



Análise da suscetibilidade a movimentos de massa por meio de lógica fuzzy na APA de Itupararanga (SP)

Mayra Vanessa Lizcano Toledo

Doutoranda em Ciências Ambientais, UNESP, Brasil.
mayra.lizcano@unesp.br

Ana Laura de Paula

Mestranda em Ciências Ambientais, UNESP, Brasil.
al.paula@unesp.br

Arthur Pereira dos Santos

Doutorando em Ciências Ambientais, UNESP, Brasil.
arthur.p.santos@unesp.br

Darllan Collins da Cunha e Silva

Professor Doutor, UNESP, Brasil.
darllan.collins@unesp.br

Renan Angrizani de Oliveira

Professor Doutor, UNISO, Brasil.
renan.oliveira@prof.uniso.br

RESUMO

Tendo em vista os recorrentes eventos de movimentos de massa e a complexidade associada à sua causalidade, assim como as severas consequências socioambientais desencadeadas por esses, se faz essencial prever as regiões suscetíveis ao fenômeno. Nesse contexto, o objetivo deste trabalho foi elaborar um método de análise da suscetibilidade a movimentos de massa, a qual foi implementada na região da Área de Proteção Ambiental (APA) Itapararanga, por meio da criação de um sistema de inferência Fuzzy do tipo Mamdani. Foram utilizadas imagens de satélite e outros dados espaciais para a criação dos subsistemas ambiental, pedológico e topográfico, os quais geraram uma saída final utilizada para classificar a suscetibilidade nas categorias muito alta, alta, média, baixa e muito baixa. Os resultados indicam que áreas com maior índice de potencial de fluxo e saturação do solo apresentaram maior suscetibilidade. Além disso, a presença de vegetação e o tipo de solo também foram fatores determinantes. O mapa final de suscetibilidade destacou áreas no norte/noroeste e sul/sudeste como muito suscetíveis a estes eventos, enquanto outras regiões mostraram uma suscetibilidade moderada. Este estudo fornece informações valiosas para o planejamento e gestão adequada de áreas vulneráveis a movimentos de massa.

PALAVRAS-CHAVE: APA. movimento de massa. Mamdani. Suscetibilidade.

1. INTRODUÇÃO

Movimentos de massa refere-se aos deslocamentos gravitacionais, em que o material é transportado pela força da gravidade com alta velocidade (PRANCEVIC *et al.*, 2020). O processo relaciona-se à infiltração contínua de água da chuva em regiões específicas, de declive acentuado, que apresentam solos com poros saturados e de maior densidade (ZHANG *et al.*, 2023). O solo desencadeia uma plasticidade e elevada densidade, passando a ter uma menor coesão entre as partículas, bem como o ângulo de estabilidade do talude, levando a uma abrupta ruptura do solo (ISMLAM *et al.*, 2021).

Entre as causas dos movimentos de massa, existem os fatores naturais e antrópicos (SANTOS *et al.*, 2020). Os fatores naturais são deflagrados naturalmente pelas chuvas intensas, com altos índices pluviométricos acumulados, predisposições do terreno (morfologia do solo, topografia, declividade, vegetação), enquanto as causas antrópicas são decorrentes da supressão da cobertura vegetal e o uso e ocupação do solo (FONSECA *et al.*, 2014).

Portanto, a cobertura vegetal é fundamental na mitigação e prevenção de movimentos de massa, pois aumenta a resistência do solo ao cisalhamento por intermédio da coesão radicular (COMEGNA *et al.*, 2020). Durante eventos de precipitação, as folhas interceptam as gotículas de água e diminuem a infiltração, evitando a saturação do solo. Ademais, reduzem os níveis de saturação do solo ao extrair água pela transpiração do sistema radicular. No entanto, nem sempre a sua presença proporciona estabilidade, uma vez que a interação entre vegetação e condições do solo é complexa (PELASCINI, 2023).

Mortes, soterramento de pessoas, lesões e outras fatalidades são comuns em casos de movimentos de massa em locais habitados. Danos materiais, manutenções de alto custo, perdas de moradias e de outras construções civis também repercutem em prejuízos econômicos na região afetada pelo desastre. Logo, os movimentos de massa se configuram como desastres ambientais e sociais, pois, além dos danos ambientais como perda de cobertura vegetal, erosão e assoreamento de corpos hídricos podem resultar em tragédias para os seres humanos e animais (BAZÁN *et al.*, 2023; ONU, 2023; VIEIRA *et al.*, 2023).

No que tange aos movimentos de massa, a suscetibilidade é a predisposição ou

propensão de terrenos ao desenvolvimento desse fenômeno (SILVA; AMORIM, 2023), e a sua determinação é imprescindível, principalmente na gestão de uma bacia hidrográfica, pois subsidia o planejamento do uso e ocupação do solo, além do controle e restrição da expansão urbana (COROMINAS *et al.*, 2014).

Para avaliar tal fenômeno, frequentemente são empregados os métodos de avaliação física, estatística e baseados no conhecimento. Enquanto os dois primeiros são tidos como tradicionais e onerosos, o último, fundamentado na experiência de especialistas na área, destaca-se por sua capacidade de generalização e pode ser implementado por meio de sistemas de inteligência artificial (OSNA *et al.*, 2014; NERY; VIEIRA, 2014). Nesse âmbito, estão inseridos os Conjuntos Difusos ou Fuzzy, dados como uma classe de objetos de contínuos graus de pertinência, propostos por Zadeh (1965), em que aproximações e incertezas são admitidas em contraposto com os sistemas binários da lógica clássica.

Outrossim, a pertinência de um conjunto Fuzzy não infere em afirmativas ou negativas, no entanto, propõe que os elementos sejam classificados em níveis de pertencimento em diferentes conjuntos (DENG; DENG, 2021). Desse modo, o valor de pertinência pode assumir qualquer valor entre o intervalo de 0 a 1, em que 0 aponta total exclusão e 1 total pertinência. Ademais, os conjuntos de pertinência apresentam diversas funções de associação, como a Triangular, Trapezoidal, Sigmoidal, Sino, e a Combinação Gaussiana (YAZDANBAKSH; DICK, 2018).

Apesar de o raciocínio ser aproximado, o produto da proposição Fuzzy é exato, e existem diferentes métodos para a obtenção dos valores clássicos precisos, processo nomeado como defuzzificação. Métodos comumente empregados nesta etapa são; o critério do máximo (MAX), a média dos máximos (MOM) e o método de centro da área (CDA) (GREENFIELD, 2018; PRAHARAJ; MOHAN, 2021; TAIRIDIS *et al.*, 2016).

