



MAPEAMENTO DO RISCO DE RAVINAMENTO NA ÁREA DE PROTEÇÃO AMBIENTAL FERNAO DIAS, SUDESTE DO BRASIL,
A PARTIR DE LÓGICA DE DECISÃO FUZZY*

MAPPING GULLY RISK IN THE FERNAO DIAS ENVIRONMENTAL PROTECTION AREA, SOUTHEASTERN BRAZIL,
USING FUZZY LOGIC DECISION

Marcos César Ferreira

Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, Campinas, SP, Brasil
macferre@ige.unicamp.br

Danilo Trovó Garófalo

Programa de Pós-Graduação em Geografia, IG-UNICAMP
danielotrovo@yahoo.com.br

Marta Marujo Ferreira

Instituto de Ciências da Natureza, Universidade Federal de Alfenas, Minas Gerais, Brasil
martafelicia@uol.com.br

RESUMO

É apresentado um modelo espacial que utiliza regressão logística, classificação fuzzy e SIG, para mapear o risco de ravinamento. Este modelo utiliza os mapas: índice de vegetação; declividade; densidade de lineamentos estruturais e de estradas vicinais. A possibilidade de ocorrência de um evento de ravinamento, em relação a estes mapas, foi estimada através do odd ratio (OR). O modelo calcula o risco de ravinamento em cada pixel, a partir da soma ponderada de mapas temáticos, e utiliza como peso o valor de r^2 obtido pela frequência de pontos de ravinamento observados em cada classe dos mapas temáticos.

Palavras-chave: Classificação fuzzy, SIG, mapa de riscos, ravinas, regressão logística.

ABSTRACT

A spatial model is presented using logistic regression, fuzzy classification and GIS, to map the risk to the ravine. This model uses the maps: vegetation index, slope, and structural lineaments and roads density maps. The chance in favour of a gully event for these maps was estimated using odds ratio. The model calculates the risk of gully in each pixel, from the weighted sum of fuzzy maps, and uses r^2 value obtained by frequency ravine points observed in each class of thematic maps as weight values.

Keywords: Fuzzy classification, GIS, risk map, gullies, logistic regression.

RESUMEN

Cartografía de riesgos de barrancos en la zona de protección ambiental Fernão Dias, Sureste de Brasil, mediante la lógica de decisión FUZZY - Se propone un modelo espacial basado en SIG para mapear el riesgo de barrancos, utilizando índice de vegetación; declive; densidad de lineamientos estructurales y carreteras locales. La posibilidad de ocurrencia de un barranco se estimó, para estos mapas, mediante la odds ratio (OR). El modelo calcula el riesgo de barranco en cada pixel mediante la suma ponderada de mapas temáticos, y se utiliza como un peso el valor de r^2 obtenido por frecuencia de puntos de barrancos observada en los mapas temáticos.

Palabras clave: Clasificación difusa, SIG, mapa de riesgos, barrancos, regresión logística.

RÉSUMÉ

Cartographie des risques de ravine dans le domaine de la zone de protection de l'environnement Fernao Dias, au Brésil du sud-est, à l'aide de la logique de décision nébuleuse - Il est proposé un modèle spatial utilisant SIG pour cartographier le risque pour lede ravin, en utilisant des cartes de indice de végétation, de pente et la de densité des linéaments structuraux et de routes. La possibilité dechance occurrence en faveur d'un événement de ravin, de dans ces carte,s a été estimé par le rapport de odd ratio. Le risque de ravinement est calculée selon la somme pondérée des cartes, et utilisé comme poids les r^2 obtenue par les points de fréquence de ravins observés dans chaque classe de cartes.

Mots-clé: : Classification diffuse, SIG, cartographie des risques, ravines, régression logistique.

* O texto deste artigo corresponde a uma comunicação apresentada no III Congresso Internacional, I Simpósio Ibero-Americano e VIII Encontro Nacional de Riscos, tendo sido submetido em 15-01-2015, sujeito a revisão por pares a 30-04-2015 e aceite para publicação em 08-07-2015.

Este artigo é parte integrante da Revista *Territorium*, n.º 22, 2015, © Riscos, ISSN: 0872-8941.

Introdução

A maioria dos algoritmos de classificação de dados disponíveis em sistemas de informação geográfica (SIG) utilizam regras de decisão booleanas para definição dos limites das classes do mapa. Estas regras convencionais baseiam-se apenas em duas possibilidades de classificação dos dados mapeados: *pertencer* ou *não pertencer* a uma determinada classe do mapa. Contudo, a maioria das variáveis ambientais perde muito do seu detalhamento e de sua complexidade natural quando mapeada de acordo com a lógica de decisão booleana. Este problema se amplifica em processos de modelagem ambiental, em que, dados de mapas temáticos e imagens orbitais são combinados com objetivo de dar suporte a um processo decisório de atribuição de áreas a uma determinada classe de risco.

Uma das alternativas para reduzir estes problemas é a utilização de um método de classificação contínua. Nos processos de decisão baseados em classificação contínua, cada valor de uma variável ambiental tem *maior afinidade a pertencer* a uma classe A e *menor afinidade a pertencer* a uma classe B ou C do mesmo mapa, e, assim por diante, para todas as n classes deste mapa (M. C. Ferreira, 2014). No processo classificatório fuzzy a afinidade de um valor a uma classe específica é estimada por meio de uma *função de afinidade* em relação a uma determinada classe.

A função de afinidade $f_A(x)$ associa um número real entre 0,0 e 1,0 a cada pixel x do mapa e indica a possibilidade de este x pertencer a classe A. A lógica utilizada neste método de classificação é conhecida como *lógica fuzzy* (L. A. Zadeh, 1965; P. A. Burrough, 1989; P. A. Burrough *et al.*, 1992; F. Wang; G. Hall, 1996). Na lógica fuzzy os limites espaciais entre duas ou mais classes de um mapa são representados por zonas transicionais, e não por linhas demarcatórias rígidas. Os valores de uma determinada variável são distribuídos continuamente no mapa, e representados por uma legenda com valores

reais que variam entre 0,0 e 1,0. A extremidade 0,0 representa a decisão *nenhuma afinidade* e a extremidade 1,0 a decisão *total afinidade* a uma classe.

