avaliação de perigo pela combinação em uma matriz do critério socionatural e limiares pluviométricos. Adicionalmente, foi estabelecida uma combinação em uma matriz adicional contemplando somente a suscetibilidade e o mosaico de chuva.

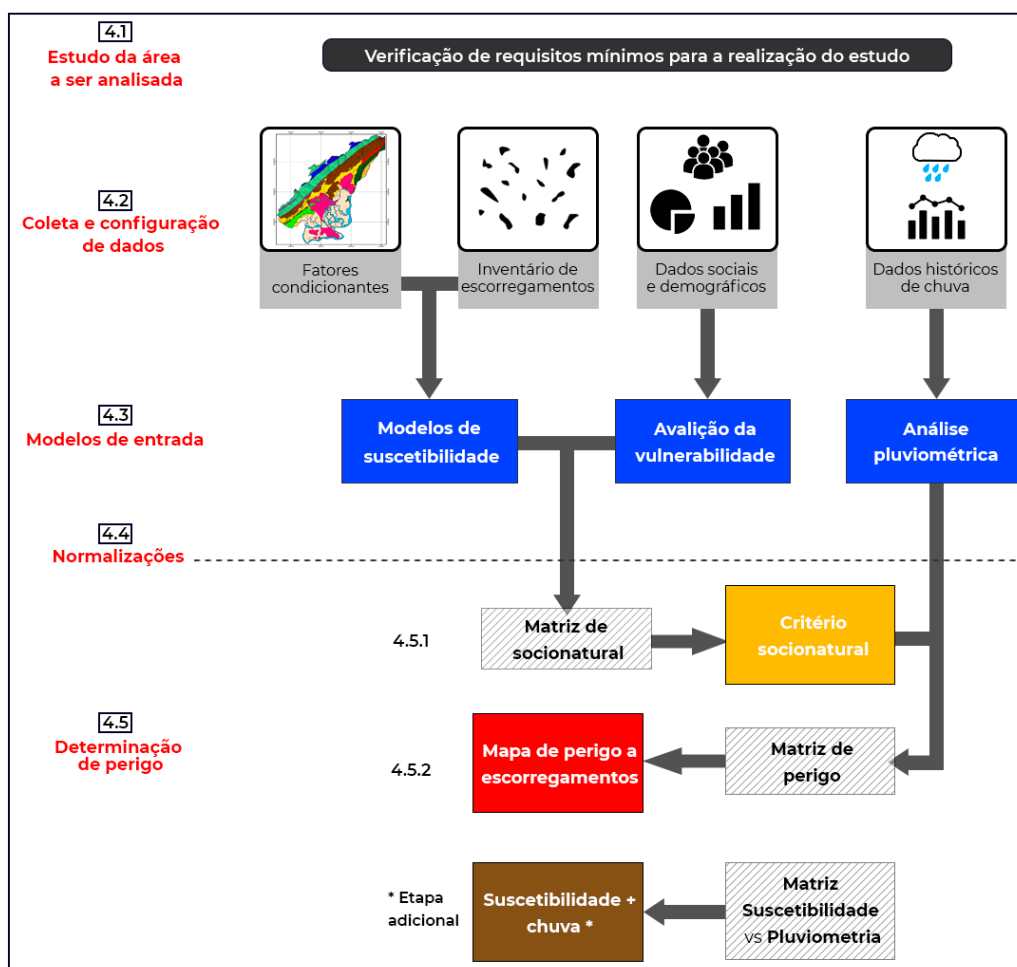


Figura 26 – Fluxograma das etapas metodológicas desenvolvidas para a obtenção do perigo.

#### 4.1 Estudo da área a ser analisada

O primeiro passo foi definir a área de teste da metodologia. Para isso, o local de estudo foi selecionado conforme critérios que são inerentes ao método, tais como, extenso histórico de escorregamentos, altos índices pluviométricos e comunidades vivendo em encostas. Dessa maneira, um município da costa do estado de São Paulo foi selecionado como teste da metodologia.

A cidade de Cubatão situa-se na região metropolitana da Baixada Santista, a 57 km de São Paulo (capital do estado mais populoso do país) e a 16 km de Santos, com uma área territorial de 142,879km<sup>2</sup>. Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), em 2018, a população estimada foi de 129.760 habitantes, com densidade demográfica de 908,18 hab/km<sup>2</sup>, maior que a do Estado de São Paulo que corresponde a cerca de 183 hab/km<sup>2</sup>, concentrando um PIB per capita de R\$138.153,22 (IBGE, 2010).

#### 4.2 Coleta e configuração de dados

A aquisição dos dados deve estar vinculada ao produto a ser obtido. Cabe destacar que aqueles inerentes a uma avaliação de perigo foram abordados com maiores detalhes na seção 3.8 - voltados para análises estatísticas.

Para a área de estudo, a obtenção dos dados de entrada permeou pela coleta de produtos que forneceram o aporte para a geração do inventário de escorregamentos, avaliação de suscetibilidade ambiental, vulnerabilidade social e análise de chuva (Tabela 22).

**Tabela 22** – Dados e suas respectivas fontes.

<b>Produtos</b>	<b>Dados</b>	<b>Fonte</b>	<b>Observações</b>
<b>Inventário de Escorregamentos (Suscetibilidade ambiental)</b>	Histórico de escorregamentos	IPMet UNESP, IPT, Defesa Civil (2019)	Ocorrências do período de 2000 a 2015
	Imagens Satélite	Google Earth	-
	Ortofotos	EMPLASA (2013)	-
<b>Fatores condicionantes (Suscetibilidade ambiental)</b>	Mapa geológico	IPT (1986)	Escala (1:50.000)
	Mapa geomorfológico	IPT (2015)	Escala (1:25.000)
	Uso e Ocupação do Solo	Prefeitura (2019)	Lei nº 2513/1998
	Mapas morfométricos	IBGE	Curvas de nível (5m)
	Sensoriamento Remoto	INPE (2013)	Satélite CBERS4
<b>Vulnerabilidade social</b>	Dados censitários	IBGE (2011)	Censo 2010
<b>Análise pluviométrica</b>	Histórico de chuva	EMAE (2019)	Período: 2000 a 2015

#### 4.2.1 ***Inventário de escorregamentos***

Em um projeto de mapeamento de suscetibilidade, a construção de um mapa de inventário de escorregamentos é um requisito fundamental (GUZZETTI et al., 2012). Portanto, o passo inicial é reunir todas as informações do histórico de ocorrências da área que se pretende estudar.

Essa primeira etapa consistiu no levantamento histórico das ocorrências de movimentos gravitacionais de massa da área de interesse, consultados no Banco de Dados de Desastres Naturais do Centro de Meteorologia da Universidade Estadual Paulista (IPMet/UNESP), da Defesa Civil Municipal, ambos do período de 2000 a 2015, como também de um mapeamento por ortofotos de 2015 do Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) (IPT, 2015). A diferença de estrutura entre os bancos de dados é que, o do IPMet/UNESP apresentava informações mais detalhadas, como data, latitude e longitude, os danos causados, número de vítimas, feridos, desabrigados e a classificação COBRADE. Por outro lado, o banco de dados da Defesa Civil, só forneceu informações como a data e endereço aproximado, bem como o do IPT, apenas georreferenciadas na forma de pontos.

Para a elaboração do mapa de inventário referente à área de estudo, foram adotados os seguintes procedimentos: **i)** obtenção de dados históricos; **ii)** investigação, validação e georreferenciamento das feições por trabalhos de campo; **iii)** mapeamento de cicatrizes pela interpretação de ortofotos e mapeadas por imagens do Google Earth.

Posteriormente, os registros provenientes de bancos de dados foram verificados quanto à duplicidade, e organizados em uma planilha eletrônica com as respectivas coordenadas geográficas, data de ocorrência (quando disponível), bairro e endereço ou localização de referência. Então, todos os eventos foram espacializados por intermédio do software QGIS constituindo o mapa de inventário.

Para subsidiar as análises estatísticas, seguindo Althuwaynee et al. (2012) e Pradhan e Lee (2010), o inventário de escorregamentos foi bi particionado pela ferramenta “*seleção aleatória*” em SIG, para os seguintes usos:

- 70% do inventário foi destinado à construção do modelo, sendo esses os dados de treinamento;
- 30% do inventário foi destinado à validação, correspondendo aos dados de teste do modelo.

#### 4.2.1.1 Trabalhos de Campo

As visitas de campo foram realizadas para o mapeamento e validação das feições *in loco*, e posteriormente inserir as informações para constituir o mapa de inventário de escorregamentos. As observações de campo englobaram informações gerais e específicas através de interpretações visuais para o reconhecimento dos tipos de feições de escorregamentos. A ficha de campo foi elaborada como suporte à coleta de informações, adaptada de Fell et al. (2008) e Guzzetti (2012), Figura 27.

As coordenadas geográficas de cada escorregamento foram obtidas pelo auxílio de um aparelho de sistema operacional *iOS* com a ferramenta GPS (aplicativo *Coordinates*) e posteriormente georreferenciadas em ambiente SIG.

Uma vez que essas ocorrências foram obtidas pelo banco de dados da Defesa Civil Municipal e do IPMet que disponibilizavam o endereço das ocorrências, foi necessário entrevistar a comunidade para verificar os locais em que ocorreram os escorregamentos, uma vez que os vestígios das feições foram apagados com o tempo.

FICHA DE CAMPO - ESCORREGAMENTOS DE TERRA				
Data da Ocorrência:			Data da visita:	
<b>Localização</b>				
Latitude/Longitude:			Bairro:	
<b>Tipologia</b>				
Escorregamentos ( <i>landslides</i> )	Planar ( )	Tipo de Material	Obs.:	Esboço da feição
	Circular ( )			
	Cunha ( )	Areia ou detritos ( )		
Corridas ( <i>flows</i> )	Composto de rocha ( )			
Quedas ( <i>falls</i> )	Rolamento ( )	Matacões ( )		
	Tombamento ( )	Placa de rocha ( )		
Rastejos ( <i>creeps</i> )				
<b>Dimensionamento</b>				
Distância de deslocamento	Volume/Área	Velocidade	Intensidade	
<b>Observação do entorno</b>				
Vegetação ( ) _____		Corpo Hídrico ( ) _____		
Edificações ( ) _____		Outras ( ) _____		

Figura 27 – Ficha para a coleta de informações dos trabalhos de campo.

#### 4.2.2 Fatores condicionantes

Diversos fatores condicionantes controlam os processos de escorregamentos, em que seus produtos espaciais são essenciais para uma análise de base estatística. Assim, optou-se por selecionar as variáveis independentes mais amplamente utilizadas na literatura (POURGHASEMI et al., 2020; SEGONI et al., 2016), visando inibir critérios subjetivos.

Sendo assim, todas variáveis independentes foram derivadas de 3 tipos de produtos, como se segue: mapas morfométricos, mapas temáticos e sensoriamento remoto.

Os mapas morfométricos foram derivados do Modelo Digital de Elevação (MDE) obtido através do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), que foi gerado a partir de curvas de nível com isolinhas de intervalo de 5m. Para tanto, o produto *raster* MDE foi elaborado com pixel de resolução 10 x 10 m na zona 23S do sistema de coordenadas em projeção UTM, *datum* SIRGAS 2000, com a utilização do *software* “QGIS with GRASS versão 3.10.1”, gerados em extensão TIFF.

Os mapas temáticos, tais como o mapa geológico (IPT, 1986), geomorfológico (IPT, 2015) e de uso e ocupação do solo (Lei nº 2513/98 – Parcelamento, Uso e Ocupação do Solo do município de Cubatão) foram obtidos em vetor, sendo necessário fazer a conversão para produto *raster* através da ferramenta “*v.to.rast*” do pacote GRASS, com pixels de resolução 10 x 10 m, seguindo a mesma configuração dos mapas morfométricos. O NDVI foi obtido por imagens do satélite CBERS-04 (INPE, 2014) com a mesma configuração dos demais. Os mapas foram trabalhados na escala 1:50.000 e representados em 1:90.000.

Um total de 10 fatores condicionantes de escorregamentos foram considerados na pesquisa. Os mapas morfométricos gerados foram: elevação, declividade, orientação, curvatura plana, curvatura de perfil e índice de umidade topográfica (TWI). Para os mapas temáticos foram consideradas as unidades litológicas (mapa geológico), unidades geomorfológicas (mapa geomorfológico) e divisões de uso do solo (mapa de uso e ocupação do solo). As técnicas de sensoriamento remoto originaram o NDVI.

Uma vez que foram empregadas análises estatísticas bivariadas e multivariadas, dois procedimentos distintos de classificação foram estabelecidos para cada uma delas:

- Estatística bivariada

As classes de **orientação** foram definidas com base nas vertentes octogonais, sendo constituída por 9 classes (GUZZETTI et al., 1999). Diferentes interpretações para a **declividade** foram encontradas em pesquisas realizadas para a área de estudo, sendo assim, optou-se por avaliar o desempenho das classificações definidas pelo IPT (2015) e Nery e Vieira (2014) aos dados de entrada pela aplicação da análise de sensibilidade (ver item 3.8.4). A **elevação** foi embasada em classificações disponíveis na literatura, sendo que cada classe divididas a cada 200 m (DIAS, 2019; IPT, 2015; NERY; VIEIRA, 2015). Para a **curvatura plana**, as classificações foram baseadas em Chen et al. (2019) e classificada em convexa (valores positivos), côncava (valores negativos) e linear (valor igual a zero). A

**curvatura de perfil** foi classificada em convexa (valores negativos), côncava (valores positivos) e linear (valor igual a zero). O **TWI** foi obtido pela Eq. (2), e os intervalos definidos conforme a classificação proposta por Chen et al. (2019) pelos valores mínimos e máximos. Os mapas temáticos foram reclassificados de acordo com as suas características intrínsecas aos processos de escorregamentos. Por fim, o **NDVI** foi gerado pela (1). Os valores resultantes do mapa variaram de -0,57 (ausência de vegetação) e 0,78 (alta densidade de vegetação). A Tabela 23 discrimina todos os produtos derivados do modelo digital de elevação, bem como suas respectivas classes e referências.

**Tabela 23** – Classificações de produtos morfométricos para VI e EBF.

	<b>Parâmetros</b>	<b>Intervalos</b>	<b>Autores</b>
Morfométricos	Elevação	0 – 200m; 200,1m – 400m; 400,1m – 600m; 600,1m – 800m; > 800m	Vieira et al. (2010), Nery e Vieira (2014) e Dias (2019).
	Declividade	0 – 21°, 21 – 34°; 34 – 44°; 44° - 70°	Nery e Vieira (2014)
		0 – 2°; 2 – 5°; 5 – 10°; 10 – 17°; 17 – 20°; 20 – 25°; 25 – 30°; 30 – 45°; > 45°	IPT (2015)
	Orientação	NO; N; NE; L; SE; S; SO; O; Plano	-
	Curvatura Plana	<=-0,001; 0; >=0,001	Chen et al. (2019)
	Curvatura de Perfil	<=-0,001; 0; >=0,001	Chen et al. (2019)
	TWI	<5; 5 a 7; 7 a 9; >9	Chen et al. (2019)
	NDVI	<=-0,30; -0,30 a -0,10; -0,10 a 0,20; 0,20 a 0,40; >0,40	-
Temáticos	Geologia	14 classes litológicas	IPT (1986)
	Geomorfologia	7 classes de unidades geomorfológicas	IPT (2015)
	Uso e Ocupação do Solo	9 classes de uso do solo	PMC (2020)

- Estatística multivariada

As mesmas variáveis independentes foram consideradas para a estatística multivariada, se diferindo apenas na classificação entre variáveis numéricas e categóricas (Tabela 24) para a inserção em ambiente de codificação.

**Tabela 24** – Divisão de variáveis numéricas e categóricas para o algoritmo Random Forest.

	<b>Parâmetros</b>	<b>Faixa de valores numéricos/Classes</b>
<b>Numéricas</b>	Elevação	0 a 902 m
	Declividade	0 a 71°
	Curvatura Plana	-0,16 a 0,24
	Curvatura de Perfil	-0,08 a 0,10
	TWI	2,36 a 13,93
	NDVI	-0,57 a 0,78
<b>Categóricas</b>	Geologia	14 classes litológicas
	Geomorfologia	7 classes de unidades geomorfológicas
	Uso e Ocupação do Solo	9 classes de uso do solo
	Orientação	NO; N; NE; L; SE; S; SO; O; Plano

#### 4.2.3 **Dados sociais e demográficos**

A avaliação da vulnerabilidade envolve a compilação de parâmetros para tentar explicar as condições dos elementos expostos e medir a resiliência de um grupo ou comunidade (CUTTER et al., 2003; EIDSVIG et al., 2014). Esses parâmetros podem ser traduzidos por indicadores sociais e demográficos, os quais dispõem de dados suficientes para proceder com uma análise quantitativa, na tentativa de mensurar pessoas vulneráveis.

Portanto, devido à presença de residências em áreas montanhosas na área de estudo, o alvo desta análise foi baseado na vulnerabilidade das pessoas em um determinado espaço. Para a área de estudo, foram considerados os indicadores de densidade demográfica, idade e índice de pobreza. Os dados foram obtidos por setores censitários definidos pelo censo do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

#### 4.2.4 **Dados históricos de chuva**

Como parte dos mecanismos de deflagração, a chuva é a mais frequente. Portanto, se faz necessária a tarefa de identificar um limiar de chuva responsável por desencadear escorregamentos, sendo a principal via a correlação das precipitações com as ocorrências desencadeadas (GUZZETTI et al., 2008; SEGONI; PICIULLO; GARIANO, 2018). Para tanto, é necessário dispor de um inventário de escorregamentos em que suas respectivas datas são conhecidas, bem como os dados históricos de chuva que contemplam o período das instabilizações.

Para a presente pesquisa, conforme mencionado na Tabela 22, a série histórica pluviométrica de 2000 a 2015 foi obtida de duas estações pluviométricas que pertencem à Empresa Metropolitana de Águas e Energia (EMAE), em que os dados são medidos pela chuva acumulada de 24h de chuva. As estações estão a 1 km de distância entre elas, o que refletiu em uma representatividade espacial reduzida.

A análise empregada foi baseada em Hader et al. (2020), que considerou o cálculo da probabilidade de um intervalo de chuva desencadear escorregamentos. Então, as análises foram baseadas na chuva antecedente ao evento, divididas nos períodos de 24h, de 3 dias e de 7 dias. Etapas de pré-processamento dos dados foram necessárias, como se segue:

i) triagem para cada observação a partir de todos os registros pluviométricos entre 2000 e 2015, obtendo a quantidade acumulada de chuvas incidentes por período. Por exemplo, para o período de 24h, foi considerada a chuva do dia do evento. Para o período de 3 dias, somou-se o total de precipitação dos dias 1, 2 e 3, obtendo o total acumulado até o dia 3 (dia do evento), e para o dia 4, somou-se o total dos dias 2, 3 e 4, e assim por diante.

ii) a fórmula de Sturges - Eq. (5) - foi empregada para obter a quantidade ideal de intervalos baseada na extensão dos dados, correspondente ao total de escorregamentos. Foi considerado o total de movimentos de massa do banco de dados do IPMet/Unesp e da Defesa Civil, em que para ambos estava disponível a data de cada ocorrência de movimento de massa, sendo possível associá-las à pluviometria.

$$K = 1 + 3,33 \log_n 10 \quad (5)$$

Onde:

*n*: extensão dos dados (total de escorregamentos).

*K*: quantidade de intervalos.

Então, identificou-se os valores máximos de chuva de cada período que foram divididos pelo resultado de *K*, definindo a repartição e amplitude dos intervalos de chuva (ex.: 30 a 60 mm, 60 a 90 mm).

### 4.3 Modelos de entrada

De posse dos dados e configurações necessárias, estes foram inseridos em seus respectivos modelos e procedimentos consequentes, como a avaliação de suscetibilidade, determinação da vulnerabilidade e análise pluviométrica.

### 4.3.1 **Avaliação da suscetibilidade ambiental**

Para a seleção do método de avaliação e elaboração do mapa de suscetibilidade, foi levada em conta a escala de mapeamento e também o nível de dificuldade para acessar no campo as áreas a serem analisadas.

Dessa maneira, pelo difícil acesso e a escala de mapeamento ser de 1:50.000 (pixel 10 x 10 m), duas abordagens estatísticas foram utilizadas, de modo a verificar o melhor desempenho. Para a estatística bivariada, foram selecionados: **i)** o método do Valor Informativo (VI) (YIN; YAN, 1988) pelo sucesso de sua aplicação global, e recentemente implementada no contexto da Serra do Mar, no Brasil (DIAS, 2019); **ii)** Teoria da Evidência de Dempster-Shafer (EBF) (DEMPSTER, 1968; SHAFER, 1976) por ser um método sofisticado que tem sido empregado para análises de suscetibilidade no mundo, mas escasso de aplicação no Brasil, e para a estatística multivariada: **iii)** algoritmo baseado em *machine learning* “Random Forest” (BREIMAN, 2001), escolhido pela sua alta performance perante aos métodos tradicionais e relevância em âmbito internacional (MERGHADI et al., 2020), porém muito pouco explorado em território nacional. Os softwares são apresentados na Tabela 25.

De maneira geral, a aplicação das análises seguiu as seguintes etapas:

- Sobreposição e correlação do inventário de treinamento (70%) com os mapas de fatores condicionantes;
- Aplicação dos modelos estatísticos VI, EBF e Random Forest;
- Análise de sensibilidade (importância de cada fator condicionante nos processos de escorregamentos);
- Construção dos modelos VI, EBF e Random Forest;
- Validação dos modelos VI e EBF e Random Forest com o inventário de teste (30%), e seleção daquele que apresentou a melhor performance.
- Classificação do modelo que apresentou a melhor performance.

**Tabela 25** – Análises estatísticas e respectivos softwares utilizados.

Análise	Software
Valor Informativo	QGIS with GRASS versão 3.10.1; Planilha eletrônica
EBF	QGIS with GRASS versão 3.10.1; Planilha eletrônica
Random Forest	QGIS with GRASS versão 3.10.1; RStudio (codificação)

#### 4.3.1.1 Valor Informativo

A estatística do Valor Informativo (VI) estimou a suscetibilidade a partir da quantidade de pixels de escorregamentos presentes nas classes de cada parâmetro em relação a sua área, designando níveis de suscetibilidade (YIN; YAN, 1988).

Um exemplo do procedimento de cálculo no *excel* para obter o Valor Informativo é apresentado na Figura 28.

Valor Informativo (VI)										
Parâmetro	Classe	Área (m <sup>2</sup> )	Ni	Si	S	N	Si/Ni (L)	S/N (M)	L/M	VI(Ii)
Elevação	200 - 400	17887633,22	179053	141	564	1439856	0,000787	0,000392	2,010377	<b>0,698322</b>

**Figura 28** - Etapas do cálculo do Valor Informativo com o exemplo da elevação.

Onde:

*Ni*: Quantidade de pixels (10 x 10 m) na classe 200 – 400;

*Si*: Quantidade de pixels de escorregamentos na classe 200 - 400;

*S*: Quantidade total de pixels com escorregamentos na área total de estudo;

*N*: Quantidade de pixels da área total de estudo.

Primeiramente é calculada a razão de **Si/Ni** para obter **L**. Posteriormente, a relação **S/N** define **M**. A divisão de **L/M** determina o **VI**, e então:

*Ii*: Valor Informativo (aplicação de *ln* no valor resultante de **L/M**).

Esse procedimento foi realizado para todas as classes de todos os parâmetros. Seguindo a premissa do aumento da amplitude dos valores oriundos da função logarítmica, o exemplo da Figura 28 mostra que para a classe de 200-400m do parâmetro elevação, o resultado obtido é positivo, sendo, portanto, um dado que permite uma interpretação de que a área é importante para instabilizações.

Para obter o mapa de suscetibilidade a escorregamentos, foi feita a somatória do peso final (*Ij*) de cada classe de cada fator de predisposição para determinar *Ij*, conforme a Eq. (4). Em cada unidade cartográfica foram somados apenas os valores em que há a presença de determinada classe de um fator, se ele está ausente, a variável corresponde a 0.

#### 4.3.1.2 Teoria da Evidência Dempster-Shafer (EBF)

O modelo EBF visa obter a densidade de escorregamentos por cada classe de fator condicionante, em que os valores de saída se diferenciam apenas nas expressões algébricas (ALTHUWAYNEE; PRADHAN; LEE, 2012).

Os resultados de cada uma de suas funções podem ser interpretados da seguinte maneira (Althuwaynee e Pradhan, 2012):

- **Bel:** revela as áreas suscetíveis;
- **Dis:** revela as áreas não suscetíveis;
- **Unc:** revela as áreas em que as evidências são insuficientes para fornecer as provas de informações sobre escorregamentos, ou orienta para avaliação adicional em campo;
- **Pls:** representa todas as evidências integradas, com exceção de Dis. Geralmente revela onde as evidências espaciais são suficientes, ou insuficientes para provar qual o efeito de determinado parâmetro no desenvolvimento de escorregamentos.

Na sequência, são descritas as Eq. (6) e (7) para a definição de Bel, processadas com o auxílio de uma planilha de cálculo:

$$Bel_{C_{ij}} = \frac{W_{C_{ij}D}}{\sum_{j=1}^n W_{C_{ij}D}} \quad (6)$$

$$W_{C_{ij}D} = \frac{N(C_{ij} \cap D) / N(C_{ij})}{N(D) - N(C_{ij} \cap D) / N(T) - N(C_{ij})} \quad (7)$$

Em que:

$N(C_{ij} \cap D)$ : Total de pixel de escorregamentos na classe do fator de predisposição;

$N(C_{ij})$ : Total de pixel de escorregamentos em toda a área de estudo;

$N(D)$ : Quantidade de pixel na classe do fator de predisposição;

$N(T)$ : Total de pixel na área de estudo.

$W_{C_{ij}D}$ : pixels afetados por escorregamentos

O grau de desconfiança foi definido pela Eq. (8) e (9).

$$Dis_{C_{ij}} = \frac{W_{C_{ij}D'}}{\sum_{j=1}^n W_{C_{ij}D'}} \quad (8)$$

$$W_{C_{ij}D'} = \frac{N(C_{ij} \cap D) / N(C_{ij})}{N(T) - N(D) - [N(C_{ij}) - N(C_{ij} \cap D)] / N(T) - N(C_{ij})} \quad (9)$$

Em que:

$N(C_{ij} \cap D)$ : Total de pixel de escorregamentos na classe do fator de predisposição;

$N(C_{ij})$ : Total de pixel de escorregamentos em toda a área de estudo;

$N(D)$ : Quantidade de pixel na classe do fator de predisposição;

$N(T)$ : Total de pixel na área de estudo.

$W_{C_{ij}D}$ : pixels não afetados por escorregamentos

Finalmente, a Eq. (10) e (11) foram utilizadas para calcular o grau de incerteza e o grau de plausibilidade.

$$Unc = [1 - (Bel_{C_{ij}}) - (Dis_{C_{ij}})] \quad (10)$$

$$Pls = [1 - (Dis_{C_{ij}})] \quad (11)$$

O mapa de suscetibilidade final foi composto de uma integração entre camadas, uma vez que *Bel* mostra as áreas suscetíveis (como já abordadas), e *Unc* a dúvida da assertiva. Sendo assim, os mapas de EBF de cada fator condicionante (por exemplo, declividade) foram combinados com os mapas de outro fator condicionante (por exemplo, elevação) utilizando a regra de combinação de Dempster, em que cada par de fatores condicionantes (por exemplo, elevação e declividade) foi combinado usando a Eq. (12), e a camada resultante será utilizada para combinar com outro fator condicionante. Esse processo foi repetido até restar apenas um par de fatores para a combinação final. As regras para a combinação de dois fatores condicionantes a partir de *Bel* é a seguinte (PRADHAN et al., 2014):

$$Bel_{x_1x_2} = \frac{Bel_{x_1}Bel_{x_2} + Bel_{x_1}Unc_{x_2} + Bel_{x_2}Unc_{x_1}}{\beta} \quad (12)$$

Onde:

$\beta = 1 - Bel_{x_1}Dis_{x_2} - Dis_{x_1}Bel_{x_2}$  é uma normalização para garantir que  $Bel + Unc + Dis = 1$ .

#### 4.3.1.3 Análise de sensibilidade dos fatores de predisposição

A análise de sensibilidade foi introduzida para identificar os fatores de predisposição que apresentaram melhor performance preditiva de acordo com o resultado da estatística VI.

A técnica de AUC, que é comumente utilizada para avaliar a taxa de sucesso e predição de mapas de suscetibilidade, foi adaptada para verificar o desempenho da taxa de sucesso de cada variável (DIAS, 2019; PEREIRA, 2009; PIEDADE et al., 2011; ZÉZERE et al., 2007).

Para tornar esse procedimento possível para a sensibilidade, foi adicionado um fator de predisposição por vez no cálculo da AUC (descrição no item 4.3.1.5), pelos resultados do Valor Informativo (PEREIRA, 2009). Assim, os dados de treinamento do modelo foram sobrepostos ao mapa de cada fator condicionante, visando verificar se as maiores concentrações de escorregamentos incidiram sobre as classes com os maiores valores de suscetibilidade. Então, as classes foram ordenadas do maior para o menor valor de *VI*, assim a quantidade de escorregamentos foi associada às respectivas classes que incidiram. Esse procedimento foi executado para todos os outros fatores condicionantes, sendo possível obter o desempenho de cada parâmetro de maneira independente, mensurada pelo valor da AUC (13).

Por fim, os cálculos resultantes dos valores de AUC foram plotados em um gráfico para visualizar o desempenho da curva de sucesso de cada fator de predisposição. A curva mais íngreme, ou seja, a que mais se aproximou de 1, definiu o parâmetro que mais exerceu influência para os processos de instabilizações. Esse procedimento permitiu elaborar 4 modelos de suscetibilidade conforme a hierarquização dos parâmetros, buscando a melhor performance dos mapas pelo procedimento de validação, devidamente descrito no tópico seguinte.

#### **4.3.1.4 Random forest**

O algoritmo *Random Forest* é uma técnica de *machine learning* baseada na estatística multivariada, que tem como princípio as árvores de decisão, e é chamado de floresta por explorar centenas e até milhares de árvores. Para classificação, alguns procedimentos prévios inerentes à inserção de dados no modelo foram estabelecidos no software *RStudio*:

- Classificação de pixels afetados por escorregamentos como “instável (1)”, e pixels não afetados por escorregamentos como “estável (0)”, e posterior relação de ambos com os fatores condicionantes (DOU et al., 2019).
- Pixels não afetados por escorregamentos foram obtidos pela correlação do inventário de escorregamentos com o mapa de declividade, identificando um limiar de declividade em que não ocorreram instabilizações (ex.: excluindo planícies da análise), portanto, áreas consideradas seguras (GÓMEZ; KAVZOGLU, 2005);

- Divisão dos fatores condicionantes em variáveis categóricas e numéricas (CANAVESI et al., 2020).

Posterior ao pré-processamento, a execução do algoritmo Random Forest que foi embasada em etapas, como se segue:

- Inserção dos dados e processamento pelos pacotes *caret* e *randomForest*, de acordo com as configurações padrão do comando *rf\_default*, que define a extensão de RF em *#ntree = 500*;
- Hiper parametrização de *#mtry* e *#maxnode* através dos comandos *search = grid* (busca dentro de um intervalo definido pelo usuário) e *search = random* (busca aleatória), buscando uma configuração ótima (menor erro OOB);
- Execução do algoritmo e obtenção da classificação e ordem de importância de fatores condicionantes;
- Atribuição dos melhores parâmetros de *#ntree*, *#mtry* e *#maxnodes* ao modelo final;
- Validação do modelo pelo valor de AUC ROC (FRATTINI; CROSTA; CARRARA, 2010; RAHMATI et al., 2019);

#### 4.3.1.5 Validação dos modelos de suscetibilidade

##### ▪ Curvas de Sucesso e Predição

Para realizar a validação dos mapas de suscetibilidade provenientes dos modelos VI e EBF, foram adotadas as técnicas das curvas da taxa de sucesso e predição, que avaliam o ajuste dos dados de entrada ao modelo gerado e a capacidade de predição do mapa, respectivamente. Portanto, para calcular a taxa de sucesso, utilizou-se 70% do inventário de escorregamentos e, para determinar a taxa de predição, os 30% remanescentes.

Foram validados os 4 modelos provenientes do VI e os outros 4 modelos de EBF, sendo que o mapa com a maior acurácia foi aquele com a maior porcentagem de escorregamentos sobre as áreas mais suscetíveis (pixels com os valores mais altos). Para isso, foi necessário realizar uma sobreposição dos pontos de escorregamentos ao mapa de suscetibilidade, que foi reclassificado em 100 intervalos de classes numéricas. Sendo assim, a frequência de escorregamentos em cada intervalo foi introduzida no cálculo da AUC (Eq. (13) e plotada em um gráfico para a visualização das curvas de sucesso e predição de cada modelo.

$$AUC = \sum_{j=1}^n \left[ (L_i - L_{i+1}) \times \frac{(A_i + B_{i+1})}{2} \right] \quad (13)$$

Onde:

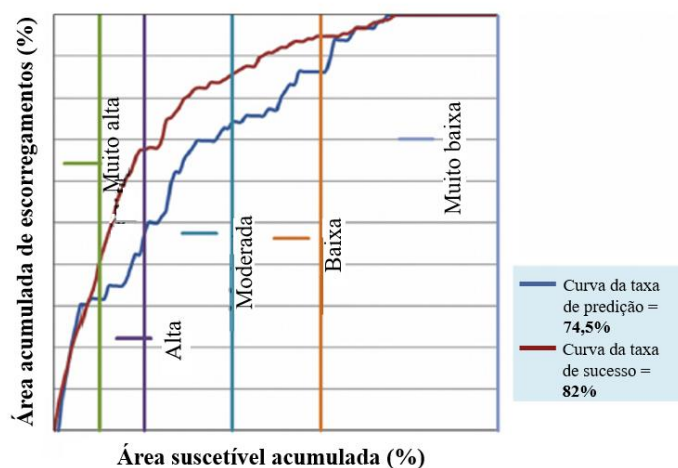
$(L_i - L_{i+1})$  = Amplitude da classe correspondente ao eixo das abscissas;

$(A_i + B_{i+1})$  = Valores dos eixos das ordenadas correspondente a  $L_i$  e  $L_{i+1}$ , respectivamente (bases do trapézio). Um exemplo do cálculo feito pelo *excel* é apresentado na Figura 29.

	A	B	C	D	E
1	Count	SNV3	Porcentagem Individual	% SINV acumulada	AUC3 = 84,47
2	0	0	0	0	0
3	1	63	37,27810651	37,27810651	=(D3+D4)/2*(A4-A3)
4	2	0	0	37,27810651	37,27810651

**Figura 29** – Descrição do cálculo da AUC em excel para a validação de suscetibilidade.

O passo final foi o zoneamento de suscetibilidade, estabelecido pela delimitação das classes”. Dessa maneira, foi adotado o método proposto por Chung e Fabri (2003), cuja divisão pode ser definida pela própria curva de predição, impondo limites correspondentes às suas quebras naturais (Figura 30), como já aplicado por diversos autores (AFUNGANG; DE MENESES BATEIRA; NKWEMOH, 2017; DIAS, 2019; PEREIRA, 2009).



**Figura 30** – Divisão das classes de suscetibilidade baseado no método de quebras naturais. **Fonte:** adaptado de Althuwaynee, Pradhan e Lee (2012).

### ▪ Curva ROC

A validação do modelo Random Forest foi baseada na análise da *Receiver–Operator Curves* (ROC). Para esse procedimento, foi utilizado o conjunto de validação (30%) do inventário, para mensurar a capacidade de predição do modelo (FAWCETT, 2006; LOMBARDO; MAI, 2018).

Os valores provenientes para o cálculo da curva ROC foram obtidos da matriz de confusão, que representa os valores verdadeiros positivos - VP (áreas suscetíveis classificadas como não suscetíveis) e falsos positivos FP (áreas não suscetíveis classificadas como suscetíveis) gerada pelo modelo RF.

A curva ROC é formada pela plotagem da sensibilidade (taxa de verdadeiros positivos) e a especificidade (taxa de falsos positivos) (FRATTINI; CROSTA; CARRARA, 2010; RAHMATI et al., 2019). Tanto a taxa de verdadeiros positivos (TVP) como a taxa de falsos positivos (TFP) foram calculadas para cada divisão (Tabela 26), formando assim a curva ROC (FAWCETT, 2006).

**Tabela 26** – Exemplo da matriz de confusão e cálculo da curva ROC.

<b>Predição</b>	<b>negativos (área estável)</b>	<b>positivos (área instável)</b>
Negativos	verdadeiros negativos (VN)	falsos negativos (FN)
Positivos	falsos positivos (FP)	verdadeiros positivos (VP)
Total	<b>TN - Total de negativos (VN + FP)</b>	<b>TP - Total de positivos (FN + VP)</b>
Performance	Especificidade = $Es = \frac{VN}{VN+FP}$	Sensibilidade = $Se = \frac{VP}{VP+FN}$
	$TFP = \frac{FP}{TN} = \frac{FP}{FP+VN} = 1 - \frac{VN}{VN+FP}$	$TVP = \frac{VP}{TP} = \frac{VP}{VP+FN}$

A performance da curva ROC é medida pelo valor da área abaixo da curva ROC (denotada como AUROC), pois gera um valor quantitativo do desempenho, que é delimitado por 0 e 1, sendo modelos aceitáveis acima de 0,5 (desempenho ruim) e 1,0 (desempenho perfeito). A avaliação do modelo Random Forest foi feita com os dados de validação, gerando uma matriz de confusão utilizada para a construção da curva ROC.

#### 4.3.2 Avaliação da vulnerabilidade social

De acordo com Fell et al. (2008), a vulnerabilidade de pessoas está relacionada à probabilidade de um evento culminar em um desastre, sendo fatores preponderantes a maturidade intelectual e a capacidade física de uma pessoa. Diante deste panorama, foram

considerados os indicadores da metodologia SoVI proposta por Cutter; Boruff e Shirley, (2003) e Eidsvig et al. (2014), devidamente adaptados à realidade local. Entre os indicadores, estão a densidade demográfica, idade e índice de pobreza.

Como recomendado por van Westen et al (2008), as informações do censo devem ser organizadas em um banco de dados espacial. Dessa maneira, um total de 3 indicadores foi considerado no estudo, baseado em Cutter et al. (2003), Uzielli et al. (2008) e Eidsvig et al. (2014), como se segue:

- Densidade demográfica

O indicador demográfico pretende explicar a capacidade de uma unidade espacial, pois quanto maior ela for, mais difícil será evacuar e atribuir recursos a emergências (Cutter et al., 2003). Esse indicador foi calculado pela somatória de pessoas residentes em uma unidade espacial dividida pela área em km da unidade espacial correspondente. Então, a normalização calculada com base nos valores mínimos e máximos de densidade demográfica de cada unidade territorial do município.

