

ANÁLISE DA SUSCETIBILIDADE AOS MOVIMENTOS DE MASSA EM SÃO SEBASTIÃO (SP) COM O USO DE MÉTODOS DE INFERÊNCIA ESPACIAL

Polyanna da Conceição BISPO ¹, Cláudia Maria de ALMEIDA ²,
Márcio de Morisson VALERIANO ², José Simeão de MEDEIROS ², Edison CREPANI ²

(1) Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE.
Avenida dos Astronautas, 1.758 – Jd. Granja. Caixa Postal 515. CEP 12227-010.

São José dos Campos – SP. Endereço eletrônico: polyanna@dsr.inpe.br

(2) Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, Divisão de Sensoriamento Remoto – DSR.

Avenida dos Astronautas, 1.758 – Jd. Granja. Caixa Postal 515. CEP 12227-010. São José dos Campos – SP.
Endereços eletrônicos: almeida@dsr.inpe.br; valerian@dsr.inpe.br; medeiros@dsr.inpe.br; crepani@dsr.inpe.br

Introdução
Área de Estudo
Material e Métodos
Resultados e Discussões
Conclusões
Agradecimentos
Referências Bibliográficas

RESUMO – Este trabalho tem como objetivo avaliar métodos de inferência espacial para modelar a suscetibilidade a movimentos de massa no município de São Sebastião (SP) e testar o efeito da inclusão de variáveis geomorfométricas (curvaturas vertical e horizontal) no modelo. Foram comparados três métodos de inferência espacial: booleano, bayesiano e *fuzzy* gama. Estes métodos foram testados com cinco variáveis (geomorfologia, geologia, pedologia, uso da terra e declividade) e, em seguida, com sete variáveis (incluindo as curvaturas vertical e horizontal). O método booleano não permitiu uma classificação detalhada das classes de suscetibilidade para ambos os casos (com cinco e com sete variáveis). O método *fuzzy* gama apresentou uma maior flexibilidade na identificação de áreas e na geração de cenários para ambos os casos, o que foi possível através da manipulação dos valores do índice gama. A adição das curvaturas no modelo permitiu um melhor desempenho, apresentando resultados mais satisfatórios para o seu refinamento. A inferência bayesiana utilizou efetivamente apenas a variável declividade (no caso de cinco variáveis) e, em uma segunda etapa, as variáveis declividade e curvatura horizontal (no caso de sete variáveis). Este método não se mostrou satisfatório na discriminação das classes de suscetibilidade aos movimentos de massa.

Palavras-chave: métodos de inferência espacial, análise de risco, sistema de informações geográficas, movimentos de massa, geomorfometria.

ABSTRACT – P.C. Bispo, C.M. Almeida, M.M. Valeriano, J.S. Medeiros, E. Crepani - *Analysis of mass movement-prone areas in São Sebastião (SP) based on spatial inference methods.* This work is committed to evaluate spatial inference methods designed for modeling the susceptibility to mass movements in the municipality of São Sebastião (SP) and test the effectiveness of including geomorphometric variables (vertical and horizontal curvatures) in the models. We compared three methods of spatial inference: Boolean, Bayesian, Fuzzy Gama. These methods were tested with five variables (geomorphology, geology, pedology, land use, and slope) and then with seven variables (the former five ones with the addition of vertical and horizontal curvatures). The Boolean method did not allow a detailed classification of susceptibility classes in both cases (with five and with seven variables). The Fuzzy Gama method presented greater flexibility in identifying susceptibility areas and in generating distinct scenarios for both types of models. This was made possible by manipulating the gama index values. The addition of curvatures in the model allowed a better performance and yielded superior results. The Bayesian inference effectively used only slope (in the case of five variables) as an evidence, and slope and horizontal curvature (in the case of seven variables). This method was not satisfactory in discriminating the classes of susceptibility to mass movements.

Keywords: spatial inference methods, risk analysis, geographic information systems, landslides, geomorphometry.

INTRODUÇÃO

Os movimentos de massa são processos dinâmicos que ocorrem, em geral, em vertentes. Esses eventos podem ser desencadeados pela interação entre diferentes fatores endógenos, tais como tipo de solo, de rocha ou de forma do terreno, e fatores exógenos, como

variáveis climáticas, fatores antrópicos, entre outros. Os movimentos provenientes dessas interações correspondem ao desprendimento e transporte de solo e/ou material rochoso vertente abaixo, devido à sua instabilidade condicionada pela gravidade, podendo ser

intensificada pela ação de outros agentes, tais como a água ou vento (Chorley et al., 1984; Fernandes & Amaral, 1996; Sestini, 1999).

Os movimentos rápidos ou deslizamentos estão estreitamente associados com as atividades antrópicas e a variabilidade de causas e mecanismos a eles relacionados (Fernandes & Amaral, 1996; Sestini, 1999). Esses processos fazem parte da dinâmica natural da formação do modelado terrestre, entretanto, podem tornar-se um problema quando são intensificados pela ocupação humana (Sestini, 1999), responsável pela remoção da cobertura vegetal e/ou por obras de movimentos de terra, com a consequente exposição do solo, o que o torna mais propenso a deslocamentos em caso de chuvas intensas. Deste modo, podem ser considerados como sendo eventos de risco, ou seja, fenômenos de origem natural ou antrópica que provocam prejuízos aos meios biofísico e social (Zuquette et al., 1995; Sestini, 1999).

Esses fenômenos podem ser classificados quanto ao tipo de movimento, velocidade, geometria de falha, morfometria da vertente, tipo de material removido e grau de alteração, entre outros (Suaréz, 1998, segundo Muñoz, 2005). Com relação à morfometria das vertentes, a variável geomorfométrica declividade fornece a medida de inclinação (em graus ou percentual) do relevo em relação ao plano horizontal e está diretamente relacionada à velocidade de deslocamento de material e à capacidade de transporte de massas sólidas e líquidas no terreno (Muñoz, 2005). Essa variável tem grande importância nos processos geomorfológicos, condicionando cursos de água e deslocamento de colúvio (Christofolletti, 1980). As declividades acima de 30°, por exemplo, apresentam risco de deslizamentos mais frequentes (Muñoz, 2005). Além da declividade, a curvatura vertical e a curvatura horizontal merecem destaque. A primeira se refere ao caráter convexo/côncavo do terreno quando analisado em perfil, e a última, ao caráter divergente/convergente dos fluxos de matéria sobre o terreno quando analisado em projeção horizontal. Ambas variáveis estão relacionadas aos processos de migração e acúmulo de água, minerais e materiais orgânicos no solo através da superfície, proporcionados pela gravidade. Estas duas variáveis combinadas representam uma caracterização das formas do terreno, que se associam diretamente a propriedades hidrológicas e de transporte (Schmidt et al., 2003). Neste contexto, as tecnologias de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) e os métodos de inferência espacial são de grande importância na identificação de áreas suscetíveis aos movimentos de massa, uma vez que permitem a integração de diferentes informações, tais como tipo de solo, tipo de rocha, topografia ou geomorfometria, entre outros,

auxiliando na elaboração de prognósticos mais completos e confiáveis da área de interesse.

