

Avaliação do mapeamento de suscetibilidade de deslizamento de terra em uma Bacia Amazônica via Lógica Fuzzy

Evaluation of landslide susceptibility mapping in an Amazon Watershed by Fuzzy Logical

Artur Sales de Abreu Vieira¹
Francisco Carlos Lira Pessoa²
Lorena Conceição Paiva de Ataíde³

Resumo

Os fenômenos de deslizamentos de terra causam grandes prejuízos sociais e econômicos em todo o mundo a cada ano, os mesmos são condicionados por diversos fatores como: clima, litologia, estruturas de rochas, pedologia, morfologia e ações antrópicas. Tomadas de decisões preventivas, como o efetivo sistema de alerta e o estabelecimento de áreas suscetíveis a esses processos, são importantes, uma vez que podem minimizar as perdas e os danos causados por esses desastres. Deste modo, o objetivo desta pesquisa foi elaborar um mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra por intermédio da Lógica Fuzzy e do Sistema de Informações Geográficas (SIG) que, de forma qualitativa, forneça uma previsão de suscetibilidade e limiares críticos de cenários de alerta para a bacia hidrográfica do Rio Trombetas, no estado do Pará - Brasil. Está região é de baixa densidade urbana, porém de grande interesse econômico, principalmente em relação à exploração mineral e recursos naturais. Para tal propósito, 7 (sete) parâmetros de entrada - caracterizando as condições topográficas, pedológicas e ambientais - foram incluídos no Sistema de Inferência Fuzzy (FIS) do tipo Mamdani. Os resultados apresentaram a existência de áreas com susceptibilidade ao deslizamento classificadas como: muito baixas (14,11%), baixas (47,23%), moderadas (35,08%), altas, (20%) e muito altas (3,39%). Conseqüentemente, o produto desta pesquisa fornece subsídios para o gerenciamento da bacia do Rio Trombetas, visando resguardar possíveis tragédias humanas e perdas econômicas relacionadas ao fenômeno estudado.

Palavras-Chave: Deslizamento; Bacia hidrográfica; Sistema de Informação Geográfica; Lógica Fuzzy; Mamdani.

¹ Mestre em Engenharia Civil, Universidade Federal do Pará (UFPA) a-sales@hotmail.com ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6444-2754>

² Docente da Faculdade de Engenharia Sanitária e Ambiental da Universidade Federal do Pará (UFPA) fclpessoa@ufpa.br ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6496-9043>

³ Discente de doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Pará (UFPA) lorenaataide07@gmail.com ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2022-6798>

Abstract

The phenomena of landslides cause great social and economic damages all over the world every year, they are conditioned by several factors such as: climate, lithology, rock structures, pedology, morphology and anthropic actions. Taking preventive decisions, such as an effective alert system and the establishment of areas susceptible to these processes, are important, as they can minimize losses and damages caused by these disasters. Thus, the objective of this research was to elaborate a landslide susceptibility map through Fuzzy Logic and the Geographic Information System (GIS) that, in a qualitative way, provide a susceptibility forecast and critical thresholds of alert scenarios for the Trombetas river basin, in the state of Pará - Brazil. This region is of low urban density, but of great economic interest, mainly in relation to mineral exploration and natural resources. For this purpose, 7 (seven) input parameters - characterizing the topographic, pedological and environmental conditions - were included in the Mamdani-type Fuzzy Inference System (FIS). The results showed the existence of areas with susceptibility to landslides classified as: very low (14.11%), low (47.23%), moderate (35.08%), high (20%) and very high (3.39%). Consequently, the product of this research provides subsidies for the management of the Trombetas River basin, aiming to protect possible human tragedies and economic losses related to the studied phenomenon.

Keywords: Landslide; Watershed; Geographic Information System; Fuzzy Logic; Mamdani.

Introdução

Ameaças naturais são processos que servem como gatilhos para desastres naturais (CHAUDHARY; PIRACHA, 2021). Os movimentos de massa (comumente conhecidos como deslizamentos) são um dos perigos naturais mais frequentes e destrutivos do mundo (DAGDELENLER et al., 2016). De acordo com Sim et al. (2022) os deslizamentos de terra resultam em vítimas humanas e animais, e ainda prejudicam a qualidade da água de rios e córregos.

Em áreas suscetíveis, a precipitação extrema, os tufões, as erupções vulcânicas, os terremotos, o degelo e as atividades antrópicas são os principais desencadeadores do deslizamento de terra. (MEUSBURGER; ALEWELL, 2008; GUZZETTI et al., 2009; SIM et al., 2022). Kennedy et al. (2015) complementam que esses eventos ocasionam uma variedade de fenômenos, incluindo quedas de rochas, fluxos de detritos e avalanches.

Portanto, para mitigar essa adversidade natural é conveniente avaliar as características geomorfológicas de determinada região. Atualmente, por intermédio de métodos orientados pelo

conhecimento é possível realizar o mapeamento e a avaliação da suscetibilidade aos deslizamentos dentro da análise de risco de uma bacia hidrográfica (COROMINAS et al., 2014).

Na literatura há uma crescente aplicação de técnicas de inteligência artificial, como redes neurais e a lógica fuzzy, visando analisar suscetibilidade a deslizamentos de terra (AKGUN et al., 2012; OSNA et al., 2014; YANG et al., 2015), onde a informação é qualitativa e a tomada de decisão é baseada em consultoria especializada.

Para a construção de um modelo baseado no conhecimento, pelo menos um especialista deve ser incluído (OSNA et al., 2014; SAPONARO et al., 2015). Por esse motivo, as informações de inventário de ocorrências não são obrigatórias para o desenvolvimento do modelo preditivo, mas quando possível essa informação é essencial para a validação.

Tem como vantagem sua aplicação direta, fornecendo uma variedade de operadores de combinação difusa, sendo, o processo de ponderação dos fatores condicionadores totalmente controlados por especialistas (LEE, 2007). Gorsevski et al. (2003) mostraram ser muito interessante a integração do Sistema de Informação Geográfica (SIG) com a lógica difusa.