- Idade

A distribuição da idade é estimada pela porcentagem de pessoas das faixas etárias com capacidade de mobilização limitada (Corominas et al., 2013). A população idosa e a população de crianças foram calculadas a partir da somatória de pessoas maiores de 60 anos de idade e menores de 5 anos de idade residentes em cada unidade territorial. Os critérios para a definição de classes para esse indicador foram baseados em Eidsvig et al. (2014), Tabela 27.

**Tabela 27** – Distribuição de idade por classe em cada unidade territorial (Eidsvig et al. 2014).

Indicador	Critério de classificação (ver nota)
Idade	1: <= 20% da unidade espacial onde as pessoas têm menos de 5 ou mais de 60 anos de idade
	2: 20% - 30% da unidade espacial onde as pessoas têm menos de 5 ou mais de 60 anos de idade
	3: 30% - 40% da unidade espacial onde as pessoas têm menos de 5 ou mais de 60 anos de idade
	4: 40% - 50% da unidade espacial onde as pessoas têm menos de 5 ou mais de 60 anos de idade
	5: > 50% da unidade espacial onde as pessoas têm menos de 5 ou mais de 60 anos de idade

**Nota:** 1 - muito baixo; 2 - baixo; 3 - médio; 4 - alto; 5 - muito alta distribuição crítica da idade. A idade de 60 anos foi adotada de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e a expectativa de vida no Brasil.

- Índice de pobreza

O índice de pobreza é expresso pela renda, traduzida como a capacidade de superar perdas após um evento desastroso (Cutter, Mitchell e Scott, 2000). Para o cálculo do índice de pobreza, foram consideradas a renda per capita mensal das pessoas que recebem abaixo de 1/4 de salário mínimo por unidade territorial. Esse dado se baseia nos valores estabelecidos em dólar para indicar a linha de pobreza.

Para a determinação da vulnerabilidade por unidade espacial, foi realizada a integração dos fatores elencados pela somatória dos indicadores demográficos, idade e de renda, conforme a Eq. (14) para cada unidade espacial e posterior normalização (ver Tabela 28) que por fim irão constituir um mapa em níveis de vulnerabilidade.

$$V_{social} = F_{DD} + F_{IP} + F_{DI} \quad (14)$$

Onde:

$F_{DD}$ : Densidade demográfica;

$F_{IP}$ : Índice de pobreza;

$F_{DI}$ : Distribuição de idade.

### 4.3.3 *Análise pluviométrica*

A Eq. (15) proposta por Hader et al. (2020) foi utilizada para obter a probabilidade de um intervalo de chuva deflagrar um escorregamento. Sendo assim, foi possível identificar para cada intervalo (ver item 4.2.4) de cada período o total de chuvas incidentes, permitindo uma análise de frequência de cada intervalo causar um evento.

$$R = \frac{O}{N} \quad (15)$$

Onde:

**R**: probabilidade de um limiar causar um escorregamento;

**O**: total de escorregamentos correspondente ao intervalo de chuva;

**N**: número total de chuvas correspondente ao intervalo de chuva.

Os valores obtidos de R foram normalizados (ver item 4.4), e as classificações para as probabilidades de cada intervalo obtidas basearam-se na classificação da Tabela 28, com interpretações baseadas no Alerta-Rio (CALVELLO et al., 2015):

- **Muito baixa:** escorregamentos não relacionados diretamente com a chuva;
- **Baixa:** escorregamentos pontuais, deflagrados por outras condições além da chuva;
- **Média:** indica ocorrências ocasionais de escorregamentos, geralmente taludes artificiais;
- **Alta:** indica ocorrências de escorregamentos em encostas naturais e artificiais a partir de chuvas fortes;
- **Muito Alta:** indica ocorrência generalizada de escorregamentos diante de índices pluviométricos de grande magnitude.

Contudo, limiares pluviométricos baseados em chuvas antecedentes acumuladas (A) apresentam limitações e incertezas para estimar a condições deflagrantes por longos períodos antecedentes, principalmente devido a mudanças nas condições hidrológicas e o declive que influenciam a estabilidade local. Por esta razão, duas outras abordagens foram adotadas, aplicando um método estatístico que consiste em separar os eventos pluviométricos associados às instabilidades dos eventos não associados às instabilidades (BERTI et al., 2012; SEGONI et al., 2015).

Seguindo este raciocínio, para cada pluviômetro também foram definidos limiares de acordo com a intensidade diária (I) e duração do evento pluviométrico em dias (D), e a relação entre o evento pluviométrico acumulado (E) e a duração do evento em dias D, ambas dispostas na Eq. (16) (ALTHUWAYNEE et al., 2018). Assim, uma equação da lei de potência foi usada para definir a curva limite (CAINE, 1980).

$$I = \alpha D^{-\beta}; E = \alpha D^{-\beta}. \quad (16)$$

Em que:

**I** é a intensidade média de precipitação por dia (em mm/dia-1);

**D** é a duração do evento pluviométrico (em dia);

**E** são os dias do evento pluviométrico acumulado;

**$\alpha$**  é uma escala constante;

**$\beta$**  é o parâmetro de forma da inclinação da curva.

A validação dos limiares pluviométricos para os 3 períodos foi calculada pelo índice de confiabilidade, descrito na Eq. (17) (ALTHUWAYNEE et al., 2018; LEE et al., 2015)

$$Confiabilidade = \left( \frac{TC - TCE}{TC} \right) \quad (17)$$

Em que:

**TC:** total de eventos de chuva no período analisado;

**TCE:** total de eventos de chuva que excederam o limiar estabelecido pela curva de potência e não resultou em escorregamentos.

Assim, a confiabilidade foi expressa em porcentagem. Sendo assim, quanto menor a quantidade dos eventos de chuva que excederam o limiar sem causar escorregamentos, a confiabilidade aumenta.

#### 4.4 Normalizações

Os resultados das análises de vulnerabilidade social e chuva sofreram um procedimento de normalização conforme a Eq. (18) devido as diferentes grandezas dos seus valores, obedecendo uma escala que varia de 0 a 1, correspondendo a 5 classes. As classes foram ordenadas em uma escala nominal variando de “Muito baixa” a “Muito alta”, conforme a Tabela 28.

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (18)$$

Onde:

**X<sub>n</sub>:** Valor normalizado;

**X:** Valor a ser normalizado;

**X<sub>mín</sub>:** O menor valor dentre todos do mesmo fator;

**X<sub>máx</sub>:** O maior valor dentre todos do mesmo fator.

**Tabela 28** - Escalas de determinação dos critérios socioambiental e chuva.

Escalas numéricas	Classes nominais	Vulnerabilidade	Chuva
0.0 – 0.2	Muito baixa	V1	R1
0.2 – 0.4	Baixa	V2	R2
0.4 – 0.6	Média	V3	R3
0.6 – 0.8	Alta	V4	R4
0.8 – 1.0	Muito alta	V5	R5

## 4.5 Determinação de perigo

A metodologia foi baseada na proposta de Segoni et al. (2018) que estabeleceu uma matriz de combinação para integrar um mapa de suscetibilidade e um mosaico de limiares pluviométricos. Diante da dificuldade em estabelecer uma terminologia consagrada e na tentativa de inibir eventuais confusões entre conceitos, a presente pesquisa discrimina a propensão espacial da ocorrência de escorregamentos como “suscetibilidade ambiental”, e a identificação das condições de elementos expostos como “vulnerabilidade social. A partir dessa combinação, foi estabelecido o critério socionatural, para então associá-lo aos limiares pluviométricos desencadeadores de escorregamentos.

### 4.5.1 Critério socionatural

O critério de socionatural foi definido para integrar um modelo de suscetibilidade ambiental e outro relacionado à vulnerabilidade social a escorregamentos. Embora a suscetibilidade represente a propensão espacial das áreas nas quais são esperados escorregamentos, o elemento exposto foi traduzido em pontuações de vulnerabilidade social. Como resultado, os mapas foram submetidos a um ambiente GIS para cruzar cada pixel das classes de suscetibilidade (S) e vulnerabilidade (V) pelo esquema matricial (Figura 31), para então obter os valores SN correspondentes. Por exemplo, em lugares com zoneamento de suscetibilidade "S2", onde há um setor do censo com uma vulnerabilidade correspondente a "V3", o nível de perigo obtido será "H3", fazendo assim as interpretações de perigo. Seguindo esta lógica, o mapa do critério socionatural foi reclassificado em classes de 1 a 5, onde 1 corresponde a um socionatural "muito baixo", e 5 a "muito alto".

	S1	S2	S3	S4	S5
V1	SN1	SN1	SN2	SN2	SN3
V2	SN1	SN2	SN2	SN3	SN3
V3	SN2	SN2	SN3	SN3	SN4
V4	SN2	SN3	SN3	SN4	SN4
V5	SN3	SN3	SN4	SN4	SN5

**Figura 31** - Matriz quadrada socionatural de combinação entre classes de suscetibilidade ambiental e vulnerabilidade social (SN1 - muito baixo; SN2 - baixo; SN3 - médio; SN4 - alto; SN5 - muito alto).

#### 4.5.2 **Matriz de perigo**

O cruzamento do critério socionatural (SN) e dos limiares pluviométricos (R) constituiu então o perigo (H). Como ambos possuem o mesmo número de classes, torna-se viável integrá-los em uma matriz quadrada.

Dessa maneira, cada pixel do critério socionatural correspondente à sua classificação predefinida (S1, muito baixo; S2, baixo, S3, médio; S4, alto; S5, muito alto), será alterado de acordo com a classificação do limiar pluviométrico (R1, muito baixo; R2, baixo, R3, médio; R4, alto; R5, muito alto), esperado para a área, resultando em 8 classes de perigo (H1, zero; H2, baixo; H3, médio; H4, alto; H5, perigo muito alto). Por exemplo, em lugares com "S3" zoneamento socionatural que esperam uma chuva com um limiar correspondente a "R4", o nível de perigo obtido será "H3", fazendo assim as interpretações de perigo.

O esquema proposto de matriz 5x5 para esta combinação é mostrado na Figura 32. Mais tarde, seguindo a mesma lógica da matriz de perigo, para fins de comparação e adaptação da metodologia original proposta por Segoni et al. (2018), aplicamos independentemente o cruzamento do mapa de suscetibilidade (S) com os limiares de chuva (R).

	SN1	SN2	SN3	SN4	SN5
R1	H1	H1	H2	H2	H3
R2	H1	H2	H2	H3	H3
R3	H2	H2	H3	H3	H4
R4	H2	H3	H3	H4	H4
R5	H3	H3	H4	H4	H5

**Figura 32** - Matriz quadrada de risco de combinação entre o critério socionatural e limiares pluviométricos (H1 - muito baixo; H2 - baixo; H3 - médio; H4 - alto; H5 - muito alto perigo), adaptado de Segoni et al. (2018).

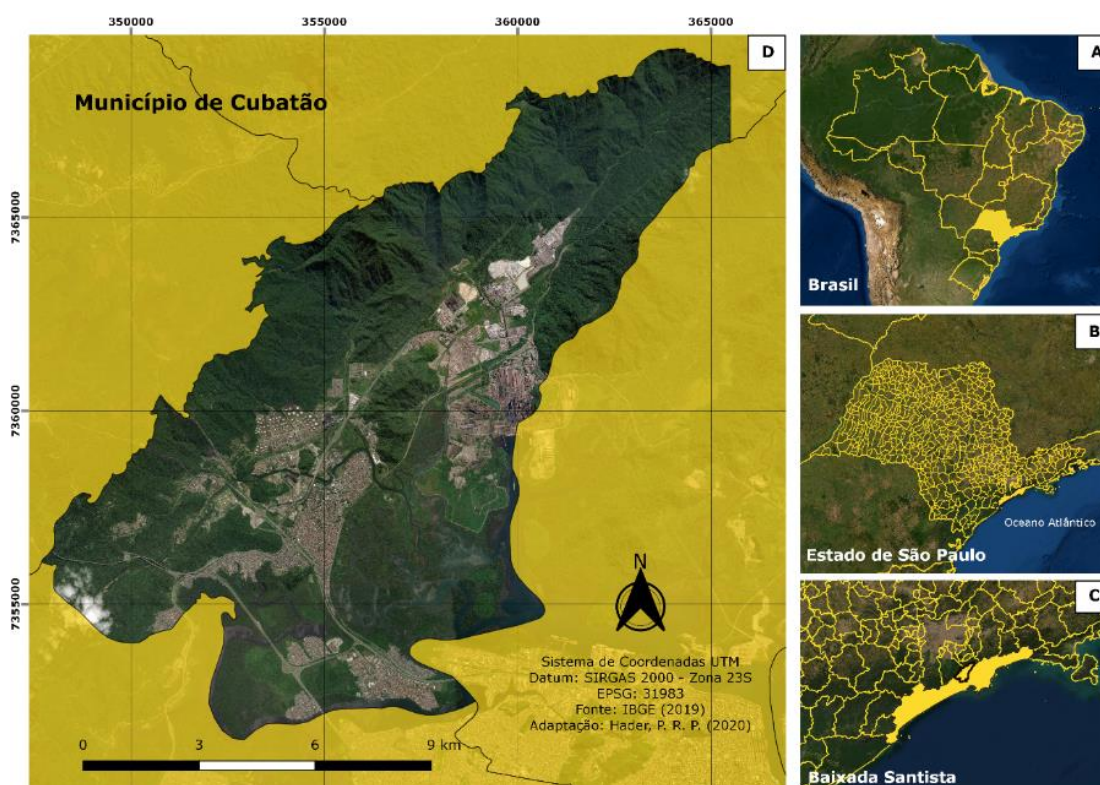
As técnicas convencionais e robustas para gerar os produtos dessa pesquisa foram conduzidas por intermédio softwares livres, bem como a aquisição de dados abertos feitas por pesquisas na web e em instituições governamentais. Assim, os substratos locais podem contribuir para avanços em pesquisas ao redor do mundo, principalmente em países que possuem recursos limitados.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Esta seção apresenta os resultados e discussão de acordo com método proposto. Em regiões com histórico de escorregamentos e pessoas afetadas, se faz necessária uma avaliação que leve em conta não somente os processos físicos, mas também o perfil social das pessoas que vivem sob tais ameaças. Nesse contexto, a região de Cubatão se enquadrou em todos os requisitos. Por esta razão, primeiramente é apresentada a caracterização da área de estudo, e na sequência os modelos necessários para se alcançar o objetivo da pesquisa.

### 5.1 Caracterização da área de estudo

Cubatão é um município brasileiro localizado na costa do estado de São Paulo, que pertence à região metropolitana da Baixada Santista (Figura 33) e é o eixo de ligação entre o maior porto da América Latina e a capital mais rica do país. A importância desse território se estende para as questões ambientais, sendo essa uma importante área de pesquisa, principalmente pelo histórico de eventos geodinâmicos.



**Figura 33** - Localização da área de estudo. **a)** Brasil dividido por Unidades Federativas; **b)** Estado de São Paulo e municípios; **c)** Região da Baixada Santista; **d)** Município de Cubatão.

De acordo com o Mapa Geológico do Estado de São Paulo IPT (1986), as unidades geológicas de Cubatão abrigam rochas metamórficas e ígneas da idade pré-cambriana, com a predominância do complexo costeiro e Embu, complexo pilar e sedimentos marinhos e mistos. A profundidade de solo varia entre 1,5 a 2,0 m com textura de areia argilosa, e uma camada inferior com espessura de 3,0 a 4,0 m que consiste em solo saprolítico com textura arenosa (NERY; VIEIRA, 2015; TATIZANA et al., 1987). Os aspectos geomorfológicos se concentram em escarpas com espigões digitados, escarpas festonadas, serras alongadas e áreas de planícies costeiras, com encostas apresentando altitudes que variam da ordem de 400m a 900m, sendo o ponto mais baixo cotado em 3m (IPT, 1981; SADOWSKI, 1974; VIEIRA; FERNANDES; FILHO, 2010).

Controlado pela circulação atmosférica regional e fatores topográficos, o clima que incide sobre o município é do tipo tropical úmido, com temperatura média de 22,1 °C, e a média anual de pluviosidade corresponde a 3.300 mm, mas que podem chegar até 4000 mm, sendo o período de dezembro a março o período mais crítico, correspondendo a 60% da pluviosidade anual (SMA, 1988; VIEIRA; FERNANDES; FILHO, 2010). Trata-se de uma das regiões mais chuvosas do país, e tal fato está associado à presença da Floresta Pluvial Tropical (JOLY et al., 1991), às frentes polar atlântica e semi-estacionárias com permanência de 2 a 4 dias e aos acentuados níveis altimétricos (entre 0 e aproximadamente 1000 m). Os altos índices pluviométricos somados à geomorfologia local são condições propícias para ocorrência de movimentos de massa, que diante de ocupações antrópicas (Figura 34) podem resultar em desastres (RIBEIRO, 2003).



**Figura 34** – Ocupações antrópicas por instalação de moradias beirando encostas no bairro dos Pilões, Cubatão 2019.

A cidade está inserida no Parque Estadual da Serra do Mar – Núcleo Cubatão, cuja composição vegetativa entorno da cidade é da Mata Atlântica, denominada de floresta “ombrófila densa”, traduzindo em uma mata fechada com alta concentração de umidade e abundância em biodiversidade (CDHU, 2014).

Na década de 50 a área de estudo foi utilizada para a instalação de indústrias petroquímicas, refinarias de petróleo, siderúrgicas, fábricas de fertilizantes, cuja produção desenfreada afetou os meios bióticos (fauna, flora e ser humano) e abióticos (ar, água, solo). A Serra do Mar atua como uma barreira natural que impede a dispersão do ar soprado do oceano para o continente, provocando a concentração de poluentes nas escarpas, como os aerossóis inaláveis emitidos por indústrias fertilizantes. Quando as precipitações ocorrem, as interações do ar tóxico são depositadas na vegetação e provocam a morte da floresta em fragmentos (KERR et al., 2000).

A ausência proteção da cobertura vegetal nas encostas somada aos altos índices pluviométricos característicos da região conduziu a eventos de movimentos de massa de grande magnitude, como exemplificado na Figura 35 (RIBEIRO, 2003).



**Figura 35** – Série de escorregamentos na Serra do Mar em 1985, principalmente no município de Cubatão, desencadeados por 379,4mm de pluviosidade dentro de 48h. **Fonte:** IPT.

Os eventos catastróficos de movimentos de massa em Cubatão são registrados desde 1920, e até hoje acumulam uma série prejuízos socioeconômicos para o município (MASSAD et al., 2000; NALON, 2000). Entre as tipologias mais comuns de ocorrência

nessa região estão os fluxos de detritos e os escorregamentos rasos (VIEIRA et al., 2018). Além do exemplo da Figura 35, outros grandes eventos foram contabilizados por Tomida (1990), que observou que todos ocorreram durante as chuvas de novembro a abril em um período de retorno médio de 5 a 10 anos, como nos anos de 1962, 1971, 1976, 1980 e 1988, em que ocorreram um total de 40, 218, 303, 187 e 215 escorregamentos, respectivamente.

Em fevereiro de 1994, uma série de escorregamentos rasos e corridas de detritos com um volume estimado de 300.000 m<sup>3</sup> e velocidade de cerca de 10 m/s atingiram uma refinaria Petrobrás, forçando a empresa petrolífera brasileira a parar a produção por 3 semanas, resultando em perdas econômicas de US\$40 milhões. Por outro lado, as populações dos bairros instalados nas áreas de penhascos desde o final da década de 1930 sofreram com os deslizamentos de terra e fluxos de detritos translacionais. Esta situação permaneceu até 2012, quando foram realizados projetos para remover parte da comunidade.

Embora o histórico seja preocupante, vários componentes urbanos ainda se encontram expostos aos escorregamentos, por exemplo: as encostas ainda são ocupadas por populações (Figura 36a), assim como rodovias (Figura 36b) e instalações industriais.



**Figura 36** – Escorregamentos em componentes urbanos: **a)** ocorrência no bairro Mantiqueira; **b)** ocorrência na rodovia Anchieta. **Fonte:** IPT e G1.

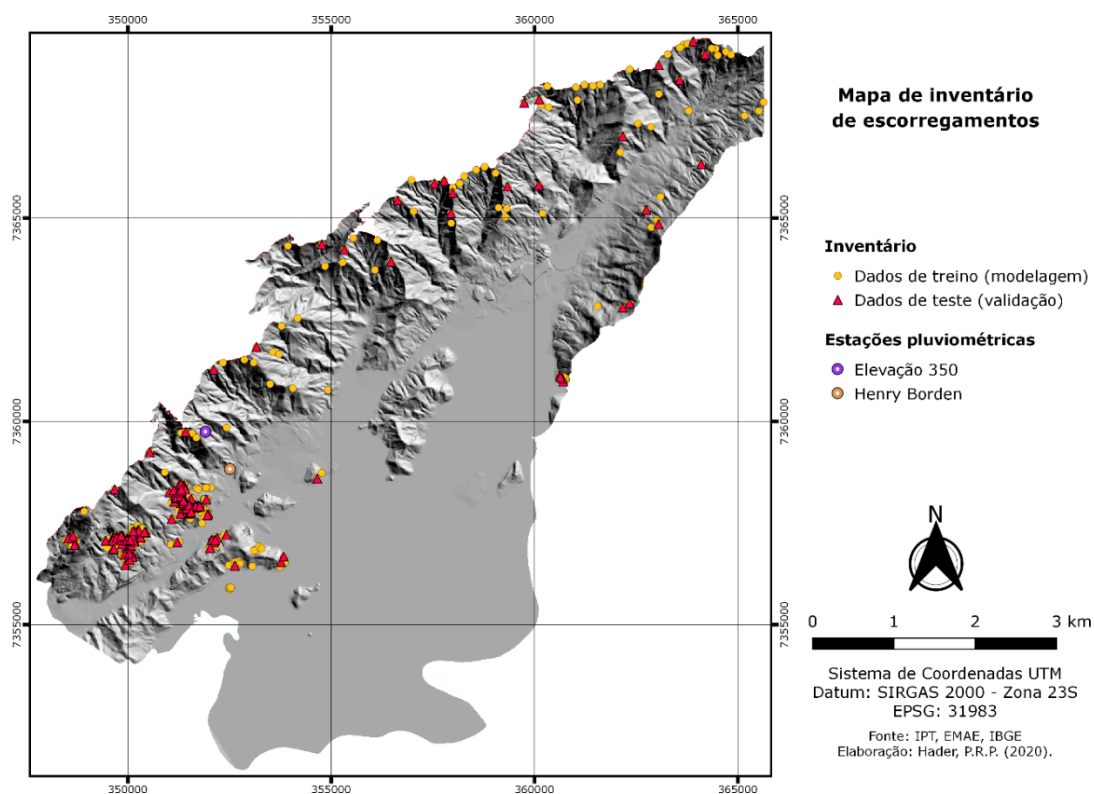
## 5.2 Modelos de suscetibilidade

### 5.2.1 *Inventário de escorregamentos*

No período entre 2000 e 2015, foram registradas 15 ocorrências pelo IPMet/UNESP, 457 ocorrências pela Defesa Civil municipal e 93 ocorrências pelo IPT (2015), totalizando

565 eventos. A bi partição do inventário resultou em 70% (395 pontos de ocorrências) dos dados de treino (modelagem), e 30% (170 pontos de ocorrências) dos dados de teste (validação) do mapa de suscetibilidade (Figura 37).

Apesar da maioria das ocorrências terem sido obtidas na forma de pontos, uma solução para contornar esse problema foi considerar para todos os escorregamentos a média da superfície de ruptura das cicatrizes que foram mapeadas. Resultante desse procedimento, cada escorregamento foi representado por um pixel de 20 x 20 m. Tal procedimento foi considerado apenas para o modelo Random Forest.



**Figura 37** – Mapa de inventário de escorregamentos.

A Figura 37 apresenta a distribuição de duas populações de escorregamentos distintas, mas sem discriminar as tipologias envolvidas. Entretanto, é de conhecimento prévio que a maioria dos movimentos incidentes na área de estudo é de escorregamentos translacionais, com localizações de fluxos de detritos, como constatado pelas visitas de campo e por outras pesquisas (CABRAL et al., 2019; TOMIDA, 1990; VIEIRA et al., 2018).

## 5.2.2 Valor Informativo e Teoria da Evidência Dempster-Shafer

No geral, a correlação entre os pontos de escorregamentos e suas respectivas áreas de ocorrência mostraram grandes diferenças de densidade de escorregamentos entre os 10 fatores de predisposição introduzidos nas técnicas de VI e EBF. Os valores resultantes de ambas as técnicas revelaram uma alta concentração de pontos de escorregamentos nas classes de alguns parâmetros, enquanto em outros são totalmente nulos. Os resultados para cada fator de predição são apresentados e discutidos na sequência:

### 5.2.2.1 Geologia

A geologia foi representada pela litologia, que designa características para cada solo residual correspondente à rocha que o originou. A área apresenta 14 classes litológicas, descritas na Tabela 29 e ilustradas no mapa da Figura 38. A Figura 39 mostra a comparação entre as áreas ocupadas pelas classes e as porcentagens de escorregamentos incidentes.

**Tabela 29** – Descrição das classes litológicas conforme IPT (1986).

Classe	Descrição
AcMb	Migmatitos estromatíticos com predomínio de paleossoma gnáissico e neossoma anfíbolitos
AcMg	Migmatitos oftálmicos com megacristais de hornblenda, paleossoma biotita-gnaïsse
AcMn	Migmatitos estromáticos de neossoma dominante, em transição para corpos graníticos sintetizados
AcMp	Migmatitos oftálmicos com megacristais de andesina, com porções estromatíticos
PSeMc	Migmatitos estromatíticos, paleossoma dominante de biotita-moscovita-clorita xisto com silimanita e granada
PSEOM	Faixa cataclástica recristalizada, com brechas tectônicas, flaser, gnaïsse, milonitos e filonitos
PSEOY	Corpos graníticos, maciços, faneríticos de grão médio
PSpC	Rochas de silicato de cálcio com epídoto, anfibólio e biotita
PSpF	Filitos, sericita-quartzito xistos e clorita xistos com lentes de quartzitos e mármore
PSpX	Micaxistos com teores variáveis de quartzo com seixos achatados. Ocorrem megacristais de microlíneo e plagioclásio
Qb	Areias e argilas ricas em fragmentos vegetais, de deposição em mangues e pântanos
Qc	Depósitos fluviais de granulometria muito variada na planície costeira
Qp	Areias e argilas ricas em fragmentos vegetais, de deposição flúvio-lagunar e de baías
Rios	Mananciais (rios e córregos)

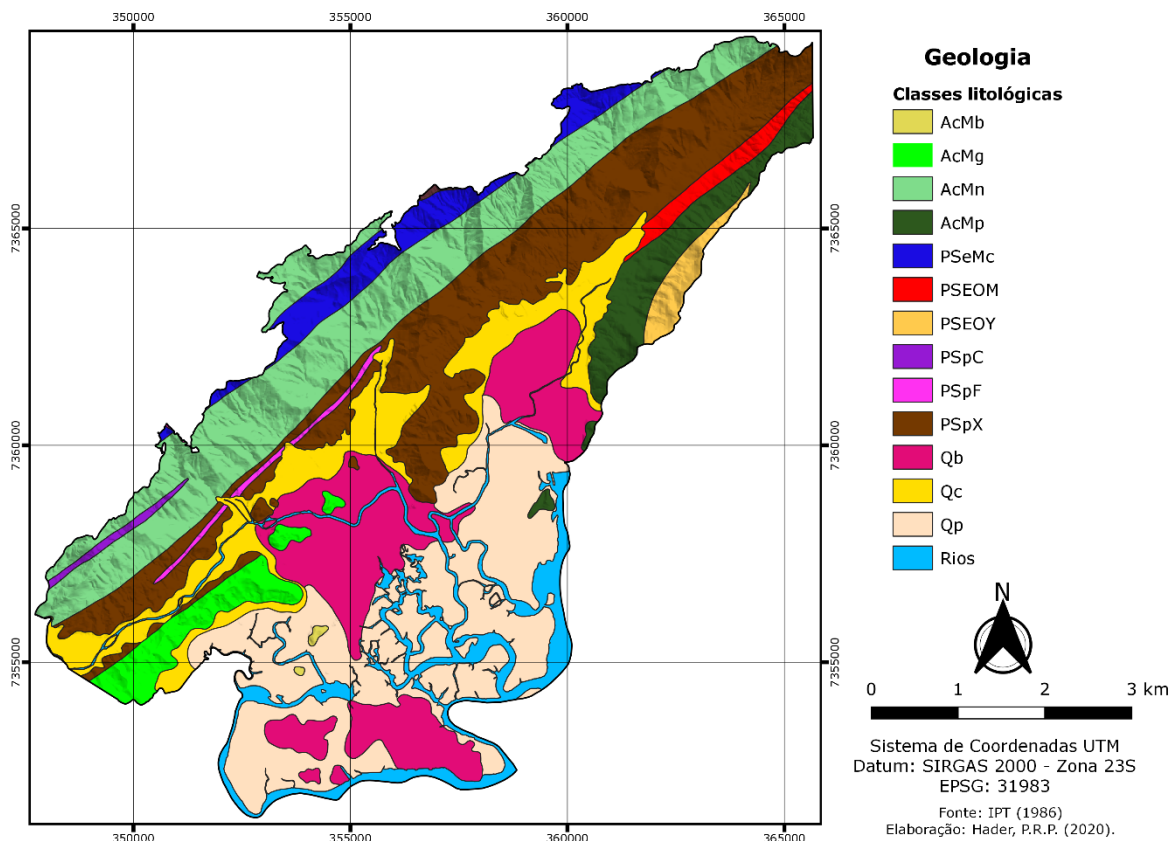


Figura 38 - Mapa litológico do município de Cubatão.

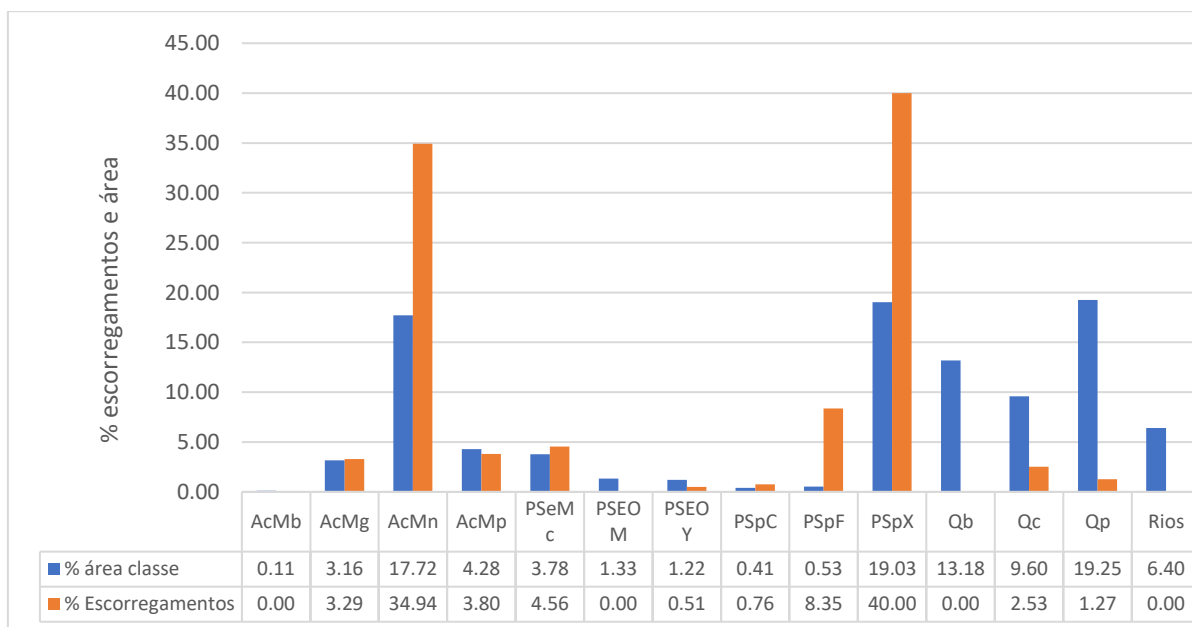


Figura 39 - Porcentagem de ocupação da área pelas classes de litologia e a porcentagem da ocorrência de escorregamentos em cada classe.

Os resultados para o Valor Informativo e EBF (Tabela 31) mostraram maior propensão à ocorrência de escorregamentos para classe de filitos (PSpF), sendo essa

classificada como a mais suscetível. Tal definição é explicada por uma alta concentração de escorregamentos em uma das menores áreas entre as classes litológicas. É importante ressaltar que as classes AcMn e PSpX apresentaram uma relação do dobro de ocorrências à respectiva área, com importantes pesos para ambos métodos estatísticos. As demais classes obtiveram valores negativos e próximos de zero.

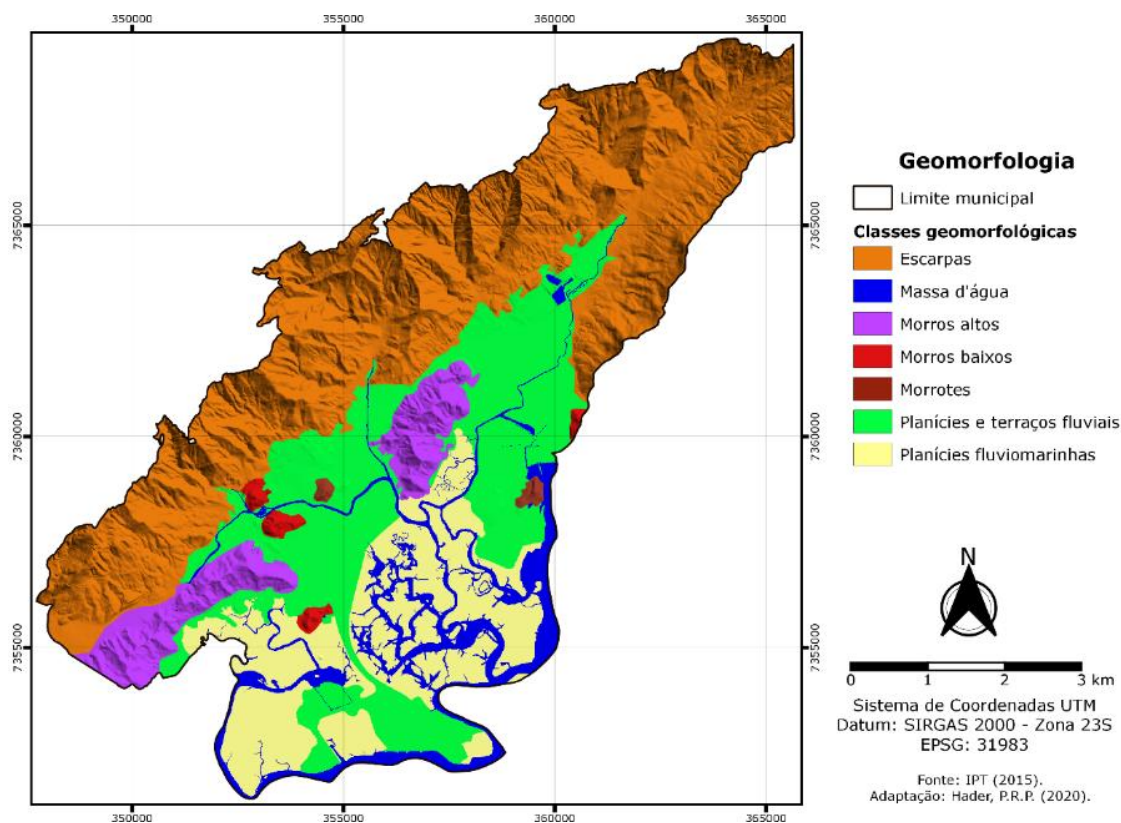
Dessa maneira, em relação ao município de Cubatão, o resultado de classe mais suscetível corrobora com os encontrados por Carvalho e Riedel (2004) que identificaram Micaxistos e Migmatitos diversos como litologias mais suscetíveis. Nalon (2000) a partir da Análise Discriminante, identificou os Migmatitos heterogêneos, seguinte de Micaxistos como as classes mais suscetíveis.

Em Caraguatatuba, Dias (2019) encontrou, a partir da modelagem do Valor Informativo, os Silimanita-muscovita-quartzitos esverdeados (Acq) como a rocha que apresenta maiores propensões a escorregamentos, seguida dos Piroxênio-hornblenda-granitos, hornblendo granitos e biotita granitos (PiyC). Por outro lado, Gabelini (2017) ao utilizar o zoneamento por compartimentações fisiográficas, identificou os litotipos mais suscetíveis foram os compostos por Gnaiss migmatítico, Granito-gnaiss e Quartzitos.

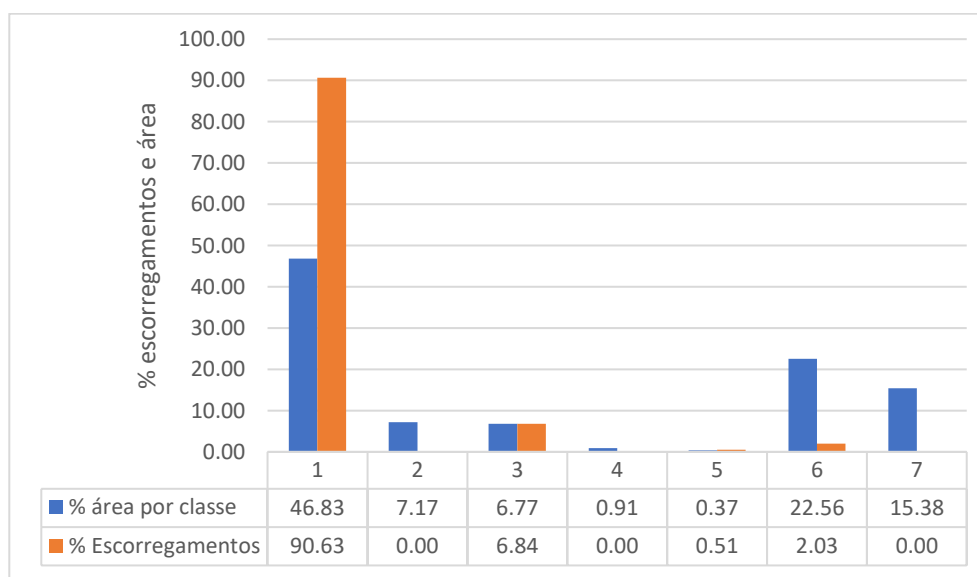
A compreensão desse fator de predisposição vai além de uma análise estatística, sobretudo cujo inventário é limitado a pontos. No que tange a escorregamentos translacionais rasos, a profundidade de solo é um dos fatores mais importantes. Entretanto, além de ser um local de difícil acesso, considerar a espessura do solo demandaria custo e trabalhos extensivos de campo. Contudo, sabe-se que a profundidade de solo entre 1,5 a 2,0 m abriga uma textura de areia argilosa e uma camada inferior de 3,0 a 4,0 m de espessura consiste em solo saprolítico de textura arenosa (TATIZANA et al., 1987; NERY e VIEIRA, 2014).