Inúmeros trabalhos na literatura nacional e internacional dedicaram-se a investigar a suscetibilidade aos movimentos de massa em ambientes de SIG. Moreira (2008) desenvolveu uma plataforma interativa para a investigação do fenômeno de movimentos de massa na Serra do Mar (SP), integrando dados relativos aos fatores condicionantes desses processos, de caráter geológico, geomorfológico, fitogeográfico, pluviométrico e antrópico, frente a características da evolução da paisagem na área de estudo. Guimarães et al. (2009) conceberam um modelo de previsão de ocorrência de escorregamentos rasos para o Parque Nacional da Serra dos Órgãos (PARNASO) utilizando dados de pluviosidade média mensal, com o intuito de identificarem na paisagem em análise a variabilidade espacial dos locais susceptíveis a escorregamentos rasos ao longo do período de estudo (anual).

Ercanoglu & Gokceoglu (2004) utilizaram lógica *fuzzy* para relacionar parâmetros fisiográficos (proximidade a dobramentos e falhas, relação entre discontinuidades e declividade, dados de curvaturas e orientação de vertentes, declividade, distâncias à drenagem, altimetria, cobertura vegetal) e antrópicos (localização de áreas agrícolas, estradas), visando produzir um mapa de suscetibilidade a escorregamentos na região ocidental do Mar Negro na Turquia. Ermini et al. (2005) empregaram uma abordagem igualmente não-paramétrica, baseada em redes neurais artificiais (RNA), para o mapeamento de áreas suscetíveis a movimentos de massa nos Montes Apeninos setentrionais (Itália), considerando critérios de litologia, declividade, curvatura vertical de terreno, cobertura da terra e área de contribuição à montante. Nessa mesma linha metodológica, Chauhan et al. (2010) produziram um mapa de zoneamento de áreas suscetíveis a escorregamentos a partir de RNA, levando em conta variáveis condicionantes como declividade, densidade de drenagem, orientação de vertentes, relevo relativo, litologia, falhas, cobertura e uso da terra.

Pradhan et al. (2006) consideraram fatores como cobertura da terra, geologia, lineamentos, falhas, geomorfologia e drenagem, extraídos a partir de imagens de satélite, a fim de conduzir, por meio do método booleano, uma análise de suscetibilidade a escorregamentos para uma região tectonicamente ativa no Himalaia central. Os autores concluíram que áreas com alta densidade de lineamentos, moderada a baixa densidade de drenagem e alta declividade são as mais vulneráveis a escorregamentos. Komac (2006) utilizou o método de Processo Hierárquico Analítico (*Analytical Hierarchy Process – AHP*) aliado a uma análise estatística multivariada, para a geração de mapas de

suscetibilidade a movimentos de massa em uma região central da Eslovênia, considerando 24 variáveis, das quais a declividade, litologia, rugosidade do terreno e tipo de cobertura da terra mostraram-se decisivas para a determinação das áreas suscetíveis a esses fenômenos. Schulz (2007), por sua vez, empregou dados de perfilamento a laser (LIDAR) e registros históricos para mapear visualmente escorregamentos, cicatrizes e encostas expostas, revelando que áreas com antecedentes de escorregamentos são mais propensas à ocorrência dos mesmos.

De forma diversa à abordagem metodológica dos

trabalhos acima expostos, o objetivo do presente trabalho é conduzir uma avaliação comparativa entre três métodos distintos de inferência espacial (análise booleana, lógica *fuzzy* e probabilidade bayesiana), visando identificar o mais adequado para a modelagem da suscetibilidade aos movimentos de massa no município de São Sebastião, SP. Aliado a isso, este estudo visa também verificar o efeito da inclusão das variáveis geomorfométricas “curvatura vertical e curvatura horizontal” no modelo. O foco deste trabalho será a unidade geomorfológica denominada vertente, a qual representa a unidade elementar do modelado terrestre.

ÁREA DE ESTUDO

O município de São Sebastião está situado no litoral norte do estado de São Paulo, a 200 km a nordeste de São Paulo, a capital, entre as coordenadas geográficas 23°50'44''S, 45°51'12''W e 23°38'40''S, 45°22'37''W (Figura 1). As suas cotas oscilam entre 2 e 1.500 m. Apresenta clima úmido-tropical, com temperatura média de 20°C. O presente estudo foi realizado na área do município, sendo as ilhas excluídas do recorte adotado.

A área de São Sebastião possui uma série de características físico-naturais que se destacam, tais como as altas declividades da encosta da Serra do Mar, a presença de rochas metamórficas (p. ex., migmatitos) e a intensidade e distribuição da precipitação durante o ano varia entre 1.500 e 2.500 mm (Muñoz, 2005), as quais combinadas podem desencadear movimentos de massa do tipo escorregamento (Crepani & Medeiros, 2000).

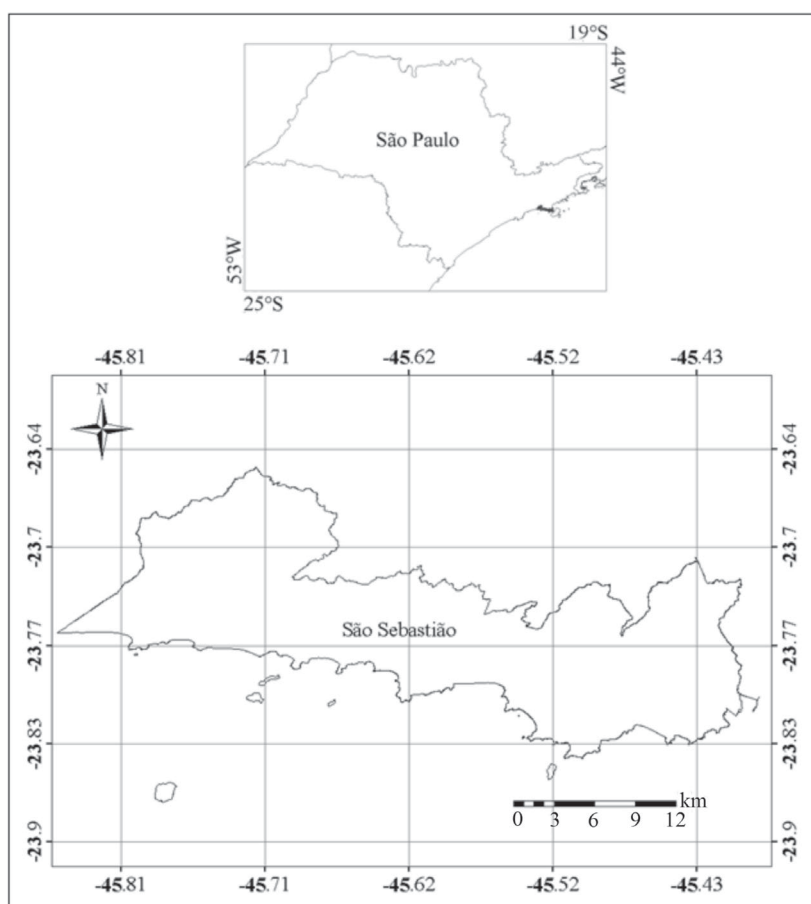


FIGURA 1. Localização do município de São Sebastião (abaixo) inserido no estado de São Paulo (acima).