Segundo Greenfield e Chiclana (2013), um sistema de inferência Fuzzy possui algumas etapas, sendo a primeira a que ocorre a fuzzificação das variáveis numéricas, convertendo os dados em conjuntos difusos para capturar a incerteza. Em seguida, identifica-se as variáveis linguísticas e seus valores com base no conhecimento especializado e na análise dos dados. Posteriormente, desenvolve-se uma base de regras *if-then* que descreve as relações entre as variáveis de entrada e saída. Os resultados parciais das regras são agregados para gerar a saída final do sistema Fuzzy. Finalmente, a saída difusa é defuzzificada para converter em valores precisos, permitindo uma interpretação concisa dos resultados.

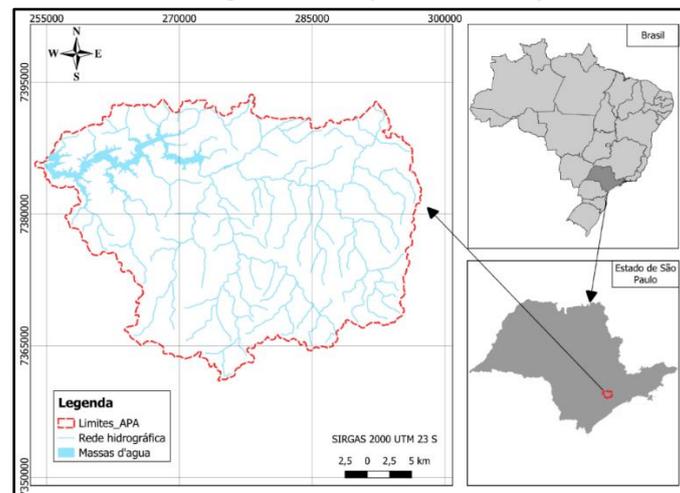
Considerando que os sistemas de inferência Fuzzy do tipo Mamdani são usualmente aplicados na elaboração do mapeamento da suscetibilidade a movimentos gravitacionais de massa quando integrados aos Sistemas de Informação Geográfica (SIG) (SOARES *et al.*, 2022). Visto isso, o presente trabalho tem por objetivo, elaborar um método de análise da suscetibilidade de movimentos de massa em uma Área de Preservação Ambiental (APA), incorporando variáveis do tipo topográfico, ambiental e pedológico para desenvolver um modelo de sistema de inferência fuzzy que permita a identificação de áreas suscetíveis aos movimentos de massa.

2. METODOLOGIA

2.1. Área de estudo

O objeto de estudo é a Unidade de Conservação (UC) designada como APA de Itupararanga (Figura 1), estabelecida pela Lei Estadual nº 10.100, de 1 de dezembro de 1998, e alterada pela Lei Estadual nº 11.579, de 2 de dezembro de 2003. Possui extensão territorial de aproximada de 936,51 km² e está localizada entre os municípios de Ibiúna, São Roque, Mairinque, Alumínio, Vargem Grande Paulista, Cotia, Votorantim e Piedade, todos no estado de São Paulo (SP) (FUNDAÇÃO FLORESTAL; SMA; SÃO PAULO, 2007).

Figura 1 – Mapa de Localização



Fonte: Dos autores, 2024.

2.2. Coleta e processamento dos dados

Inicialmente, ressalta-se que a metodologia adotada neste artigo foi fundamentada no estudo conduzido por Vieira *et al.* (2023), o qual empregou as mesmas variáveis de entrada e saída. Todavia, nesse contexto, foram ajustados três novos subsistemas, visando ampliar a precisão dos dados analisados.

Para o desenvolvimento da proposta do trabalho, estabeleceram-se sete variáveis de entrada que correspondem à altitude, declividade, curvatura, índice de umidade topográfica (TWI), índice de potência de fluxo (SPI), pedologia do solo e índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI).

A informação utilizada para o desenvolvimento do projeto foi adquirida a partir das bases de dados de entidades governamentais como o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa), das quais foram obtidos os dados correspondentes ao modelo digital de elevação (MDE), para o cálculo da variável declividade, curvatura, TWI (Equação 1) e SPI (Equação 2) e, a vulnerabilidade do solo, que é obtida a partir da pedologia da área.

$$TWI = \frac{\alpha}{\tan \beta + C} \quad (1)$$

Onde:

α : acumulação de fluxo
 β : declividade
C: 0,001

$$SPI = \ln(\alpha + 0,001) * \left(\left(\frac{\beta}{100} \right) + 0,001 \right) \quad (2)$$

É importante acrescentar, que no caso do NDVI, esse foi calculado a partir das bandas 4 e 5, conforme a Equação (3), que correspondem ao vermelho e infravermelho da imagem de satélite LANDSAT 8-OLI, na qual foi adquirida do site do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (3)$$

Onde:
NIR: Infravermelho
RED: Vermelho

2.3. Elaboração do sistema Fuzzy

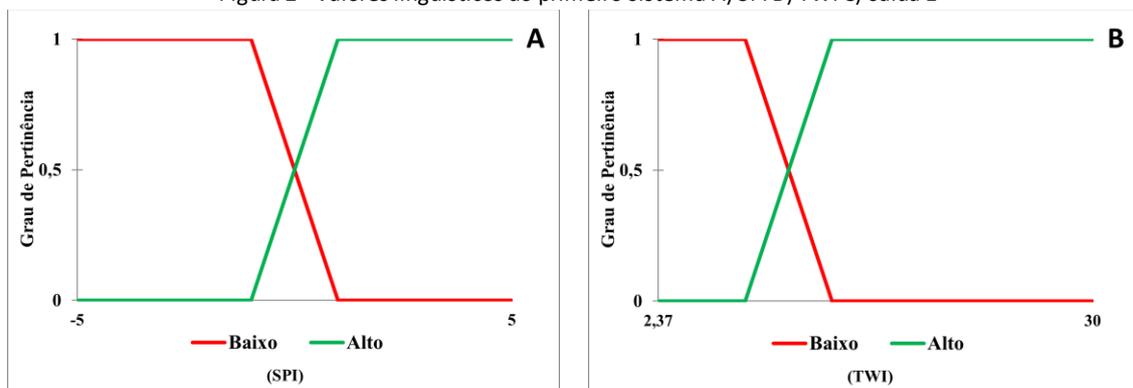
O sistema foi desenvolvido, para que possa ser aplicado a qualquer área de estudo, estabelecendo os valores mínimos e máximos possíveis para cada variável.