### **5.2.2.2 Geomorfologia**

A geomorfologia representou as unidades de relevo incidentes no terreno, totalizando em sete tipologias (Figura 40). Em seguida, as relações entre a porcentagem de escorregamentos e a área de cada classe estão dispostas no gráfico da Figura 41.



**Figura 40** – Mapa geomorfológico do município de Cubatão.



**Figura 41** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de geomorfologia e a porcentagem da ocorrência de escorregamentos em cada classe, **1)** Escarpas; **2)** Massa d'água; **3)** Morros altos; **4)** Morros baixos; **5)** Morrotes; **6)** Planícies e terraços fluviais e marinhos; **7)** Planícies fluviomarinhas (mangues).

As estatísticas *VI* e *EBF* revelaram que a classe de *Escarpas* foi a mais suscetível (Tabela 31), onde incidiu o dobro da porcentagem de ocorrências em relação à área. É

importante se atentar para os valores baixos de *Dis* nessa classe, ratificando a confiabilidade de *Bel* conforme as evidências.

Na área de *Escarpas* a predominância das ocorrências e consequente alta suscetibilidade é explicada primeiramente por estar abrigada na região do embasamento do cristalino, ser proveniente de uma falha geológica, com variações de declives com aporte de material inconsolidado para movimentação, além de falhas estruturais, incidência de talwegues e grande variação de curvaturas. Esse conjunto de condições diante de altos índices pluviométricos potencializam as instabilizações.

Na sequência, a classe de Morrotes abrange a menor área entre todas as classes e uma porcentagem muito pequena do total de ocorrências, sendo estas irrelevantes, mas o suficiente para resultar em um *VI* e *Bel* significativo. Apesar dos requisitos essenciais e intrínsecos que favorecem instabilizações de encosta, a classe de Morros baixos não registrou ocorrências em suas dimensões para o período analisado, resultando um *VI* e *Bel* de baixa suscetibilidade, ao passo que Morros altos, com a segunda maior porcentagem de escorregamentos, obteve uma densidade baixa de escorregamentos em relação a sua área.

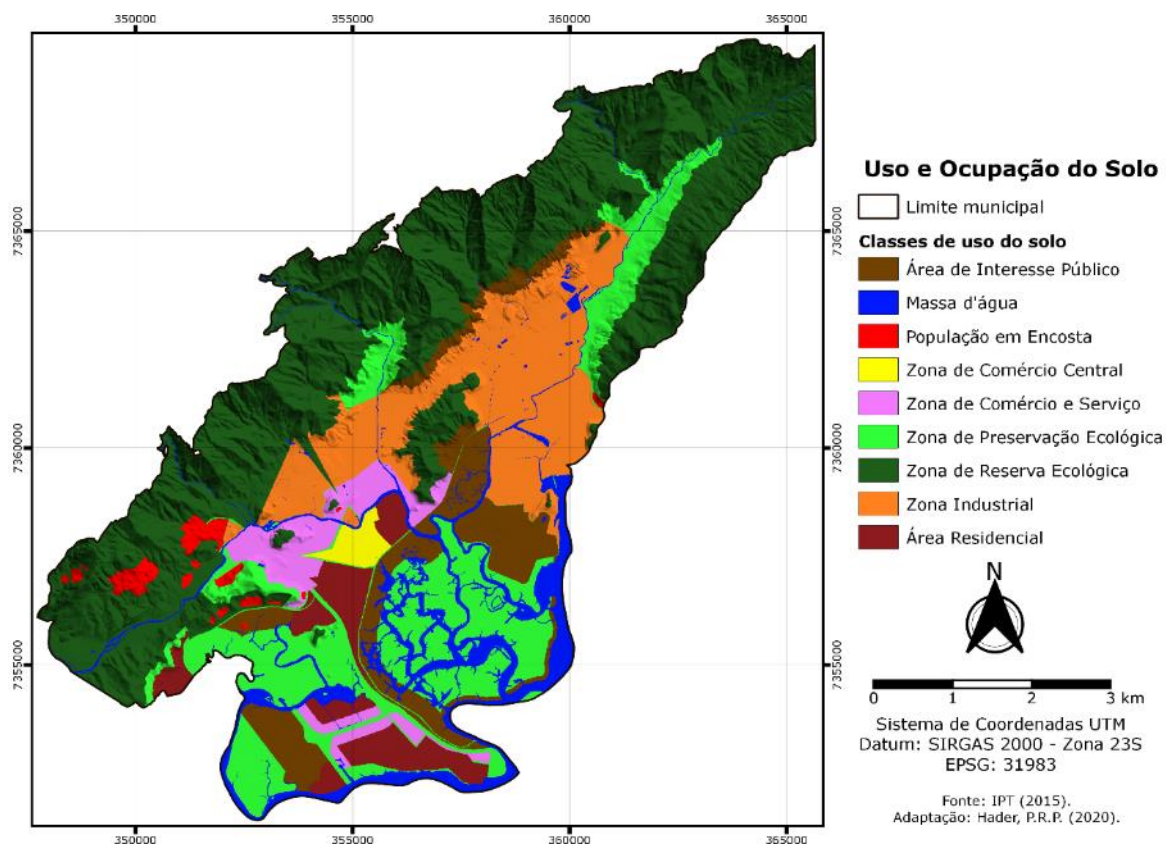
Estes resultados corroboram com os obtidos por Carvalho e Riedel (2004) que utilizaram o método AHP, e Nalon (2000) a análise discriminante para Cubatão, também identificaram a área de *Escarpas* como a mais suscetível.

### 5.2.2.3 *Uso e Ocupação do Solo*

Representante dos fatores antropogênicos, o mapa de uso e ocupação do solo (Figura 42) apresenta repartições de uso do terreno, resultando em 9 classes, descritas na Tabela 30.

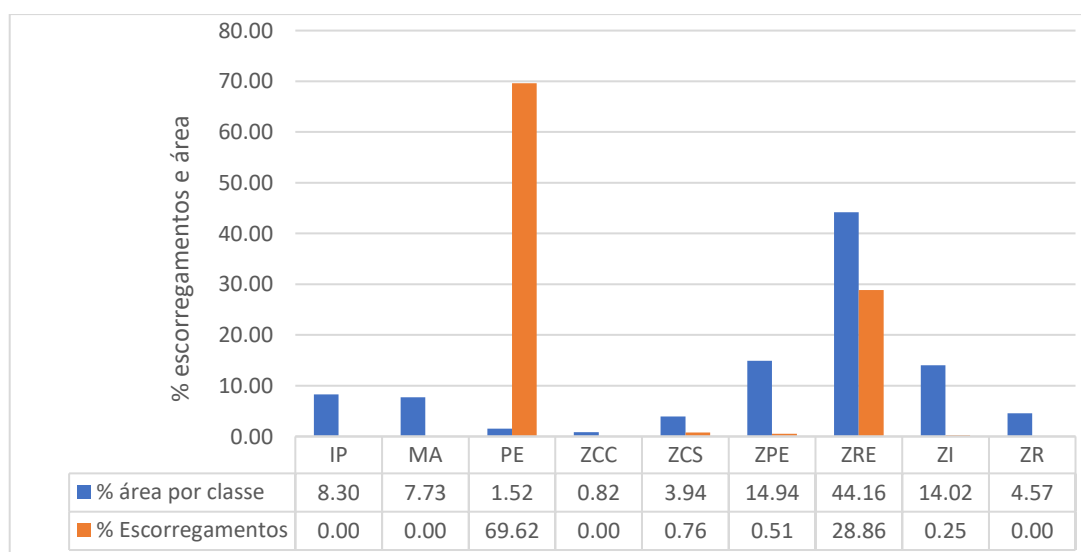
**Tabela 30** – Descrição das classes de uso e ocupação do solo do município de Cubatão.

Classe	Descrição
IP	Área de interesse público
MA	Massa d'água
PE	População em encosta
ZCC	Zona de comércio central
ZCS	Zona de comércio e serviço
ZPE	Zona de Preservação Ecológica
ZRE	Zona de Reserva Ecológica
ZI	Zona Industrial
AR	Área Residencial



**Figura 42** – Mapa de Uso e ocupação do solo do município de Cubatão.

A Figura 43 revelou que a classe de População em encosta (PE), que possui a segunda menor área, concentrou a maior parte do total de escorregamentos, seguido da classe Zona de Reserva Ecológica (ZRE), que contempla as áreas de escarpas.



**Figura 43** - Porcentagem de ocupação da área pelas classes de uso e ocupação do solo e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

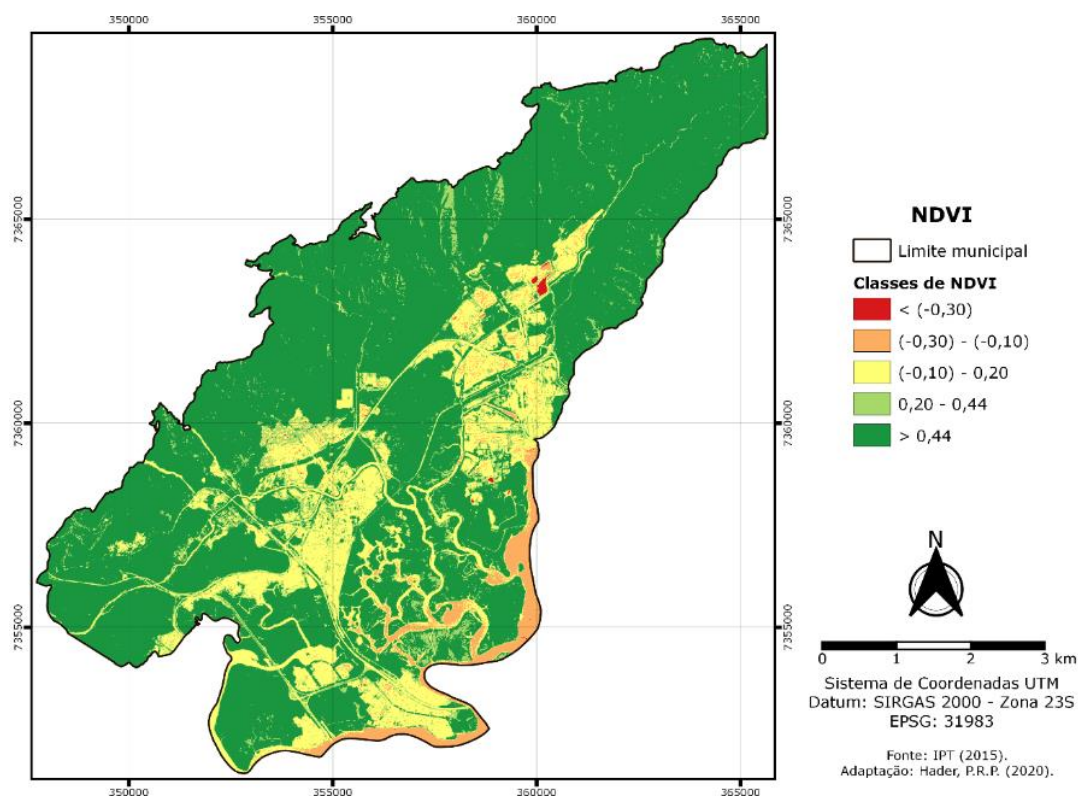
Para o uso e ocupação do solo, a classe PE (População em encosta) obteve o maior valor de *VI* e *Bel*, sendo a classe mais suscetível. Todas as outras classes apresentaram indicadores estatísticos de suscetibilidade muito baixos (Tabela 31).

Os resultados evidenciaram que uma grande quantidade de ocorrências concentrada em uma pequena área pode influenciar indiretamente em outros parâmetros, como a litologia PSpF (filitos). Tal fato se deve à ocupação antrópica estar alocada em declividades críticas, que resultou na alteração nas propriedades do solo.

Corroborando com a presente pesquisa, Li e Chen (2019) identificaram as áreas residenciais como a maior classe de influência para a suscetibilidade na China, e Sestraş et al. (2019) encontraram áreas sobre construções como as mais suscetíveis na România. Tais resultados evidenciam que a instalação antrópica de comunidades são fatores que agravam a ocorrência de escorregamentos.

#### 5.2.2.4 Índice de Vegetação com Diferença Normalizada (NDVI)

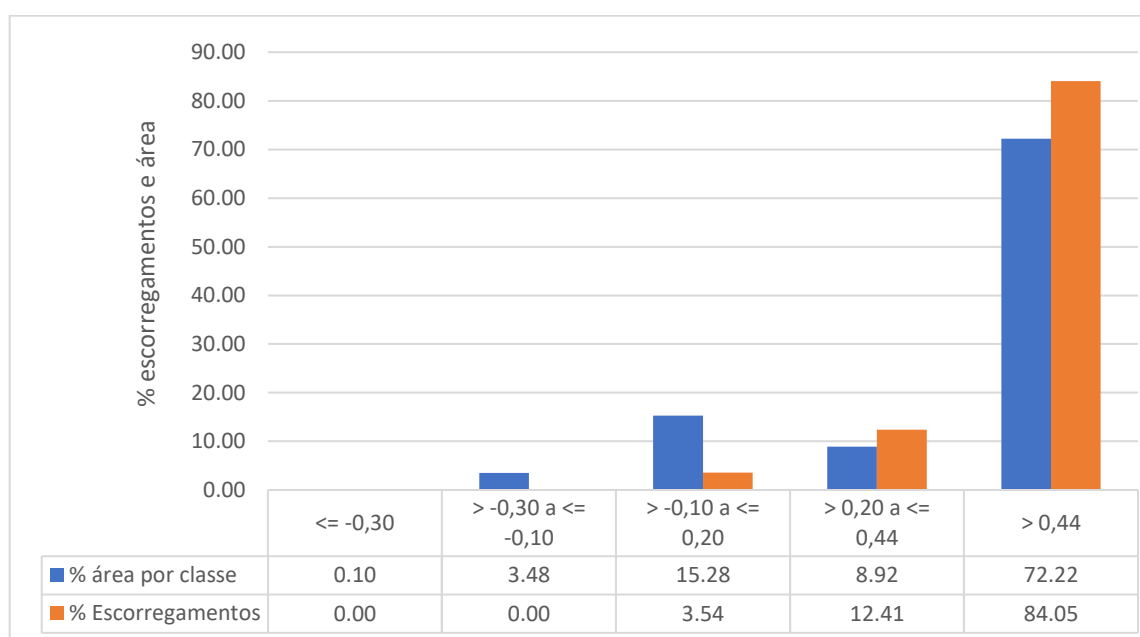
O NDVI, gerado a partir de técnicas de sensoriamento remoto, representou a densidade de vegetação distribuída no município e foi definido em 4 classes, conforme o mapa da Figura 44.



**Figura 44** - Mapa de NDVI do município de Cubatão.

**Nota:** < (-0,30): muito baixa/inexistente densidade de vegetação; (-0,30 a -0,10): baixa densidade de vegetação; (-0,10 a 0,20): média densidade de vegetação; (0,20 a 0,44): alta densidade de vegetação; > 0,44: muito alta densidade de vegetação.

Dessa forma, a classe de NDVI mais representativa em relação à porcentagem de área ocupada foi a que representa muito alta densidade de vegetação (> 0,44), caracterizando a predominância de uma vegetação intensa no município, e também a que registrou a maior porcentagem de ocorrências (84,05%) para o período analisado (Figura 45).



**Figura 45** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de NDVI e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

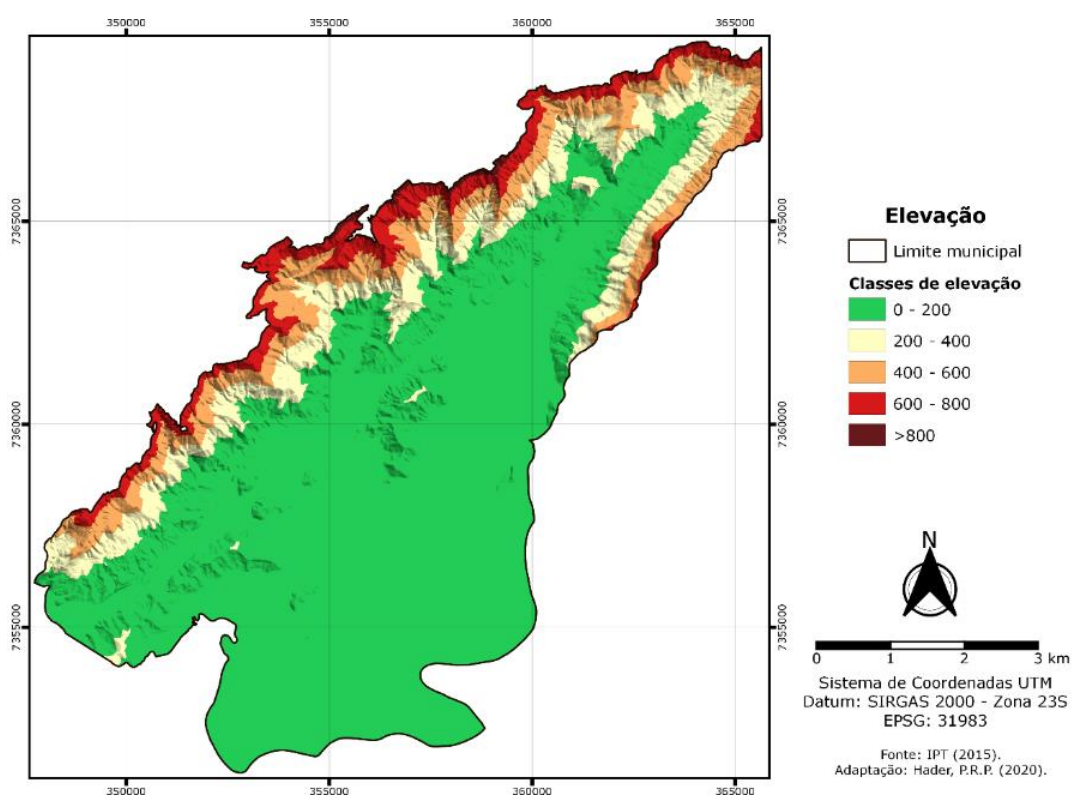
A classe de alta densidade de vegetação (0,20 a 0,44) foi a classe mais suscetível em relação às demais conforme a estatística *VI*, com a mesma tendência para *Bel*, seguido da classe muito alta densidade de vegetação (> 0,44). Demais classes não apresentaram valores de suscetibilidade importantes (Tabela 31).

O fator condicionante NDVI oferece a vantagem de identificar áreas remotas a densidade da cobertura vegetal do solo, possibilitando avaliar áreas que possuem histórico de degradação da vegetação por poluentes atmosféricos nocivos às espécies da mata atlântica, como a área de estudo. Os resultados levam à interpretação de que a alta densidade de cobertura vegetal não garante a estabilidade de uma encosta, devendo sempre ser levada em conta a análise em conjunto com outros parâmetros causais de instabilidade das encostas.

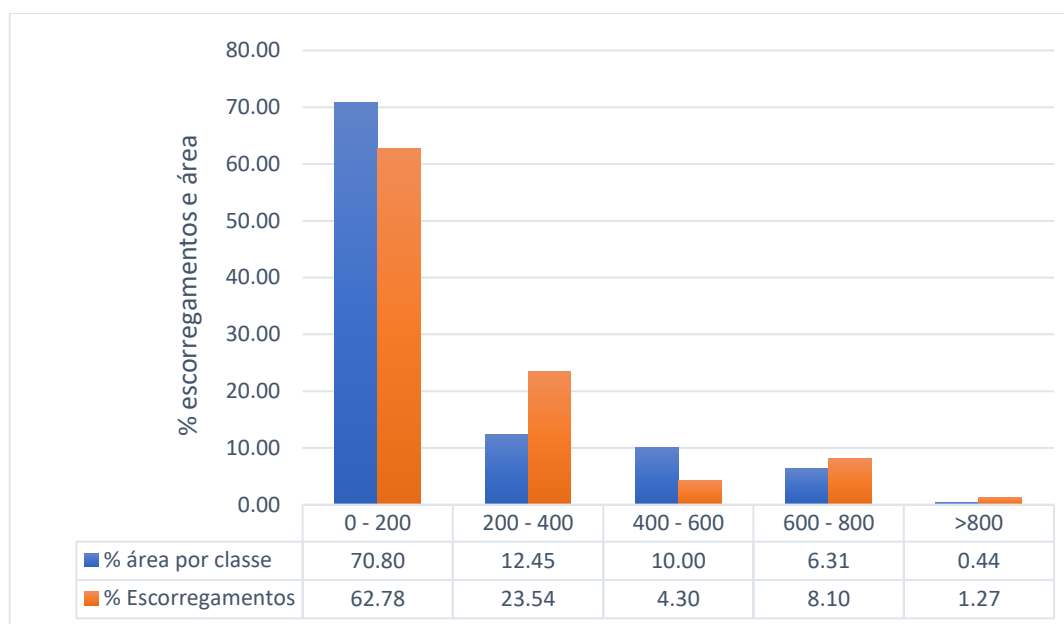
Chen et al. (2019) encontraram um NDVI que corresponde à baixa intensidade de vegetação como mais suscetível para escorregamentos na província de Shaanxi, na China, sendo que a mesma tendência foi observada por Althuwaynee, Pradhan e Lee (2012) na Malásia. No continente africano, Afungang et al. (2017) utilizaram o método do Valor Informativo e identificaram áreas de vegetação escassa como de maior impacto no noroeste do Camarões. Corroborando com os resultados obtidos, Althuwaynee et al. (2014) obteve resultados relevantes para área de floresta moderada, seguida de áreas com cobertura vegetal densas, no norte da província de Gyeongju, Coréia do Sul, bem como Pourghasemi e Kerle (2016) obteve o *Bel* mais alto para a classe de floresta densa, no Irã.

### 5.2.2.5 Elevação

Os perfis de elevação foram divididos em 5 classes (Figura 46) de altitude, apresentando amplitude altimétrica que variam de 0 a 902m, típicas da cadeia montanhosa da Serra do Mar. Na sequência, o gráfico da Figura 47 permite comparar a relação entre os escorregamentos e a área de cada classe.



**Figura 46** – Mapa de Elevação do município de Cubatão.



**Figura 47** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Elevação e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

Entre os valores resultantes positivos para *VI*, as classes mais suscetíveis foram as altitudes de  $> 800$  e  $200 - 400$  com os dois maiores indicadores de suscetibilidade, respectivamente (Tabela 31). Os valores de *EBF* seguiram a mesma tendência da análise anterior, sendo as classes mais representativas a de  $> 800$  e  $200 - 400$ , com os maiores valores de *Bel*, respectivamente (Tabela 31).

Esse parâmetro geralmente não possui relação direta com escorregamentos, mas se torna importante para identificar as faixas mais propensas a esses processos e então correlacioná-las com outros fatores que podem explicar melhor a influência.

O caso do município de Cubatão evidencia os exemplos mencionados, uma vez que as faixas de  $200 - 400\text{m}$  e  $>800\text{m}$  foram as classes que exerceram mais influência sobre escorregamentos. Tal fato se deve às amplitudes máximas estarem próximas da zona limítrofe entre o planalto e o início das escarpas, onde há uma depressão abrupta do terreno, iniciando a cadeia montanhosa da Serra do Mar. Essa configuração explica também a atividade convectiva e orográfica, que definem as chuvas intensas e curtas (Pellegatt e Galvani, 2010; Ribeiro, 2003).

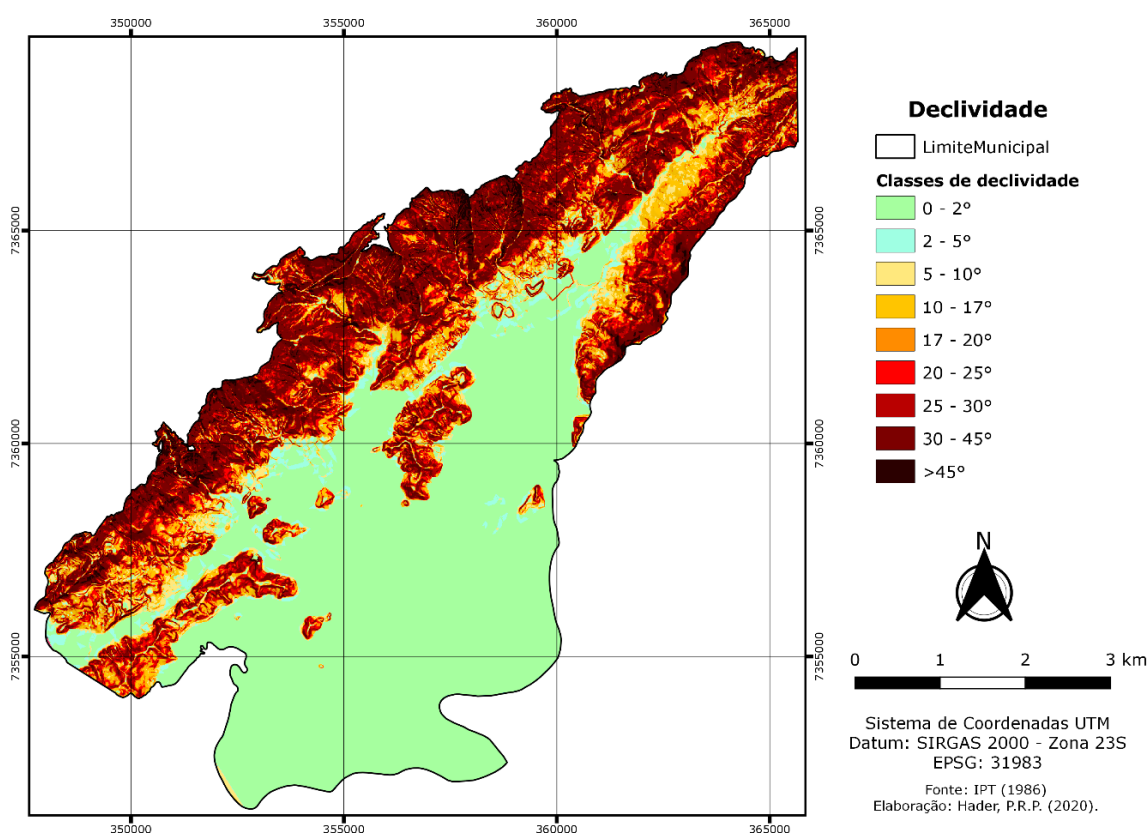
Quanto as elevações intermediárias, a classe identificada como mais suscetível possui forte relação com os fatores de Litologia, Uso e Ocupação do Solo e NDVI, onde há uma maior densidade de ocorrências nessa faixa.

Para Cubatão, Nalon (2000) identificou amplitudes médias e altas como as que mais ofereceram condições favoráveis aos escorregamentos, ao passo que Nery e Vieira (2014), identificaram a classe de 200 – 400m como a mais suscetível.

Dias (2019) utilizou a elevação como um dos parâmetros para definir a suscetibilidade a escorregamentos em Caraguatatuba, região de Serra do Mar e próxima a Cubatão, identificando amplitudes médias como as mais suscetíveis, sendo a classe de 200 – 400m, a mais suscetível, assim como Marcelino (2004) que definiu a classe de 200 - 300m. Esses resultados corroboram com os encontrados neste estudo, principalmente por se tratar de trabalhos desenvolvidos no mesmo contexto de paisagem.

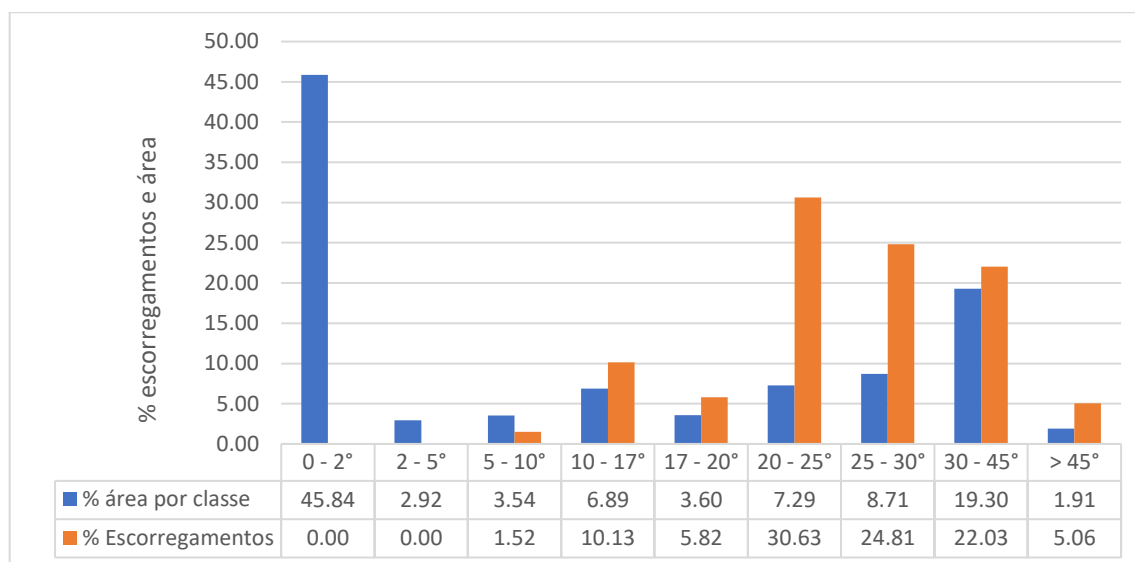
### 5.2.2.6 Declividade

A declividade foi definida conforme classificações definidas em outros estudos. Por meio da análise de sensibilidade foi comparado entre as duas classificações para dados de entrada dessa pesquisa. A classificação que apresentou a melhor performance foi a Declividade IPT (IPT, 2015), dividida em 9 classes conforme a Figura 48.



**Figura 48** – Mapa de Declividade do município de Cubatão.

No gráfico da Figura 49 é possível comparar as porcentagens de áreas ocupadas por cada intervalo de declividade, viabilizando a correlação com as porcentagens de escorregamentos sediadas pelas mesmas. A classe correspondente aos declives  $20^\circ - 25^\circ$  concentrou a maior porcentagem de escorregamentos.



**Figura 49** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Declividade e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

Os resultados de *VI* e *EBF* mostraram que as classes de  $20 - 25^\circ$ ,  $25 - 30^\circ$  e  $>45^\circ$  foram as mais suscetíveis, respectivamente (Tabela 31).

O fato da impossibilidade de incidirem ocorrências em declives fracos - à medida que se aproximam de  $0^\circ$  - evidenciam esse como um dos fatores essenciais a ser levado em conta pelo efeito de causa direta dos escorregamentos, apesar de ter que sempre ser comparado com outros parâmetros, como a litologia, pois para diferentes solos existem parâmetros geotécnicos que inferem a sua resistência ao cisalhamento, como o ângulo de atrito.

É importante ressaltar que os declives mais suscetíveis ( $20^\circ - 25^\circ$ ) estão associadas às zonas litológicas de micaxisto de áreas antropizadas. Os declives mais acentuados possuem área menor e uma porcentagem muito pequena de escorregamentos, entretanto, o suficiente para registrar uma alta densidade de ocorrência, significando que nessa faixa havia o aporte de material inconsolidado suficiente para a iniciação de escorregamentos.

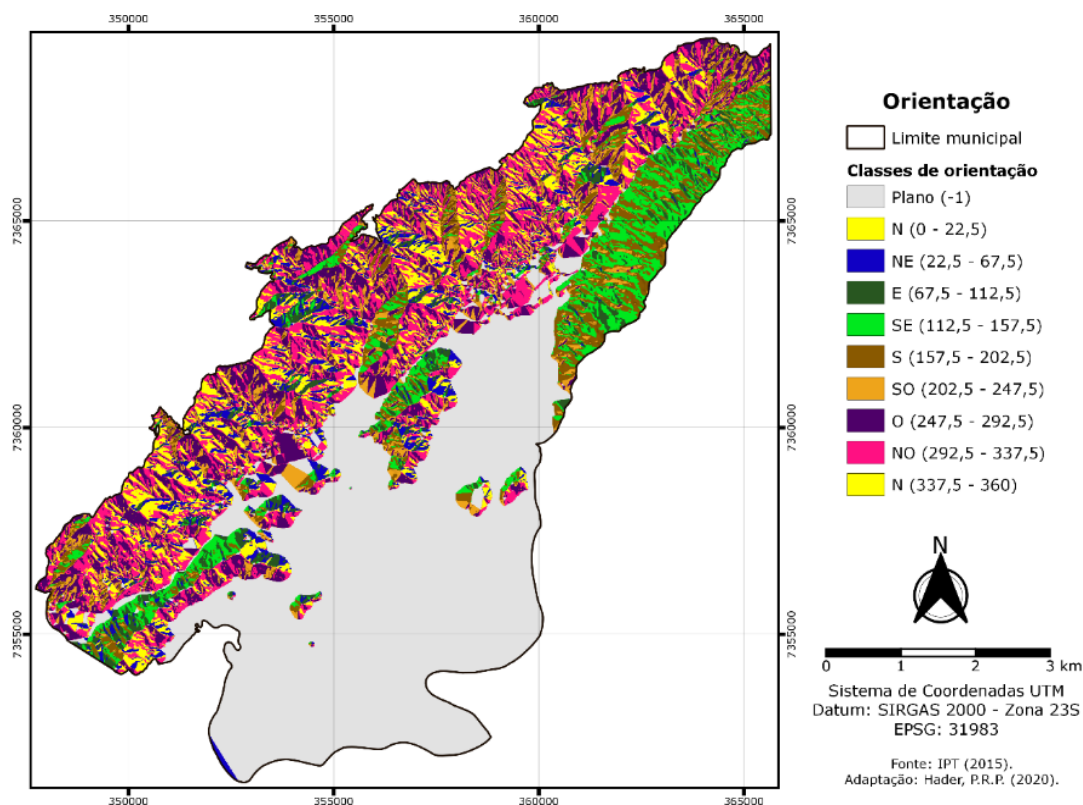
Na literatura nacional e internacional, os intervalos de declividade mais suscetíveis variam de  $25 - 55^\circ$ , com diferentes divisões de classes se torna inviável restringir a análise apenas às classes levadas em conta neste estudo.

No Brasil, tais resultados foram constatados por autores como Baccaro (1985), Tomida (1990), Nalon (2000), Carvalho e Riedel (2004), Vieira et al. (2010) e Nery e Vieira (2014) em Cubatão, Marcelino (2004), Cerri et al. (2017), Dias et al. (2017), Gabelini (2017) e Dias (2019), em Caraguatatuba, Fernandes et al (2001), no Rio de Janeiro, Martins et al. (2017), em Antonina – PR.

Em âmbito internacional, os resultados que corroboraram com a presente pesquisa foram os de Pauchari e Pant (1992) na Índia, Zhon et al. (2002), Dai e Lee (2002), em Hong Kong, Lan et al. (2004), na China, Bui et al. (2015), no Vietnã, Jiménez-Perálvarez (2017), na Espanha e Sestras et al. (2019), na Romênia.

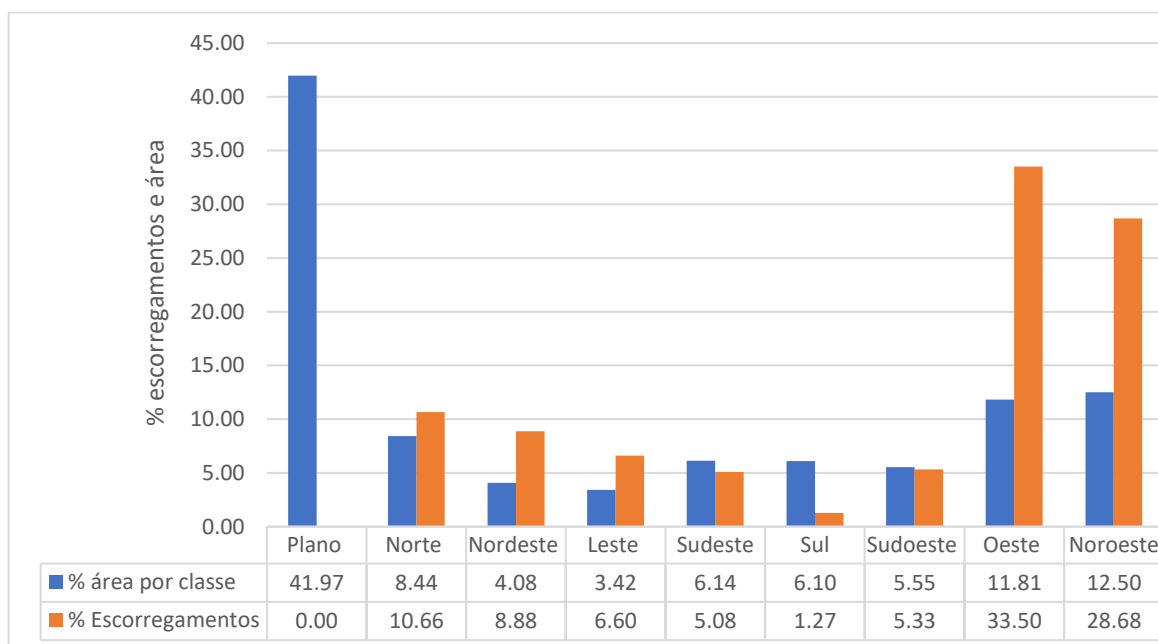
### 5.2.2.7 Orientação do talude

A orientação do talude (Figura 50), foi classificada de acordo com o ângulo horizontal das vertentes (0 – 360°), divididas em pontos cardeais (N, S, E, O) e colaterais (NE, SE, SO, NO).



**Figura 50** – Mapa de Orientação do município de Cubatão.

A comparação entre as porcentagens de áreas ocupadas por cada classe de orientação e a proporção de escorregamentos que ocorreram nas mesmas foram viabilizadas pelo gráfico da Figura 51.



**Figura 51** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Declividade e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

Ambas análises estatísticas (*VI* e *EBF*) destacaram as classes mais suscetíveis para as faces Oeste, Noroeste, Nordeste e Leste, respectivamente. (Tabela 31).

Tais resultados dialogam com os encontrados por Nery e Vieira (2014), onde a direção Oeste (O) foi identificada como a mais suscetível para o município de Cubatão. Por outro lado, Vieira, Fernandes e Filho (2010), encontrou as orientações N, NO e NE, tal que todas tiveram resultados importantes e positivos de *VI* no presente estudo.

Em um contexto de Serra do Mar, Marcelino (2004) encontrou como mais suscetível os taludes com a face SE, S, E, Dias (2016) e Dias (2019) e orientação S para o município de Caraguatatuba.

Em âmbito internacional, Afungang, De Meneses Bateira e Nkwemoh (2017) encontraram resultados muito similares com os obtidos aqui, sendo a classe de Oeste (O) como a mais suscetível, seguida da Noroeste (NO).

