

IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS SUSCETÍVEIS A DESLIZAMENTOS COM LÓGICA FUZZY: ESTUDO DE CASO NO MUNICÍPIO DE TEÓFILO OTONI, BRASIL

Breno Alcântara Silva

Instituto Federal do Norte de Minas Gerais, Pirapora, MG, Brasil
breno.silva@ifnmg.edu.br

Antônio Henrique Cordeiro Ramalho

Universidade Federal do Oeste do Pará, Instituto de Biodiversidade e Florestas, Santarém, PA, Brasil
henriqueramalho14@gmail.com

Thiago Bomjardim Porto

Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais,
Departamento de Engenharia Civil e Meio Ambiente, Curvelo, MG, Brasil
thiagoportoeng@gmail.com

Leonardo Duarte Biazatti

Universidade Federal do Espírito Santo,
Departamento de Ciências Florestais e da Madeira, Jerônimo Monteiro, ES, Brasil
leo-biazatti@live.com

Francisco Hélder Fernandes do Amaral

Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente, SP, Brasil
helter.fernandes@unesp.br

Nilton Cesar Fiedler

Universidade Federal do Espírito Santo,
Departamento de Ciências Florestais e da Madeira, Jerônimo Monteiro, ES, Brasil
niltoncesarfiedler@yahoo.com.br

Maria Giovana Parizzi

Universidade Federal de Minas Gerais, Departamento de Geologia, Belo Horizonte, MG, Brasil
mgparizzi18@gmail.com

RESUMO

Deslizamentos de terra causam danos socioambientais significativos. A complexidade de mitigar esses eventos é reduzida com o uso de geotecnologias, incluindo a lógica Fuzzy. Assim, o objetivo deste artigo foi elaborar um mapeamento de susceptibilidade a deslizamentos de terra para o município de Teófilo Otoni, utilizando SIG e lógica Fuzzy. As variáveis consideradas foram: declividade, geomorfologia, litologia, precipitação, proximidade das estradas, uso e cobertura da terra, cicatrizes de deslizamentos e localização das residências. Os resultados indicaram que 63,89% da área do município apresenta risco alto e muito alto, com 80,06% das residências localizadas nessas áreas. A validação do modelo indicou que 84,17% das cicatrizes de deslizamentos coincidiram com áreas de risco alto ou muito alto, demonstrando alta precisão. Comparações com outros modelos reforçaram uma assertividade superior utilizando lógica Fuzzy, com um AUC-ROC de 0,9143, destacando-se como o mais preciso na previsão de áreas de deslizamento, em comparação com os outros modelos da mesma região, feitos pelo IBGE e CPRM. Portanto, conclui-se que a lógica Fuzzy se mostrou uma ferramenta eficaz na identificação de áreas de risco de deslizamentos, favorecendo intervenções mais precisas.

Palavras-chave: Gestão de riscos. Planejamento urbano. Desastres naturais. Modelagem preditiva.

IDENTIFICATION OF LANDSLIDE-SUSCEPTIBLE AREAS USING FUZZY LOGIC: A CASE STUDY IN THE MUNICIPALITY OF TEÓFILO OTONI, BRAZIL

ABSTRACT

Landslides cause significant socio-environmental damage. The complexity of mitigating these events can be reduced by geotechnologies such as Fuzzy logic. Therefore, this study aimed

at developing a landslide susceptibility map for the municipality of Teófilo Otoni using GIS and Fuzzy logic. The variables considered were slope, geomorphology, lithology, precipitation, proximity to roads, land use and land cover, landslide scars, and residential areas. The results indicated that 63.89% of the municipality's area is classified as high or very high risk, with 80.06% of residences located in these areas. Model validation showed that 84.17% of the landslide scars overlapped with high or very high-risk areas, demonstrating strong predictive accuracy. Comparisons with other models confirmed greater reliability using Fuzzy logic, with an AUC-ROC of 0.9143, standing out as the most accurate in predicting landslide-susceptible areas, when compared to other models developed by IBGE and CPRM. Therefore, it is concluded that Fuzzy logic proved to be an effective tool in identifying landslide-prone areas, enabling more precise interventions.

Keywords: Risk management. Urban planning. Natural disasters. Predictive modeling.

INTRODUÇÃO

Os desastres desencadeados por fatores naturais fazem parte da dinâmica da superfície de um planeta cada vez mais antropizado, resultando no aumento da frequência e intensidade de eventos catastróficos de natureza hidrológica, climatológica, geofísica, biológica e meteorológica. O crescimento populacional urbano, o uso indiscriminado dos recursos naturais e a migração do campo para a cidade são fatores que influenciam diretamente a ocorrência desses desastres, atuando como desencadeadores, aceleradores e agravantes das consequências dos fenômenos naturais (Barbieri *et al.*, 2022).

Entre os fenômenos naturais que desencadeiam desastres em todo o mundo, os deslizamentos destacam-se devido à sua alta frequência e aos consideráveis danos socioambientais que causam regularmente (Tominaga, 2009). A literatura geotécnica define deslizamentos como o escorregamento de materiais em encostas, envolvendo o movimento de solo, rocha e/ou vegetação sob a influência da gravidade (Cruden; Varnes, 1996; Tominaga, 2009). No Brasil, esses eventos ocorrem com maior frequência em áreas costeiras e regiões de relevo acidentado, a exemplo do estado de Minas Gerais (Carvalho; Galvão, 2016; Tominaga, 2009).

De acordo com o *International Disaster Database* (EM-DAT, 2024), entre 1990 e 2024, foram registrados 875 desastres envolvendo movimentos de massa em todo o mundo, resultando em 73.240 fatalidades. Desses eventos, 25 ocorreram no Brasil, com 1.745 vítimas fatais. É importante destacar dois pontos-chave: 1) o EM-DAT apenas registra eventos catastróficos que atendam a pelo menos um dos seguintes critérios globais: 10 fatalidades, 100 vítimas não fatais, 100 indivíduos afetados, declaração de estado de emergência ou pedido de assistência internacional; 2) os bancos de dados globais são frequentemente sujeitos à subnotificação, devido à negligência ou ao tratamento inadequado das informações, o que pode comprometer a confiabilidade dos dados (Jones *et al.*, 2023).

No Brasil, o Atlas Digital de Desastres, fornecido pela Secretaria Nacional de Proteção e Defesa Civil (SEDEC), vinculada ao Ministério da Integração e Desenvolvimento Regional, é uma ferramenta essencial para a análise de informações relacionadas a desastres. Segundo o Atlas, entre 1991 e 2022, foram registradas 1.261 ocorrências de desastres por movimentos de massa, resultando em 615 vítimas fatais (Brasil, 2024). Em contraste, um estudo do Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) de São Paulo relatou 959 eventos de movimentos de massa entre 1988 e 2022, com 4.146 mortes (Macedo; Sandre, 2022). Pesquisadores atribuem as discrepâncias no número de eventos e fatalidades a erros de classificação, como fluxos de massa sendo frequentemente registrados como enxurradas.

O principal desafio no planejamento de ações preventivas e de mitigação de desastres ambientais reside na dificuldade de tratar todas as variáveis influentes de forma integrada, uma vez que esses eventos não ocorrem nem se agravam devido a um único fator. Nesse contexto, as ferramentas oferecidas pelas geotecnologias são aliadas valiosas, pois permitem a análise multicritério, possibilitando a consideração simultânea de diversos fatores ambientais, sociais e econômicos que contribuem para o aumento dos riscos geológicos e hidrológicos (Marchezini *et al.*, 2017; Roccati *et al.*, 2021; Zhao; Lu, 2018).

A lógica Fuzzy destaca-se como uma ferramenta mais eficiente do que a lógica binária ou booleana na análise de deslizamentos, pois, ao contrário desta, que limita as interpretações a apenas dois resultados (deslizamento ou não), permite representar respostas intermediárias e probabilísticas, refletindo melhor a complexidade dos fatores envolvidos em desastres ambientais (Mokarram; Zarei, 2018; Silva Junior *et al.*, 2017). Segundo Aragão *et al.* (2023), essa abordagem transforma dados qualitativos em valores quantitativos entre 0 e 1 — quanto mais próximo de 1, maior o risco —, o que possibilita identificar com maior precisão as áreas críticas e os locais mais adequados para ações preventivas.

Nesse contexto, o presente estudo foi conduzido sob a hipótese de que a aplicação de geotecnologias, através de mapeamento de síntese, empregando a lógica Fuzzy, pode identificar eficazmente áreas com maior risco de movimentos de massa. Para avaliar essa hipótese, o objetivo desta pesquisa foi realizar um mapeamento de susceptibilidade a deslizamentos para o município de Teófilo Otoni, localizado no estado de Minas Gerais, na região Sudeste do Brasil.

METODOLOGIA

Caracterização da área de estudo

A presente pesquisa foi realizada em todo o território do município de Teófilo Otoni, localizado no nordeste do estado de Minas Gerais, na região do Vale do Mucuri, conforme a Figura 1. O município possui uma área territorial de 3.242,270 km², com área urbanizada de 24,01 km² e população de 137.418 habitantes (IBGE, 2022a).

O relevo acidentado de Teófilo Otoni, com encostas, morros e vales bem definidos, favorece a ocorrência de deslizamentos, sendo o relevo predominantemente dissecado e com declividades entre 20% e 45%, além de altitude média de 334 metros. Classificado como fortemente ondulado pela Embrapa (Santos *et al.*, 2018), o relevo apresenta formas do tipo "pontão", com topos convexos e a típica configuração de "mar de morros" (IBGE, 2009; Silva *et al.*, 2022).