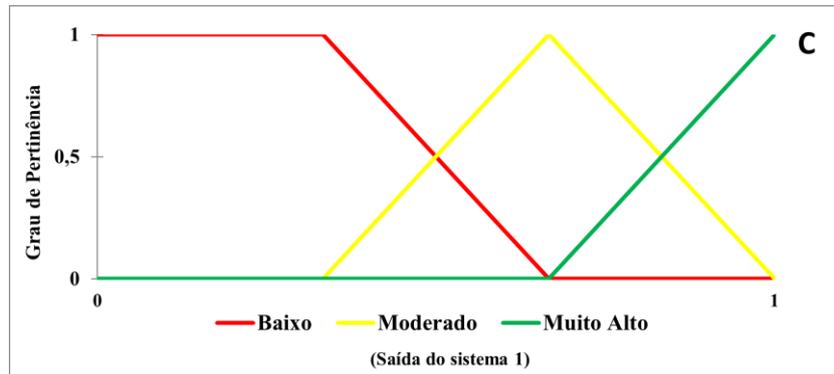
2.3.1. Fuzzificação

A partir da obtenção e processamento dos dados, foram estabelecidos os intervalos para cada variável, com o auxílio de literatura especializada, cuja abordagem é a classificação das variáveis estudadas. Em seguida, definiram-se as variáveis linguísticas e suas funções de pertinência para cada entrada com base nessas faixas identificadas.

No que concerne ao sistema 1, apontaram-se como variáveis os dados correspondentes a TWI e SPI. Para o sistema 2 as variáveis de entrada são altitude, declividade, curvatura e pedologia do solo, tido também como vulnerabilidade. Já no sistema final foram inseridas as variáveis NDVI, a saída do sistema 1 e saída do sistema 2.

Figura 2 - Valores linguísticos do primeiro sistema A) SPI B) TWI C) saída 1



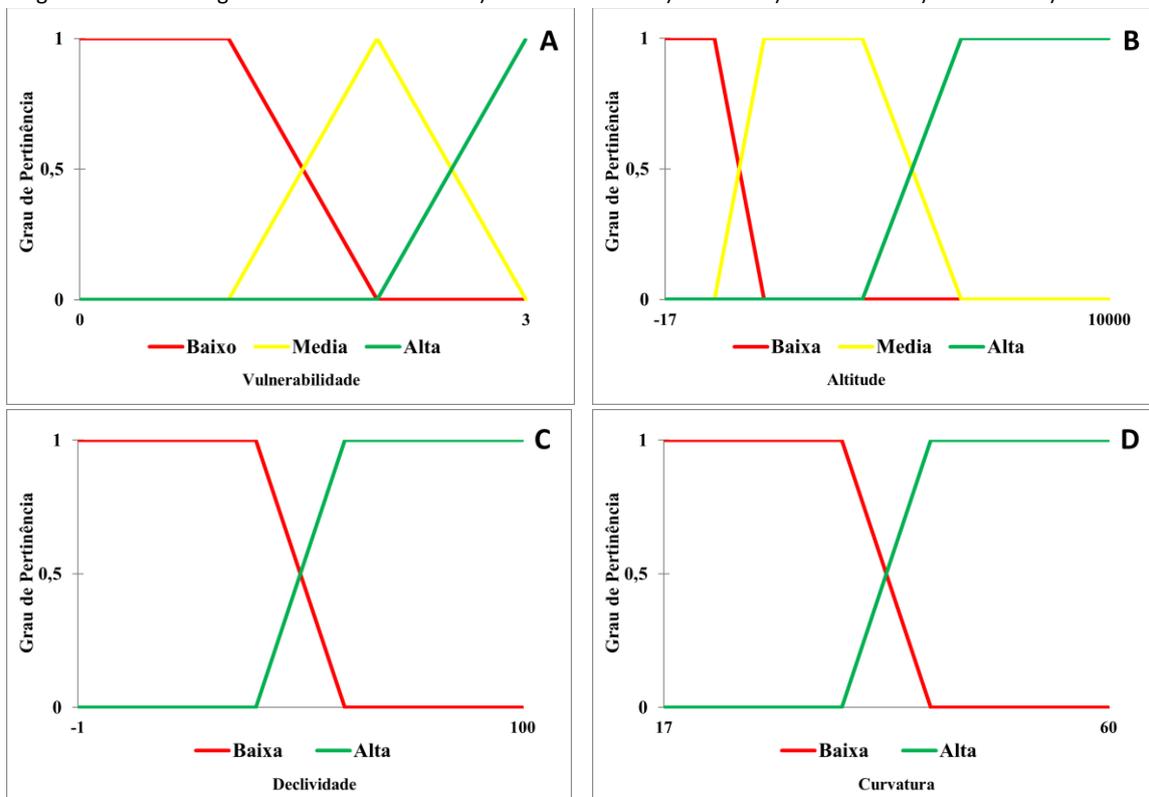


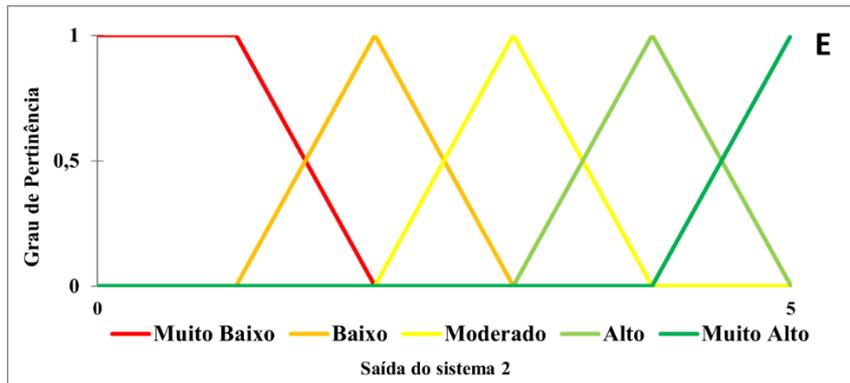
Fonte: Dos Autores, 2024.

Referente as variáveis linguísticas, as de entradas foram divididas em dois intervalos (Baixo e Alto), a que se refere a Figura 2A e 2B. Entretanto, as variáveis de saída foram estabelecidas em três, sendo definidas como alto, moderado e baixo, conforme a Figura 2C.

Para o sistema 2, conforme visualizado na Figura 3, para Altitude (Figura 3A) e Pedologia (vulnerabilidade) (Figura 3B) foram estabelecidos baixa, média e alta. E ao que tange a Declividade (Figura 3C) e Curvatura (Figura 3D) foram estabelecidos dois intervalos de alto e baixo. Por fim, para a saída do sistema (Figura 3E) dois foram geradas cinco classes de saída muito alto, alto, moderado, baixo e muito baixo.

