

Mapeamento de áreas de suscetibilidade a movimentos de massa com uso de Modelo Aditivo Generalizado

Camile Söthe¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
camile.sothe@inpe.br

Abstract. Landslide susceptibility maps are helpful tools to identify areas potentially prone to future landslide occurrence. The purpose of this study is to prepare landslide susceptibility map using a Generalized Additive Model (GAM) approach in a landslide-prone area (watershed of Luís Alves River) in Santa Catarina State. Landslide locations were previously identified in the study area from interpretation of aerial photographs and field surveys. Eight data layers were used as landslide conditioning factors (independent variables) for susceptibility mapping, being five geomorphometric (elevation, slope, aspect, vertical and horizontal curvature), distance from rivers, distance from roads and soil type. Next, a GAM was applied to all variables to verify which one had significant relation with the dependent variable. The selected variables were applied in a spatial GAM. The results of the GAM were assessed by McFaddens-R² and Hosmer and Lemeshow test, showing an excellent performance. Additionally, the receiver operating characteristics (ROC) curve for landslide susceptibility model was drawn and the area under curve values was calculated. Verification results showed a 0.86 Area Under Curve (AUC) value, considered that the produced map has exhibited good performance to predict susceptible areas for landslides occurrence. Finally, we plot a spatial susceptibility map for study area that showed that southwest portion of watershed is more susceptible of landslides occurrence.

Palavras-chave: natural disasters, spatial analysis, slope stability, statistic modeling, desastres naturais, análise espacial, estabilidade de encostas, modelagem estatística.

1. Introdução

No Brasil, assim como em muitos países de clima tropical úmido, a ocorrência de eventos relacionados a movimentos de massa estão fortemente associados a períodos de precipitação intensa, causando inúmeras perdas humanas e prejuízos econômicos. Em geral, a população e autoridades governamentais não estão suficientemente conscientes dos locais e consequências potenciais de tais eventos (Hervás, 2003).

Com o objetivo de apontar as consequências danosas associadas à ocorrência desses eventos, planos de zoneamento devem ser facilitados no planejamento prospectivo do uso da terra para prevenir o desenvolvimento em locais com maior suscetibilidade a desastres naturais (Schwab et al., 2005). Neste sentido, a geração de mapas de suscetibilidade é importante, pois é um meio de fornecer informações para os tomadores de decisões sobre a distribuição espacial da ocorrência do evento investigado, indicando as áreas de maiores e menores probabilidades de risco (Guzzetti et al. 2006).

A literatura aponta diversas soluções para estudos e obtenção de mapas de suscetibilidade. Modelos estatísticos são meios eficientes e efetivos de identificar áreas com alto potencial da ocorrência de movimentos de massa, bem como para medir quantitativamente as probabilidades da ocorrência do fenômeno investigado, as quais estão associadas a possíveis fatores condicionantes desse processo (Brenning, 2012). Esses modelos geralmente partem do princípio de que as ocorrências de novos movimentos de massa são baseadas em condições semelhantes de eventos anteriores. Um dos mais comumente utilizados é o Modelo Linear Generalizado (*Generalized Linear Model*- GLM) (Ayalew e Yamagishi, 2005; Van Den Eeckhaut et al., 2006). Porém, há restrições impostas na aplicação dessa abordagem: i) a possível presença de um relacionamento não linear entre as variáveis; ii) a necessidade de lidar com a autocorrelação espacial do fenômeno investigado (Brenning, 2012; Goetz et al., 2011; Vorpahl et al., 2012). Outra abordagem presente na literatura para modelagem de áreas

de suscetibilidade é o uso de Modelos Aditivos Generalizados (*Generalized Additive Model-GAM*) (Brenning, 2008; Park e Chi, 2008; Goetz et al., 2011; Vorpahl et al., 2012; Petschko et al., 2014). Trata-se de uma extensão do GLM, que permite modelar relações não lineares entre as variáveis resposta e explicativas (Hastie e Tibshirani, 1990; Brenning, 2009; Goetz et al., 2011). O GAM substitui a função linear de cada co-variável usada no GLM por uma função de alisamento ajustada empiricamente (ex: *splines*), para "permitir que os dados mostrem a forma funcional apropriada" (Hastie e Tibshirani, 1990).

Neste contexto, o objetivo desse estudo é analisar fatores condicionantes à ocorrência de movimentos de massa na bacia hidrográfica do Rio Luís Alves - SC, empregando um GAM espacial e, posteriormente elaborar um mapa de suscetibilidade da ocorrência deste fenômeno sobre a área de estudo.

2. Área de estudo

A área de estudo contém 592 km² e compreende a bacia do Rio Luís Alves, a qual abrange parte dos municípios de Luís Alves, Ilhota, Barra Velha, Massaranduba, Navegantes, Balneário Piçarras e São João do Itaperiú, SC (Figura 1). Esta bacia está inserida na bacia hidrográfica do Rio Itajaí-Açu, a qual banha a maior parte dos municípios do nordeste catarinense.

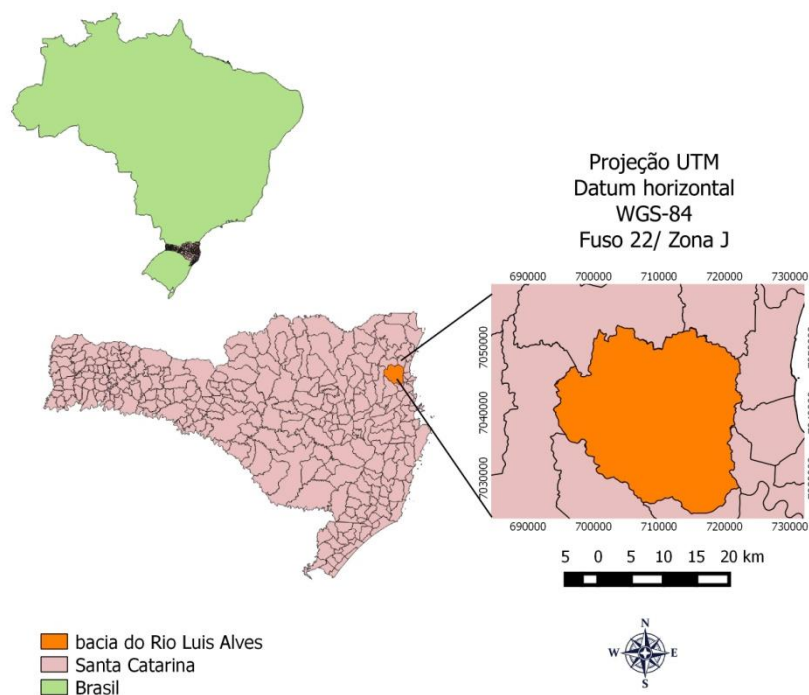


Figura 1. Localização da área de estudo.

A região do vale do Rio Itajaí-Açu é afetada frequentemente por inundações e movimentos de massa. Em novembro de 2008, por conta das chuvas excepcionais, essa região passou por um desastre natural de grandes proporções, gerando um grande impacto econômico e social para a população residente naqueles locais.

3. Material e Métodos

A Figura 2 mostra o fluxograma das etapas desenvolvidas, as quais são explicadas na sequência.

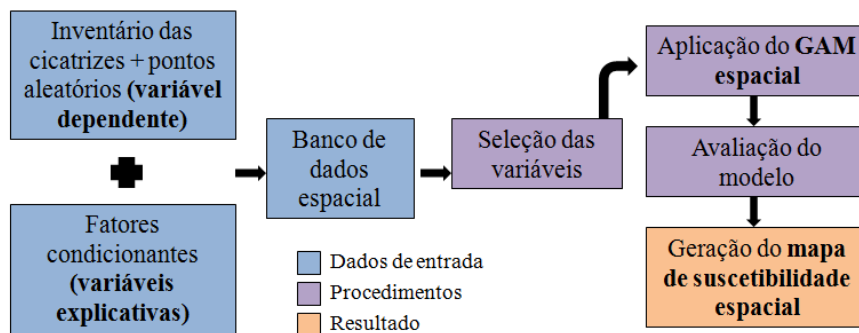


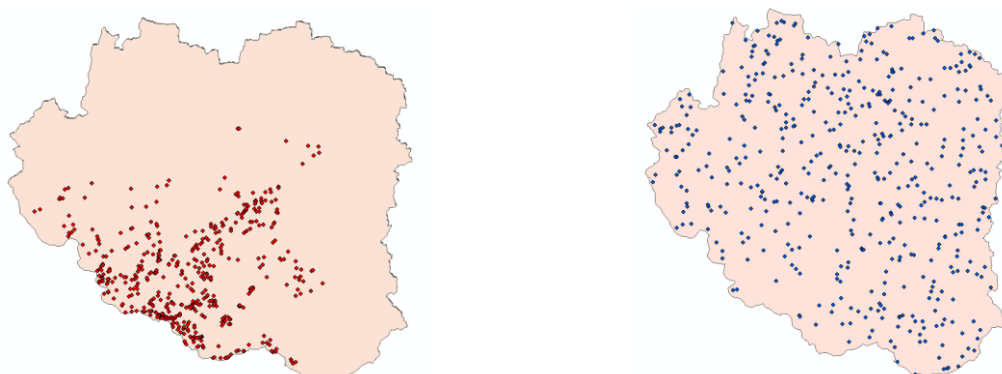
Figura 2. Fluxograma das etapas desenvolvidas.