Dentre os métodos de conhecimento, a lógica fuzzy tem sido amplamente utilizada em várias áreas da ciência, como: na avaliação de riscos em segurança de barragens (LEITE, 2019); na Indicação de risco ao meio ambiente e à saúde em relação aos efluentes sanitários das embarcações fluviais (PAULA et al., 2019); na avaliação da qualidade da água (NEVES; DUARTE; ALVARADO, 2019); na regionalização de curvas de permanência de vazão (PESSOA et al., 2021); bem como ferramenta principal para avaliar a qualidade de solos em processo de recuperação (BRANCO et al., 2021) e sua aplicabilidade na agricultura (GODINHO et al., 2022).

Contudo, na região amazônica há poucas informações e estudos a respeito do meio físico. Diante disso, esta pesquisa tem como objetivo aplicar a lógica fuzzy ao desenvolvimento de um mapa de suscetibilidade de deslizamentos de terra na Bacia Hidrográfica do Rio Trombetas - Amazônia Brasileira. Está área é de grande interesse econômico para o Brasil, especialmente no que se refere à exploração mineral e recursos naturais. Para tanto, foram utilizados 7 parâmetros (altitude, declividade, curvatura, NDVI, SPI, TWI e pedologia) para caracterizar condições topográficas,

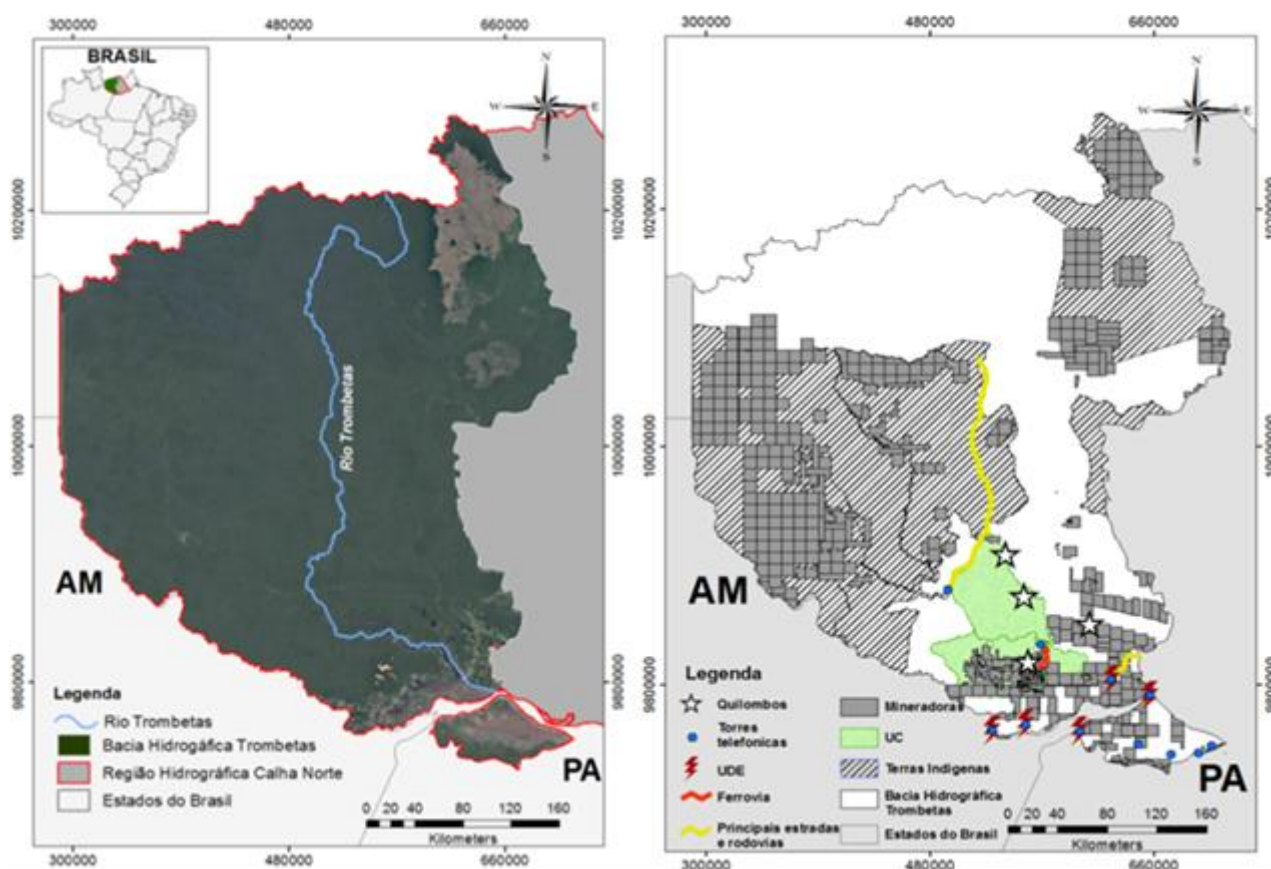
pedológicas e ambientais. O produto da pesquisa visa auxílio em tomada de decisão pública na bacia hidrográfica do Rio Trombetas e/ou áreas de interesse.

Caracterização da área de estudo

A Bacia Hidrográfica do Rio Trombetas tem área de 146.263 km² correspondente 11,72% do Estado do Pará e altitude média de 150 m acima do nível do mar. O clima da região apresenta temperatura média mensal elevada, em torno de 27°C, com baixa variação. A umidade relativa apresenta valores superiores a 70%, em quase todos os meses do ano. A região hidrográfica é caracterizada com áreas bem definidas de montanhas e plana em grande extensão, tendo como limites ao norte as Guianas com latitude 02°36'36"N; ao sul o Rio Amazonas com latitude - 02°06'00"S; a leste a bacia do Rio Cuminá-Panema com longitude de 55°11'24"W; e a oeste a bacia do Rio Nhamundá com longitude de 59°02'24"W (Figura 1).