MATERIAL E MÉTODOS

As técnicas de inferência espacial são ferramentas que permitem a integração de dados espaciais de diversos formatos e fontes com o objetivo de modelar um determinado fenômeno. Tais técnicas são geralmente utilizadas para analisar e descrever fenômenos naturais, a partir da construção de cenários por meio de modelos empíricos gerados em SIG (Muñoz, 2005; Camargo et al., 2007).

Um modelo em SIG combina um conjunto de mapas de entrada através de uma função, que gera um mapa de saída (Bonham-Carter, 1994). Este processo resulta em planos de informações com diferentes representações temáticas e numéricas (Muñoz, 2005; Camargo et al., 2007). No presente trabalho, foram testados três métodos de inferência: o booleano, o *fuzzy* gama e o bayesiano. A inferência booleana é a técnica mais simples utilizada na análise espacial. É realizada por meio da combinação lógica de mapas binários, com a aplicação de operadores algébricos condicionais.

A técnica de inferência baseada na lógica *fuzzy* ou difusa consiste em uma metodologia de caracterização de classes, não definindo limites rígidos (bordas) (Câmara et al., 1996a); apresenta a capacidade de capturar informações de diversas naturezas e convertê-las para um formato numérico, sendo útil na modelagem de sistemas complexos (Moreira da Silva, 2001, Camargo et al., 2007). Aliado a isso, o método *fuzzy* gama permite fazer previsões quanto aos cenários mais ou menos suscetíveis a um determinado fenômeno, através da manipulação dos valores do índice gama (γ) (Muñoz, 2005; Camargo et al., 2007). O operador *fuzzy* gama consiste no produto entre a soma algébrica *fuzzy* e o produto algébrico *fuzzy* (Muñoz, 2005). A Equação (1) representa este operador:

$$\mu_{combination} = \left(1 - \prod_{i=1}^n \mu_i (1 - \mu_i) \right)^\gamma \cdot \left(\prod_{i=1}^n \mu_i \right)^{1-\gamma} \quad (1)$$

em que γ é o índice gama, definido no intervalo de 0 a 1; μ_i , o valor de cada uma das variáveis para um plano de informação i ; e $\mu_{combination}$, o valor resultante da operação de *fuzzy* gama.

Quando $\gamma = 0$, a combinação *fuzzy* é igual ao produto algébrico, e quando $\gamma = 1$, é igual à soma algébrica. Segundo Bonham-Carter (1994), os valores no intervalo $0 < \gamma < 0,35$ apresentam um caráter “diminutivo” para o fenômeno estudado, e valores no intervalo $0,8 < \gamma < 1,0$ têm um caráter “augmentativo”. Assim, a principal diferença entre esses modelos de inferência é que o modelo booleano apresenta apenas duas classes (favorável e não favorável), enquanto que

a lógica difusa apresenta uma gradação entre as situações favoráveis e não favoráveis do estudo em questão (Laranjeira, 2003).

A inferência bayesiana, por sua vez, consiste no estabelecimento das probabilidades para a determinação e/ou identificação de um fenômeno geográfico, em face da existência de uma ou mais condições previamente estabelecidas (Camargo et al., 2007). Os principais conceitos tratados nesta técnica de inferência são os de probabilidades *a priori* e *a posteriori* (Boham-Carter, 1994). De modo geral, um evento qualquer apresenta uma determinada probabilidade de ocorrência, a qual é denominada de probabilidade *a priori*. No entanto, evidências (variáveis) que refinem estas probabilidades podem fornecer um novo valor, denominado de probabilidade *a posteriori* (Camargo et al., 2007). Segundo Câmara et al. (2008), este modelo é denominado de modelo empírico, pois, se baseia em métodos estatísticos para a determinação dos pesos dos atributos envolvidos.

A seguir é apresentada a inferência bayesiana, segundo Camargo et al. (2007), de modo exato como descrito e abordado por estes autores.

“A partir do conceito de probabilidade condicional, a teoria bayesiana estabelece que a probabilidade de ocorrência de um evento A condicionada por um evento B é dada pela Equação (2) (Magalhães & Lima, 2005).

$$P\{A/B\} = P\{A\} \frac{P\{B/A\}}{P\{B\}} \quad (2)$$

A partir do mesmo princípio, pode-se obter a probabilidade do evento A condicionada pela ausência do evento B , isto é, *não B* ou *B complementar* (Bc). Isto é dado pela Equação (3).

$$P\{A/Bc\} = P\{A\} \frac{P\{Bc/A\}}{P\{Bc\}} \quad (3)$$

Boham-Carter (1994) apresenta um conceito que relaciona razões entre probabilidades complementares, denominado chance (*odds*), a qual é obtida através da razão entre a probabilidade de um evento ocorrer e a sua probabilidade complementar, ou seja, de não ocorrência. Aplicando o conceito de *odds* às probabilidades condicionais da Equação (2), têm-se a seguinte relação:

$$\frac{P\{A/B\}}{P\{Ac/B\}} = \frac{P\{A\} P\{B\} P\{B/A\}}{P\{Ac\} P\{B\} P\{B/Ac\}} \quad (4)$$

Na equação acima, têm-se o *odds* de $\{A/B\}$ (a probabilidade *a posteriori*), o *odds* de $\{A\}$ (probabilidade *a*

priori) e a razão $\frac{P\{B/A\}}{P\{B/Ac\}}$, denominada razão de suficiência. A expressão em odds é dada pela Equação (5).

$$O\{A/B\} = O\{A\} \frac{P\{B/A\}}{P\{B/Ac\}} \quad (5)$$

Por outro lado, considerando-se $O\{A/Bc\}$, obtém-se a razão de necessidade, dada por $\frac{P\{Bc/A\}}{P\{Bc/Ac\}}$

De acordo com Boham-Carter (1994), este método empírico de estabelecimento de probabilidades *a posteriori* é denominado pesos de evidência. Este método aplica o logaritmo natural (neperiano) a ambos os lados da Equação (5) para a definição do peso positivo de evidência (W^+), conforme apresenta a Equação (6):

$$\log it \{A/B\} = \log it \{A\} + W^+ \quad (6)$$

em que $\log it \{A/B\}$ é o log natural de $O\{A/B\}$ e $\log it \{A\}$ é o log natural de $O\{A\}$. Da mesma forma, aplicando-se o logaritmo natural a $O\{A/Bc\}$, obtém-se o peso negativo de evidência (W^-).

Para o presente estudo, a geração dos três modelos contou com a utilização das variáveis geomorfologia,

geologia, pedologia e uso e cobertura da terra, presentes no banco de dados geográficos construído e fornecido por Crepani & Medeiros (2001).