3.1 Variável resposta

As cicatrizes de movimentos de massa foram identificadas a partir de levantamentos de campo aliados à interpretação de fotografias aéreas com resolução espacial de 0,39 m do aerolevanteamento fotogramétrico de SC (Engemap, 2012). As 472 cicatrizes do local foram mapeadas por Luiz e Gerente (2014) com auxílio de um SIG, sendo que o menor movimento de massa identificado possui 32 m² enquanto o maior 98.579 m².

Para a aplicação dos métodos, optou-se por utilizar apenas o ponto central de cada cicatriz de movimento de massa ao invés de todo o polígono. Muitos autores relatam que esse procedimento aumenta a eficácia do mapeamento, já que evita incertezas relacionadas à delimitação dos limites das cicatrizes, reduzindo a autocorrelação espacial das amostras e fornecendo tratamento igual para cicatrizes maiores ou menores (Van den Eeckhaut et al., 2006; Park e Chi, 2008; Petschko et al., 2012; Heckmann et al., 2013; Brenning et al., 2014). Além disso, a zona de ruptura ou deformação, ou seja, o local em que o movimento de massa é desencadeado (correspondendo ao topo da cicatriz) pode apresentar características topográficas, geológicas e pedológicas diferentes do local de depósito de sedimentos (base da cicatriz) (Park e Chi, 2008).

Considerando que na aplicação do GAM a variável dependente é binária (ausência ou presença de cicatrizes de movimento de massa), foi necessário gerar pontos em locais dentro da sub-bacia hidrográfica em que não ocorreram movimentos de massa no período estudado. Para isso, primeiramente subtraíram-se as áreas dos polígonos das cicatrizes de movimentos de massa (acrescidas de um *buffer* de 50 m) da área total da bacia, de forma a evitar que os pontos fossem gerados muito próximos ou nos mesmos locais das cicatrizes (Vorpahl et al., 2012). Dentro do arquivo resultante, gerou-se 472 pontos aleatórios, para buscar manter igual proporção de ausência e presença de movimentos de massa (Goetz et al., 2011; Petschko et al., 2014) (Figura 3).



a) Cicatrizes de movimento de massa

b) Ausência de movimentos de massa

Figura 3. Localização dos centroides das cicatrizes de movimento de massa (a); pontos aleatórios representando locais com ausência de movimentos de massa (b).

3.2 Variáveis explicativas

Como variáveis independentes ou fatores condicionantes, selecionaram-se cinco descritores geomorfométricos, um mapeamento de solos e as distâncias euclidianas das estradas e dos cursos d'água (Tabela 1 e Figura 4). Tais variáveis foram escolhidas por serem comumente apontadas na literatura como fatores condicionantes à ocorrência de movimentos de massa.

Características topográficas influenciam na suscetibilidade de ocorrência de movimentos de massa, sendo que algumas delas podem ser derivadas de um Modelo Digital de Elevação (MDE). Neste estudo utilizaram-se os dados geomorfométricos do projeto TOPODATA (Valeriano, 2008), que é um refinamento dos dados do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) para resolução espacial de 30 m. Selecionaram-se cinco variáveis: amplitude (m), declividade (%), orientação de vertente ou aspecto (°), curvatura horizontal (°/m) e curvatura vertical (°/m).

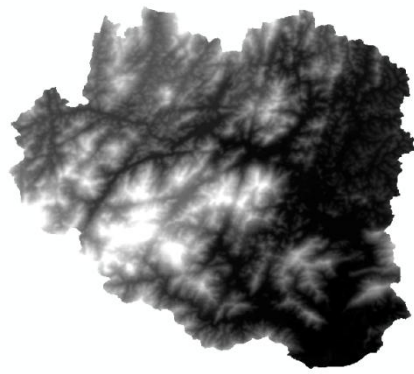
A primeira delas, elevação do relevo, refere-se à variação de altura, em metros, dada pela diferença entre as cotas máxima e mínima. Esse atributo pode estar relacionado à ocorrência de movimentos de massa, já que, segundo alguns autores, quanto mais elevado o valor da elevação, maior a energia cinética aplicada às vertentes e, conseqüentemente, maior é a capacidade de deslocamento de material, principalmente se associada a elevadas declividades e dissecação (Christofolletti, 1974; Thomas, 1979; Crepani et al., 1999).

Já a declividade é correspondente à primeira derivada da elevação e se baseia na proporção entre desníveis e suas respectivas distâncias horizontais. É expressa em graus (de 0° a 90°) ou em porcentagem (de 0% a infinito). A declividade influencia na velocidade do deslocamento e na capacidade de transporte do material mobilizado em uma ruptura ou deformação (Lopes, 2006 *apud* Gomes, 2012). Atuando diretamente no aumentando da força de cisalhamento, esta é considerada um fator importante para o mapeamento de suscetibilidade de movimentos de massa baseado em SIG (Guzzetti et al., 1999; Lee e Min, 2001; Ohlmacher e Davis, 2003).

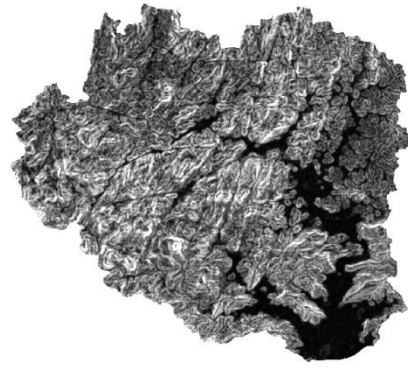
A orientação de vertentes é definida pela direção transversal às curvas de nível e no sentido descendente, isto é, acompanha o fluxo esperado do escoamento superficial. Como ângulo azimutal, é expressa em graus, variando de 0° a 360°. O encadeamento das direções ao longo das vertentes é conhecido como *linha de fluxo* (Valeriano e Albuquerque, 2010). A variação de exposição à pluviosidade, insolação e ventos de uma vertente está relacionada à sua orientação, o que causa diferenças na umidade retida na vertente e, portanto, na umidade do solo. Vertentes que retêm mais umidade estão, em geral, opostas à insolação ou voltadas para a umidade transportada por ventos ou por pluviosidade. O azimute também pode estar relacionado ao mergulho das camadas geológicas, já que, caso essas sejam concordantes ao caimento da vertente, mostram-se favoráveis a escorregamentos (Patton, 1988; Gao e Lo, 1995).

Tabela 1. Descrição das variáveis independentes utilizadas no estudo.

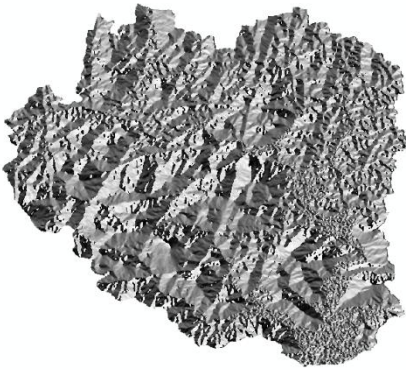
Variável independente	Fonte	Resolução/Escala
Elevação (m)	TOPODATA	30 m
Declividade (%)	TOPODATA	30 m
Orientação de vertentes (°)	TOPODATA	30 m
Curvatura vertical (°/m)	TOPODATA	30 m
Curvatura horizontal (°/m)	TOPODATA	30 m
Estradas (m)	Open Street Maps	-
Cursos d'água (m)	Engemap (2012)	1:10.000
Tipo de solo	Embrapa Solos (2004)	1:250.000



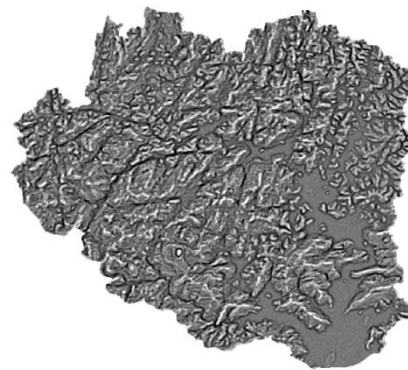
a) Elevação



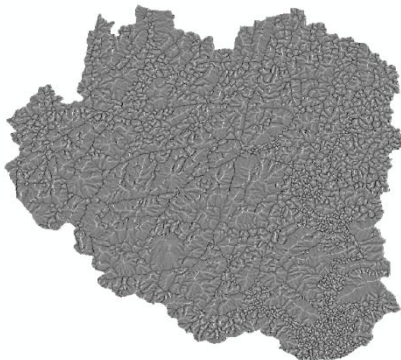
b) Declividade



c) Orientação de vertente



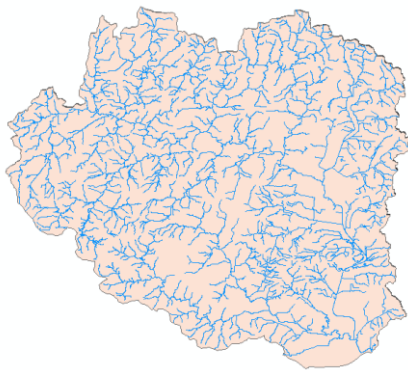
d) Curvatura vertical



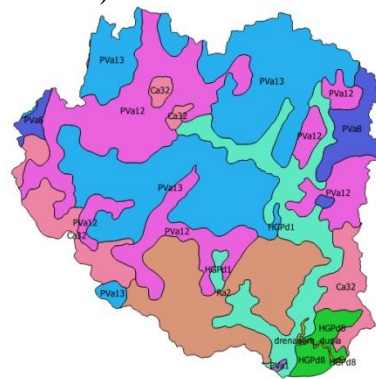
e) Curvatura horizontal



f) Estradas



g) Cursos d'água



h) Tipos de solo

Figura 4. Variáveis explicativas utilizadas no estudo.