Figura 3 - Valores linguísticos do sistema dois A) Vulnerabilidade B) Altitude C) Declividade D) Curvatura E) Saída 2

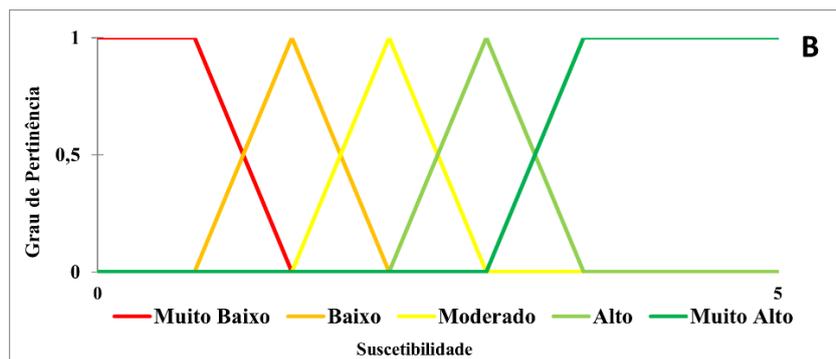
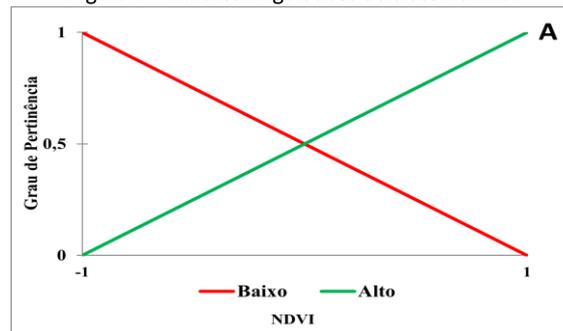




Fonte: Dos Autores, 2024.

Finalmente, o sistema final, visualizado na Figura 4, está composto pelas variáveis NDVI (Figura 4A), saída do sistema 1 (Figura 2C) e saída do sistema 2 (Figura 3E), sendo estabelecidos intervalos de baixo e alto para o NDVI e geradas cinco classes de saída para a suscetibilidade da área de estudo (Figura 4B).

Figura 4 – Valores linguísticos do sistema final



Fonte: Dos Autores, 2024.

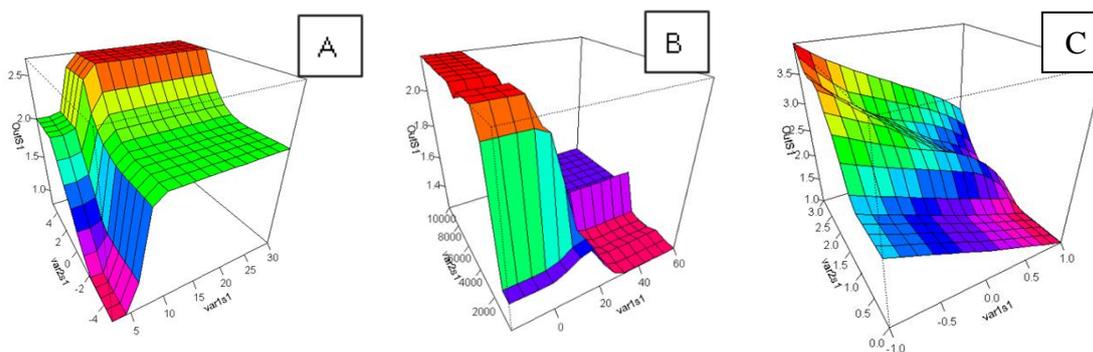
2.3.2. Base do conhecimento

O sistema desenvolvido é do tipo Mamdani, cujas regras encontram-se baseadas no sistema *If A Then B*, em que o total das regras foi determinado pela quantidade de classes de cada variável (SILVA *et al.*, 2021). Ademais, elaborou-se uma superfície possível de visualização do comportamento de cada sistema, alinhadas às variáveis de entrada.

Nas bases de conhecimento dispostas na Figura 5, é possível observar a superfície gerada para os sistemas 1, 2 e 3, representados pelas Figuras 5 A, B e C, respectivamente.

Para elucidar a compreensão, foram estabelecidas regras para cada sistema, também dispostos de modo respectivo.

Figura 5 – Base do conhecimento: superfície (A) Sistema 1 (B) Sistema 2 (C) Sistema 3



Fonte: Dos autores, 2024.

A partir do Quadro 1, é possível identificar que para a Superfície do sistema 1 gerou-se 4 regras. Enquanto, no sistema 2, por possuir a maior quantidade de variáveis de entrada, estabeleceu o maior número de regras, com um total de 36, as quais foram definidas embasadas na literatura (Quadro 2). Por fim, para o último sistema, foram estabelecidas 18 regras com 5 classes de saída (Quadro 3).

Quadro 1 – Regras do Sistema 1.

TWI	SPI	Resultado
Baixo	Baixo	Baixo
Baixo	Alto	Moderado
Alto	Baixo	Moderado
Alto	Alto	Alto

Fonte: Dos autores, 2024.

Quadro 2 – Regras do Sistema 2

Curvatura	Altitude	Declividade	Vulnerabilidade	Resultado
Baixa	Baixa	Baixa	Baixa	Baixo
Baixa	Baixa	Baixa	Moderada	Medio
Baixa	Baixa	Baixa	Alta	Alto
Baixa	Baixa	Alta	Baixa	Alto
Baixa	Baixa	Alta	Moderada	Alto
Baixa	Baixa	Alta	Alta	Alto
Alta	Baixa	Baixa	Baixa	Muito Baixo
Alta	Baixa	Baixa	Moderada	Muito Baixo
Alta	Baixa	Baixa	Alta	Baixo
Alta	Baixa	Alta	Baixa	Baixo
Alta	Baixa	Alta	Moderada	Medio
Alta	Baixa	Alta	Alta	Alto
Baixa	Moderada	Baixa	Baixa	Medio
Baixa	Moderada	Baixa	Moderada	Alto
Baixa	Moderada	Baixa	Alta	Alto
Baixa	Moderada	Alta	Baixa	Alto
Baixa	Moderada	Alta	Moderada	Alto

Baixa	Moderada	Alta	Alta	Muito alto
Alta	Moderada	Baixa	Baixa	Muito Baixo
Alta	Moderada	Baixa	Moderada	Baixo
Alta	Moderada	Baixa	Alta	Medio
Alta	Moderada	Alta	Baixa	Medio
Alta	Moderada	Alta	Moderada	Alto
Alta	Moderada	Alta	Alta	Alto
Baixa	Alta	Baixa	Baixa	Alto
Baixa	Alta	Baixa	Moderada	Alto
Baixa	Alta	Baixa	Alta	Alto
Baixa	Alta	Alta	Baixa	Alto
Baixa	Alta	Alta	Moderada	Muito alto
Baixa	Alta	Alta	Alta	Muito alto
Alta	Alta	Baixa	Baixa	Baixo
Alta	Alta	Baixa	Moderada	Medio
Alta	Alta	Baixa	Alta	Alto
Alta	Alta	Alta	Baixa	Alto
Alta	Alta	Alta	Moderada	Alto
Alta	Alta	Alta	Alta	Alto

Fonte: Dos autores, 2024.