As extrações de bauxita na região trouxeram megaprojetos da mineração gerando conflitos diretos com as populações tradicionais da região em virtude de seus impactos socioambientais. A extração e o beneficiamento da bauxita metalúrgica, no chamado Projeto Trombetas, constituíram a fase inicial do ciclo de produção do alumínio

Figura 1 - Localização (A) e ocupação (B) da bacia hidrográfica do Rio Trombetas.

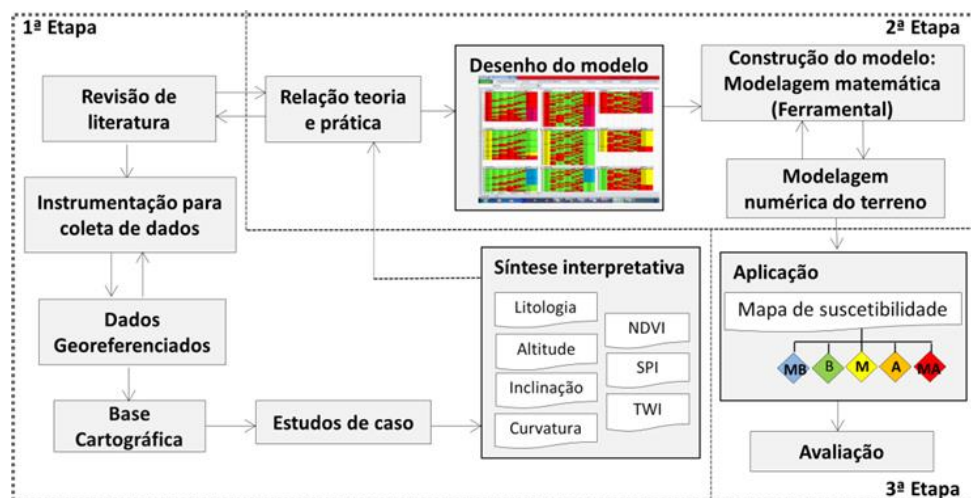


Elaborado pelos autores (2022).

Metodologia

O esquema metodológico (Figura 2) para construção do mapa de suscetibilidade de deslizamento é constituído por três etapas e suas respectivas fases. A 1ª Etapa constitui o levantamento de dados, processamento de imagens e seleção dos parâmetros de entrada. A 2ª Etapa estabelece a fundamentação teórica e especializada, delineamento da base de regras e formulação para o MATLAB. Por fim, a 3ª Etapa visa a importação das informações dos mapas de entrada para a ferramenta (programa), geração das respostas em blocos de nota e importação para o mapa de suscetibilidade de deslizamento de terra.

Figura 2 - Os detalhes do procedimento e métodos implementados no modelo.



Elaborado pelos autores (2022).

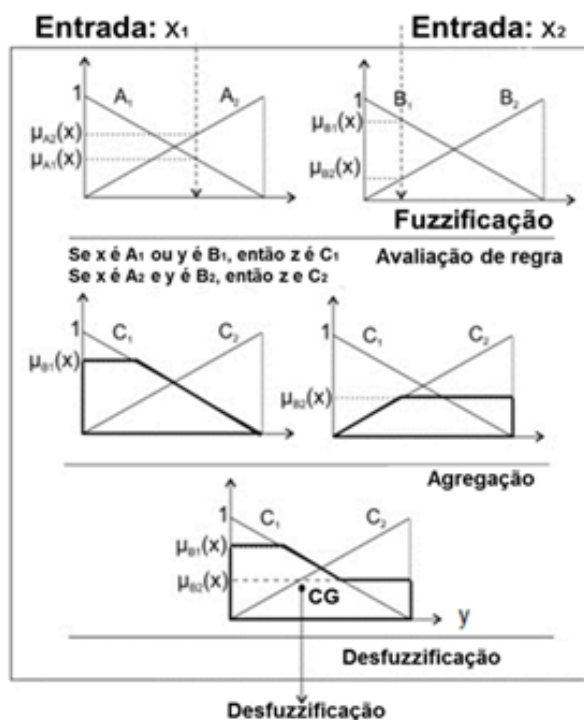
Programa MATLAB para FIS Mamdani

O Sistema de Inferência Fuzzy (FIS) é o processo de formulação de um mapeamento não linear de um determinado espaço de entrada para o espaço de saída, que fornece uma base a partir da qual as decisões podem ser tomadas (SON et al., 2017). Os conjuntos fuzzy podem ser associados a variáveis linguísticas que possibilitam descrever as informações de maneira qualitativa, ou seja, seus valores estão relacionados às palavras ou frases, não aos números (BENINI e MENEGUETTE JUNIOR, 2009).

Um evento pode pertencer a vários conjuntos com graus de pertinência específicos (μ). Segundo Malaman e Amorim (2017) um conjunto fuzzy é constituído por uma função de pertinência que mapeia os elementos de um espaço "x" para um número real. Se "x" for uma saída nítida, e "baixa" é um conjunto difuso, então $\mu_{baixa}(x)$ indica o valor da associação de x ao conjunto "baixo".

Existem três tipos de sistemas de inferência difusa: Mamdani (Figura 3), Sugeno e Tsukamoto. Seus processos gerais são semelhantes, mas sua estrutura de regras difere na conclusão, logo, as técnicas de agregação ou defuzzificação também diferem. Neste trabalho foi utilizado o FIS estilo Mamdani (SABOYA et al., 2006; YAGIZ; GOKCEOGLU, 2010).

Figura 3 - Um esquema generalizado da estrutura FIS Mamdani.



Elaborado pelos autores (2022).

Existem quatro fases de inferência no FIS Mamdani, incluindo fuzzificação, avaliação de regras, agregação e defuzzificação (MAMDANI; ASSILIAN, 1973). Na Figura 3, "x" e "y" representam entradas do ambiente, e "A", "B" e "C" representam variáveis linguísticas (ou seja, declividade, curvatura, etc.). Os valores (A_1, A_2, B_1, B_2, C_1 e C_2) das variáveis linguísticas são definidos como conjuntos difusos. Cada fase de inferência se resume em:

- (1) Fuzzificação: as entradas nítidas provenientes do ambiente são mapeadas em um vetor de valores linguísticos com valores de associação calculados.
- (2) Avaliação de regras: as regras com variáveis linguísticas em suas partes antecedentes são avaliadas se alguns valores de associação ocorreram no passo de fuzzificação. Após a aplicação da regra, a saída gráfica do conjunto difuso na parte subsequente da regra é escalada ou cortada no ponto do grau de associação calculado.