A curvatura vertical refere-se ao caráter convexo/côncavo/retilíneo do terreno, quando analisado em perfil. Esta variável está relacionada aos processos de migração e acúmulo de água, minerais e matéria orgânica no solo através da superfície, proporcionados pela gravidade. As formas de terreno côncavas tendem a acumular o fluxo, sendo zonas de maior ocorrência de saturação dos poros dos materiais da encosta. Silva et al. (2007) consideram que na dinâmica das encostas, as formas geométricas côncavas são zonas preferenciais para ocorrência de processos erosivos, em razão da convergência dos fluxos d'água, acelerando a ruptura entre materiais de diferentes características. Por outro lado, as formas convexas tendem a divergir o fluxo, sendo caracterizadas como as zonas de passagem de água e sedimentos. De acordo com Valeriano e Albuquerque (2010), a medida da curvatura horizontal se baseia na mudança da orientação de vertentes em relação à distância horizontal, ao longo das curvas de nível.

Temesgen et al. (2001) afirmam que a proximidade com os cursos d'água está diretamente vinculada à forma da encosta, à umidade e à formação de sulcos e ravinas, ou seja, caminhos preferenciais de escoamento superficial. Nestas áreas, as encostas apresentam-se geralmente em seções côncavas, que, por serem zonas de convergência de fluxos d'água (superficiais e subsuperficiais), favorecem a condição de saturação do solo e intensificam a atuação dos processos erosivos, podendo favorecer a ocorrência de movimentos de massa. Em caso de precipitações intensas, por exemplo, os canais fluviais funcionam como verdadeiras "vias" por onde escoam sedimentos desprendidos das cabeceiras de drenagem.

Já as estradas geralmente são locais de instabilidade antropológica induzida (Brenning et al., 2015) pois muitas vezes, para a construção das estradas, são realizados cortes no terreno e isso aumenta as tensões de cisalhamento (Gerente, 2015). Além disso, um determinado segmento de estrada pode atuar como uma barreira, um sumidouro ou um corredor para o fluxo de água e, dependendo da sua localização nas encostas, podem servir como fonte de movimentos de massa. Além disso, a vibração gerada por veículos pesados e/ou explosões também pode aumentar a instabilidade, uma vez que isso influencia na movimentação do arranjo entre os grãos do solo, o que interfere diretamente no ângulo de atrito interno dos materiais da encosta (Gerente, 2015). Por este motivo, as estradas geralmente são incluídas nas análises de suscetibilidade a movimentos de massa (Larsen e Parks, 1997; Brenning et al., 2015).

Informações sobre as propriedades do solo têm efeito na capacidade de infiltração e água estocada no solo, que influencia, em última análise, a suscetibilidade a movimentos de massa (Crozier, 1986). Sidle (1985) observou que as propriedades do solo, como o tamanho das partículas e a distribuição dos poros da matriz do solo, podem intervir na estabilidade da encosta. Estas propriedades influenciam a taxa de movimento da água e a capacidade do solo para manter a água. Além disso, os solos mais finos tendem a manter maiores volumes de água sob condições não saturadas do que os solos de textura grossa (Sidle, 1985).

3.3 Construção do banco de dados

As variáveis geomorfométricas foram unidas em um arquivo formato *raster* pela ferramenta *layer stacking* do ENVI. Para a extração dos atributos dessas variáveis, correspondente a cada local amostrado (locais com e sem cicatrizes de movimento de massa), primeiramente foi feito um *buffer* de 30 m no entorno de cada amostra. Tal procedimento foi necessário para possibilitar a captura da média espectral dos *pixels* dentro da amostra, o qual foi feito com o *plug-in* GeoDMA (Körting, 2012) do TerraView. Importou-se o *raster* com os cinco *layers* das variáveis geomorfométricas no TerraView. No GeoDMA, selecionou-se os polígonos referentes ao *buffer* das amostras. A etapa seguinte foi a extração da média espectral de cada *layer* a partir desses polígonos. Com isso, obteve-se um banco de dados em que cada ponto estava associado à média espectral de cada variável geomorfométrica.

Para obter os atributos de distância até as estradas ou cursos d'água utilizou-se a ferramenta *near distance* do ArcGIS, que computa a distância euclidiana entre cada ponto amostral (pontos com e sem as cicatrizes de movimento de massa) até o vetor linear de estrada e curso d'água mais próximo. A partir disso, foi gerado o atributo correspondente a essa distância na tabela de atributos do arquivo com as amostras.

Já a informação do tipo de solo de cada amostra foi obtida pela intersecção entre os pontos amostrais com o polígono das classes de solo. No entanto, apesar de o modelo GAM permitir lidar com variáveis categóricas, algumas etapas posteriores, como a geração do mapa de suscetibilidade, ficaria comprometida se esta variável estivesse como categórica. Por esse motivo, optou-se por atribuir pesos a cada tipo de solo, transformando-o em variável também numérica. A escolha dos pesos foi baseada em três critérios: 1) consultas na literatura, como o manual da Embrapa Solos (2004) e Marinho (2014), o qual, ao realizar a estimativa de áreas com potencial de movimentos de massa na bacia do Rio Luís Alves, apontou que solos do tipo Cambissolo e Litólicos teriam forte influência com a ocorrência de movimentos de massa; 2) cômputo da densidade de cicatrizes de movimento de massa em cada tipo de solo (cicatriz/km²), sendo que se atribuiu maior peso aos solos com maior densidade de cicatrizes e; 3) classe do relevo local de acordo com a Embrapa Solos (2004), sendo atribuído maior peso aos relevos montanhosos e forte ondulado (Tabela 2).

Tabela 2. Atribuição dos pesos a variável categórica “tipo de solo”.

Tipo de solo	Sub-tipo*	Densidade de cicatrizes por km ²	Relevo	Peso
Solos litólicos	Ra2	3,2	Montanhoso	0,9
Cambissolo	Ca32	1,22	Montanhoso	0,8
Podzólico Vermelho-Amarelo	PVa13	0,56	Forte ondulado	0,6
Podzólico Vermelho-Amarelo	PVa12	0,29	Ondulado	0,5
Glei Pouco Húmico Distrófico	HGPd1	0,06	Plano	0,2
Podzólico Vermelho-Amarelo	PVa8	0	Ondulado	0,1
Glei Pouco Húmico Distrófico	HGPd8	0	Plano	0,1
Podzólico Vermelho-Amarelo	PVa1	0	Ondulado	0,1

*A descrição de cada tipo de solo pode ser obtida em Embrapa Solos (2004).

A partir disso, construiu-se um banco de dados com as classes (movimentos de massa=1, não-movimentos de massa=0) e seus respectivos atributos. Esse banco foi convertido para o formato “valor separado por vírgula” (.csv) para as etapas seguintes.

3.4 Modelos Aditivos Generalizados

3.4.1 Seleção das variáveis

Primeiramente, foi gerado um GAM com todas as variáveis explicativas com intuito de observar a contribuição de cada uma delas para o modelo. As variáveis que não atingiram um nível mínimo 5% para o p-valor do teste Z ou para o teste Qui-quadrado foram excluídas do modelo final.

O valor do modelo Qui-quadrado fornece o teste de significância usual para modelos como a regressão logística e o GAM. É dado pela diferença entre $-2\ln L$ ($L=likelihood$) para o melhor modelo de ajuste e o $-2\ln L_0$ para a hipótese nula, em que todos os coeficientes são definidos como 0, e mede a melhoria no ajuste que as variáveis independentes trouxeram para a regressão. Neste caso, um valor elevado para o modelo qui-quadrado indica que a ocorrência de movimentos de massa é muito menos provável sob a hipótese nula (sem parâmetros de influência) do que o modelo GAM completo (onde os parâmetros são incluídos) (Ayalew e Yamagishi, 2005). Enquanto o teste Z pressupõe a normalidade dos dados, o Qui-quadrado é um teste não paramétrico, ou seja, não depende dos parâmetros populacionais, como média e variância.