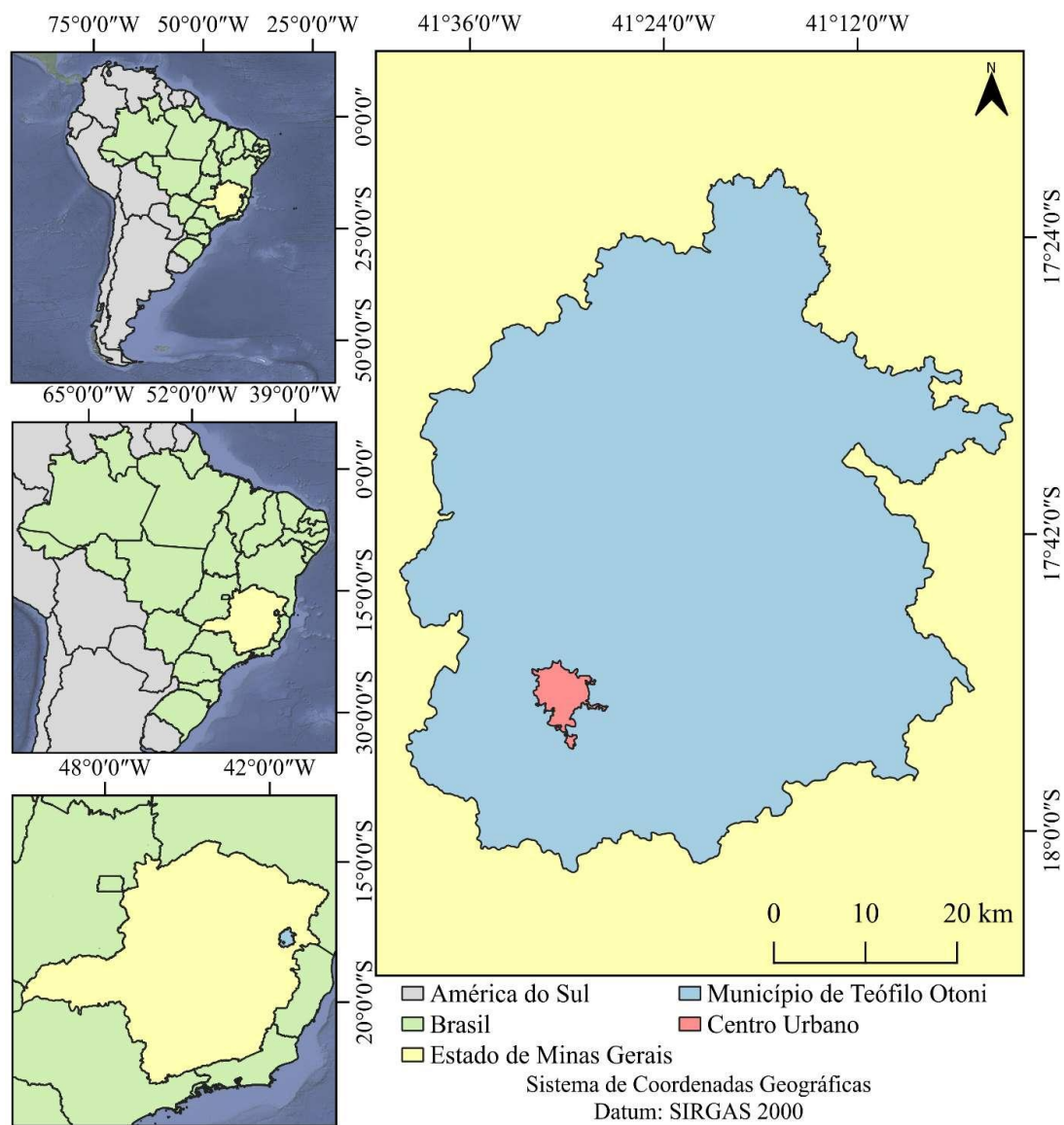
Geologicamente, o município está localizado nas Províncias Mantiqueira e São Francisco, com o Orógeno Araçuaí e o Cinturão Ribeira presentes na região (Campos Neto, 2000; Almeida *et al.*, 1973; Silva *et al.*, 2022). As rochas da região pertencem a duas unidades litoestratigráficas: (a) o Grupo Rio Doce, com a Formação Tumiritinga, composta por gnaisses quartzo-biotítico; e (b) a Suíte Intrusiva Galiléia, com a Tonalito São Vitor, composta por tonalito biotítico e granodiorito biotítico (Paes, 1997; Silva *et al.*, 2022).

Segundo o mapa de solos na escala 1:250.000 de Minas Gerais produzido por IBGE (2023a), os solos na área de estudo são predominantemente Latossolos e Argissolos, com os primeiros encontrados nos topos dos morros e os segundos em áreas com declividades variadas (Ferraz *et al.*, 2022).

Etapas metodológicas

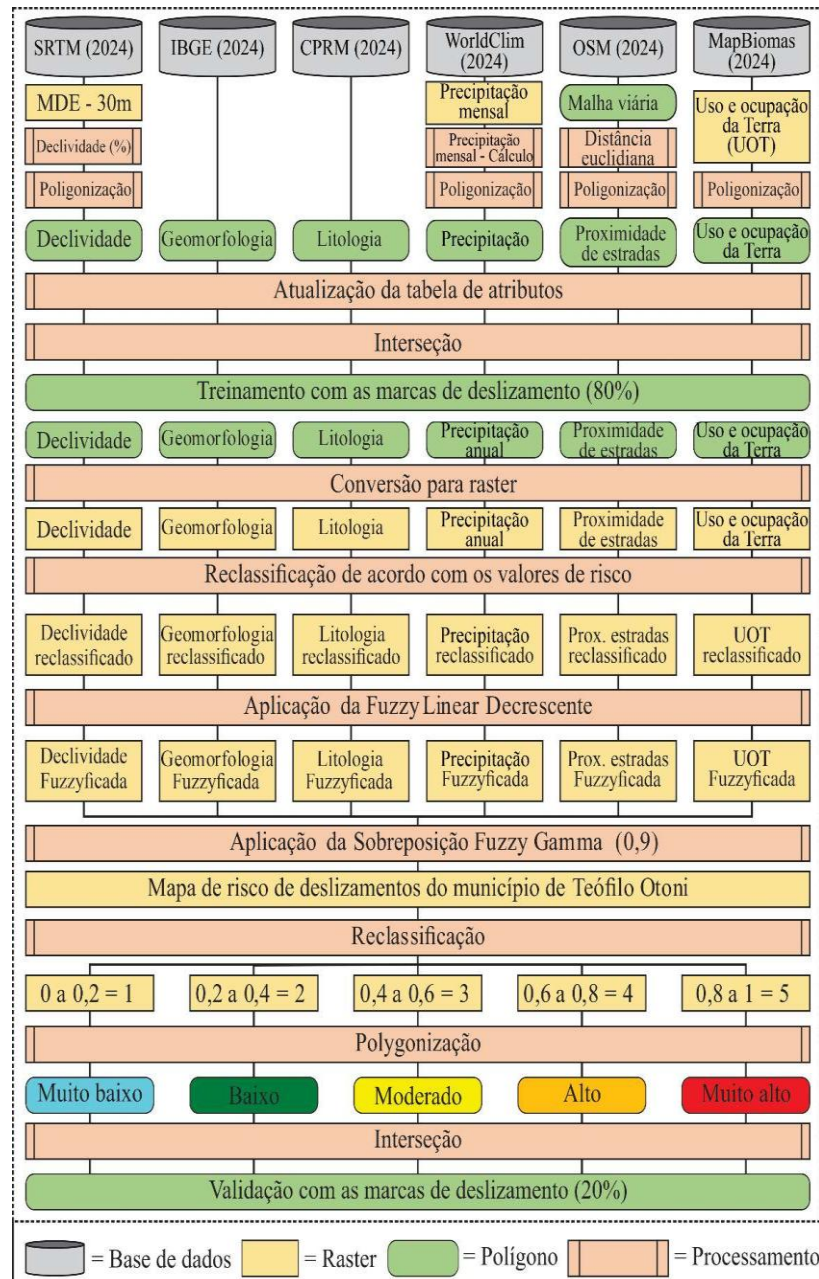
Para identificar as áreas com maior susceptibilidade a deslizamentos em Teófilo Otoni, seguiram-se etapas metodológicas conforme o fluxograma da Figura 2: organização da base de dados, pré-processamento, treinamento do modelo, aplicação da modelagem Fuzzy, validação, análise da proporção de residências nas classes de susceptibilidade e comparação da acurácia com outros modelos.

Figura 1 - Município de Teófilo Otoni (MG): Localização, 2025



Fonte: IBGE, 2023c. Elaboração: Os autores, 2025.

Figura 2 - Fluxograma Metodológico



Fonte: Os autores, 2025.

Todos os processamentos geospaciais foram realizados no Sistema de Informações Geográficas QGIS, 3.34 Prizren (QGIS, 2024).

Etapa 1) Organização da base de dados

O Quadro 1 apresenta os arquivos que compuseram a base de dados, bem como a descrição, o formato e a fonte de aquisição. A Figura 3 apresenta os mapas das variáveis.

Quadro 1 - Variáveis utilizadas no banco de dados

| Variável | Descrição e Escalas | Formato | Fonte |
|---|--|---------|-------------------------|
| Limite geopolítico do município | Delimitação do território do município (1:250.000) | Vetor | (IBGE, 2023c) |
| Declividade | Inclinação do terreno (30 metros) | Raster | (NASA – EARTDATA, 2024) |
| Geomorfologia | Características e formas do relevo (1:250.000) | Vetor | (IBGE, 2023b) |
| Litologia | Composição e tipos de rochas (1:1.000.000) | Vetor | (CPRM, 2004) |
| Precipitação | Quantidade de pluviosidade na região (1km) | Raster | (WorldClim, 2024) |
| Malha viária | Rede de estradas e rodovias do município (1:25000) | Vetor | (OpenStreetMap, 2024) |
| Uso e cobertura da terra | Distribuição espacial das classes de cobertura da terra (30m) | Raster | (MapBiomass, 2024) |
| Cicatrizes de deslizamento | Marcas deixadas por deslizamentos anteriores (1:1000) | Vetor | Os autores |
| Residências do município de Teófilo Otoni | Localização geográfica pontual das residências do município (sem escala) | Vetor | (IBGE, 2022b) |

Fonte: Os autores, 2025.

A variável de declividade foi gerada a partir do processamento do Modelo Digital de Elevação (MDE) obtido na plataforma *Google Earth Engine*, proveniente da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) com imagens da banda X e resolução espacial de aproximadamente 30 metros. Para isso, foi aplicada a ferramenta “declividade”, com o MDE assumindo o campo da variável de entrada e a saída sendo um arquivo matricial representativo dos valores contínuos de declividade em porcentagem.

O arquivo vetorial de geomorfologia do território brasileiro foi disponibilizado no formato vetorial pelo portal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2023b), enquanto o arquivo referente às classes de litologia foi fornecido pelo Serviço Geológico do Brasil (SGB), através do portal da Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM, 2004). Após a aquisição de ambos os arquivos, eles foram recortados para o limite do município.

Os arquivos matriciais de precipitação, referentes à série histórica de 40 anos (1982–2022) foram obtidos na plataforma WorldClim (2024), com resolução espacial de 1 km. Os dados disponibilizados representam a precipitação acumulada em escala mensal, sendo necessário aplicar a Equação 1 para gerar o arquivo de precipitação acumulada média anual.

$$\overline{P_{acum}} = \frac{\sum P_{mi}}{n} \quad (1)$$

Em que $\overline{P_{acum}}$ refere-se à precipitação acumulada média anual para o período analisado (mm), P_m é a precipitação acumulada mensal, i é o mês de análise, e n é o total de dados de entrada.