As variáveis declividade, curvatura vertical e curvatura horizontal foram obtidas a partir do TOPODATA (Valeriano, 2005). Segundo Wilson & Gallant (2000) e Valeriano (2008), a declividade corresponde ao ângulo de inclinação da superfície local. Possui ação direta sobre o equilíbrio entre a infiltração de água no solo e escoamento superficial, além de controlar a intensidade dos fluxos de matéria e insolação. Esse conjunto de fatores resulta na formação de ambientes com diferentes características físicas e biológicas. A curvatura vertical refere-se ao caráter convexo/côncavo do terreno quando analisado em perfil. Por sua vez, a curvatura horizontal corresponde ao caráter divergente/convergente dos fluxos de matéria sobre o terreno, quando analisado em projeção horizontal. Estas duas últimas variáveis estão relacionadas aos processos de migração e acúmulo de água, minerais e materiais orgânicos no solo através da superfície, proporcionados pela gravidade. Estas duas variáveis combinadas representam uma caracterização das formas do terreno, que se associam diretamente a propriedades hidrológicas (Figura 2).

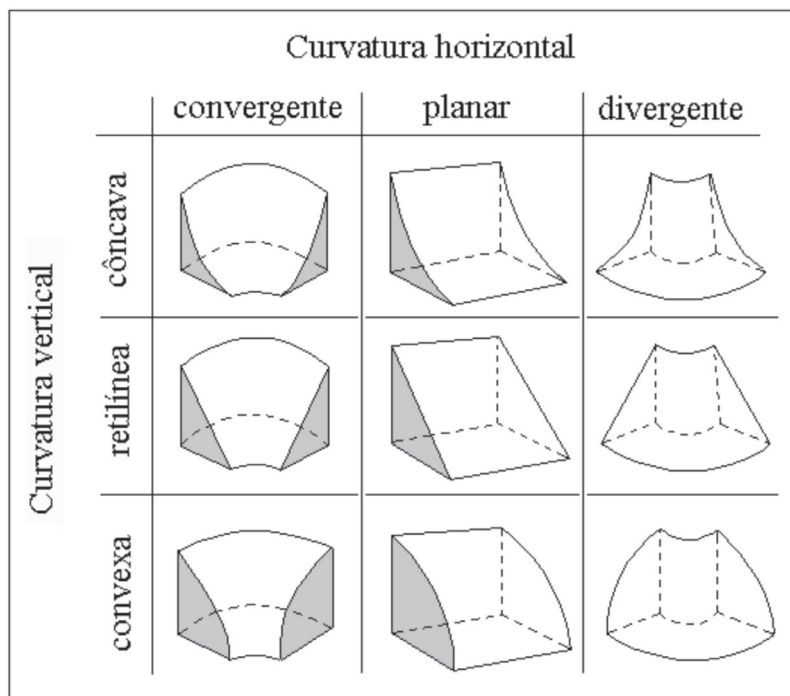


FIGURA 2. Combinação das curvaturas para caracterização das formas de terreno. Fonte: Dikau (1990).

O processamento e a geração dos modelos foram realizados no programa SPRING 4.2 (Câmara et al., 1996b). Os cenários de suscetibilidade gerados pelos três métodos de inferência basearam-se na proposta de Soeters & Van Westen (1996), também usada por Muñoz (2005), na qual os autores empregaram as variáveis uso da terra, geomorfologia, geologia, pedologia e declividade. Em uma segunda etapa, foram inseridas nos três casos as variáveis curvatura vertical e curvatura horizontal.

No presente trabalho, o mapa resultante de suscetibilidade aos movimentos de massa apresenta cinco classes: muito alta suscetibilidade, alta suscetibilidade, média suscetibilidade, baixa suscetibilidade e muito baixa suscetibilidade.

As inferências foram realizadas através da linguagem de álgebra de mapas LEGAL, disponível no programa SPRING. Conforme anteriormente exposto, os métodos de inferência testados foram o booleano, o *fuzzy* gama e o bayesiano.

Para a inferência booleana, foram usadas as variáveis uso da terra, pedologia, geomorfologia, geologia e declividade. Posteriormente, repetiu-se o mesmo procedimento com a inclusão das variáveis curvatura vertical e curvatura horizontal.

No que se refere aos procedimentos da etapa de inferência *fuzzy* gama, optou-se pela geração de quatro cenários distintos através dos seguintes valores de índice gama: 0,60; 0,63; 0,65 e 0,70, os quais foram testados e julgados adequados por Muñoz (2005). Este procedimento foi realizado a partir das variáveis uso da terra, pedologia, geomorfologia, geologia e declividade. Posteriormente, foi realizado o mesmo processo com

a inserção das variáveis curvatura vertical e curvatura horizontal. Na inferência bayesiana, foi necessária a construção de um mapa binário de referência (ocorrência e não-ocorrência de movimentos de massa), o qual foi obtido através da reclassificação do mapa numérico fornecido pelo valor 0,70 de índice gama, tanto para o modelo com cinco variáveis como para o modelo com sete variáveis. Na inferência bayesiana, também foram realizados testes de independência por meio do índice *Cramer* para as variáveis utilizadas (pedologia, uso da terra, geologia, geomorfologia e declividade), considerando o modelo com cinco variáveis. Os índices *Cramer* (Bonham-Carter, 1994) obtidos para as combinações entre pares de variáveis, bem como entre cada uma das variáveis e o evento (movimentos de massa), apontaram a variável declividade como a mais adequada para esta técnica de inferência, em vista do fato de que a mesma apresentou menor correlação com as demais variáveis e maior correlação com o dado de referência indicativo de ocorrências do evento. A partir disto, foram calculados somente os valores dos pesos positivos de evidência (W^+). Estes representam a probabilidade *a posteriori* da ocorrência de movimento de massa. No caso do modelo com sete variáveis (pedologia, uso da terra, geologia, geomorfologia, declividade, curvatura vertical e curvatura horizontal), foram igualmente realizados testes de independência para as variáveis. Os índices *Cramer* obtidos apontaram as variáveis declividade e curvatura horizontal como as mais adequadas para integrarem o modelo. Deste modo, foram calculados os valores de W^+ também para estas duas variáveis.

Por fim, os modelos foram gerados e depois comparados entre si em função das classes de suscetibilidade.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir dos mapas ou cenários resultantes da análise booleana (com um menor número de variáveis), percebe-se um predomínio de áreas de muito baixa, média e de muito alta suscetibilidades. Esta inferência espacial mostrou-se bastante restritiva em relação aos demais métodos, o que se deve ao fato de esta técnica ser a mais simples das três empregadas neste trabalho, realizada apenas a partir da combinação lógica de mapas coropléticos. Em virtude disto, algumas classes foram subestimadas ou superestimadas, e outras foram quase suprimidas do cenário gerado, como o caso da classe de baixa suscetibilidade.