- (3) Agregação: a saída final difusa do modelo é produzida pela agregação de todos os resultados locais das regras difusas desencadeadas na fase de avaliação da regra. O operador máximo pode ser utilizado para agregação.
- (4) Defuzzificação: O processo de saída pode ser conduzido de várias maneiras, como a técnica centroide, um método máximo de centro de gravidade (CG) que seleciona o conjunto difuso com o maior valor de associação ou a maior técnica média máxima (COX, 1994).

De acordo com Setnes et al. (1998), os modelos fuzzy são descritos na literatura como transparentes e interpretáveis, mas na verdade, em muitas aplicações de engenharia, eles são usados como uma ferramenta de caixa preta. Neste estudo, a inferência difusa Mamdani foi usada porque é o método mais atraente e comumente usado. O FIS Mamdani é composto pelas funções de inscrição das entradas, linguagem de regras fuzzy If-Then e funções de graus de pertinência output (Equação 1).

$$R_i: \text{if } x_i \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ then } y \text{ is } B_i \text{ (for } i = 1, 2, \dots, k), \quad (1)$$

Sendo k o número de regras; x_i é a variável de entrada (variável antecedente); E e y é a variável de saída (variável consequente).

Embora muitos métodos para a composição de relações difusas estão disponíveis na literatura (por exemplo, min-max, max-max, min-min, max-min, etc.), os métodos de max-min e max-product são as técnicas mais comumente usadas (ROSS, 1995). A forma básica de um processo de composição difusa é dada conforme (Equação 2).

$$\tilde{B} = \tilde{A} \circ \tilde{R} \quad (2)$$

Onde, \tilde{A} é o antecedente definido no universo x ; \tilde{B} é o consequente definido no universo y ; e \tilde{R} é a relação difusa que caracteriza a relação entre entradas (x) e saída específica (y).

O procedimento de cálculo de um FIS Mamdani é obtido da seguinte forma (ALVAREZ GRIMA, 2000):

- Calculo o grau de realização (α_i) da entrada para cada regra (i) considerando o grau de pertinência (μ) (Equação 3).

$$\alpha_i = \mu_{\tilde{A}_{i1}}(x_1) \wedge \mu_{\tilde{A}_{i2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{\tilde{A}_{in}}(x_n) \quad (3)$$

- Para cada regra, obtêm-se o conjunto fuzzy de saída \tilde{B}_i usando o mínimo de t-norm, (Equação 4).

$$\mu_{\tilde{B}_i}(y) = \alpha_i \wedge \mu_{\tilde{B}_i}(y) \quad (4)$$

- Agregação dos conjuntos fuzzy de saída, aproveitando o máximo (Equação 5):

$$\mu_{\tilde{B}} = \max_{i=1,2,\dots,k} (\mu_{\tilde{B}_i}(y)) \quad (5)$$

O estágio final da construção de um sistema de inferência difusa é selecionar o método de defuzzificação. A agregação de dois ou mais conjuntos de saídas difusas dá um novo conjunto difuso no algoritmo fuzzy básico. Na maioria dos casos, o resultado na forma de um conjunto difuso é convertido em um resultado nítido pelo processo de defuzzificação (BERKAN; TRUBATCH, 1997).

- Devido a simplicidade computacional, o método do centro de gravidade (Equação 6) foi considerado para uso no processo de defuzzificação.

$$y = \int_S B(y)ydy / \int_S B(y)d(y)$$

(6)

Sendo S o suporte para o conjunto fuzzy B(y).

Considerando a compatibilidade e a legibilidade dos arquivos de entrada, o modelo foi gerado em arquivo de texto para levar a descrição para o usuário. Sabe-se que o incremento no número de conjuntos difusos desencadeia diretamente o incremento no número de regras. Além disso, um especialista pode expressar seu conhecimento com termos linguísticos.

Ao considerar a natureza do mapeamento de suscetibilidade a deslizamentos em uma escala média, a validação do FIS Mamdani para este problema não será discutida.

Fatores Condicionadores e Definição de Critérios

Na região amazônica, em geral, nota-se a ausência de dados sobre deslizamento de terra em inventários oficiais. No entanto, como a modelagem utilizada neste estudo é independente de dados de deslizamentos, o inventário não foi incluído na abordagem de avaliação e no processo de validação do estudo. A programação foi desenvolvida no software MATLAB 8.4 (R2014b) (MATLAB, 2014) usando um conjunto de dados geográficos e parâmetros de condicionamento.

Para facilitar a interpretação do mapa pedológico foi efetuada a reclassificação com base nos critérios propostos por Crepani et al. (2001). Em relação à vulnerabilidade dos solos aos processos erosivos foi utilizado um mapa pedológico elaborado com base na Carta de Reconhecimento do Solo no Estado do Pará, em escala 1:250.000 (RADAMBRASIL, 1976). O mapa original foi digitalizado, georreferenciado e, posteriormente, as unidades de mapeamento relativas à área em estudo foram vetorizadas.

Para os parâmetros topográficos (altitude, declividade, curvatura, SPI e TWI) foram encontradas 28 imagens SRTM com resolução de 30 m escala de 1: 150.000 no Banco de Dados Geomorfométricos de Brasil (TOPODATA). O parâmetro altitude foi avaliado como um bom indicador de suscetibilidade a deslizamentos de terra e tem sido utilizado por muitos pesquisadores (NEFESLIOGLU et al., 2010). Por este motivo, neste estudo, a altitude foi considerada como um parâmetro do controle do deslizamento do solo.