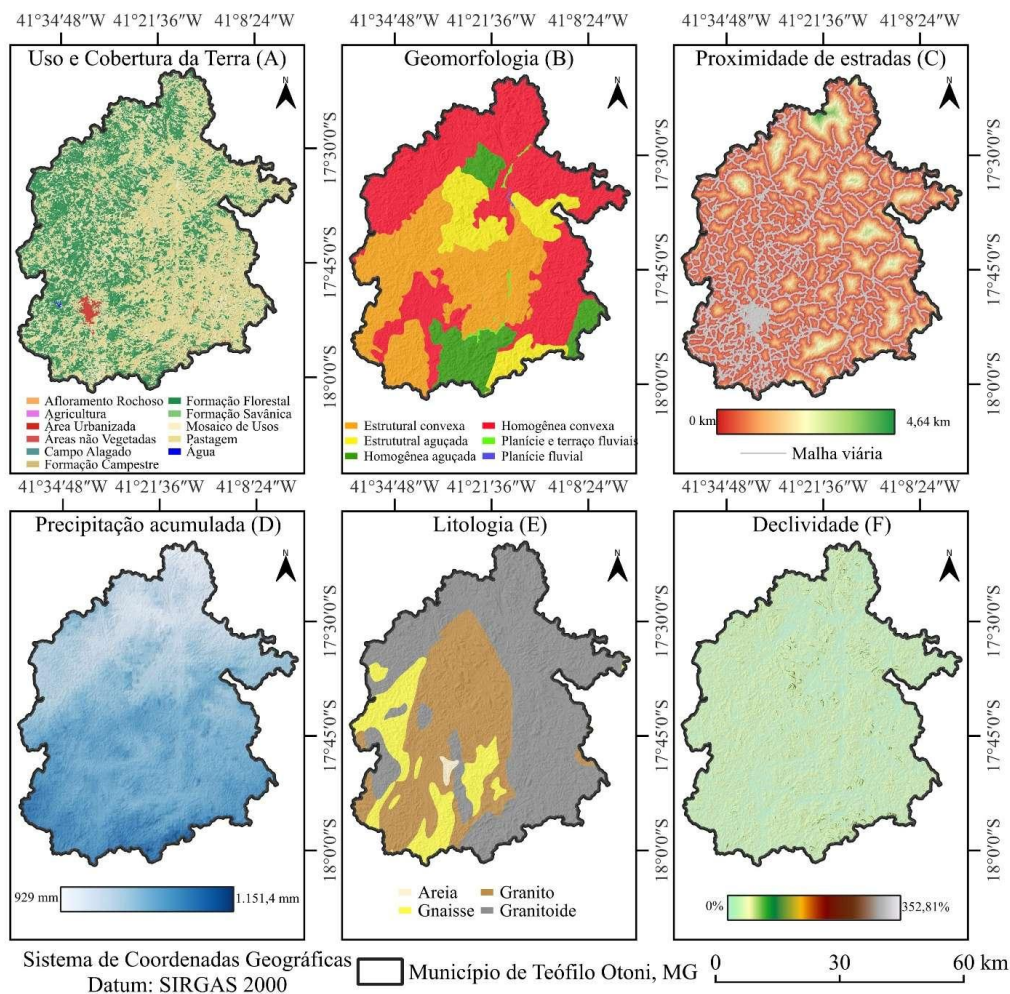
Após a geração do arquivo de precipitação acumulada média anual, foi realizada a reamostragem dos pixels para garantir a padronização da resolução espacial. Para isso, o arquivo matricial foi convertido em pontos, e o vetor resultante foi submetido ao processo de interpolação utilizando o método IDW (*Inverse Distance Weighting*) com fator de ajuste 3 e resolução espacial de 30 metros. Finalmente, utilizando-se a máscara da área de estudo, o arquivo de saída do IDW foi recortado, gerando um arquivo matricial com tamanho de pixel de 30 metros, representativo da precipitação acumulada média anual para o município de Teófilo Otoni.

Os dados para a delimitação e localização das vias foram obtidos do repositório do OpenStreetMap (2024). Após a exportação da malha viária da região sudeste com o uso da máscara da área de estudo, realizou-se o recorte do arquivo. Em seguida, aplicou-se a distância euclidiana ao vetor de malha viária

de Teófilo Otoni, no QGIS, gerando o arquivo matricial de proximidade de estradas, com base no teorema de Pitágoras (Ramalho *et al.*, 2022).

O arquivo matricial, com pixel de 30 metros, referente às classes de uso e cobertura da terra (UCT), foi disponibilizado pelo projeto MapBiomias, referente ao ano de 2022, coleção 8.0 (MapBiomias, 2024). Após sua aquisição, realizou-se a reclassificação do arquivo de UCT no QGIS, de acordo com os valores e nomes de classes disponibilizados pela plataforma MapBiomias.

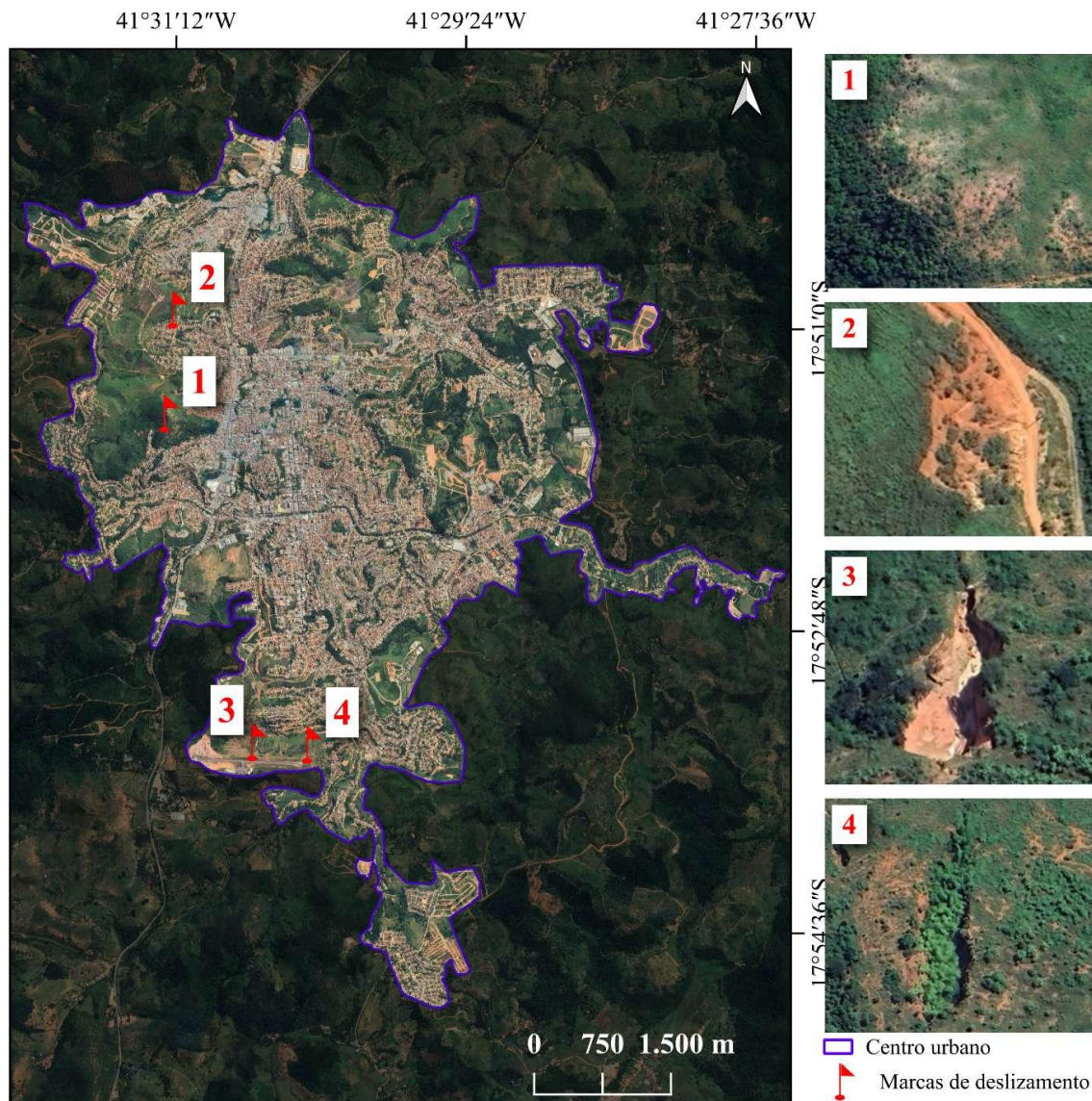
Figura 3 - Município de Teófilo Otoni (MG): Variáveis avaliadas no modelo de predição de risco de ocorrência de deslizamentos de terras: (A) Uso e cobertura da terra; (B) Geomorfologia; (C) Proximidade de estradas; (D) Precipitação acumulada; (E) Litologia; (F) Declividade



Fonte: IBGE, 2023c; IBGE, 2023b; CPRM, 2004; NASA, 2024; WORLDCLIM, 2024; OPENSTREETMAP, 2024; MAPBIOMIAS, 2024. Elaboração: Os autores, 2025.

Para calibrar e validar o modelo espacial, foi elaborado um inventário das cicatrizes de deslizamento na área de estudo. Inicialmente, foram coletadas notícias publicadas pelos principais veículos de comunicação da região sobre deslizamentos ocorridos a partir de 2014, resultando na identificação de 15 eventos relevantes entre os anos de 2017 e 2023.