A inferência *fuzzy* gama distribuiu melhor as áreas de risco potencial em todas as classes de suscetibilidade, além de permitir a geração de cenários diferenciados. Devido à flexibilidade desta técnica, foram gerados quatro cenários, os quais condizem com circunstâncias passíveis de serem observadas na realidade. Diversos

estudos reportam que a teoria dos conjuntos *fuzzy* fornece um método apropriado para tratamento quantitativo de vários conjuntos de dados, o que torna esta teoria adequada para modelar fenômenos naturais e/ou de comportamento irregular (An et al., 1991; Chung & Fabbri, 1993; Zimmermann, 1996). O aumento do valor de índice gama gerou cenários mais favoráveis à ocorrência de movimentos de massa, ou seja, houve um aumento da ocorrência das classes de alta e muito alta suscetibilidade. Por outro lado, os valores mais próximos de 0,60 apresentaram cenários menos favoráveis aos movimentos de massa e ocorrências com frequências semelhantes para todas as classes possíveis.

A inferência bayesiana, por sua vez, foi condicionada pela utilização da variável declividade. Neste sentido, houve uma forte concordância entre áreas de alta declividade e alta/muito alta suscetibilidade, conforme ilustração da Figura 3.

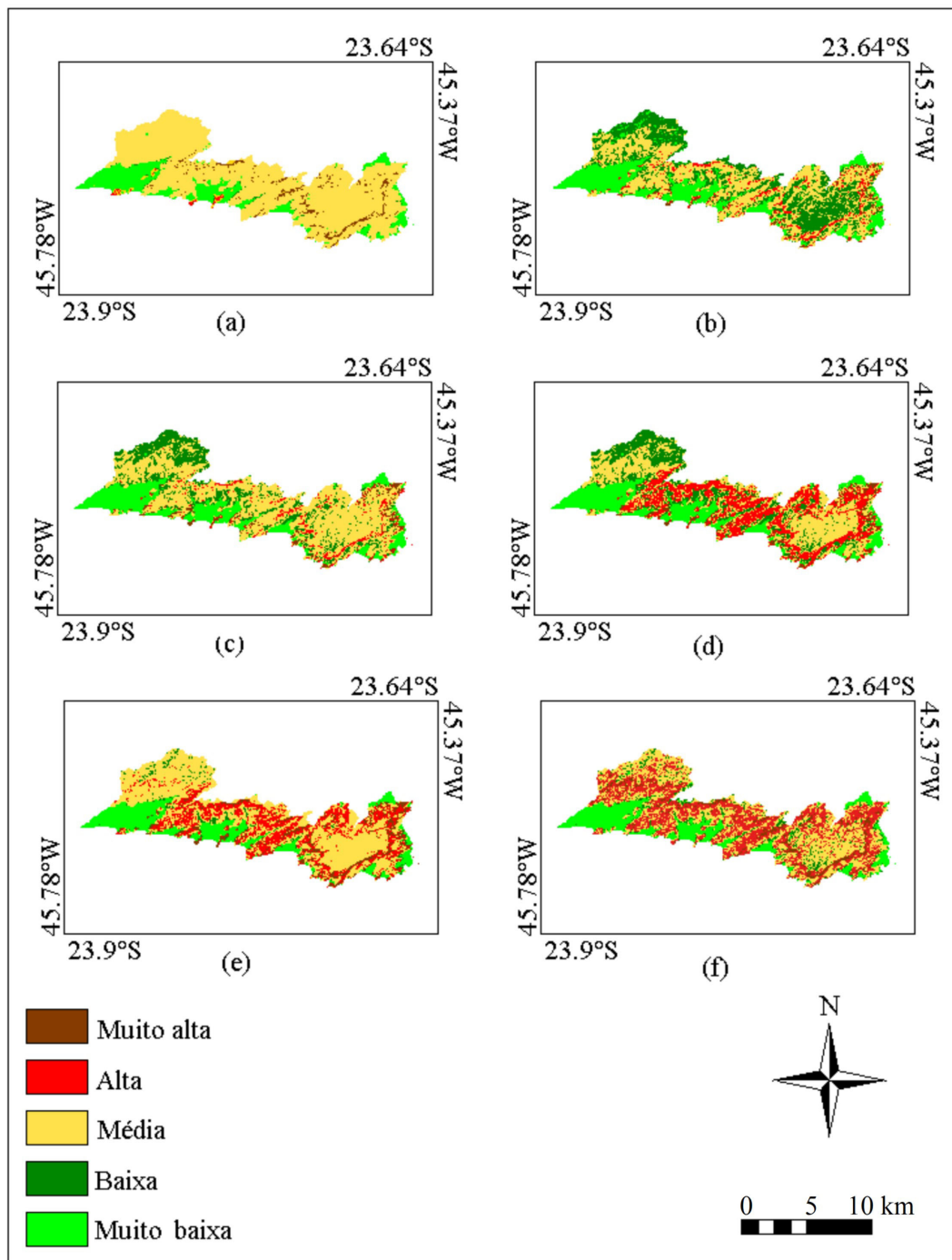


FIGURA 3. (a) Cenário de suscetibilidade a movimentos de massa obtido através do método booleano. Cenários de suscetibilidade a movimentos de massa gerados com os valores de índice gama de: (b) 0,60; (c) 0,63; (d) 0,65; (e) 0,70; bayesiano (f). Cinco classes de suscetibilidade a movimentos de massa são indicadas: muito alta, alta, média, baixa e muito baixa. Organização e Elaboração: Bispo et al. (2011).

Com o objetivo de verificar o efeito da inclusão das variáveis geomorfométricas curvatura vertical e curvatura horizontal nos modelos, os três métodos de inferência foram reaplicados com a inclusão das mesmas.

O novo cenário gerado pela inferência booleana (Figura 4) com a inclusão das curvaturas foi menos satisfatório que o anterior (Figura 3). A classe de média suscetibilidade foi superestimada em detrimento das demais, as quais foram notadamente subestimadas. Por outro lado, a classe de baixa suscetibilidade acabou eliminada dos resultados.

Conforme previamente explicado, a inferência *fuzzy* gama distribuiu melhor as áreas de risco potencial em todas as classes de suscetibilidade, além de permitir a geração de múltiplos cenários em função da adoção de valores diferenciados para o índice gama. A adição das variáveis de curvatura ao modelo foi satisfatória, uma vez que foram responsáveis pelo seu refinamento, definindo melhor as formas e limites das classes, especialmente as classes de muito alta, alta e média suscetibilidade. O aumento do valor do índice gama gerou cenários mais favoráveis à ocorrência de movimentos de massa, enquanto os valores mais próximos de 0,60 apresentaram cenários menos favoráveis ao evento. O refinamento propiciado pelas variáveis curvatura vertical e curvatura horizontal, que combinadas definem a forma do terreno, permitiu que fossem

visualizadas as áreas passíveis de serem atingidas pelos eventos de escorregamento (em especial, o cenário gerado com o valor de índice gama igual a 0,70). Na Figura 5, observa-se que as regiões situadas em cotas altimétricas imediatamente inferiores àquelas classificadas como de muito alta, alta e média suscetibilidade, as quais correspondem justamente às áreas receptoras de material proveniente de movimentos de massa, coincidem com as áreas de risco de serem atingidas por escorregamentos, conforme definidas por Crepani & Medeiros (2001). Assim, o cenário gerado pelo valor de índice gama igual a 0,70 é comparável ao cenário gerado por Crepani & Medeiros (2001), cujo detalhe pode ser visualizado na Figura 6.