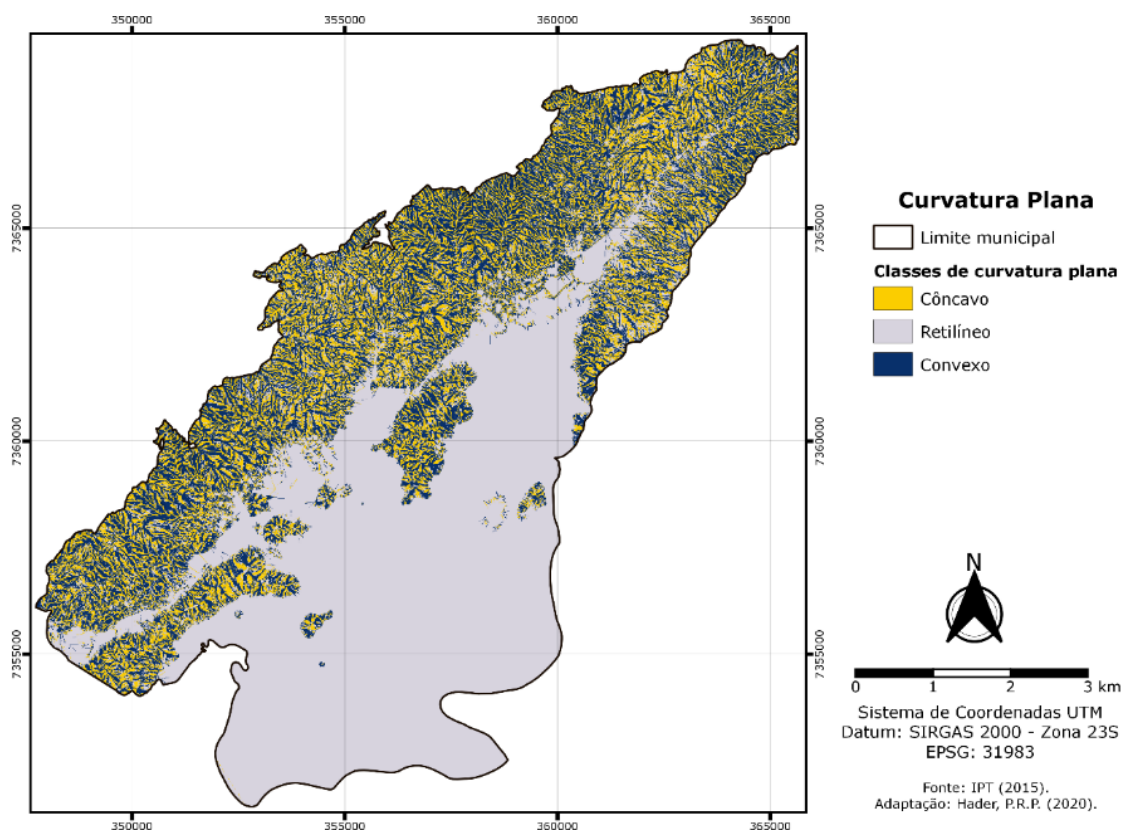
A classe que mais contribui para a ocorrência de escorregamentos no que diz respeito ao aspecto sofre diversas influências locais, como a taxa de incidência solar, das massas de ar sopradas dos oceanos para o continente, em consequência disso o efeito das chuvas orográficas. Dessa forma, a variação geomorfológica local exerce influência sobre um aspecto, mesmo em um mesmo contexto, sendo este fato comprovado pelos resultados de

Caraguatatuba se diferirem dos identificados em Cubatão, sendo que ambos municípios se encontram no sopé da Serra do Mar.

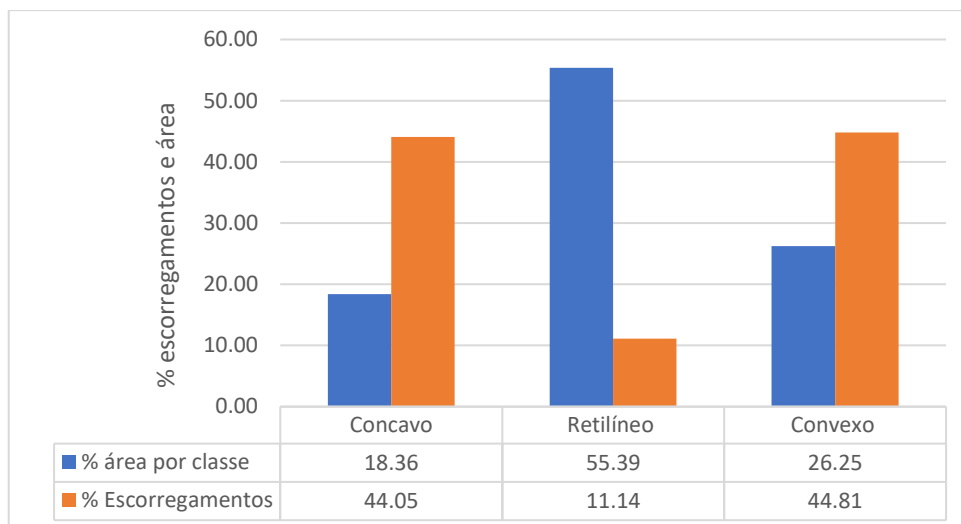
A comparação com resultados de outros autores para a mesma área de estudo e escalas diferentes, comprovaram que até então que as classes mais suscetíveis para o município indicam uma tendência ao arco O - NE. Contudo, esse fator de predisposição não é capaz de ser utilizado de forma independente para definir a suscetibilidade, sendo recomendada a correlação com outros parâmetros.

#### 5.2.2.8 *Curvatura plana*

A Curvatura Plana à convergência e divergência do fluxo através de uma superfície. O mapa de Curvatura Plana foi dividido em 3 classes (Figura 52). As geometrias côncavas e convexas registraram porcentagens similares de escorregamentos (Figura 53).



**Figura 52 -** Mapa de Curvatura Plana do município de Cubatão.



**Figura 53** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Curvatura Plana e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

A classe mais suscetível de Curvatura Plana foi a geometria *Côncava*, sendo que a segunda classe mais suscetível também registrou pesos importantes, em que as análises *VI* e *EBF* corroboraram (Tabela 31).

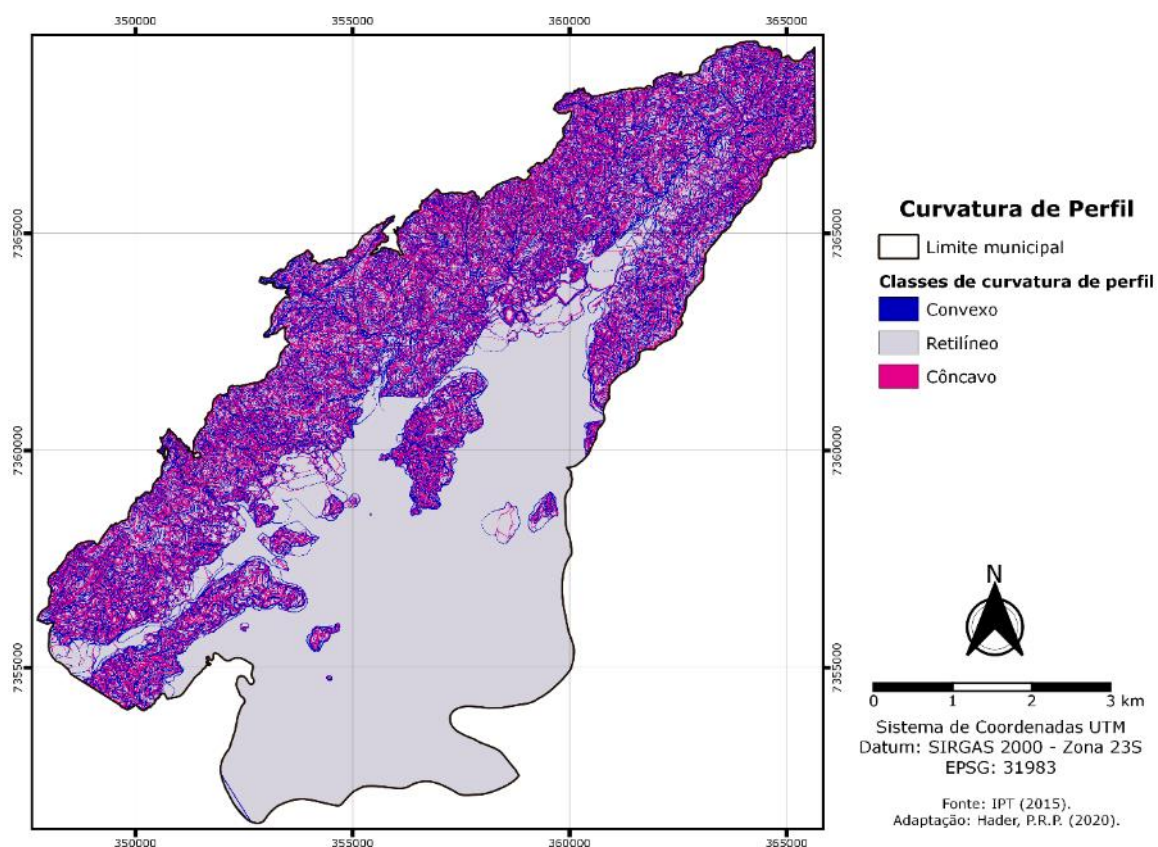
As curvaturas planas estão associadas à exposição das geometrias às convergências e divergências de fluxos no solo (SALEEM et al., 2019). A classe mais suscetível corresponde às acumulações de fluxos (convergentes), determinados pela curvatura côncava, e entende-se que nessa geometria a água da chuva geralmente fica retida por um período mais longo, causando infiltração e falha de cisalhamento.

Entretanto, a segunda classe mais suscetível, onde a geometria favorece a dispersão dos fluxos, também obteve índices importantes em ambas análises.

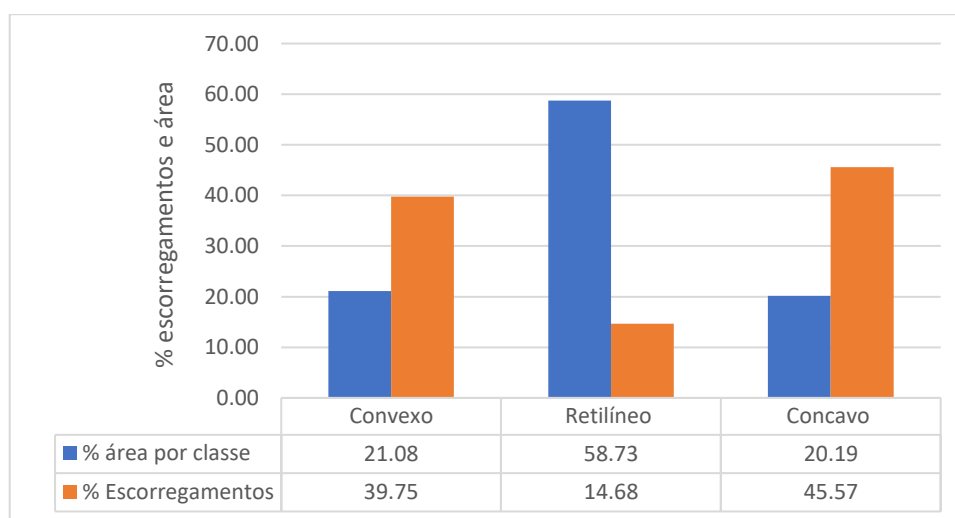
Resultados condizentes com os obtidos nesse estudo foram encontrados por Afungang, De Meneses Bateira e Nkwemoh (2017) que identificou a partir da técnica do Valor Informativo a curvatura plana de geometria côncava como a mais propensa a instabilizações de vertentes em Camarões, bem como Althuwaynee, Pradhan; Lee (2012) que utilizaram o método *EBF* e encontraram a classe côncava como a mais suscetível para a região metropolitana da capital da Malásia, Kuala Lumpur, uma área com altos índices pluviométricos e temperaturas elevadas.

### 5.2.2.9 Curvatura de perfil

A Curvatura de Perfil afeta a aceleração ou desaceleração do fluxo através da superfície, e foi dividida em 3 classes (Figura 54). Nesse parâmetro, as classes Convexo e Côncavo apresentaram distribuições de escorregamentos muito aproximadas (Figura 55).



**Figura 54** – Mapa de Curvatura de Perfil do município de Cubatão.



**Figura 55** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de Curvatura de Perfil e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

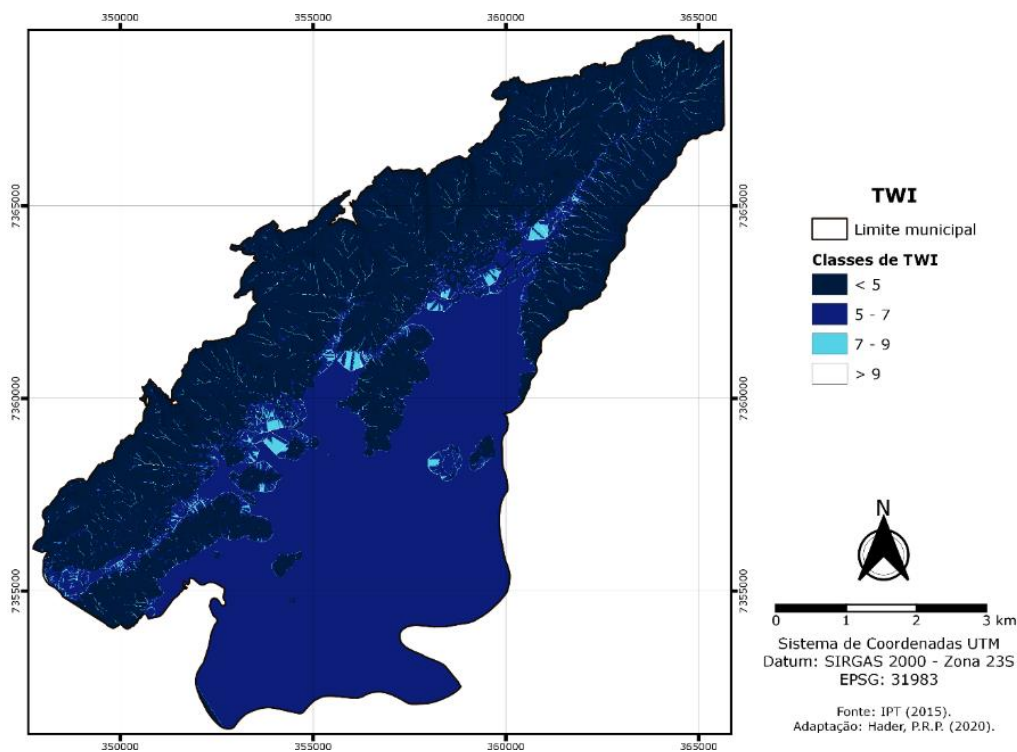
Os modelos *VI* e *EBF* revelaram maior suscetibilidade para as geometrias *Côncavas*, seguida pelas *Convexas* (Tabela 31). O valor negativo de *VI* e próximo de zero em *Bel* para a geometria *Retilínea* caracteriza essa classe como a menos suscetível dispostas na Tabela 31.

Além afetar a aceleração/desaceleração dos fluxos superficiais (SALEEM et al., 2019), as curvaturas de perfil estão associadas à profundidade do solo. A classe identificada como a mais suscetível foi a que corresponde às profundidades medianas de solo (*Côncava*). Entretanto, a classe que representa solos mais espessos (*convexa*) também teve valores significativos de suscetibilidade.

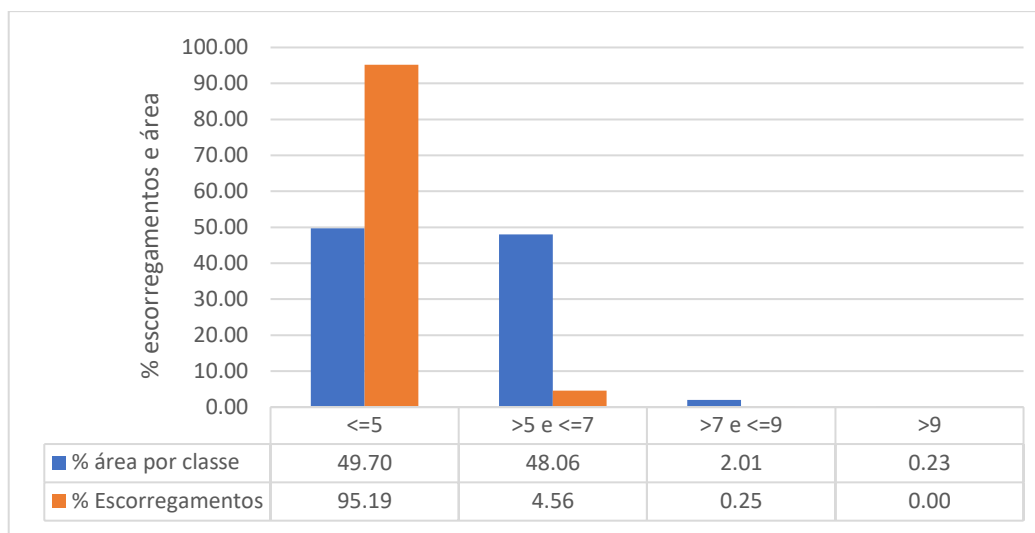
Tais resultados corroboram com resultados encontrados em contexto internacional, como identificados por Hong, Pourghasemi e Pourtaghi (2016) e Li e Chen (2019) na China, em que ambos identificaram a geometria côncava como a classe mais suscetível para a curvatura de perfil.

#### 5.2.2.10 Índice topográfico de umidade (TWI)

O TWI foi o parâmetro utilizado para expressar a concentração de umidade de acordo com a variação topográfica. As classes foram definidas pela literatura disponível (Figura 56). A relação entre área e porcentagem de escorregamentos são apresentadas na Figura 57.



**Figura 56** – Mapa de TWI do município de Cubatão.



**Figura 57** – Porcentagem de ocupação da área pelas classes de TWI e a porcentagem de ocorrência de escorregamentos em cada classe.

A estatística *VI* indicou apenas uma classe suscetível nesse fator de predisposição, com o maior *VI* para a classe que concentra menor umidade (<5), sendo que os demais obtiveram *VI*'s negativos (Tabela 31). Corroborando com os resultados de *VI*, na estatística *EBF* se destacou a classe que representa as menores concentrações de umidade (<5), sendo essa a única com relevância dentre todas as outras deste parâmetro, que apresentaram valores próximos de zero.

Ao percorrer a literatura, é notado que esse parâmetro infere que quanto maior a umidade, maior é a probabilidade de instabilização de uma vertente, entretanto, os valores mais altos de TWI (>9) estão presentes em áreas relativamente planas. Era esperado que as zonas de deposição de escorregamentos fossem localizadas próximas as regiões de fundo do vale, onde estão os maiores valores de TWI, que é onde há uma probabilidade suficiente de saturação do solo. Entretanto, as instabilizações ocorreram onde o TWI é relativamente pequeno, devido aos ângulos mais íngremes e à presença de uma camada mais fina de solo (VORPAHL et al., 2012). Assim, à medida que o TWI aumentou, as ocorrências de escorregamentos diminuíram.

As umidades mais baixas mais suscetíveis foram encontradas por autores como Vorpahl et al., (2012), Hong, Pourghasemi e Pourtaghi (2016), Li e Chen (2019) e Chen et al. (2019), na China. Pourghasemi e Kerle (2016), também identificaram as classes de umidades mais baixas como as mais suscetíveis, no Irã. Tais resultados seguem a mesma tendência dos obtidos aqui.

**Tabela 31** – Correlação estatística entre escorregamentos e fatores condicionantes por VI e EBF.

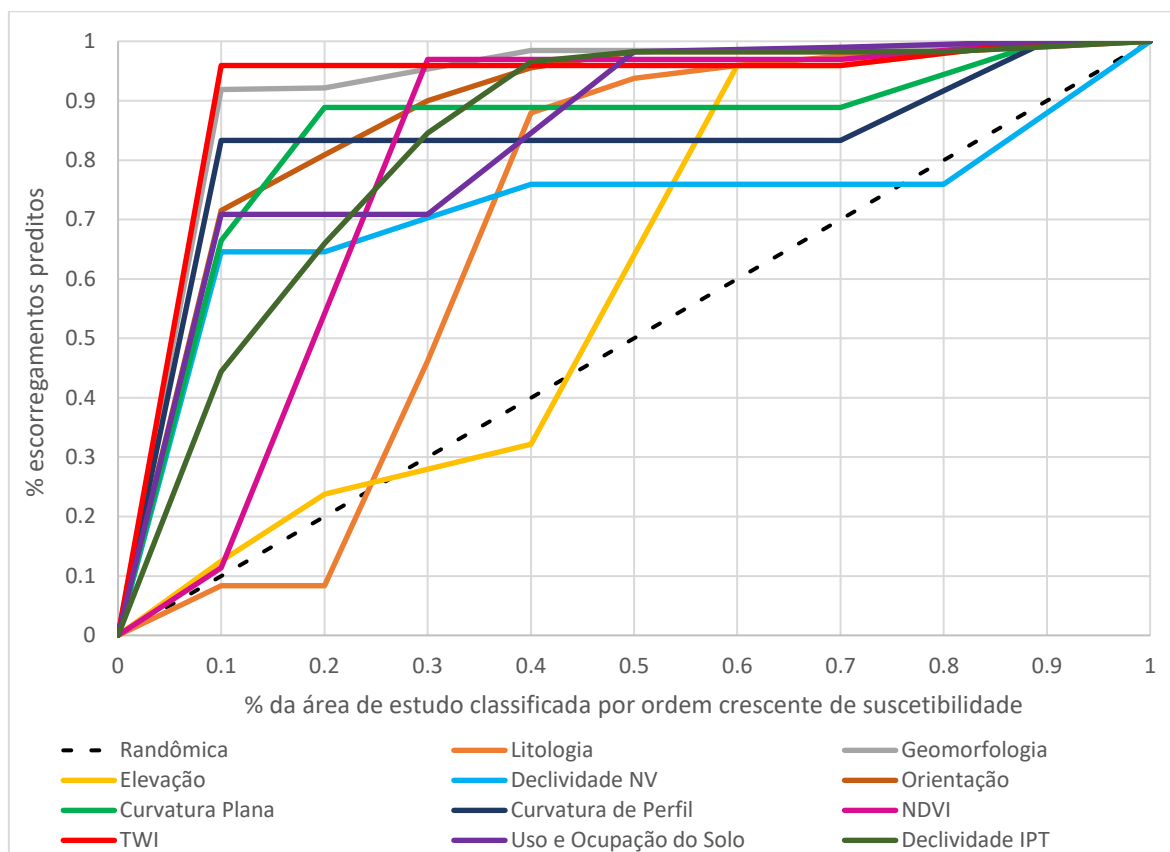
Fatores	Classes	Pixels	Nº Esc.	VI	Bel	Dis	Unc	Pls
Elevação	0 - 200	1017781	248	-0,12	0,120	0,246	0,634	0,754
	200 - 400	178966	93	0,64	0,256	0,168	0,576	0,832
	400 - 600	143796	17	-0,84	0,058	0,205	0,737	0,795
	600 - 800	90642	32	0,25	0,174	0,189	0,637	0,811
	>800	6279	5	1,06	0,392	0,191	0,417	0,809
Orientação	Plan	603363	0	-1,57	0,000	0,186	0,814	0,814
	N	121324	42	0,23	0,101	0,130	0,769	0,870
	NE	58623	35	0,78	0,174	0,103	0,723	0,897
	E	49099	26	0,66	0,155	0,105	0,741	0,895
	SE	88207	20	-0,19	0,066	0,109	0,825	0,891
	S	87632	5	-1,57	0,017	0,114	0,870	0,886
	SO	79776	21	-0,04	0,077	0,108	0,815	0,892
	O	169762	132	1,04	0,227	0,082	0,691	0,918
	NO	179678	113	0,83	0,184	0,088	0,728	0,912
NDVI	<= -0,30	1403	0	-1,46	0,000	0,212	0,788	0,788
	-0,30 a -0,10	50076	0	-1,46	0,000	0,220	0,780	0,780
	-0,10 a 0,20	219641	14	-1,46	0,083	0,242	0,675	0,758
	0,20 a 0,44	128199	49	0,33	0,499	0,204	0,297	0,796
	> 0,44	1038145	332	0,15	0,418	0,122	0,461	0,878
Curvatura Plana	Côncavo	263964	174	0,87	0,557	0,200	0,243	0,800
	Retilíneo	796213	44	-1,60	0,047	0,582	0,372	0,418
	Convexo	377287	177	0,53	0,396	0,218	0,385	0,782
Curvatura Perfil	Convexo	302982	157	0,63	0,429	0,217	0,353	0,783
	Retilíneo	844273	58	-1,39	0,057	0,589	0,354	0,411
	Côncavo	290209	180	0,81	0,514	0,194	0,292	0,806
TWI	<=5	714377	376	0,65	0,897	0,024	0,079	0,976
	>5 - <=7	690839	18	-2,36	0,044	0,465	0,491	0,535
	>7 - <=9	28887	1	-2,07	0,059	0,257	0,684	0,743
	> 9	3361	0	-2,36	0,000	0,254	0,746	0,746
Geomorfologia	Escarpas	673127	358	0,66	0,441	0,026	0,533	0,974
	Massa d'água	103080	0	-2,41	0,000	0,161	0,839	0,839
	Morros altos	97323	27	0,01	0,230	0,149	0,621	0,851
	Morros baixos	13143	0	-2,41	0,000	0,150	0,850	0,850
	Morrotes	5375	2	0,30	0,309	0,149	0,543	0,851
	Planícies TF	324287	8	-2,41	0,020	0,189	0,791	0,811
	Planícies FM	221129	0	-2,41	0,000	0,176	0,824	0,824

Tabela 31 - Continuação.

Fatores	Classes	Pixels	Nº Esc.	VI	Bel	Dis	Unc	Pls
Litologia	AcMb	1543	0	-2,72	0,000	0,067	0,933	0,933
	AcMg	45429	13	0,04	0,040	0,067	0,893	0,933
	AcMn	254769	138	0,68	0,077	0,053	0,871	0,947
	AcMp	61486	15	-0,12	0,035	0,067	0,898	0,933
	PSeMc	54392	18	0,19	0,047	0,066	0,887	0,934
	PSEOM	19108	0	-2,72	0,000	0,068	0,932	0,932
	PSEOY	17551	2	-0,88	0,016	0,067	0,917	0,933
	PSpC	5908	3	0,61	0,072	0,066	0,862	0,934
	PSpf	7575	33	2,76	0,619	0,061	0,320	0,939
	PSpX	273519	158	0,74	0,082	0,049	0,869	0,951
	Qb	189514	0	-2,72	0,000	0,077	0,923	0,923
	Qc	138054	10	-1,33	0,010	0,072	0,918	0,928
	Qp	276663	5	-2,72	0,003	0,082	0,916	0,918
	Rios	92037	0	-2,72	0,000	0,071	0,929	0,929
Uso do solo	IP	119302	0	-4,00	0,000	0,119	0,881	0,881
	MA	111184	0	-4,00	0,000	0,118	0,882	0,882
	PE	21793	275	3,83	0,981	0,034	-0,015	0,966
	ZCC	11775	0	-4,00	0,000	0,110	0,890	0,890
	ZCS	56630	3	-1,65	0,004	0,113	0,883	0,887
	ZPE	214792	2	-3,38	0,001	0,145	0,855	0,855
	ZRE	634839	114	-0,43	0,014	0,159	0,827	0,841
	ZI	201497	1	-4,00	0,000	0,126	0,873	0,874
ZR	65652	0	-4,00	0,000	0,114	0,886	0,886	
Declividade IPT	0 - 2°	658969	0	-1,75	0,000	0,198	0,802	0,802
	2 - 5°	42039	0	-1,75	0,000	0,110	0,890	0,890
	5 - 10°	50861	6	-0,85	0,030	0,109	0,861	0,891
	10 - 17°	99005	40	0,39	0,102	0,103	0,794	0,897
	17 - 20°	51685	23	0,48	0,113	0,105	0,783	0,895
	20 - 25°	104803	121	1,44	0,293	0,080	0,627	0,920
	25 - 30°	125232	98	1,05	0,198	0,088	0,714	0,912
	30 - 45°	277450	87	0,13	0,079	0,103	0,817	0,897
> 45°	27420	20	0,98	0,185	0,104	0,712	0,896	

### 5.2.2.11 Análise de sensibilidade

Os resultados da análise de sensibilidade foram obtidos utilizando a técnica AUC aplicada aos 10 fatores de predisposição. Para efeito de comparação, as curvas de cada parâmetro foram dispostas no gráfico da Figura 58.



**Figura 58** – Disposição das curvas de cada parâmetro avaliados pela AUC.

No gráfico, é possível observar o desempenho de cada parâmetro a partir da sua respectiva curva, que é melhor à medida que se aproxima de 1, ou seja, mais íngreme. Os resultados obtidos demonstram distinções entre as taxas de sucesso, revelando os parâmetros que exerceram a maior e a menor influência para a definição da suscetibilidade.

Os fatores responsáveis por explicar as instabilizações foram hierarquizados conforme a Tabela 32. Nesse processo, a Geomorfologia (0,872), TWI (0,869) e Orientação (0,830), foram as variáveis que exerceram maior influência nos processos de escorregamentos, que mensuradas pelos valores mais elevados de AUC. Em primeira análise, esse resultado evidencia a forte relação das zonas de escarpas, áreas de baixa umidade relativa ao ângulo de encosta e a exposição do talude à radiação solar e precipitações. Adicionalmente, duas

classificações diferentes para a declividade foram comparadas quanto ao seu desempenho, sendo que a Declividade IPT (2015) performou melhor (AUC = 0,783).

**Tabela 32** – Resultado da AUC para os fatores de predisposição elencados.

<b>Ranking</b>	<b>AUC</b>
Geomorfologia	0,872
TWI	0,869
Orientação	0,830
Curvatura Plana	0,794
Uso e Ocupação do Solo	0,792
Declividade (IPT, 2015)	0,783
Curvatura de Perfil	0,774
NDVI	0,749
Declividade NV (Nery e Vieira, 2014)	0,667
Litologia	0,636
Elevação	0,550

Corroborando com os resultados obtidos, a geomorfologia e a orientação foram um dos fatores que tiveram elevada importância na pesquisa de Afungang; De Meneses Bateira; Nkwemoh (2017), em Camarões. Pereira (2009) obteve o fator de Uso e Ocupação do Solo como o mais suscetível para a região norte de Portugal, com interferência antrópica do cultivo de vinhas em terraços agrícolas, assim como Miguel (2017), no arquipélago dos Açores, Portugal, obteve o Uso do Solo como um dos três fatores com maior predisposição a escorregamentos.

Contudo, para as estatísticas bivariadas, torna-se um problema a generalização de assumir que as condições afetadas por escorregamentos do passado serão as mesmas no futuro, o que nem sempre pode se repetir, principalmente diante de um cenário de mudanças climáticas.

### 5.2.3 *Random Forest*

Diferentemente da estatística bivariada, no modelo Random Forest os dados de treinamento e 42 variáveis (entre categóricas e numéricas) foram utilizados como dados de entrada (ver Tabela 24). Sendo assim, para as variáveis categóricas foi considerada aquela predominante que sobrepõe um pixel de escorregamento (ex.: classe de litologia predominante em um pixel de 20 x 20 m), e em relação às variáveis numéricas, foi considerada a média dos valores de cada fator condicionante onde incidiu o pixel de escorregamento (ex.: média dos valores de declividade em um pixel de 20 x 20 m).

A hiper parametrização *search = grid* (ordenada) foi utilizada para encontrar a configuração ótima, então definindo os seguintes parâmetros: extensão de 500 árvores (#ntree = 500); 17 variáveis (#mtry = 17) para divisão em cada nó; e 29 nós terminais (#maxnodes = 29). O OOB error obtido foi de 3%, sendo assim, a acurácia do modelo de treinamento é de 97%, com índice Kappa de 83% (indicando concordância quase perfeita).

Por outro lado, a hiper parametrização *search = random* (aleatória), identificou 34 variáveis para divisão de nó raiz (#mtry = 34), resultando em uma acurácia de 96%, com índice Kappa de 82%.

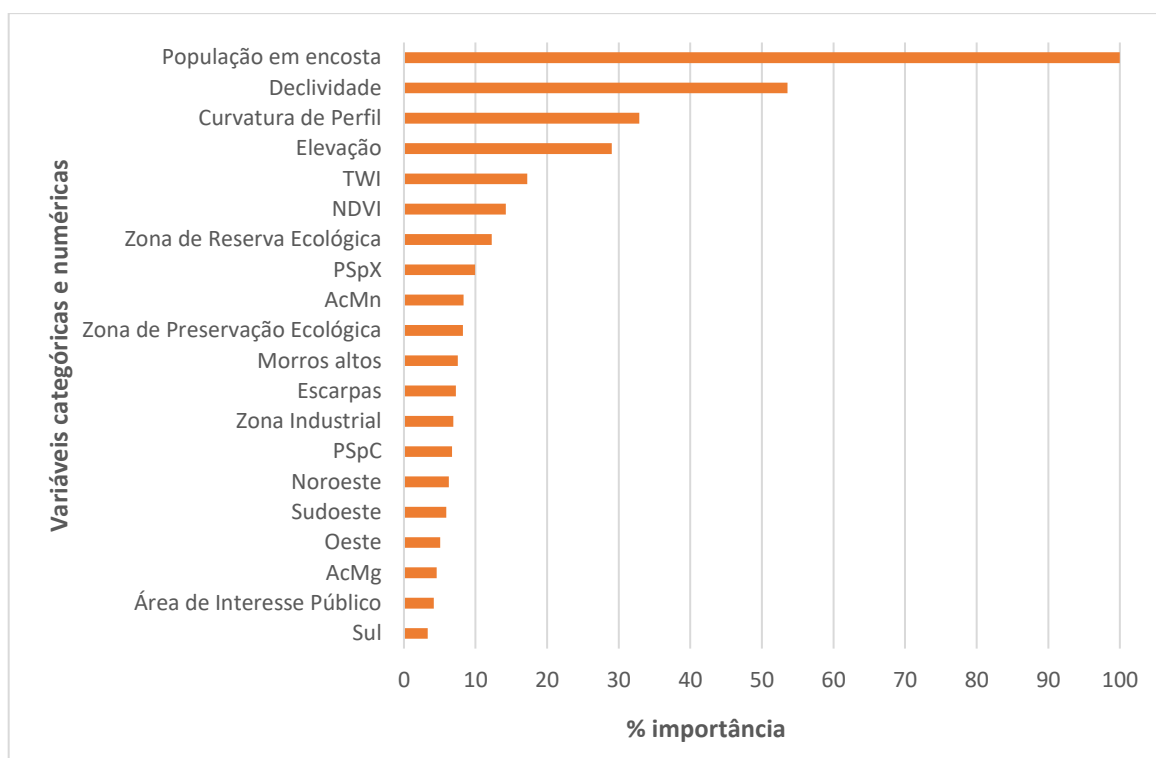
Então, a partir do melhor resultado (*search = grid*), a importância relativa que cada variável exerceu na influência dos processos de escorregamentos foi obtida, com destaque para o uso e ocupação do solo e declividade. A lista das 20 variáveis de saída do algoritmo é disposta na Tabela 33 e no gráfico da Figura 59.

A configuração ótima foi definida considerando os parâmetros que obtiveram o menor erro OOB (BREIMAN, 2001). A Figura 60 apresenta o gráfico de decréscimo de classificações incorretas (erro) conforme aumento de #ntree RF, revelando uma estabilização do erro em #ntree = 500 para o erro OOB, área estável e instável.

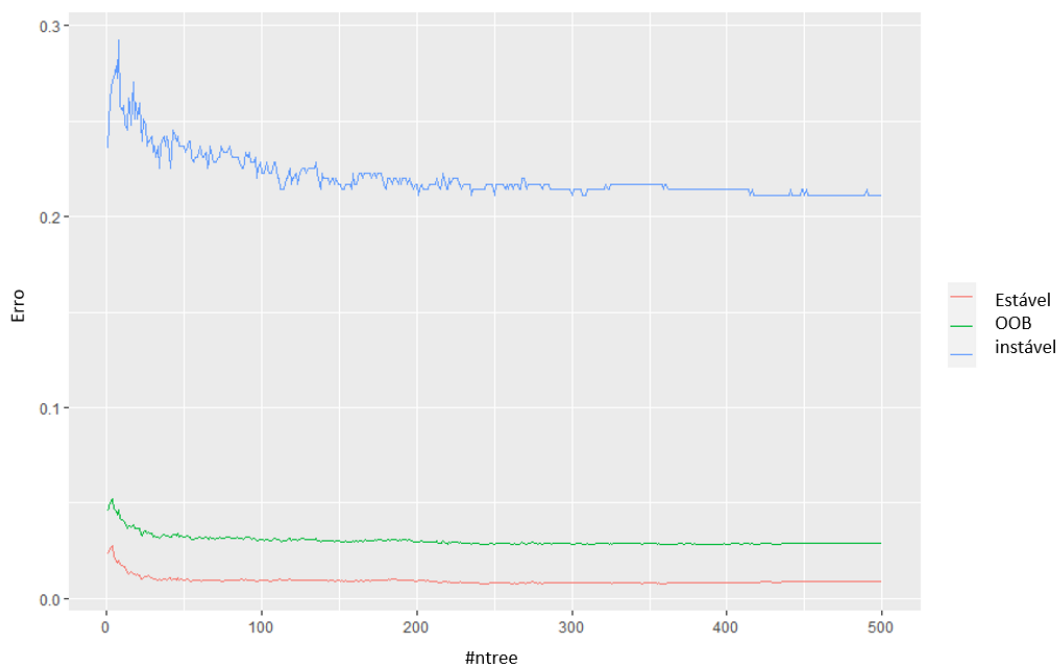
**Tabela 33** – Importância exercida pelos fatores de predisposição conforme o algoritmo Random Forest.

<b>Grupo</b>	<b>Fator de predisposição</b>	<b>%</b>
Uso e ocupação do solo	População em encosta	100
-	Declividade	53.586
-	Curvatura de Perfil	32.861
-	Elevação	29.013
-	TWI	17.239
-	NDVI	14.216
Uso e ocupação do solo	Zona de Reserva Ecológica	12.271
Litologia	PSPX	9.926
Litologia	AcMn	8.336
Uso e ocupação do solo	Zona de Preservação Ecológica	8.257
Geomorfologia	Morros altos	7.51
Geomorfologia	Escarpas	7.266
Orientação	Zona Industrial	6.89
Litologia	PSPC	6.726
Orientação	Noroeste	6.265
Orientação	Sudoeste	5.9
Orientação	Oeste	5.05
Litologia	AcMg	4.585
Uso e ocupação do solo	Área de Interesse Público	4.183
Orientação	Sul	3.312

**Nota:** Descrição detalhada das classes de litologia, ver Tabela 29.



**Figura 59** - Ordem de importância das 20 variáveis reveladas pelo RF.



**Figura 60** – Decréscimo do erro para OOB, estável (0) e instável (1) pelo crescimento do Random Forest.

O mapa de suscetibilidade a escorregamentos foi elaborado conforme os melhores resultados do modelo Random Forest, e reclassificado em 5 classes (muito baixa, baixa,

média, alta e muito alta suscetibilidade) baseado no método de quebras naturais, para compor a matriz 5x5.