Figura 4 – Área Urbana de Teófilo Otoni (MG): Exemplos de cicatrizes de deslizamento encontradas através da fotointerpretação de imagens do Google Earth Pro entre 2014 e 2023



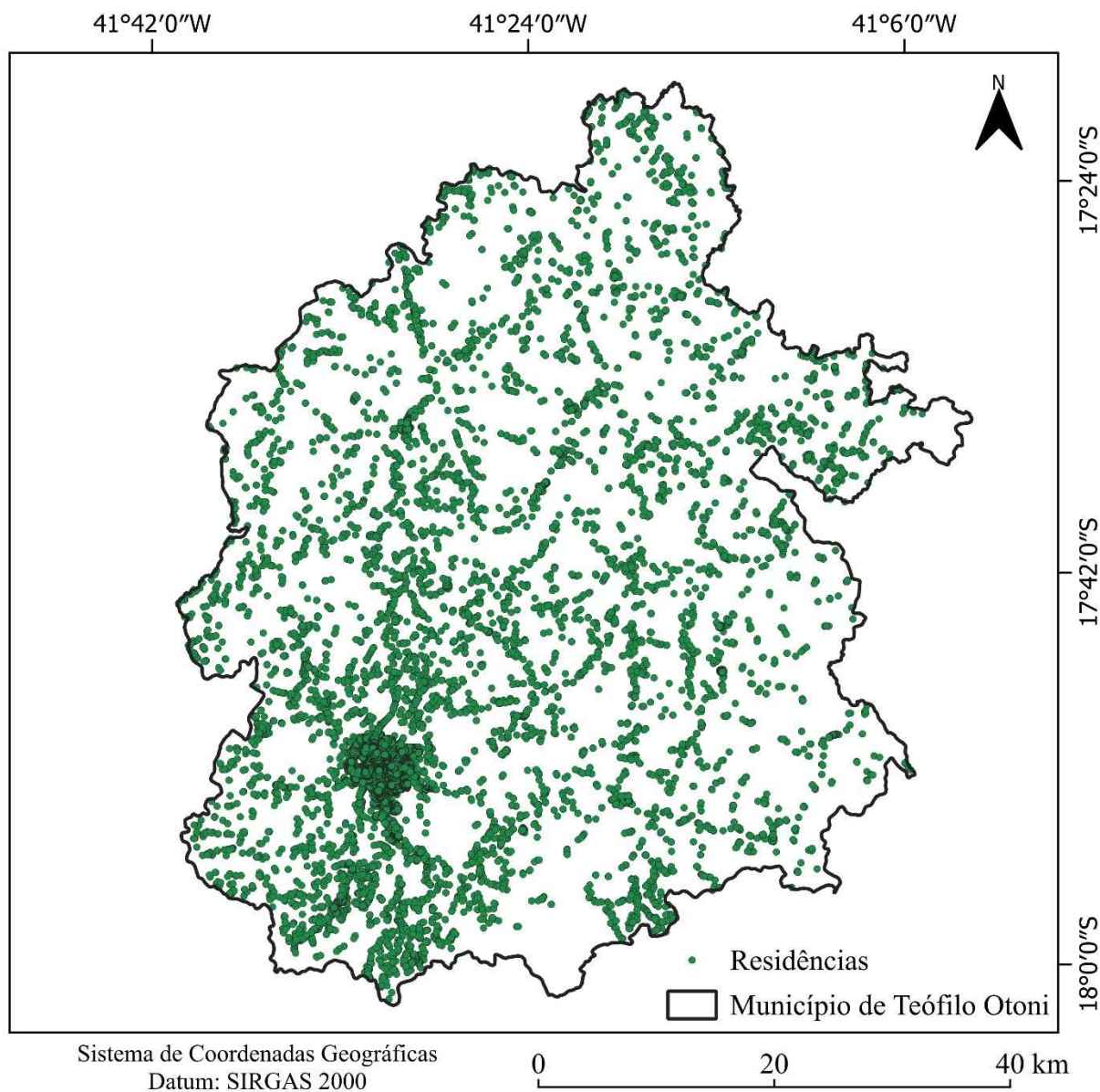
Fonte: GOOGLE EARTH, 2024. Elaboração: Os autores, 2025.

Também foi aplicada a fotointerpretação de imagens históricas de satélite, disponíveis no *Google Earth Pro*, para os anos de 2014, 2018, 2019, 2021 e 2023. A delimitação e o mapeamento das cicatrizes seguiram critérios propostos por Guzzetti *et al.* (2012), como ausência de vegetação, textura do solo, posição na encosta, forma, tamanho e topografia do local.

Ao todo, foram inventariadas 83 cicatrizes de deslizamento por meio deste método. As cicatrizes foram delimitadas por polígonos no *Google Earth Pro* para cada ano, e os arquivos foram exportados no formato .kml, posteriormente convertidos para o formato shapefile (.shp) no QGIS, para serem analisados juntamente com outros mapas das variáveis condicionantes em ambiente SIG (Figura 4).

Os arquivos vetoriais correspondentes a localizações geográficas das residências de Teófilo Otoni foram adquiridos na plataforma do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2022b). Os arquivos pontuais referentes à essas localizações são apresentadas na Figura 5.

Figura 5 - Teófilo Otoni (MG): Localização das residências, 2025



Fonte: IBGE, 2022b; IBGE, 2023c. Elaboração: Os autores, 2025.

Etapas 2) Pré-processamento

Após a construção da base de dados, todas as variáveis matriciais foram submetidas a um processo de reclassificação espacial, pixel a pixel, convertendo os valores contínuos em classes pré-definidas. Em seguida, foi realizado o cruzamento espacial com as cicatrizes de deslizamento, utilizado nas etapas de treinamento e validação do modelo. Após esse processo, os arquivos rasterizados que compõem a base de dados foram atualizados e reclassificados, com o objetivo de estabelecer as classes de cada variável, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 - Variáveis e os seus atributos e divisões originais

| Variáveis | Classes |
|--------------------------|-----------------------------|
| Declividade | 0 a 3% |
| | 3 a 8% |
| | 8 a 20% |
| | 20 a 45% |
| | > 45% |
| Geomorfologia | Estrutural convexa |
| | Homogênea convexa |
| | Homogênea aguçada |
| | Estrutural aguçada |
| | Planície e terraço fluviais |
| Litologia | Planície fluvial |
| | Granitoide |
| | Gnaiss |
| Precipitação | Granito |
| | 0 a 1000 mm |
| Proximidade com estradas | 1000 a 1500 mm |
| | 0 a 800 m |
| | 800 a 1700 m |
| Uso e cobertura da terra | 1700 a 4300 m |
| | Pastagem |
| | Formação Florestal |
| | Mosaico de Usos |
| | Área Urbanizada |
| | Área não vegetada |
| | Afloramento Rochoso |
| | Formação Campestre |
| | Formação Savânica |
| | Agricultura |
| | Campo Alagado |
| | Rios e Lagoas |

Fonte: IBGE, 2023c; IBGE, 2023b; CPRM, 2004; NASA, 2024; WORLDCLIM, 2024; OPENSTREETMAP, 2024; MAPBIOMAS, 2024. Elaboração: Os autores, 2025.

Etapa 3) Treinamento do modelo

O treinamento do modelo consistiu em analisar a proporção de interseção de cada variável com o conjunto de cicatrizes de deslizamento, sendo realizado em ambiente SIG. Essa abordagem segue o método treino-teste, uma técnica amplamente utilizada em aprendizado de máquina para avaliar a capacidade de generalização de um modelo em dados não observados previamente. O método divide o conjunto de dados (neste caso, as cicatrizes de deslizamento) em dois grupos: um de treinamento (80%) e outro de teste (20%). Assim, 80% das cicatrizes foram aleatoriamente selecionadas para o treinamento e 20% para a validação do modelo.

No método treino-teste, o treinamento do modelo refere-se ao processo pelo qual o modelo de *machine learning* é ajustado aos dados de treinamento para aprender padrões e relações presentes nos dados. Durante essa fase, os parâmetros internos do modelo são otimizados para minimizar o erro entre as previsões do modelo e os valores reais das saídas conhecidas (Hastie *et al.*, 2009). Essa etapa é essencial para capacitar o modelo a fazer previsões precisas em novos dados não vistos, pois ele aprende com exemplos passados e extrai informações relevantes para generalizar para situações futuras (Bishop, 2006).

Após a seleção das amostras de treinamento, foi realizado o cruzamento espacial entre todas as variáveis de entrada e as cicatrizes de deslizamento. Em seguida, calcularam-se as proporções de cada classe nas cicatrizes, estabelecendo-se, assim, uma hierarquia de influência entre essas classes.

As classes que apareceram em maiores proporções foram classificadas nos níveis mais altos de risco de deslizamento, enquanto aquelas com menores proporções foram atribuídas a níveis de menor susceptibilidade.

Concluído esse processo, as classes de cada variável foram reclassificadas de forma hierárquica decrescente, conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2 - Variáveis utilizadas reclassificadas

| Variável | Valor Antigo | Novo Valor | Proporção de Treinamento |
|--------------------------|-----------------------------|------------|--------------------------|
| Declividade | >45% | 1 | 57,40% |
| | 20 a 45% | 2 | 30,59% |
| | 8 a 20% | 3 | 10,20% |
| | 3 a 8% | 4 | 1,39% |
| | 0 a 3% | 5 | 0,42% |
| Geomorfologia | Estrutural convexa | 1 | |
| | Homogênea convexa | 2 | 58,62% |
| | Homogênea aguçada | 3 | 35,08% |
| | Estrutural aguçada | 4 | 6,30% |
| | Planície e terraço fluviais | 4 | 0,00% |
| | Planície fluvial | 4 | 0,00% |
| Litologia | Granitoide | 1 | 91,30% |
| | Gnaiss | 3 | 6,51% |
| | Granito | 2 | 2,19% |
| Precipitação | 1000 a 1500 mm | 1 | 100,00% |
| | 0 a 1000 mm | 2 | 0,00% |
| Proximidade de estradas | 0 a 800 m | 1 | 98,88% |
| | 800 a 1700 m | 2 | 1,12% |
| | 1700 a 4300 m | 3 | 0,00% |
| Uso e cobertura da terra | Pastagem | 1 | 50,76% |
| | Formação Florestal | 2 | 32,84% |
| | Mosaico de Usos | 3 | 11,22% |
| | Área Urbanizada | 4 | 5,18% |
| | Área não vegetada | 5 | 0,00% |
| | Afloramento Rochoso | 6 | 0,00% |
| | Formação Campestre | 7 | 0,00% |
| | Formação Savânica | 8 | 0,00% |
| | Agricultura | 9 | 0,00% |
| | Campo Alagado | 10 | 0,00% |
| | Rios e Lagoas | 11 | 0,00% |

Fonte: IBGE, 2023c; IBGE, 2023b; CPRM, 2004; NASA, 2024; WORLDCLIM, 2024; OPENSTREETMAP, 2024; MAPBIOMAS, 2024. Elaboração: Os autores, 2025.

Após o treinamento do modelo, todas as variáveis foram rasterizadas para que pudessem ser inseridas como camadas de entrada na modelagem Fuzzy, tendo como arquivo de saída matrizes com resolução espacial de 30 metros.

