



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO**  
**ESCOLA DE MINAS**  
**COLEGIADO DO CURSO DE ENGENHARIA AMBIENTAL**



**JULIA BRUNO CARVALHO**

**ANÁLISE DA SETORIZAÇÃO DE FATORES DE PREDISPOSIÇÃO DERIVADOS  
TOPOGRAFICAMENTE NA MODELAGEM ESTATÍSTICA DE SUSCEPTIBILIDADE  
A ESCORREGAMENTOS: ESTUDO DE CASO NA REGIÃO DE JEQUERI, MINAS  
GERAIS**

**TRABALHO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL**

**Ouro Preto, 2021**

---

**JULIA BRUNO CARVALHO**

**ANÁLISE DA SETORIZAÇÃO DE FATORES DE PREDISPOSIÇÃO DERIVADOS  
TOPOGRAFICAMENTE NA MODELAGEM ESTATÍSTICA DE SUSCEPTIBILIDADE  
A ESCORREGAMENTOS: ESTUDO DE CASO NA REGIÃO DE JEQUERI, MINAS  
GERAIS**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia Ambiental da  
Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para  
a obtenção ao Grau em Engenharia Ambiental.

**Professor orientador:** Doutor César Falcão Barella

**Ouro Preto, Abril de 2021**

## SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

C331a Carvalho, Julia Bruno de .

Análise da setorização de fatores de predisposição derivados topograficamente na modelagem estatística de susceptibilidade a escorregamentos [manuscrito]: estudo de caso na região de Jequeri, Minas Gerais. / Julia Bruno de Carvalho. - 2021.

41 f.: il.: color., tab., mapa.

Orientador: Prof. Dr. César Falcão Barella.

Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto. Escola de Minas. Graduação em Engenharia Ambiental .

1. Solos e rocha - Escorregamentos. 2. Meio ambiente - Modelagem estatística. 3. Engenharia ambiental. I. Barella, César Falcão. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 504:502

Bibliotecário(a) Responsável: Maristela Sanches Lima Mesquita - CRB-1716

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DO DESPORTO  
Universidade Federal de Ouro Preto – Escola de Minas – Colegiado do Curso de  
Engenharia Ambiental – CEAMB

Folha de Aprovação

JÚLIA BRUNO DE CARVALHO

**ANÁLISE DA SETORIZAÇÃO DE FATORES DE PREDISPOSIÇÃO DERIVADOS  
TOPOGRAFICAMENTE NA MODELAGEM ESTATÍSTICA DE SUSCEPTIBILIDADE A  
ESCORREGAMENTOS: ESTUDO DE CASO NA REGIÃO DE JEQUERI, MINAS GERAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado em 23/04/2021 pela  
comissão avaliadora constituída pelos professores:



\_\_\_\_\_  
CÉSAR FALCÃO BARELLA – DEAMB/UFOP

Participação por Videoconferencia

\_\_\_\_\_  
Mateus Oliveira Xavier – DEARQ/UFOP

Participação por Videoconferencia

\_\_\_\_\_  
Cahio Guimarães Seabra Eiras – Doutorando NUGEO/UFOP

*“A felicidade constante é a curiosidade.”*  
*Alice Munro*

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente, gostaria de agradecer a minha família que se manteve ao meu lado por todo o tempo, me incentivando a não desistir e continuar correndo atrás dos meus objetivos. Agradeço meu pai por ser o meu escudo, me proteger e tornar o meu caminho leve. Obrigada pai, por sempre lutar para que eu possa ter tudo que desejar.

Agradeço a minha mãe por todos os dias me incentivar a ser uma mulher forte, decidida, não ter medo de usar a minha voz e lutar por minhas causas. Obrigada por ter os melhores conselhos e me dar a mão quando tudo parecia ser mais pesado do que eu poderia aguentar.

Agradeço também as minhas amigas que foram minha força e sempre estiveram de prontidão para me ajudar em todas as etapas dessa caminhada. Neste trabalho, agradeço principalmente a Paula, Isabela, Maria Clara, Regina, Victória, Mariana e minha prima Amanda.

Meu eterno agradecimento ao grande professor e meu orientador César Falcão Barella, que se dedicou junto a mim na elaboração deste trabalho. Obrigada por ser sempre tão acessível, dedicado e um exemplo de profissional. Agradeço imensamente por ter podido contar com você nesta caminhada.

Meu agradecimento também ao DEAMB, Escola de Minas e por todos os professores que por ali passaram durante a minha graduação. Vocês foram primordiais para a minha formação como profissional.

Viva a Escola de Minas!

## RESUMO

Os escorregamentos estão entre os principais desastres naturais que assolam o território brasileiro. Na região sudeste do Brasil, estes eventos são responsáveis por causar diversos prejuízos financeiros e humanos, atingindo milhares de pessoas, direta e indiretamente. Este trabalho teve por objetivo gerar uma carta de suscetibilidade a escorregamentos de massa, para uma área de estudos localizada na região sudeste do estado de Minas Gerais. Deste modo, a partir de um inventário de cicatrizes, foi elaborado um modelo de suscetibilidade a escorregamentos, utilizando os parâmetros de predisposição escolhidos pelo Serviço Geológico do Brasil – CPRM através do método estatístico bivariado do valor informativo (VI). A validação contou com a utilização das áreas abaixo das curvas (AAC) de Sucesso e de Predição. Esta carta foi gerada utilizando os parâmetros ângulo das encostas, curvatura e a densidade de lineamentos positivos. A carta resultante apresentou boa aderência aos dados (AAC de Sucesso = 0,733) e boa capacidade preditiva (AAC de Predição = 0,750), sendo que 43% da área de estudo é capaz de prever até 80% dos escorregamentos mapeados, além de maximizar a área de baixa suscetibilidade, que corresponde a 37% da região investigada. O modelo gerado por este estudo pode ser efetivamente aplicado a outras regiões do estado e do país, já que a metodologia aplicada pode ser facilmente replicada.

**Palavras Chave:** Escorregamentos; Suscetibilidade; Valor Informativo; Modelo Estatístico.

## ABSTRACT

The landslides are among the main natural disasters that plague the Brazilian territory. In the southeastern region of Brazil, these events are responsible for causing several financial and human losses, affecting thousands of people, directly and indirectly. This work aimed to generate a letter of susceptibility to landslides, for a study area located in the southeastern region of the state of Minas Gerais. In this way, a statistical model of susceptibility to landslide was elaborated, using the predisposition parameters chosen by the Geological Survey of Brazil - CPRM through the bivariate method of the informative value (VI). The validation relied on the use of the Success and Prediction Curves. This chart was generated using the slope angle, curvature and density of positive lineaments and scars inventory parameters. The resulting chart showed good adherence to the data (AAC of Success = 0.733) and good predictive capacity (AAC of Prediction = 0.750), with 43% of the study area capable of predicting up to 80% of the mapped landslides, in addition to maximizing the low susceptibility area, which corresponds to 37% of the investigated region. The model generated by this study can be effectively applied to other regions of the state and the country, since the applied methodology can be easily replicated.

**Keywords:** Landslides; Susceptibility; Information Value; Statistical Model.

## LISTAS DE FIGURAS

Figura 1 - Fluxograma metodologias de mapeamento de suscetibilidade.....	6
Figura 2 - Trecho de zoneamento de suscetibilidade a escorregamentos, representando as três classes (cor mais escura: alta; Intermediária: média; mais clara: baixa). .....	13
Figura 3 - Localização da área de Estudo .....	17
Figura 4 - Metodologia utilizada para a elaboração do modelo de suscetibilidade.....	18
Figura 5 - Cicatrizes de escorregamentoss na área de estudo. ....	19
Figura 6 - Inventário de escorregamentos elaborado no Google Earth. Fonte: Imagem em 3D de julho de 2018. Delimitação do inventário de escorregamentos.....	20
Figura 7 - Modelo de Suscetibilidade a Escorregamento de massa. ....	31

## LISTAS DE TABELAS

Tabela 1: Classificação dos inventários. Adaptado de Rosa (2018) e Guzetti <i>et al.</i> (2012).....	15
Tabela 2: Valores dos limites definidos para cada classe do parâmetro declividade. Fonte: Elaboração Própria, 2021.....	22
Tabela 3: Valores dos limites definidos para cada classe do parâmetro curvatura. Fonte: Elaboração própria, 2021.....	22
Tabela 4: Valores dos limites definidos para cada classe do parâmetro densidade de lineamentos. Fonte: Elaboração própria, 2021. ....	23
Tabela 5 - Nomes Modelos estatísticos de suscetibilidade. Fonte: Elaboração própria, 2021 .....	24
Tabela 6: Valores das AAC para as curvas de sucesso e predição. As marcações em verde demarcam os seis modelos pré selecionados. FONTE: Elaboração própria, 2021.....	27
Tabela 7: Valores para AAC para as curvas de sucesso e predição para os modelos finais. Fonte: Elaboração própria, 2021. ....	28
Tabela 8: Distribuição das áreas de acordo com a classe de suscetibilidade. Fonte: Elaboração própria, 2021.	29

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. OBJETIVOS.....	4
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
3.1. MÉTODOS DE ANÁLISE DE SUSCETIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS DE MASSA: .	4
3.1.1 MÉTODOS QUALITATIVOS .....	6
3.1.2 MÉTODOS QUANTITATIVOS .....	7
3.2. MÉTODO ESTATÍSTICO BIVARIADO DO VALOR INFORMATIVO.....	11
3.3. METODOLOGIA DO SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL - CPRM.....	12
3.4. INVENTÁRIO DE ESCORREGAMENTO .....	13
4. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	16
5. MATERIAIS E MÉTODOS: .....	18
5.1. INVENTÁRIO DE CICATRIZES .....	19
5.2. FATORES DE PREDISPOSIÇÃO .....	21
5.3. MODELAGEM ESTATÍSTICA.....	22
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	25
6.1. CLASSIFICAÇÃO E ANÁLISE DOS PARÂMETROS DE PREDISPOSIÇÃO .....	25
6.2. MODELO DE SUSCETIBILIDADE.....	28
7. CONCLUSÃO.....	32
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	33
ANEXO I.....	38

## 1. INTRODUÇÃO

A partir do século XX, o contexto populacional brasileiro passou por grandes modificações. A população urbana que correspondia a 45% do total em 1960, chegou a superar 84% no ano de 2010 (IBGE, 2011). Entretanto, esta modificação na distribuição da população brasileira, não foi acompanhada pelos investimentos governamentais necessários em infraestrutura urbana, ocasionando a ocupação desordenada e desigual das cidades. Dessa forma, a população com menor renda acabou por ocupar espaços mais periféricos, com características geomorfológicas inadequadas para a ocupação humana, se tornando o perfil social mais vulnerável aos desastres naturais (CARMO e ANAZAWA, 2014).

Com o passar do tempo e a mudança dos interesses políticos e econômicos, muitas dessas áreas foram legalizadas, o que contribuiu, em conjunto com outros fatores socioeconômicos, para consolidar o adensamento urbano nas periferias. Porém, a decadência das finanças públicas produziu direitos sociais não atendidos, isto é, falta de infraestrutura de saneamento, sistemas de drenagem, habitações, dentre outros, fomentando, mesmo que de forma inconsciente, a formação de áreas de risco e impondo a essa parcela da população a necessidade de conviver com as consequências derivadas.

No Brasil, os eventos hidrológicos são responsáveis por muitos danos materiais e ambientais, além de prejuízo sociais e econômicos. Esses eventos atingem diversas regiões do país (CEPED-UFSC, 2012, IBGE, 2011), com destaque para os estados do Rio de Janeiro, São Paulo, Minas Gerais, Espírito Santo, Bahia e Pernambuco. Estes eventos, quando relacionados à dinâmica das encostas, são controlados pelos movimentos gravitacionais de massa (escorregamentos; corridas de massa; rastejo; quedas, tombamentos e/ou rolamento de rochas) (CASTRO, 2003).