Segundo o exposto anteriormente, a inferência bayesiana foi condicionada pela utilização das variáveis declividade e curvatura horizontal, selecionadas por meio do teste de independência. Convém mencionar que, neste método, o cenário *fuzzy* com valor de índice gama igual a 0,70 foi considerado como dado de referência para o cálculo da probabilidade *a priori*. O cenário obtido pela análise bayesiana não se mostrou, contudo, satisfatório, uma vez que houve um extremo predomínio de áreas de baixa e muito baixa suscetibilidade aos movimentos de massa, o que não condiz com os resultados de trabalhos anteriores, como Crepani & Medeiros (2000) e Muñoz (2005) (Figura 4).

CONCLUSÕES

O método booleano foi adequado para a identificação das áreas de muito alta suscetibilidade no caso de modelos contendo cinco variáveis, e de média suscetibilidade no caso de modelos com sete variáveis. Entretanto, a rigidez das combinações qualitativas das variáveis não possibilitou uma discriminação mais detalhada das classes de suscetibilidade aos movimentos de massa.

Com relação ao método *fuzzy* gama, a transformação dos valores qualitativos para valores numéricos tornou possível o tratamento das incertezas inerentes a fenômenos naturais. Além disto, conforme salientado anteriormente, este método tornou possível a geração de cenários mais favoráveis e menos favoráveis ao fenômeno estudado. A adição das variáveis curvatura vertical e curvatura horizontal ao modelo mostrou-se eficaz no refinamento deste. A delimitação do cenário obtido pelo operador *fuzzy* (índice gama = 0,70) com adição das curvaturas vertical e horizontal foi comparável ao mapa de risco obtido por Crepani & Medeiros (2001), mostrando que o uso destas variáveis

é recomendável quando se deseja revelar limites e formas bem definidas do terreno e, em especial, quando se deseja delimitar áreas potenciais à ocorrência de escorregamentos.

No caso da inferência bayesiana, a grande dependência espacial entre os elementos do meio físico (pedologia, geologia, geomorfologia, cobertura vegetal etc.) tornou inadequada a utilização de todas as variáveis. Deste modo, utilização da declividade fez com que o mapa de classes de suscetibilidade aos movimentos de massa resultasse muito semelhante ao mapa temático de declividade.

De modo geral, este estudo possibilitou a verificação do potencial e da flexibilidade do método *fuzzy* gama em estudos ambientais, e, em especial, possibilitou a análise do seu desempenho comparativo nos casos de exclusão e inclusão de variáveis geomorfométricas, tais como a curvatura vertical e a curvatura horizontal. O método *fuzzy* gama apresentou os resultados mais satisfatórios para o experimento reportado neste trabalho.

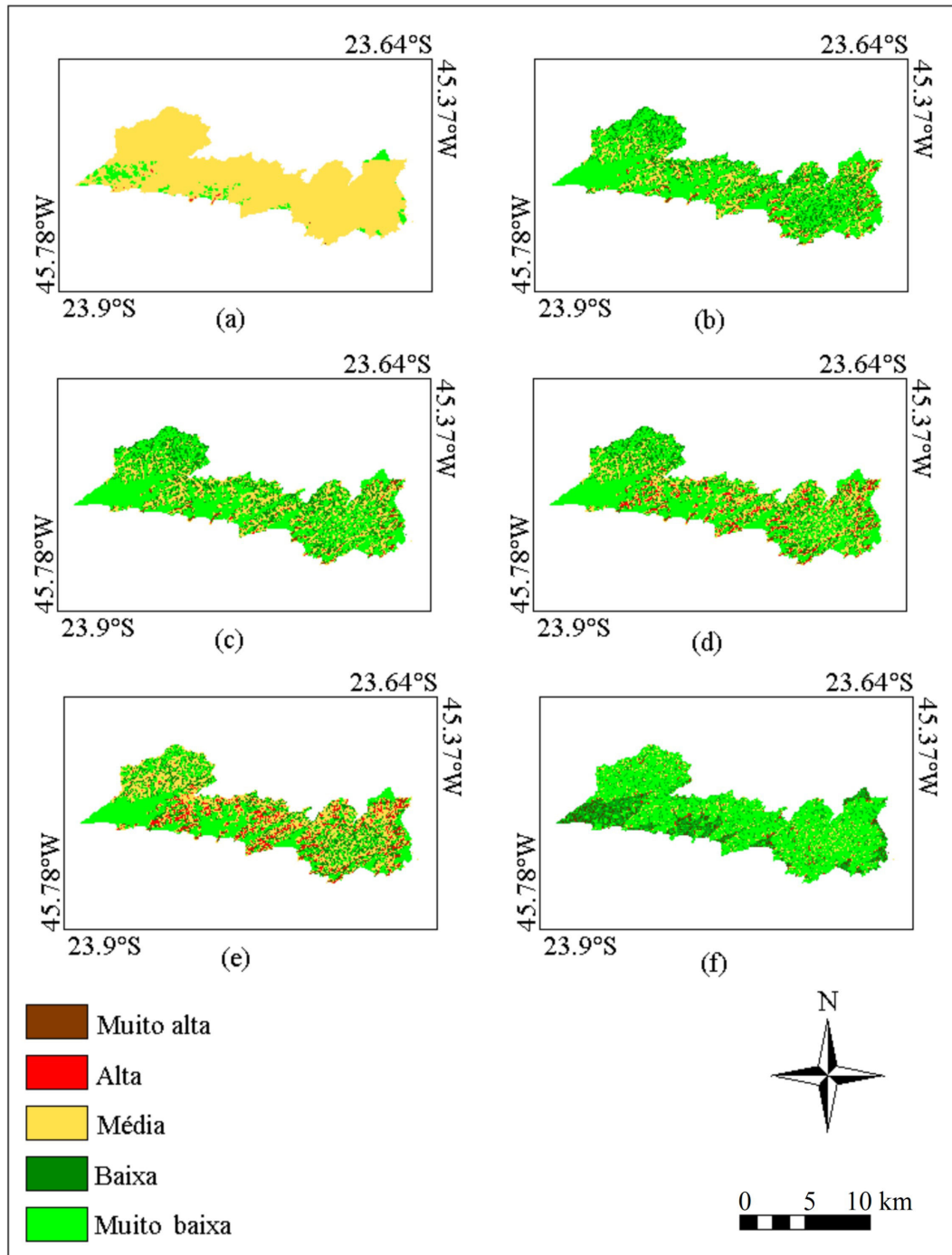


FIGURA 4. (a) Cenário de suscetibilidade a movimentos de massa obtido através do método booleano, com a inclusão das curvaturas vertical e horizontal. Cenários de suscetibilidade a movimentos de massa com a inclusão das curvaturas vertical e horizontal, gerados com os valores de índice gama de: (b) 0,60; (c) 0,63; (d) 0,65; (e) 0,70; bayesiano (f). Cinco classes de suscetibilidade a movimentos de massa são indicadas: muito alta, alta, média, baixa e muito baixa. Organização e Elaboração: Bispo et al. (2011).