Outro desafio comum à modelagem de riscos é a determinação dos valores a serem atribuídos às variáveis ambientais envolvidas no modelo espacial de decisão. De maneira geral, os pesos são escolhidos por meio de processos hierárquicos subjetivos baseados no senso comum, ou por meio de métodos de regressão linear baseados na relação entre uma variável de resposta Y e um regressor X . Entretanto, na modelagem de riscos a variável-resposta Y é binária ou dicotômica (ocorrência, $Y=1$; não-ocorrência $Y=0$). Neste caso, quando o valor de uma das variáveis é mensurados em *presença* ou *ausência* de um fenômeno, o método de regressão logística é mais apropriado que o método convencional de regressão linear (M. Panik, 2009).

O objetivo geral deste artigo é apresentar um novo modelo espacial para mapeamento de risco - tomando como exemplo de aplicação, o risco à ocorrência de ravinas - baseado na lógica de decisão fuzzy, regressão logística e técnicas convencionais disponíveis em sistemas de informação geográfica (SIG). O artigo apresenta ainda, um procedimento menos subjetivo para a atribuição de valores de pesos às variáveis ambientais utilizadas em modelos de risco. Esta pesquisa foi desenvolvida na área de proteção ambiental (APA) Fernão Dias, localizada na Serra da Mantiqueira, sul do estado de Minas Gerais, Brasil (fig. 1).

Lógica de classificação fuzzy

A lógica fuzzy, ou lógica nebulosa, é um dos três sistemas mais utilizados para representar matematicamente as características intrínsecas do procedimento decisório humano: sistemas especialistas, redes neurais artificiais e lógica fuzzy. A principal particularidade da lógica fuzzy é traduzir as informações vagas presentes na linguagem humana em formato numérico, no sentido

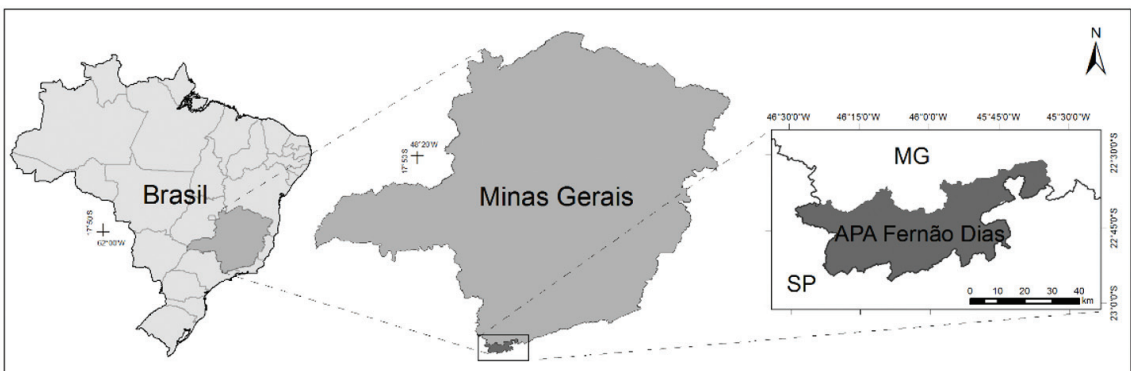


Fig. 1 - Localização da Área de Proteção Ambiental Fernão Dias, no sul do estado de Minas Gerais, Brasil (Fonte: D. T. Garófalo *et al.*, 2012).

Fig. 1 - Location map of Fernao Dias Environmental Protection Area (EPA), southern Minas Gerais state, Brazil (Source: D. T. Garófalo *et al.*, 2012).

de representar o procedimento decisório humano em ambiente computacional (L.B. Biondi Neto *et al*, 2006).

As abordagens classificatórias convencionais utilizadas em cartografia utilizam como referencial metodológico a teoria dos conjuntos clássica, segundo a qual, os elementos pertencem ou não pertencem a um determinado conjunto. A complexidade do espaço geográfico nos ensina que muitos dos fenômenos espaciais não podem ser descritos exclusivamente com base no fato de ser ou não ser membro de uma categoria arbitrária da legenda do mapa.

A teoria fuzzy expande a noção pura de conjuntos rígidos, atribuindo graus de afinidade aos conjuntos de elementos, de tal forma que a transição entre *pertencer* e *não pertencer* seja gradual, e não abrupta, como na lógica booleana (J.R. Poulsen, 2009). No processo decisório booleano a afinidade de um pixel x à classe A de um mapa é definida por uma função de afinidade que assume apenas dois valores: $\mu_A(x)=1$, se *pertencer* e $\mu_A(x) = 0$ se *não*. Contudo, na realidade, há inúmeros graus de pertencimento entre o 0,0 e o 1,0, que não são captados por este processo decisório (M.C. Ferreira, 2014).

Segundo a lógica fuzzy os limites entre as classes constituem-se em zonas transitórias, subdivididas continuamente entre região-core e região limitrofe (Wang; Hall, 1996). Os valores de uma variável ambiental distribuídos em um mapa, quando situados nestas zonas transitórias, possuem maior grau de afinidade com uma região-core e menor com as demais região-core do mesmo mapa. Este grau de afinidade é calculado pela função de afinidade fuzzy.

O gráfico de uma função trapezoidal e sua respectiva função de afinidade é apresentada na fig.2 e, a aplicação desta função a um mapa clinométrico, na fig. 3. No exemplo da fig.3 A e B são duas classes clinométricas do terreno, cujos limites são, respectivamente, A [0°-4°] e B [4°-10°]. Quando modeladas pela função fuzzy trapezoidal, além das regiões-core delimitadas pelos valores rígidos destes intervalos, surgem também três zonas de transição entre as classes A e B: [1°-4°], [4°-6°] e [9°-10°].

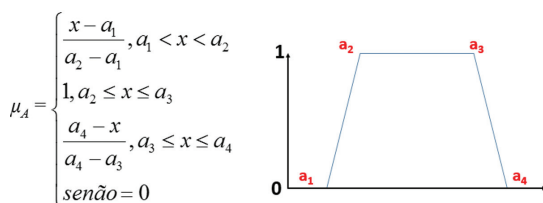


Fig. 2 - Representação gráfica e lógica do processo decisório fuzzy baseado em uma função trapezoidal.

Fig. 2 - A fuzzy decision process based on trapezoidal-shaped membership function.

Aplicando-se a regra de decisão da função trapezoidal, concluiremos que o valor 4,5° tem afinidade de $\mu_A = 0,754$ com a classe A [0°-4°] e $\mu_B = 0,251$ com a classe B [4°-10°], considerando-se que o grau de afinidade μ varia entre 0,0 e 1,0 (fig. 3).