O índice de umidade topográfico descreve padrões espaciais de umidade do solo (MOORE et al., 1991). Um desses índices é o TWI (Equação 7) desenvolvido por Beven e Kirkby (1979) dentro de um modelo de fluxo. Valores mais altos de TWI indicam material geológico mais saturado.

$$TWI = \ln(A_s / \tan \beta) \quad (7)$$

Sendo, A_s a área específica (m^2/m) e β é o gradiente da inclinação (em graus).

Segundo Wood et al. (1990), as variações nos componentes topográficos são frequentemente maiores que a variabilidade local na transmissividade do solo.

O outro índice secundário do DEM é o SPI (Equação 8). Este índice é usado para descrever o potencial de erosão de fluxo e processos paisagísticos relacionados (MOORE et al., 1991).

$$SPI=A_s \times \tan \beta \quad (8)$$

Em que, A_s é a área específica (m^2/m) e β o gradiente de inclinação em graus.

À medida que a área específica e o gradiente de inclinação aumentam a quantidade de água contribuída em áreas elevadas e a velocidade do fluxo de água também aumentam.

A curvatura representa a morfologia topográfica (WILSON; GALLANT, 2000). Enquanto uma curvatura positiva indica que a superfície é convexa na superfície do solo, uma curvatura negativa indica que a superfície é côncava na superfície do terreno. Um valor de zero define uma superfície plana.

Para o parâmetro ambiental (NDVI), foram utilizadas as bandas sensoriais Landsat-8 OLI dos seguintes pontos de órbitas: 22659, 22660, 22661, 22558, 22559, 22560, 22561, 22459, 22460, 22461, 22461, para o ano de 2016. As imagens foram manipuladas usando o raster calculator através do ArcGIS 10.1.

O NDVI (Equação 9) é uma medida da refletância de superfície e fornece uma estimativa quantitativa do crescimento da vegetação e da biomassa (HALL et al., 1995). Valores muito baixos de NDVI ($\leq 0,1$) correspondem a áreas estéreis, areia ou neve. Valores moderados (0,2-0,3) representam arbustos e pastagens, enquanto valores altos ($\geq 0,6$) indicam florestas tropicais temperadas e tropicais (WEIER; HERRING, 2005).

$$NDVI=(IR-R)/(IR+R) \quad (9)$$

Em que IR é a porção infravermelha próximo do espectro eletromagnético e R a porção vermelha do espectro eletromagnético.

Construção do Modelo

Os parâmetros de entrada do modelo (altitude, inclinação, curvatura, NDVI, SPI e TWI) foram desenvolvidos utilizando duas funções de associação (baixa e alta), exceto pedologia (baixa, moderada e alta), uma vez que são formadas por três funções de associação distintas.

Os tipos de solo foram reclassificados em três classes (baixo = 0, moderado=0,5 e alto=1), seguindo os estudos de Crepani et al. (2001). Na primeira classe, Plintossolos, Gleissolos e Neossolos são atribuídos à função de associação "alta", por serem jovens e subdesenvolvidos, ou seja, sua principal característica é a pequena evolução dos perfis do solo (CREPANI et al., 2001).

A segunda classe, "moderada", inclui dois tipos de solos: Argissolos, Cambissolos e Nitossolos. Os solos podzólicos, quando comparados aos Latossolos, possuem menor profundidade e são menos estáveis e menos intemperizados, geralmente em topografias um pouco mais espessa (EMBRAPA, 2018). Como os Latossolos são as unidades de paisagem natural mais estáveis foram classificadas com vulnerabilidade "baixa".

Foram utilizados 2 conjuntos difusos para cada entrada, exceto para variável pedologia. Assim, utilizou-se 192 regras descritas apenas usando opinião de especialistas e literatura. Para escrever as regras levou-se em conta a seguinte fundamentação:

- (A)** Os deslizamentos de terra na área de estudo ocorrem em associação com três pedologias ("baixa", "moderada", "alta"). Por esse motivo, se a regra incluir "alto" na entrada de pedologias, a saída será aceita como "alta" ou "muito alta".
- (B)** Os outros parâmetros são considerados igualmente. Se três entradas forem positivas e três entradas forem negativas para ocorrência de deslizamento, a saída será "baixa".
- (C)** Se quatro entradas são positivas e duas entradas são negativas para ocorrência de deslizamento, a saída é aceita como "moderada".
- (D)** Se cinco entradas são positivas e uma entrada é negativa para ocorrência de deslizamento, a saída é aceita como "alta".
- (E)** Se seis entradas são positivas para ocorrência de deslizamento, a saída é "muito alta".
- (F)** Se a pedologia estiver "baixa", a saída é aceita como "muito baixa".

A saída inclui cinco conjuntos fuzzy na forma de funções de associação triangulares. Para minimizar a incerteza, uma sobreposição de 50% é aplicada entre conjuntos difusos para parâmetros

de entrada topográficos e ambientais, e as funções de associação triangulares são usadas para cada conjunto difuso.

Com o banco de dados de saída foi gerado um arquivo de texto, o quais foram exportados para o software ArcGIS 10.1 e convertidos em um arquivo *raster* para que possa ser avaliado e obtido o mapa de susceptibilidade de deslizamento. Para a interpretação visual do mapa, os dados foram categorizados em classes de susceptibilidade. Quatro classificadores de dados para este propósito são relatados na literatura: intervalo igual, desvio padrão, ruptura natural e classificação quantitativa (AYALEW et al., 2005; AKGUN et al., 2008).

Resultados e discussões

Crepani et al. (2001) estabeleceu os graus de estabilidade dos solos, sendo o Latossolos as unidades de paisagem natural mais estável. Estes representam uma área de 48,45% do território. Os solos considerados intermediários são representados pela classe do tipo Podzólicos/Argissolo (47,91%) e Nitossolo (0,05%). Os solos jovens e pouco desenvolvidos apresentam grau máximo de vulnerabilidade representado por Gleissolos (1,50%), Plintossolos (0,77%), Neossolos (0,93%) e os Cambissolos (0,39%).