Quadro 3 – Regras do Sistema 3

NDVI	Índices	Topografia	Resultado
Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
Baixo	Baixo	Moderado	Moderado
Baixo	Baixo	Alto	Alto
Baixo	Moderado	Baixo	Moderado
Baixo	Moderado	Moderado	Alto
Baixo	Moderado	Alto	Muito alto
Baixo	Alto	Baixo	Alto
Baixo	Alto	Moderado	Muito alto
Baixo	Alto	Alto	Muito alto
Alto	Baixo	Baixo	Muito baixo
Alto	Baixo	Moderado	Muito baixo
Alto	Baixo	Alto	Baixo
Alto	Moderado	Baixo	Muito baixo
Alto	Moderado	Moderado	Baixo
Alto	Moderado	Alto	Moderado
Alto	Alto	Baixo	Baixo
Alto	Alto	Moderado	Moderado
Alto	Alto	Alto	Alto

Fonte: Dos autores, 2024.

Nota: A utilização de cores nas diretrizes dos sistemas é uma forma de descrever a influência das variáveis nos movimentos de massa. O vermelho representa uma contribuição significativa para ocorrência desses movimentos, enquanto o verde indica um menor risco associado a eles.

2.3.3. Defuzificação

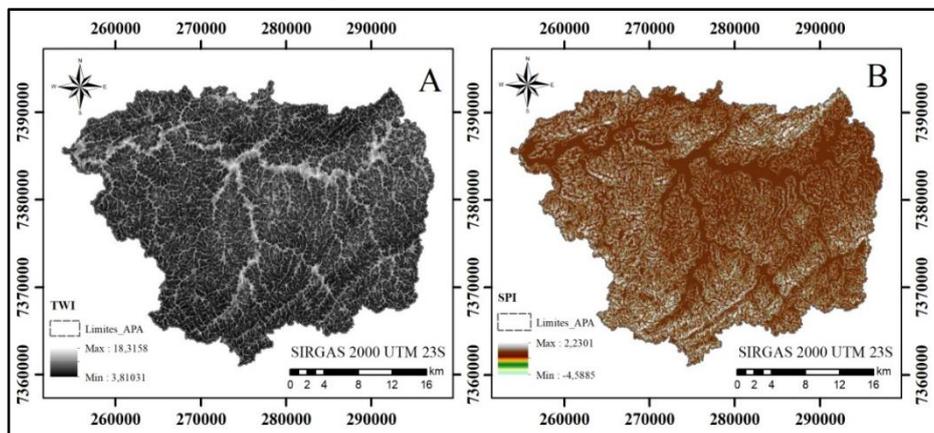
Optou-se pelo uso do método de defuzificação por centroide, que se baseia na soma dos centros para calcular um valor Crisp, o qual foi utilizado para a criação de um mapa de suscetibilidade a movimentos de massa no ArcGIS.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para os 3 sistemas foram utilizadas 7 variáveis, sendo alocadas nas categorias de cada sistema. Obtiveram quatro regras para o sistema de variáveis climáticas, 36 regras para o sistema de variáveis topográficas e ao sistema final foi acrescida na variável ambiental as saídas dos sistemas anteriores, apresentando um total de 18 regras.

Na Figura 6, são visualizados os valores das variáveis climáticas utilizadas no primeiro sistema. No caso do TWI (Figura 6A), os valores dentro da APA de Itupararanga variam entre 3,81 a 18,31, que conforme afirmado por Milevski *et al.* (2009), quanto maior o índice de potencial de fluxo, maior é a probabilidade da ocorrência de movimento de massa. Devido ao nível de saturação do solo, com base aos valores identificados para a área de estudo, classifica-se a área como moderadamente suscetível (SINGH *et al.*, 2021).

Figura 6 – Variáveis climáticas: A) TWI e B) SPI

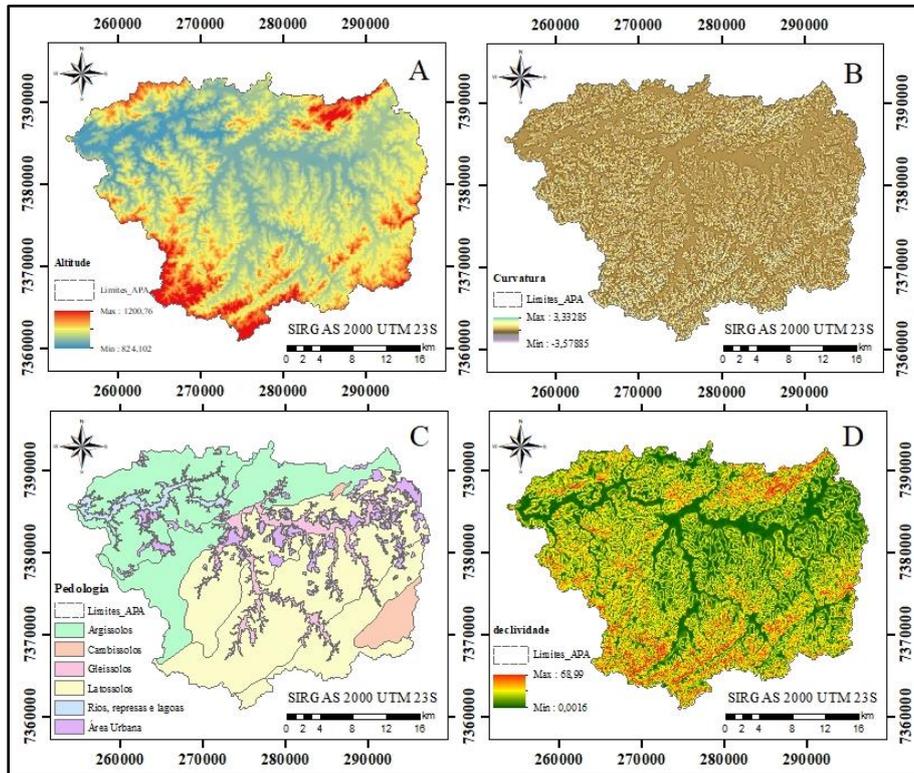


Fonte: Dos Autores, 2024

O SPI (Figura 6B), é avaliado como uma medida importante para a identificação da suscetibilidade a movimentos de massa, conforme a distribuição espacial da umidade no terreno, considerando fatores como topografia e vegetação (CHEN; CHANG, 2016). Segundo Oh e Pradhan (2011), através da umidade topográfica é possível identificar os locais em que a água tem propensão a se acumular. As áreas com um alto SPI são mais suscetíveis a movimentos de massa, pois a saturação do solo reduz a resistência e coesão, promovendo a instabilidade e movimentos de massa. Os valores variaram entre -4,588 a 2,23, sendo então, as áreas classificadas como moderadamente e fortemente suscetível.