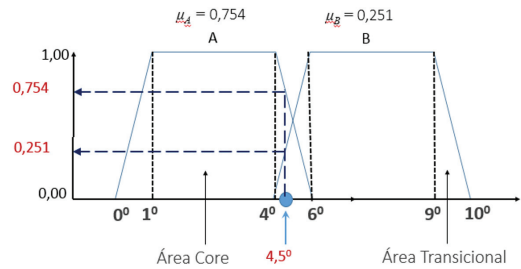


Fig. 3 - Aplicação da função fuzzy trapezoidal para transformação do número 4,5°, relativo à inclinação do terreno, em grau de afinidade à classes A [0°-4°] e B de um mapa hipotético.

Fig. 3 - Application of a trapezoidal-shaped function to convert 4.5° slope value in membership degree to two classes of a slope terrain map.

Metodologia de Desenvolvimento do Modelo

Para o desenvolvimento deste modelo foi utilizado como teste, uma base de dados espaciais composta por cinco mapas, sendo quatro deles representando a distribuição espacial de variáveis ambientais que influenciam os processos erosivos em áreas tropicais, e um mapa da distribuição espacial de pontos de ravinamento reais identificados na área de estudo:

- a) Índice de vegetação NDVI (IV);
- b) Declividade do terreno (DEC);
- c) Densidade de lineamentos estruturais (DLE);
- d) Densidade de estradas (DRD);
- e) Pontos de ocorrência de ravinhas (RAV).

A seleção deste conjunto de mapas não pretendeu desconsiderar a inclusão de outras variáveis tradicionais neste tipo de modelagem - como erosividade das chuvas, erodibilidade dos solos e os fatores relacionados ao manejo de culturas agrícolas - que, juntamente às escolhidas neste artigo, também contribuem para o risco à erosão. Esta escolha das variáveis IV, DEC, DLE e DRD levou em conta a maior disponibilidade, maior rapidez e ampla acessibilidade destes dados em várias escalas e regiões do Brasil.

Índice de Vegetação (IV)

Os dados utilizados para o mapa IV foram gerados a partir de imagens Landsat TM5 de 21 de abril de 2011, nas bandas espectrais do vermelho (R) e infravermelho

próximo (IR). A imagem do índice de vegetação foi obtida pelo algoritmo NDVI (J.W. Rouse *et al.*, 1973), disponível no ENVI 4.8, e, posteriormente, exportada para o SIG ArcGIS 10 (ESRI, 2010) no formato raster. O índice de vegetação é um indicativo da densidade de cobertura vegetal no terreno, e estima, por meio de detecção remota, o grau de proteção do solo. Quanto maior o valor do VI, maior será a eficiência na interceptação das gotas de chuva durante grandes tempestades, menor o potencial de escoamento superficial e, menor o risco de ocorrência de processos de ravinamento.

Declividade do Terreno (DEC)

A declividade do terreno, ou clinometria, é definida como ângulo de inclinação da superfície em relação ao plano horizontal do terreno. Esta medida está diretamente associada a diversos processos de transporte gravitacional de material, como escoamento, erosão, escorregamento, entre outros (M.M. Valeriano, 2008). Esta medida representa a energia potencial do relevo e comanda a maioria dos processos de evolução de vertentes.

Os dados altimétricos utilizados no cálculo da inclinação do terreno e construção do mapa DEC foram obtidos do modelo digital de elevação do sensor ASTER GDEM2, com resolução altimétrica de 30 metros. Estes dados brutos foram processados no módulo pela função *Slope*, disponível no módulo *Spatial Analyst* do ArcGIS 10. Esta função utiliza como referência o algoritmo da média máxima (P. A. Burrough e R. A. Mcdonell, 1998).

Densidade de Lineamentos Estruturais (DLE)

Áreas com maior concentração de lineamentos estruturais possuem maior capacidade de infiltração e percolação de fluidos através do regolito, contribuindo para a maior predominância de processos morfogenéticos sobre os pedogenéticos - o que aumenta o risco de instabilidade em vertentes associado a escorregamentos e à erosão (M. J. Selby, 1982; A. P. Fiori, 1995). Para o traçado destas linhas foi utilizada a metodologia proposta por P. C. Soares e A. P. Fiori (1976), baseada na interpretação visual dos elementos texturais de relevo e da drenagem, com ênfase nas quebras negativas de relevo (fundo de vale) e padrões da rede de drenagem.

O mapa DLE foi produzido a partir de interpretação de cartas topográficas 1:50.000 que cobrem a área de estudo. Em seguida, estes foram exportados como arquivos vetoriais para o ArcGIS 10 e transformados, por meio do algoritmo *Kernel*, em mapas de densidade. A densidade de lineamentos estruturais foi calculada a partir do estimador *Kernel*, disponível no ArcGIS 10™.

Densidade de Estradas Vicinais (DRD)

A implantação de vias de circulação no território constrói artificialidades que recriam a dinâmica natural da água superficial na paisagem. Se, por um lado, recolhem e drenam águas que poderiam provocar danos em habitações e em áreas agrícolas, por outro, se não adequadamente construídas, as vias de circulação desviam as águas pluviais do seu curso normal, intensificam os processos morfodinâmicos e hidrológicos locais e elevam o pico de fluxos fluviais e de sedimentos à jusante das bacias (R. T. T. Forman e L. E. Alexander, 1998; J. J. Bigarella, 2007).

As vias de circulação foram interpretadas visualmente em cartas topográficas 1:50.000, e atualizadas por meio de análise de cenas em composição colorida RGB 357, do sensor TM-Landsat 5 de 18/04/2010. Estes dados foram digitalizados e transformados em arquivo linear vetorial no ArcGIS 10. Sobre este arquivo foi aplicado o estimador *Kernel* e produzido o mapa DRD, com valores expressos em km/km².

Após concluído o mapeamento das variáveis IV, DEC, DLE e DRD, foi realizado o agrupamento dos valores dos pixels destes mapas, em 10 classes, por meio do método de classificação baseado em quantis. Este procedimento foi utilizado com o objetivo de minimizar o efeito dos tamanhos das áreas das classes de cada mapa na análise de frequência de ravinas por intervalo de valores das variáveis. Estas dez classes (decis) possuem quantidades similares de pixels, e, portanto, áreas idênticas; por isto, os limites inferior e superior destas classes são distintos, pois foi privilegiada a igualdade entre as áreas das classes nos mapas, em detrimento da igualdade nos intervalos das classes.