Etapa 4) Aplicação da lógica Fuzzy

A lógica Fuzzy foi usada no QGIS, por meio de complementos, para transformar informações qualitativas (classes delimitadas) em valores numéricos, distribuídas no intervalo contínuo de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1 for a resposta do modelo, maior será a susceptibilidade do pixel à ocorrência de deslizamentos. Por outro lado, quanto mais próximo de 0, menor será essa possibilidade.

Para aplicar a lógica Fuzzy, foi necessário definir inicialmente as funções de pertinência, que são curvas representando o comportamento das variáveis dentro do modelo. Essas funções indicam o grau de pertinência de cada valor da variável a um conjunto Fuzzy, mapeando os valores de entrada para um intervalo contínuo entre 0 e 1. Nos gráficos de pertinência, o eixo "x" representa os valores crescentes das variáveis de entrada, enquanto o eixo "y" mostra os valores crescentes Fuzzy, variando de 0 a 1.

Como os arquivos matriciais das variáveis de interesse foram reclassificados de modo que o menor valor da classe correspondesse o maior valor de proporção de treinamento, foi utilizada em todas as variáveis a função Fuzzy Linear Decrescente. Essa função indica que, quanto mais o valor da variável se aproxima do limite inferior, maior será a sua representatividade total no modelo Fuzzy (mais próximo de 1); e quanto mais se aproxima do limite superior, menor será sua representatividade total no modelo Fuzzy (mais próximo de 0).

A Figura 6 apresenta os gráficos das funções de pertinência para cada variável e suas classes. O eixo y representa a escala Fuzzy, e o eixo x, a quantidade de classes utilizadas para cada variável. Por exemplo, ao analisarmos os dados da declividade apresentados (Tabela 2 e Figura 5), podemos ver que são 5 as classes (intervalos) de declividade. A classe 1 (>45%) recebeu o valor 1 (eixo y) por representar maior risco de deslizamento, enquanto a classe 5 (0 a 3%) recebeu o valor 0, por representar menor risco.

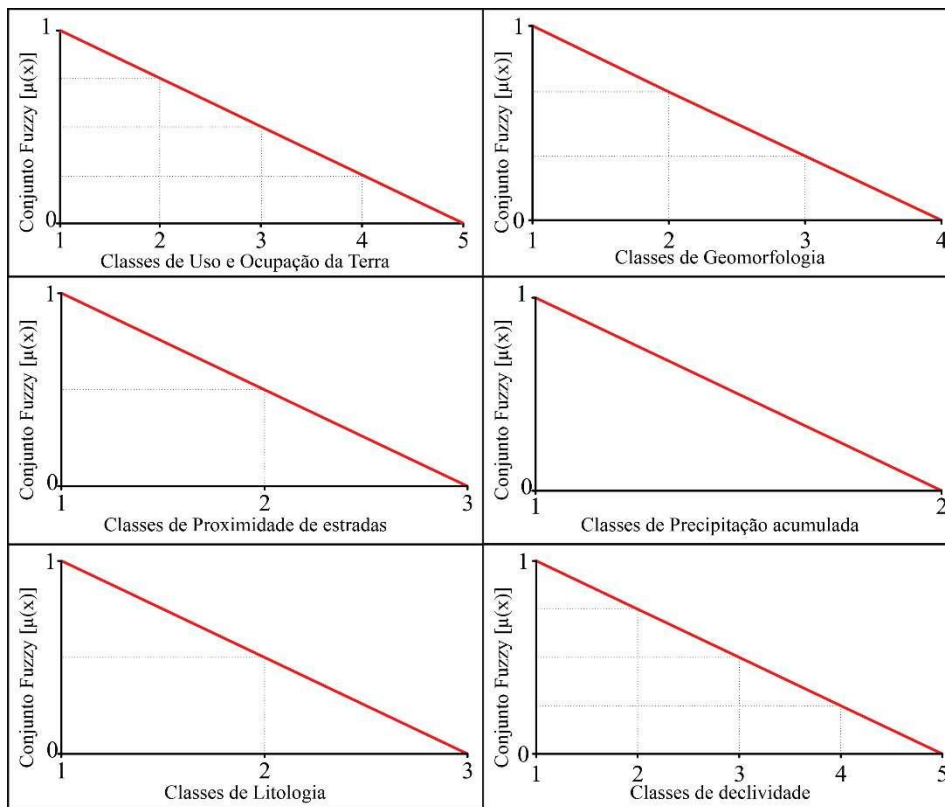
Em seguida, foi realizada a agregação das saídas Fuzzy, etapa que consiste na combinação das saídas das regras Fuzzy em um único conjunto Fuzzy para cada ponto no mapa, com posterior sobreposição das variáveis. Para isso, após a aplicação das funções de pertinência, foi aplicada a metodologia de sobreposição Fuzzy Gamma, com fator de agregação padrão do *software* (0.9), que avalia a possibilidade de a célula da imagem matricial de cada variável pertencer a determinado conjunto Fuzzy. Essa metodologia é traduzida como o produto algébrico da soma e do produto Fuzzy, ambos elevados à potência Fuzzy (Equação (2) (ESRI, 2024).

$$\mu_{(x)} = \left\{ 1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i) \right\}^y x \left(\prod_{i=1}^n \pi_i \right)^{1-y} \quad (2)$$

Em que, μ_i são os valores de associação difusa para $i = 1, 2, 3, \dots, 13$, o n é o número de variáveis no estudo e o y é o valor de coeficiente padrão (0,9).

Para facilitar a visualização dos resultados, as imagens resultantes da sobreposição Fuzzy, foram reclassificadas em cinco classes de susceptibilidade, conforme indicado na Tabela 3.

Figura 6 - Representação gráfica do comportamento das retas das funções de pertinência para cada variável reclassificada



Fonte: Os autores, 2025.

Tabela 3 - Classes de susceptibilidade à ocorrência de deslizamentos de acordo com o valor Fuzzy reclassificado

| Intervalo Fuzzy | Classe de susceptibilidade |
|-----------------|----------------------------|
| 0 a 0,2 | Muito Baixa |
| 0,2 a 0,4 | Baixa |
| 0,4 a 0,6 | Moderada |
| 0,6 a 0,8 | Alta |
| 0,8 a 1,00 | Muito Alta |

Fonte: Os autores, 2025.

Etapas 5) Validação do modelo

Para determinar o nível de confiabilidade do modelo proposto, foram utilizados os dados de 20% das cicatrizes de deslizamentos na área de estudo. Esses dados são os chamados dados de validação, definidos na metodologia 80-20% do *machine learning*. A análise foi feita por meio da ferramenta “interseção”, no QGIS, que permitiu calcular a proporção de áreas deslizadas, nos anos avaliados, em cada classe de susceptibilidade propostas pelo modelo.

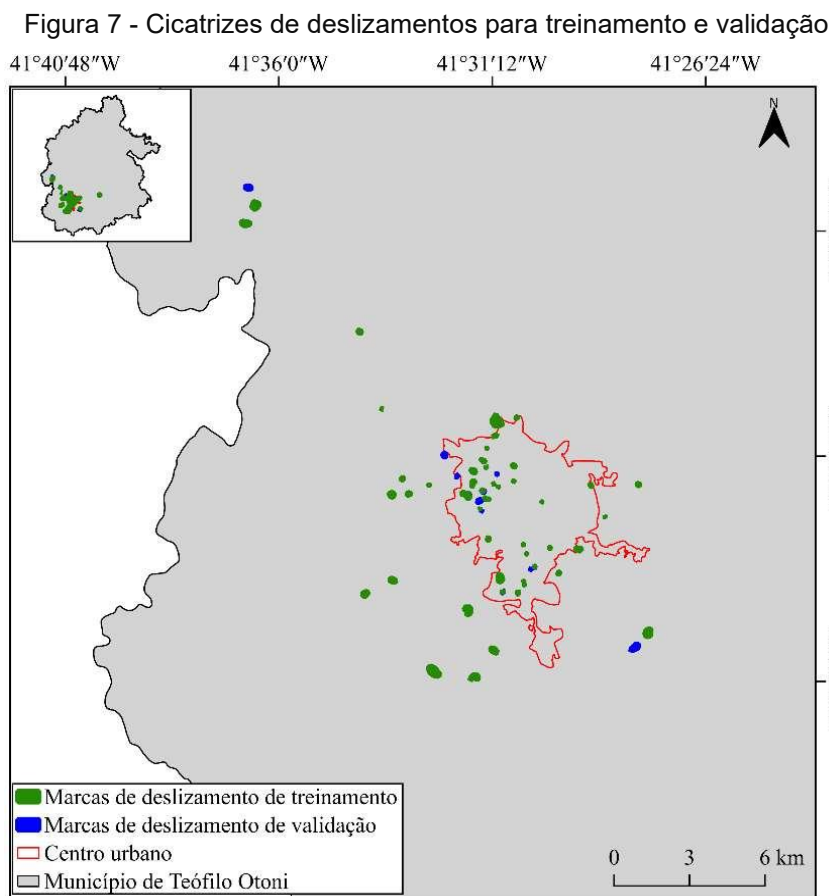
Essa prática de treinamento-validação é amplamente utilizada em *machine learning* para treinar e validar modelos preditivos, garantindo que a análise não esteja enviesada pelos dados utilizados no treinamento. As 80% das cicatrizes de deslizamentos foram empregadas no desenvolvimento do modelo, enquanto as 20% restantes foram reservadas para validação. O cruzamento espacial foi realizado a partir da sobreposição dos dados de validação com o mapa de susceptibilidade gerado.

Para isso, foram utilizadas imagens de satélite de alta resolução disponibilizadas pelo Google Earth, permitindo a identificação visual das áreas afetadas por deslizamentos ao longo dos anos.

A interseção dessas imagens com as classes de risco do modelo possibilitou uma avaliação precisa da confiabilidade dos resultados, verificando a correspondência entre as previsões do modelo e os eventos reais mapeados. Essa validação com dados reais e independentes é essencial para atestar a capacidade preditiva de modelos baseados em lógica Fuzzy, sobretudo em contextos geoespaciais complexos como o de deslizamentos de terra.

Ao comprovar a correspondência entre as áreas previstas como suscetíveis e as cicatrizes observadas em imagens históricas, o modelo ganha robustez e credibilidade, tornando-se uma ferramenta relevante para o planejamento urbano e para estratégias de prevenção a desastres.

A localização geográfica das marcas de deslizamento, tanto de treinamento quanto de validação são apresentadas na Figura 7.



Fonte: IBGE, 2023c. Elaboração: Os autores, 2025.