A Figura 7 evidencia as variáveis topográficas representadas pela altitude (Figura 7 A), curvatura (Figura 7B), pedologia (Figura 7C) e declividade (Figura 7D), utilizadas como entrada no segundo sistema.

Figura 7 – Variáveis topográficas: A) Altitude, B) Curvatura, C) Pedologia e D) Declividade



Fonte: Dos Autores, 2024.

Segundo Gholami *et al.* (2019), as áreas de maior altitude apontam temperaturas menores e maior incidência de precipitação, o que aumenta a saturação do solo. Quando associadas a regiões montanhosas, as áreas geralmente apresentam terrenos mais íngremes, o que as torna mais suscetíveis a movimentos de massa. A altitude tem influência nas características do solo, resultando em altas concentrações de argila e/ou materiais rochosos não decompostos, definidos pela maior fragilidade e menor coesão. Ademais, na Área de Proteção Ambiental (APA) de Itupararanga, foi observada uma variação altimétrica entre 824,10 e 1200,76 m.

No que tange à curvatura, Altin e Gökkaya (2018) afirmam que curvaturas convexas reduzem a quantidade de água que pode infiltrar no solo, diminuindo a saturação do mesmo o que reduz a probabilidade de movimentos de massa. Entretanto, curvaturas côncavas e planas tendem a aumentar a quantidade de água que pode infiltrar no solo, o que implica em uma maior suscetibilidade a movimentação de massa. Portanto, com base nos valores obtidos para a curvatura na área de estudo, essa variável é categorizada como moderadamente suscetível.

De acordo com Viera *et al.* (2023), a pedologia é determinante para os movimentos de massa, uma vez que os solos com maior teor de areia tendem ser mais susceptíveis ao evento em relação aos solos argilosos. A classe de solo Argissolos é considerado como intermediário, apresentando uma profundidade menor, com menos estabilidade e

impermeabilidade. Já os Latossolos, detêm maior profundidade e porosidade, que significa mais estabilidade. Os Cambissolos e Gleissolos são reconhecidos como solos mais jovens e revelam maior vulnerabilidade a movimentos de massa (SILVEIRA *et al.*, 2014; IBGE, 2019).

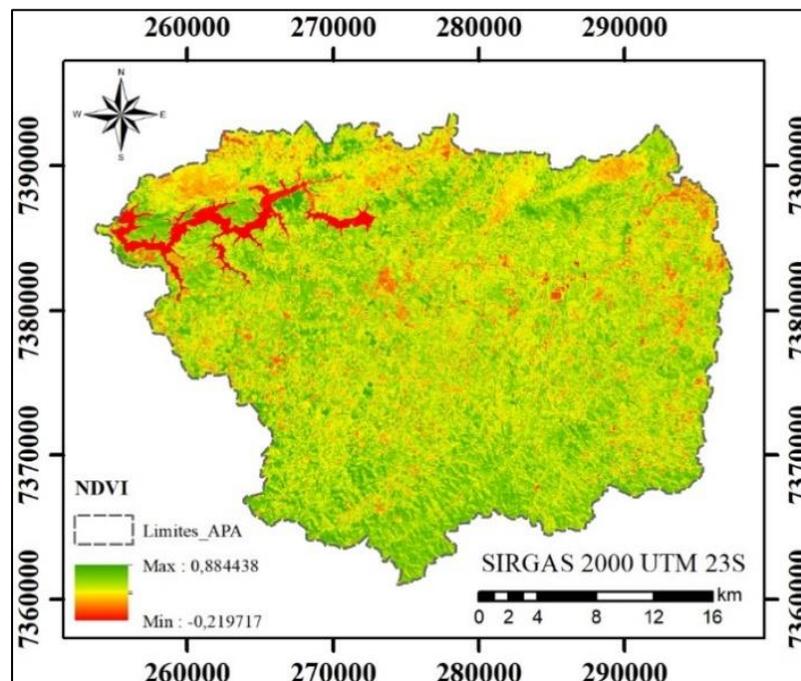
Na área de estudo, encontram-se principalmente solos classificados como Argissolos, com uma extensão de 211.373,49 ha, que representa 59,73% da área de estudo, seguido pelos Latossolos com 95.225,96 ha (26,91%), os Cambissolos com 41.032,90 ha (11,60%) e Gleissolos com 6.226,97 ha (1,76%).

Por conseguinte, a declividade do terreno pode desempenhar um papel significativo na suscetibilidade de uma área a movimentos de massa. Terrenos mais íngremes possuem maior potencialidade a este tipo de eventos, devido a que apresentam uma maior susceptibilidade à erosão quando desprovidas de vegetação, nos quais os movimentos de massa podem ocorrer de forma mais rápida e com maior magnitude (IBGE, 2019; SIMONETTI *et al.*, 2022).

Acerca da variável ambiental representada pelo NDVI (Figura 8), é conhecido que valores próximos de 1 indicam um vigor significativo da vegetação, enquanto valores próximos de 0 sugerem uma vegetação mais escassa, e valores negativos indicam a presença de corpos hídricos ou áreas urbanas (LI; DUAN, 2024).

Na área de estudo, os valores de NDVI variaram de aproximadamente -0,22 a 0,88, com predominância de valores intermediários, como evidenciado no mapa pela representação da cor amarela, o que indica uma quantidade moderada de vegetação, sujeita a oscilações de acordo com as condições ambientais e sazonais (NIRAJ *et al.*, 2023; RIZZO *et al.*, 2023).