De 1991 a 2010, foram registrados no Brasil 31.907 desastres naturais, com 3.404 óbitos e mais de 90 milhões de pessoas afetadas de alguma forma pelo eventos ocorridos (CEPED-UFSC, 2012). Ainda, o Sistema Integrado de Informações Sobre Desastres do Governo Federal, registrou nos três primeiros meses de 2020, 14 óbitos, 60 desaparecidos, 3862 pessoas desabrigadas ou desalojadas. Um único evento registrado superou os 100.00 habitantes atingidos (S2ID, 2020). Em 2011, o Rio de Janeiro totalizou 912 mortes, 350 desaparecidos e 45 mil pessoas desabrigadas (CARMO e ANAZAWA, 2014). Em 2013, mais de 18.000 pessoas

foram diretamente afetadas por algum tipo de desastre natural no Brasil, levando a 183 óbitos. Deste total, 41 óbitos foram ocasionados por movimentos de massa e a região sudeste concentrou 84% destes eventos. Além disso, dos 40 movimentos de massa registrados no ano de 2013, 22 aconteceram no estado de Minas Gerais. (BRASIL, 2014).

Além das perdas humanas, os prejuízos monetários gerados aos cofres públicos também são altos, exigindo a necessidade de se investir na Gestão de Riscos. Com base nas perdas ocorridas em grandes desastres, como os eventos de Santa Catarina, em 2008, Pernambuco e Alagoas, em 2010; e Região Serrana do Rio de Janeiro, em 2011, estima-se que os prejuízos econômicos foram da ordem de R\$ 15,5 bilhões. Ainda, é estimado que são perdidos no Brasil, anualmente, valores acima de 9 bilhões de reais, dentre prejuízos públicos e privados. (SCHADECK, 2016).

É perceptível a necessidade que a gestão do território seja elaborada de acordo com o conhecimento dos perigos relativos à ocupação humana sendo imprescindível o conhecimento do meio físico como ferramenta de apoio para as decisões derivadas da política de ordenamento territorial. (BARELLA, 2016).

Uma forma eficaz de auxiliar o ordenamento territorial é basear as análises na previsibilidade de ocorrência de processos geodinâmicos, buscando minimizar os impactos negativos que possam vir a ser produzidos, delimitando cartograficamente áreas que devem ser preservadas e áreas apropriadas a expansão urbana. (SOUZA, 2004). A cartografia geotécnica é um instrumento imprescindível para essas análises e abrange uma gama de estudos que enfocam a capacidade de suporte do meio física voltada ao uso urbano, agrícola, exploração de recursos minerais além de envolver diversos estudos sobre processos geodinâmicos. (SOBREIRA e SOUZA, 2012)

Dentre as cartas geotécnicas passíveis de utilização durante o ordenamento territorial, pode-se destacar a carta de susceptibilidade. As cartas de suscetibilidade destacam o potencial dos terrenos em desenvolver um ou mais fenômenos, baseado no entendimento dos mecanismos de deflagração dos processos responsáveis pela sua ocorrência (PFALTZGRAFF, 2007; FERNANDES e CERRI, 2011; SOBREIRA e SOUZA, 2012; LEÃO, 2016; MOURA e CANIL, 2018). Em outras palavras, são capazes de destacar as tendências de um evento futuro ocorrer em uma área específica, mensurando-as a partir da correlação entre os fatores

condicionantes e a distribuição de escorregamentos na paisagem e, desta forma, determinar os níveis potenciais de ocorrência. (SAMPAIO, et al., 2013). Vale salientar que a abordagem de suscetibilidade possui finalidade consultiva e informativa, logo, apresentam papel significativo para gestores públicos, sendo um instrumento de grande utilidade para o planejamento do uso e ocupação territorial (MONTANDON, 2017)

No Brasil, a impulsão para utilização das cartas geotécnicas de susceptibilidade ocorreu com a promulgação da Lei nº 12.608, de abril de 2012, que instituiu a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil – PNPDEC, e a implementação do Plano Nacional de Gestão de Riscos e Resposta a Desastres Naturais, que permite o investimento governamental da ordem bilhões de reais em ações de prevenção, monitoramento e alerta, mapeamento, resposta e reconstrução (BRASIL, 2015). Desta forma, esta lei tem como objetivo promover a identificação e a avaliação de ameaças, suscetibilidades e vulnerabilidades, de modo a evitar ou reduzir a ocorrência de desastres ou suas consequências (BRASIL, 2012).

Como ferramenta preventiva, foi instituído o cadastro nacional de municípios que contenham áreas suscetíveis à ocorrência de escorregamentos de grande impacto, inundações bruscas ou processos geológicos ou hidrológicos. A inscrição no cadastro é feita por iniciativa do município e está atrelada ao mapeamento das áreas suscetíveis à ocorrência destes eventos. (BRASIL, 2012)

O Serviço Geológico do Brasil – CPRM (Companhia de Pesquisas de Recursos Minerais) recebeu a incumbência de trabalhar no eixo de mapeamento e produção de conhecimento geológico-geotécnico em municípios com alta e muito alta propensão a escorregamentos e inundações, sendo que, dentre as linhas de atuação incumbidas à entidade, está a produção de Cartas Municipais de Suscetibilidade. (SAMPAIO, et al., 2013)

Dessa forma, considerando o esforço conjunto do Governo Federal, das Defesas Civis e da CPRM no monitoramento e prevenção de desastres naturais e a importância dessa temática no contexto nacional, este trabalho pretende avaliar a eficácia dos fatores de predisposição utilizados pela CPRM na elaboração de cartas de suscetibilidade a escorregamentos utilizando uma técnica estatística bivariada.

## **2. OBJETIVOS**

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver um mapa de suscetibilidade a escorregamentos para a área de estudos compreendida entre os limites do cartograma de nomenclatura SF-23-X-B-II-4, próxima aos municípios de Jequeri e Rio Casca, na região sudeste do estado de Minas Gerais. Através deste mapa, pretende-se identificar os locais mais propícios a ocorrência dos eventos investigados, com o objetivo de apoiar políticas de uso e ocupação do solo, realizado por empresas públicas e privadas.

Dentre os objetivos específicos, pode-se destacar:

- Analisar os parâmetros de predisposição que influenciam a deflagração de escorregamentos de massa;
- Aplicar uma metodologia de análise de suscetibilidade a escorregamentos que possa ser replicada em todo o território nacional; e
- Criar uma carta de suscetibilidade a escorregamentos que possa ser utilizada como instrumento auxiliar para ordenamento territorial.

## **3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **3.1. MÉTODOS DE ANÁLISE DE SUSCETIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS DE MASSA:**

O termo suscetibilidade, para diversos autores, pode ser definido como a possibilidade ou probabilidade de processos geodinâmico, causarem transformações no meio físico, de acordo com as condições locais do terreno, independentemente das suas consequências (ZÊRERE, 2002; PFALTZGRAFF, 2007; JULIÃO, NERY, *et al.*, 2009; SOBREIRA e SOUZA, 2012; BARELLA, 2016; CARVALHO, 2018).

Logo, o mapeamento de suscetibilidade a escorregamentos propõe indicar, espacialmente, áreas potencialmente instáveis e se dá, através da elaboração de cartas geotécnicas de suscetibilidade que identificam e classificam as áreas mais propensas à ocorrência desses fenômenos, baseando-se nos fatores de pré-disposição do terreno. Estas cartas fazem parte, de um amplo conjunto de cartas e mapas derivados da cartografia geotécnica. São desenvolvidas com o intuito de orientar as atividades humanas, buscando adequar as formas de

uso e ocupação do solo (TOMINAGA, 2007). Desta forma, é possível utilizar o mapeamento da suscetibilidade para subsidiar a elaboração de políticas públicas voltadas a prevenção de desastres (MOURA e CANIL, 2018).

A escolha dos fatores de pré-disposição que serão utilizados no trabalho de mapeamento, depende do tipo de movimento em estudo, da disponibilidade dos dados e dos custos envolvidos (BARELLA e SOBREIRA, 2015). De forma geral, a instabilidade das encostas é condicionada pela união de três fatores, a geometria das encostas, a formação geológica e a geografia física (clima, cobertura vegetal e drenagens naturais) (FLACH e MEURER, 2017). Fernandes *et al.* (2001) elencam vários estudos que apontam os fatores geológicos, que englobam as características lito-estruturais, como a principal condicionante para deflagração de escorregamentos.

A elaboração do mapeamento pan-europeu de suscetibilidade a escorregamentos de terra, utiliza como fatores de pré-disposição, o ângulo de inclinação do talude, a litologia da superfície e a cobertura vegetal (WILDE *et al.*, 2018). Já os trabalhos de Tsangaratos e Iliá (2016), Raja *et al.* (2016), Chen, Pourghasemi e Naghibi (2017), Hong *et al.* (2017), Hearn e Hart (2019) e Moayedi *et al.* (2019), utilizam, as características topográficas, de formação geológica, a influência da rede de drenagem e o uso e ocupação do solo, como fatores de pré-disposição.

Sobreira e Souza (2012) apontam que o mapeamento de suscetibilidade deve avaliar os processos que ocorrem em áreas mais abrangentes e com agentes deflagradores de maior magnitude. Para eles, uma das dificuldades enfrentadas para a produção destes estudos está relacionada a intensa geração de produtos cartográficos nos últimos 15 anos. Sem um padrão comum ou normatização dos procedimentos utilizados, bem como pelo emprego de escalas diversas, grande parte destes produtos não podem ser comparados entre si.

A escolha do método de mapeamento a ser utilizado está intimamente vinculada às especificidades de cada estudo, à escala trabalhada e à qualidade dos dados disponíveis (BARELLA, 2016). Conforme apresentado na Figura 1, apesar de existir mais de uma forma de classificação das abordagens de mapeamento, a separação entre métodos qualitativos e quantitativos é simples e amplamente utilizada na literatura.

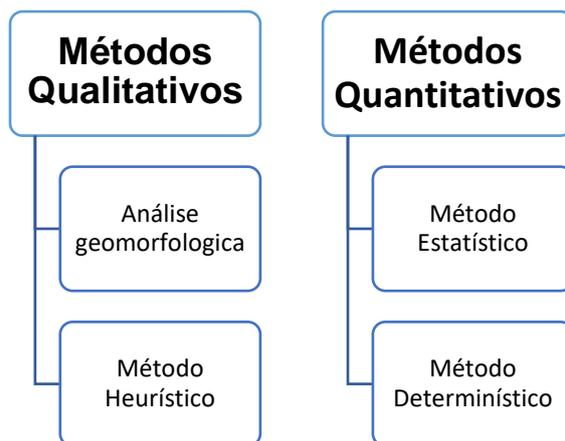


Figura 1 - Fluxograma metodologias de mapeamento de suscetibilidade. Fonte: Elaboração própria, 2021.

### 3.1.1 MÉTODOS QUALITATIVOS

#### *ANÁLISE GEOMORFOLÓGICA*

Considerado um método simples e subjetivo, a análise geomorfológica é realizada diretamente em campo por um profissional competente. Baseia-se em suas experiências ou em situações semelhantes já mapeadas (ALEOTTI e CHOWDHURY, 1999). Desta forma, é um método inteiramente dependente das habilidades do pesquisador (GUZZETTI *et al.*, 1999).

Como não existem regras ou procedimentos para definição de zonas instáveis, a utilização das cartas de suscetibilidade produzidas através de análises geomorfológicas, pode ser limitada. Dessa forma, os trabalhos executados por diferentes profissionais não podem ser comparados (BARELLA, 2016).

Entretanto, Aleotti e Chowdhury (1999) evidenciam que devido ao mapeamento direto, este método proporciona uma rápida avaliação da suscetibilidade e os trabalhos resultantes são produzidos utilizando simples ferramentas de desenho. Esta abordagem pode ser utilizada em diferentes escalas e adaptada à especificidade de requisitos locais.

A análise geomorfológica foi muito utilizada durante as décadas de 70 e 80. Atualmente, este método passou a ser elaborado com base em imagens de satélite e é comumente utilizado pela defesa civil após grandes eventos, além de ser aplicado nos estudos de validação de outras metodologias (RIFFEL, 2017).

## ***MÉTODO HEURÍSTICO***

A metodologia Heurística, consiste na combinação qualitativa de mapas e dados geomorfológicos. Nessa abordagem, os fatores condicionantes para a suscetibilidade são ponderados de acordo com a experiência do profissional responsável pelo estudo (GUZZETTI *et al.*, 1999; RIFFEL, 2017). O profissional mapeia e seleciona os principais fatores que influenciam a instabilidade do terreno, atribuindo a cada fator um valor proporcional a sua contribuição (ALEOTTI e CHOWDHURY, 1999).