3.4.2 Medida e estimativa de suscetibilidade

Na aplicação do GAM, a estrutura de modelagem utilizada baseou-se num processo pontual espacial (Diggle, 1983) no qual, neste caso, uma medida de suscetibilidade pode ser definida e estimada continuamente na região. Este procedimento define, primeiramente, uma medida de suscetibilidade para detectar *clusters* suscetíveis à movimentos de massa na área de estudo (Hosmer e Lemeshow, 1989). Para isso, os locais com movimentos de massa são tratados como uma amostra de locais suscetíveis a esses eventos.

Considerando $(s1, s2, \dots, sn)$ os locais de $n1$ casos de movimentos de massa e $(sn1+1, sn1+2, \dots, sn)$ os locais de $(n=n1)$ suscetíveis casos na região de estudo como observações de dois processos de Poisson I e II, com intensidades $\lambda1(s)$ e $\lambda2(s)$, respectivamente, uma medida de suscetibilidade na localização s pode ser definida pela Equação 1, sendo que o objetivo foi investigar a variação espacial de $\rho(s)$ na área de estudo:

$$\rho(s) = \log \frac{\lambda1(s)}{\lambda2(s)} \quad (1)$$

Para estimar as áreas de suscetibilidade aos movimentos de massa na área de estudo foi adotado um GAM espacial, relacionando a ocorrência de movimentos de massa com as variáveis explicativas. O GAM permite estimar o risco espacial enquanto controla os potenciais efeitos espaciais e locais dos fatores ambientais (Kiffer et al., 2011).

Sendo y_i um indicador associado a localização $s1$, com $y_i=1$ se o sujeito i for um caso de ocorrência de movimento de massa, ou 0, caso contrário, e assumindo que $y_i(i=1, \dots, n)$ são realizações das variáveis independentes aleatórias de Bernoulli $y_i \sim \text{Bernoulli}(p(s))$, tem-se:

$$\rho(s) = \frac{q1\lambda1(s)}{q1\lambda1(s) + q2\lambda2(s)} \quad (2)$$

Em que $q1$ e $q2$ é a proporção da amostragem de pontos com e sem movimentos de massa em relação ao total de amostras existentes. Pelo fato de o modelo aditivo logístico ser adotado para variáveis de resposta binárias (presença/ausência), a variável resposta não foi modelada diretamente, mas usando o *logit* de probabilidade de ocorrência $p(s)$ condicional das variáveis explicativas (Hastie e Tibshirani, 1990):

$$\text{Log} \left\{ \frac{\rho(s)}{1-\rho(s)} \right\} = \rho(s) + c \quad (3)$$

Em que $c = \log(q1/q2)$. Como c é simplesmente uma constante aditiva, ela não modifica as características gerais da distribuição espacial da suscetibilidade sobre a região. Assim, pode-se obter estimativas de $\rho(s)$, além de uma constante aditiva, com um modelo ajustado a um resultado binário. Para facilitar a interpretação, a escala logarítmica foi utilizada com uma base 2, uma vez que nesta escala um aumento unitário na superfície de log-risco de um local para outro implica a duplicação do risco (Kiffer et al., 2011).

Já para a inclusão de efeitos do fator prognóstico, uma função *logit* pode ser usada para ligar os efeitos dos fatores e um fator de efeito espacial aditivo à probabilidade de suscetibilidade $\rho(s)$:

$$\text{Log} \left\{ \frac{\rho(s,x)}{1-\rho(s,x)} \right\} = \beta x + g(s) \quad (4)$$

Onde x é o vetor de fatores prognósticos individuais/locais, β são os efeitos das variáveis explicativas e $g(s)$ é uma função de suavização (desconhecida) de s .

Se a suscetibilidade é constante, então $g(s) = 0$, e o modelo (Equação 1) torna-se o modelo de regressão logística usual (Hosmer e Lemeshow, 1989). O modelo da Equação 1 nada mais é do que o modelo de regressão logística usual estendido por uma componente aditiva $g(s)$, de modo que a interpretação dos efeitos fatoriais e o efeito espacial são feitos em concordância, sendo:

$$\text{Log} \left\{ \frac{\rho(s,x)}{1-\rho(s,x)} \right\} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n + g(s) \quad (5)$$

Onde β_0 é a intersecção do modelo de regressão; $\beta_1 \dots \beta_n$ são os efeitos de cada variável explicativa (x).

Foi utilizado o método de simulação de Monte Carlo proposto por Kelsall e Diggle (1998) para realizar o teste global da variação espacial da suscetibilidade e a identificação dos locais com alta e baixa suscetibilidade à ocorrência de movimentos de massa. Efetuou-se 100 simulações para alcançar um nível de significância de 5%. Os contornos de 0,025 e 0,975 foram adicionados a um mapa da área de estudo em escala de cores quentes de $s\theta(x)$, com 95% de contornos de tolerância para indicar locais de suscetibilidade singularmente alta ou baixa.

Para a geração do modelo GAM e simulação de Monte Carlo utilizou-se o pacote *Mixed GAM Computation Vehicle with GCV/AIC/REML Smoothness Estimation* (mgcv) do programa R 2.10. Para geração do mapa de suscetibilidade a partir do modelo GAM, empregou-se o pacote “spgam”, o qual adota uma abordagem semi-paramétrica ao GAM.

3.4.3 Avaliação e validação do modelo GAM

O modelo final foi avaliado de acordo com um tipo de pseudo- R^2 , o McFadden’s- R^2 , e o teste de Hosmer e Lemeshow. A Área Abaixo das Características de Operações Relativas (*Area Under a Relative Operating Characteristic* - AUROC) foi usada para verificar a capacidade de predição do modelo, dado um conjunto de dados de validação.

As estimativas do modelo a partir de uma regressão logística ou GAM são estimativas de máxima verossimilhança (*Maximum Likelihood*) obtidas através de um processo iterativo. Os “pseudo” R^2 são indicadores que cumprem um papel semelhante ao R^2 da Regressão Linear. O McFadden’s- R^2 é um dos tipos de pseudo- R^2 e expressa a variação percentual entre o *Likelihood Value* do modelo, que considera apenas a constante, e o *Likelihood Value*, que incorpora as variáveis explicativas, como segue:

$$\text{McFadden's-}R^2 = \frac{[-2LL_{nulo} - (-2LL_{modelo})]}{-2LL_{nulo}} \quad (6)$$

Sendo $-2LL$ o logaritmo natural do *Likelihood Value* multiplicado por -2 , seguindo uma distribuição Qui-quadrado. Como observado, o numerador evidencia a melhoria que se espera ocorrer no *Likelihood Value* como efeito da inclusão das variáveis independentes no modelo. Já o denominador reflete apenas a constante. Desta forma, se os coeficientes das variáveis incluídas no modelo forem 0, o McFadden’s- R^2 também será 0. Apesar de ele também variar de 0 a 1, como o R^2 da Regressão Linear, ele não pode ser interpretado como taxa de variação na probabilidade de ocorrer o evento por unidade de variável independente. Serve apenas como um indicativo da qualidade das predições, quando comparado a um outro que ignore as variáveis independentes (Corrar et al., 2009). O teste foi calculado no aplicativo R, com o pacote “pscl” e função “pR2”.

O teste de Hosmer e Lemeshow nada mais é do que um teste Qui-quadrado que consiste em dividir o número de observações em cerca de dez classes e, em seguida, comparar as frequências preditas com as observadas. A finalidade desse teste é verificar se existe diferenças significativas entre as classificações preditas e observadas. Caso houverem

diferenças significativas, então o modelo não representa a realidade de forma satisfatória, ou seja, não seria capaz de produzir estimativas e classificações muito confiáveis (Corrar et al., 2009). O teste foi efetuado com o pacote “MKmisc”, função “HLgof.test” do aplicativo R.

A validação é uma etapa fundamental no para verificar a habilidade da predição do modelo de suscetibilidade. A ROC é a curva gerada a partir da plotagem das taxas de verdadeiros positivos (*True Positive Rate*- TPR) contra a taxa de falsos positivos (*False Positive Rate*- FPR) enquanto a AUC é a área abaixo desta curva. A técnica AUROC permite olhar para quão bem o modelo realmente prevê a variável dependente. A AUROC foi obtida comparando-se a sensibilidade de um modelo (TPR) com a especificidade (mais precisamente, 1-especificidade ou FPR (Hosmer e Lemeshow, 2000). O AUROC toma valores entre 0 e 1, onde um valor de 0,5 representa um ajuste ao acaso entre as previsões e as observações, e um valor de 1 representa a discriminação perfeita (Brenning, 2005; Guzzetti et al., 2006) ou pode indicar um superajustamento dos dados (*overfitting*).