A altitude média da bacia é de 149,27 m acima do nível do mar ($\pm 124,66$ m) e o ângulo de inclinação máximo atinge 40,55° em certas áreas. Esta variável é o principal fator que controla a variação espacial da inclinação afetando a distribuição espacial da umidade do solo e o fluxo de águas subterrâneas segue frequentemente a topografia superficial.

Os valores de curvatura máxima, mínima e média obtidos foram 1,67, -1,56 e 0,00, respectivamente, quando convexa é mais propensa a deslizamentos do que a côncava, ou seja, terrenos com perfis divergentes apresentam maiores riscos de ocorrência de deslizamentos do que os convergentes.

Os valores mínimos e máximos de NDVI são -1,00 e 0,90, respectivamente, com uma média de 0,60. Ou seja, todo pixel de vegetação representado pelo índice NDVI maior ou igual a 0,60

apresenta mesma suscetibilidade a deslizamentos, pois estes pixels representam esta região com predominância de florestas conservadas e pouco antropizada.

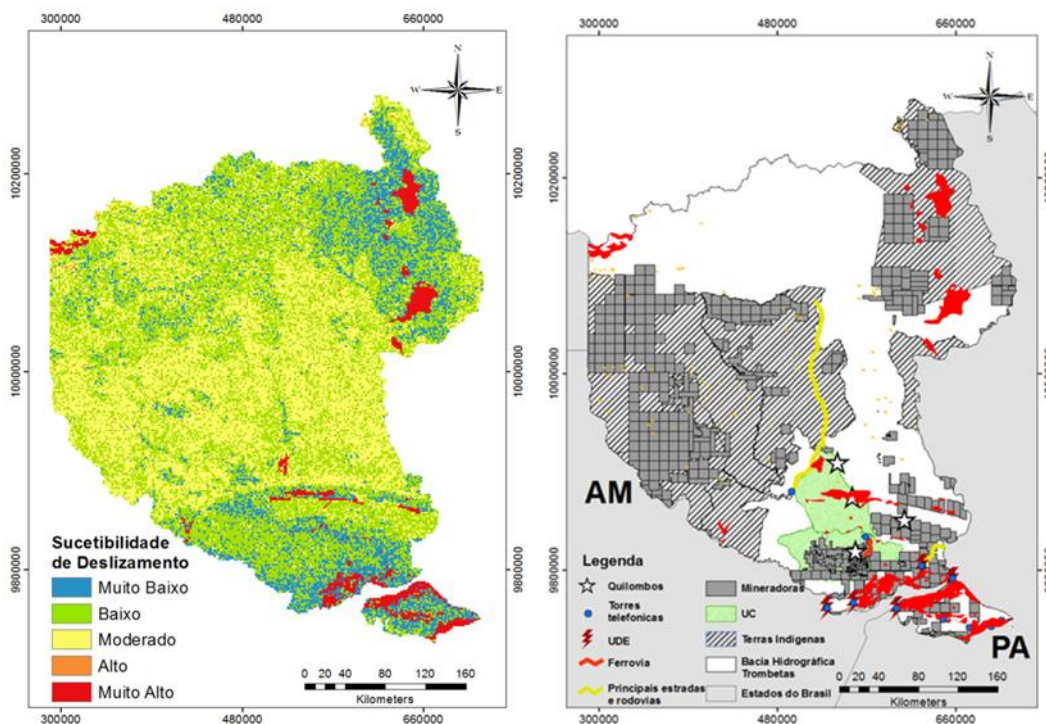
Os valores máximos de SPI são calculados nos canais de drenagem e, por esse motivo, os valores do SPI para gradiente com deslizamentos são elevados. Enquanto as diferenças entre os valores máximos e mínimos de SPI para as células da grade são extensas (máx. = 15,50 e mín. = 0), os valores médios são relativamente baixos (méd.=1,28).

Considerando um valor igual da Área específica (As), os valores de TWI tendem a aumentar com valores gradientes de declive (β) decrescentes e vice-versa. Os valores para este parâmetro são de mínimo -1,24, máximo igual a 25,10 e média de 2,38. Valores mais altos de TWI indicam material geológico mais saturado.

Antes de escolher o melhor classificador de dados de saída, o histograma de distribuição de dados foi levado em consideração. Então, todos os classificadores (intervalo igual, desvio padrão, ruptura natural e classificação quantitativa) mencionados na metodologia foram aplicados aos dados.

O classificador de ruptura natural e quantitativa foram menos bem-sucedidos devido ao fato de que a distribuição dos dados se aproximou de uma normal. Além disso, o classificador de desvio padrão classificou os dados em classes de susceptibilidade categórica superior ao de intervalo igual. Portanto, foi escolhida a classificação de dados em intervalos iguais, e o mapa de índice de susceptibilidade ao deslizamento de terras foi classificado em cinco classes de susceptibilidade: muito baixa, baixa, moderada, alta e muito alta (Figura 4).

Figura 4 - Mapa de susceptibilidade ao deslizamento de terra obtido por reclassificação do mapa de índice (A) e sobreposição em áreas ocupadas com risco (B).



Elaborado pelos autores (2022).

É possível observar, com os resultados transpostos no mapa de susceptibilidade de deslizamento de terra, que há predomínio de áreas com baixo grau de deslizamento de terra (47,23%), sendo bem distribuído ao longo de toda a região. A classificação de susceptibilidade de terra moderado apresenta magnitude espacial secundária na região (35,08%), visualmente mais concentrada na região central da bacia hidrográfica do Rio Trombetas. A classe muito baixa para susceptibilidade de deslizamento de terra representa 14,11% da bacia avaliada, bem destacada nas partes sul e nordeste da bacia.

Nota-se a existência de áreas de risco, principalmente na foz da bacia, local em que se encontra um grande número de mineradoras, torres telefônicas, usinas de energia, assentamento quilombolas e trechos de rodovia.

As classes de suscetibilidade de deslizamento e os respectivos resultados gerados pelo modelo são apreciados na (Tabela 1).

Tabela 1 - Estatística descritiva dos dados de suscetibilidade de deslizamento de terra.