Aleotti e Chowdhury (1999) especificam as operações que devem ser seguidas para produção de uma carta de suscetibilidade baseada neste método:

1. Subdivisão de cada fator em um número relevante de classes;
2. Atribuição de um valor ponderado a cada classe;
3. Atribuição de um valor ponderado a cada parâmetro;
4. Sobreposição dos mapas de parâmetros;
5. Desenvolvimento de um mapa final, especificando as classes de suscetibilidade.

Para Barella (2016), apesar desta abordagem permitir a automação dos processos, a subjetividade na ponderação entre os mapas permanece, assim como a dificuldade de utilizar o modelo desenvolvido especificadamente para uma área em outros locais (ALEOTTI e CHOWDHURY, 1999).

A abordagem deste método, juntamente com análises estatísticas, como por exemplo: a técnica AHP, tem por objetivo minimizar a subjetividade provocada pela ponderação dos valores. Nestes casos, esta técnica pode vir a ser conhecida como um método semi-qualitativo ou híbrido. (RIFFEL, 2017; CARVALHO, 2018).

### **3.1.2 MÉTODOS QUANTITATIVOS**

#### ***MÉTODOS DETERMINÍSTICOS***

Esta abordagem envolve a quantificação do fator de segurança, através da aplicação de modelos matemáticos sobre características físicas específicas que regem a instabilidade dos

terrenos (ALEOTTI e CHOWDHURY, 1999). Pode usar como base, modelos de estabilidade de encostas e modelos hidrológicos.

Para Fernandes *et al.* (2001) na grande maioria dos casos, as limitações desta metodologia, encontram-se associadas a deficiência de conhecimentos sobre os diversos processos relacionados a instabilidade de encostas e a dificuldade de obtenção dos dados utilizados pelos modelos.

Apontado como o método mais rigoroso e consistente quando comparado com os demais, normalmente é aplicado em estudo geotécnicos de áreas específicas. Entretanto, o desenvolvimento das ferramentas SIG facilitou a simulação de vários cenários, viabilizando a utilização desta metodologia no mapeando regional de escorregamentos. Dentro do ambiente SIG, estes modelos têm a capacidade de simular as diversas variações dos parâmetros que estão diretamente vinculados à instabilidade das encostas (LAJAS, 2016).

Os modelos determinísticos são os mais adequados para se obter informações quantitativas relacionadas à suscetibilidade, as quais podem ser diretamente utilizadas em projetos de engenharia (TOMINAGA, 2007). Por requererem grande quantidade de dados detalhados, constituem abordagens indicadas para estudos em grandes escalas, variando entre 1:10.000 a 1:2.000 (CRAIG, 2016).

## ***MÉTODOS ESTATÍSTICOS***

As abordagens estatísticas de mapeamento de suscetibilidade são baseadas na análise das relações funcionais entre os fatores que promoveram a instabilidade dos terrenos e os inventários de escorregamentos passados, pressupondo que os fatores que desencadearam os escorregamentos no passado são os mesmo que provocarão novos processos (GUZZETTI *et al.*, 1999). Logo, a análise estatística compara a distribuição espacial dos escorregamentos de terra com os parâmetros que governam a instabilidade dos terrenos. Os resultados obtidos desta comparação podem então ser aplicados em áreas que futuramente possam desenvolver condições de instabilidade (ALEOTTI e CHOWDHURY, 1999).

Os critérios e procedimentos adotados por esta metodologia tendem a reduzir a subjetividade durante a modelagem (ZÊZERE, *et al.*, 2011), uma vez que são menos dependentes da experiência do profissional responsável pela pesquisa. Vanacôr e Rolim (2012)

apontam que a maior precisão do método o torna mais adequado para análises probabilísticas, sobretudo em médias escalas. Esta redução de subjetividade, faz com que esta metodologia seja amplamente utilizada em estudos internacionais (BARELLA e SOBREIRA, 2015).

A subjetividade do método pode ser encontrada na definição dos fatores condicionantes que deverão ser considerados e analisados, o que é realizado, algumas vezes, de maneira qualitativa (XAVIER, 2018; NOHANI *et al.*, 2019), HONG, *et al.*, 2017). Além disso, outras desvantagens abordadas por Barella (2016) consistem em considerar que todos os eventos ocorridos em uma mesma área são desencadeados pela mesma combinação de fatores. Além da simplificação dos dados de entrada, que ocorre principalmente devido a consideração de parâmetros que são facilmente cartografados (JULIEV *et al.*, 2019; NOHANI *et al.*, 2019)).

Apesar da seleção qualitativa e simplificada dos parâmetros de entrada evidente em alguns trabalhos, é possível validar a importância de cada parâmetro condicionante e do modelo preditivo final. Esta validação dos modelos preditivos é facilitada devido ao crescente desenvolvimento das ferramentas de sistema de informação geográficas (GIS - *Geographical Information Systems*) o que também explica a ampla utilização desta metodologia (ALEOTTI e CHOWDHURY, 1999; MONTANDON, 2017).

As análises estatísticas podem ser bivariadas ou multivariadas. De forma geral ambos os métodos avaliam a relação histórica entre os fatores de predisposição a escorregamentos e a distribuição espacial dos eventos. (CARVALHO, 2018). Além de se adequarem muito bem a escala 1:25.000 (BARELLA e SOBREIRA, 2015).

Na análise bivariada, os fatores de predisposição são combinados independentemente com o inventário de escorregamentos. Um destes valores de ponderação é obtido através de equações matemáticas baseadas na densidade de escorregamentos (LAJAS, 2016), sendo que o valor de ponderação representa a influência dessas ocorrências.

A utilização deste método deve seguir determinados procedimentos, os trabalhos de Aleotti e Chowdhury (1999) e Barella (2016) especificam estas etapas:

1. Seleção e mapeamento dos parâmetros de predisposição;
2. Subdivisão destes parâmetros em classes;
3. Construção do mapa de inventário;

4. Sobreposição dos diversos mapas de parâmetro com o mapa de inventário;

5. Determinação dos valores ponderados de cada classe dos parâmetros a partir da equação bivariada;

6. Integração dos mapas de parâmetro e cálculo das classes de suscetibilidade.

Diversos métodos de cálculo podem ser aplicados nas análises estatísticas bivariadas. Entre eles, o Método do Valor Informativo, o Método dos Pesos de Evidências e a Probabilidade Bayesiana (MONTANDON, 2017).

Na análise estatística multivariada, a relação entre os parâmetros de predisposição e o inventário de escorregamentos considera a ocorrência simultânea de vários fatores condicionantes associados à ausência ou à presença de escorregamentos (LAJAS, 2016). Logo, esta análise aborda a influência da interação entre os fatores condicionantes para determinação da suscetibilidade de uma determinada unidade do terreno.

Barella (2016) define 7 etapas que devem ser seguidas para a aplicação desta metodologia no mapeamento de suscetibilidade:

1. Seleção e mapeamento dos fatores condicionantes ao processo;
2. Elaboração de mapa de inventário;
3. Seleção de amostras afetadas (instáveis) e não afetadas (estáveis) pelo processo estudado através das ocorrências apontadas no inventário;
4. Sobreposição dos mapas de parâmetros construídos na etapa (1) com as amostras selecionadas na etapa (3);
5. Elaboração de uma relação ausência/presença para cada classe, de todos os parâmetros, baseando-se na amostragem binária (instáveis/estáveis);
6. Aplicação de modelo estatístico multivariado;
7. Reclassificação do terreno com base nos resultados obtidos na etapa (6) e categorização das classes de suscetibilidade.

Nos estudos estatísticos de susceptibilidade, sejam eles bivariados ou multivariados, os fatores de predisposição mais utilizados envolvem fatores topográficos (como declividade e altitude), geológicos (litologia, por exemplo), hidrológicos e de cobertura de solo, como

utilização do solo e tipo de vegetação (POURGHASEMI *et al.*, 2012; XAVIER, 2018; HUANGA e ZHAO, 2018). Apesar das variáveis preditoras apresentadas serem as mais comumente encontradas, alguns estudos apresentam outros parâmetros influentes, tais como distâncias de drenagem, fatores antropogênicos como distância de estradas, Entropia de Shannon (SE), entre outros (HUANGA e ZHAO, 2018; NOHANI *et al.*, 2019)

### 3.2. MÉTODO ESTATÍSTICO BIVARIADO DO VALOR INFORMATIVO

O método do valor informativo (VI) é uma metodologia amplamente difundida em estudos de suscetibilidade a escorregamentos. Introduzido por Yan (1988) e Yin e Yan (1988), este método promove a normalização logarítmica da razão entre a probabilidade de um evento ocorrer dentro da classe de um parâmetro de predisposição, e a probabilidade de o evento ocorrer dentro da área de estudos. O cálculo do VI é dado pela Equação 1:

$$VI_{ij} = \left[ \frac{\left(\frac{I_{ij}}{N_{ij}}\right)}{\left(\frac{I}{N}\right)} \right] \quad \text{Equação 1}$$

Tal que:

- $I_{ij}$  corresponde a área onde ocorreu o evento em  $N_{ij}$  ( $i, j = 0,1,2,3,\dots,n$ ).
- $N_{ij}$  é a área ocupada pelo parâmetro  $i$  de alguma variável investigada.
- $I$  é a superfície ocupada pelos eventos ao longo da área estudada.
- $N$  corresponde a área de estudo total.

De acordo com Laja (2016), por mais que o método tenha uma base Bayesiana, os valores de VI não representam um valor de probabilidade, e sim, o posicionamento da unidade de terreno relacionada com a densidade média observada na área de estudos. Quando positivos, os valores de VI são considerados relevante para ocorrência dos escorregamentos, e quando negativos, os valores de VI são considerados irrelevante para a deflagração do evento (BARELLA, 2016).

O Valor Informativo final para cada unidade da área é estimado através da soma algébrica dos valores que se sobrepõem para cada um dos fatores utilizados na elaboração do modelo, de acordo com a  $LSI_{VI} = \sum_{i,j=1}^n VI_{ij}$  Equação 2.

$$LSI_{VI} = \sum_{i,j=1}^n VI_{ij} \quad \text{Equação 2}$$

É importante ressaltar que os modelos estatísticos bivariados são vantajosos, pois permitem um maior controle sobre a influência relativa de cada parâmetro na distribuição dos escorregamentos de massa, entretanto, estes modelos desconsideram as possíveis correlações entre os parâmetros, sendo esta sua principal falha (Zêzere, 2006).

### **3.3. METODOLOGIA DO SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL - CPRM**

Com intuito de atender a lei federal 12.608/2012, o Serviço Geológico Brasileiro – CPRM, em conjunto com o Instituto de Pesquisa Tecnológica de São Paulo, buscou desenvolver um modelo básico e passível de aplicação ao longo de todo território nacional.

A metodologia desenvolvida foi baseada em modelagem estatística bivariada, sendo utilizada a escala 1:25.000 como referência. Definiu-se o ângulo das encostas, a curvatura e a densidade de lineamentos positivos como os fatores de pré-disposição. De acordo com Bitar (2014), estes parâmetros representam a influência conjunta de fatores geomorfológicos, hidrológico-pedológicos e geológicos, respectivamente. Os dados de declividade e curvatura são obtidos automaticamente a partir de um modelo digital de elevação (MDE). Os lineamentos positivos são adquiridos através da fotointerpretação de ortofotos, bem como do MDE. O tratamento destes dados é realizado em softwares de geoprocessamento.

Durante a elaboração dos modelos de susceptibilidade a escorregamentos, os fatores de predisposição são reclassificados de forma a representar a realidade espacial da região de interesse. Bitar (2014) explica que o método é aplicado em uma área piloto que englobe um grande número de cicatrizes e tenha semelhanças morfoesculturais. Posteriormente, os resultados obtidos para a área piloto são extrapolados para toda região de interesse.