Pontos de Ocorrência de Ravinas (RAV)

Um extenso levantamento de um grande número de ravinas existentes na área de estudo foi realizado nesta pesquisa, utilizando-se o procedimento metodológico descrito a seguir. Primeiramente foram selecionados pontos de controle identificados em imagens de alta resolução da plataforma Google Earth, correspondentes a locais em que há a ocorrência de sulcos e ravinas. Em seguida, pontos identificados nas imagens e correspondentes a estas feições foram confirmados em campo, onde foram extraídas as feições morfológicas e morfométricas características deste tipo de processo erosivo. Desta forma, considerou-se como *sulcos* as feições lineares com largura máxima de 0,50 m e, *ravinas*, como feições lineares com largura superior a 0,50 m. A associação entre feições da imagem e dados de campo foi possível se estabelecer uma chave de classificação (fig. 4) que orientou o mapeamento extensivo das ravinas em toda a APA Fernão Dias - MG.

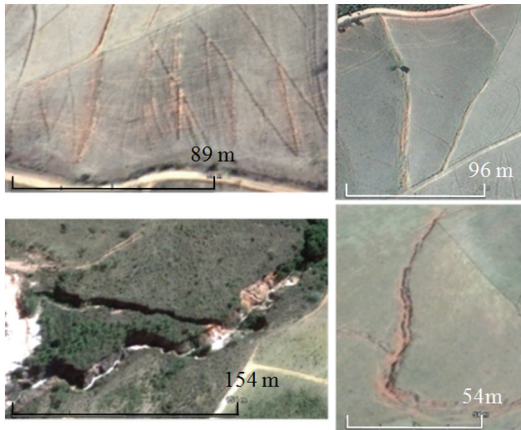


Fig. 4 - Chave de classificação utilizada para identificação visual e mapeamento de sulcos e ravinas na APA Fernão Dias, MG, Brasil, em imagens de alta resolução da plataforma Google Earth (Fonte: adaptado e modificado de D. F. T. Garófalo et al. 2012).

Fig. 4 - Patterns for visual interpretation of gullies in Fernao Dias EPA. Brazil, using Google Earth high-resolution images (Source: adapted and modified from D. F. T. Garófalo et al. 2012).

A partir desta chave de classificação foram realizados a identificação e o levantamento, por meio de detecção remota, de 729 ravinas na área estudada. Sobre cada ravina visualizada na imagem foi digitalizado um ponto no centro médio da linha principal da ravina. O arquivo vetorial resultante, contendo 729 pontos, foi armazenado durante a digitalização na imagem Google Earth, em formato *kmz*. Ao final deste trabalho o arquivo vetorial *kmz* foi modificado para *shapefile* no ArcGIS 10, criando-se o mapa de pontos de ocorrência de ravinas (RAV), posteriormente adicionado à base de dados, juntamente aos mapas das variáveis ambientais IV, DEC, DLE e DRD.

Estimativa dos Valores do *Odd Ratio* (OR) e do Peso das Variáveis Ambientais na Ocorrência de Ravinas

O mapa RAV foi considerado nesta pesquisa como variável dicotômica, que representa a distribuição espacial dos eventos binários *ocorrência de ravinas* = 1 (cada ponto georreferenciado no mapa) e *não ocorrência de ravinas* = 0. Os demais mapas da base de dados foram considerados como variáveis intervalares, com valores agrupados em 10 intervalos de classe.

O grau de associação entre a variável dicotômica RAV e as variáveis *índice de vegetação*, *declividade do terreno*, *densidade de lineamentos estruturais* e *densidade de estradas* foi estimada por meio do método estatístico da regressão logística, seguindo-se o procedimento proposto por M. Panik (2009). Este procedimento calcula o *odd ratio* (OR) a partir da frequência de eventos de uma variável dicotômica em intervalos de valores de uma variável intervalar. O parâmetro OR

estima a possibilidade de ocorrência de um evento de ravina (p_i) em relação a possibilidade contrária ($1-p_i$), considerando-se os mapas IV, DEC, DLE e DRD (eq. 1):

$$OR = \frac{p_i}{1-p_i} \quad (1)$$

A quantidade de ravinas que ocorreram nas áreas correspondentes a cada uma das 10 classes (p_i) dos mapas IV, DEC, DLE e DRD foram calculadas por meio de operação espacial de overlay, no ArcGIS 10. Em seguida, os valores de OR foram representados em histogramas de frequência, em relação à média de cada uma das 10 classes dos mapas IV, DEC, DLE e DRD, e calculados os coeficientes de determinação (r^2) entre OR e cada variável ambiental mapeada. Os valores de r^2 foram utilizados como pesos de cada mapa em relação à possibilidade de ocorrência de ravina.

Conversão dos Valores Originais dos Mapas IV, DEC, DLE e DRD em Valores Fuzzy

Os valores originais dos mapas IV, DEC, DLE e DRD foram transformados em valores fuzzy pertencentes ao intervalo [0,1], utilizando-se as seguintes funções de afinidade (Mf):

- Índice de vegetação (IV) - função sigmoidal decrescente;
- Densidade de estradas (DRD) - função linear crescente;
- Densidade de lineamentos estruturais (DLE) - função triangular;
- Declividades (DEC) - função Gaussiana.

A atribuição das funções de afinidade fuzzy baseou-se na relação entre a semelhança da curva de dependência entre OR e os mapas - definida pelos histogramas de frequência - e, as curvas-padrão das principais funções fuzzy estabelecidas na literatura (L.B. Biondi Neto et al., 2006; J. R. Pousen, 2009). Utilizou-se a maior similaridade visual possível entre a morfologia dos histogramas de frequência e a morfologia destas curvas-padrão, como procedimento de atribuição da função fuzzy aos mapas IV, DEC, DLE e DRD.