Pourghasemi et al. (2012) ressaltam que a capacidade do modelo de predição da suscetibilidade aos movimentos de massa usualmente é estimada usando informações independentes, que não foram utilizadas para a construção do modelo. Desta forma, para aplicação dessa técnica, foi utilizado um banco de dados de validação com 50 amostras selecionadas aleatoriamente do banco de dados e que não foram utilizadas na etapa de treinamento do modelo. Para avaliação dos valores AUC, foi utilizado o critério recomendado por Swets (1988): “excelente” para AUC > 0,9; “bom” para AUC entre 0,8 e 0,9; “razoável” para AUC entre 0,7 e 0,8; “pobre” para AUC entre 0,6 e 0,7 e “falho” para AUC entre 0,5 e 0,6. A análise foi feita com o pacote ROCR (funções “predict”, “prediction” e “performance”, no programa R.

4. Resultados e Discussão

A Tabela 3 mostra os resultados obtidos pela função GAM incluindo todas as variáveis explicativas. Apenas para a variável “tipo de solo” não foi aplicada a função de suavização, pelo fato de essa variável ser resultante de pesos atribuídos pelo próprio analista, o que lhe conferiu uma relação relativamente linear com a variável resposta. Percebe-se pelos valores dos testes Qui-quadrado e p-valor Z (para a variável “tipo de solo”) que as variáveis “declividade”, “elevação”, “distância dos cursos d’água”, “tipo de solo” e “orientação de vertentes” têm uma relação significativa com a variável dependente, podendo-se rejeitar a hipótese de que os parâmetros estimados são nulos. Já as variáveis “distância das estradas”, “curvatura horizontal” e “curvatura vertical” não atingiram nenhum nível de significância mínima para afirmar que contribuem para o modelo gerado. Estas três variáveis foram descartadas na geração de um novo modelo GAM.

Tabela 3. Resultado da função GAM gerado com todas as variáveis explicativas.

Coefficientes paramétricos				
	Estimativa	Erro padrão	Valor z	Pr(> z)
intercepto	-5,6069	0,4625	-12,12	<2e-16 ***
solo	7,9991	0,6592	12,13	<2e-16 ***
Significância aproximada dos termos suavizados				
	edf	Ref.df	Qui-sq	Valor-p
s(declividade)	2,379	2,982	32,567	4,08e-07 ***
s(dist_hidro)	5,265	6,383	37,235	2,76e-06 ***
s(elevacao)	7,045	8,089	39,553	4,34e-06 ***
s(orientacao)	1,000	1,000	3,185	0,0544*
s(curv_vertical)	2,064	2,532	3,364	0,2584
s(curv_horizantal)	2,903	3,678	4,822	0,2618
s(dist_estrada)	7,259	8,282	13,148	0,1196

Significância: 0 ‘***’ 0,001 ‘**’ 0,01 ‘*’ 0,05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Destaca-se que algumas dessas variáveis explicativas também foram mencionadas por outros autores na análise da suscetibilidade a movimentos de massa. Ayalew e Yamagishi (2005) encontraram que, entre os parâmetros geomorfométricos, a orientação (ou aspecto) teve um bom papel no modelo logístico gerado, seguido da declividade. A elevação, segundo eles, não foi um bom estimador para o modelo. No entanto, os autores atrelaram isso ao fato de que o papel dessa variável já havia sido enfatizado em outras duas variáveis (cortes de estradas e relação rocha-leito-inclinação) correlacionadas com a elevação. Cabe ainda salientar que Ayalew e Yamagishi (2005) utilizaram a regressão logística que, a elevação nem sempre manterá uma relação log-linear com a ocorrência de movimentos de massa, o que foi verificado no presente estudo (Figura 4) e também foi apontado por Park e Chi (2008).

Goetz et al. (2011) ao verificar a suscetibilidade de movimentos de uma bacia hidrográfica em Vancouver, Canadá, usando o GAM, variáveis do terreno e dados de uso da terra, encontraram que a curvatura do plano e do perfil, além da declividade, foram consideradas importantes modificadores da estabilidade das encostas. Segundo os autores, a suscetibilidade aos movimentos de massa é maximizada em colinas íngremes que têm um perfil côncavo para cima e uma curvatura de plano convergente. Neste estudo, as curvaturas não foram significativas para a ocorrência de movimentos de massa. Verificou-se visualmente que essa variável segue um padrão quase homogêneo em toda a área de estudo.

Brenning et al. (2015), utilizando o GAM, e Ayalew e Yamagishi (2005), utilizando o GLM, encontraram forte correlação entre a ocorrência de movimentos de massa e a proximidade com as estradas, o que não foi observado no presente estudo. Contudo, no local de estudo, as estradas existentes não são de grande magnitude, enquanto que nos estudos dos autores supramencionados tratava-se de grandes rodovias, que podem acarretar maior impacto no terreno.

Já a proximidade com os cursos d'água foi significativa com a ocorrência de movimentos de massa. A proximidade da encosta às estruturas de drenagem é fator importante em termos de estabilidade. Durante fortes precipitações, o fluxo de água desses cursos aumentam podendo favorecer a erosão basal e lateral dos sulcos presentes nas encostas (Gokceoglu e Aksoy 1996).

A variável “tipo de solo” mostrou forte relação com os movimentos de massa. Os dois tipos de solo mais relacionados (Ra2 e Ca32) são localizados em relevos montanhosos, escarpados e forte ondulados, o que pode favorecer os escorregamentos. O solo Ra2 é uma mistura de solos Litólicos Álicos, textura argilosa, com Cambissolo Álico, possui pequena profundidade e alta pedregosidade (Embrapa Solos, 2004). Já o Ca32 é uma mistura de Cambissolo Álico (textura argilosa e relevo montanhoso) com solos Litólicos Distróficos, de textura argilosa, relevo montanhoso e escarpado. Verifica-se que ambos os tipos de solo são misturas de solos Litólicos com Cambissolo, e, de acordo com este estudo e como apontado por Marinho (2014), podem ter forte relação com a suscetibilidade do terreno à ocorrência de movimentos de massa.

Os resultados do modelo GAM podem ser visualizados na Tabela 4. Ressalta-se que não foi necessário aplicar a função de suavização na variável “tipo de solo” pelo fato de ela manter uma relação linear com a ocorrência de movimentos de massa. Percebe-se que todas as variáveis foram significativas para o modelo com um intervalo de confiança mínimo de 95%, sendo a variável “tipo de solo” avaliada pelo teste Z e as variáveis suavizadas pelo teste não-paramétrico Qui-quadrado.

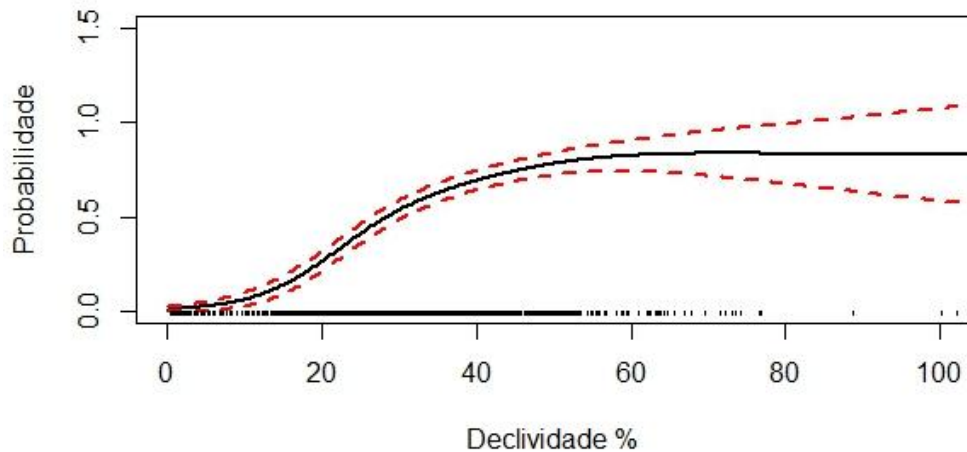
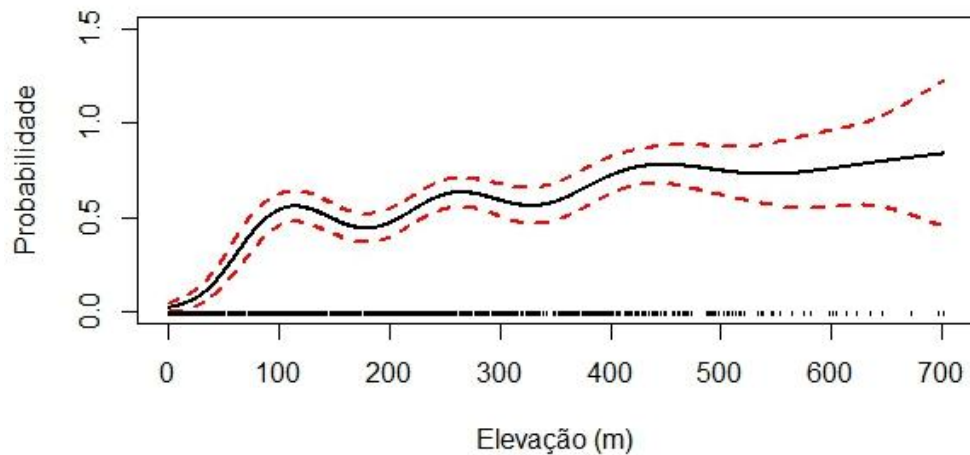
A Figura 5 mostra a probabilidade da ocorrência de movimentos de massa de acordo com cada variável explicativa, obtida a partir do GAM. Percebe-se que a suposição log-linear do GLM não seria apropriada na modelagem das relações entre a ocorrência de movimentos de massa e as variáveis, já que, com exceção do “tipo de solo”, como comentado, nenhuma seguiu um padrão linear com a ocorrência de movimentos de massa. Para a variável