Os resultados finais do mapeamento devem ser apresentados de forma classificada. Convencionou-se, nos estudos da CPRM, a utilização de três classes de susceptibilidade, Alta, Média e Baixa, como demonstrado na Figura 2, onde distingue-se as classes pela tonalidade da cor (mais escura: alta; intermediária: média; mais clara: baixa). A classe de alta susceptibilidade corresponde a área de estudo capaz de identificar 90% dos escorregamentos inventariados. A classe de média susceptibilidade representa o restante da área de abrangência dos demais

escorregamentos, totalizando 100% das cicatrizes mapeadas. A baixa susceptibilidade aponta as áreas em que a ocorrência de escorregamentos é insignificante (BITAR, 2014).

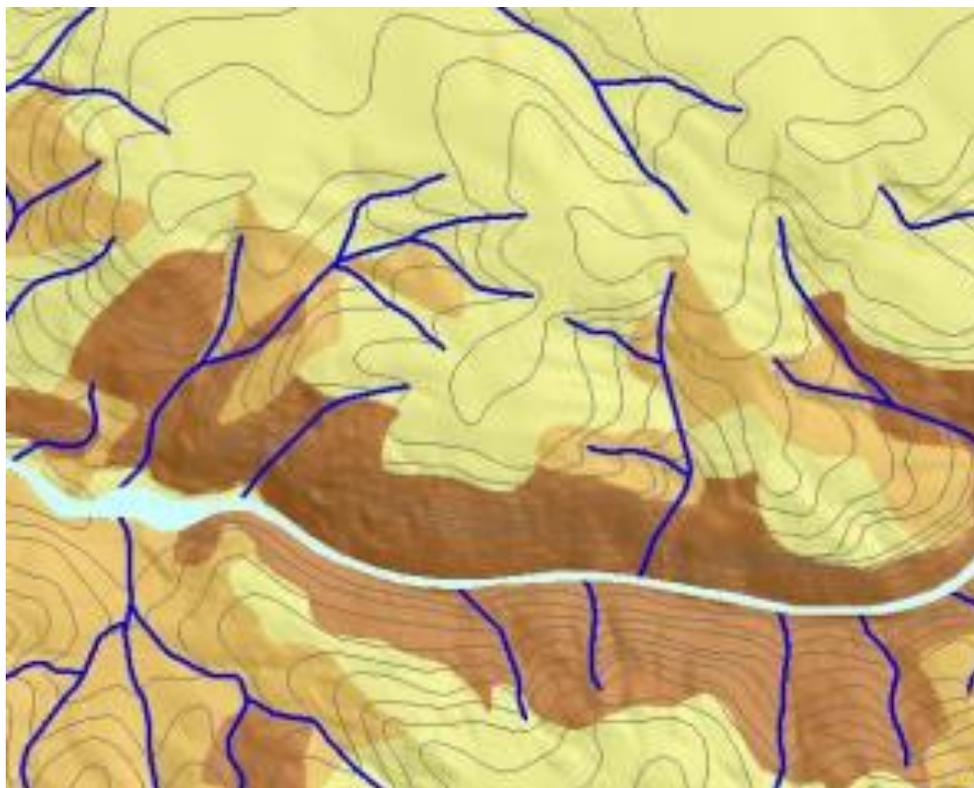


Figura 2 - Trecho de zoneamento de suscetibilidade a escorregamentos, representando as três classes (cor mais escura: alta; Intermediária: média; mais clara: baixa). Fonte: (BITAR, 2014).

### 3.4. INVENTÁRIO DE ESCORREGAMENTO

O inventário de processos é uma ferramenta de grande relevância para o mapeamento de suscetibilidade a escorregamentos. Guzzetti *et al.* (1999) afirma que regiões com registros de antigos escorregamentos tem maior predisposição em desenvolver novos eventos. Em outras palavras, os eventos geodinâmicos atuais acontecem sob a influência dos mesmos fatores que deflagraram os eventos no passado (MONTANDON, 2017). Desta forma, a inventariação de movimentos de massa busca catalogar as cicatrizes ou depósitos de antigos escorregamentos (PARDESHI, AUTADE e PARDESHI, 2013), com a pretensão de garantir o registro de dados para a previsão de ocorrências futuras.

Estas cicatrizes são reconhecidas através das alterações deixadas na paisagem, uma vez que podem apresentar características geomorfológicas bem definidas. Desta forma, as feições de escorregamentos podem ser identificadas através de campanhas de mapeamento em

campo ou pela interpretação de imagens (GUZZETTI *et al.* 1999). Para isso, várias ferramentas podem ser utilizadas, como imagens de satélite, conjuntos de fotografias aéreas de diferentes épocas, fotografias de baixa altitude, fotogrametria terrestre e bancos de dados já existentes, como, por exemplo, os cadastramentos feitos pela Defesa Civil e pelo Corpo de Bombeiros (SOUZA, 2004). A escolha da ferramenta vai variar de acordo com a extensão da área mapeada, a escala de trabalho, os dados e recursos disponíveis e o conhecimento do técnico responsável (GUZZETTI *et al.* 2012). Durante o processo cartográfico de mapeamento, estas feições podem ser registradas vetorialmente através de pontos, linhas ou polígonos. (BARELLA, 2016).

Os inventários devem apresentar, sempre que possível, dado o alfanuméricas referentes a informações de interesse, tais como, geologia, geomorfologia, geotecnia, localização geográfica, classificação do movimento, volume e data da ocorrência do evento geodinâmico (FLENTJE *et al.* 2007) (FLACH e MEURER, 2017). Apesar da importância das informações mencionadas, estes dados são raros e quando disponíveis apresentam um alto custo de aquisição, tornando um dos maiores entraves para a concepção de inventários completos.

Os inventários podem ser divididos entre inventários de reconhecimento simples e inventários complexos, de acordo com o nível de detalhamento dos mapas. Os inventários de reconhecimento simples demarcam genericamente a área onde os escorregamentos podem ter ocorrido, fornecendo uma visão generalizada e indicando regiões para estudos mais detalhados. Já os inventários complexos podem conter informações relacionadas à classificação dos escorregamentos, às zonas de acúmulo, à idade do evento, à profundidade do movimento e à natureza dos materiais envolvidos. Desta forma, fornecem uma compreensão maior do processo e podem ser utilizados na elaboração de outros mapas (HIGHLAND e BOBROWSKY, 2008).

Diversos fatores podem influenciar a credibilidade de um inventário, dentre eles pode-se destacar a existência de dúvidas durante a identificação das cicatrizes, os erros durante a transferências das informações foto interpretadas para o mapa de inventário, a presença de nuvens, a resolução das fotografias aéreas e imagens de satélite, o tipo e a escala do mapa utilizado para apresentar as informações, a relação luz e sombra e a experiência do profissional responsável (FACURI, 2012; ROSA, 2018). Dessa forma, com tantos fatores intervenientes, a credibilidade do trabalho resultante pode ser diretamente proporcional ao tempo de investigação (FACURI, 2012).

Outro fator que influencia a inventariação de escorregamentos de massa é a degradação das cicatrizes. Com o passar do tempo, estas feições começam a ser recobertas por processos naturais, como erosão, novos escorregamentos e recomposição vegetal. Além disso, também sofrem modificadas por ações antrópicas ligadas a agricultura ou a ocupação urbana (BARELLA, 2016), o que acaba por dificultar o mapeamento de escorregamentos antigos. Devido a toda subjetividade associada a inventariação de escorregamentos, os resultados obtidos através dos inventários não podem ser considerados totalmente exatos e sua precisão dependerá da persistência morfológica das cicatrizes deixadas pelos eventos e da competência do profissional responsável pelo mapeamento (OLIVEIRA, 2012).

Conforme a finalidade e a disponibilidade de recursos, os inventários de escorregamentos podem ser elaborados em diferentes escalas. Os inventários de pequena escala (1:200.000) são elaborados principalmente a partir de informações presentes na literatura e de dados disponibilizados por plataformas públicas. Os inventários de media escala (1:25.000 a 1:200.000) são construídos a partir da compilação de informações derivadas da interpretação de fotografias aéreas, contando com o apoio de validações em campo. Já os de grande escala, menores que 1:25.000, são aplicados em áreas limitadas e construídos através da interpretação de fotografias aéreas e imagens de satélite e de uma intensa investigação em campo (GUZZETTI *et al.* 2012). Os inventários construídos em médias e grandes escalas são muito utilizados nas análises estatísticas de susceptibilidade (BARELLA, 2016).

Ainda, em concordância com os dados apresentados, a distribuição temporal do mapeamento, bem como a quantidade e qualidade das informações coletadas, fornecem aos mapas de inventário diferentes classificações (PELLICANI e SPILOTRO, 2015). Nesse contexto, os inventários podem ser classificados como de arquivo, históricos, de eventos, sazonais e multi-temporais, conforme exemplificado na Tabela 1.

Tabela 1: Classificação dos inventários. Adaptado de Rosa (2018) e Guzzetti *et al.* (2012)

<b>Inventários</b>	<b>Definição</b>
<b>De Arquivo</b>	Informações obtidas na literatura
<b>Históricos</b>	Apresenta os escorregamentos ocorridos sem correlação de tempo. Como exemplo: recente, antigo, muito antigo, entre outros.
<b>Eventos</b>	Apresenta os escorregamentos desencadeados por um único evento, como terremotos ou chuvas.

<b>Sazonais</b>	Apresenta os escorregamentos ocorridos durante um período de tempo, e as datas informadas, são dos eventos que desencadeadores.
<b>Multi-temporais</b>	Apresenta os escorregamentos desencadeados por diversos eventos por um longo espaço de tempo (décadas).

Para Barella (2016), os inventários multi-temporais, por serem construídos através da interpretação de diversas imagens de uma mesma área em épocas diferentes, disponibilizam os resultados mais apurados dentre os demais.

#### **4. CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO**

A área de estudo (Figura 3) compreende a zona territorial definida pelos vértices 20°15'S; 42°45'O e 20°30'S; 42°30'O, correspondentes aos limites do cartograma de nomenclatura SF-23-X-B-II-4. Com aproximadamente 900 km<sup>2</sup> extensão e os principais acessos pelas MG-262, MG-265 e MG-329, a região de estudo contém integralmente o município de Santo Antônio do Grama e parcialmente os municípios de Jequiri, Urucania, Rio Casca, Piedade de Ponte Nova, Sericita e Abre Campo.

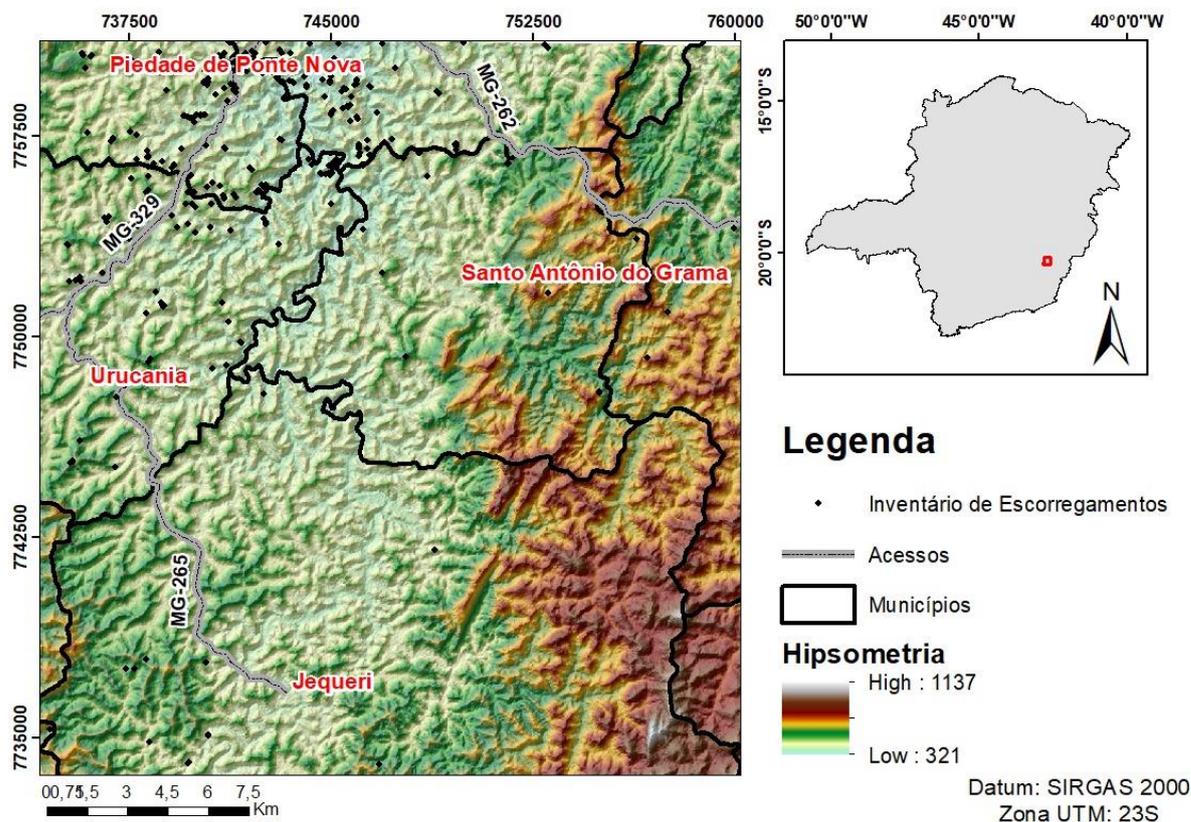


Figura 3 - Localização da área de Estudo. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