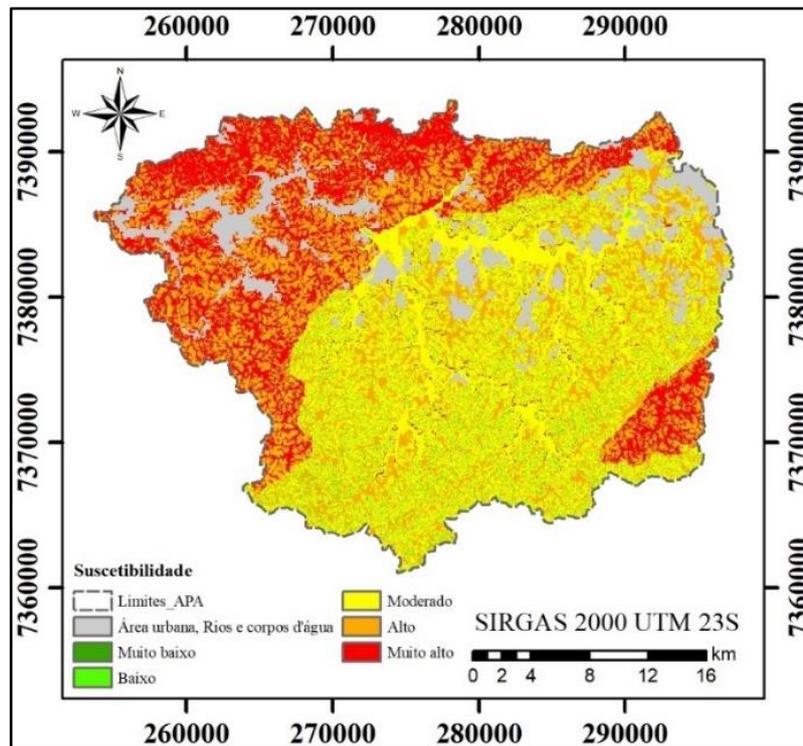
Figura 8 – Variável ambiental: NDVI



Fonte: Dos Autores, 2024

Em relação ao mapa final de susceptibilidade a movimentos de massa (Figura 9), as áreas identificadas como apresentando uma susceptibilidade muito alta encontram-se principalmente na porção norte/noroeste e parte sul/sudeste da área de estudo, com uma alta prevalência dessa classificação.

Figura 9 – Susceptibilidade a movimentos de massa



Fonte: Dos Autores, 2024

Predominantemente, o restante da área apresenta uma susceptibilidade moderada, com evidências significativas de susceptibilidade alta ao longo de toda a extensão da APA. As porções em cinza foram excluídas da avaliação, pois estão categorizadas como área urbana, rios e corpos d'água.

Observa-se que nas áreas onde há uma combinação de baixa a moderada presença de vegetação, juntamente com os Argissolos predominantes na região, caracterizadas como vulneráveis, é onde se concentram as áreas com susceptibilidade muito alta a movimentos de massa.

Além disso, variáveis como TWI e SPI, indicam maior probabilidade de movimentos de massa em áreas com maiores índices de potencial de fluxo e saturação do solo. As características topográficas, como altitude, curvatura e declividade, também contribuíram, mostrando que áreas de maior altitude e curvatura côncava tendem a ser mais suscetíveis.

4. CONCLUSÃO

O estudo demonstrou a eficácia do uso de sistemas de inferência Fuzzy na análise da susceptibilidade a movimentos de massa na APA de Itupararanga, bem como a integração de

variáveis topográficas, ambientais e pedológicas, sendo possível identificar áreas de alto risco a movimentos de massa e fornecendo informações significativas no que tange à análise de áreas vulneráveis.

Os resultados indicaram que a área de estudo está predominantemente vulnerável a movimentos de massa, com alta susceptibilidade nas regiões norte/noroeste e sul/sudeste. As variáveis topográficas, como altitude, curvatura e declividade, desempenharam um papel crucial na identificação dessas áreas de maior risco. Nesse sentido, há necessidade de implementar medidas mitigadoras para que se possa realizar o planejamento e a gestão adequadas das áreas vulneráveis, promovendo, assim, a segurança ambiental e populacional da região.

5. REFERÊNCIAS

- ALTIN, T. B.; GÖKKAYA, E. Assessment of landslide-triggering factors and occurrence using morphometric parameters in Geyraz Basin, Tokat, Northern Turkey. **Environment Earth Sciences**, 2018. doi: 10.1007/s12665-018-7315-8.
- BAZÁN, F.; CRUZ, A. M.; AZEVEDO, G.; QUEIROZ, P. C. Susceptibilidade de taludes a deslizamentos de terra no município de São Luís/MA. **REVISTA FOCO**, v. 16, n. 6, p. e2123-e2123, 2023 doi: 10.54751/revistafoco.v16n6-018.
- CHEN, CY.; CHANG, JM. Landslide dam formation susceptibility analysis based on geomorphic features. **Landslides**, v. 1, p. 1019 – 1033. 2016. doi: 10.1007/s10346-015-0671-5.
- COMEGNA, L.; PICARELLI, L.; URCIUOLI, G. Efeitos dos movimentos de encostas na estrutura do solo e na resposta hidrológica. **Engenharia Geotécnica e Geológica**, v. 38, 2020. doi: 10.1007/s10706-020-01341-2.
- COROMINAS, J.; WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALET, J.; FOTOPOULOU, S.; CATANI, F.; EECKHAUT, V.; MAVROULI, O.; AGLIARDI, F.; PITILAKIS, K.; WINTER, M.; PASTOR, M.; FERLISI, S.; TOFANI, V.; HERVÁS, J.; SMITH, J. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 73, p. 209 – 263. 2014. doi: 10.1007/s10064-013-0538-8.
- DENG, J.; DENG, Y. Information Volume of Fuzzy Membership Function. **International Journal of Computers Communication & Control**, v. 16, 2021. doi: 10.15837/IJCCC.2021.1.4106.
- FONSECA, L. M.; LANI, J.; FILHO, E.; SANTOS, G.; FERREIRA, W.; SANTOS, A. Variability in soil physical properties in landslide-prone areas. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v. 39, n. 1, 2017. doi: 10.4025/actasciagron.v39i1.30561.
- FUNDAÇÃO FLORESTAL; SMA - SECRETARIA DO MEIO AMBIENTE, SÃO PAULO - GOVERNO DE SÃO PAULO **Plano de manejo da área de proteção ambiental (APA) Itupararanga**. 2007. Disponível em: fflorestal.sp.gov.br/planos-de-manejo/planos-de-manejo-planos-concluidos/plano-de-manejo-apa-itupararanga.
- GHOLAMI, M.; GHACHKANLU, KHOSRAVI, K.; PIRASTEH, S. Landslide prediction capability by comparison of frequency ratio, fuzzy gamma and landslide index method. **Journal of Earth System Science**, v. 128, n. 42, 2019. doi: 10.1007/s12040-018-1047-8.
- GREENFIELD, S. Geometric Defuzzification revisited. **Information Sciences**, v. 466, 2018. doi: 10.1016/j.ins.2018.07.019.
- GREENFIELD, S.; CHICLANA, F. Defuzzification of the discretised generalised type-2 fuzzy set: Experimental evaluation. **Information Sciences**, v. 244, 2013. doi: 10.1016/j.ins.2013.04.032.
- IBGE. Macrocaracterização dos Recursos Naturais do Brasil: Suscetibilidade a deslizamentos do Brasil primeira aproximação, 2019. Disponível em: biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101684.pdf. Acesso em: 05 mar. 2024.
- ISLAM, S.; BEGUM, A.; HASAN, M. Slope stability analysis of the Rangamati District using geotechnical and geochemical parameters. **Natural Hazards**, v.108, p. 1659 – 1686. 2021. doi: 10.1007/s11069-021-04750-5.
- LI, Y.; DUAN, W.; Decoding vegetation's role in landslide susceptibility mapping: An integrated review of techniques and future directions. **Biogeotechnics**, v. 2, 2024. doi: 10.1016/j.bgtech.2023.100056.