“elevação” a maior probabilidade de ocorrência de movimentos de massa foi apontada entre 400 e 500 m, entretanto esta não seguiu um padrão constante. A ocorrência de movimentos de massa apresentou uma relação aproximadamente quadrática com a variável “declividade”. Verifica-se que a probabilidade da ocorrência do evento aumenta áreas com 50% de declividade e, após esse limiar, mantém uma relação estável. O comportamento quadrático entre a ocorrência de movimentos de massa e declividade também foi observado por Park e Chi (2008) e Brenning et al. (2015).

Tabela 4. Resultados estatísticos do modelo GAM somente com as variáveis mais significativas.

Coeficientes paramétricos				
	Estimativa	Erro padrão	Valor z	Pr(> z)
intercepto	-5,3955	0,4306	-12,53	<2e-16 ***
solo	7,6923	0,6115	12,58	<2e-16 ***
Significância aproximada dos termos suavizados				
	edf	Ref,df	Qui-sq	Valor-p
s(declividade)	3,339	3,339	47,846	3,89e-10 ***
s(dist_hidro)	5,637	5,637	43,561	6,01e-08 ***
s(elevacao)	7,107	7,107	33,056	2,84e-05 ***
s(orientacao)	1,000	1,000	4,553	0,0329 *

Significância: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0.1 ' ' 1



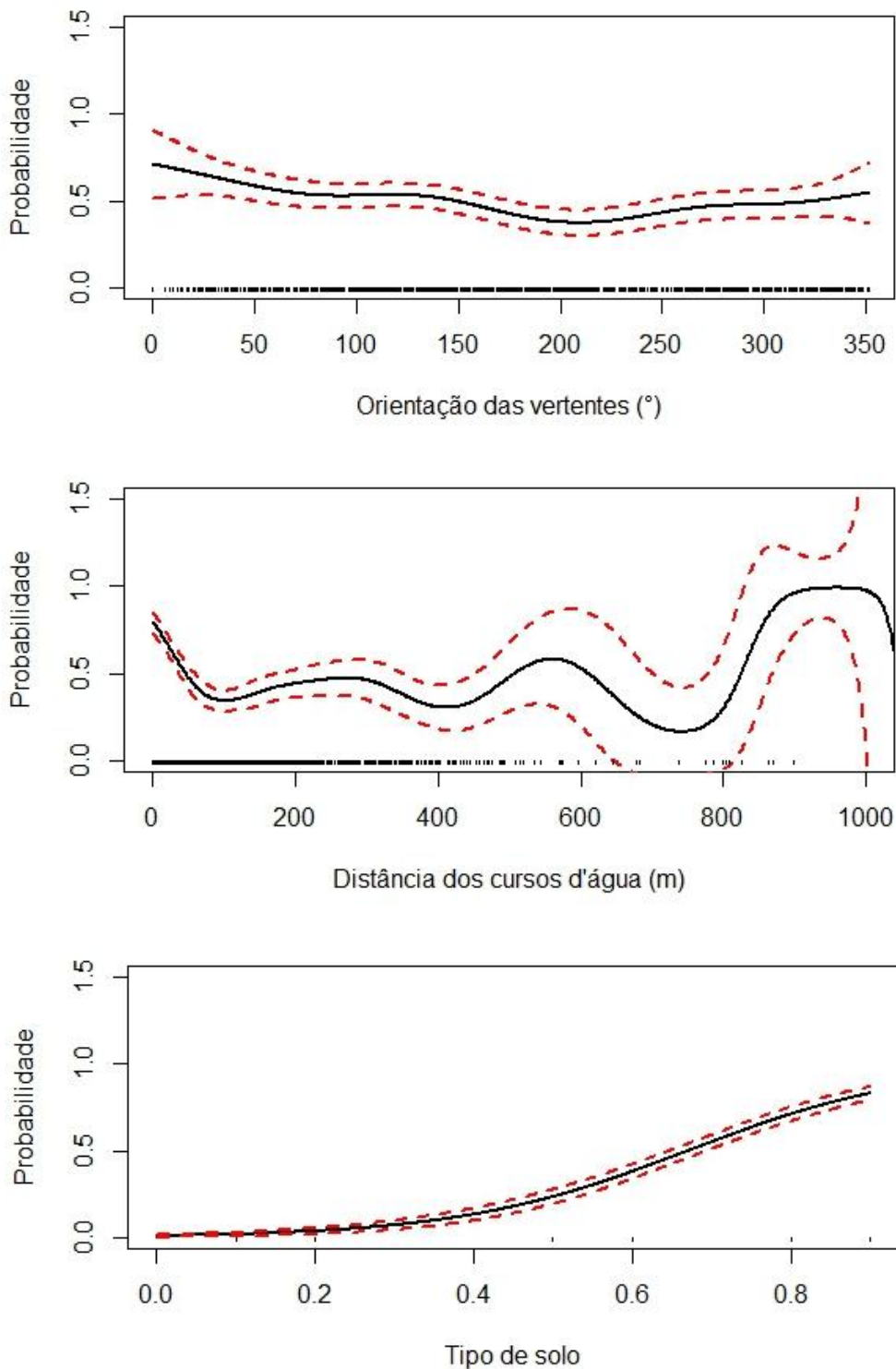


Figura 5. Probabilidade da ocorrência de movimentos de massa de acordo com a variável explicativa analisada. A linha sólida indica o modelo ajustado e as linhas pontilhadas vermelhas o intervalo de confiança de 95%.

Para a variável “orientação de vertentes” verifica-se que a maior probabilidade de ocorrência de movimentos de massa é em encostas voltadas para o norte (0°). O gráfico de probabilidade com a variável “distância dos cursos d’água” não seguiu nenhum padrão, porém ficou evidente que a probabilidade da ocorrência do fenômeno é maior próximo dos cursos

d'água. No entanto, aproximadamente a partir da distância de 100 m, as incertezas da estimativa desta variável, dada pelas linhas pontilhadas vermelhas, foram grandes.

A única variável que manteve uma relação linear com a ocorrência de movimentos de massa é o “tipo de solo”. Porém, isto pode ter ocorrido pelo fato de os pesos serem atribuídos pelo próprio analista, sendo que um dos critérios utilizados foi a densidade de cicatrizes por km² na área de estudo. Para as variáveis “elevação”, “declividade” e “distância dos cursos d'água” percebe-se que à medida que o número de observações decresce, as incertezas das predições aumentam. Já para a “orientação”, por possuir aproximadamente a mesma quantidade de amostras em cada ângulo, o intervalo de confiança não sofreu muita variação.

A Tabela 5 mostra a avaliação do modelo GAM gerado a partir das variáveis selecionadas. Seguindo uma distribuição Qui-quadrado, o cálculo do teste de Hosmer e Lemeshow resultou em uma estatística de 2,83 e um nível de significância de 0,94, indicando que os valores preditos não são significativamente diferentes dos observados. Isso é um indício de que o modelo pode ser utilizado para estimar a probabilidade de determinado local da área de estudo ser suscetível à ocorrência de movimentos de massa. O pseudo R² de McFadden, de 0,498, é um indicativo de que a inclusão das variáveis independentes no modelo melhorou sua qualidade de predição. Hensher e Stopher (1979) destacam que os valores do pseudo-R² tendem a ser consideravelmente inferiores aos do índice R². De acordo com os autores, valores de 0,2 a 0,4 representam um excelente ajuste.

Tabela 5. Avaliação do modelo GAM gerado para a suscetibilidade à ocorrência de movimentos de massa na sub-bacia do Rio Luís Alves.