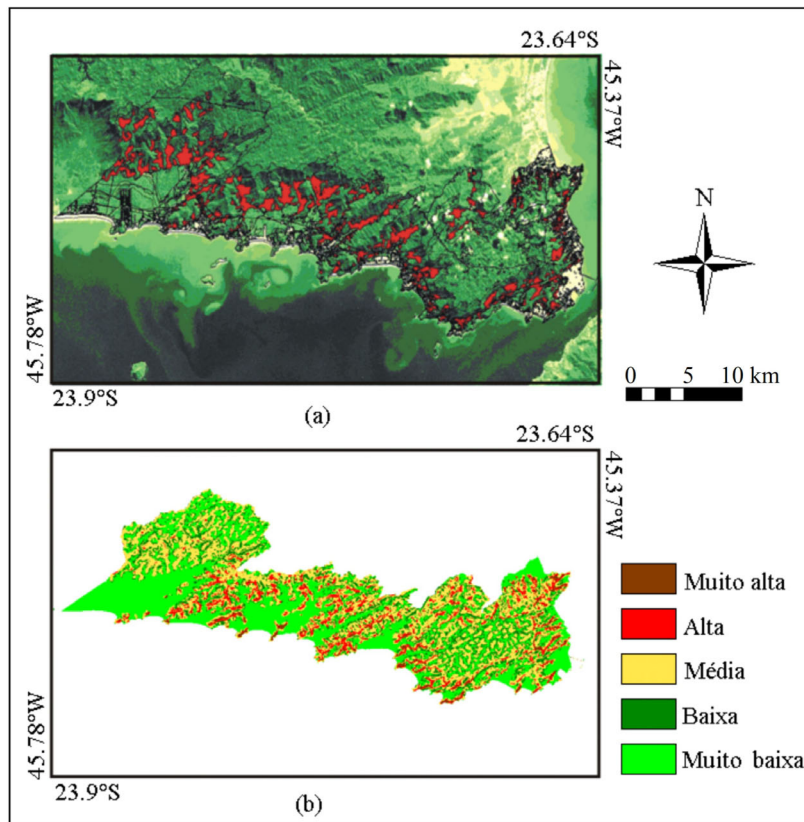


FIGURA 5. (a) Áreas com risco de serem atingidas por escorregamentos (em vermelho). Fonte: Crepani & Medeiros (2001). (b) Cenário de suscetibilidade a movimentos de massa gerado com índice gama de 0,70, incluindo as curvaturas vertical e horizontal. Organização e Elaboração: Bispo et al. (2011).

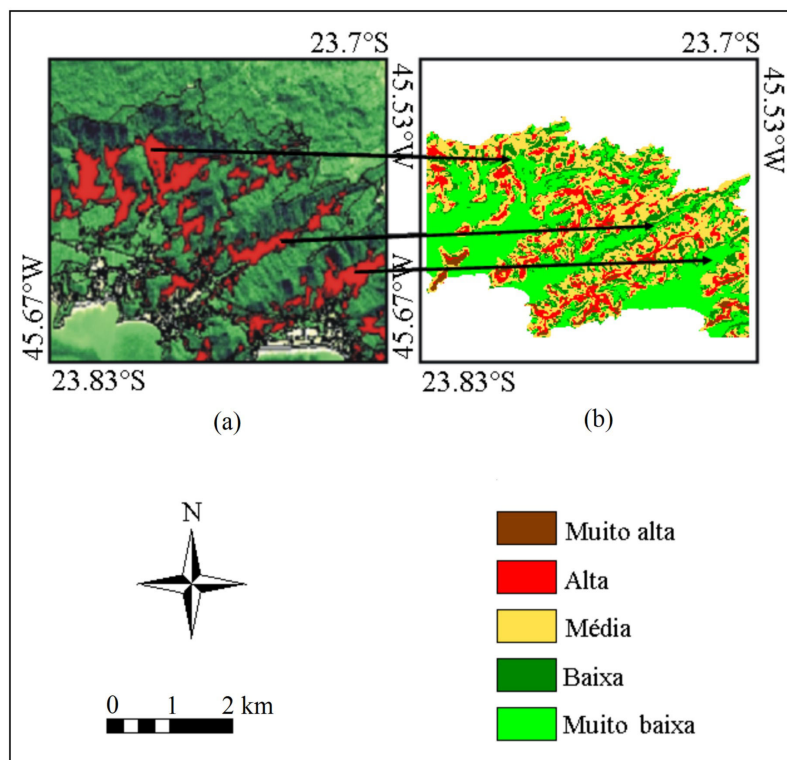


FIGURA 6. (a) Detalhe da comparação entre o cenário de áreas com risco de serem atingidas por escorregamentos (em vermelho). Fonte: Crepani & Medeiros (2001). (b) Cenário gerado pela inferência *fuzzy* com valor de índice gama de 0,70 e incluindo as curvaturas vertical e horizontal. Organização e Elaboração: Bispo et al. (2011).