- MILEVSKI, I.; MARKOSKI, B.; GORIN, S.; JOVANOVSKI, M. **Application of remote sensing and GIS in detection of potential landslide areas**. Proceedings of the international symposium geography and sustainable development, Ohrid. p. 453-463. 2009.
- NERY, T. D.; VIEIRA, B. C. Susceptibility to shallow landslides in a drainage basin in the Serra do Mar, São Paulo, Brazil, predicted using the SINMAP mathematical model. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, 2014. doi: 10.1007/s10064-014-0622-8.
- NIRAJ, K. C.; SINGH, A.; SHUKLA, D. P. Efeito do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) em Modelos Estatísticos Bivariados e Multivariados Habilitados para GIS para Mapeamento de Suscetibilidade a Deslizamentos. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, v. 51, 2023. doi: 10.1007/s12524-023-01738-5.
- OH, H.; PRADHAN, B. Application of a neuro-fuzzy model to landslide-susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly area. **Computers & Geosciences**, v. 37, 2011.
- ONU. **Retrocessos evidentes nos esforços globais para conter os desastres naturais**. 2023. Disponível em: news.un.org/pt/story/2023/05/1814597#:~:text=Entre%20os%20retrocessos%20est%C3%A1%20o,ano%20entre%202015%20e%202021. Acesso em: 10 mar. 2024.
- OSNA, T.; SEZER, E. A.; AKGUN, A. GeoFIS: an integrated tool for the assessment of landslide susceptibility. **Computers & Geosciences**, v. 66, 2014.
- PELASCINI, L. **Impacts of typhoons and hydraulic conditions on hillslopes stability**. 2023. Tese de Doutorado. Université de Rennes.
- PRAHARAJ, M.; BOSUKONDA, M.; Modeling and Analysis of Mamdani Two-Term Controllers Using Non-Uniformly Distributed Multiple Fuzzy Sets and CoA/CoG Defuzzification. **IETE Technical Review**, v. 39, n. 4, 2021. doi: 10.1080/02564602.2021.1933628.
- PRANCEVIC, J. LAMB, M.; MCADELL, B.; RICKLI, C.; KIRCHNER, J. Decreasing Landslide Erosion on Steeper Slopes in Soil-Mantled Landscapes. **Geophysical Research Letters**, v. 47, 2020. doi: 10.1029/2020GL087505.
- RIZZO, F. A.; SACRAMENTO, B. H.; TONELLO, P. S.; SILVA, D. C. C. Proposta metodológica de identificação de áreas prioritárias para recuperação da bacia hidrográfica do córrego Pequiá (MA). **REVISTA TECNOLOGIA E SOCIEDADE (ONLINE)**, v. 19, p. 33-54, 2023. DOI: <https://doi.org/10.20502/rbg.v23i1.2037>
- SILVA, D. C. C.; OLIVEIRA, R. A.; SIMONETTI, V. C.; ANDRADE, E. L.; SOUSA, J. A. P.; SALES, J. C. A.; LOURENÇO, R. W. Application of fuzzy systems to support the development of a socioenvironmental sustainability index applied to river basins. **International Journal of River Basin Management**, p. 1-13, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1080/15715124.2021.1938093>
- SILVA G.; AMORIM, R. R. **Suscetibilidade e vulnerabilidade: um impasse conceitual que dificulta a responsabilização pelo desastre**. *anais do evento em comemoração aos 20 anos do programa de pós-graduação em geografia (ig-unicamp)*, v. 1, n. 1, p. 50-65, 2023.
- SILVEIRA, H.; VETTORAZZI, C.; VALENTE, R. Avaliação multicriterial no mapeamento da suscetibilidade de deslizamentos de terra. **Revista Árvore, viçosa-MG**, v.38, n.6, p.973-982. 2014.
- SIMONETTI, V. C.; SILVA, D. C. C.; ROSA, A. H. Correlação espacial compartimentada dos padrões de drenagem com características morfométricas da bacia hidrográfica do rio Pirajibu-Mirim. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 23, p. 1134-1154, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3895/rts.v19n57.15589>
- SINGH, P.; SHARMA, A.; SUR, U.; RAI, P. K. Comparative landslide susceptibility assessment using statistical information value and index of entropy model in Bhanupali-Beri region, Himachal Pradesh, India. **Environment, Development and Sustainability**, v. 23, p. 5233 – 5225. 2021. doi:10.1007/s10668-020-00811-0.
- SOARES, Jr. A. V.; BARRADAS, T. F.; FRANCHI, J. F. Dados geológicos e de sensoriamento remoto aplicados ao mapeamento da suscetibilidade a movimentos de massa: estudo de caso em Mairiporã, Estado de São Paulo – Brasil. **Boletim Paranaense de Geociências**, v. 80, n. 2, p. 166 – 187. 2022.
- TAIRIDIS, G.; FOITSITZI, G.; KOUTSIANITIS, P.; STAVROULAKIS, G. Fine turning of a fuzzy controller for vibration suppression of smart plates using genetic algorithms. **Advances in Engineering Software**. v. 101, p. 123 – 135, 2016. doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.019.
- VIEIRA, A.; PESSOA, F.; ATAIDE, L. Avaliação do mapeamento de suscetibilidade de deslizamento de terra em uma Bacia Amazônica via Lógica Fuzzy. **Revista Geoaraguaia**, v. 13, n. 1, p. 54-73, 2023.
- ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**. v. 8, n. 3 p. 338 – 353, 1965 doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.



ZHANG, Z.; ZENG, R.; MENG, X.; ZHAO, S.; WANG, S.; MA, J.; WANG, HONG. Effects of changes in soil Properties caused by progressive infiltration of Rainwater on rainfall-induced-landslides. **Catena**, v. 233, 2023 doi: 10.1016/j.catena.2023.107475.