Uma limitação do Random Forest é não ter controle sobre os processos de cada árvore, dada sua complexidade e extensão (#ntree = 500). Entretanto, isto foi acessado pelo ranking da importância que os fatores condicionantes exerceram sobre os processos de escorregamentos.

#### 5.2.4 **Mapa de suscetibilidade a escorregamentos**

Com o propósito de alcançar a melhor acurácia, foram elaborados quatro modelos (Tabela 34) de suscetibilidade para a abordagem estatística VI (Figuras 61 a 64), sendo que diferença entre os mapas foi baseada na inserção e remoção de variáveis menos e mais importantes de acordo a hierarquização dos fatores de predisposição provenientes da análise de sensibilidade. Dessa forma, em cada modelo o peso singular de uma variável exerceu sua contribuição para o valor final de um pixel.

Baseado na regra de integração de Dempster, um único mapa foi elaborado para a estatística EBF (Figura 65), constituído pelos 10 fatores de predisposição selecionados.

O mapa elaborado pelo algoritmo de machine learning Random Forest é apresentado na Figura 66, considerando somente as 20 variáveis mais importantes definidas pelo algoritmo (ver Figura 59).

**Tabela 34** – Composição dos modelos elaborados por VI.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Modelo 1</b>	Geom	TWI	Or							
<b>Modelo 2</b>	Geom	TWI	Or	CPlan	UOS					
<b>Modelo 3</b>	Geom	TWI	Or	CPlan	UOS	Dec	Cperf			
<b>Modelo 4</b>	Geom	TWI	Or	CPlan	UOS	Dec	Cperf	NDVI	Lit	Elev

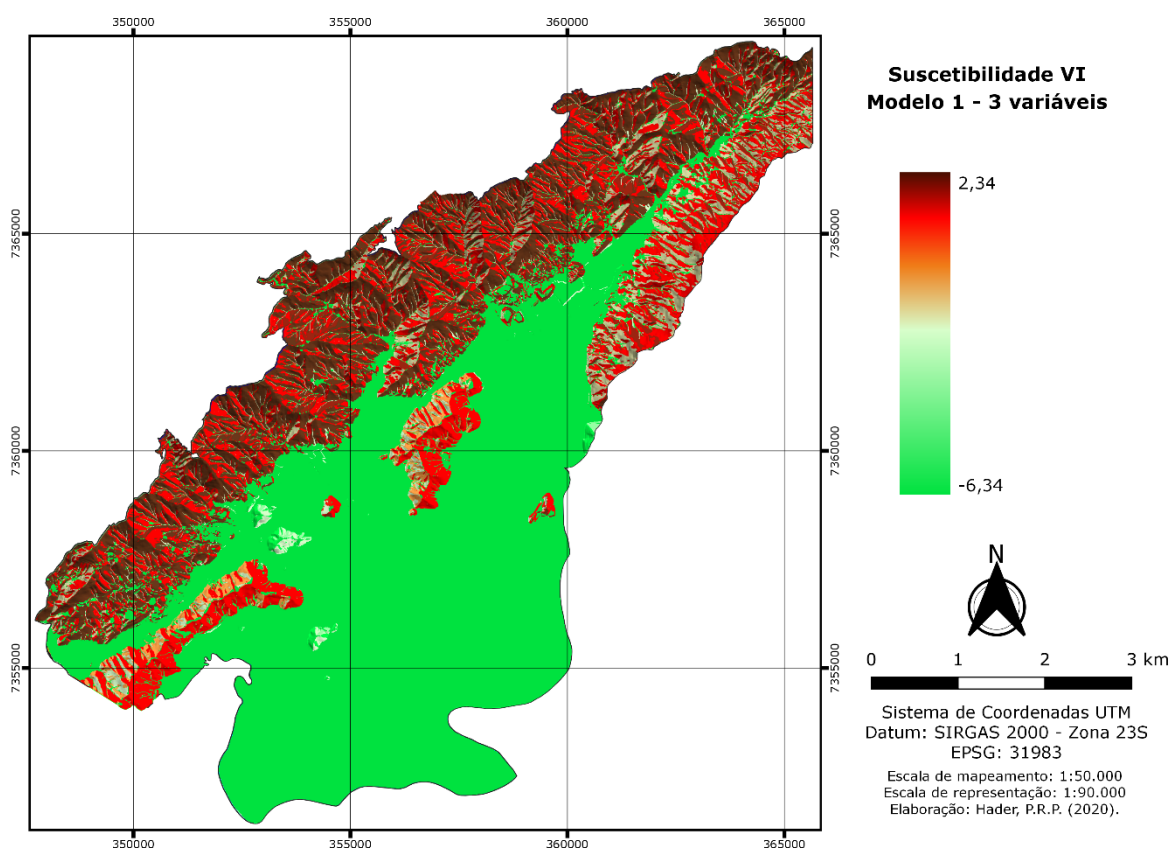
**Nota:** UOS – Uso e Ocupação do Solo; Lit – Litologia; Geom – Geomorfologia; CPlan – Curvatura Plana; CPerf – Curvatura de Perfil; Dec – Declividade; Elev – Elevação, Or – Orientação.

Em relação aos métodos VI e EBF, para além das diferenças visuais de classes de suscetibilidade, é possível observar que a amplitude numérica total e entre classes variam conforme a adição e remoção de parâmetros entre os modelos. Ao somar os parâmetros com a “calculadora de campo”, as saídas representam um valor atribuído para cada pixel

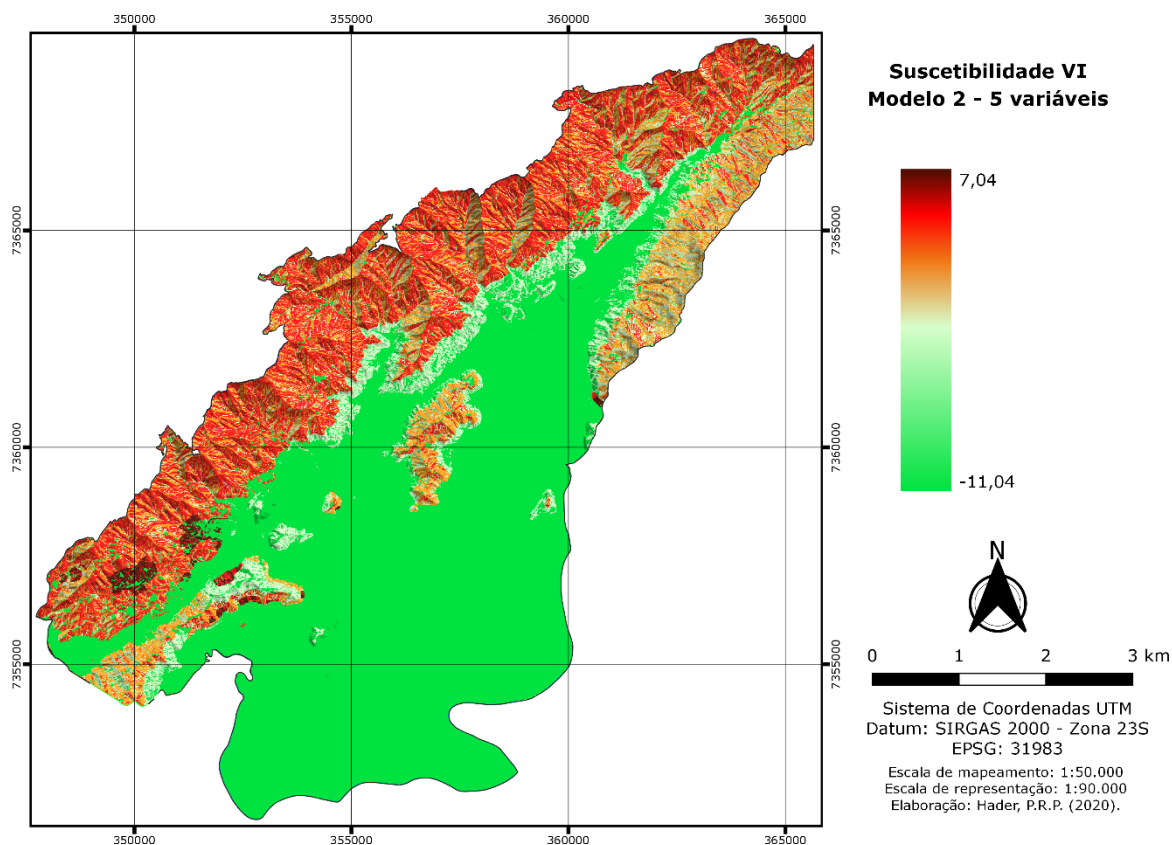
proveniente da soma algébrica, culminando em um gradiente de cores no mapa conforme a variação do valor de cada pixel.

No entanto, essa etapa não contemplou o processo de reclassificação, que restringe esses valores em um único intervalo para determinar as diferentes classes, em que é obtida a classificação final (zoneamento de suscetibilidade), feita pelo processo de validação (descrita na sequência).

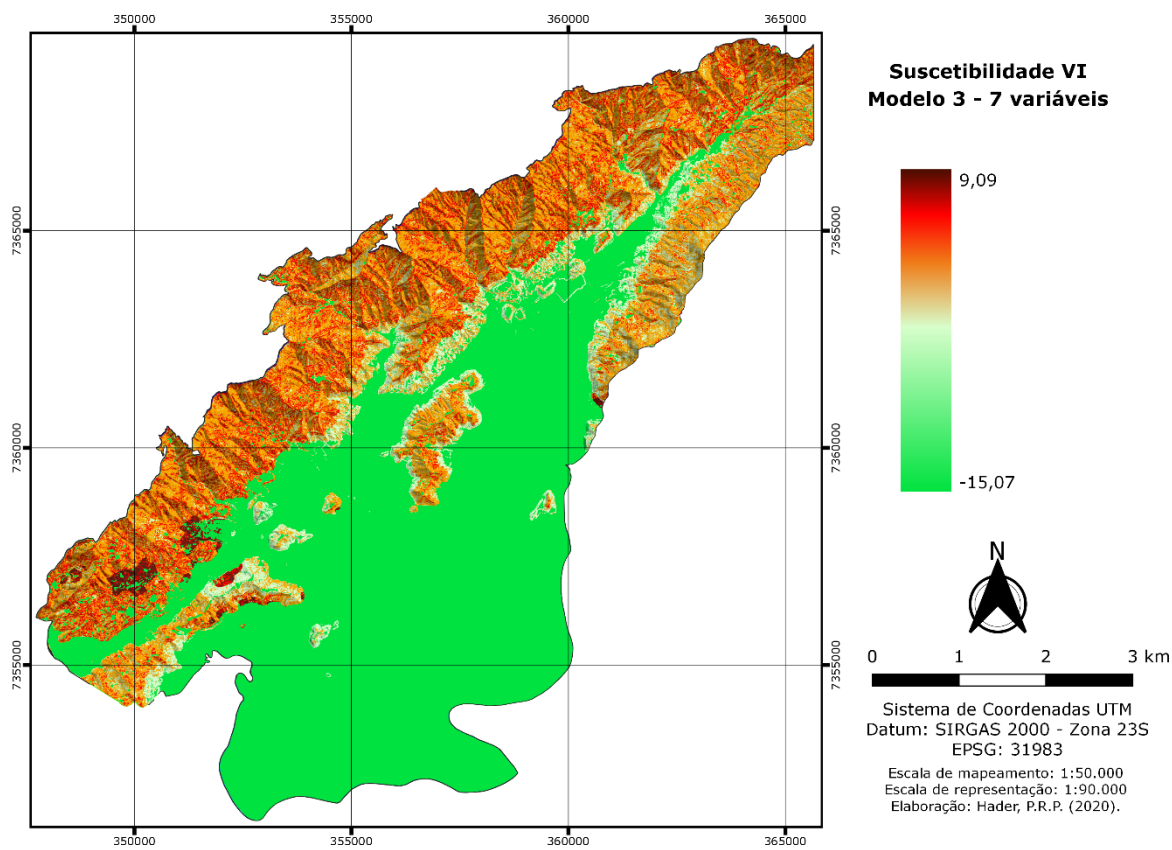
Uma observação a ser feita por uma impressão visual, precedente ao processo de validação e reclassificação, é que os mapas constituídos por 3 variáveis apresentaram resultados muito generalizados para a área de estudo. Os mapas elaborados com a combinação a partir de 5 parâmetros demonstraram que os modelos apresentaram setorizações mais detalhadas.



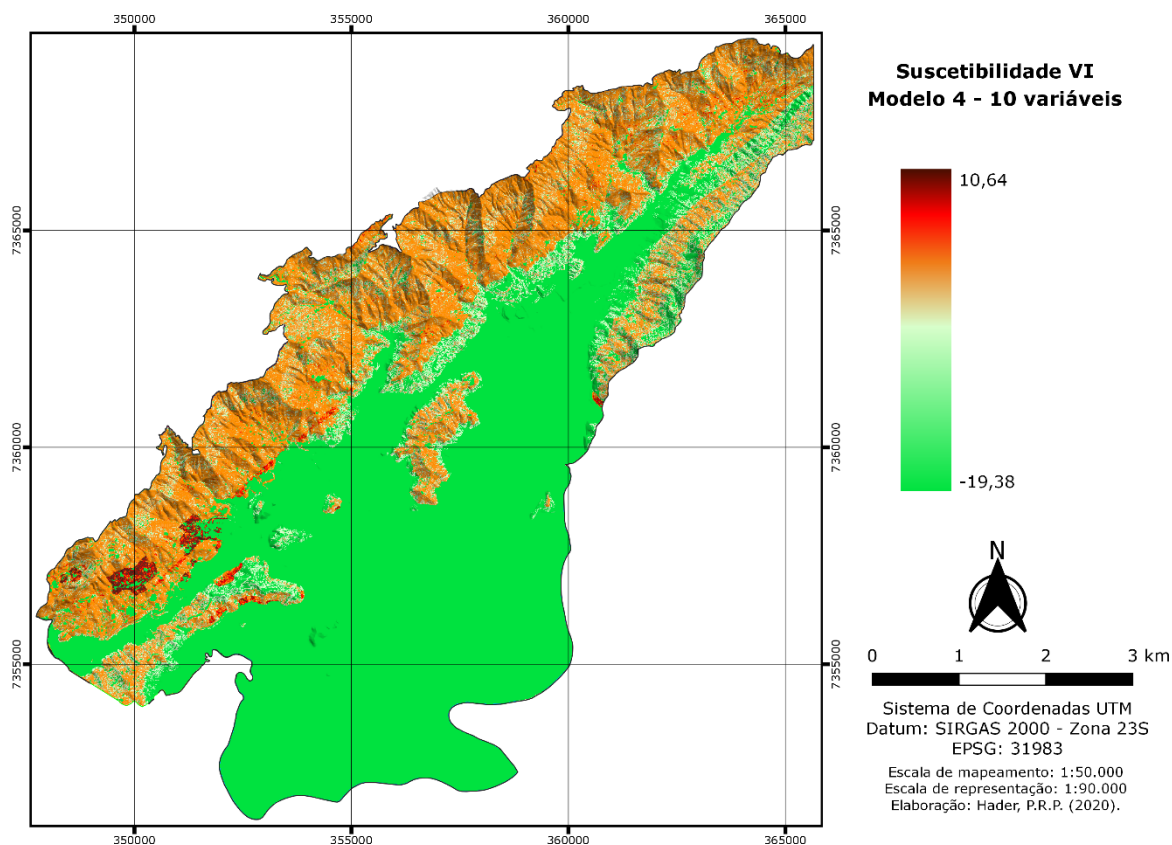
**Figura 61** – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 3 variáveis.



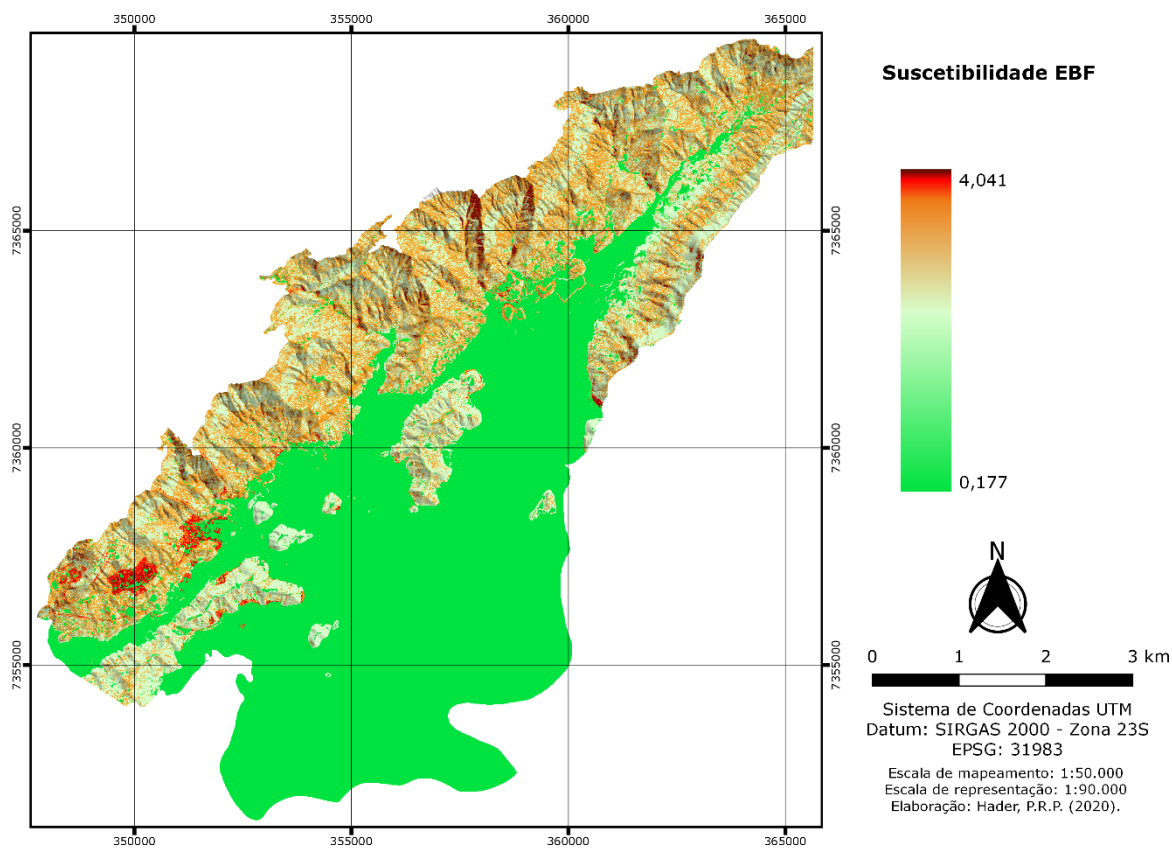
**Figura 62** – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 5 variáveis.



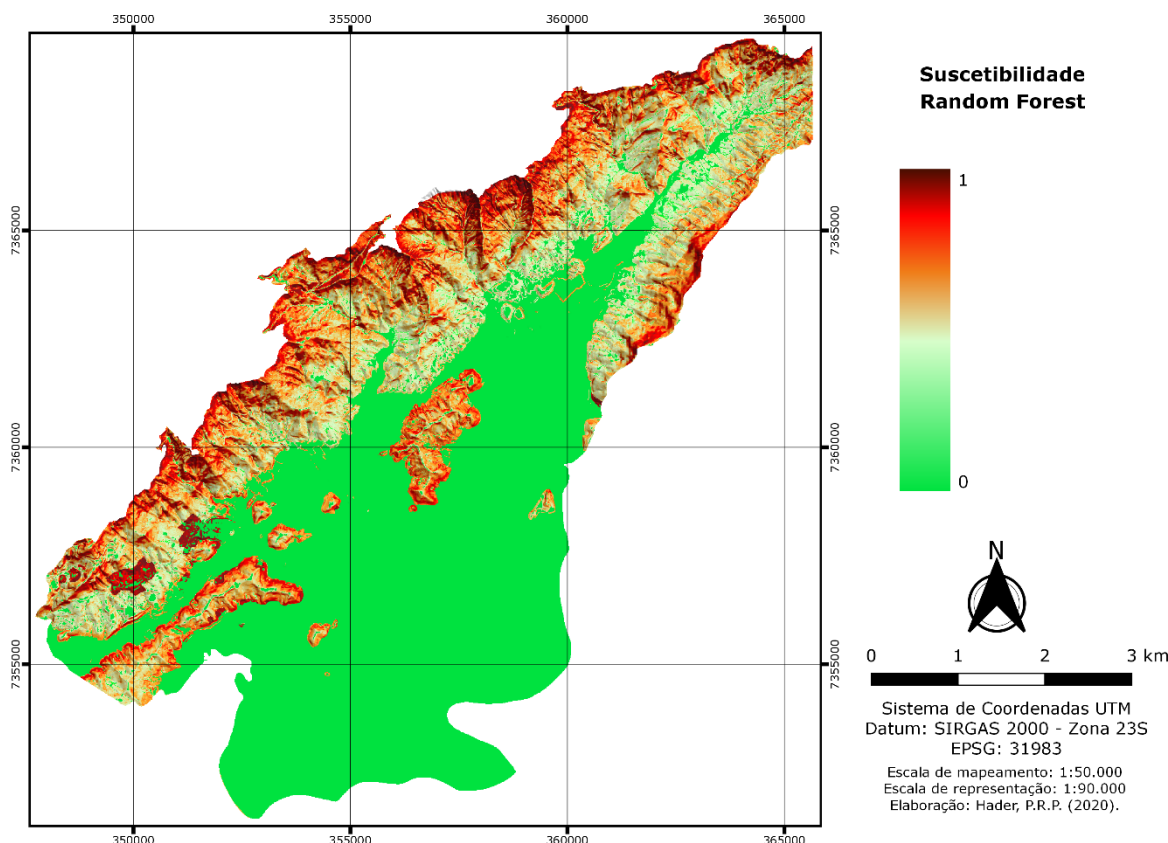
**Figura 63** – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 7 variáveis.



**Figura 64** – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo VI, com 10 variáveis.



**Figura 65** – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo EBF.



**Figura 66** – Mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo RF.

### 5.2.5 *Validação da suscetibilidade ambiental*

Essa subseção contempla as validações estatísticas e de campo dos mapas de suscetibilidade elaborados pelas técnicas Valor Informativo (VI), Teoria da Evidência Dempster-Shafer (EBF) e Random Forest (RF). A seleção do modelo a representar o mapa de suscetibilidade final foi baseada na validação estatística, e então realizadas as validações de campo. Os resultados são apresentados e discutidos nos tópicos seguintes.

#### 5.2.5.1 *Validação estatística*

Conforme a revisão da literatura (ver subseção 4.3.1.5), a realização desse procedimento visa a avaliação da qualidade dos mapas produzidos perante aos dados de entrada que o originou (taxa de sucesso), bem como a submissão desse modelo a um teste com dados desconhecidos para acessar a capacidade de prever eventos futuros (taxa de predição).

Tanto para a análise das Curvas de Sucesso e Predição, quanto para a construção da curva ROC, os melhores modelos foram mensurados pela área abaixo da curva (AUC), que

é melhor quanto mais se próxima de 1. Na sequência, são apresentadas e discutidas as duas abordagens estatísticas utilizadas.

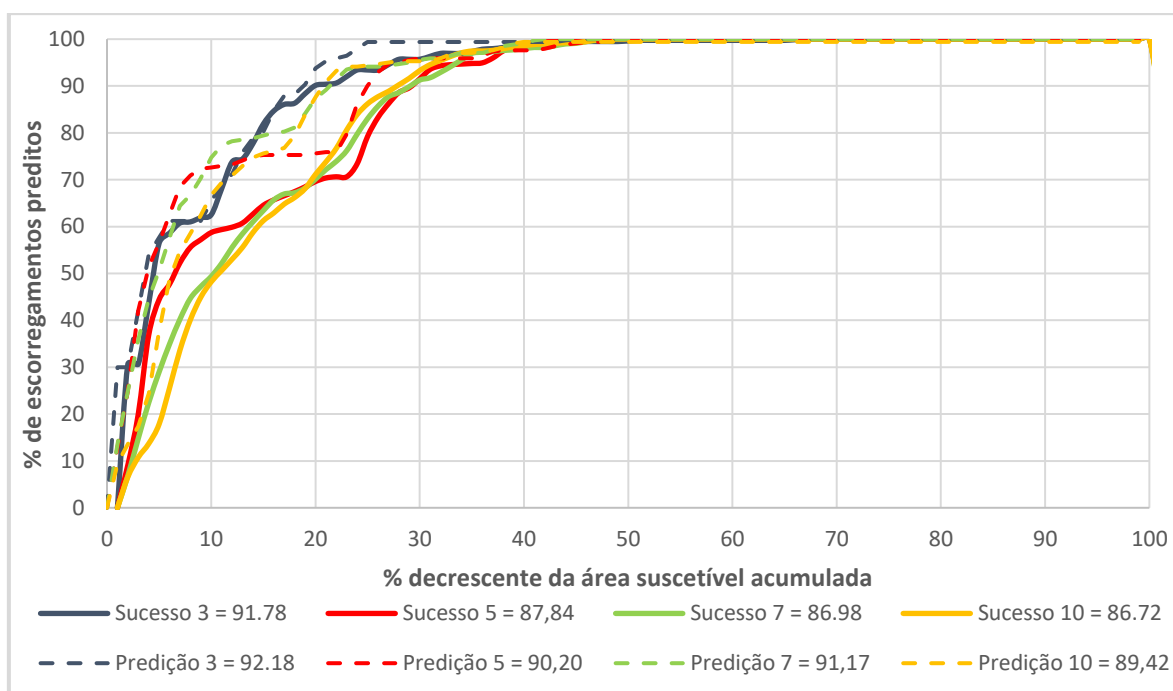
- **Modelos VI e EBF**

Primeiramente, o cálculo das taxas de sucesso dos mapas construídos pelo VI revelou o desempenho de cada modelo diante do inventário de treino (70%) e desenhadas as curvas de sucesso (linhas sólidas, Figura 67) para cada mapa. O mapa que melhor se ajustou aos dados de entrada foi o elaborado por 3 parâmetros (Geomorfologia, TWI e Aspecto), com taxa de sucesso igual a 91,78%, o único com uma taxa acima de 90%.

A segunda e principal etapa consistiu em conhecer o modelo com a maior capacidade de prever novas instabilizações. Nesse processo, foi utilizada apenas a inventário de teste (30%), ou seja, eventos que o modelo desconhece. Os modelos elaborados por 3 parâmetros (Geomorfologia, Aspecto e TWI) e 7 parâmetros (Geomorfologia, Aspecto, TWI, Curvatura Plana, Uso e Ocupação do Solo, Declividade (IPT, 2015) e Curvatura de Perfil), alcançaram as melhores taxas de predição (92,18% e 91,17%), respectivamente. A performance de cada modelo pode ser visualizada pela curva de predição (linhas tracejadas), na Figura 67. A Tabela 35 mostra a compilação dos resultados das taxas de sucesso e predição para cada modelo de VI e seus respectivos parâmetros utilizados.

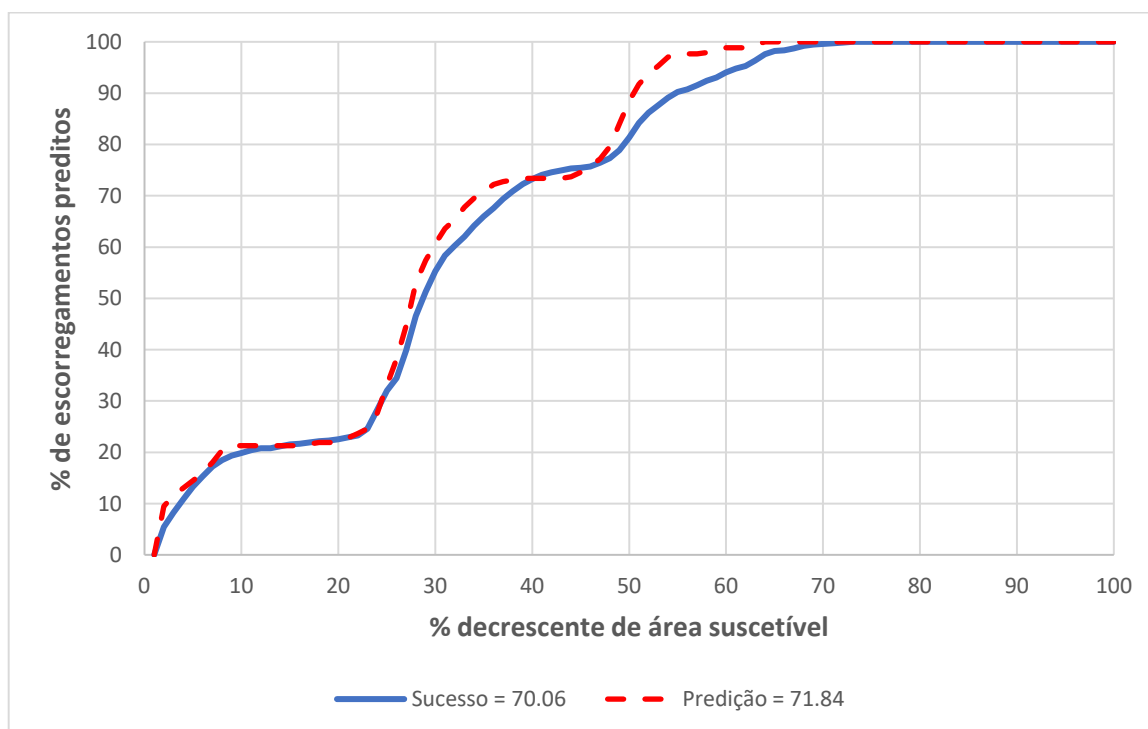
**Tabela 35** – Parâmetros utilizados para construir diferentes modelos de VI e suas respectivas taxas AUC (sucesso e predição).

<b>Mapas e parâmetros</b>	<b>Nº de variáveis</b>	<b>AUC (Sucesso)</b>	<b>AUC (Predição)</b>
Geomorfologia, Aspecto e TWI	3	91,78%	92,18%
Geomorfologia, Aspecto, TWI, Curvatura Plana, Uso e Ocupação do Solo	5	87,84%	90,20%
Geomorfologia, Aspecto, TWI, Curvatura Plana, Uso e Ocupação do Solo, Declividade IPT e Curvatura de Perfil	7	86,98%	91,17%
Geomorfologia, Aspecto, TWI, Curvatura Plana, Uso e Ocupação do Solo, Declividade IPT, Curvatura de Perfil, NDVI, Litologia e Elevação	10	86,72%	89,42%



**Figura 67** - Curvas de sucesso e predição para os modelos provenientes do Valor Informativo.

Para a estatística *EBF*, a taxa de sucesso ( $AUC = 70,06$ ) e de predição ( $AUC = 71,84$ ) relevaram um menor desempenho em relação à análise anterior (Figura 68), a todos mapas produzidos pelo método *VI*.



**Figura 68** - Disposição das curvas de sucesso e predição para os modelos provenientes de EBF.

Notou-se então uma diferença de aproximadamente 17 pontos em relação as melhores taxas de predição de cada estatística bivariada. A menor taxa de predição obtida pelo VI corresponde a 89,42%, tal valor é maior que a taxa de predição de *EBF* de 71,84%. Sendo assim, os mapas gerados pelo modelo VI foram mais acurados em relação a *EBF*.

Considerando os limiares de acurácia propostos por Guzzetti (2006), os mapas gerados pelo VI foram considerados de muito satisfatórios ( $AUC > 0,80$  e  $\leq 0,90$ ) a excelentes ( $AUC > 0,90$ ). Por outro lado, o mapa gerado pelo método *EBF* é considerado aceitável ( $AUC > 0,70$  e  $\leq 0,80$ ) pelos limiares propostos por Swets (1988), mas não por Guzzetti (2006), em que um modelo para ser considerado aceitável deve ultrapassar o limiar de  $AUC > 0,75$ .

Apesar da superioridade do modelo gerado por 3 parâmetros (VI), ambos os modelos são cientificamente aceitáveis e classificados como “Muitos Satisfatórios”. Tais resultados corroboram com a premissa de que considerar todos os parâmetros elencados para elaborar um mapa de suscetibilidade não significa obter uma melhor acurácia. Como provado pela técnica de validação, a maiores taxas de predição para cada análise estatística foram obtidas com a utilização de 3 e 7 parâmetros, respectivamente.

Os resultados corroboram Pereira (2009), estudo feito em Portugal, que também fez o uso do Valor Informativo e obteve o maior valor de predição com AUC de 0,748 com o método do VI com 8 variáveis, entretanto, não houve distanciamento significativo quando utilizadas 5 variáveis, sendo esta preferível. No mesmo contexto de Serra do Mar, Dias (2019) utilizando a estatística VI para determinar a suscetibilidade a escorregamentos rasos do município de Caraguatatuba, obteve a melhor taxa de predição ( $AUC = 0,841$ ) para o mapa construído com 3 parâmetros (elevação, declividade e litologia), justamente aqueles que apresentaram o maior desempenho na análise de sensibilidade.

- **Modelo RF**

O conjunto de dados de teste (30%) foi utilizado para validar e mensurar a capacidade de predição do modelo, procedimento realizado pela técnica da *area under the receiver operating characteristic curve* (AUROC), baseado em uma literatura consolidada (FRATTINI; CROSTA; CARRARA, 2010; RAHMATI et al., 2019).

Para elaborar a curva ROC, foram simplesmente plotadas: a sensibilidade, que representa a taxa dos verdadeiros positivos (pixels instáveis – 1, corretamente classificados) no eixo Y; contra 1-especificidade, que expressa a taxa de falsos positivos (pixels estáveis

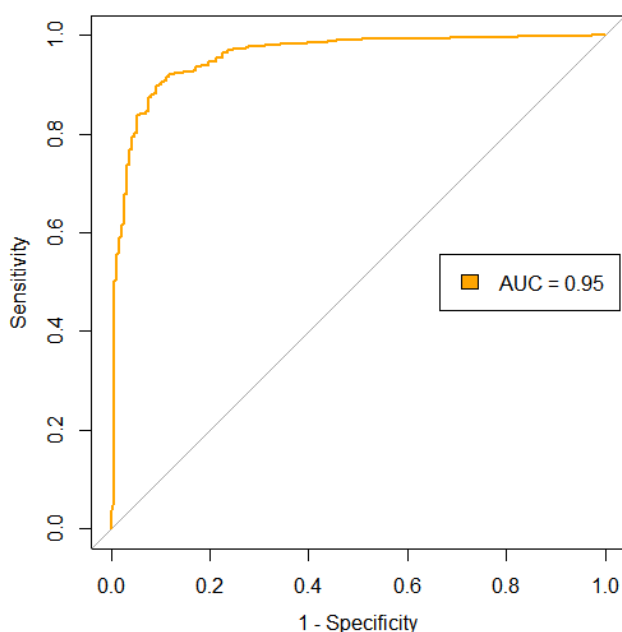
classificados como instáveis), no eixo X. Para essa aplicação, a obtenção de pixels classificados como corretos e incorretos foram obtidos pela matriz de confusão (Tabela 36), gerada pelo resultado do algoritmo Random Forest.

No total, 1348 unidades de terreno foram corretamente previstas (estáveis - 0) para as áreas que não ocorreram escorregamentos, e 132 unidades de terreno com escorregamentos foram corretamente previstas (instáveis - 1).

O valor da área sob a curva ROC chamada AUC foi adotado como um indicador para mensurar a capacidade preditiva do modelo, tendo como referência que um desempenho de 0.5 é muito ruim, e 1,0 é perfeito. A taxa de predição AUROC foi de 0.9548 (95%) conforme a Figura 69, significando que o mapa elaborado pelo algoritmo Random Forest tem a capacidade de prever 95% dos escorregamentos futuros.

**Tabela 36** – Matriz de confusão gerada pelo modelo RF (0 = estável, 1 = instável)

	Predição		Erro da classe
	0	1	
0	1348	30	0.009
1	40	132	0.202

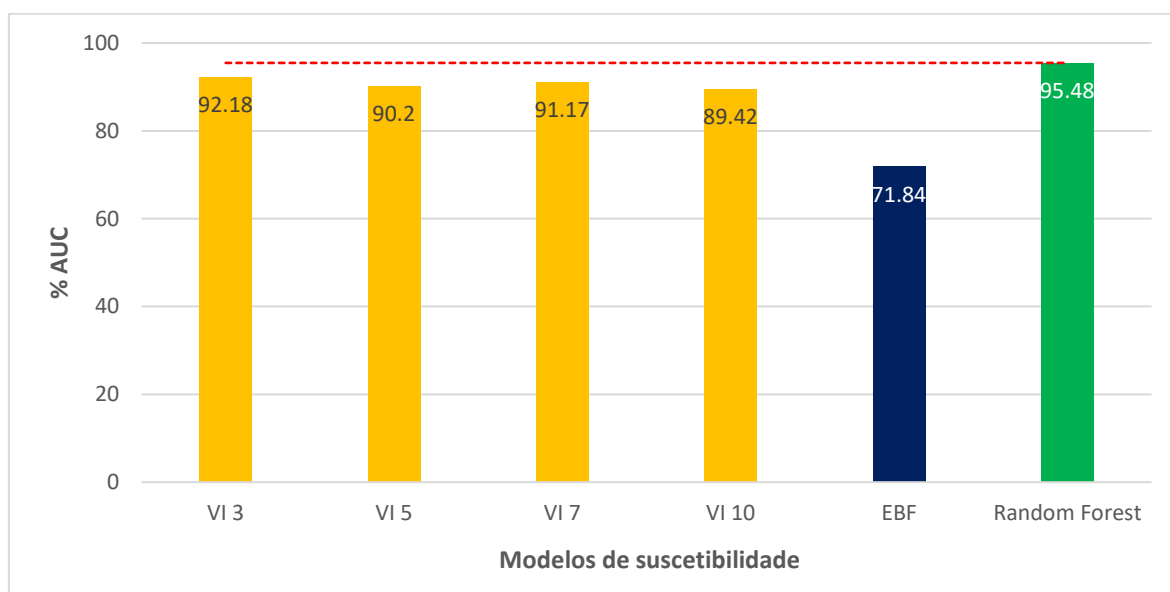


**Figura 69** – Curva ROC de predição.

Outros autores alcançaram resultados de previsão similares utilizando o modelo Random Forest para o mapeamento da suscetibilidade a deslizamentos. Oliveira et al. (2019), obtiveram uma taxa de predição de 0,949 para a Bacia do Rio Fão, estado do Rio Grande do Sul, Brasil. No Japão, Dou et al. (2019) alcançaram um valor ROC da AUC de 0,956 para dados de validação. Na a província de Fars, cidade de Shiraz, Irã, Pourghasemi et al. (2020) usaram o algoritmo Random Forest para a classificação de diversos perigos naturais, e para a suscetibilidade a deslizamentos a taxa de predição foi de 0,939 AUROC.