Etapas 7) Comparação de acurácia com outros modelos de susceptibilidade

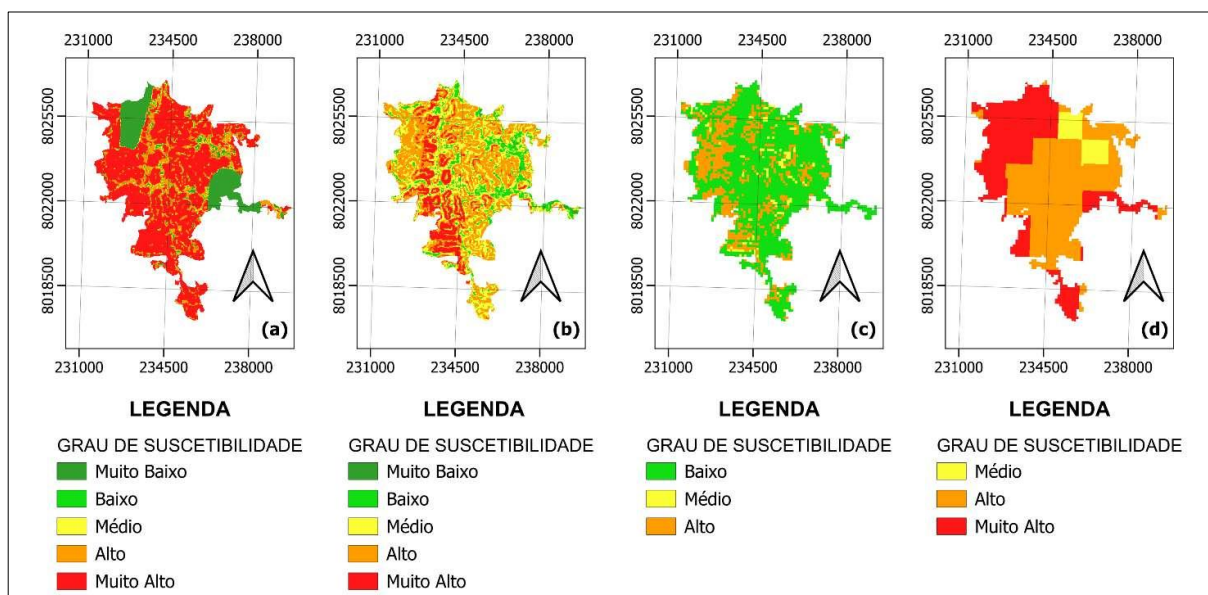
Para verificar a precisão dos resultados, foi realizada uma comparação de acurácia entre o modelo Fuzzy e três outros modelos de predição de risco de deslizamento para a área urbana do município de Teófilo Otoni, elaborados com metodologias diferentes, encontrados na literatura científica (Silva *et al.*, 2024; CPRM, 2014; IBGE, 2019), e apresentados na Figura 8.

O mapeamento de Silva *et al.* (2024) foi feito com abordagem multicritério utilizando o *Analytic Hierarchy Process* (AHP). O mapeamento do SGB/CPRM (2014) foi resultado da agenda de metas do

Plano Nacional de Gestão e Resposta a Desastres Naturais. Por fim, o mapeamento do IBGE (2019) fez parte de um estudo inédito sobre deslizamentos no Brasil, intitulado “Susceptibilidade a Deslizamento no Brasil: primeira aproximação”.

A comparação entre os modelos foi realizada utilizando métricas padronizadas, como sensibilidade (SST), especificidade (SPF), valor preditivo positivo (PPV), valor preditivo negativo (NPV), acurácia, índice Kappa, erro quadrático médio (RMSE), erro médio absoluto (MAE) e AUC-ROC, com o objetivo de avaliar a capacidade preditiva de cada modelo. Essas métricas permitiram identificar o desempenho relativo do modelo de susceptibilidade a deslizamentos desenvolvido para o município de Teófilo Otoni em relação aos modelos existentes, fornecendo uma análise robusta da eficácia das metodologias na previsão de áreas de risco.

Figura 8 - Zona Urbana de Teófilo Otoni (MG): Mapas de Susceptibilidade a Deslizamentos: (a) Fuzzy (2025); (b) Silva *et al.* (2024); (c) SGB/CPRM (2014); (d) IBGE (2019)



Fonte: Silva *et al.*, 2024; IBGE, 2019; SGB/CPRM, 2014. Elaboração: Os autores, 2025.

Para aprofundar a análise, realizou-se uma comparação entre os quatro estudos, utilizando a classificação digital das imagens da Figura 8, com o uso da ferramenta “acurácia” no QGIS, utilizando os arquivos rasterizados. Os resultados foram expressos por meio de uma matriz de confusão, ferramenta que compara os dados classificados com os dados de referência (considerados verdadeiros) e avalia a precisão da classificação digital.

O modelo é calibrado com base na divisão dos dados de cicatrizes de deslizamentos em 80% para treinamento e 20% para validação. A sobreposição *Fuzzy Gamma* (0.9) é empregada para a integração das variáveis, resultando no Mapa de Susceptibilidade a Deslizamentos de Teófilo Otoni. As áreas de susceptibilidade foram divididas em cinco classes, de “muito baixo” a “muito alto”.

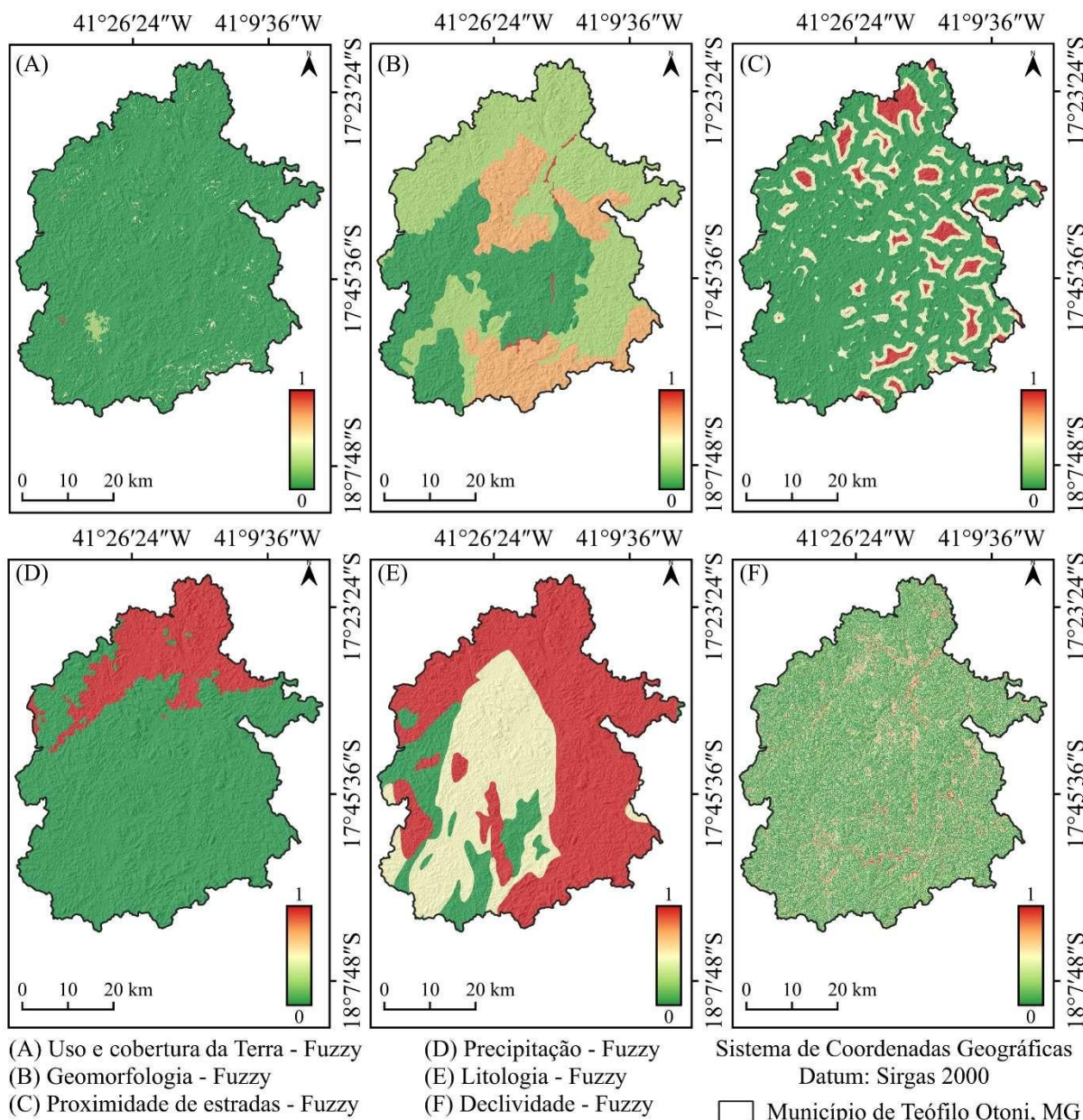
RESULTADOS E DISCUSSÃO

Mapeamento de susceptibilidade a deslizamentos de terra

A Figura 9 apresenta o resultado da Fuzzyficação das variáveis utilizadas nesta pesquisa. É possível observar que o município de Teófilo Otoni apresenta boa parte dos pixels que compõem o seu território com valores próximos a 1 no conjunto Fuzzy, evidenciando alta probabilidade de ocorrência de

deslizamentos, especialmente em relação às variáveis proximidade de estradas (C), precipitação (D) e litologia (E).