McFadden's R ²	Hosmer e Lemeshow	
	Qui-quadrado	p-valor
0,498	2,83	0,94

A Figura 6 mostra o resultado da validação do modelo gerado dado pela AUROC. Ressalta-se que essa avaliação foi feita em comparação com o banco de dados de validação. O valor encontrado de AUC foi de 0,86, podendo ser considerado “bom” de acordo com Swets (1988). Este resultado foi superior ao encontrado em outros trabalhos. Brenning et al. (2008) que, ao utilizar o GAM para gerar mapas de suscetibilidade a movimentos de massa nos Andes Equatorianos, relacionando uma série de variáveis morfométricas e de uso da terra, obtiveram valores de AUC entre 0,67 e 0,77. Pourghasemi et al. (2012), ao utilizaram um modelo de avaliação multicritério para mapear a suscetibilidade a movimentos de massa no Iran, encontraram um AUC de 0,7684.

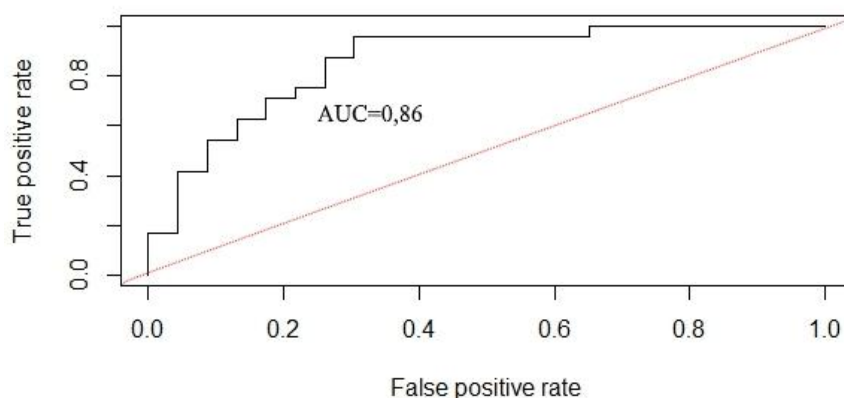


Figura 6. Resultado da validação do modelo GAM gerado pela técnica AUROC.

O resultado do mapa de susceptibilidade a movimentos de massa é mostrado na Figura 7. O teste global de risco constante baseado em 100 simulações de Monte Carlo resultou em um p -valor de 0,0099. Verifica-se que o mapa que a região de maior susceptibilidade à ocorrência de movimentos de massa é o local que concentrou a maior densidade de cicatrizes no evento ocorrido em 2008, como visualizado na Figura 2. Essa área é localizada a sudoeste da bacia hidrográfica e está representada no mapa nas cores vermelho e alaranjado. Já a porção nordeste, indicada em tons amarelo-claro, é que possui as menores probabilidades de ser afetada pelo fenômeno.

Luiz et al. (2016), ao estudarem a influência de lineamentos estruturais na ocorrência dos movimentos de massa na bacia do Rio Luís Alves, encontraram que na porção sudoeste desta bacia ocorre a maior concentração e cruzamento de lineamentos. Este pode ser outra possível explicação para a maior susceptibilidade deste local, uma vez que os processos de metamorfismos que originaram a ocorrência destes lineamentos tendem a criar diferenças entre o comportamento hidráulico e mecânico dos materiais da encosta, gerando assim uma maior susceptibilidade (Luiz et al., 2016).

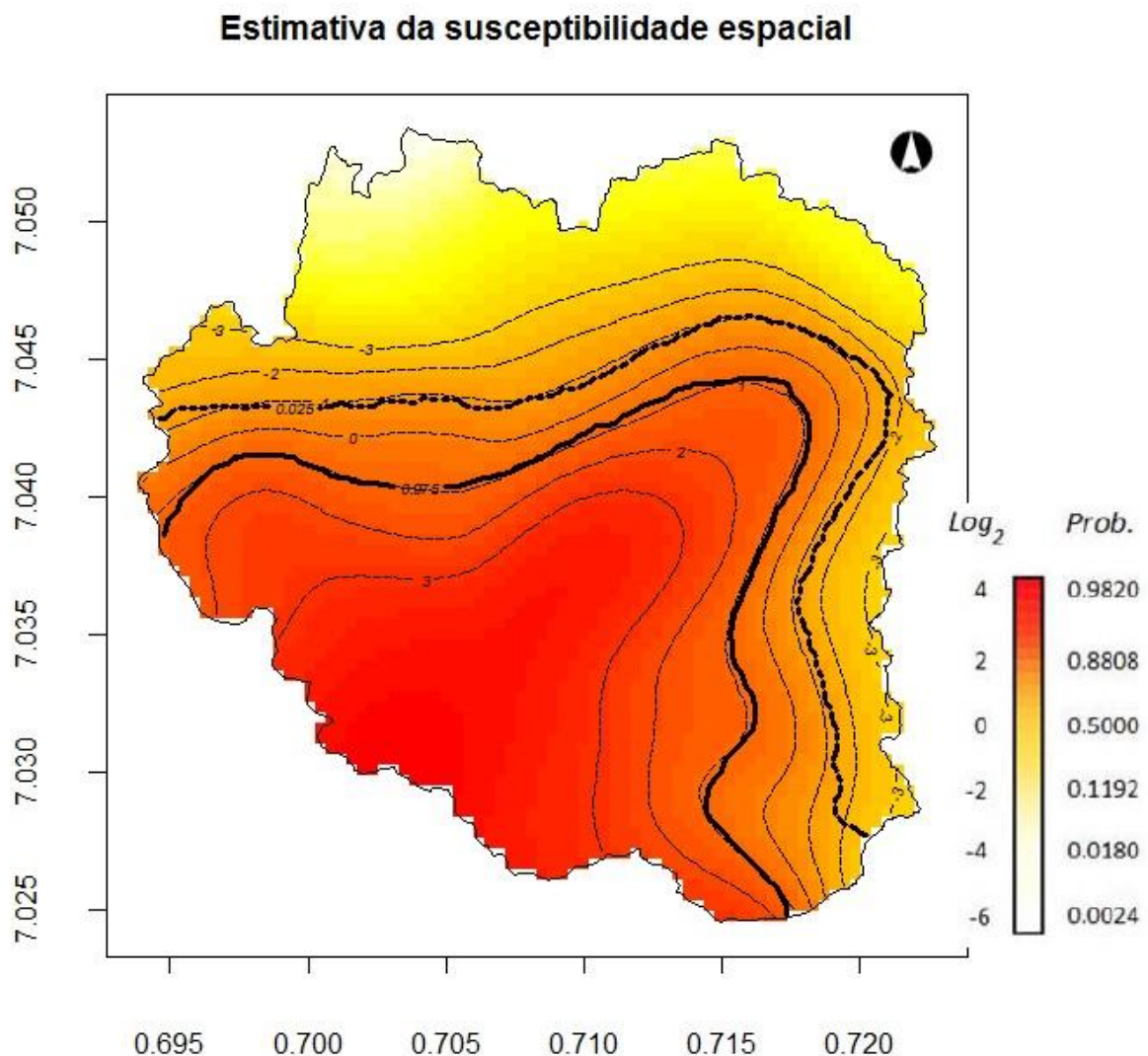


Figura 7. Mapa de susceptibilidade a movimentos de massa na bacia do Rio Luís Alves, com contornos de tolerância de 95%. Sendo: — contorno da superfície com p -valor de 97,5% e - - - contorno de 2,5%.

5. Conclusão

Este trabalho mostrou que os movimentos de massa são significativamente relacionados a fatores condicionantes ambientais testados, como a declividade, elevação, distância aos cursos d'água, orientação das vertentes e tipo de solo. Verificou-se que o relacionamento entre as variáveis explicativas e os movimentos de massa não segue uma relação log-linear. Desta forma, o uso do GAM foi adequado para modelar as relações não lineares entre elas.

O modelo de suscetibilidade para a área de estudo, gerado a partir da técnica GAM, mostrou uma excelente capacidade de predição de acordo com o McFadden's R^2 e teste de Hosmer e Lemeshow, já que os valores observados não diferiram significativamente dos estimados, o que se é esperado de um bom modelo estatístico. A curva ROC foi produzida com base no conjunto de dados de validação, e, com uma AUC de 0,86, mostrou que o modelo possui uma boa habilidade para discriminar os pontos de movimentos de massa dos outros locais.

O mapa com a estimativa de suscetibilidade espacial permitiu visualizar os pontos da bacia com maior suscetibilidade a ocorrência de movimentos de massa. A espacialização das áreas vulneráveis permite um melhor planejamento do uso da terra, de forma a evitar futuros danos econômicos ou sociais que podem ser causados por esse fenômeno.

Por fim, cabe destacar que, apesar de o modelo ter obtido bons resultados, deve-se considerar que qualquer modelo é uma mera simplificação da realidade. Diante disso, para trabalhos futuros é recomendado que sejam elaborados mapas de incerteza associados às estimativas fornecidas pelo mapa de suscetibilidade.

Referências Bibliográficas

Ayalew, L., Yamagishi, H.. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. **Geomorphology**, v. 65, p. 12–31, 2005.