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem às instituições de fomento à pesquisa CAPES e CNPq. Agradecem também à Flávio Fortes Camargo e Viviana Aguilar Muñoz pelo suporte e discussões que muito enriqueceram o presente trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. AN, P.; MOON, W.M.; RENCZ, A. Application of fuzzy set theory to integrated mineral exploration. **Canadian Journal of Exploration Geophysics**, v. 27, n. 1, p. 1-11, 1991.
2. BONHAM-CARTER, G.F. **Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS**. Ontario, Canadá: Pergamon, 398 p., 1994.
3. CÂMARA, G.; CASANOVA, M.A.; HEMERLY, A.S.; MAGALHÃES, G.C.; MEDEIROS, C.M.B. **Anatomia de sistemas de informação geográfica**. São José dos Campos: INPE; Campinas: IBM Brasil/CPqD-Telebrás/Unicamp, 193 p., 1996. (a)
4. CÂMARA, G.; SOUZA, R.C.M.; FREITAS, U.M.; GARRIDO, J. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modeling. **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996. (b)
5. CÂMARA, G.; MOREIRA, F.R.; BARBOSA, C.; FILHO, R.A.; BÖNISCH, S. Técnicas de inferência geográfica. In: CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A.M.V. (Orgs./Eds.), **Introdução à ciência da geoinformação**, 2008. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/index.html>. Acessado em: 13jun2008.
6. CAMARGO, F.F.; ALMEIDA, C.M.; FLORENZANO, T.G.; CREPANI, E.; MEDEIROS, J.S. Avaliação dos Métodos Booleano, Fuzzy Gama e Bayesiano na Identificação de Áreas Suscetíveis a Movimentos de Massa no Município de São Sebastião/SP. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA FÍSICA APLICADA, 12, 2007, Natal. **Anais...** Natal: Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2007, v. 12.
7. CHAUHAN, S.; SHARMA, M.; ARORA, M.K.; GUPTA, N.K. Landslide susceptibility zonation through ratings derived from artificial neural network. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 12, p. 340-350, 2010.
8. CHORLEY, R.J.; SCHUMM, S.A.Y.; SUGDEN, D.E. **Geomorphology**. Londres: Methuen, 605 p., 1984.
9. CHUNG, C.F. & FABBRI, A.G. The representation of geoscience information for data integration. **Nonrenewable Resources**, v. 2, n. 2, p. 122-139, 1993.
10. CHRISTOFOLETTI, A. **Geomorfologia**. São Paulo: Edgard Blucher, 200 p., 1980.
11. CREPANI, E. & MEDEIROS, J.S. DE. Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicados ao estudo da vulnerabilidade a movimentos de massa no município de São Sebastião - SP. In: SIMPÓSIO LATINOAMERICANO DE PERCEPCIÓN REMOTA (SELPER), 9, 2000, Misiones, Argentina. **Anais...** Misiones, Argentina: SELPER, 2000, v. 9, p. 889-898.
12. CREPANI, E. & MEDEIROS, J.S. de. Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicados ao estudo da vulnerabilidade a movimentos de massa no município de São Sebastião - SP. **Relatório Técnico**. São José dos Campos: INPE, 26 p., 2001.
13. DIKAU, R. Derivatives from detailed geoscientific maps using computer methods. **Zeitschrift für Geomorphologie**, v. 2, n. 80, p. 45-55, 1990.
14. ERCANOGLU, M. & GOKCEOGLU, C. Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey). **Engineering Geology**, v. 75, p. 229-250, 2004.
15. ERMINI, L.; CATANI, F.; CASAGLI, N. Artificial neural networks applied to landslide susceptibility assessment. **Geomorphology**, v. 66, p. 327-343, 2005.
16. FERNANDES, N.F. & AMARAL, C.P. Movimentos de massa: uma abordagem geológico-geomorfológica. In: GUERRA, A.J.T. & CUNHA, S.B. (Coords.), **Geomorfologia e Meio Ambiente**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, p. 123-194, 1996.
17. GUIMARÃES, R.F.; GOMES, R.A.T.; CARVALHO JÚNIOR, O.A.; MARTINS, E.S.; OLIVEIRA, S.N.; FERNANDES, N.F. Análise temporal das áreas susceptíveis a escorregamentos rasos no Parque Nacional da Serra dos Órgãos (RJ) a partir de dados pluviométricos. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 39, n. 1, p. 190-198, 2009.
18. KOMAC, M. A landslide susceptibility model using the Analytical Hierarchy Process method and multivariate statistics in perialpine Slovenia. **Geomorphology**, v. 74, p. 17-28, 2006.
19. LARANJEIRA, L.R. **Utilização da lógica difusa na caracterização de áreas favoráveis à disposição de resíduos sólidos no município de Americana (SP)**. Rio Claro, 2003. 103 p. Dissertação (Mestrado em Geociências e Meio Ambiente) – Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista.
20. MAGALHÃES, M. & LIMA, A. **Noções de probabilidade e estatística**. São Paulo: Edusp, 416 p., 2005.
21. MOREIRA, M.R. **Atlas multimídia sobre movimentos de massa na Serra do Mar Paulista – município de Cubatão/SP**. Rio Claro, 2008. 149 p. Tese (Doutorado em Geociências e Meio Ambiente) – Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista.
22. MOREIRA DA SILVA, F.R. **Uso e avaliação de técnicas de integração e análise espacial de dados em pesquisa mineral aplicadas ao Planalto de Poços de Caldas**. São José dos Campos, 2001. 160 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais / INPE.
23. MUÑOZ, V.A. **Análise comparativa de técnicas de inferência espacial para identificação de unidades de susceptibilidade aos movimentos de massa na região de São Sebastião, São Paulo, Brasil**. São José dos Campos, 2005. 50 p. Anexos. Especialização (XVIII Curso Internacional em Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informação Geográfica) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais / INPE.
24. PRADHAN, B.; SINGH, R.P.; BUCHROITHNER, M.F. Estimation of stress and its use in evaluation of landslide prone regions using remote sensing data. **Advances in Space Research**, v. 37, p. 698-709, 2006.
25. SCHMIDT, J.; EVANS, I.S.; BRINKMANN, J. Comparison of polynomial models for land surface curvature calculation. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 17, n. 8, p. 797-814, 2003.
26. SCHULZ, W. Landslide susceptibility revealed by LIDAR imagery and historical records, Seattle, Washington. **Engineering Geology**, v. 89, p. 67-87, 2007.
27. SESTINI, M.F. **Variáveis geomorfológicas no estudo de deslizamentos em Caraguatatuba-SP utilizando imagens TM-Landsat e SIG**. São José dos Campos, 1999. 140 p.

- Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais / INPE.
28. SOETERS, R. & VAN WESTEN, C.J. Slope Instability Recognition, Analysis and Zonation. In: TURNER, A.K. & SCHUSTER, R.L. (Eds.), **Landslides, investigation and mitigation**. Transportation Research Board, National Research Council, Special Report 247. Washington, DC, EUA: National Academy Press, p. 129-177, 1996.
 29. SUÁREZ, J.D. **Landslides and slope stability in tropical zones**. Bucaramanga, Colômbia: Instituto de Investigaciones sobre Erosion y Deslizamientos, 548 p., 1998.
 30. VALERIANO, M.M. Modelo digital de variáveis morfométricas com dados SRTM para o território nacional: o Projeto TOPODATA. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12, 2005, Goiânia, GO. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005, p. 3595-3602.
 31. VALERIANO, M.M. **TOPODATA: guia de utilização de dados geomorfométricos locais**. São José dos Campos: INPE, 44 p., 2008.
 32. WILSON, J.P. & GALLANT, J.C. **Terrain Analysis – Principles and Applications**. New York: John Wiley & Sons, 479 p., 2000.
 33. ZIMMERMANN, H.J. **Fuzzy set theory and its applications**. Amsterdã, Holanda: Kluwer Academic Publisher, 435 p., 1996.
 34. ZUQUETTE, L.V.; PEJÓN, O.; GANDOLFI, N.; PARAGUASSU, A.B. Considerações básicas sobre a elaboração de cartas de zoneamentos de probabilidade ou possibilidade de ocorrer eventos perigosos e de riscos associados. **Geociências**, v. 14, n. 2, p. 9-39, 1995.

*Manuscrito Recebido em: 8 de outubro de 2010
Revisado e Aceito em: 27 de abril de 2011*