O risco de erosão no pixel i (R_i) foi calculado por meio de um modelo baseado na soma ponderada dos valores transformados em fuzzy dos mapas IV, DEC, DLE e DRD no pixel i (eq. 2):

$$R_i = \frac{r^2_{OR-DEC} \cdot DEC_i + r^2_{OR-DRD} \cdot DRD_i + r^2_{OR-DLE} \cdot DLE_i}{r^2_{OR-IV} \cdot IV_i} \quad (2)$$

onde r^2_{OR-DEC} , r^2_{OR-DRD} , r^2_{OR-DLE} e r^2_{OR-IV} são, respectivamente, os coeficientes de determinação r^2 entre OR e os valores originais dos mapas DEC, DLE,

DRD e IV. Os parâmetros DEC_i, DRD_i, DLE_i and IV_i são, respectivamente, os novos valores dos mapas originais DEC, DRD, DLE e IV, calculados pela função de afinidade fuzzy no pixel *i*.

Resultados e Discussão

A possibilidade de ocorrência de ravinas foi maior em faixas de valores menores de índice de vegetação (QUADRO I). Nota-se que em IV inferiores a 0,464 a possibilidade de ravina é de OR_{IV}=0,788. O *odd ratio* diminui gradativamente com o aumento do IV, atingindo o patamar mínimo na classe [0,682-0,818], onde OR_{IV}=0,0112. A partir destes dados observou-se que a possibilidade de ocorrência de ravinas em áreas com IV entre 0,00 e 0,464 foi de até 70 vezes maior que em áreas com IV próximo de 0,800.

Os valores de OR_{IV} foram representados graficamente em relação ao ponto médio das classes de IV (QUADRO I, fig.2). O histograma resultante aproxima-se morfologicamente à função de afinidade fuzzy sigmoidal decrescente (fig. 5, eq. 3).

$$Mf_{IV} = 1 - \frac{1}{1 + e^{-0.818N_i}} \quad (3)$$

QUADRO I - Valores dos parâmetros Y_i=1, Y_i=0 e P_i utilizados no cálculo de OR em relação ao mapa IV. OR equivale à possibilidade de ocorrência de ravina em relação à possibilidade contrária por intervalo de classe de IV (n=729 ravinas, r² = 0,8958).

TABLE I - Statistical parameters values used on odd ratio (OR) estimative for gullies, using vegetation index map (n=729 gullies, r² = 0,8958).

Intervalos de IV	Y _i =1	Y _i =0	P _i	1- P _i	OR _{IV}
0,000 - 0,464	223	506	0,4407	0,5593	0,7880
0,464 - 0,505	178	551	0,3230	0,6770	0,4772
0,505 - 0,534	112	617	0,1815	0,8185	0,2218
0,534 - 0,559	76	653	0,1164	0,8836	0,1317
0,559 - 0,583	50	679	0,0736	0,9264	0,0795
0,583 - 0,608	43	686	0,0627	0,9373	0,0669
0,608 - 0,633	23	706	0,0326	0,9674	0,0337
0,633 - 0,657	11	718	0,0153	0,9847	0,0156
0,657 - 0,682	5	724	0,0069	0,9931	0,0070
0,682 - 0,818	8	721	0,0111	0,9889	0,0112

Observa-se que a possibilidade de ocorrência de ravinas é menor em intervalos de baixa densidade de estradas, com OR_{DRD} = 0,0432 na faixa de até 0,806 km/km², e OR_{DRD} = 0,1688 no intervalo [2,510-2,904] km/km²; isto é, a possibilidade é quase quatro vezes maior no intervalo [2,510-2,904] km/km² que abaixo de 0,806 km/km² (QUADRO II). Entretanto, esta relação de associação é menos significativa que a observada com o mapa IV. Na fig. 6 é representado o histograma de frequência

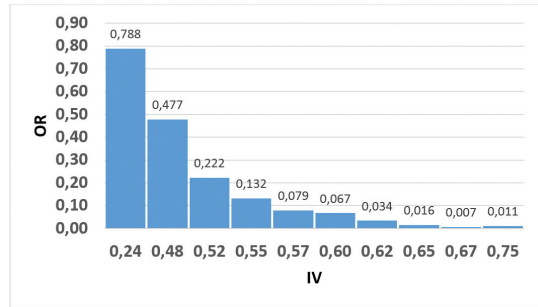


Fig. 5 - Distribuição dos valores de odd ratio (OR) de ocorrência de ravinas, segundo o valor do centro médio de intervalos de classe do mapa de índice de vegetação (IV).

Fig. 5 - Odd ratio (OR) for gullies occurrence according to mean center values of vegetation index map classes.

entre OR_{DRD} e os intervalos de classe do mapa DRD. Com base neste diagrama selecionamos a função de afinidade fuzzy linear crescente (eq.4), que foi utilizada para a transformação dos valores originais dos pixels do mapa DRD, em valores fuzzy.

$$Mf_{DRD} = \begin{cases} \frac{DRD_i - 0,0}{4,572 - 0,0}, & 0 < DRD_i < 4,572 \\ 1, & DRD_i = 4,572 \\ 0, & DRD_i = 0,0 \end{cases} \quad (4)$$

QUADRO II - Valores dos parâmetros Y_i=1, Y_i=0 e P_i utilizados no cálculo de OR em relação à densidade de estradas. OR equivale à possibilidade de ocorrência de ravina em relação à possibilidade contrária, por intervalo de classe de DRD (n=729 ravinas, r² = 0,6573).

TABLE II - Statistical parameters values used on odd ratio (OR) estimative for gullies, using road density map (n=729 gullies, r² = 0,6573).

Intervalos de DRD (km/km ²)	Y _i =1	P _i	Y _i =0	1- P _i	OR _{DRD}
0,000 - 0,806	29	0,0414	700	0,9586	0,0432
0,806 - 1,147	61	0,0913	668	0,9087	0,1005
1,147 - 1,380	59	0,0881	670	0,9119	0,0966
1,380 - 1,595	83	0,1285	646	0,8715	0,1474
1,595 - 1,775	84	0,1302	645	0,8698	0,1497
1,775 - 1,990	86	0,1337	643	0,8663	0,1544
1,990 - 2,241	70	0,1062	659	0,8938	0,1188
2,241 - 2,510	80	0,1233	649	0,8767	0,1406
2,510 - 2,904	92	0,1444	637	0,8556	0,1688
2,904 - 4,572	85	0,1320	644	0,8680	0,1521

Os mapas de densidade de lineamentos (DLE) e declividade do terreno (DEC) mostraram menor influência na possibilidade de ocorrência de ravinas, se comparados aos demais mapas já comentados anteriormente. Para o caso do mapa DLE (QUADRO III), a maior possibilidade foi observada no intervalo [0,560-0,618] km/km², onde OR_{DLE} =0,2161, ou seja, neste intervalo, ela é 2,4 vezes mais elevada que em valores inferiores a 0,329 km/km², e, apenas 1,6 vezes maior que em densidades superiores a 0,889 km/km². Com