- ***Mapa final de suscetibilidade***

A seleção do mapa final foi feita priorizando a maior métrica de AUC (predição), traduzindo naquele com a maior capacidade de prever deslizamentos em um futuro incerto. O mapa gerado pelo algoritmo Random Forest obteve a maior taxa de predição, com AUC = 95,48% (Figura 70), sendo este o elencado para representar a suscetibilidade a deslizamentos do município de Cubatão por esta pesquisa.

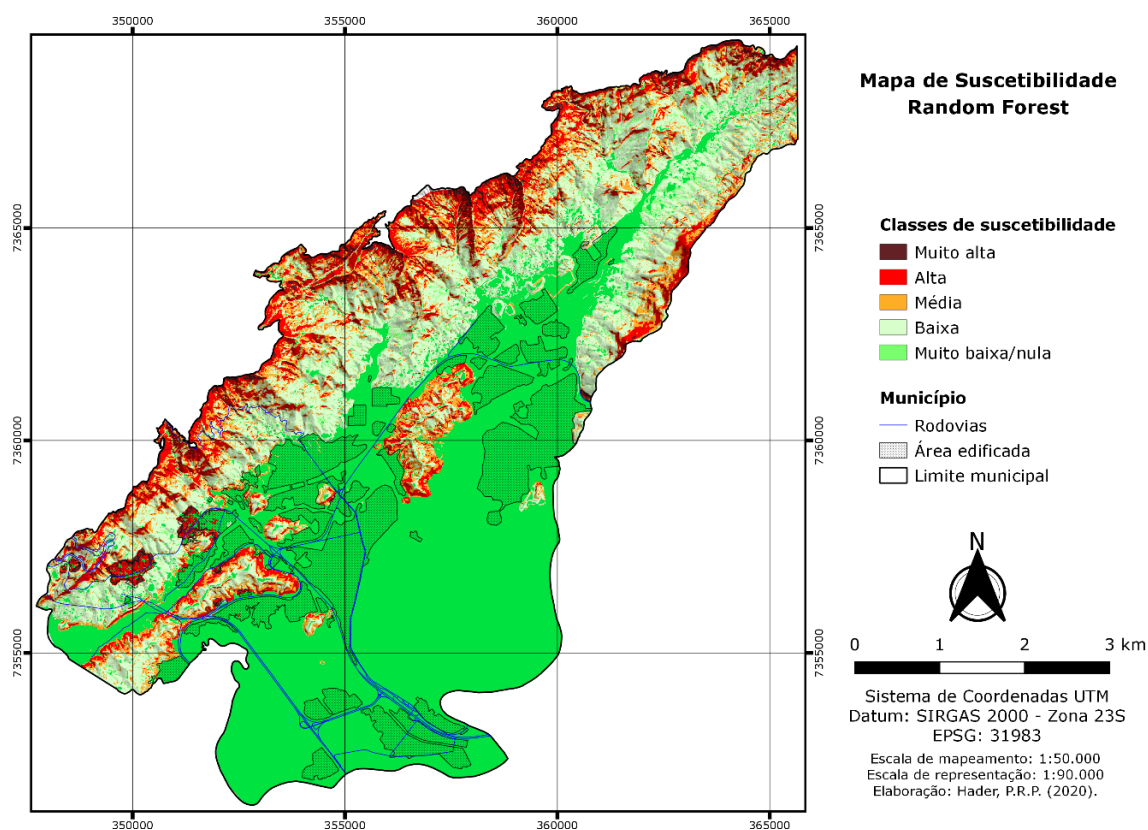


**Figura 70** – Comparação gráfica de AUC para os modelos estatísticos de VI, EBF e RF.

Exemplificando, de acordo com a partição aleatória do inventário de teste, a análise feita pela AUROC mostrou que o modelo Random Forest pode sediar até 95% dos deslizamentos conforme as zonas mais críticas classificadas pelo mapa.

Na Figura 71 é apresentado o mapa reclassificado em níveis de suscetibilidade pelo método de quebras naturais, proposta por Chung e Fabri (2003), delimitadas em 5 classes:

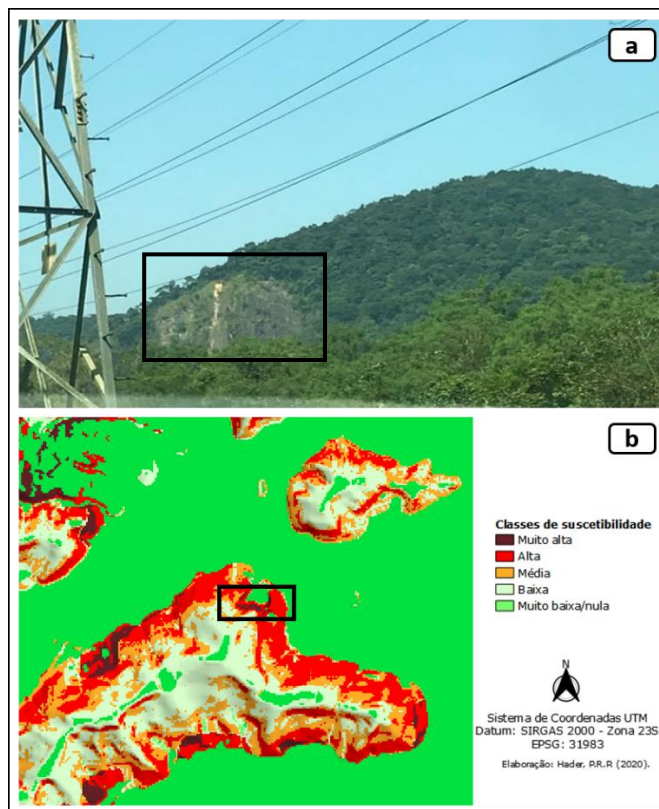
- **Muito Alta:** representa as áreas mais suscetíveis, comportando 1,14% do total da área do município, e está concentrada na região Sudoeste do município e na iminência das cristas das escarpas, onde foram preditos 70% do total de escorregamentos. Nessas áreas predominam declives entre 25° a 30° e > 45°, bem como áreas densamente ocupadas por edificações em zonas escarpadas e as litologias AcMn, PSpX, PSpF e PSeMc. Essa situação representa as zonas mais críticas em relação as demais para o desenvolvimento de instabilizações.
- **Alta:** corresponde às áreas com suscetibilidade alta e abriga 20% do território municipal, onde um total de 9,62% dos escorregamentos foram preditos. Observa-se que essa área é contemplada pelas litologias AcMn, AcMg, PSpX, PSpF, PSeMc, PSEOY e Qc, declives entre 25° e 45°, correspondente às áreas escarpadas, morros altos e morrotes com presença de ocupações antrópicas. Área de nível crítico para os processos de escorregamentos.
- **Média:** representa as zonas que exercem potencial moderado de provocar o desenvolvimento de instabilizações. de suscetibilidade, essa classe ocupa 10,53% do território, com um total de 3,5% de escorregamentos preditos para essa área. Conseqüentemente, contém a influência de diversos fatores em conjunto, diferente das classes supracitadas em que houve dois ou mais fatores contundentes. As instabilizações são esperadas nessas áreas, a depender da intensidade do mecanismo de deflagração.
- **Baixa:** essas zonas estão presentes ainda em áreas de escarpas, bem como de Morros Altos, Morros Baixos e Morrotes. Abrange 5,3% de área, ao passo que 7% dos escorregamentos estão preditos em suas delimitações. Possuem condições de provocar instabilizações de taludes, no entanto, são reduzidas. Escorregamentos podem acontecer por condições excepcionais além do mecanismo de deflagração.
- **Muito Baixa/Nula:** contempla a maior área do território municipal (50%), e nelas estão presentes as zonas de planícies, áreas planas em geral e de baixa declividade que não exercem influência para o desenvolvimento de escorregamentos. Visualmente, é possível enxergar fragmentos dessa classe presente em zonas de escarpas, porém sua representatividade de área é insignificante. Para essa classificação, teoricamente os escorregamentos não são esperados, portanto, a ocorrência de instabilizações nessas áreas representa um erro no modelo proposto.



**Figura 71** - Mapa de suscetibilidade de Cubatão elaborado pelo modelo Random Forest.

De fato, os escorregamentos terem se concentrado mais em áreas de instalações antrópicas do que em outras pode ter afetado o resultado da suscetibilidade para o restante do município. Esta observação também foi feita por Nam e Wang (2020), em que o inventário de escorregamentos foi baseado em regiões próximas a estradas, favorecendo classificações de suscetibilidade mais elevadas para esta classe do que para as demais. Devido a isto, e apesar de uma taxa de previsão classificada como excelente (AUROC = 0,954) do modelo RF, valores elevados de AUROC podem não significar um melhor modelo de suscetibilidade a escorregamentos (ZÊZERE et al., 2017).

Contudo, a geração de mapas morfométricos a partir de um Modelo Digital de Elevação pode afetar a precisão de mapas de suscetibilidade. Mudanças geodinâmicas no terreno após a coleta de dados para a construção curvas de nível resultam em imprecisões em mapas de declividade e curvatura, por exemplo. Uma vez que a profundidade de solo é rasa, instabilizações de talude por vezes resultam na exposição do maciço rochoso, sendo esse objeto de outro estudo. Situações como essa foram identificadas em áreas classificadas como “muito alta” e “alta” suscetibilidade e verificadas em campo, conforme a Figura 72. Entretanto, trabalhos de campo podem melhorar essas imprecisões, bem como a utilização de tecnologias mais refinadas para gerar um MDE recente, como o LiDAR e InSAR.



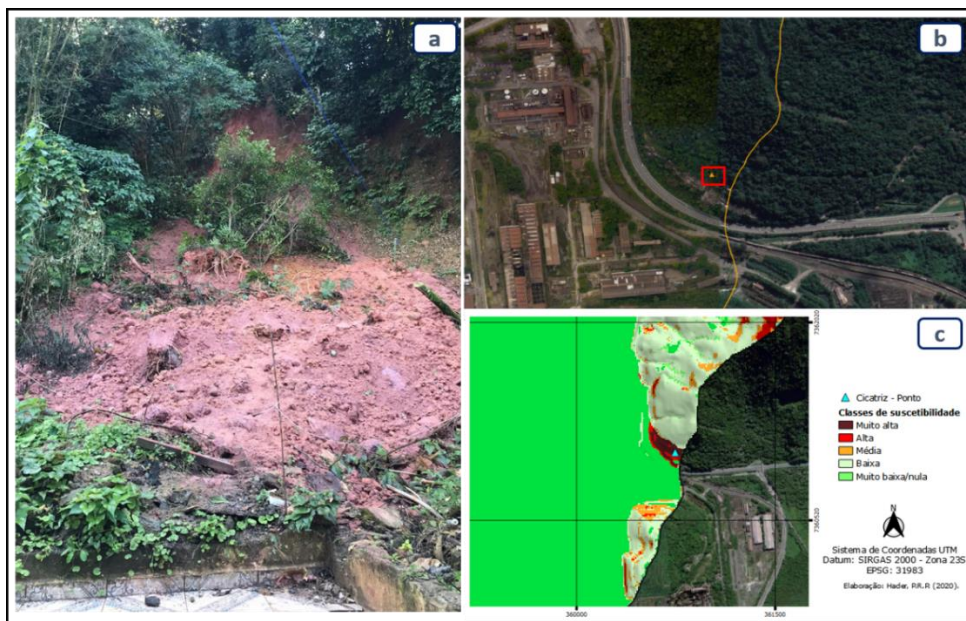
**Figura 72** – Zona classificada como “muito alta” e “alta” suscetibilidade pelo modelo RF, em que: **a)** exposição do maciço rochoso após escorregamento raso; **b)** área no mapa de suscetibilidade.

#### 5.2.5.2 Validação de campo

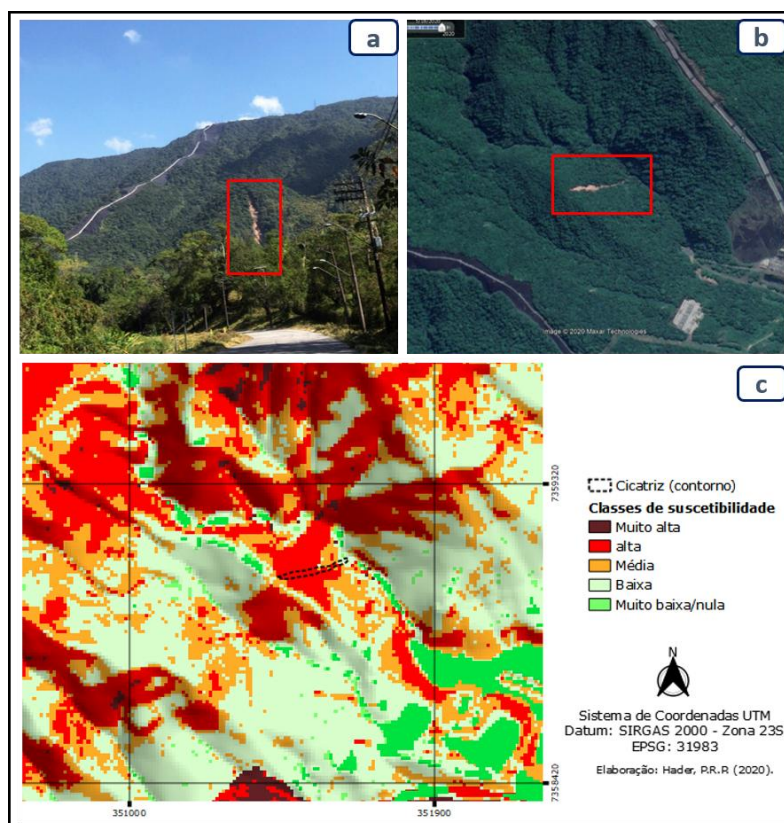
Durante o desenvolvimento desta pesquisa, a região da Baixada Santista foi atingida por eventos de chuva de média a grande magnitude em função do efeito orográfico e da incidência da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS). Esses eventos desencadearam escorregamentos no município de Cubatão, que foram localizados pelas visitas de campo e por imagens do *Google Earth Pro*, não considerados nas análises estatísticas.

O escorregamento de tipologia “translacional” da Figura 73 ocorreu em maio de 2019, no bairro Mantiqueira, que está localizado na região oeste do município e faz divisa com a cidade de Santos. Tal área corresponde à classe de suscetibilidade “muito alta”, que foi corretamente predita pelo mapa.

Em março de 2020, a junção da ZCAS e a frente polar ártico que causou um índice pluviométrico extremo (acumulado de 235,81 mm em 3 dias), deflagrando alguns escorregamentos. Na Figura 74, o escorregamento classificado como “fluxo de detritos” foi sobreposto ao mapa de suscetibilidade, predito em zona de “muito alta suscetibilidade”. A deflagração dessa tipologia é típica de chuvas intensas e curtas (ZÊZERE, 2005).



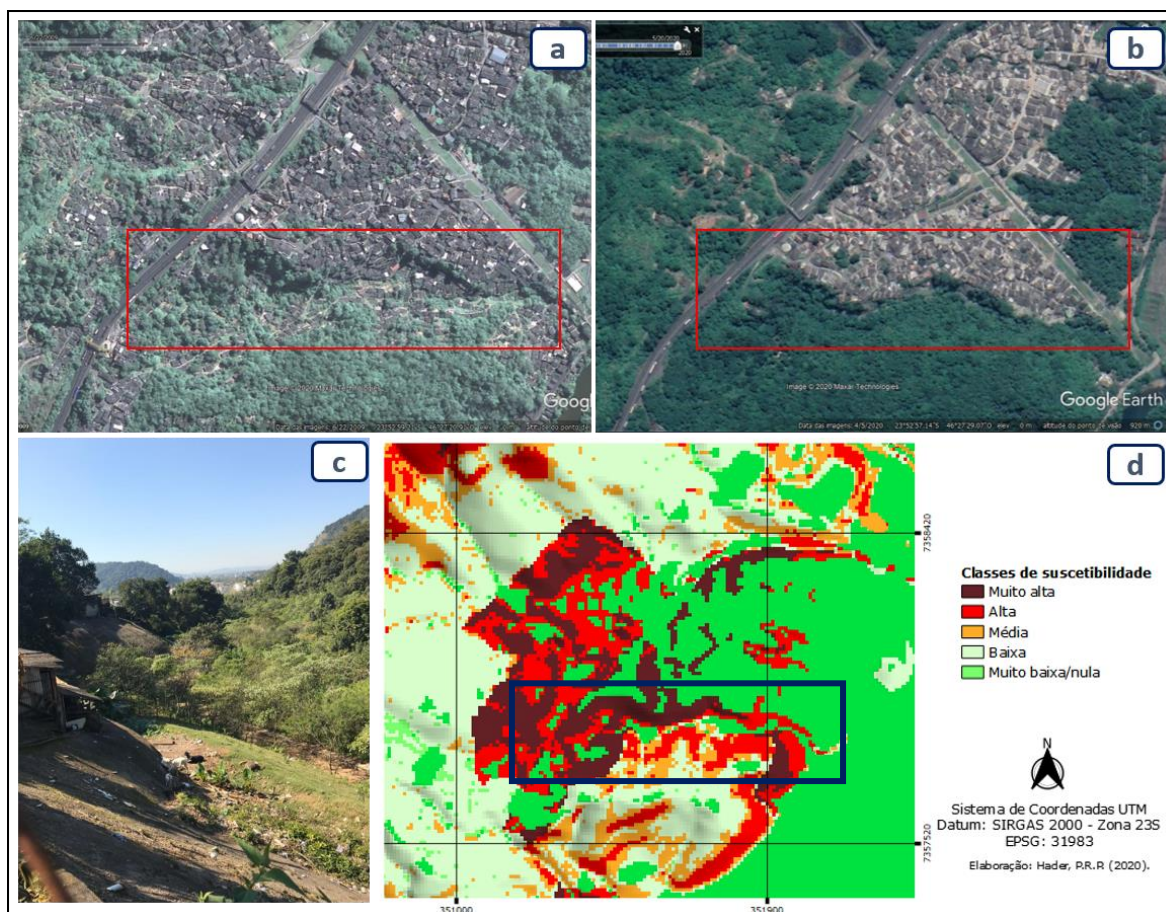
**Figura 73** – Cicatriz identificada nas visitas de campo. **a)** Imagem da cicatriz em campo; **b)** Localização da cicatriz no Google Earth; **c)** Sobreposição ao mapa de suscetibilidade em SIG.



**Figura 74** – Cicatriz deflagrada pela chuva de março de 2020, **a)** Vista durante a visita de campo; **b)** Imagens recentes da cicatriz pelo Google Earth Pro; **c)** Mapeamento da cicatriz sobreposta ao zoneamento de suscetibilidade em SIG.

Esse tipo de análise demonstra que alguns escorregamentos “futuros”, com eventos que não compuseram as análises, foram corretamente preditos pelo mapa de suscetibilidade elaborado pelo modelo RF, reforçando a sua acurácia.

As áreas observadas na Figura 75, identificadas como “muito altas” e “altas”, passaram por obras de contenção de talude, reflorestamento e retirada da população local, e desde que as obras foram concluídas (2013), não houve mais registros de escorregamentos pela defesa civil municipal. Essa observação é relevante, pois essa área sediou a maior densidade de escorregamentos do município para o período analisado, salientando que as características daquela área inferem que outras áreas sob as mesmas condições estão sob situação de muito alta suscetibilidade.



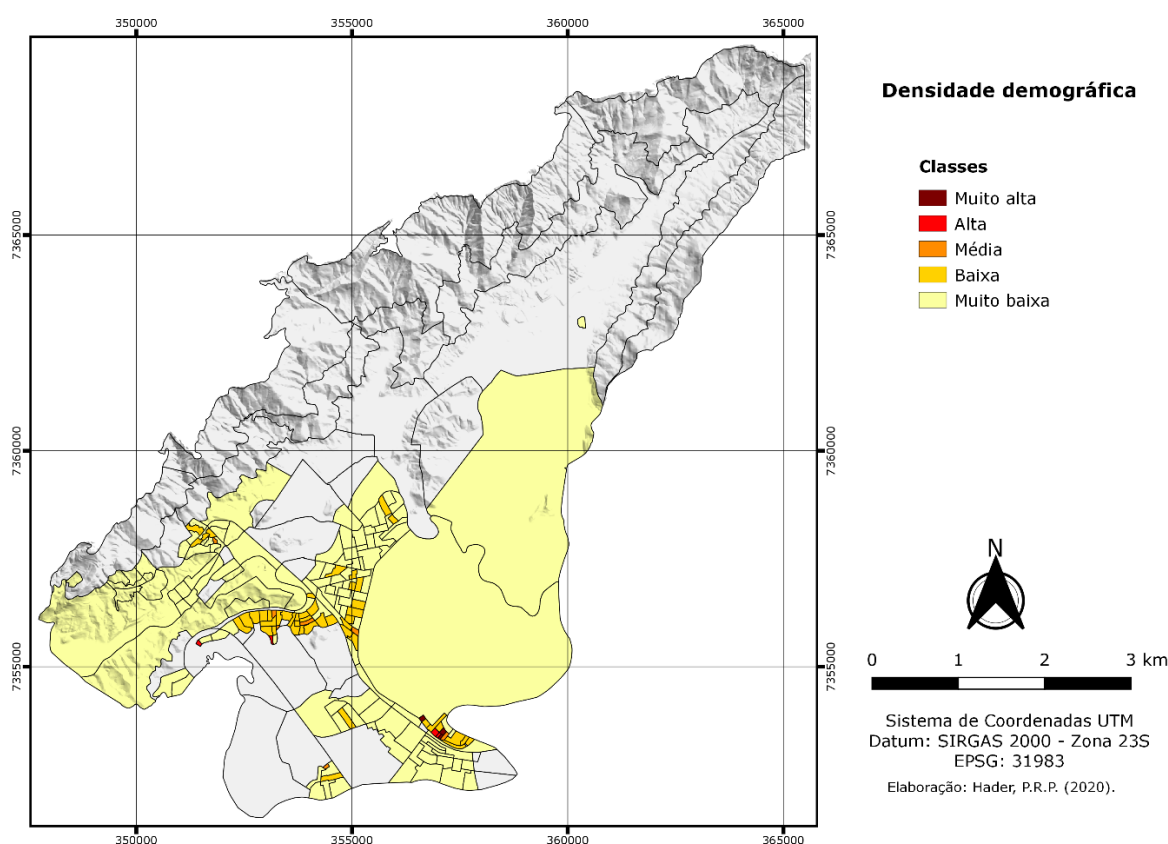
**Figura 75** – Evolução da área do bairro Grotão; **a)** Imagem do Google Earth Pro antes da remoção e obras de contenção de talude; **b)** Imagens recentes do Google Earth Pro após as intervenções; **c)** Registro fotográfico feito durante a visita de campo da obra de contenção de talude onde haviam edificações; **d)** Área classificada como “muito alta” suscetibilidade.

### 5.3 Vulnerabilidade social

Para a determinação da vulnerabilidade social, foram utilizados os indicadores de renda, densidade demográfica e distribuição de idade, e para obter resultados mais próximos da realidade local, foi adotada a divisão por setores censitários (menor unidade territorial para operações de pesquisas) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

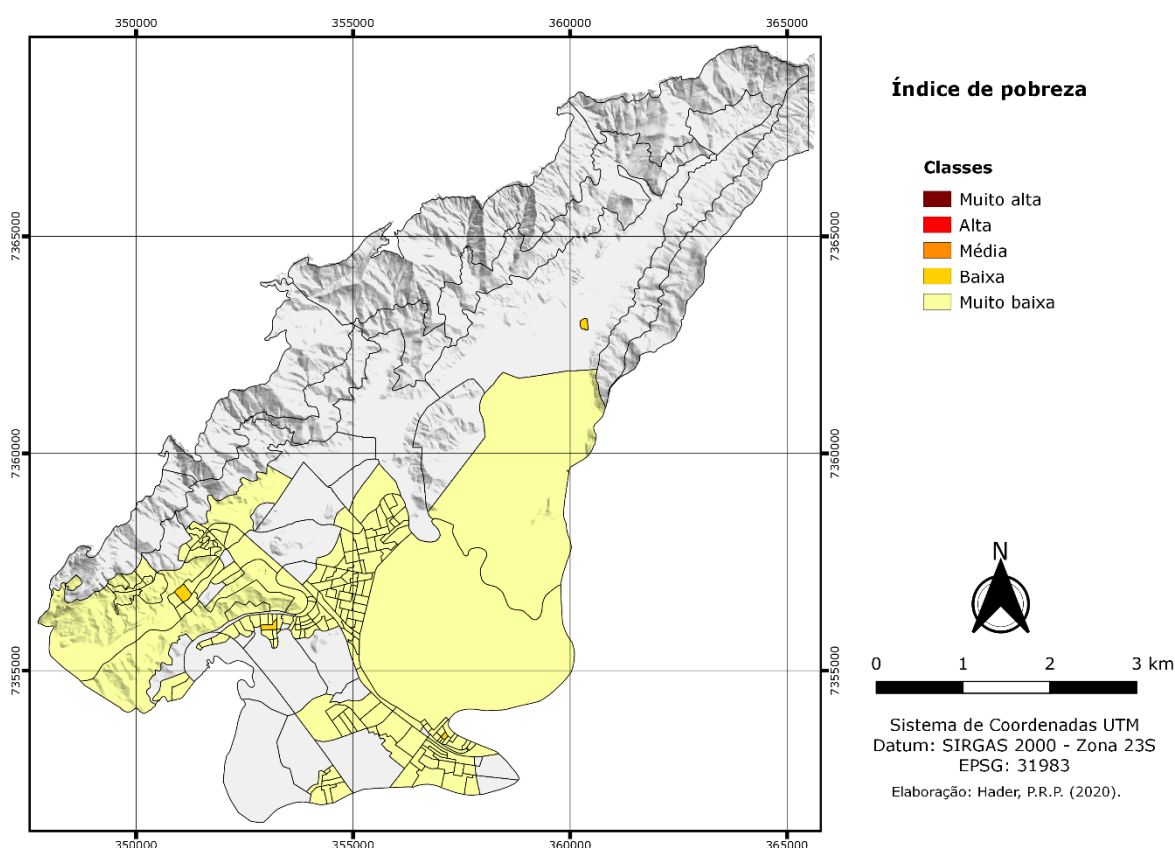
O município de Cubatão está dividido em 222 setores para operações censitárias, dos quais 184 foram avaliados por apresentarem os dados necessários. Os demais 38 setores não correspondem às áreas residenciais, uma vez que se trata de áreas cobertas por florestas e pelo distrito industrial.

O primeiro indicador analisado foi a **densidade demográfica** (Figura 76), e conforme o procedimento de normalização, 3 setores censitários foram classificados como “muito alto”, e todos esses estão localizados em áreas planas, longe de encostas. Outros 4 setores censitários foram classificados com densidade demográfica “alta”, entretanto todos também fora do alcance de zonas de encostas e de áreas com declives acentuados. Entre os 7 setores censitários classificados como “médio”, apenas um está localizado em área de encostas.



**Figura 76** – Mapa de densidade demográfica classificado em níveis por setores censitários.

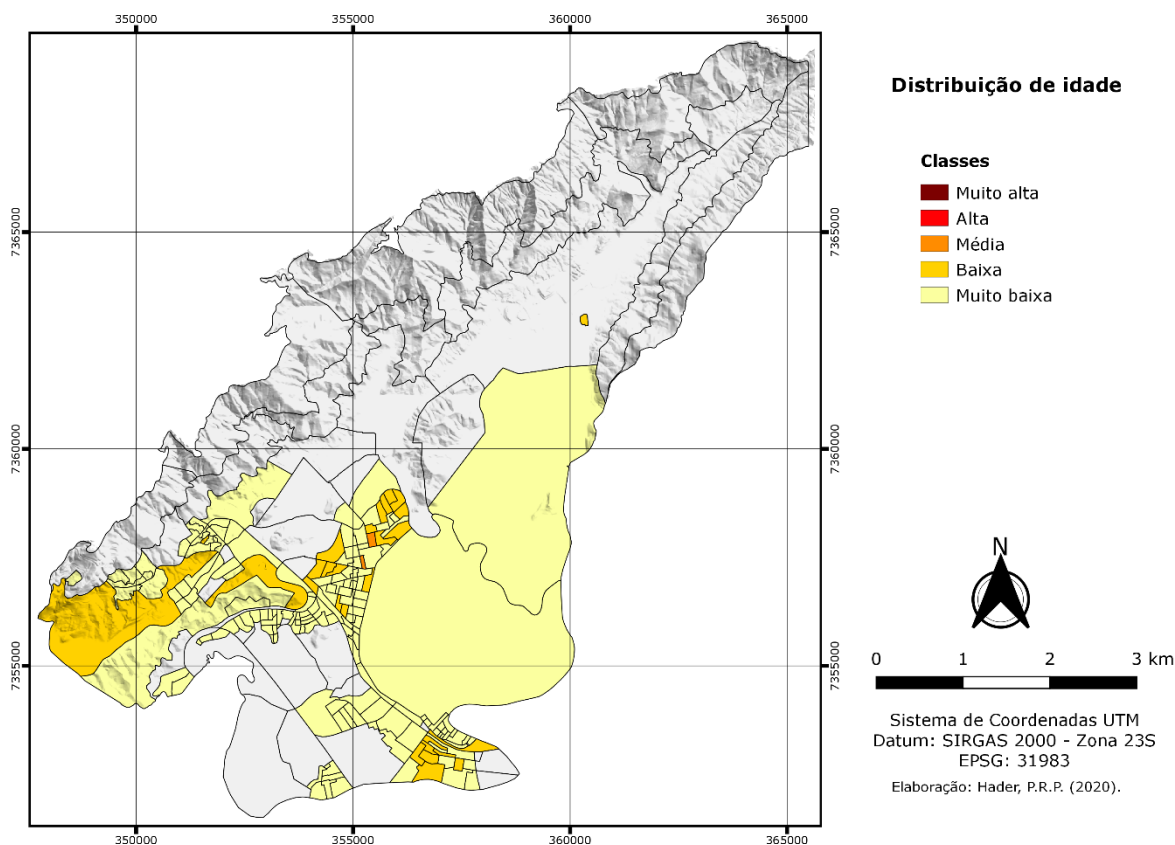
Para o **índice de pobreza** (Figura 77), a classificação definida como “Muito Alta”, representa os setores mais pobres, e “Muito Baixo” os setores menos pobres. O IBGE fornece os dados de renda per capita por domicílio, dessa forma, foi necessário dividir esse valor pelo número de pessoas residentes por domicílio. A normalização desses valores foi feita a partir da mesma renda per capita mensal, porém considerando o setor censitário com a menor e a maior renda per capita mensal em relação a todos os setores censitários do estado de São Paulo. Salientando que o parâmetro utilizado é a somatória das pessoas que vivem com abaixo de 1/4 de salário mínimo por domicílio. Os resultados apresentaram apenas as classificações “Baixo” e “Muito Baixo” devido a sua normalização ter considerado os valores máximos e mínimos para os setores censitários do estado de São Paulo, e não somente os de Cubatão. Dessa forma, três setores foram classificados como “Baixo”, sendo esse o limiar de pobreza para o município. Tal resultado pode ser interpretado de forma que não há populações em condições extremas de pobreza, uma vez que a maioria das pessoas vivem com renda acima de 1/4 de salário mínimo.



**Figura 77** – Mapa de índice de pobreza classificado em níveis por setores censitários.

A soma dos resultados de população idosa e população de crianças foi adotada para constituir a **distribuição de idade**, que objetivou representar faixas etárias críticas. Dessa

forma, a classificação foi baseada em Eidsvig et al. (2014), que considerou a distribuição de idade crítica aquelas unidades espaciais com acima de 50% de residentes menores de 5 anos ou maiores de 60 anos de idade. A Figura 78 mostra mapa resultante.



**Figura 78** – Mapa da distribuição de idade, constituído pela somatória das faixas etárias críticas.

A determinação de áreas vulneráveis, sobretudo em escalas com maiores detalhes são importantes para elaboração de estratégias e tomadas de decisões por órgãos competentes. Conhecer a variação espacial de cada elemento social baseado na geografia local permite definir as linhas preventivas de ação e concentração de esforços. As informações disponíveis por cada setor censitário otimizam a sistematização para a especificação de recursos que devem ser destinados de acordo com o perfil de vulnerabilidade do local. Diante dessas premissas, decidiu-se elaborar um mapa para cada indicador considerado neste estudo, visando fornecer informações detalhadas por cada indicador antes de integrá-los.

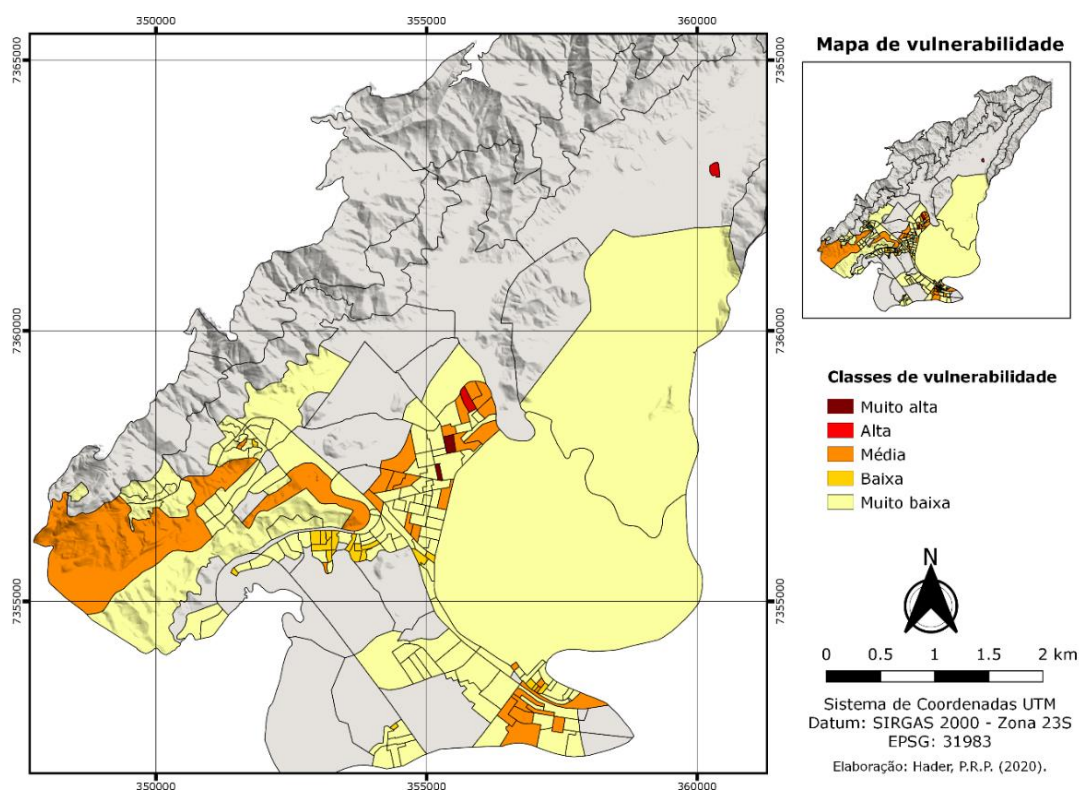
Além de sugerir que mais pessoas seriam afetadas por um desastre, no caso de um plano para evacuar uma área exposta a um perigo, a densidade demográfica é levada em conta para verificar o grau de dificuldade para executar essa ação, bem como os procedimentos logísticos durante situações de emergência, como por exemplo a destinação

de recursos e o corpo técnico auxiliar, que aumentam à medida que esse indicador apresenta valores altos. Tais considerações foram feitas por Cutter; Boruff e Shirley, (2003) e Eidsvig et al. (2014), sendo que o último trabalho avaliou a vulnerabilidade a escorregamentos para comunidades europeias, e obteve variações em seus resultados para o indicador demográfico conforme os locais analisados, assim como as constatações da presente pesquisa.

Em relação ao índice de pobreza, foi observada uma homogeneidade em relação a esse parâmetro, uma vez que os resultados mostraram que a maioria dos setores censitários apresentaram menores níveis de pobreza. Esse indicador social influencia a resiliência de uma comunidade, no que diz respeito aos recursos e tempo de recuperação dos danos causados por um desastre, além do acesso à educação.

Para distribuição de idade, os resultados obtidos não apresentaram setores críticos. Quando os indicadores de população idosa e de crianças foram somados (Figura 78), identificou-se dois setores censitários sobre áreas declivosas com classificação “Muito Alta” e uma “Alta”.

A integração dos indicadores constituiu o mapa de vulnerabilidade por setor censitário do município (Figura 79).



**Figura 79** – Mapa de vulnerabilidade social do município de Cubatão.

## 5.4 Limiares pluviométricos

As análises contemplaram apenas as ocorrências de escorregamentos que foram registradas em bancos de dados (IPMet/UNESP e Defesa Civil), totalizando 471 ocorrências. O inventário total foi utilizado para o cálculo da probabilidade de um intervalo causar um escorregamento.

Para os limiares de chuva antecedente, ID e ED, um tratamento preliminar dos dados dos escorregamentos associados às chuvas foi necessário para eliminar duplicatas (vários escorregamentos causados por 1 evento de chuva), totalizando 215 eventos. Como resultado de apenas dois pluviômetros e em diferentes altitudes, foi empregada uma análise estatística para obter a correlação dos dados de ambas as estações do ano.

Em vista de 2 pluviômetros muito próximos (1 km de distância, Figura 37), foi realizada uma análise estatística para verificar o intervalo entre ambos os pluviômetros. Os resultados (Tabela 37) mostraram que a correlação entre ambos é de 97%. Para o período entre 2000 e 2015, foram registradas mais 6.000 mm de chuva no pluviômetro Elevação 350 (maior altitude). A curtose indica que a distribuição entre as estações não é simétrica. A variação mostra uma grande diferença entre as amostras de cada pluviômetro em relação aos seus respectivos meios. Os valores aproximados do desvio padrão indicam uma alta similaridade.

**Tabela 37** – Estatística descritiva aplicada para as duas estações pluviométricas.

<b>Estatística</b>	<b>Henry Borden</b>	<b>Elevação 350</b>
Correlação	0.97	
Média	7.07	8.03
Mediana	0.20	0.30
Erro padrão	0.22	0.23
Desvio padrão	17.18	17.90
Variância da amostra	295.18	320.43
Curtose	47.39	29.69
Assimetria	5.37	4.45
Intervalo	0 - 302.3	0 - 251
Soma	43911.41	49859.89
Contagem	6210	6210

O primeiro método teve o foco de determinar a probabilidade de um intervalo de chuva resultar em escorregamentos (Eq. (15), foram definidos 10 intervalos para cada período, possibilitando conhecer a probabilidade de cada intervalo desencadear escorregamentos. Os intervalos mais importantes foram classificados em uma escala de 0 a 1 (ver Tabela 28).