Suscetibilidade	Mín.	Máx.	Área (km ²)	% (A)
Muito baixo	0,00	0,254	20635	14,11
Baixo	0,254	0,391	69077	47,23
Moderado	0,391	0,529	51306	35,08
Alto	0,529	0,666	289	0,20
Muito alto	0,666	1,000	4956	3,39

Elaborado pelos autores (2022).

Observa-se a existência de áreas bem definidas suscetíveis a deslizamentos de terra (3,59%), que correspondem as áreas de cotas elevadas e baixas, cujo parâmetro pedológico apresenta maior grau de importância. Apesar da baixa taxa percentual, há uma expressiva área espacial suscetível a deslizamento de terra que corresponde a uma área de 5.245 km².

Por meio da análise da sobreposição de mapas, nota-se pontos de riscos econômicos e passíveis socioambientais nesta região, pois estão próximas a locais onde existem sistemas de infraestrutura como usinas de energia, usinas telefônicas, empreendimentos de mineração, infraestrutura de transporte, unidade de conservação e comunidade quilombolas.

Considerações finais

A bacia hidrográfica do Rio Trombetas apresenta área muito extensa, tornando o trabalho de software e hardware mais lento no processamento das imagens. Além do mais, a ausência de banco oficial de dados a respeito de ocorrências de deslizamentos de terra na região inviabilizou a validação do mapa de suscetibilidade.

Embora a lógica Fuzzy seja um sistema baseado em especialistas, ele vem sendo aplicado em um número limitado de estudos de avaliação de deslizamento de terra, pois ainda não se tornou rotina para pesquisadores em ambiente nacional, devido a não familiaridade com a programação. Contudo, o uso deste modelo na produção de mapas de deslizamento de terras se apresenta promissor.

A bacia hidrográfica do Rio Trombetas está, de maneira geral, sujeita de baixo a moderado risco de deslizamento de terra, sendo necessária uma atenção especial às áreas classificadas com níveis de suscetibilidade alto e muito alto. Este método serve como subsídios para o gerenciamento estratégico da bacia, objetivando evitar tragédias humanas e perdas econômicas relacionadas ao fenômeno mapeado.

Referências

- AKGUN, A.; DAG, S.; BULUT, F. Landslide susceptibility mapping for a landslide-prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood frequency ratio and weighted linear combination models. **Environmental Geology**, v. 54, n. 6, p. 1127–1143, 2008.
- AKGUN, A.; SEZER, E.A.; NEFESLIOGLU, H.A.; GOKCEOGLU, C.; PRADHAN, B. An easy-to-use MATLAB program (MamLand) for the assessment of landslide susceptibility using a Mamdani fuzzy algorithm. **Comput. Geosci.**, v. 38, n. 1, p. 23–34, 2012.
- ALVAREZ GRIMA, M. **Neuro-Fuzzy Modeling in Engineering Geology**. A.A. Balkema, Rotterdam p. 244, 2000.
- AYALEW, L.; YAMAGISHI, H.; MARUI, H.; KANNO, T. Landslide in Sado Island of Japan: part II. GIS-based susceptibility mapping with comparison of results from two methods and verifications. **Engineering Geology**, v. 81, p. 432–445, 2005.
- BENINI, L. C.; MENEGUETTE JUNIOR, M. Uma abordagem para modelagem de dados com o uso de sistemas neuro-Fuzzy: aplicações geoespaciais. In: BARBELOS, C. A. Z.; ANDRADE, E. X. L.; BOAVENTURA, M. (Ed.). **XXXII CNMAC**. São Carlos: SBMAC, 2009, (Notas em Matemática Aplicada, v. 43).
- BERKAN, R.C., TRUBATCH, S.L. Fuzzy System Design Principles, Building Fuzzy If–Then Rule Bases. **The Institute of Electrical and Electronics Engineers**, New York, 496 p., 1997.
- BEVEN, K.J., KIRKBY, M.J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, p. 43–69, 1979.

- BRANCO, R. N. C.; POÇA, R. R.; GOMES, R. de C. C.; CORRÊA, A. de C.; OLIVEIRA, A. A. Sistema fuzzy para tomada de decisão acerca da qualidade do solo na Amazônia Brasileira / Fuzzy system for decision making about soil quality in the Brazilian Amazon. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 8, p. 86269–86281, 2021. <https://doi.org/10.34117/bjdv7n8-705>
- CHAUDHARY, M. T.; PIRACHA, A. Natural Disasters—Origins, Impacts, Management. **Encyclopedia**, v. 1, p. 1101-1131, 2021. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia1040084>
- COROMINAS, J.; VAN WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALET, J.P.; FOTOPOULOU, S.; CATANI, F.; VAN DEN ECKHAUT, M.; MAVROULI, O.; AGLIARDI, F.; PITILAKIS, K.; WINTER, M.G.; PASTOR, M.; FERLISI, S.; TOFANI, V.; HERVÁS, J.; SMITH, J.T. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. **Bull. Eng. Geol. Environ.**, v. 73, p. 209–263, 2014.
- COX, E. The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems, **second ed. Academic Press**, San Diego, CA, 1994.
- CREPANI, E.; DE MEDEIROS, J.S.; HERNANDEZ, F.P.; GALLOTI, F.T.; DUARTE, V.; FARIA, B.C.C. Remote Sensing and Geoprocessing Applied to the Ecological and Economical Zoning and to the Territorial Ordering. **INPE-8454-RPQ/722 (Eds.)**, São Jose dos Campos, Brazil, p. 124, 2001.
- DAGDELENLER G.; NEFESLIOGLU H.A.; GOKCEOGLU C. Modification of seed cell sampling strategy for landslide susceptibility mapping: an application from the Eastern part of the Gallipoli Peninsula (Canakkale, Turkey). **Bull Eng Geol Env.**, v. 75, n. 2, p. 575–590, 2016.
- EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5. ed., rev. e ampl. – Brasília (DF), 2018.
- GODINHO, E. Z.; GASPAROTTO, H. V.; CANEPPELE, F. DE L. Fuzzy Logic in Agriculture. **Cadernos de Educação Tecnologia e Sociedade**, v. 15, n. 1, 2022. <https://doi.org/10.14571/brajets.v15.n1.126-139>
- GORSEVSKI, P. V.; GESSLER, P. E.; JANKOWSKI, P. Integrating a fuzzy k-means classification and a Bayesian approach for spatial prediction of landslide hazard. **Journal of Geographical Systems**, v. 5, p. 223–251, 2003.
- GUZZETTI, F.; ARDIZZONE, F.; CARDINALI, M.; ROSSI, M.; VALIGI, D. Landslide volumes and landslide mobilization rates in Umbria, central Italy. **Earth Planet. Sci. Lett.**, v. 279, n. 3–4, p. 222–229, 2009.
- HALL, F.G.; TOWHSHEND, J.R.; ENGMAN, E.T. Status of remote sensing algorithms for estimation of land surface state parameters. **Remote Sensing of Environment**, v. 51, p. 138–156, 1995.
- KENNEDY, I. T.; PETLEY, D. N.; WILLIAMS, R.; MURRAY, V. A. systematic review of the health impacts of mass Earth movements (landslides). **PLOS Currents Disasters**. Edition 1, Apr 30, 2015. [10.1371/currents.dis.1d49e84c8bbe678b0e70cf7fc35d0b77](https://doi.org/10.1371/currents.dis.1d49e84c8bbe678b0e70cf7fc35d0b77)
- LEE, S. Application and verification of fuzzy algebraic operators to landslide susceptibility mapping. **Environmental Geology**, v. 52, p. 615–623, 2007.