De forma geral, a área de estudo apresenta uma elevação média de 730m e uma inclinação de  $16^\circ$ . As maiores elevações, que podem alcançar em alguns locais 1137m, se encontram na região leste da área, onde pode-se observar a formação de um alinhamento montanhoso NE-SO (Figura 3). Neste alinhamento estão inseridas as Serras Velha e a dos Vieiras. Nessa região afloram, majoritariamente, as rochas do complexo Juiz de Fora, que consiste em rochas do embasamento de afinidade granítica, máficas e ultramáficas de alto grau. Além destas existem afloramentos do Grupo Andrelândia, que consistem em paragneisses migmatizados e rochas da suíte Santo Antônio do Gramma, que são antofilita-talco-xistos parcialmente saprolizados e anfibolitos ortoderivados (QUEIROGA *et al.* 2011). As inclinações mais expressivas são encontradas nas encostas, as quais podem chegar a  $79^\circ$ . Na borda oeste, onde o relevo é menos movimentado, predominam rochas do Complexo Mantiqueira (QUEIROGA *et al.* 2011), sendo dominante a ocorrência de elevações e inclinações da ordem de 485 m e  $19^\circ$ .

## 5. MATERIAIS E MÉTODOS:

Para iniciar este estudo, foi necessário um denso levantamento bibliográfico sobre o tema em questão, “Elaboração de cartas de suscetibilidade a escorregamentos”. Através deste levantamento, foi possível identificar os fatores de predisposição comumente empregados, identificar os principais métodos utilizados para analisar a suscetibilidade e os fatores que devem ser levados em consideração durante a elaboração do inventário de cicatrizes. Isto foi possível através da análise de teses, artigos e dissertações que abordavam a temática discutida por este trabalho.

Após a realização do levantamento bibliográfico, a metodologia desse trabalho foi organizada em IV etapas: (i) construção do inventário de escorregamentos; (ii) definição e elaboração dos fatores de predisposição ao fenômeno investigado; (iii) elaboração dos modelos de suscetibilidade variando os fatores de predisposição; (iv) aplicação do método do valor informativo e definição dos melhores modelos e acordo com a área abaixo da curva. De uma forma sucinta, a metodologia utilizada para a elaboração dos modelos de suscetibilidade a escorregamento é apresentada na Figura 4.

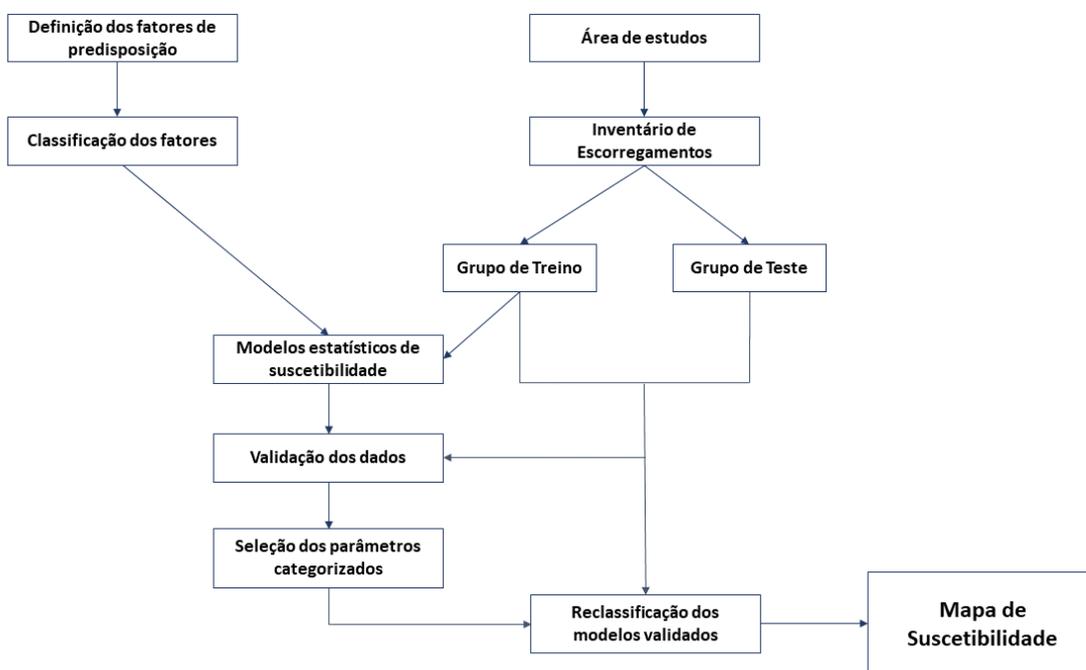


Figura 4 - Metodologia utilizada para a elaboração do modelo de suscetibilidade. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

## 5.1. INVENTÁRIO DE CICATRIZES

A área de estudo em questão foi escolhida após a evidência in loco de várias cicatrizes de eventos recentes (Figura 5), as quais estavam disponíveis no software Google Earth Pro. Após esta escolha, foi utilizado os limites do Mapa Geológico – Folha JEQUERI-SF.23-X-B-II-4 (Anexo I) para delimitar a área onde seria levantando o inventário de cicatrizes.



Figura 5 - Cicatrizes de escorregamentos na área de estudo. Fonte: Costa (2021).

Após esta etapa iniciou-se o levantamento do inventário de cicatrizes formado pelas áreas de depleção dos escorregamentos de massa (Figura 6).



Figura 6 - Inventário de escorregamentos elaborado no Google Earth. Fonte: Imagem em 3D de julho de 2018. Delimitação do inventário de escorregamentos. Google Earth (2021)

O inventário de cicatrizes foi elaborado através da fotointerpretação das imagens de satélite disponibilizadas pelo software Google Earth Pro. Para uma melhor interpretação dessas imagens, foi utilizado a variação da escala temporal das imagens do acervo disponível no programa, possibilitando analisar fotografias da mesma área em épocas distintas. Isto foi necessário, uma vez que as cicatrizes de eventos mais antigos passaram por transformações no decorrer do tempo (eventos geodinâmicos subsequentes, alteração da cobertura do solo, recomposição vegetal, etc.) e se tornam menos evidentes, o que tende a dificultar o processo cartográfico de vetorização. Para este estudo as cicatrizes foram demarcadas como polígonos. Foram identificadas 324 cicatrizes em toda a área de estudo

Grande parte dos eventos identificados referem-se a escorregamentos translacionais rasos, inferiores a 1 metro de espessura com base em observações de campo e derivam de uma chuva intensa que ocorreu em dezembro de 2017. Uma estação pluviométrica situada no município de Rio Casca (Código 2042011) registrou o total de 401 mm para o mês de dezembro de 2017, acumulado correspondente a 12 dias de chuva, com máxima diária de 146,8 mm. Vale destacar que esse evento pode estar associado à formação de uma descontinuidade hidráulica abaixo das raízes, o que tende a potencializar a saturação do solo e aumentar a poropressão,

principalmente em regiões com vegetações dotadas de raízes pouco profundas e densas (COELHO NETTO, 2005; ARAÚJO, BARELLA e FERNANDES, 2021).

## 5.2. FATORES DE PREDISPOSIÇÃO

Para compor o banco de dados deste estudo, foi utilizado um modelo digital de elevação (MDE) ALOS PALSAR com uma resolução espacial de 12,5 metros. Através deste MDE foram gerados 3 fatores de predisposição a escorregamentos: Ângulo da Encostas, Curvatura e Densidade de Lineamentos Positivos. A escolha desses parâmetros ocorreu com base na metodologia utilizada oficialmente pelo Serviço Geológico do Brasil para a elaboração das cartas de susceptibilidade ao longo do território brasileiro (BITAR,2014), além do fato de serem de fácil obtenção. Ainda cabe destacar que os parâmetros derivados topograficamente podem encontrar bons resultados, até onde a geologia é considerada parâmetro essencial (EIRAS, 2021).

Os fatores de predisposição utilizados na geração dos modelos de suscetibilidade foram gerados através do processamento do modelo digital de elevação (MDE) na plataforma SIG, mantendo a resolução espacial original do MDE. Para este estudo foi utilizado o software ArcGIS 10.6. Todos os dados utilizados foram projetados para o DATUM Sirgas 2000, zona UTM 23S.

A curvatura e a declividade foram geradas através de duas ferramentas que compõem o conjunto de ferramentas *Spatial Analyst Tools*, *Curvature* e *slope* respectivamente. Para gerar a densidade de lineamentos positivos, foi necessário utilizar a ferramenta *Hillshade*. Esta ferramenta simula o sombreamento causado pela iluminação solar de acordo com o ângulo de incidência dos raios. Desta forma, o raster de retorno, apresenta a superfície sombreada do MDE, ou seja, evidencia as ondulações do terreno. Para uma melhor análise do lineamento, foram usados dois ângulos de incidência: 315 ° e 45 °.

Após gerar os modelos sombreados, o traçado dos lineamentos positivos foi feito de forma vetorial, levando em consideração as formações geológicas aparentes, que eram confirmadas através da comparação entre os dois modelos sombreados. Após a geração desta camada vetorizada no formato de linhas, foi então gerado o mapa de densidade de Kernel, um mapa raster de calor, que é calculado de acordo com a quantidade de linhas em uma determinada área (km<sup>2</sup>). Quanto maior a quantidade de linhas, maior a percepção da densidade.

### 5.3. MODELAGEM ESTATÍSTICA.

O primeiro passo para criar os modelos estáticos de suscetibilidade, foi a hierarquização dos parâmetros de predisposição e a identificação da melhor forma de categorização dessas variáveis contínuas. Durante a execução dessa etapa, cada parâmetro (contínuo) foi classificado de 10 formas diferentes. Algumas classes foram definidas de forma automática (ex: *equal interveal e natural breaks*) e outras buscaram contemplar o maior número de escorregamentos em determinadas setores, fomentando assim a maior/menor importância das classes (probabilidade condicionada). As Tabela 2,

Tabela 3 e Tabela 4 apresentam o número da classe e os valores finais dos intervalos definidos para cada uma das classes.