Assim, para as chuvas acumuladas diárias (Tabela 38), identificou-se limiares críticos de 150,1 – 180 mm e 270,1 – 300 mm, sendo o primeiro citado o menor limiar com maior potencial de deflagração de escorregamentos em relação aos outros períodos.

Os resultados evidenciaram que a chuva acumulada de 3 dias (Tabela 39), apresentou 3 intervalos com maior probabilidade de deflagração. Para essa observação, os intervalos de 210,1 – 245 mm e 280,1 – 315 mm foram classificados como “muito alto” (R5), e um intervalo (245,1 – 280 mm) com potencial “alto” (R4).

Os valores resultantes das chuvas acumuladas de 7 dias (Tabela 40) informaram intervalos críticos acima dos demais, que se enquadraram na classificação “muito alta” (R5) os intervalos de 252,1 – 294 mm e 294,1 – 336 mm.

**Tabela 38** – Limiares pluviométricos acumulados diários que desencadearam escorregamentos.

Intervalo (mm)	Total de chuvas no intervalo	Escorregamentos por intervalo	Normalização da Eq. (18)	Classificação
0 - 30	2885	276	0,016	R1
30,1 - 60	290	81	0,047	R1
60,1 - 90	61	26	0,071	R1
90,1 - 120	31	16	0,086	R1
120,1 - 150	14	31	0,369	R2
150,1 - 180	5	30	<b>1,000</b>	<b>R5</b>
180,1 - 210	1	0	0,000	R1
210,1 - 240	1	0	0,000	R1
240,1 - 270	0	0	0,000	R1
270,1 - 302,3	2	11	<b>0,917</b>	<b>R5</b>

**Tabela 39** – Limiares pluviométricos acumulado de 3 dias que desencadearam escorregamentos.

Intervalo (mm)	Total de chuvas no intervalo	Total de escorregamentos	Normalização da Eq. (18)	Classificação
0 - 35	3444	102	0,006	R1
35,1 - 70	736	72	0,020	R1
70,1 - 105	213	76	0,071	R1
105,1 - 140	97	89	0,184	R1
140,1 - 175	43	27	0,126	R1
175,1 - 210	21	27	0,257	R2
210,1 - 245	11	45	<b>0,818</b>	<b>R5</b>
245,1 - 280	2	6	<b>0,600</b>	<b>R4</b>
280,1 - 315	5	25	<b>1,000</b>	<b>R5</b>
315,1 - 354	2	2	0,200	R1

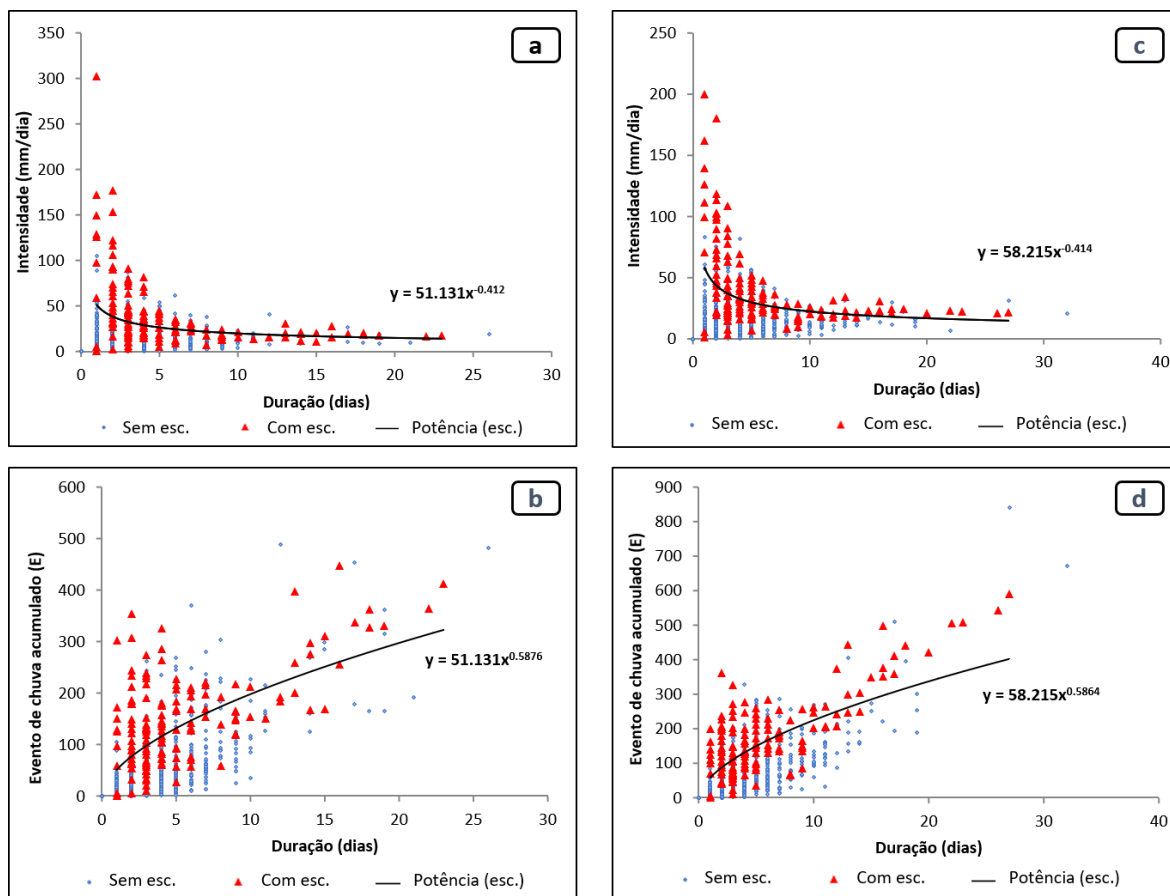
**Tabela 40** – Limiares pluviométricos acumulado de 7 dias que desencadearam escorregamentos.

Intervalo (mm)	Total de chuvas no intervalo	Total de escorregamentos	Normalização da Eq. (18)	Classificação
0 - 42	2946	56	0,000	R1
42,1 - 84	1158	58	0,013	R1
84,1 - 126	479	83	0,063	R1
126,1 - 168	235	113	0,188	R1
168,1 - 210	124	50	0,156	R1
210,1 - 252	48	30	0,246	R2
252,1 - 294	23	57	<b>1,000</b>	<b>R5</b>
294,1 - 336	10	20	<b>0,806</b>	<b>R5</b>
336,1 - 378	4	2	0,196	R1
378,1 - 420	3	2	0,263	R2

O período observado com o maior potencial de causar instabilizações foi o da chuva acumulada de 3 dias, onde as evidências apresentaram 3 intervalos com classificações importantes. Este resultado corrobora com os obtidos por Hader et al. (2020), que para a mesma área de estudo, realizou análises com dados obtidos de um outro pluviômetro e considerou apenas 23 ocorrências. Em um município vizinho, de Oliveira Santos et al. (2019) encontrou 75 mm de chuva acumulada em 48h o suficiente para deflagrar instabilizações em Santos, São Paulo.

Mendonça et al. (2020) obtiveram resultados semelhantes para os limiares pluviométricos antecedentes ao evento, identificando a janela de 1 a 4 dias como a mais relevante para a ativação de escorregamentos na bacia do rio Quitandinha, Petrópolis, estado do Rio de Janeiro, Brasil. Lee et al. (2015) utilizou o método de regressão logística para avaliar janelas de precipitação, obtendo o período de 3 dias de precipitação precedente com o acumulado de 449 mm como de maior correlação com a deflagração de escorregamentos, em Inje, norte da Coreia do Sul. Chleborad (2000) também considerou que o total de chuvas antecedentes de 3 dias como um período crítico para desencadear escorregamentos em uma região próxima de Seattle, nos Estados Unidos.

As abordagens ID e ED foram empregadas para verificar as condições mínimas de chuva com potencial de causar escorregamentos para os pluviômetros Henry Borden e Elevação 350 (Figura 80). Enquanto ID propôs um limiar baseado na intensidade de chuva relacionada a duração desse mesmo evento, ED estabeleceu o limiar da quantidade acumulada de chuva em relação à duração desse mesmo evento, ambos calculados pela equação de potência (16).



**Figura 80** - Limiares pluviométricos com resoluções diárias para a área de estudo, onde: **a)** ID - Henry Borden; **b)** ED - Henry Borden; **c)** ID - Elevação 350; **d)** ED - Elevação 350. Os pontos azuis representam as chuvas diárias, e os vermelhos os escorregamentos. A linha preta é o limiar pluviométrico para o período analisado. A equação de potência é explicada na Eq. (16).

Conforme a Figura 80, o gráfico mostra que períodos curtos e longos contribuem para as instabilizações na área de estudo em ambos pluviômetros. Os gráficos mostram que as ocorrências estão mais associadas às chuvas de curta e média duração, apesar de os períodos mais longos apresentarem menos eventos de chuva acima do limiar que não resultaram em escorregamentos. Tal resultado pode ser comparado com a análise anterior, em que há poucos intervalos de chuva elevados que não resultaram em escorregamentos. Além disso, é possível observar que para ambas análises os escorregamentos são esperados abaixo deste limiar. Isso pode ser explicado pela heterogeneidade de condicionantes, diferentes tipologias incidentes, além da intensa ocupação antropogênica que pode ter interferido na identificação daqueles escorregamentos causados pela chuva, ou aqueles cuja causa não está relacionada à chuva. Essa observação certamente implicou no aumento da incerteza da análise pluviométrica, uma vez que situações cotidianas como lançamento de efluentes nas encostas, vazamento de esgotos e vazamento de tubulações de água contribuem ou são fatores causais

diretos de escorregamentos, conforme observado por Cerqueira (2010), nos bairros Cota, em Cubatão. Além disso, os limiares estabelecidos por ID e ED apontam que os escorregamentos na região de Cubatão não estão restritamente ligados aos eventos de chuva extremos. Tal fato corresponde à instabilidade natural e complexidade desse ambiente.

A validação dos limiares pela taxa de confiabilidade mostra que 91,2% e 93,2% (Henry Borden e Elevação 350, respectivamente) dos eventos de chuva que causaram escorregamentos estão acima do limiar proposto pela equação de potência para ID e ED, enquanto a porcentagem remanescente, excedeu o limiar sem causar instabilizações. Contudo, os dados se ajustam melhor para ED em ambos os pluviômetros, como pode ser visto pelos coeficientes  $R^2$ , sendo o mais alto de 0,313 para ED no pluviômetro Elevação 350 (Tabela 41).

**Tabela 41** – Limiares pluviométricos de ambos os pluviômetros para o período de 2000 a 2015.

Estação	Dias e eventos de chuva	Tipo de limiar	Limiares excedidos	Equação de potência	Confiabilidade (%)
Henry Borden	901 (eventos de chuva)	ED	79	$E = 51,131 D^{0.5876}$ $R^2 = 0,2215$	91.2%
		ID	79	$I = 51,131 D^{-0.412}$ $R^2 = 0,123$	91.2%
Elevação 350	856 (eventos de chuva)	ED	58	$E = 58.215 D^{0.5864}$ $R^2 = 0,313$	93.2%
		ID	59	$I = 58,215 D^{-0.414}$ $R^2 = 0,1849$	93.1%

Tendo como referência o melhor desempenho, o limiar estabelecido por ED (Elevação 350) com base no  $R^2$  de 0,313 foi utilizado para definir o mosaico de chuva conforme o nível de criticidade. Na prática, assume-se que a chuva que ultrapassar o acumulado de 58 mm para 1 dia de evento pluviométrico é suficiente para causar instabilizações, sendo que o potencial da chuva desencadear um escorregamento aumenta à medida que a quantidade de chuva esperada é maior. Com base nas evidências da Figura 80d, foram particionados 5 níveis de perigo de chuva baseado no potencial desta causar instabilizações (Tabela 42). Por exemplo, eventos de chuva acima do limiar de 58,215 acontecem sem causar instabilizações, enquanto para o acumulado de chuva de 200 mm classificado como R5 (maior potencial de causar instabilizações), não há eventos de chuva sem causar instabilizações para as observações nessa pesquisa. Na equação, E é o limiar perante a 1 dia de chuva acumulada, que muda de acordo com a duração das chuvas (D), que pode ser observada por várias durações, como reporta a Figura 80.

**Tabela 42**– Classificação do potencial da chuva desencadear um escorregamento baseado em ED.

Potencial da chuva	Limiares baseados em ED
R1	< R2
R2	$E = 58.215 D^{0,5864}$
R3	$E = 108.215 D^{0,5864}$
R4	$E = 158.215 D^{0,5864}$
R5	$E = 200.215 D^{0,5864}$

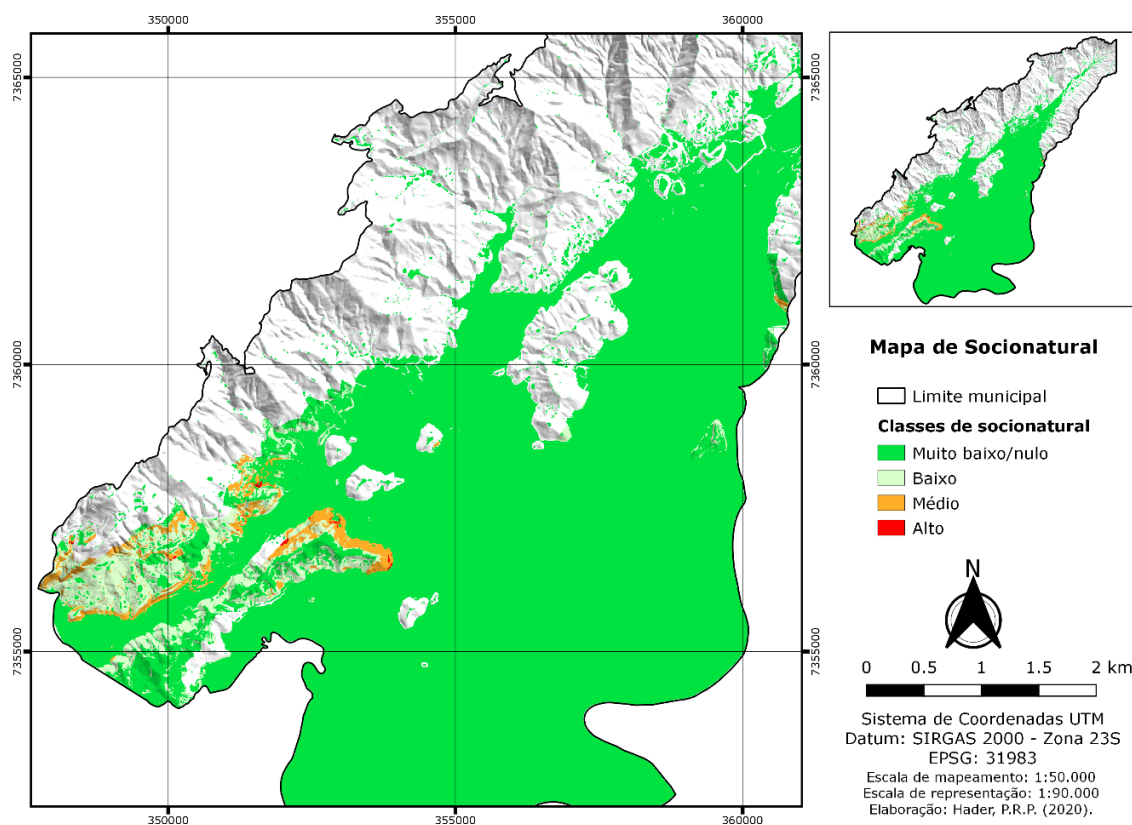
A área estudada tem apenas 2 pluviômetros com dados completos correspondente ao período dos escorregamentos analisados (2000 a 2015). Ambas estações pertencem à EMAE, que faz a medição pelo acumulado de chuva de 24h, fato este que justifica não ter sido feita uma abordagem mais refinada. Os pluviômetros que realizam medição por hora/minutos são recentes, como por exemplo os do Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais (CEMADEN), e disponibilizam dados completos somente de 2014 até o presente, não contemplando o período de instabilizações neste estudo. De acordo com Gariano et al. (2020), a definição de limiares considerados grosseiros (diários) para sistemas de alerta aumenta as incertezas, levando a erros que podem levar a alarmes falsos ou perdidos. Por esta razão, estudos elaborados com resoluções de chuva consideradas não refinadas afetam a confiança do limiar gerado, sendo estes aplicáveis apenas para fins de pesquisa.

Ainda, conforme Segoni et al. (2014), a observação de limiares por zonas de alerta, determinadas por cada sub/bacia hidrográfica com configurações geomorfológicas e meteorológicas homogêneas aumentam a eficácia de previsão de um sistema de alerta, resultado que também foi constatado por Palau et al. (2020), que considerou a divisão por sub-bacias para a visualização de alertas como a melhor opção na região da Catalunha, Espanha. Porém, esse procedimento se torna inviável em áreas com poucos pluviômetros para a observação por sub/bacia hidrográfica. Conforme descrito por Amaral (2018), o território brasileiro dispõe de uma rede pluviométrica limitada, implicando na cobertura de algumas áreas, como é o caso da área de estudo selecionada. Uma alternativa para tentar diminuir as incertezas em as áreas com baixa densidade de estações pluviométricas é a obtenção de dados através de radares meteorológicos (MARRA et al., 2014; PALAU et al., 2020), que podem ser combinados com pluviômetros para validação (SEGONI; PICIULLO; GARIANO, 2018). No entanto, os limiares gerados aqui podem servir como referência para futuras observações de dados de chuva de alta resolução (ex.: radar ou pluviômetros horários do CEMADEN), que podem ser avaliados para estabelecer um sistema de previsão de alerta.

## 5.5 Determinação de perigo

### 5.5.1 Critério socionatural

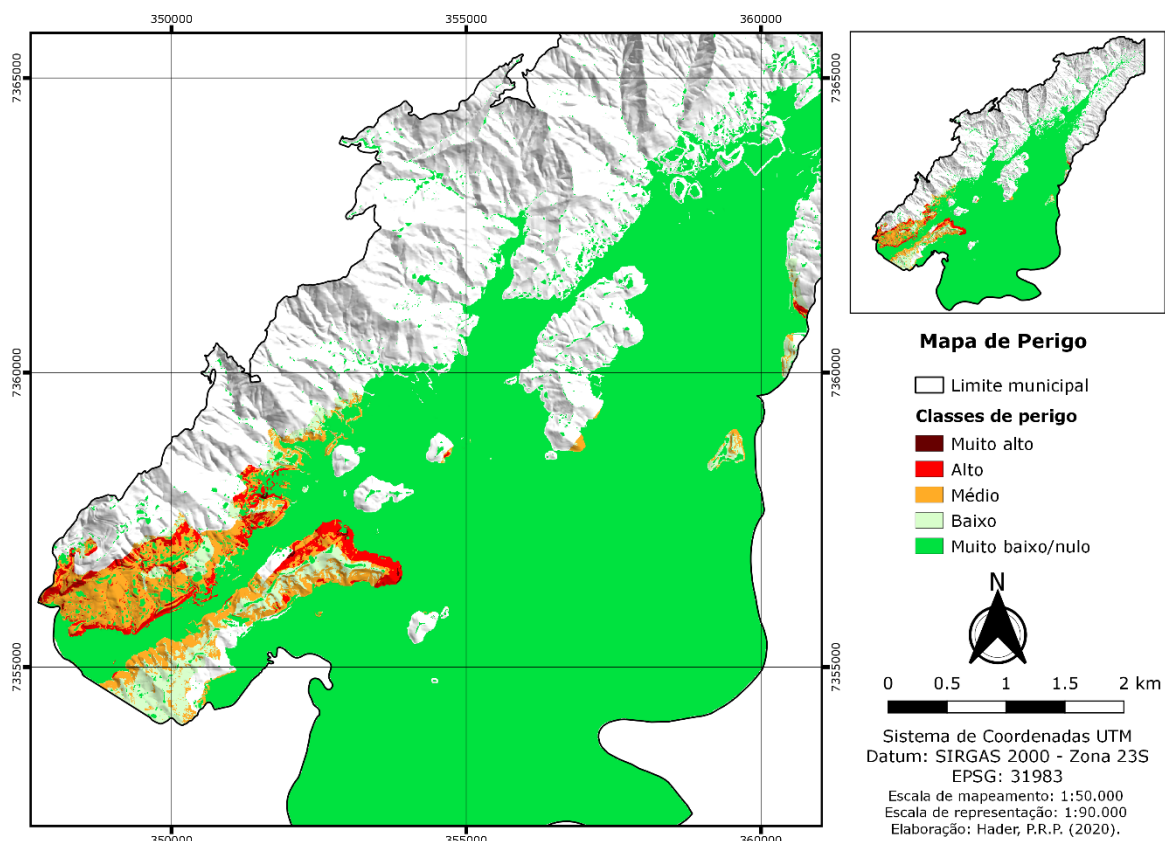
O critério socionatural (Figura 81) foi derivado do cruzamento entre suscetibilidade ambiental e vulnerabilidade social, e cobriu apenas aquelas áreas onde há a presença de dados completos dos setores censitários, ou seja, aquelas onde residências estão presentes. Os resultados revelaram 4 áreas ocupadas por populações classificadas como "alto" socionatural (SN4), e outras 5 classificadas como "médio" socionatural (SN3).



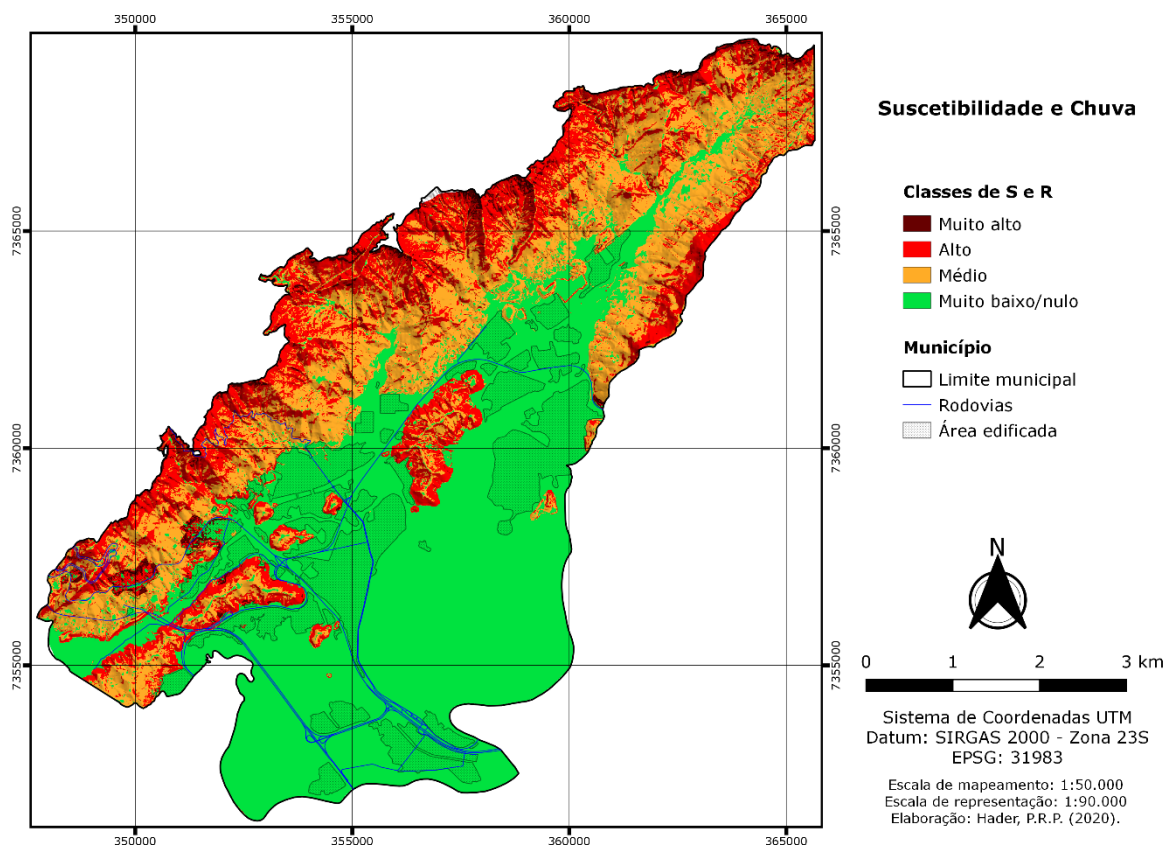
**Figura 81** – Mapa do critério socionatural (cruzamento entre S e V).

### 5.5.2 Mapa de perigo a escorregamentos

A Figura 82 apresenta um exemplo do mapa de perigo na incidência da chuva mais críticas, ou seja, o R5, com informações do mapa do critério socionatural, proposta central deste estudo. Para as demais classes de chuva (R), o mapa de perigo será alterado conforme as classes da matriz. Além disso, para fins de comparação, a Figura 83 apresenta um exemplo da combinação do mapa de suscetibilidade à chuva nível R5 foi feita para construir um mapa dinâmico para todo o município, com base na proposta original de Segoni et al. (2018).



**Figura 82** – Mapa de perigo a escorregamentos considerando o critério socionatural (SN x R5).



**Figura 83** – Mapa de cruzamento entre a suscetibilidade e limiar pluviométrico (S x R5).

A abordagem proposta por Segoni et al. (2018) visou acoplar um modelo de suscetibilidade aos limiares pluviométricos em uma matriz quadrada para construir um mapa dinâmico de perigo. Tal área selecionada por aqueles autores é contemplada com zonas de alerta já estabelecidas e limiares de pluviosidade refinados. Aqui, além da nova contribuição proposta para avaliar a interferência da vulnerabilidade social, também foi realizado o cruzamento da suscetibilidade e da pluviosidade, para comparação com Segoni et al (2018) e resultou em uma ferramenta útil para outras aplicações (rodovias, indústrias) em escala municipal. Por outro lado, Guillard-Gonçalves et al. (2013) utilizaram uma matriz quadrada para definir o risco para diversos perigos naturais, cruzando mapas de suscetibilidade e vulnerabilidade em Lisboa, Portugal. Com o propósito de estabelecer um sistema de alerta a escorregamentos na região da Catalunha, na Espanha, Palau et al. (2020) utilizaram uma matriz de combinação entre limiares pluviométricos de alta resolução e um mapa de suscetibilidade, apresentando correlações positivas na visualização de alertas por sub-bacias.

Embora a classificação final da matriz seja subjetiva, todas essas investigações reforçam a vantagem de usar uma matriz quadrada para cruzar produtos espaciais com diferentes focos. As alternâncias do produto espacial estático funcionam de maneira dinâmica, e podem ser interpretadas da seguinte forma:

**i)** transição das classes de suscetibilidade ambiental (S) e vulnerabilidade social (V) para as classes do critério socionatural (SN, Figura 81). Nesses termos, quanto maior a classe de suscetibilidade, maior a exposição das populações (se presentes) nesses ambientes, mesmo que a vulnerabilidade seja baixa. Em áreas planas, SN será considerado nulo, a menos que a área plana seja adjacente a um declive.

**ii)** transição das classes do critério socionatural (SN) e pluviométrico (R) para o perigo (H, Figura 82). Esta combinação resulta em um mapa dinâmico, uma vez que R é variante. Assim, assume-se que para a classe do critério socionatural mais crítica (i.e.: SN5), mais baixo é o limiar de pluviosidade capaz de resultar em um desastre.

## 6 CONCLUSÕES

Três modelos estatísticos foram testados para a elaboração do mapa de suscetibilidade ambiental. Em relação à estatística bivariada, o modelo do Valor Informativo (AUC = 92%) apresentou maior sensibilidade aos dados de entrada do que o modelo EBF (AUC = 71%). O mapa baseado na estatística multivariada construído pelo algoritmo de *machine learning* Random Forest (RF) obteve o melhor resultado, mostrando excelente desempenho de acordo com a taxa de predição de futuros escorregamentos (AUROC = 0,954 - 95%). A respeito do modelo RF, a variável de população em encostas (uso e ocupação do solo) foi definida como a mais importante nos processos de escorregamentos, seguida pela declividade. Entretanto, o inventário de escorregamentos ter se concentrado em áreas com instalações antrópicas pode ter afetado os resultados de suscetibilidade para o restante do município, uma vez que as três abordagens estatísticas constataram elevada importância para este parâmetro, algo a ser investigado com maior profundidade em futuras pesquisas.

O modelo de vulnerabilidade social acessado por setores censitários se mostrou eficaz no detalhamento das informações em resolução espacial local. Baseado na aplicação do Sistema de Informações Geográficas (SIG), a variação espacial por setor revelou que o município de Cubatão possui grupos de pessoas com perfis sociais heterogêneos. Tal abordagem – quantitativa – permitiu mensurar a vulnerabilidade e capacidade de resposta de grupos sociais.

Entre os limiares pluviométricos, o período de precipitação acumulada de 3 dias resultou como o de maior probabilidade a desencadear escorregamentos. Para as condições mínimas de chuva responsáveis por causar instabilizações, a abordagem ED apresentou o melhor resultado em relação a ID, de acordo com o coeficiente  $R^2$  (0,31) e o índice de confiabilidade (91,2%). Embora o coeficiente  $R^2$  seja baixo e a resolução espacial diária seja considerada grosseira, os limiares podem servir como referência para futuras calibrações com dados mais refinados. Portanto, a fim estabelecer limiares pluviométricos por zonas de alerta baseadas em sub/bacias hidrográficas e visando reduzir as incertezas, recomenda-se a instalação de estações pluviométricas com resolução refinada (horária) em consonância com radares meteorológicos,

O desfecho da pesquisa traz três vantagens principais a serem extraídas do método, delineadas na sequência:

i) Por ser um produto estático, o mapa do critério sionatural permite tanto que as lacunas nos grupos sociais sejam reconhecidas de maneira simples, quanto direciona para

eventuais intervenções no meio físico (ex.: obras de contenção de talude). Em razão disto, o critério socionatural produz uma correspondência direta para a elaboração de medidas futuras (ex.: políticas públicas), dando aporte para decisões apropriadas com base nos aspectos que amplificam a vulnerabilidade de determinados grupos. Essa etapa pode ser facilmente acessada pelos indicadores mais críticos do setor censitário;

**ii)** Fácil adaptação e calibração conforme o surgimento de novos dados para os 3 pilares deste estudo, uma vez que os escorregamentos são controlados por fatores condicionantes intrínsecos a cada tipologia e até por diferentes regimes pluviométricos a depender do local de estudo. Sendo assim, é sugerido: o monitoramento dos padrões de pluviosidade; a discriminação de escorregamentos causados e não causados pela chuva; a atualização do modelo de vulnerabilidade com dados de um novo censo; e o mapeamento de futuras cicatrizes. A qualidade da aquisição desses dados trará um impacto positivo na precisão das previsões, bem como reduzirá as incertezas;

**iii)** Corroborando com Segoni et al. (2018), uma vez que o produto final gerado é um mapa dinâmico, o procedimento da matriz de perigo pode funcionar em consonância com o sistema de previsão do instituto meteorológico, sendo automatizado para atualizar o mapa de perigo pela obtenção de novos limiares. Assim, o monitoramento de perigo pode ser feito em tempo real, permitindo estabelecer melhores hipóteses de onde e quando os escorregamentos podem acontecer.

Adicionalmente, foi realizada a combinação entre suscetibilidade e o limiar pluviométrico de nível R5, gerando um produto espacial que cobre toda a área de estudo, e não somente as áreas edificadas. Esse mapa pode ser direcionado para avaliações de outros componentes urbanos, como as rodovias, distritos industriais e no planejamento de futuras instalações.

Diante do exposto, o método contribui como uma ferramenta útil para a mitigação de riscos através da elaboração de sistemas de alerta precoce de escorregamentos e políticas públicas, assim como pela compatibilidade perante as eventuais readequações e atualizações para a reprodução em outros contextos ao redor do mundo, inclusive em outras escalas.

## 7 REFERÊNCIAS

AFUNGANG, R. N.; DE MENESES BATEIRA, C. V.; NKWEMOH, C. A. Assessing the spatial probability of landslides using GIS and informative value model in the Bamenda highlands. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 10, n. 17, p. 384, set. 2017.

AKGUN, A. A comparison of landslide susceptibility maps produced by logistic regression, multi-criteria decision, and likelihood ratio methods: a case study at İzmir, Turkey. **Landslides**, v. 9, n. 1, p. 93–106, mar. 2012.

ALCÁNTARA-AYALA, I. et al. Landslide disaster risk awareness in Mexico: community access to mapping at local scale. **Landslides**, v. 15, n. 8, p. 1691–1704, ago. 2018.

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, ago. 1999.

ALLEOTI, P.; CHOWDHURY, R. Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. v. 58, n. 1, p. 21–44, 1999.

ALTHUWAYNEE, O. F. et al. A novel ensemble bivariate statistical evidential belief function with knowledge-based analytical hierarchy process and multivariate statistical logistic regression for landslide susceptibility mapping. **Catena**, v. 114, p. 21–36, mar. 2014.

ALTHUWAYNEE, O. F.; ASIKOGLU, O.; ERIS, E. Threshold contour production of rainfall intensity that induces landslides in susceptible regions of northern Turkey. **Landslides**, v. 15, n. 8, p. 1541–1560, ago. 2018.

ALTHUWAYNEE, O. F.; PRADHAN, B.; LEE, S. Application of an evidential belief function model in landslide susceptibility mapping. **Computers & Geosciences**, v. 44, p. 120–135, jul. 2012.

ANDERSON, M. B. Vulnerability to Disaster and Sustainable Development: A General Framework for Assessing Vulnerability. **London: Routledge**, v. 1, n. Storms, p. 11–25, 2000.

ANTONINI, G. et al. Carta Inventario dei Fenomeni Franosi della Regione Marche ed aree limitrofe. n. CNR, Gruppo Nazionale per la Difesa dalle Catastrofi Idrogeologiche, 1993.

AUGUSTO FILHO, O. **Caracterização geológico-geotécnica voltada à estabilização de encostas: uma proposta metodológica**. . In: CONFERÊNCIA BRASILEIRA SOBRE ESTABILIDADE DE ENCOSTAS, 1, RIO DE JANEIRO. Rio de Janeiro: 1992

AUGUSTO FILHO, O.; CERRI, L. E. S. Programa Serra do Mar: Carta geotécnica da Serra do Mar nas folhas de Santos e Riacho Grande. **São Paulo: Instituto de Pesquisas Tecnológicas**, p. 49, 1988.

BA, Q. et al. An Improved Information Value Model Based on Gray Clustering for Landslide Susceptibility Mapping. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 6, n. 1, p. 18, 16 jan. 2017.

BACCARO, C. A. D. Os processos de movimentos de massa da Serra do Mar em Cubatão (São Paulo). **Boletim de Geografia Teorética**, 29-30. v. 15, p. 312–317, 1985.

BAI, S. et al. Analysis of the relationship of landslide occurrence with rainfall: a case study of Wudu County, China. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 7, n. 4, p. 1277–1285, abr. 2014.

BALTZER, A. Über bergstürze in den Alpen. n. Verlag der Schabelitz'schen buchhandlung, Zurich., 1875.

BARELLA, C. F. **Abordagens estatísticas aplicadas ao mapeamento de susceptibilidade a movimentos de massa: análise de diferentes técnicas no contexto do Quadrilátero Ferrífero**. Tese (Doutorado)—Ouro Preto (MG): Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), 2016.

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

BERTI, M. et al. Probabilistic rainfall thresholds for landslide occurrence using a Bayesian approach. **Journal of Geophysical Research**, p. 20, 2012.

BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, n. 1, p. 43–69, mar. 1979.

BLAIKIE, P. et al. **At Risk: Natural Hazards, People's Vulnerability and Disasters**. London: Routledge, 1994.

BREIMAN, L. Random Forests. p. 5–32, 2001.

BRENNING, A. Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation. **Natural Hazards and Earth System Science**, v. 5, n. 6, p. 853–862, 7 nov. 2005.

BURTON, I.; KATES, R. W.; WHITE, G. F. **The Environment as Hazard**. New York: Guildford, n. 2nd, 1993.

CABRAL, V. C. et al. Assessment of the Influence of Rainfall and Landform on Landslide Initiation Using Physiographic Compartmentalisation. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**, v. 42, p. 407–420, 2019.

CAINE, N. The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows. **Geografiska Annal**, v. 62, p. 23–27, 1980.

CALVELLO, M. et al. The Rio de Janeiro early warning system for rainfall-induced landslides: Analysis of performance for the years 2010–2013. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 12, p. 3–15, jun. 2015.

CALVELLO, M. et al. LandAware: a new international network on Landslide Early Warning Systems. **Landslides**, v. 17, n. 11, p. 2699–2702, nov. 2020.

CAMARGO, J. G. C. ET AL. Estudos fitogeográficos e ecológicos da bacia hidrográfica paulista do rio Ribeira. **São Paulo: USP**, p. 30, 1972.

CAMPBELL, R. H. Soil slips, debris flows, and rainstorms in the Santa Monica Mountains and vicinity, Southern California. **US Geological Survey Professional Paper**, v. 851, p. 51, 1975.

CANAVESI, V. et al. Different Approaches to Use Morphometric Attributes in Landslide Susceptibility Mapping Based on Meso-Scale Spatial Units: A Case Study in Rio de Janeiro (Brazil). **Remote Sensing**, v. 12, n. 11, p. 1826, 5 jun. 2020.

CARDINALI, M.; GUZZETTI, F.; BRABB, E. E. Preliminary map showing landslide deposits and related features in New Mexico. 1990.

CARRANZA, E. J. M. et al. Knowledge-guided data-driven evidential belief modeling of mineral prospectivity in Cabo de Gata, SE Spain. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 10, n. 3, p. 374–387, set. 2008.

CARRANZA, E. J. M.; HALE, M. Evidential belief functions for data-driven geologically constrained mapping of gold potential, Baguio district, Philippines. **Ore Geology Reviews**, v. 22, n. 1–2, p. 117–132, jan. 2003.

CARRANZA, E. J. M.; WOLDAI, T.; CHIKAMBWE, E. M. Application of Data-Driven Evidential Belief Functions to Prospectivity Mapping for Aquamarine-Bearing Pegmatites, Lundazi District, Zambia. **Natural Resources Research**, v. 14, n. 1, p. 47–63, mar. 2005.

CARRARA, A. Multivariate models for landslide hazard evaluation. **Journal of the International Association for Mathematical Geology**, v. 15, n. 3, p. 403–426, jun. 1983.

CARRARA, A. et al. Use of GIS Technology in the Prediction and Monitoring of Landslide Hazard. p. 20, 1999.

CARVALHO, C. M. DE; RIEDEL, P. S. Landslides susceptibility analysis in the neighborhoods of Cubatão (São Paulo State, Brazil) pipelines, through GIS techniques. **Holos Environment**, v. 4, n. 2, p. 157, 4 jun. 2004.