- LEITE, S. R. **Modelo para Avaliação de Riscos em Segurança de Barragens com Associação de Métodos de Análise de Decisão Multicritério e Conjuntos Fuzzy**. Dissertação (Mestrado - Mestrado Profissional em Computação Aplicada) - Universidade de Brasília, 2019.
- MALAMAN, C. S.; AMORIM, A. Método para Determinação de Valores na Avaliação Imobiliária: comparação entre o Modelo de Regressão Linear e Lógica Fuzzy. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 23, n. 1, 2017. <https://doi.org/10.1590/S1982-21702017000100006>
- MAMDANI, E.H.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. **International Journal Man-Mach. Stud.**, v. 7, n. 1, p. 1–13, 1973.
- MATLAB, 2014. User's Guide Version 8.4, R2014b. MathWorks Co., USA
- MEUSBURGER, K.; ALEWELL, C. Impacts of anthropogenic and environmental factors on the occurrence of shallow landslides in an alpine catchment (Urseren Valley, Switzerland). **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 8, n. 3, p. 509–520, 2008.
- MOORE, I. D.; GRAYSON, R. B.; LADSON, A. R. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological and biological applications. **Hydrological Processes**, v. 13, n. 4, p. 305–320, 1991.
- NEVES, E. P.; DUARTE, M. A. Q.; ALVARADO, F. V. Sistema baseado em regras fuzzy para avaliação da qualidade da água. **C.Q.D. – Revista Eletrônica Paulista de Matemática**, v. 14, p. 95-109, Bauru, 2019.
- OSNA, T.; SEZER, E.A.; AKGUN, A. GeoFIS: an integrated tool for the assessment of landslide susceptibility. **Comput. Geoscience**, v. 66, p. 20–30, 2014.
- PAULA, D. L. M.; LIMA, A. C. M.; VINAGRE, M. V. A.; PONTES, A. N. Saneamento nas embarcações fluviais de passageiros na Amazônia: uma análise de risco ao meio ambiente e à saúde por meio da lógica fuzzy. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, v. 24, n. 02, p. 283-294, 2019. <https://doi.org/10.1590/S1413-41522019150122>
- PESSOA, F. C. L.; BLANCO, C. J. C.; GOMES, E. P. Regionalization of flow duration curves in the Amazon with the definition of homogeneous regions via fuzzy C-means. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 93, n. 1, 2021. <https://doi.org/10.1590/0001-3765202120190747>
- PROJETO RADAMBRASIL. Folha SA.21 – **Santarém: geologia, geomorfologia, solos, vegetação e uso potencial da terra**. Rio de Janeiro, 1976.
- SAPONARO, A.; PILZ, M.; WIELAND, M.; BINDI, D.; MOLDOBEKOV, B.; PAROLAI, S. Landslide susceptibility analysis in data-scarce regions: the case of Kyrgyzstan. **Bull. Eng. Geol. Environ.**, v. 74, n. 4, p. 1117–1136, 2015.
- SETNES, M.; BABUSKA, R.; VERBRUGGEN, H.B. Rule-based modeling: precision and transparency. **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics**, Part C 28, 165–169, 1998.
- SIM, K. B.; LEE, M. L.; WONG, S. Y. A review of landslide acceptable risk and tolerable risk. **Geoenviron Disasters**, v. 9, n. 3, 2022. <https://doi.org/10.1186/s40677-022-00205-6>

SON, L. H.; VAN VIET, P.; VAN HAI, P. Picture inference system: a new fuzzy inference system on picture fuzzy set. **Appl Intel**, v. 46, p. 652–669, 2017. <https://doi.org/10.1007/s10489-016-0856-1>

ROSS, T.J. **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. McGraw-Hill Inc., New York, 579 p., 1995.

WEIER, J.; HERRING, D. **Measuring Vegetation (NDVI and EVI)**. Earth Observatory Library of NASA. Ed. NASA. /http://earthobservatory.nasa.gov/Library/MeasuringVegetations, 2005.

WILSON, J.P.; GALLANT, J.C. **Terrain Analysis: Principles and Applications**. John Wiley and Sons, New York, 469 p, 2000.

WOOD, E.F.; SIVAPALAN, M.; BEVEN, K.J. **Similaridade e resposta à tempestade de captação**. *Comentários em Geofísica*, n. 28, p. 1 – 18, 1990.

YAGIZ, S.; GOKCEOGLU. C. Application of fuzzy inference system and nonlinear regression models for predicting rock brittleness. **Expert Syst Appl.**, v. 37, p. 2265–2272, 2010.