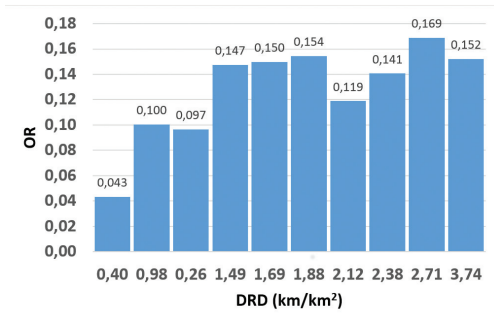


Fig. 6 - Distribuição dos valores de odd ratio (OR) de ocorrência de ravinas, segundo o valor do centro médio de intervalos de classe do mapa de densidade de estradas (DRD).

Fig. 6 - Odd ratio (OR) for gullies occurrence according to mean center values of road density map classes.

base no histograma (fig. 7) optou-se por utilizar a função de afinidade fuzzy triangular para a conversão dos valores de densidade de lineamentos na APA Fernão Dias, em valores fuzzy. Esta função é representada abaixo (eq. 5).

$$Mf_{DLE} = \begin{cases} 0,0DLE_i \leq 0,16 \\ \frac{DLE_i - 0,16}{0,59 - 0,16}, 0,16 \leq DLE_i \leq 0,59 \\ \frac{1,07 - DLE_i}{1,07 - 0,59}, 0,59 \leq DLE_i \leq 1,07 \\ 1, DLE_i \geq 1,07 \end{cases} \quad (5)$$

QUADRO III - Valores dos parâmetros $Y_i=1$, $Y_i=0$ e P_i utilizados no cálculo de OR em relação à densidade de lineamentos estruturais. OR equivale à possibilidade de ocorrência de ravina em relação à possibilidade contrária, por intervalo de classe de densidade de DLE (n=729 ravinas, $r^2 = 0,225$).

TABLE III - Statistical parameters values used on odd ratio (OR) estimative for gullies, using structural lineaments density map (n=729 gullies, $r^2 = 0,225$).

Intervalos de LDE (km/km ²)	$Y_i=1$	$Y_i=0$	P_i	$1 - P_i$	OR_{DLE}
0,000-0,329	56	673	0,0832	0,9167	0,0908
0,329-0,437	68	661	0,1028	0,8971	0,1147
0,437-0,505	51	678	0,0752	0,9247	0,0813
0,505-0,560	68	661	0,1028	0,8971	0,1147
0,560-0,618	110	619	0,1777	0,8222	0,2161
0,618-0,672	72	657	0,1095	0,8904	0,1231
0,672-0,731	80	649	0,1232	0,8767	0,1406
0,731-0,795	80	649	0,1232	0,8767	0,1406
0,795-0,889	67	662	0,1012	0,8987	0,1126
0,889-1,252	77	652	0,1181	0,8890	0,1339

Embora o coeficiente de determinação tenha apresentado valor muito pequeno, pode-se abstrair que a possibilidade de ocorrência de ravinas é maior no intervalo [14,121-16,390] km/km², com $OR_{DEC}=0,2305$, onde é aproximadamente 6,8 vezes maior que em declividades mais baixas, inferiores a 4°, e, 6,3 vezes superior às declividades mais elevadas, acima dos 25°

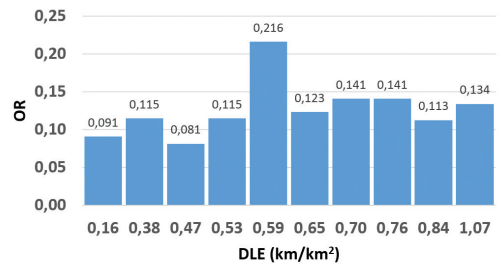


Fig. 7 - Distribuição dos valores de odd ratio (OR) de ocorrência de ravinas, segundo o valor do centro médio de intervalos de classe do mapa de densidade de lineamentos estruturais (DLE).

Fig. 7 - Odd ratio (OR) for gullies occurrence according to mean center values of structural lineaments density map classes.

(QUADRO IV, fig. 8). Isto se deve, em hipótese, ao fato de que as áreas com alta inclinação do terreno, localizadas na APA, encontram-se quase que totalmente cobertas por fragmentos florestais, e nas áreas mais planas, o escoamento superficial apresenta menor energia para a retirada de material de superfície. Com base na distribuição dos valores de OR_{DEC} , consideramos a função de afinidade Gaussiana como a mais eficiente para a conversão dos valores do mapa de declividades da APA Fernão Dias, para fuzzy (eq. 6).

$$Mf_{DEC} = \frac{1}{1 + \frac{|DEC_i - 13,0|^4}{2,01}} \quad (6)$$

QUADRO IV - Valores dos parâmetros $Y_i=1$, $Y_i=0$ e P_i utilizados no cálculo de OR em relação à declividade do terreno.

OR equivale à possibilidade de ocorrência de ravina em relação à possibilidade contrária, por intervalo de classe de DEC (n=729 ravinas, $r^2 = 0,072$).

TABLE IV - Statistical parameters values used on odd ratio (OR) estimative for gullies, using slope terrain map (n=729 gullies, $r^2 = 0,072$).

Intervalos de DEC (em graus)	$Y_i=1$	$Y_i=0$	P_i	$1 - P_i$	OR_{DEC}
0,000-4,034	23	706	0,0326	0,9674	0,0337
4,034-7,312	59	670	0,0881	0,9119	0,0966
7,312-9,581	76	653	0,1164	0,8836	0,1317
9,581-11,852	105	624	0,1683	0,8317	0,2023
11,852-14,121	115	614	0,1873	0,8127	0,2305
14,121-16,390	101	628	0,1608	0,8392	0,1917
16,390-18,659	98	631	0,1553	0,8447	0,1839
18,659-21,685	78	651	0,1198	0,8802	0,1361
21,685-25,467	49	680	0,0721	0,9279	0,0777
25,467-64,300	25	704	0,0355	0,9645	0,0368

A partir dos dados obtidos e analisados acima foi construído o modelo espacial de risco à ocorrência de

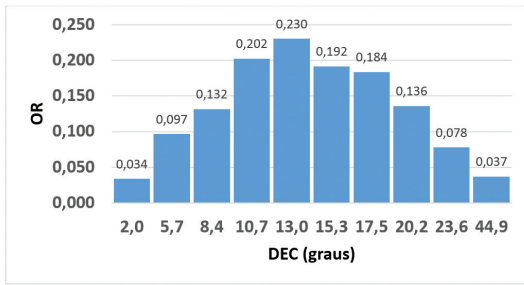


Fig. 8 - Distribuição dos valores de odd ratio (OR) de ocorrência de ravinas, segundo o valor do centro médio de intervalos de classe do mapa de declividade do terreno (DEC).