CATANI, F. et al. Landslide hazard and risk mapping at catchment scale in the Arno River basin. **Landslides**, v. 2, n. 4, p. 329–342, dez. 2005.

CATANI, F. et al. Landslide susceptibility estimation by random forests technique: sensitivity and scaling issues. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 13, n. 11, p. 2815–2831, 13 nov. 2013.

CDHU. **Serra do Mar e Mosaicos da Mata Atlântica: Uma Experiência de Recuperação Socioambiental**. 1. ed. São Paulo: KPMO Cultura e Arte, 2014.

CEPED UFSC. Atlas Brasileiro de Desastres Naturais 1991 a 2012. n. 2, p. 126, 2013.

CERQUEIRA, D. C. **Vulnerabilidade das famílias residentes em áreas de risco de deslizamentos em Cubatão (SP)**. [s.l.] Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 2010.

CERRI, L. E. S. **Carta geotécnica: contribuições para uma concepção voltada às necessidades brasileiras.** . In: CBGE/ IX COBREAE. Salvador: 1990

CERRI, R. I. et al. Landslides Zonation Hazard: relation between geological structures and landslides occurrence in hilly tropical regions of Brazil. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 89, n. 4, p. 2609–2623, 31 ago. 2017.

CHEN, W. et al. Spatial prediction of landslide susceptibility by combining evidential belief function, logistic regression and logistic model tree. **Geocarto International**, v. 34, n. 11, p. 1177–1201, 19 set. 2019.

CHLEBORAD, A. F. **Preliminary Method for Anticipating the Occurrence of Precipitation-Induced Landslides in Seattle, Washington:** Open-File Report. Washington, DC: USGS, 2000. Disponível em: <<https://pubs.usgs.gov/of/2000/0469/report.pdf>>.

CHUNG, C.-J. F.; FABBRI, A. G. Probabilistic Prediction Models for Landslide Hazard Mapping. **Photogrammetric Engineering**, n. 65, p. 1389–1399, 1999.

CHUNG, C.-J. F.; FABBRI, A. G. Validation of Spatial Prediction Models for Landslide Hazard Mapping. **Natural Hazards**, v. 30, n. 3, p. 451–472, nov. 2003.

COLANGELO, A. C. Os mecanismos de compensação e o equilíbrio de forças na dinâmica dos materiais de vertente. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 9, p. 13–20, 1995.

COROMINAS, J. et al. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 24 nov. 2013.

COROMINAS, J.; MAVROULI, O. Recommended procedures for validating landslide hazard and risk models and maps. **SafeLand: Living with Landslide Risk in Europe: Assessment, Effects of Global Change and Risk Management Strategies**, n. Norwegian Geotechnical Institute (NGI), p. 162, 2011.

CORTELETTI, R. C. **Metodologia para análise de riscos geológico-geotécnicos em ferrovias: Estrada de Ferro Carajás.** Ouro Preto (MG): Editora UFOP, 2017.

COSTANZO, D. et al. Factors selection in landslide susceptibility modelling on large scale following the gis matrix method: application to the river Beiro basin (Spain). **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, p. 14, 2012.

CRED, C. FOR R. ON THE E. OF D. **The OFDA/CRED International Disaster Database.** Brussels: Université Catholique de Louvain, 2011.

CRED; UNDRR. **Human Cost of Disasters 2000 - 2019 Report.** Brussels: United Nations Office for Disaster Risk Reduction, 2020. Disponível em: <<https://www.undrr.org/media/48008/download>>.

CRUDEN, D. M.; VARNES, D. J. Landslide types and processes. n. Special Report-National Research Council, Transportation Research Board, 1996.

CRUZ, O. **Evolução de vertentes nas escarpas da Serra do Mar em Caraguatatuba - SP.** . In: ANAIS ACAD. BRASIL. CIÊNCIAS. 1975

CUTTER, S. L.; BORUFF, B. J.; SHIRLEY, W. L. Social Vulnerability to Environmental Hazards. **Social Science Quarterly**, v. 84, n. 2, p. 242–261, 2003.

CUTTER, S. L.; MITCHELL, J. T.; SCOTT, M. S. **Revealing the Vulnerability of People and Places: A Case Study of Georgetown County, South Carolina**. Annals of the Association of American Geographers. **Anais...**South Carolina, US: 2000

DAHL, M.-P. J. et al. A simple qualitative approach for mapping regional landslide susceptibility in the Faroe Islands. v. 10, p. 159–170, 2010.

DAI, F. C.; LEE, C. F. Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. **Geomorphology**, v. 42, n. 3–4, p. 213–228, jan. 2002.

DE BIASI, M. et al. Cartas de declividade de vertentes: confecção e utilização. **Cartografia**, v. 4, 1977.

DE OLIVEIRA, G. G. et al. Random forest and artificial neural networks in landslide susceptibility modeling: a case study of the Fão River Basin, Southern Brazil. **Natural Hazards**, v. 99, n. 2, p. 1049–1073, nov. 2019.

DE OLIVEIRA SANTOS, B. B.; NUNES, L. H.; BANDINI, M. P. Rainfall Episodes and Local Stability Thresholds in Santos. In: NUNES, L. H.; GRECO, R.; MARENGO, J. A. (Eds.). . **Climate Change in Santos Brazil: Projections, Impacts and Adaptation Options**. Cham: Springer International Publishing, 2019. p. 161–175.

DEMPSTER, A. P. Generalization of Bayesian inference. **Jour. Royal Stat. Soc. Series B**, p. 205–247, 1968.

DEVKOTA, K. C. et al. Landslide susceptibility mapping using certainty factor, index of entropy and logistic regression models in GIS and their comparison at Mugling–Narayanghat road section in Nepal Himalaya. **Natural Hazards**, v. 65, n. 1, p. 135–165, jan. 2013.

DIAS, H. C. **Modelagem da suscetibilidade a escorregamentos rasos com base em análises estatísticas**. Mestrado em Geografia Física—São Paulo: Universidade de São Paulo, 28 ago. 2019.

DING, Q.; CHEN, W.; HONG, H. Application of frequency ratio, weights of evidence and evidential belief function models in landslide susceptibility mapping. **Geocarto International**, p. 1–21, 30 mar. 2016.

DOU, J. et al. Assessment of advanced random forest and decision tree algorithms for modeling rainfall-induced landslide susceptibility in the Izu-Oshima Volcanic Island, Japan. **Science of the Total Environment**, p. 15, 2019.

DRM. Megadesastre da Serra. n. Departamento de Recursos Minerais do Estado do Rio de Janeiro, 2011.

EIDSVIG, U. M. K. et al. Assessment of socioeconomic vulnerability to landslides using an indicator-based approach: methodology and case studies. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 73, n. 2, p. 307–324, maio 2014.

EM-DAT. Disaster Year in Review 2019. Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED). v. 58, p. 2, 2020.

EM-DAT, E. E. D. **Natural Disasters 2018**. Brussels: Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED), 2019.

FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis. **Pattern Recognition Letters**, v. 27, n. 8, p. 861–874, jun. 2006.

FELICÍSIMO, Á. M. et al. Mapping landslide susceptibility with logistic regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression trees, and maximum entropy methods: a comparative study. **Landslides**, v. 10, n. 2, p. 175–189, abr. 2013.

FELL, R. et al. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. **Engineering Geology**, v. 102, n. 3–4, p. 85–98, dez. 2008.

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.

FRATTINI, P.; CROSTA, G.; CARRARA, A. Techniques for evaluating the performance of landslide susceptibility models. **Engineering Geology**, v. 111, n. 1–4, p. 62–72, fev. 2010.

GABELINI, B. M. **Suscetibilidade a escorregamentos na região entre Caraguatatuba e São Sebastião (SP): análise fisiográfica e quantitativa**. Dissertação (Mestrado)—Rio Claro: Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2017.

GABET, E. J. et al. Rainfall thresholds for landsliding in the Himalayas of Nepal. **Geomorphology**, v. 63, n. 3–4, p. 131–143, dez. 2004.

GARCIA, R. A. C. **Metodologias de Avaliação de Perigosidade e Risco de Movimentos de Vertente: Aplicação na Bacia da Ribeira de Alenquer**. Tese (Doutorado)—Lisboa, Portugal: Departamento de Geografia, Universidade de Lisboa, 2012.

GARCIA-URQUIA, E.; AXELSSON, K. Rainfall thresholds for the occurrence of urban landslides in Tegucigalpa, Honduras: an application of the critical rainfall intensity. **Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography**, v. 97, n. 1, p. 61–83, mar. 2015.

GARIANO, S. L.; GUZZETTI, F. Landslides in a changing climate. **Earth-Science Reviews**, v. 162, p. 227–252, nov. 2016.

GÓMEZ, H.; KAVZOGLU, T. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. **Engineering Geology**, v. 78, n. 1–2, p. 11–27, abr. 2005.

GOVI, M.; SORZANA, P. F. Landslide susceptibility as function of critical rainfall amount in Piedmont basin (North-Western Italy). **Stud Geomorphol Carpatho-Balc**, v. 14, p. 43–60, 1980.

GREENBAUM, D. et al. **RAPID METHODS OF LANDSLIDE HAZARD MAPPING: FIJI CASE STUDY**. British Geological Survey - BGS. n. Keyworth, Nottingham, United Kingdom, p. 107, 1995.

GUIDICINI, G.; IWASA, O. Y. Ensaio de Correlação entre Pluviosidade e Escorregamentos no Meio Tropical Úmido. **Instituto de Pesquisas Tecnológicas**, p. 48, 1976.

GUIDICINI, G.; IWASA, O. Y. Tentative correlation between rainfall and landslides in a humid tropical environment. **Bulletin of the International Association of Engineering Geology**, v. 16, n. 1, p. 13–20, dez. 1977.

GUIDICINI, G.; NIEBLE, C. M. Estabilidade de Taludes Naturais e de Escavação. v. Edgard Blücher, n. 2, p. 194, 1984.

GUILLARD-GONÇALVES, C. et al. Application of Social Vulnerability Index (SoVI) and delineation of natural risk zones in Greater Lisbon, Portugal. **Journal of Risk Research**, v. 18, n. 5, p. 651–674, 28 maio 2015.

GUIMARÃES, R. et al. Determination of Areas Susceptible to Landsliding Using Spatial Patterns of Rainfall from Tropical Rainfall Measuring Mission Data, Rio de Janeiro, Brazil. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 6, n. 10, p. 289, 6 out. 2017.

GUZZETTI, F. et al. Comparing landslide maps: a case study in the upper Tiber River Basin, Central Italy. v. 3, p. 247–363, 2000.

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, n. 1–4, p. 181–216, dez. 1999.

GUZZETTI, F. **Landslide hazard and risk assessment**. Ph.D. Thesis—Bonn, Germany: Mathematisch-naturwissenschaftlichen Fakultät, Universität Bonn, 2006.

GUZZETTI, F. et al. Estimating the quality of landslide susceptibility models. **Geomorphology**, v. 81, n. 1–2, p. 166–184, nov. 2006.

GUZZETTI, F. et al. Rainfall thresholds for the initiation of landslides in central and southern Europe. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 98, n. 3–4, p. 239–267, dez. 2007.

GUZZETTI, F. et al. The rainfall intensity–duration control of shallow landslides and debris flows: an update. **Landslides**, v. 5, n. 1, p. 3–17, fev. 2008.

GUZZETTI, F. et al. Landslide inventory maps: New tools for an old problem. **Earth-Science Reviews**, v. 112, n. 1–2, p. 42–66, abr. 2012.

HADER, P. R. P. et al. Hazard Assessment of Landslides Disasters in the City of Cubatão, State of São Paulo, Brazil. In: **International Congress on Engineering and Sustainability in the XXI Century**. 2nd. ed. Faro, Algarve, Portugal: J. Monteiro et al., 2020. p. 1087–1101.

HANSEN, A. Engineering geomorphology: the application of an evolutionary model of Hong Kong. v. 51, p. 39–50, 1984.

HAQUE, U. et al. Fatal landslides in Europe. **Landslides**, v. 13, n. 6, p. 1545–1554, dez. 2016.

HERVÁS, J. Landslide inventory. Encyclopedia of Natural Hazards, P.T. **Springer, The Netherlands**, n. Bobrowsky, p. 610–611, 2013.

HEWITT, K. Regions of Risk: A Geographical Introduction to Disasters. **Essex, U.K.: Longman**, 1997.

HIGHLAND, L. M.; BROBOWSKY, P. **The Landslide Handbook - A Guide to Understanding Landslides**: Circular. [s.l.] U. S. Geological Survey, 2008. Disponível em: <[https://pubs.usgs.gov/circ/1325/pdf/C1325\\_508.pdf](https://pubs.usgs.gov/circ/1325/pdf/C1325_508.pdf)>.

HONG, H.; POURGHASEMI, H. R.; POURTAGHI, Z. S. Landslide susceptibility assessment in Lianhua County (China): A comparison between a random forest data mining technique and bivariate and multivariate statistical models. **Geomorphology**, v. 259, p. 105–118, abr. 2016.

HONG, Y.; ADLER, R. F. Predicting global landslide spatiotemporal distribution: Integrating landslide susceptibility zoning techniques and real-time satellite rainfall estimates. **International Journal of Sediment Research**, v. 23, n. 3, p. 249–257, set. 2008.

HOWE, E. Landslides in the San Juan Mountains, Colorado, Including a Consideration of their Causes and their Classification. 1909.

HUECK, K. **As florestas da América do Sul, ecologia, composição e importância econômica**. Trad. de Hans Ruchardt. **Anais...São Paulo: Polígono**, 1972

HUNGR, O.; LEROUEIL, S.; PICARELLI, L. The Varnes classification of landslide types, an update. v. 11 (2), n. Landslides, p. 167–194, 2014.

HUTCHINSON, J. N. Morphological and geotechnical parameters of landslides in relation to geology and hydrogeology. v. Bonnard, C.H. (Ed.), Landslides. Proceedings 5th International Conference on Landslides, n. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 3–35, 1988.

IAEG. Guide pour la préparation des cartes géotechniques. n. Paris: Les Press de l'Unesco, 1976.

IBGE, (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA). **Censo 2010**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sp/cubatao.html>><<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sp/cubatao.html>>. Acesso em: 15 ago. 2020.

**IPT. Mapa Geológico do Estado de São Paulo - Escala: 1:500.000**, 1981.

**IPT. Programa Serra do Mar - Levantamentos básicos nas folhas de Santos e Riacho Grande, Estado de São Paulo**: Relatório de estudos geológicos e geomorfológicos. São Paulo: Instituto de Pesquisas Tecnológicas, 1986.

**IPT. Carta de Suscetibilidade a Movimentos Gravitacionais de Massa e Inundações - Município de Cubatão - SP**, 2015.

**IPT, I. DE P. T. Número de mortes em deslizamentos do Brasil**, 2020. Disponível em: <<https://www.facebook.com/iptsp/videos/504131760206486?sfns=mo>>. Acesso em: 12 mar. 2020

IRIMUŞ, I.-A. et al. Landslide Susceptibility Assessment in Almas Basin by Means of the Frequency Rate and GIS Techniques. **Geographia Technica**, v. 12, n. 2, p. 97–109, 27 out. 2017.

JABBOUR, C. J. C. Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 74, p. 144–155, maio 2013.

JAEDICKE, C. et al. Identification of landslide hazard and risk ‘hotspots’ in Europe. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 27 dez. 2013.

JEMEC AUFLIČ, M. et al. Landslide prediction system for rainfall induced landslides in Slovenia (Masprem). **Geologija**, v. 59, n. 2, p. 259–271, 30 dez. 2016.

JIMÉNEZ-PERÁLVAREZ, J. D. Landslide-risk mapping in a developing hilly area with limited information on landslide occurrence. **Landslides**, v. 15, n. 4, p. 741–752, abr. 2018.

JOLY, C. A. et al. **Mata Atlântica: Vegetação**. Rio de Janeiro: Index, 1991.

KASPERSON, J. X.; KASPERSON, R. E.; TURNER, B. L. Regions At Risk: Comparisons of Threatened Environments. **Tokyo: United Nations University Press**, 1995.

KAZEEV, A.; POSTOEV, G. Landslide investigations in Russia and the former USSR. **Natural Hazards**, v. 88, n. S1, p. 81–101, ago. 2017.

KERR, A. A. F. S. et al. **Investigation of inhalable aerosol dispersion at Cubatão by means of a modeling system for complex terrain**. : 4. In: MODELING, PROGRAMMING, ANALYSIS, ANIMATION. ke: Begel House, inc. publishers, 2000

KORUP, O.; STOLLE, A. Landslide prediction from machine learning. **Geology Today**, v. 30, n. 1, p. 26–33, jan. 2014.

LAGE JUNIOR, M.; GODINHO FILHO, M. Variations of the kanban system: Literature review and classification. **International Journal of Production Economics**, v. 125, n. 1, p. 13–21, maio 2010.

LAN, H. X. et al. Landslide hazard spatial analysis and prediction using GIS in the Xiaojiang watershed, Yunnan, China. **Engineering Geology**, v. 76, n. 1–2, p. 109–128, dez. 2004.

LEE, S. et al. Spatial Landslide Hazard Prediction Using Rainfall Probability and a Logistic Regression Model. **Mathematical Geosciences**, v. 47, n. 5, p. 565–589, jul. 2015.

LI, Y.; CHEN, W. Landslide Susceptibility Evaluation Using Hybrid Integration of Evidential Belief Function and Machine Learning Techniques. **Water**, v. 12, n. 1, p. 113, 29 dez. 2019.

LI, Y.; MO, P. A unified landslide classification system for loess slopes: A critical review. **Geomorphology**, v. 340, p. 67–83, set. 2019.

LOMBARDO, L.; MAI, P. M. Presenting logistic regression-based landslide susceptibility results. **Engineering Geology**, v. 244, p. 14–24, out. 2018.

LOPES, E. S. S. et al. **Inventário de escorregamentos naturais em banco de dados geográfico – análise dos fatores condicionantes na região da Serra de Cubatão - SP.** . In: XIII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO. Florianópolis: INPE, 2007

MARCELINO, E. V. **Mapeamento de áreas suscetíveis a escorregamento no município de Caraguatatuba (SP) usando técnicas de sensoriamento remoto.** Dissertação (Mestrado)—São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2004.

MARCELINO, E. V. **Desastres Naturais e Geotecnologias: Conceitos Básicos.** 1. ed. Santa Maria: INPE/CRS, 2008.

MARIANO, E. B.; SOBREIRO, V. A.; REBELATTO, D. A. DO N. Human development and data envelopment analysis: A structured literature review. **Omega**, v. 54, p. 33–49, jul. 2015.

MARRA, F. et al. Radar rainfall estimation for the identification of debris-flow occurrence thresholds. **Journal of Hydrology**, v. 519, p. 1607–1619, nov. 2014.

MARTINS, T. D. et al. Análise dos parâmetros morfológicos de escorregamentos rasos na Serra do Mar, Paraná. **Caminhos da Geografia**, v. 18, n. 63, p. 223–239, 2017.

MASSAD, F. et al. **Characteristics and volume of sediment transported in debris flows in Serra do Mar, Cubatão, Brasil.** . In: IN: INTERNATIONAL WORKSHOP ON DEBRIS FLOW DISASTER OF DECEMBER 1999 IN VENEZUELA, CARACAS. Venezuela: 2000

MASSAD, F. **Obras de terra: curso básico de geotecnia.** 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

MATEOS, R. M. et al. Integration of landslide hazard into urban planning across Europe. **Landscape and Urban Planning**, v. 196, p. 103740, abr. 2020.

MATTOS, I. F. A.; MATSUKUMA, C. K. **Mapeamento evolutivo da vegetação da Serra do Mar, Cubatão - SP.** . In: CONGRESSO FLORESTAL BRASILEIRO. Campos do Jordão: Sociedade Brasileira de Silvicultura, Sociedade Brasileira de Engenheiros Florestais, 1990

MCCALPIN, J. Preliminary age classification of landslides for inventory mapping. University Press, Moscow. n. Idaho, p. 99–11, 1984.

MENDONÇA, M. B. DE; SILVA, D. R. DA. Integration of census data based vulnerability in landslide risk mapping - The case of Angra dos Reis, Rio de Janeiro, Brazil. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 50, p. 101884, nov. 2020.

MENDONÇA, M. B.; GONZALEZ, F. C. G.; COELHO, G. V. DA S. Likelihood of landslide occurrences for definition of rainfall thresholds applied to the Quitandinha river basin, Petrópolis, Brazil. **Landslides**, p. 11, 2020.

MERGHADI, A. et al. Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. **Earth-Science Reviews**, v. 207, p. 103225, ago. 2020.

MIGUEL, A. T. **Avaliação da suscetibilidade a movimentos de vertente na zona oeste da ilha Terceira**. Tese (Doutorado)—Portugal: Universidade dos Açores., 2017.

MONSIEURS, E. et al. Landslide inventory for hazard assessment in a data-poor context: a regional-scale approach in a tropical African environment. **Landslides**, v. 15, n. 11, p. 2195–2209, nov. 2018.

MONTANDON, L. F. **Avaliação da influência da escala do mapa litológico nos modelos de suscetibilidade a escorregamentos, no município de Caeté (MG), utilizando métodos estatísticos**. Dissertação (Mestrado)—Ouro Preto (MG): Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), 2017.

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, abr. 1994.

NALON, M. A. **Mapeamento de risco de escorregamento na região de Cubatão, SP**. Mestrado em Ciências Florestais—Piracicaba: Universidade de São Paulo, 2000.

NAM, K.; WANG, F. An extreme rainfall-induced landslide susceptibility assessment using autoencoder combined with random forest in Shimane Prefecture, Japan. **Geoenvironmental Disasters**, v. 7, n. 1, p. 6, dez. 2020.

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, jan. 2010.

NASA. **Global Landslide Catalog (GLC)**. Disponível em: <Scientific Visualization Studio>. Acesso em: 18 maio. 2019.

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, dez. 2011.

NERY, T. D.; VIEIRA, B. C. Susceptibility to shallow landslides in a drainage basin in the Serra do Mar, São Paulo, Brazil, predicted using the SINMAP mathematical model. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 74, n. 2, p. 369–378, maio 2015.

NEULAND, H. A prediction model of landslips. **CATENA**, v. 3, n. 2, p. 215–230, out. 1976.

NINU KRISHNAN, M. V. et al. Determining the Suitability of Two Different Statistical Techniques in Shallow Landslide (Debris Flow) Initiation Susceptibility Assessment in the Western Ghats. **Environmental Research, Engineering and Management**, v. 70, n. 4, p. 26–39, 30 jan. 2015.

OHLMACHER, G. C.; DAVIS, J. C. Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. **Engineering Geology**, v. 69, n. 3–4, p. 331–343, jun. 2003.

OLIVEIRA, A. M. S.; BRITO, S. N. A. **Geologia de Engenharia**. São Paulo: Associação Brasileira de Geologia de Engenharia, 1998.

OLIVEIRA, S. M. C. DE et al. **Avaliação da susceptibilidade a deslizamentos rotacionais através da aplicação de métodos estatísticos**. Conhecer o Território, Sustentar o Desenvolvimento. **Anais...** In: VI CONFERÊNCIA NACIONAL DE CARTOGRAFIA E GEODESIA. Caldas da Rainha, Portugal: Ordem dos Engenheiros, 2009

OLIVEIRA, S. M. C. DE. **Incidência espacial e temporal da instabilidade geomorfológica na bacia do Rio Grande da Pipa (Arruda dos Vinhos)**. Tese (Doutorado)—Lisboa, Portugal: Universidade de Lisboa, 2012.

PACHAURI, A. K.; PANT, M. Landslide hazard mapping based on geological attributes. 32. p. 81–100, 1992.

PALAU, R. M. et al. Influence of the mapping unit for regional landslide early warning systems: comparison between pixels and polygons in Catalonia (NE Spain). **Landslides**, v. 17, n. 9, p. 2067–2083, set. 2020.

PAŠEK, J. Landslide inventory. p. 73–74, 1975.

PELLEGATTI, C. H. G.; GALVANI, E. Avaliação da precipitação na Serra do Mar – SP em eventos de diferentes intensidade e duração. **GEOUSP: Espaço e Tempo (Online)**, n. 27, p. 147, 30 abr. 2010.

PELLEGRINA, G. J. **Proposta de um procedimento metodológico para o estudo de problemas geoambientais com base em banco de dados de eventos atmosféricos severos**. Bauru: Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - UNESP, Campus Bauru, 2011.

PENNINGTON, C. et al. The National Landslide Database of Great Britain: Acquisition, communication and the role of social media. **Geomorphology**, v. 249, p. 44–51, nov. 2015.

PEREIRA, S. DA S. **Perigosidade a Movimentos de Vertente na Região Norte de Portugal**. Doutorado em Geografia Física—Portugal: Unversidade do Porto, 2009.

PEREIRA, S.; ZÊZERE, J. L.; BATEIRA, C. Technical Note: Assessing predictive capacity and conditional independence of landslide predisposing factors for shallow landslide susceptibility models. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 12, n. 4, p. 979–988, 16 abr. 2012.

PICIULLO, L. et al. Definition and performance of a threshold-based regional early warning model for rainfall-induced landslides. **Landslides**, v. 14, n. 3, p. 995–1008, jun. 2017.

PIEIDADE, A. et al. Modelos de susceptibilidade a deslizamentos superficiais translacionais na Região a Norte de Lisboa. **Finisterra**, v. 46, n. 91, p. 9–26, 2011.

POLEMIO, M.; SDAO, F. The role rainfall in the landslide hazard: the case of Avigliano urban area (Southern Apennines, Italy). **Engineering Geology**, v. 53, p. 297–309, 1999.

PORTUGAL. 81. Resolução do Conselho de Ministros. . 3 out. 2012, Sec. 1ª série, p. 25.

POURGHASEMI, H. R. et al. Assessing and mapping multi-hazard risk susceptibility using a machine learning technique. **Scientific Reports**, v. 10, n. 1, p. 3203, dez. 2020.

POURGHASEMI, H. R.; KERLE, N. Random forests and evidential belief function-based landslide susceptibility assessment in Western Mazandaran Province, Iran. **Environmental Earth Sciences**, v. 75, n. 3, p. 185, fev. 2016.

POURGHASEMI, H. R.; MORADI, H. R.; FATEMI AGHDA, S. M. Landslide susceptibility mapping by binary logistic regression, analytical hierarchy process, and statistical index models and assessment of their performances. **Natural Hazards**, v. 69, n. 1, p. 749–779, out. 2013.

PRADHAN, B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. **Computers & Geosciences**, v. 51, p. 350–365, fev. 2013.

PRADHAN, B. et al. Land subsidence susceptibility mapping at Kinta Valley (Malaysia) using the evidential belief function model in GIS. **Natural Hazards**, v. 73, n. 2, p. 1019–1042, set. 2014.

PUTNAM, R. D. *Bowling Alone: Collapse and Revival of the American Community*. **New York: Simon & Schuster**, 2000.

RAHMATI, O. et al. PMT: New analytical framework for automated evaluation of geo-environmental modelling approaches. **Science of The Total Environment**, v. 664, p. 296–311, maio 2019.

RIBEIRO, R. R. **Estudo da Evolução Geomorfológica da Serra de Cubatão, em São Paulo**. Dissertação (Mestrado)—São Paulo: Universidade de São Paulo, 2003.

RIZZINI, C. T. *Tratado de fitogeografia do Brasil: aspectos sociológicos e florísticos*. p. 374, 1979.

RODRIGUES, A. C. et al. Delineamento da produção científica sobre desastres no Brasil no início deste século. **Desenvolvimento e Meio Ambiente**, v. 34, 11 ago. 2015.

ROSSER, B. et al. New Zealand's National Landslide Database. **Landslides**, v. 14, n. 6, p. 1949–1959, dez. 2017.

SAADATKHAH, N.; KASSIM, A.; LEE, L. M. Hulu Kelang, Malaysia regional mapping of rainfall-induced landslides using TRIGRS model. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 8, n. 5, p. 3183–3194, maio 2015.

SADOWSKI, G. R. **Tectônica da Serra de Cubatão, SP**. São Paulo: Unversidade de São Paulo, 1974.

SALEEM, N. et al. Parameters Derived from and/or Used with Digital Elevation Models (DEMs) for Landslide Susceptibility Mapping and Landslide Risk Assessment: A Review. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 8, n. 12, p. 545, 29 nov. 2019.

SEGONI, S. et al. Analysing the relationship between rainfalls and landslides to define a mosaic of triggering thresholds for regional-scale warning systems. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 14, n. 9, p. 2637–2648, 29 set. 2014.

SEGONI, S. et al. Integration of rainfall thresholds and susceptibility maps in the Emilia Romagna (Italy) regional-scale landslide warning system. **Landslides**, v. 12, n. 4, p. 773–785, ago. 2015.

SEGONI, S. et al. Landslide susceptibility of the Prato–Pistoia–Lucca provinces, Tuscany, Italy. **Journal of Maps**, v. 12, n. sup1, p. 401–406, 4 nov. 2016.

SEGONI, S. et al. Combination of rainfall thresholds and susceptibility maps for dynamic landslide hazard assessment at regional scale. **Frontiers in Earth Science**, v. 6, 2018.

SEGONI, S. et al. Landslide susceptibility assessment in complex geological settings: sensitivity to geological information and insights on its parameterization. **Landslides**, 4 jan. 2020.

SEGONI, S.; PICIULLO, L.; GARIANO, S. L. A review of the recent literature on rainfall thresholds for landslide occurrence. **Landslides**, v. 15, n. 8, p. 1483–1501, ago. 2018.

SESTRAS, P. et al. Landslides Susceptibility Assessment Based on GIS Statistical Bivariate Analysis in the Hills Surrounding a Metropolitan Area. **Sustainability**, v. 11, n. 5, p. 1362, 5 mar. 2019.

SHAFER, G. A mathematical theory of evidence. **Princeton Univ. Press**, p. 297, 1976.

SHARPE, C. F. S. Landslides and Related Phenomena: A Study of Mass Movement of Soil and Rock. n. Columbia University Press, New York, 1938.

SIDLE, R. C.; PEARCE, A. J.; O'LOUGHLIN, C. L. Hillslope stability and land use. **Washington: American Geophysical Union**, v. 11, p. 140, 1985.

SMA, S. DO M. A. **Instabilidade de Serra do Mar no estado de São Paulo: situações de risco**. São Paulo: SMA, 1988. v. 4

SOETERS, R.; VAN WESTEN, C. J. Slope instability Recognition, analysis and zonation. **Landslides: Investigation and Mitigation**. 1996.

SOETERS, R.; VAN WESTEN, C. J.; SIJMONS, K. Digital geomorphological landslide hazard mapping of the Alpago area, Italy. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 247. v. 2, n. 1, p. 129–177, 1996.

STERLACCHINI, S. et al. Spatial agreement of predicted patterns in landslide susceptibility maps. **Geomorphology**, v. 125, n. 1, p. 51–61, jan. 2011.

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, 1 mar. 2004.

SWETS, J. A. Measuring the accuracy of diagnostic systems. **Science**, v. 240, p. 1285–1293, 1988.

TATIZANA, C. et al. **Análise da correlação entre chuvas e escorregamentos na Serra do Mar, município de Cubatão**. . In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOLOGIA DE ENGENHARIA. São Paulo: 1987

THIERY, Y. et al. Landslide susceptibility assessment by bivariate methods at large scales: Application to a complex mountainous environment. **Geomorphology**, v. 92, n. 1–2, p. 38–59, nov. 2007.

TIEN BUI, D. et al. Spatial prediction of landslide hazards in Hoa Binh province (Vietnam): A comparative assessment of the efficacy of evidential belief functions and fuzzy logic models. **Catena**, v. 96, p. 28–40, set. 2012.

TIEN BUI, D. et al. Regional prediction of landslide hazard using probability analysis of intense rainfall in the Hoa Binh province, Vietnam. **Natural Hazards**, v. 66, n. 2, p. 707–730, mar. 2013.

TIEN BUI, D. et al. Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. **Landslides**, v. 13, n. 2, p. 361–378, abr. 2016.

TIERNEY, K. J.; LINDELL, M. K.; PERRY, R. W. Facing the Unexpected: Disaster Preparedness and Response in the United States. **Washington, D.C.: Joseph Henry Press**, 2001.

TOMIDA, Y. **SABO and river improvement works in Japan and master plan on the disaster prevention in Serra do Mar, Cubatão region, State of São Paulo**. São Paulo: 1990

TOMINAGA, L. K. **Avaliação de metodologias de análise de risco a escorregamento: Aplicação de um ensaio em Ubatuba-SP**. São Paulo: Programa de Pós-Graduação em Geografia da Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo - FFLCH USP, 2007.

TOMINAGA, L. K. et al. (EDS.). **Desastres naturais: conhecer para prevenir**. 1a. ed ed. São Paulo: Instituto Geológico, 2009.

TROPPEMAIR, H.; FERREIRA, M. E. M. C. Cobertura vegetal, poluição aérea e deslizamentos na Serra do Mar. **Geografia**, v. 12, n. 23, p. 117–129, 1987.

UNDRR. Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015 - 2030. p. 37, 2015.

UNDRR. **Terminology on Disaster Risk Reduction**. . In: UNITED NATIONS GENERAL ASSEMBLY. Brussels: 2017Disponível em: <<https://www.undrr.org/terminology>>. Acesso em: 20 ago. 2019

USGS. Landslide Types and Processes. 2004.

UZIELLI, M. et al. A conceptual framework for quantitative estimation of physical vulnerability to landslides. **Engineering Geology**, v. 102, n. 3–4, p. 251–256, dez. 2008.

VAN WESTEN, C. J.; CASTELLANOS, E.; KURIAKOSE, S. L. Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: An overview. **Engineering Geology**, v. 102, n. 3–4, p. 112–131, dez. 2008.

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, nov. 2003.

VAN WESTEN, C. J.; VAN ASCH, T. W. J.; SOETERS, R. Landslide hazard and risk zonation - why is it still so difficult? n. 65, p. 167–184, 2006.

VARNES, D. J. **Slope Movement Types and Processes**. . In: TRB SPECIAL REPORT 176, LANDSLIDES: ANALYSIS AND CONTROL. United States: 1978

VARNES, D. J. **Landslide hazard zonation: a review of principles and practice**. . In: NATURAL HAZARD SERIES. UNESCO, Paris: 1984

VIEIRA, B. C. et al. Assessing shallow landslide hazards using the TRIGRS and SHALSTAB models, Serra do Mar, Brazil. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, n. 6, mar. 2018.

VIEIRA, B. C.; FERNANDES, N. F.; FILHO, O. A. Shallow landslide prediction in the Serra do Mar, São Paulo, Brazil. **Natural Hazards and Earth System Science**, v. 10, n. 9, p. 1829–1837, 6 set. 2010.

VORPAHL, P. et al. How can statistical models help to determine driving factors of landslides? **Ecological Modelling**, v. 239, p. 27–39, jul. 2012.

WHITE, I. D.; MOTTERSHEAD, D. N.; HARRISON, J. J. Environmental Systems. **Chapman & Hall, London**, n. 2nd, p. 616, 1996.

WIECZOREK, G. F. Preparing a detailed landslide-inventory map for hazard evaluation and reduction. n. 21, p. 337–342, 1984.

WILLS, C. J.; MCCRINK, T. P. Comparing landslide inventories: The map depends on the method. **Environmental & Engineering Geoscience**, v. 8, n. 4, p. 279–293, 2002.

XIAO, T. et al. A step beyond landslide susceptibility maps: a simple method to investigate and explain the different outcomes obtained by different approaches. **Landslides**, v. 17, n. 3, p. 627–640, mar. 2020.

YAN, T. Z. Recent advantages of quantitative prognoses of landslides in China. **In: Landslides. Proceedings of the Fifth International Symposium on Landslides**, p. 1263–1268, 1988.

YESILNACAR, E.; TOPAL, T. Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). **Engineering Geology**, v. 79, p. 251–266, 2005.

YIN, K. L.; YAN, T. Z. Statistical prediction models for slope instability of metamorphosed rocks. **In: Landslides. Proceedings of the Fifth International Symposium on Landslides**, p. 1269–1272, 1988.

YOUSSEF, A. M. et al. Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison

of their performance at Wadi Tayyah Basin, Asir Region, Saudi Arabia. **Landslides**, v. 13, n. 5, p. 839–856, out. 2016.

ZEVENBERGEN, L. W.; THORNE, C. R. Quantitative analysis of land surface topography. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 12, n. 1, p. 47–56, jan. 1987.

ZÊZERE, J. L. **Movimentos de Vertente e Perigosidade Geomorfológica na Região Norte de Lisboa**. Tese de Doutoramento em Geografia Física—Lisboa: Faculdade de Ciências e Letras da Universidade de Lisboa, 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). **Natural Hazards and Earth System Science**, v. 4, n. 1, p. 133–146, 9 mar. 2004.

ZÊZERE, J. L. **Programa: Dinâmica de Vertentes e Riscos Geomorfológicos**. Lisboa, PT: Centro de Estudos Geográficos, Universidade de Lisboa, 2005. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/292310458\\_Dinamica\\_de\\_Vertentes\\_e\\_Riscos\\_Geomorfologicos\\_-\\_Programa](https://www.researchgate.net/publication/292310458_Dinamica_de_Vertentes_e_Riscos_Geomorfologicos_-_Programa)>. Acesso em: 29 maio. 2019.

ZÊZERE, J. L. et al. **Análise sensitiva na avaliação da susceptibilidade a deslizamentos na região norte de Lisboa**. X Colóquio Ibérico de Geografia. **Anais...**Évora, Portugal: 2005 Disponível em: <<http://www.apgeo.pt/publicacoes>>

ZÊZERE, J. L. et al. Landslide risk analysis in the area North of Lisbon (Portugal): evaluation of direct and indirect costs resulting from a motorway disruption by slope movements. **Landslides**, v. 4, n. 2, p. 123–136, maio 2007.

ZÊZERE, J. L. et al. Mapping landslide susceptibility using data-driven methods. **Science of The Total Environment**, v. 589, p. 250–267, jul. 2017.

ZHANG, G. et al. Integration of the Statistical Index Method and the Analytic Hierarchy Process technique for the assessment of landslide susceptibility in Huizhou, China. **Catena**, v. 142, p. 233–244, jul. 2016.

ZHOU, C. H. et al. On the spatial relationship between landslides and causative factors on Lantau Island, Hong Kong. **Geomorphology**, v. 43, n. 3–4, p. 197–207, mar. 2002.

ZUQUETTE, L. V. **Importância do mapeamento geotécnico no uso e ocupação do meio-físico: fundamentos e guia para elaboração**. Livre Docencia em Geotecnia—São Carlos: Universidade de São Paulo, 1993.

ZUQUETTE, L. V. **Geotecnia Ambiental**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2015.

ZUQUETTE, L. V. **Riscos, desastres e eventos perigosos: fontes de eventos perigosos**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2018.