Tabela 2: Valores dos limites definidos para cada classe do parâmetro declividade. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

Parâmetro	Nº Classe	Classes
Angulo das Encostas (°)	1	5 10 15 20 79,53
	2	7 12 17 21 26 79,53
	3	5 15 25 35 45  79,53
	4	6,93 11,87 16,25 20,48 24,70 29,68 37,78 79,53
	5	4 12 20 28 36 44 52 79,53
	6	20 30 40 50 60 79,53
	7	5 10 15 20 25 30 35 40 45 79,53
	8	5 10 12 15 18 20 23 28 30 34 37 40 45
	9	6 12 18 24 30 36 42 48 54 60 66 70 73 79,53
	10	30 45 50 55 60 79,53

Tabela 3: Valores dos limites definidos para cada classe do parâmetro curvatura. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

Parâmetro	Nº Classe	Classes
Curvatura (°)	1	-1,5 -0,5 0,0 0,5 1,5 46,08
	2	-3,2 -1,28 -0,64 0,64 1,92 46,08
	3	-30 -20 -10 -5 -2,5 0,0 20 46,08
	4	-10,88 -5,12 -2,56 -1,28 -0,64 0,0 0,64 1,92 3,84 8,32 46,08
	5	-39,04 -35 -25 -15 -5 -1,5 0,5 3 12 46,08
	6	-5,76 -2,56 -1,28 -0,64 -0,0 -0,64 1,92 5,76 46,08
	7	-6 -3 -1,5 1,5 3 46,08
	8	-1 -0,5 -0,25 0,25 0,5 46,0,8
	9	-5 -2,5 -0,75 -0,0 0,75 2,5 5 46,08

	10	-1 -0,5 -0,25 0,25 0,5 1 46,0,8
--	----	---------------------------------

Tabela 4: Valores dos limites definidos para cada classe do parâmetro densidade de lineamentos. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

Parâmetro	Nº Classe	Classes
Densidade de lineamentos (km <sup>2</sup> )	1	0 1 2 3,29
	2	0,5 1 1,5 2 3,29
	3	0,82 1,65 2,47 3,29
	4	0,4 0,8 1,2 1,6 2,0 2,4 3,29
	5	0,56 1,09 1,65 2,19 2,74 3,29
	6	0,3 0,6 0,9 1,2 1,5 1,8 2,1 2,4 2,7 3 3,29
	7	0 0,5 1,5 2 2,5 3,29
	8	0 0,3 0,6 0,9 1,5 3,29
	9	0,82 1,64 2,47 3,29
	10	1 1,3 1,6 1,9 2,6 3,29

Após a classificação dos parâmetros, os modelos estatísticos foram elaborados em

ambiente SIG, adotando a técnica estatística bivariada do Valor Informativo ( $VI_{ij} = \left[ \begin{array}{c} \left( \frac{I_{ij}}{N_{ij}} \right) \\ - \\ \left( \frac{I}{N} \right) \end{array} \right]$ )

Equação 1), variando a classificação de um dos 3 parâmetros e mantendo constante a classificação dos outros dois. Esse procedimento foi realizado com o intuito de identificar a melhor classificação para cada uma das três variáveis explicativas empregadas (ângulo das encostas, curvatura e densidade de lineamentos positivos). Desta forma, foram gerados 28 modelos, que estão detalhados na Tabela 5. Foi adotada a seguinte nomenclatura para a identificação dos modelos: Sx\_CLy, onde S, C e L correspondem, respectivamente, ao ângulo das encostas (*slope*), à curvatura (*curvature*) e à densidade de lineamentos (*lineaments*). x e y estão associados à classificação dos parâmetros empregada na modelagem (Tabela 2,

Tabela 3, Tabela 4). Este padrão foi seguido para nomear cada um dos modelos elaborados, para que assim fosse possível identificar pelo nome do modelo a classe/parâmetro utilizada como variável.

Tabela 5 - Nomes Modelos estatísticos de suscetibilidade. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

Modelos Ângulo de encostas	Nome do modelo	Modelos Curvatura	Nome do modelo	Modelos densidade de lineamentos	Nome do modelo
Classe 1	S1_CL1	Classe 1	S1_CL1	Classe 1	S1_CL1
Classe 2	S2_CL1	Classe 2	C2_SL1	Classe 2	L2_CS1
Classe 3	S3_CL1	Classe 3	C3_SL1	Classe 3	L3_CS1
Classe 4	S4_CL1	Classe 4	C4_SL1	Classe 4	L4_CS1
Classe 5	S5_CL1	Classe 5	C5_SL1	Classe 5	L5_CS1
Classe 6	S6_CL1	Classe 6	C6_SL1	Classe 6	L6_CS1
Classe 7	S7_CL1	Classe 7	C7_SL1	Classe 7	L7_CS1
Classe 8	S8_CL1	Classe 8	C8_SL1	Classe 8	L8_CS1
Classe 9	S9_CL1	Classe 9	C9_SL1	Classe 9	L9_CS1
Classe 10	S10_CL1	Classe 10	C10_SL1	Classe 10	L10_CS1

Para quantificar a influência de cada fator de predisposição sobre o processo avaliado, o inventário de escorregamentos foi dividido em dois grupos, um grupo de treino e outro grupo de teste, cada um com 50% dos dados. O grupo de treino foi utilizado para treinar os modelos de suscetibilidade, bem como para avaliar, através das Curvas de Sucesso, o grau de aderência dos modelos aos dados que lhe deram origem (BARELLA et al., 2018). Os dados de teste foram utilizados para verificar a capacidade preditiva dos modelos, o que ocorreu através das Curvas de Predição, que utilizaram os escorregamentos não relacionados na elaboração dos modelos (BARELLA et al., 2018). Estas curvas apresentam no eixo das ordenadas os escorregamentos preditos pelos modelos e no eixo das abscissas a área de estudo (ARAÚJO, BARELLA e FERNANDES, 2021) e permitem avaliar qualitativamente os modelos estatísticos, comparando objetivamente a diferença entre eles.

Logo, quanto mais inclinada a curva, mais escorregamentos são identificados na menor área de estudo, ou seja, melhor é o desempenho do modelo. Para parametrizar essa análise foi calculada as Áreas Abaixo das Curvas (AACs) de Sucesso e Predição ( $AAC = \sum_{i=1}^n (L_i - L_{i+1}) \times A_i + B_{i+1}$  Equação 3).

$$AAC = \sum_{i=1}^n \left[ (L_i - L_{i+1}) \times \frac{A_i + B_{i+1}}{2} \right] \quad \text{Equação 3}$$

Onde,  $(L_i - L_{i+1})$  corresponde a altura do trapézio, observado no eixo das abcissas.  $A_i$  e  $B_{i+1}$  correspondem as bases do trapézio, que fazem referência à  $L_i$  e  $L_{i+1}$  e são medidas no eixo das ordenadas.

Dessa forma, a definição da melhor classificação para cada parâmetro foi feita através da análise comparativa entre os valores das AACs de sucesso e predição para cada um dos modelos da Tabela 5. Quando maior o valor da área abaixo da curva, melhor foi o resultado do modelo analisado e mais influente foi a classificação do parâmetro empregado. De posse dos desempenhos de todas as classificações utilizadas, foi possível identificar, para cada uma das três variáveis empregadas, as formas de setorização que mais contribuíram na previsão dos escorregamentos. Por fim, essas variáveis foram integradas através de uma equação obtida para a identificação do que seria o melhor modelo de susceptibilidade a escorregamentos para a região de estudo.

Após a definição da simulação mais robusta, o modelo final foi compartimentado em 3 classes: baixa, média e alta suscetibilidade a escorregamentos. Nessa fase, com o intuito de produzir um modelo mais conservador, porém mais assertivo, foi empregada a curva com a menor AAC entre as Curvas de Sucesso e Predição produzidas pelo modelo selecionado. A classe de alta suscetibilidade foi definida para prever até 80% dos possíveis escorregamentos e as classes de média e baixa suscetibilidade foram definidas para prever 15% e 5% dos escorregamentos futuros, respectivamente.

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 6.1. CLASSIFICAÇÃO E ANÁLISE DOS PARÂMETROS DE PREDISPOSIÇÃO

Os parâmetros de predisposição envolvidos neste trabalho foram a curvatura e o ângulo das encostas e a densidade de lineamentos positivos. Após a modelagem estatística, utilizando 50% dos escorregamentos inventariados, e variando a classificação de um dos 3 parâmetros de entrada e mantendo constante a classificação dos outros dois, foi possível analisar, de forma geral, as classificações mais influentes sobre o fenômeno estudado. A Tabela 6 compara os valores das AAC de sucesso e predição para cada modelo gerado, com intuito de selecionar a melhor classificação para cada parâmetro de predisposição e assim elaborar um modelo

preditivo mais robusto. Quando maior o valor da AAC, maior a influência do parâmetro na deflagração dos escorregamentos.

Tabela 6: Valores das AAC para as curvas de sucesso e predição. As marcações em verde demarcam os seis modelos pré selecionados. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

Parâmetro	Modelo	AAC -Sucesso	AAC -Predição	Média	Diferença
Ângulo das Encostas	S1_CL1	0,704	0,670	0,687	0,034
	S2_CL1	0,719	0,681	0,700	0,038
	S3_CL1	0,716	0,667	0,691	0,049
	S4_CL1	0,723	0,683	0,703	0,039
	S5_CL1	0,710	0,676	0,693	0,033
	S6_CL1	0,673	0,664	0,668	0,009
	S7_CL1	0,720	0,683	0,701	0,037
	S8_CL1	0,724	0,679	0,701	0,045
	S9_CL1	0,724	0,679	0,701	0,045
	S10_CL1	0,583	0,542	0,563	0,041
Curvatura das Encostas	C1_SL1	0,704	0,670	0,687	0,034
	C2_SL1	0,704	0,671	0,687	0,033
	C3_SL1	0,703	0,667	0,685	0,036
	C4_SL1	0,704	0,669	0,687	0,036
	C5_SL1	0,704	0,670	0,687	0,034
	C6_SL1	0,704	0,669	0,687	0,035
	C7_SL1	0,705	0,673	0,689	0,032
	C8_SL1	0,702	0,670	0,686	0,032
	C9_SL1	0,704	0,668	0,686	0,036
	C10_SL1	0,702	0,671	0,687	0,031
Densidade de Lineamentos	L1_SC1	0,704	0,670	0,687	0,034
	L2_CS1	0,710	0,680	0,695	0,030
	L3_CS1	0,704	0,722	0,713	-0,018
	L4_CS1	0,727	0,697	0,712	0,029
	L5_CS1	0,715	0,651	0,683	0,064
	L6_CS1	0,709	0,689	0,699	0,021
	L7_CS1	0,710	0,688	0,699	0,021
	L8_CS1	0,700	0,723	0,712	-0,023
	L9_CS1	0,704	0,722	0,713	-0,018
	L10_CS1	0,703	0,734	0,719	-0,031

A partir da análise dos valores das AAC de sucesso e predição, foram selecionados 6 modelos que melhor se adaptaram o evento estudado. Para selecionar qual a parâmetro mais influente, os modelos foram analisados separadamente. Para o ângulo das encostas, os modelos S4\_CL1 e S9\_CL1 obtiveram as maiores métricas de AAC de sucesso e predição. A diferença entre os valores da AAC para o modelo S4\_CL1 foi menor do que para o modelo S9\_CL1, porém o valor da AAC de sucesso foi maior para o modelo S9\_CL1 do que para o modelo S4\_CL1. Desta forma, em uma primeira análise, as classificações do parâmetro declividade S4

e S9 foram selecionadas. Cabe destacar que o modelo S8\_CL1, apesar de apresentar uma métrica idêntica ao do modelo S9\_CL1, foi descartado devido pois a curva de sucesso do modelo S9\_CL1 está mais inclinada do que a curva de sucesso do modelo S8\_CL1.

Para a curvatura das encostas, a classificação do parâmetro que obteve o maior valor de AAC de sucesso e predição foi a classificação C7\_SL1, evidenciando que esta é a classificação com maior influência na deflagração dos movimentos de massa analisados. Desta forma, esta foi a classificação escolhida para a elaboração do modelo final: C7.

Já para os valores da densidade de lineamento, três modelos obtiveram bons resultados, foram eles, L3\_CS1, L8\_CS1 e L10\_CS1. O Modelo L3\_CS1, dentre todos os modelos analisados, foi o que apresentou a maior AAC de sucesso, porém com a menor AAC de predição. O modelo L8\_CS1 apresentou uma AAC de predição maior se comparado com o modelo L3\_CS1 e uma diferença entre ambas as curvas menor do que o modelo L10\_CS1. Já o modelo L10\_CS1 apresentou a maior AAC de predição, entretanto também apresentou a maior diferença entre as AAC de sucesso e predição. Devido a estas peculiaridades, foram selecionadas as três classificações de densidade de lineamentos para elaboração do modelo final: L3, L8 e L10.

## 6.2. MODELO DE SUSCETIBILIDADE

Após a análise dos dados da Tabela 6 e da seleção dos parâmetros classificados, foram elaborados 6 novos modelos e suas respectivas curvas de sucesso e predição (Tabela 7). A validação desses modelos também foi feita através do método da área abaixo da curva (AAC).