Fig. 8 - Odd ratio (OR) for gullies occurrence according to mean center values of slope terrain map classes.

ravinamentos (R_i) para a APA Fernão Dias. (eq. 7). Nesta equação, 0,072; 0,225; 0,657 e 0,895 são os pesos atribuídos, respectivamente, aos mapas DEC, DLE, DRD e IV, já convertidos em mapas fuzzy, e i é um determinado pixel de cada mapa.

$$R_i = \frac{0,072 \cdot DEC_i + 0,657 \cdot DRD_i + 0,225 \cdot DLE_i}{0,895 \cdot VI_i} \quad (7)$$

Em seguida o modelo foi convertido em álgebra de mapas e aplicado à base de dados espaciais, e obtido, finalmente, o mapa de risco à ocorrência de ravinas na APA Fernão Dias (fig. 9).

Analisando-se a o mapa de risco à ocorrência de ravinas, observa-se, por exemplo, forte concentração de áreas classificadas com níveis médio a alto ($R_i > 0,850$), principalmente a sudoeste (A) e no extremo leste (B) da APA Fernão Dias. A área A localiza-se no corredor da rodovia Fernão Dias, que conecta as

regiões metropolitanas de São Paulo e Belo Horizonte. Na região em que este corredor atravessa o território da APA, encontram-se os principais aglomerados populacionais urbanos e distritos industriais. Há nesta porção da APA, acelerada expansão urbana ao longo desta rodovia, principalmente nos municípios de Extrema e Camanducaia. Na área B, situada nas proximidades da cidade de Toledo, há grande concentração de pequenas propriedades com uso agrícola intensivo e irrigado, baseado na horticultura, e, na agricultura de batata e de morango, entre outras. As áreas destacadas pela letra C, situadas em altitudes superiores a 1.300 m, e onde o risco à ocorrência de ravinas é o mais baixo ($R_i < 0,300$), possuem grandes fragmentos de matas, remanescentes da Floresta Ombrófila Densa e da Floresta Ombrófila Mista originais, entremeados a amplos espaços de silvicultura comercial. As atividades agropecuárias ocupam áreas muito restritas e baseiam-se, predominantemente, na produção familiar. Nestas áreas, expandem-se o ecoturismo de montanha e a hotelaria, principalmente no distrito de Monte Verde e no município de Gonçalves.

Conclusões

A metodologia proposta neste artigo apresenta algumas soluções baseadas em análise espacial e lógica fuzzy, para reduzir os principais problemas enfrentados pelos planejadores na área de segurança e riscos ambientais: o uso de um modelo de decisão mais flexível para classificação contínua de graus de risco, e a atribuição de pesos espaciais a mapas de variáveis ambientais.

A primeira solução refere-se a estimativa do peso de cada mapa temático envolvido no risco à erosão. Para estimar estes pesos, a metodologia aqui proposta utiliza

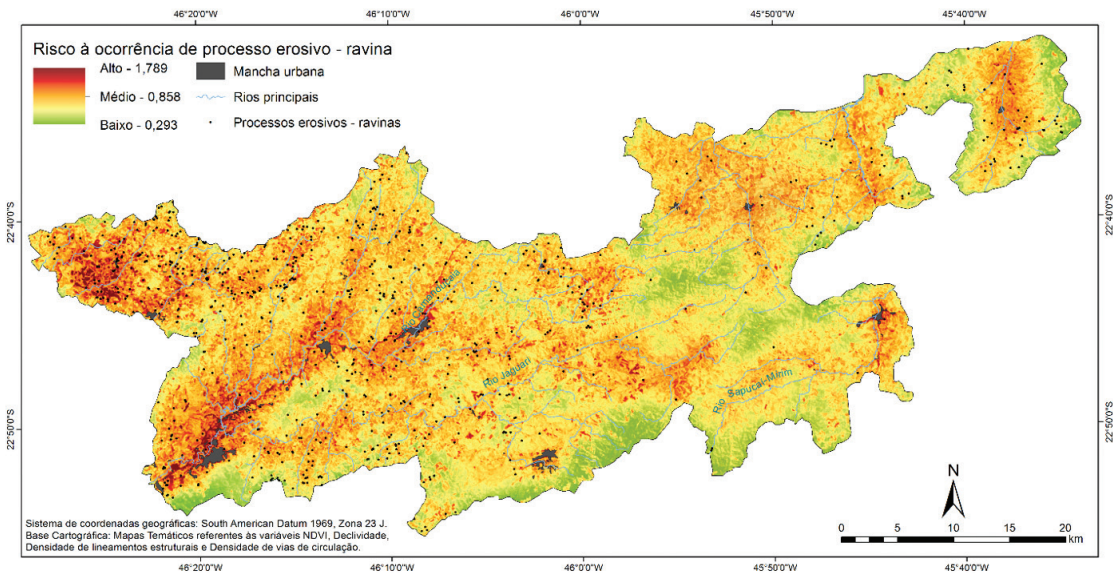


Fig. 9 - Mapa de risco à ocorrência de ravinas na APA Fernão Dias - MG, calculado a partir do modelo espacial representado pela equação 7.

Fig. 9 - Gullies occurrence risk map of Fernao Dias EPA, MG, Brazil, calculated using the spatial model of equation 7.

valores do coeficiente de determinação estimados a partir da análise de distribuição da variável dicotômica *presença* ou *ausência* de ravinas, e valores dos mapas das variáveis ambientais intervalares que contribuem para a ocorrência de ravinas. Como estes coeficientes são calculados a partir de dados reais obtidos do mapeamento de ravinas existentes, os valores dos pesos atribuídos aos mapas são mais reais e objetivos que aqueles utilizados em procedimentos convencionais, muitas vezes subjetivos.