Figura 9 - Município de Teófilo Otoni (MG): Mapas das variáveis após o processo de Fuzzyficação

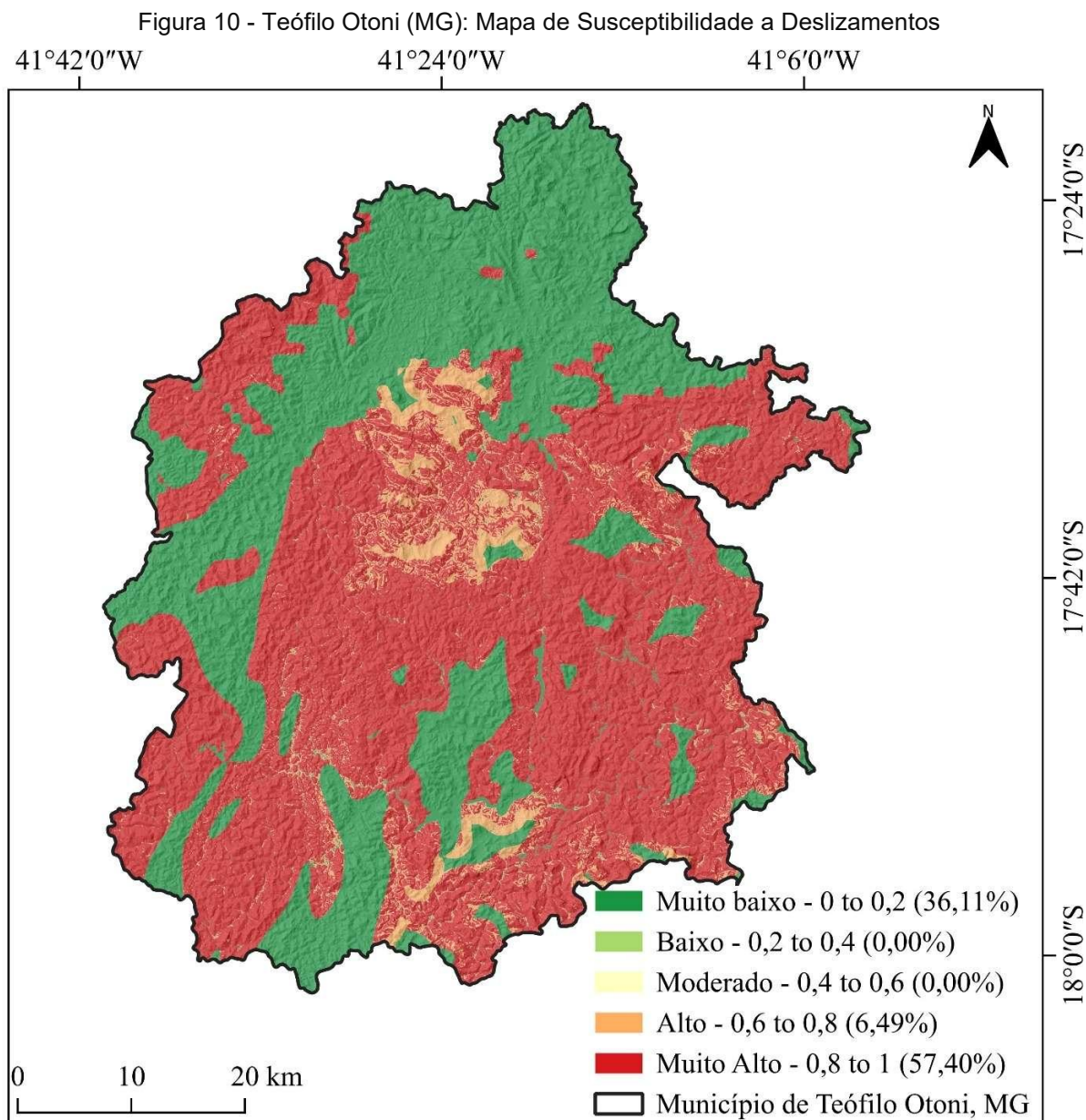


Fonte: IBGE, 2023c; IBGE, 2023b; CPRM, 2004; NASA, 2024; WORLDCLIM, 2024; OPENSTREETMAP, 2024; MAPBIOMAS, 2024. Elaboração: Os autores, 2025.

Esses resultados refletem a influência significativa dessas variáveis na instabilidade dos terrenos locais, reforçando a necessidade de um monitoramento contínuo dessas áreas. A interpretação dessas superfícies Fuzzy também possibilita a delimitação preliminar de zonas prioritárias para ações preventivas e políticas públicas de gestão de risco.

A Figura 10 apresenta os resultados do mapeamento de susceptibilidade ao deslizamento de terra no município de Teófilo Otoni após aplicação da sobreposição *Fuzzy Gamma*. Observa-se que as classes

de susceptibilidade de maiores proporções na área de estudo foram, respectivamente: Muito Alta (57,40%), Muito Baixa (36,11%) e Alta (6,49%). Já as áreas consideradas de susceptibilidade Baixa (0,20 – 0,40) e Moderada (0,40 – 0,60) não apresentaram valores consideráveis no modelo.



Fonte: IBGE, 2023c. Elaboração: Os autores, 2025.

A análise de susceptibilidade a deslizamentos em Teófilo Otoni revela um cenário preocupante, com grande parte do território exposta a riscos elevados. Fatores como uso e cobertura da terra, relevo, proximidade de estradas, precipitação, litologia e declividade foram combinados para gerar mapas que indicam que 57,40% do território está em área de susceptibilidade muito alta.

Por outro lado, as regiões com baixa susceptibilidade representam uma oportunidade para o planejamento urbano e a mitigação de riscos. Essas áreas podem ser priorizadas para o desenvolvimento de infraestrutura habitacional segura, servindo ainda como locais de relocação para populações que vivem em áreas de alto risco. Um planejamento adequado poderia minimizar impactos

socioeconômicos e ambientais, promovendo um crescimento urbano sustentável e reduzindo a exposição da população a desastres naturais.

Validação do modelo

A Tabela 4 evidencia os resultados da validação do modelo. Percebe-se que 84,17% (79,23% + 4,94%) das cicatrizes usadas para a validação coincidiram com as áreas consideradas de alto e muito alto risco, o que mostra a eficiência do modelo na identificação dessas áreas de risco.

Tabela 4 - Validação do Mapa de Susceptibilidade

| Classe de Susceptibilidade | Proporção de Validação |
|----------------------------|------------------------|
| Muito Baixa | 15,83% |
| Baixa | 0,00% |
| Média | 0,00% |
| Alta | 4,94% |
| Muito Alta | 79,23% |

Fonte: Os autores, 2025.

A alta correspondência entre as áreas classificadas como de muito alto risco (79,23%) e as cicatrizes de deslizamentos ocorridos nos anos analisados sugere que o modelo tem uma capacidade preditiva satisfatória. Esse resultado é particularmente relevante, uma vez que as áreas de maior susceptibilidade correspondem às regiões mais críticas – locais prioritários para ações de mitigação e planos de contingência.

Comparação de acurácia com outros modelos de susceptibilidade

Considerando a AUC-ROC, o modelo Fuzzy proposto nesta pesquisa demonstrou ser o mais eficaz, atingindo uma AUC de 0,9143, o que o posiciona como o mais preciso para a previsão de susceptibilidade a deslizamentos. O modelo de Silva *et al.* (2024) também apresentou um desempenho significativo (AUC = 0,8854), enquanto os modelos do SGB/CPRM (2014) e do IBGE (2019), apresentaram AUCs de 0,7680 e 0,8529, respectivamente, sugerindo uma precisão moderada. Os resultados são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Resultados das métricas estatísticas

| Métrica | Modelo 1: Fuzzy | Modelo 2: (Silva <i>et al.</i> , 2024) | Modelo 3: (SGB/CPRM, 2014) | Modelo 4: (IBGE, 2019) | Média |
|--------------------------------|--------------------|--|----------------------------------|------------------------------|--------|
| Sensibilidade (SST) | 0,9000 | 0,9375 | 0,8824 | 0,8889 | 0,9022 |
| Especificidade (SPF) | 0,9286 | 0,8333 | 0,8235 | 0,6471 | 0,8081 |
| Valor Preditivo Positivo (PPV) | 0,9474 | 0,8333 | 0,8333 | 0,7273 | 0,8353 |
| Valor Preditivo Negativo (NPV) | 0,8667 | 0,9375 | 0,8750 | 0,8462 | 0,8813 |
| Acurácia | 0,9118 | 0,8824 | 0,8529 | 0,7714 | 0,8546 |
| Kappa | 0,8199 | 0,7650 | 0,7054 | 0,5394 | 0,7074 |
| RMSE | 0,2970 | 0,3429 | 0,3835 | 0,4782 | 0,3754 |
| MAE | 0,0882 | 0,1176 | 0,1471 | 0,2286 | 0,1453 |
| AUC-ROC | 0,9143 | 0,8854 | 0,8529 | 0,7680 | 0,8551 |

Elaboração: Os autores, 2025.

Os resultados obtidos demonstram a efetividade da lógica Fuzzy na identificação de áreas suscetíveis a deslizamentos, permitindo uma modelagem mais contínua e menos subjetiva dos fatores condicionantes. Dentre as principais vantagens do modelo adotado, destacam-se a flexibilidade na integração de variáveis ambientais e a alta capacidade de ajuste às condições locais.

Contudo, algumas limitações devem ser consideradas, como a generalização da litologia e a ausência de validação por meio de trabalho de campo, o que poderia fortalecer a análise qualitativa das zonas de maior risco. Além disso, a predominância da classe "muito alta" exige cautela na interpretação dos resultados e reforça a importância de aperfeiçoar os critérios de ponderação. A inclusão de dados de densidade de ocorrências históricas e a atualização de mapas temáticos com maior detalhamento poderão, futuramente, contribuir para aumentar a precisão e a aplicabilidade do modelo e sua aplicabilidade no planejamento urbano e na gestão de riscos geológicos.

CONCLUSÃO

A modelagem da susceptibilidade a deslizamentos utilizando métodos matemáticos e SIG, por meio da lógica Fuzzy, comprova-se uma ferramenta eficiente e precisa, amenizando a subjetividade e aumentando a confiabilidade dos mapas gerados. No caso de Teófilo Otoni, verificou-se que 63,89% da área apresenta alto e muito alto risco de deslizamento, confirmando a aplicabilidade do modelo para gestão de riscos e planejamento urbano.

Ao identificar que 80,06% da população local encontra-se em áreas de alto risco, o estudo fornece subsídios essenciais para que as autoridades tomem decisões baseadas em dados concretos, priorizando a segurança das comunidades vulneráveis.

Essa abordagem permite intervenções mais ágeis e eficazes, promovendo a mitigação de riscos à vida e ao patrimônio, e estimulando o planejamento urbano seguro e sustentável.

A comparação com outros modelos disponíveis na literatura reforça a superioridade da lógica Fuzzy, que demonstrou maior acurácia e capacidade preditiva, como evidenciado pelo AUC-ROC de 0,9143.