Tabela 7: Valores para AAC para as curvas de sucesso e predição para os modelos finais. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

MODELO	AAC-Sucesso	AAC-Predição	Média	Diferença
S4_C7_L3	0,733	0,750	0,741	0,017
S4_C7_L8	0,723	0,742	0,733	0,019
S4_C7_L10	0,725	0,752	0,738	0,027
S9_C7_L3	0,731	0,746	0,738	0,015
S9_C7_L8	0,722	0,734	0,728	0,012
S9_C7_L10	0,726	0,746	0,736	0,020

Dos 6 modelos elaborados através da seleção dos parâmetros classificados, três modelos apresentaram bons resultados. O modelo S4\_C7\_L3 apresentou a maior AAC de

sucesso, o que significa que este modelo se adaptou bem aos dados de entrada (variáveis dependentes). Já o modelo S4\_C7\_L10, apresentou a maior AAC de predição, o que indica ser este o modelo que apresenta melhor capacidade de prever eventos futuros na área, porém este também apresentou a maior diferença entre as AAC de sucesso e predição. O modelo S9\_C7\_L3 foi o modelo com a segunda maior AAC de sucesso e predição, e, dentre os 3 modelos avaliados, aquele que apresentou a menor diferença entre as curvas, com bom ajuste aos dados e boa capacidade preditiva. Vale ressaltar que para todos os modelos gerados a AAC de predição foi maior que a AAC de sucesso. Apesar de se esperar que a curva de predição seja inferior a curva de sucesso, uma vez que ela é elaborada com um grupo de escorregamentos independente (que não foi utilizado no modelo), isso nem sempre acontece.

Os modelos selecionados na Tabela 7, foram categorizados em alta, média e baixa suscetibilidade, utilizando a curva mais baixa entre as métricas de sucesso e predição. Essa estratégia foi adotada com o intuito de produzir modelos mais conservadores e acurados. Dessa forma, para os modelos mencionados anteriormente, a curva de sucesso foi utilizada durante a classificação.

Ainda, para tentar identificar o melhor modelo dentre os três selecionados, a distribuição espacial das classes de alta, média e baixa suscetibilidade foi analisada na área de estudo, segundo as capacidades preditivas definidas na metodologia: 80%, 15% e 5%, respectivamente. A análise dos dados da Tabela 8 mostra uma boa distribuição das áreas no modelo S4\_C7\_L3, que apresentou a maior área de baixa susceptibilidade e uma das menores áreas de alta susceptibilidade. É importante destacar também que o modelo S9\_C7\_L3 apresentou um ótimo resultado.

Tabela 8: Distribuição das áreas de acordo com a classe de suscetibilidade. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

MODELO	AAC-Sucesso	AAC-Predição	Área %		
			Alta	Média	Baixa
S4_C7_L3	0,733	0,750	43%	20%	37%
S4_C7_L10	0,725	0,752	40%	34%	26%
S9_C7_L3	0,731	0,746	46%	24%	30%

O modelo S4\_C7\_L10 minimizou a zona de baixa suscetibilidade e por esta razão foi descartado. Cabe destacar que esse modelo, mesmo apresentando uma Curva Sucesso (utilizada na classificação do modelo) inferior, expôs a menor área de alta susceptibilidade. Apesar desse

acontecimento não ser usual, ele pode ocorrer em função das oscilações produzidas na curva, situação também mencionada no trabalho de ROSA (2021).

Desta forma, baseado na análise dos quantitativos apresentados, optou-se por escolher o modelo S4\_C7\_L3 (

Figura 7) como o melhor representante para mapear a susceptibilidade a escorregamentos na área de estudo. Esse modelo, quando comparado aos demais, conseguiu aumentar o espaço territorial da zona de baixa susceptibilidade sem impactar, significativamente, a zona de alta susceptibilidade. Dessa forma, com base na ideia sistemática de detalhamento progressivo, proposta originalmente por Cerri et al. (1996), esse modelo apresenta uma maior área de baixa susceptibilidade para orientar estudos mais detalhados, com a utilização, por exemplo, da carta de aptidão à urbanização.

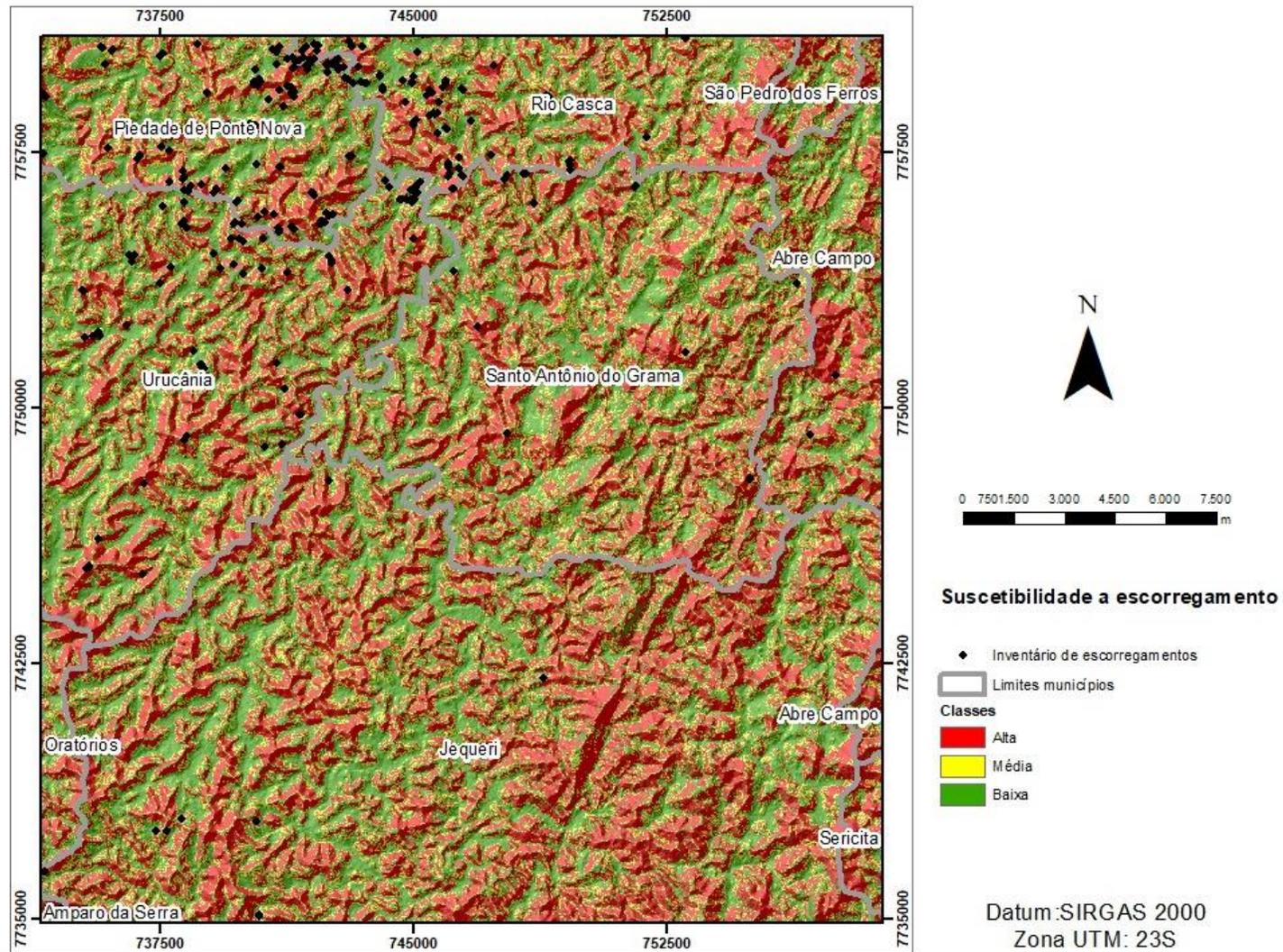


Figura 7 - Modelo de Suscetibilidade a Escorregamento. Fonte: Elaborado pela autora, 2021

## 7. CONCLUSÃO

Os crescentes prejuízos humanos e monetários causados pelos escorregamentos sustentam a necessidade da elaboração de cartas de suscetibilidade para todo o território nacional. A melhor forma de promover um bom ordenamento territorial é baseá-lo, dentre outras premissas, em análises de previsibilidade de ocorrência de desastres naturais, e por esta razão, as cartas de suscetibilidade se tornam instrumentos essenciais, já que as informações fornecidas por estas podem auxiliar na escolha de melhores áreas para a implantação de infraestruturas.

Este trabalho se baseou na utilização dos parâmetros de predisposição utilizados pela CPRM e no método estatístico do valor informativos, que demonstraram eficiência e menos subjetividade. Foi realizado uma análise da influência direta de cada parâmetro explicativo do fenômeno, bem como da melhor forma de setorização desses parâmetros, de forma a adaptar melhor o estudo a realidade local da área investigada. Desta forma, acredita-se que este método pode ser replicado em diferentes áreas de estudo, uma vez que é possível realizar os mesmos procedimentos em diferentes unidades territoriais.

Em relação à validação do modelo de suscetibilidade a escorregamentos, o modelo S4\_C7\_L3 foi selecionado para representar a predisposição da área aos movimentos de massa avaliados, pois apresentou as maiores métricas de validação, considerou todos os parâmetros predefinidos e maximizou a área de baixa suscetibilidade sem modificar excessivamente a área de alta susceptibilidade.

Cabe destacar que o modelo de suscetibilidade a escorregamentos produzido para a área de estudo pode não ser totalmente representativo, visto que o inventário utilizado deriva, em grande parte, do evento chuvoso de 2017 (inventário de evento), que pode estar condicionado à distribuição e intensidade das chuvas na região. Como sugestão para projetos futuros, pode-se buscar diversas estações pluviométricas para verificar espacialmente essa distribuição e intensidade das chuvas que causaram o evento. Dessa forma, apesar do modelo produzido ser uma primeira aproximação para prever os escorregamentos na área, é interessante desenvolver um modelo baseado em um inventário que englobe eventos passados.

Além disso, pode-se buscar novos métodos estatísticos para incrementar o modelo, ou ainda, incorporar novos parâmetros de predisposição, buscando uma melhoria no desempenho

da simulação. Para trabalhos futuros, também sugere-se incorporar as zonas de acumulação na tentativa de conseguir contribuir com a estimativa do atingimento.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO, J.P., BARELLA, C.F; FERNANDES, N.F. **Modelagem da Susceptibilidade De Escorregamentos Utilizando o Método de Pesos de Evidência em uma Região Montanhosa de Clima Tropical**. São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 1, p. 137 - 155, 2021.

ALEOTTI, P.; CHOWDHURY, R. Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. **Bull Eng Geol Env** , n. 58, p. 21-44, 1999.

BARELLA, C. F.; SOBREIRA, F. G. Análise de susceptibilidade a escorregamentos usando a abordagem estatística do fator de certeza no município de Moeda, Minas Gerais. **Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental**, 2015.

BARELLA, C. F. **Abordagens Estatísticas Aplicadas ao Mapeamento de Susceptibilidade a Movimentos de Massa: Análise de Diferentes Técnicas no Contexto do Quadrilátero Ferrífero**. Dissertação (Doutorado em Geotecnia) - Núcleo de Geotecnia da Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2016.

BARELLA, Cesar Falcão; SOBREIRA, Frederico Garcia; ZÊZERE, José Luís. A comparative analysis of statistical landslide susceptibility mapping in the southeast region of Minas Gerais state, Brazil. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 78, n. 5, p. 3205-3221, 2019.

BITAR, O. Y. **Cartas de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa e inundações: 1:25.000 Nota Técnica explicativa**. Instituto de Pesquisas Tecnológicas de São Paulo/ CPRM- Serviço Geológico do Brasil. Brasília, p. 42. 2014. (978-85-09-00177-3).