A segunda solução apresentada neste artigo baseia-se no uso da lógica de decisão fuzzy para atribuir a cada pixel do mapa de uma variável ambiental, um grau de risco à ravinamento. Neste caso, funções de afinidade foram atribuídas individualmente a cada variável ambiental, de acordo com curvas de dependência entre a possibilidade de ocorrência de ravinas e os valores dos pixels dos mapas de índice de vegetação, densidade de estradas, densidade de lineamentos estruturais e declividade do terreno. Este procedimento permitiu um ajuste mais realista entre as escalas de mensuração originais dos mapas, e uma escala baseada em níveis contínuos de afinidade ao risco.

Com base nos valores de OR estimados entre ocorrência/não ocorrência de ravinas e os valores dos mapas das variáveis ambientais, observamos que estes mapas responderam diferentemente em relação à contribuição individual na possibilidade de ocorrência de ravinas no território da APA Fernão Dias. Esta possibilidade em áreas com IV abaixo de 0,464 foi 70 vezes maior que em áreas com IV acima de 0,800. No caso da densidade de estradas a dependência foi inversa, pois a possibilidade de ravinamento foi quase quatro vezes maior em áreas com densidade acima de 2,510 km/km², que em áreas onde esta densidade situa-se abaixo de 0,806 km/km².

As demais variáveis - densidade de lineamentos estruturais e declividade do terreno - mostraram-se, em relação às anteriores, relativamente menos influentes na ocorrência de ravinas. A menor influência da declividade do terreno se deu, em tese, pelo fato de as áreas mais declivosas estarem protegidas legalmente dentro da APA, com restrição ao uso agropecuário e urbano, e, cobertas com remanescentes florestais (valores maiores de IV). As áreas com topografia mais plana, por outro lado, encontram-se ocupadas com maior densidade de atividades agropecuárias e urbanas. Em síntese, os graus de associação entre as variáveis ambientais estudadas e a possibilidade de ravinas podem assim ser ordenados: IV ($r^2 = 0,8958$); DRD ($r^2 = 0,6573$); DLE ($r^2 = 0,225$); DEC ($r^2 = 0,072$).

O modelo espacial aqui apresentado deve ser utilizado sob determinadas condições específicas. Os valores dos pesos e a equação de cálculo do risco são intrínsecos às características físico-geográficas de cada área a ser

mapeada, e podem variar, a depender das configurações geomorfológica, geológica e de uso e cobertura do solo de cada área ou região a ser investigada. Sugerimos o uso deste modelo espacial nas situações em que o planejador deseja traçar cenários sobre áreas que estarão sob risco futuro de ravinamento. Portanto, o modelo utiliza a associação entre a ocorrência do fenômeno e a estrutura espacial observada e confirmada a priori, para simular, posteriormente, estas mesmas relações em outros locais da mesma área. Este modelo é adequado também ao mapeamento de riscos de erosão em áreas onde não haja a disponibilidade de mapas pedológicos ou geológicos em escalas médias a grandes.

As próximas etapas do desenvolvimento do modelo incluem a realização de testes em outras áreas com características físico-geográficas diferentes, e, a aplicação de testes estatísticos para aferir a acurácia do modelo espacial.

Apoio Financeiro - FAPESP. Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, Brasil.

Referências Bibliográficas

- Bigarella, J. J., Becker, R. D., Santos, G. F. (2007). *Estrutura e origem das paisagens tropicais e subtropicais*. 2ª ed. Florianópolis: Ed. da UFSC, p. 1436, v.3.
- Biondi Neto, L. B., Coelho, P. H. G; Amaral, J. L. M., Mello, M. H. C. S. (2006). Minicurso de sistema especialista nebuloso. *XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Anais, p. 2508-2543, Goiânia, Brasil.
- Burrough, P. A., Mac Donnel, R. A. (1998). *Principles of Geographical Information Systems*. 2ª ed. New York: Oxford University Press.
- Burrough, P. A., MacMillan, R. A., and van Deursen, W. (1992). Fuzzy classification methods for determining land suitability from soil profile observations and topography. *Journal of Soil Science* 43, p. 193-210.
- Burrough, P.A. (1989). Fuzzy mathematical methods for soil survey and land evaluation. *Journal of Soil Science* 40, p. 477-492.
- ESRI - (2010). *ArcGIS 10.0*. ESRI, Redlands, California.
- Ferreira, M. C. (2014). *Iniciação à análise geoespacial: teoria, técnicas e exemplos para geoprocessamento*. São Paulo, Editora UNESP.
- Fiori, A. P. (1995). Fatores que influem na análise de vertentes e no movimento de massa em encostas. *Boletim Paranaense de Geografia*, v.43, p.7-24.

- Forman, R. T. T., Alexander, L. E. (1998). Roads and their major ecological effects. *Annual Reviews in Ecology & Systematics*, 29, p. 207-231.
- Garófalo, D. F. T., Ferreira, M. C., Ferreira, M. F. M., Messias, C. G. (2012). Mapeamento da densidade de processos erosivos e de movimentos de massa, a partir de imagens Google Earth georreferenciadas, utilizando o estimador *kernel*: uma aplicação na APA Fernão Dias (MG). *Anais do IX Simpósio Nacional de Geomorfologia*, Rio de Janeiro.
- Panik, M. (2009). *Regression modeling: methods, theory and computation with SAS*. CRC Press, Boca Raton, FL, USA.
- Poulsen, J. R. (2009). *Fuzzy time series forecasting: developing a new forecasting model based on high order fuzzy time series*. Aalborg University Esbjerg.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Earth Resources Technology Satellite Symposium*, v.1, p. 309-317.
- Selby, M. J. (1990). *Hillslope materials & processes*. New York: Oxford University Press.
- Soares, P. C., Fiori, A. P. (1976). Lógica e sistemática na análise interpretação de fotografias aéreas em geologia. *Noticiário Geomorfológica*, p. 107-121.
- Valeriano, M. M. (2004). *Modelo digital de elevação com dados SRTM disponíveis para a América do Sul*. São José dos Campos, SP: INPE: Coordenação de Ensino, Documentação e Programas Especiais (INPE-10550-RPQ/756) (Boletim).
- Wang, F., Hall, G.B. (1996). Fuzzy representation of geographical boundaries in GIS. *International Journal of Geographical Information Systems*, 10(5), p. 573-590.
- Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information control*, 8, p. 338-353.