Esses resultados indicam o potencial da metodologia para embasar estratégias de gerenciamento urbano, com foco na prevenção de desastres. Assim, a lógica Fuzzy aplicada ao geoprocessamento emerge como um avanço significativo para o desenvolvimento de políticas públicas mais eficazes na mitigação de riscos de deslizamentos.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, F.F.M.; AMARAL, G.; CORDANI, H.G.; KAWASHITA, K. The Precambrian Evolution of South American cratonic margin south of Amazon River. In: NAIRN, A. E. M.; STEHLI, F. G. **The ocean basins and margins**. v.1. New York: Plenum Press, 1973. p.411-446. Disponível em: <https://repositorio.usp.br/item/001484090>. Acesso em: 01 set. 2024.
- ARAGÃO, M. de A. *et al.* Risk of forest fires occurrence on a transition island Amazon-Cerrado: Where to act? **Forest Ecology and Management**, v.536, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.120858>
- BARBIERI, A.; DE MATTOS VIANA, R.; CAMPOS DE OLIVEIRA, V.; ALINE SCHNEIDER, R. Contribuições teóricas para uma demografia dos desastres no Brasil. **Revista Brasileira de Estudos de População**. v.39, p.1-29, 2022. <https://orcid.org/0000-0001-9330-7551>
- BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. New York: Springer, 2006. 778p.
- BRASIL. Ministério da Integração e do Desenvolvimento Regional. Secretaria de Proteção e Defesa Civil. Universidade Federal de Santa Catarina. Centro de Estudos e Pesquisas em Engenharia e Defesa Civil. **Atlas Digital de Desastres no Brasil**. Brasília: MIDR, 2024. Disponível em: <https://atlasdigital.mdr.gov.br/>. Acesso em: 20 out. 2024.
- CAMPOS NETO, M. C. Orogenic systems from southwestern gondwana: an approach to brasiliano-pan african cycle and orogenic collage in southeastern Brazil. In: CORDANI, U. G.; MILANI, E. J.;

THOMAZ FILHO, A.; CAMPOS, D. A. **Tectonic evolution of South America**. Rio de Janeiro: Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, 2000. p.335-368. Disponível em:

<https://repositorio.usp.br/directbitstream/36936215-208b-4152-be7b-d556568017d4/1131023.pdf>.

Acesso em: 10 set. 2024.

CARVALHO, C. S.; GALVÃO, T. Prevenção de Riscos de Deslizamentos em Encostas em Áreas Urbanas. In: MORAIS, M. P.; KRAUSE, C.; LIMA NETO, V. C. **Caracterização e Tipologia de Assentamentos Precários: estudos de caso brasileiros**. Brasília: IPEA, 2016. p.169-185.

Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/6801>. Acesso em: 10 out. 2024.

Companhia de Pesquisa de Recurso Minerais – CPRM. **Geologia do Brasil**. Geologia do Brasil, 2004. Disponível em: <<https://geosgb.sgb.gov.br/>>. Acesso em: 20 out. 2024.

CPRM. **Carta de Susceptibilidade a movimentos de massa e inundação: município de Teófilo Otoni – MG**, 2014. Brasília – DF. Disponível em: <https://rigeo.sgb.gov.br/handle/doc/14978>. Acesso em: 10 out. 2024.

CRUDEN, D. M.; VARNES, D. J. Landslide Types and Processes. In: TURNER, A. K.; SCHUSTER, R. L. **Landslides: Investigation and Mitigation**. 247. US: Transportation Research Board, National Academy of Sciences, 1996. 36-75. Disponível em:

<https://onlinepubs.trb.org/Onlinepubs/sr/sr247/sr247-003.pdf>. Acesso em: 05 out. 2024.

EM-DAT. **The international disasters database**. Disponível em: <https://www.emdat.be/>. Acesso em: 29 abr. 2024.

ESRI. **How Fuzzy Overlay works**, 2024. Disponível em:

<https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/how-Fuzzy-overlay-works.htm>. Acesso em: 8 jan. 2025.

FERRAZ, C. M. L.; VALADÃO, R. C.; PINTO, D. B. F.; ALMEIDA, R. A. Inundações e alagamentos em Teófilo Otoni, Minas Gerais, Brasil, segundo indicadores geomorfológicos. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v.23, n.4, p.1893-1910, 2022. <https://doi.org/10.20502/rbg.v23i4.2152>

GOOGLE. Google Earth website. <https://www.google.com.br/earth/>. 2024.

GUZZETTI, F.; MONDINI, A.C.; Cardinali, M.; FIORUCCI, F.; SANTANGELO, M.; CHANG, K.-T. Landslide inventory maps: New tools for an old problem. **Earth-Science Reviews**, v.112, n.1-2, p. 42–66, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2012.02.001>

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. **The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction**. 2ª ed. New York: Springer. 2009. 745p.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Base de Faces de Logradouros do Brasil**.

2022b. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/28971-base-de-faces-de-logradouros-do-brasil.html>. Acesso em: 23 out. 2024.

IBGE. **Censo Demográfico 2022: população e domicílios**. 2022a. Disponível em:

<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/22827-censo-demografico-2022.html>. Acesso em: 10 out. 2024.

IBGE. **Malha Municipal Digital da Divisão Político-Administrativa Brasileira**. 2023c. Disponível

em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html#:~:text=No%20ano%20de%202023%2C%20a,Fernando%20de%20Noronha%20%E2%80%93%20PE%20PE%3B>. Acesso em: 05 out. 2024.

IBGE. **Manual Técnico de Geomorfologia**. 2009. Disponível em:

<https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=281612>. Acesso em: 10 set. 2024.

IBGE. **Mapa de Geomorfologia do Brasil**. 2023b. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/geomorfologia/10870-geomorfologia.html>. Acesso em: 20 set. 2024.

IBGE. **Pedologia do Brasil: 1:250.000**. 2023a. Disponível em: https://geofp.ibge.gov.br/informacoes_ambientais/pedologia/vetores/escala_250_mil/versao_2023/. Acesso em: 03 set. 2024.

IBGE. **Susceptibilidade a deslizamentos do Brasil: primeira aproximação**. 2019. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=2101684>. Acesso em: 10 ago. 2024.

JONES, R. L.; KHARB, A.; TUBEUF, S. The untold story of missing data in disaster research: a systematic review of the empirical literature utilising the Emergency Events Database (EM-DAT). **Environmental Research Letters**, v.18, n.10, p.1-10, 2023. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acfd42>

MACEDO, E. S. de; SANDRE, L. H. Mortes por deslizamentos no Brasil: 1988 a 2022. **Revista Brasileira de Geologia de Engenharia e Ambiental**, v.12, n.1, p.110-117, 2022. Disponível em: <https://www.abge.org.br/volume-12-numero-01-2022>. Acesso em: 10 out. 2024.

MAPBIOMAS – **Coleções**. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas/>. Acesso em: 10 mai. 2024.

MARCHEZINI, V.; IWAMA, A. Y.; MAGALHÃES DE ANDRADE, M. R.; TRAJBER, R.; ROCHA, I.; OLIVATO, D. Geotecnologias para Prevenção de Riscos de Desastres: usos e potencialidades dos mapeamentos participativos. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.69, n.1, 2017. <https://doi.org/10.14393/rbcv69n1-44035>

MOKARRAM, M.; ZAREI, A. R. Landslide Susceptibility Mapping Using Fuzzy-AHP. **Geotechnical and Geological Engineering**, v.36, p.3931-3943, 2018. <https://doi.org/10.1007/s10706-018-0583-y>

NASA - EARTH DATA. **Shuttle Radar Topography Mission (SRTM)**, 2024. Disponível em: <https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/srtm>. Acesso em: 07 set. 2024.

OpenStreetMap. **OpenStreetMap Data Extracts**, 2024. Disponível em: <https://download.geofabrik.de/south-america/brazil/sudeste.html>. Acesso em: 23 out. 2024.

PAES, V. J. de. **Teófilo Otoni, Folha SE.24-V-C-IV**. Brasília: CPRM, 1997. 57p. Relatório Técnico. Disponível em: <https://rigeo.sgb.gov.br/handle/doc/8419>. Acesso em: 30 ago. 2024.

PORTO, D. S. G. F. *et al.* Zoneamento de áreas suscetíveis a deslizamentos no município de Ouro Preto – Minas Gerais – Brasil. **Caminhos de Geografia**, v.25, n.102, p. 328-348. <https://doi.org/10.14393/RCG2510274137>

QGIS Development Team. **QGIS Geographic Information System (versão 3.34)**, 2024. Disponível em: <https://qgis.org/download/>. Acesso em: 03 mar. 2024.

RAMALHO, A. H. C. *et al.* Fuzzy logic applied in the prospecting of suitable areas for the establishment of commercial forest plantations. **Canadian Journal of Forest Research**, v. 52, n. 7, p. 1042–1059, 2022. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2022-0070>

ROCCATI, A.; PALIAGA, G.; LUINO, F.; FACCINI, F.; TURCONI, L. GIS-Based Landslide Susceptibility Mapping for Land Use Planning and Risk Assessment. **Land**, v.10, n.2:162, 2021. <https://doi.org/10.3390/land10020162>

SANTOS, H. G. dos. *et al.* **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5ª Ed. Brasília: EMBRAPA, 2018. 355p. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1094003>. Acesso em: 03 set. 2024.

SILVA, B. A.; GOMES, A. J. de L.; GOMES, J. L. dos S. Hydric and Anthropogenic Erosion in the Formation of Gullies in the City of Teófilo Otoni. **Research, Society and Development**, v.11, n.9, 2022. <https://doi.org/10.33448/rsd-v11i9.32312>

SILVA, B. A.; PORTO, T. B.; GOMES, A. J. de L.; GOMES, J. L. dos S. Aplicação de Geotecnologias no Mapeamento de Áreas Suscetíveis a Eventos Geodinâmicos em Teófilo Otoni – MG. In: XXI Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica (COBRAMSEG), 21., 2024, Balneário Camboriú. **Anais [...]**. Balneário Camboriú: [s.n], 2024. Disponível em: <https://cobramseg.com.br/evento/cobramseg2024/trabalhosaprovados/naintegra/1022>. Acesso em: 10 out. 2024.

SILVA JUNIOR, C. H. L. *et al.* Zoneamento de Susceptibilidade a Deslizamentos Induzidos em Bacias Hidrográficas com Base na Lógica Fuzzy e no Processo Analítico Hierárquico (AHP). **Revista Brasileira de Cartografia**, v.68, n.9, 2017. <https://doi.org/10.14393/rbcv68n9-44445>

TOMINAGA, L. K. Escorregamentos. In: TOMINAGA, L. K.; SANTORO, J.; AMARAL, R. **Desastres Naturais** – conhecer para prevenir. 1ª ed. São Paulo: Instituto Geológico, 2009. p.25-38.

WORLDCLIM. **Historical climate data**, 2024. Disponível em: <https://worldclim.org/data/worldclim21.html>. Acesso em: 10 out. 2024.

ZHAO, C.; LU, Z. Remote Sensing of Landslides – A Review. **Remote Sensing**, v.10, n.279, 2018. <https://doi.org/10.3390/rs10020279>

Recebido em: 25/02/2025
Aceito para publicação em: 07/05/2025