Brenning, A.; Schwinn, M.; Ruiz-Páez, A. P.; Muenchow, J. Landslide susceptibility near highways is increased by 1 order of magnitude in the Andes of southern Ecuador, Loja province. **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 15, 45–57, 2015.

Brenning, A.: **Improved spatial analysis and prediction of landslide susceptibility**: Practical recommendations, in *Landslides and Engineered Slopes, Protecting Society through Improved Understanding*, edited by: Eberhardt, E., Froese, C., Turner, A. K., and Leroueil, S., Taylor & Francis, Banff, Alberta, Canada., p. 789–795, 2012.

Brenning, A.: Benchmarking classifiers to optimally integrate terrain analysis and multispectral remote sensing in automatic rock glacier detection, **Remote Sens. Environ.**, v. 113, p. 239–247, 2009.

Brenning, A. Statistical geocomputing combining R and SAGA: the example of landslide susceptibility analysis with generalized additive models. In: Böhner, J., Blaschke, T., Montanarella, L. (Eds.), *SAGA — Seconds Out Hamburger Beiträge zur Physischen Geographie und Landschaftsökologie*, v. 19, p. 23–32, 2008.

Brenning, A.: Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation, **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 5, p. 853–862, 2005.

Christofoletti, A. **Geomorfologia**. São Paulo: Edgard Blucher, 1974. 149 p.

Corrar, L. J.; Paulo, E.; Dias Filho, J. M. **Análise Multivariada para os cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. 2 ed., Atlas, 2009, 568 p.

Crepani et al. Curso de sensoriamento remoto aplicado ao zoneamento ecológico-econômico. São José dos Campos: INPE, 1999. 18 p.

Crozier M. J. **Landslides: causes, consequences and environment**. Croom Helm, London, 1986.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa). **Solos de Santa Catarina**. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento 46. ISSN 1678-0892, 2004.

Engemap Geoinformação. Relatório de produção final - edital de concorrência pública n. 0010/2009. Florianópolis SC, 218 p., 2012.

Gao, J. ;Lo, C. P. Micro-scale modelling of terrain susceptibility to landsliding from a DEM: a GIS approach. **Geocarto International**, v. 10, n. 4, p. 15-30, 1995.

Gerente, J. **Análise dos movimentos de massa na bacia do Rio Serafim, Luís Alves/SC: condicionantes e mecanismos de ruptura**. 128 p. 2015. Trabalho de Conclusão de Curso (Geografia), Universidade do Estado de Santa Catarina: Florianópolis, 2015.

Goetz, J. N., Guthrie, R. H., and Brenning, A.: Integrating physical and empirical landslide susceptibility models using generalized additive models, **Geomorphology**, v. 129, p. 376–386, 2011.

Gokceoglu C.; Aksoy, H. Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. **Eng Geol**, v. 44, p. 147–161, 1996.

Gomes, M. C. V. **Análise da influência da condutividade hidráulica saturada dos solos nos escorregamentos rasos na bacia do rio Guaxinduba (SP)**. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo, USP, São Paulo, 2012.

Guzzetti, F., Reichenbach, P., Ardizzone, F., Cardinali, M., and Galli, M.: Estimating the quality of landslide susceptibility models, **Geomorphology**, v. 81, p. 166–184, 2006.

Hastie, T. and Tibshirani, R.: **Generalized additive models**, Chapman and Hall/CRC, London, 1990.

Heckmann, T., Gegg, K., Gegg, A., and Becht, M.: Sample size matters: investigating the effect of sample size on a logistic regression debris flow susceptibility model, **Nat. Hazards Earth Syst. Sci. Discuss.**, v. 1, p. 2731–2013, 2013.

Hensher, A. D.; Stopher, R. P. **Behavioural Travel Modelling**. Croom Helm, 1979 - 861 p.

Hervás, J.: Lessons Learnt from Landslide Disasters in Europe, European Commission Joint Research Centre, Institute for Environment and Sustainability, **Ispra (VA)**, Italy, 2003.

Hosmer, D. W. and Lemeshow, S.: **Applied logistic regression**, Wiley, New York, NY, 2000.

Kelsall JE, Diggle PJ: Spatial variation in risk of disease: a nonparametric binary regression approach. **Journal of the Royal Statistical Society Series C Applied Statistics**, v. 47, P. 559-573, 1998.

Kiffer, C. R. V.; Camargo, E. C. G.; , Shimakura, S. E.; Ribeiro Jr, P. J.; Bailey, C. T.; Pignatari, A. C. C.; Monteiro, A. M. B. A spatial approach for the epidemiology of antibiotic use and resistance in community-based studies: the emergence of urban clusters of Escherichia coli quinolone resistance in Sao Paulo, Brasil. **International Journal of Health Geographics**, p. 10-17, 2011.

Körting, T. S. **GeoDMA: a toolbox integrating data mining with object-based and multi-temporal analysis of satellite remotely sensed imagery**. 2012. 119 p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) -Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2012.

Larsen, M. C. and Parks, J. E.: How wide is a road? The association of roads and mass-wasting in a forested montane environment, *Earth Surf. Proc. Land.*, 22, 835–848, 1997.

Lee S, Min K. Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. **Environ Geol**, v. 40, p. 1095–1113, 2001.

Luiz, E. L. ; Bini, G. M. P. ; Gasper, B. ; Gerente, J. . Influência de lineamentos estruturais na ocorrência de movimentos de massa na bacia do rio Luís Alves, vale do Itajaí-Santa Catarina. In: XI SINAGEO - Simpósio Nacional de Geomorfologia, 2016, Maringá. Anais do XI SINAGEO, 2016.

Luiz, E. L.; Gerente, J. Diferentes métodos de cálculo de área de acumulação de fluxo para aplicação em um modelo de predição de zonas de saturação na paisagem. **Relatório de Pesquisa**, 2014.

Marinho, R. Estimativa de áreas com potencial de deslizamento de terra na região do Morro do Baú, Santa Catarina, através do modelo de relação de frequência e SIG. **Revista Geonorte**, Edição Especial 4, v.10, n.1, p.136-140, 2014.

Ohlmacher C. G, Davis C. J. Using multiple regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. **Eng Geol**, v. 69, p. 331–343, 2003.

Park, N.-W. and Chi, K.-H.: Quantitative assessment of landslide susceptibility using high-resolution remote sensing data and a generalized additive model, **Int. J. Remote Sens.**, v. 29, p. 247–264, 2008.

Patton, P. C. Drainage basin morphometry and floods. In: Baker, V. R., Kochel, R. C. e Patton, P. C. ed. **Flood geomorphometry**. New York: Wiley, 1988, cap. 3, p. 51-65.

Petschko, H.; , Brenning, A.; Bell, R.; Goetz, J.; Glade, T. Assessing the quality of landslide susceptibility maps – case study Lower Austria. **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 14, n. 95–118, 2014.

Pourghasemi, H. R.; Pradhan, B.; Gokceoglu C.; Moezzi, D. Landslide Susceptibility Mapping Using a Spatial Multi Criteria Evaluation Model at Haraz Watershed, Iran. In: **Terrigenous Mass Movements**. B. Pradhan and M. Buchroithner (eds.), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012.

Schwab, J. C., Gori, P. L., and Jeer, S.: Landslide Hazards and Planning, Planning Advisory Service Report, **American Planning Association**, Chicago, 2005.

Sidle, R. C.; Pearce, A. J.; Loughlin , C. L. O. Hillslope stability and landuse. American geophysical union, Washington DC, USA, p. 125, 1985.

Silva, A. M. et al. **Hidrossedimentologia em bacias hidrográficas**. 2. ed. São Carlos: RIMA, 2007.

Swets, J. Measuring the accuracy of diagnostic systems. **Science**, 240, p. 1285–1293, 1988.

Temesgen B., Mohammed M. U., Korme T. Natural hazard assessment using GIS and remote sensing methods, with particular reference to the landslides in the Wondogenet Area, **Ethiopia. Phys Chem Earth**, v. 26, p. 615–665, 2001.

Thomas, M. F. **Tropical geomorphology**: a study of weathering and landform development in warm climates. 2 ed. London: MacMillan, 1979. 332 p.

Valeriano, M. M. **Topodata**: guia para utilização de dados geomorfológicos locais. São José dos Campos: INPE, 2008.

Valeriano, M. M.; Albuquerque, P. C. G. **Topodata**: processamento dos dados SRTM. São José dos Campos: INPE, 2010.

Van den Eeckhaut, M., Vanwalleghem, T., Poesen, J., Govers, G., Verstraeten, G., and Vandekerckhove, L.: Prediction of landslide susceptibility using rare events logistic regression: a case-study in the Flemish Ardennes (Belgium), **Geomorphology**, v. 76, p. 392–410, 2006.

Vorpahl, P., Elsenbeer, H., Märker, M., and Schröder, B.: How can statistical models help to determine driving factors of landslides?, **Ecol. Model.**, v. 239, p. 27–39, 2012.