BRASIL. (2012). **LEI Nº 12.608, DE 10 DE ABRIL DE 2012**. Institui a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil - PNPDEC; dispõe sobre o Sistema Nacional de Proteção e Defesa Civil - SINPDEC e o Conselho Nacional de Proteção e Defesa Civil - CONPDEC; e da outras providências. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_Ato2011-2014/2012/Lei/L12608.html](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2012/Lei/L12608.html). Acesso em 11 de 2 de 2020

BRASIL. Ministério de Integração Nacional. Secretaria Nacional de Proteção e Defesa Civil. Centro Nacional de Gerenciamento de Riscos e Desastres. **Anuário brasileiro de desastres naturais - 2013**. Brasília. CENAD, 2014

BRASIL. **Relatório anual de avaliação do PPA 2012-2015: ano base 2014**. Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão/ Secretaria de Planejamento e Investimento Estratégico, Brasília, 2015.

CARMO, Roberto Luiz do; ANAZAWA, Tathiane Mayumi. Mortalidade por desastres no Brasil: o que mostram os dados. **Ciência e saúde coletiva**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 9, p. 3669-3681, Set, 2014. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1413-81232014000903669&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-81232014000903669&lng=en&nrm=iso)>. Acessado em 14 de abril de 2021. <https://doi.org/10.1590/1413-81232014199.07432014>.

CARVALHO, M. B. D. **Mapeamento das suscetibilidades a inundações e movimentos de massa usando SIG no município de Itajubá, MG.** Universidade Federal de Itajubá. Itajubá, p. 80. 2018.

CASTRO, Antônio Luiz Coimbra de. Manual de desastres: desastres naturais. In: **Manual de desastres: desastres naturais.** 1996. p. III, 182-III, 182.

CENTRO UNIVERSITÁRIO DE ESTUDOS E PESQUISAS SOBRE DESASTRES, UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA – CEPED-UFSC. **Atlas Brasileiro de Desastres Naturais – 1991 a 2012.** 2 ed. rev. ampl. Florianópolis: CEPED, 2013, p. 98 A 101.

COELHO NETTO, A.L. **A Interface Florestal-Urbana e os Desastres Naturais Relacionados à Água no Maciço da Tijuca: desafios ao planejamento urbano numa perspectiva socioambiental.** Revista do Departamento de Geografia, Universidade de São Paulo, v. 16, p. 46-60, 2005.

CERRI, L., AKIOSSI, A., AUGUSTO FILHO, O. & Zaine, J.E. (1996) **Cartas e mapas geotécnicos de áreas urbanas: reflexões sobre as escalas de trabalho e proposta de elaboração com o emprego do método de detalhamento progressivo.** 8º Congresso Brasileiro de Geologia de Engenharia, ABGE, Rio de Janeiro, RJ, 2:537-548.

COSTA, Ana Paula Felix da. Avaliação do atingimento de escorregamentos translacionais em função das características geométricas das encostas: estudo de caso: Zona da Mata-MG. 2021.

CRAIG, A. M. D. L. **Análise de suscetibilidade a instabilização de taludes rodoviários utilizando o método de talude infinito em ambiente SIG.** Universidade de São Paulo. São Carlos, p. 149. 2016.

EIRAS, Cahio Guimarães Seabra et al. Discriminant analysis as an efficient method for landslide susceptibility assessment in cities with the scarcity of predisposition data. **Natural Hazards**, p. 1-16, 2021.

FACURI, G. G. **Caracterização e ocorrência de escorregamentos no Parque Nacional Vulcão Tenório, Costa Rica, como subsídios para o mapeamento de suscetibilidade.** Universidade Estadual de Campinas/ Instituto de Geociências. Campinas. 2012.

FERNANDES, Francely Martinelli; CERRI, Leandro Eugenio. **Elaboração da carta geotécnica de suscetibilidade de um trecho da rodovia marechal Rondon-SP-300 (SP, Brasil).** Geociências (São Paulo), v. 30, n. 3, p. 457-465, 2011.

FERNANDES, N. F. et al. Condicionantes Geomorfológicos dos Escorregamentos 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, Outubro 2001.

FLACH, C. W.; MEURER, M. **INVENTÁRIO DE MOVIMENTOS DE MASSA EM ARROIO DO PADRE/RS.** Instituto de Geociência - UNICAMP. Campinas. 2017.

FLENTJE, P. N. et al. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. **Australian Geomechanics Journal**, 42, Março 2007. 13-36.

GUZZETTI, F. et al. Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. **Geomorphology**, 31, 1999. 181-216.

GUZZETTI, F. et al. Landslide inventory maps: New tools for an old problem. **Earth-Science Reviews**, 23 de fevereiro 2012. 42-66.

HEARN, G. J.; HART, A. B. Landslide susceptibility mapping: a practitioner's view. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 73, p. 5811-5826, Maio 2019.

HIGHLAND, L. M.; BOBROWSKY, P. **The landslide handbook – A guide to understanding landslides**. Geological Survey Circular 1325. Reston, p. 129. 2008.

HONG, H. et al. Landslide susceptibility mapping using J48 Decision Tree with AdaBoost Bagging and Rotation Forest ensembles in the Guangchang area (China). **Catena**, v. 163, p. 399-413, Abril 2017.

HUANGA, Y.; ZHAO, L. Review on landslide susceptibility mapping using support vector machines. **Catena**, 4 Março 2018. 520-529.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo Brasileiro de 2010**. Rio de Janeiro: IBGE, 2011.

JULIÃO, R. P. et al. **Guia Metodológico para a produção de cartografias municipais de risco e para a criação de sistemas de informação geográfica (SIG) de base municipal**. Autoridade Nacional de Proteção Civil - ANPC. Portugal, p. 91. 2009. (978-989-96121-4-3).

JULIEV, M. et al. Comparative analysis of statistical methods for landslide susceptibility mapping in the Bostanlik District, Uzbekistan. **Science of the Total Environment**, v. 653, p. 801-8014, Fevereiro 2019.

LAJAS, S. M. A. **Integração de métodos estatístico e determinístico para a avaliação da suscetibilidade a escorregamentos superficiais**. Universidade de Lisboa. Lisboa, p. 170. 2016.

LEÃO, Rodrigo Pires. **Carta de suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa de Nova Lima - MG**. 2016.

MOAYEDI, H. et al. Modification of landslide susceptibility mapping using optimized PSO-ANN technique. **Engineering with Computers**, v. 35, p. 967-984, Julho 2019.

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**. Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto, p. 150. 2017.

MOURA, R. B.; CANIL, K. Utilização das cartas de suscetibilidade e de aptidão à urbanização como forma de compreensão dos limites de ocupação do território no município de Angra dos Reis, RJ. **16º Congresso Brasileiro de Geologia de Engenharia e Ambiental**, São Paulo, Setembro 2018.

NOHANI, E. et al. Landslide Susceptibility Mapping Using Different GIS-Based Bivariate Models. **Water**, v. 7, n. 11, p. 22, 8 Julho 2019.

OLIVEIRA, S. M. C. D. **Incidência espacial e temporal da instabilidade geomorfológica na bacia do Rio Grande da Pipa (Arruda dos Vinhos)**. Universidade de Lisboa. Lisboa, p. 452. 2012.

PARDESHI, S. D.; AUTADE, S. E.; PARDESHI, S. S. Landslide hazard assessment: recent trends and techniques. **SpringerOpen Journal**, 2013.

PELLICANI, R.; SPILOTRO, G. Evaluating the quality of landslide inventory maps: comparison between archive and surveyed inventories for the Daunia region (Apulia, Southern Italy). **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, Heidelberg, Maio de 2015. 357-367.

POURGHASEMI, H. R. et al. Application of weights-of-evidence and certainty factor models and their comparison in landslide susceptibility factor models and their comparison in landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran. **Arab J Geosci**, 2012. 2351–2365.

PFALTZGRAFF, P. A. D. S. **Mapa de Suscetibilidade a Escorregamentoss na Região Metropolitana do Recife**. Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco. Recife, p. 153. 2007.

QUEIROGA, G. N. *et al.* **Mapa Geológico Jequiri - Folha SF-23-X-B-II-4. Na escala 1:50.000**. Universidade Federal de Minas Gerais/ Serviço Geológico do Brasil - CPRM.RAJA, N. B. et al. Landslide susceptibility mapping of the Sera River Basin using logistic regression model. **Nat Hazards**, 2011.

RIFFEL, E. S. **Metodologias para mapeamento de suscetibilidade a escorregamentos de massa**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul/ Instituto de Geociência. Porto Alegre, p. 125. 2017.

ROSA, M. L. **Cartografia de suscetibilidade a escorregamentoss utilizando o método estatístico de Valor Informativo: Estudo de caso na bacia do Ribeirão dos Macacos, Nova Lima/MG**. Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto, p. 72. 2018.

SCHADECK, R. (2016). **Relatório de danos materiais e prejuízos decorrentes de desastres Naturais no Brasil :1995 - 2014**. Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres., Florianópolis. Universidade Federal de Santa Catarina. CEPED. Disponível em: <http://www.ceped.ufsc.br/wp-content/uploads/2017/01/111703-WP-CEPEDRelatoriosdeDanoslayout-PUBLIC-PORTUGUESE-ABSTRACT-SENT.pdf>. Acesso em 02 de agosto de 2020.

SAMPAIO, T., PIMENTEL, J., SILVA, C. R., MOREIRA, H. F. (2013). **A atuação do Serviço Geológico do Brasil – CPRM na gestão de riscos e resposta a desastres naturais**. Departamento de Gestão Territorial e Diretoria de Hidrologia e Gestão Territorial: Disponível em:[http://www.cprm.gov.br/publique/media/gestao\\_territorial/riscos\\_geologicos/atuacao\\_cprm\\_programa\\_gestao\\_riscos.pdf](http://www.cprm.gov.br/publique/media/gestao_territorial/riscos_geologicos/atuacao_cprm_programa_gestao_riscos.pdf). Acesso em: 2 de novembro de 2020.

SISTEMA INTEGRADO DE INFORMAÇÕES SOBRE DESASTRES (S2ID.) **Relatório Gerencial - Danos Informados, 2020**. Disponível em <https://s2id.mi.gov.br/paginas/relatorios/>. Acesso em: 28 de março de 2020.

SOBREIRA, F. G.; SOUZA, L. A. D. Cartografia geotécnica aplicada ao planejamento urbano. **Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental**, 2, 2012. 79-97. Disponível em: <https://www.abge.org.br/downloads/revistas/RevistaABGE-art3.pdf>>. Acesso em: 17 mar. 2020.

SOUZA, L. A. D. **Diagnóstico do Meio Físico Como Contribuição ao Ordenamento Territorial do Município de Mariana**. Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto, p. 182. 2004.

TOMINAGA, L. K. **Avaliação de metodologias de análise de risco a escorregamentos: Aplicação de um ensaio em Ubatuba, SP**. Universidade de São Paulo. São Paulo, p. 240. 2007.

TSANGARATOS, P.; ILIA, I. Landslide susceptibility mapping using a modified decision tree classifier in the Xanthi Perfection, Greece. **Landslides** **13**, Abril 2016. 305-320.

VANACÔR, R. N.; ROLIM, S. B. A. Mapeamento da suscetibilidade a escorregamentos usando técnicas de estatística bivariada e sistema de informações geográficas na região nordeste do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 13, n. 1, p. 15 - 28, Março 2012. ISSN 2236-5664.

WILDE, M. et al. Pan-European landslide susceptibility mapping: ELSUS Version 2. **Journal of Maps**, 2018. 97-104.

XAVIER, M. O. **Mapeamento da Suscetibilidade a Movimentos Gravitacionais de Massa Utilizando a Análise Estatística do Valor Informativo Aplicada ao Distrito Sede da Cidade Histórica de Ouro Preto - MG**. Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto , p. 176. 2018.

YAN, T Z **Recent advances of quantitative prognoses of landslide in China**. In: Bonnard C (ed.) **Landslides. Proceedings of the Fifth International Symposium on Landslides**, Lausanne, 2, Balkema, Rotterdam, 1988.

YIN, K. L; YAN, T. Z. **Statistical prediction models for slope instability of metamorphosed rocks**. In: Bonnard C. **Landslides. Proceedings of the Fifth International Symposium on Landslides**, 2, Balkema, Rotterdam, 1988.

ZÊRERE, J. L. Landslide susceptibility assessment considering landslide typology. A case study in the area north of Lisbon (Portugal). **Natural Hazards and Earth System Sciences**, Lisboa, v. 2, p. 73-82, Janeiro 2002. ISSN 10.5194/nhess-2-73-2002.

## **ANEXO I**

