Revista de Geografia (Recife) V. 42, Nº. 2, 2025
Universidade Federal de Pernambuco

https://doi.org/10.51359/2238-6211.2025.264530

PKS PUBLIC KNOWLEDGE PROJECT
REVISTA DE GEOGRAFIA
Programa de Pós-Graduação em Geografia
Universidade Federal de Pernambuco
https://periodicos.ufpe.br/revistas/revistageografia
OJS OPEN JOURNAL SYSTEMS

Avaliação da vulnerabilidade a escorregamentos por meio de abordagens quantitativas: uma revisão

Ananda Ramos da Silva[1] - Orcid: https://orcid.org/0000-0003-3040-2636
Bianca Carvalho Vieira[2] - Orcid: https://orcid.org/0000-0001-7060-2830

[1] Universidade de São Paulo (USP), São Paulo/SP, Brasil[*]
[2] Universidade de São Paulo, São Paulo/SP, Brasil [**]

Artigo recebido em 09/10/2024 e aceito em 15/05/2025

RESUMO
A vulnerabilidade é definida como o grau de perda de um certo elemento ou conjunto de elementos dentro de uma área afetada pelo perigo de escorregamentos. Tal avaliação é essencial para analisar como os eventos perigosos afetam ou podem afetar diferentes elementos e como ações humanas e fatores socioeconômicos influenciam na propensão de perdas ou danos diante da ocorrência de desastres. A presente pesquisa teve como objetivo fazer uma revisão dos principais métodos e técnicas utilizadas recentemente na avaliação da vulnerabilidade a escorregamentos. A análise considerou as publicações recuperadas das bases de dados *Web of Science* e *ScienceDirect* entre os anos de 2022 e 2024, utilizando os termos "landslide" e "vulnerability" resultando na seleção de 10 artigos para a leitura completa. Foram identificadas, sobretudo, pesquisas que analisam a vulnerabilidade de forma quantitativa por meio de métodos multicritério de tomada de decisão, métodos estatísticos, modelos probabilísticos e algoritmos de *machine learning*. De maneira geral, a principal limitação apontada pelos pesquisadores para aplicação de técnicas quantitativas foi a ausência de dados temporais sobre a ocorrência de escorregamentos e socioeconômicos. Apesar das contribuições relevantes dos estudos descritos, pesquisas que abordam a vulnerabilidade de maneira quantitativa ainda são fundamentais para o desenvolvimento de métodos e técnicas que permitam a análise do tema em toda a sua complexidade.

Palavras-chave: escorregamentos; métodos multicritério de tomada de decisão; métodos estatísticos; modelos probabilísticos; *machine learning*.

[*] Doutoranda do Programa de Pós-Graduação em Geografia Física (FFLCH/USP). E-mail: ananda.r@usp.br
[**] Professora Titular do Departamento de Geografia (FFLCH/USP). E-mail: biancacv@usp.br

Direitos autorais das pessoas autoras, 2025. Licenciado sob Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC BY 4.0). Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original. Texto da Licença: https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

Vulnerability assessment using quantitative approaches: a review

ABSTRACT
Vulnerability is defined as the degree of loss of a certain element or set of elements within an area affected by landslide hazards. Such an assessment is essential to analyze how dangerous events affect or can affect different elements and how human actions and socioeconomic factors influence the propensity for loss or damage in the event of disasters. The present research aimed to review the main methods and techniques recently used to assess vulnerability to landslides. The analysis considered publications retrieved from the Web of Science and ScienceDirect databases between the years 2022 and 2024, using the terms "landslide" and "vulnerability", resulting in the selection of 10 articles for full reading. Above all, research was identified that analyzes vulnerability in a quantitative way through multi-criteria decision-making methods, statistical methods, probabilistic models and machine learning algorithms. In general, the main limitation pointed out by researchers for the application of quantitative techniques was the lack of temporal data on the occurrence of landslides and socioeconomic data. Despite the relevant contributions of the studies described, research that addresses vulnerability in a quantitative way is still fundamental for the development of methods and techniques that allow the analysis of the topic in all its complexity.

Keywords: landslides; multicriteria decision-making methods; statistical methods; probabilistic models; machine learning.

Evaluación de vulnerabilidad utilizando enfoques cuantitativos: una revisión

RESUMEN
La vulnerabilidad se define como el grado de pérdida de un determinado elemento o conjunto de elementos dentro de un área afectada por peligro de deslizamientos de tierra. Tal evaluación es esencial para analizar cómo los eventos peligrosos afectan o pueden afectar diferentes elementos y cómo las acciones humanas y los factores socioeconómicos influyen en la propensión a sufrir pérdidas o daños en caso de desastres. La presente investigación tuvo como objetivo revisar los principales métodos y técnicas utilizados recientemente para evaluar la vulnerabilidad a deslizamientos de tierra. El análisis consideró publicaciones recuperadas de las bases de datos Web of Science y ScienceDirect entre los años 2022 y 2024, utilizando los términos "deslizamiento de tierra" y "vulnerabilidad", resultando en la selección de 10 artículos para lectura completa. Sobre todo, se identificaron investigaciones que analizan la vulnerabilidad de forma cuantitativa a través de métodos de toma de decisiones multicriterio, métodos estadísticos, modelos probabilísticos y algoritmos de aprendizaje automático. En general, la principal limitación señalada por los investigadores para la aplicación de técnicas cuantitativas fue la falta de datos temporales sobre la ocurrencia de deslizamientos y datos socioeconómicos. A pesar de los aportes relevantes de los estudios descritos, las investigaciones que abordan la vulnerabilidad de manera cuantitativa siguen siendo fundamentales para el desarrollo de métodos y técnicas que permitan el análisis del tema en toda su complejidad.

Palabras clave: resbalones; métodos de toma de decisiones multicriterio; métodos estadísticos; modelos probabilísticos; *machine learning*.

INTRODUÇÃO

Sob a perspectiva das ciências naturais, pode-se definir vulnerabilidade a escorregamentos como o grau de perda de um dado elemento ou conjunto de elementos dentro da área impactada pelo perigo (Corominas et al., 2014). Também é possível descrevê-la como a medida da resistência de um elemento e sua exposição ao escorregamento ou substituir tais fatores pela medida da fragilidade e sua capacidade de proteção (VanDine et al., 2004).

De acordo com Corominas et al. (2014), a vulnerabilidade pode ser avaliada de maneira quantitativa em termos monetários absolutos ou correspondentes ao valor dos elementos expostos, total de vítimas mortais, porcentagem do produto interno bruto per capita, entre outros tipos de escalas de indicadores. Tais autores consideram dois tipos de vulnerabilidade: a) Vulnerabilidade física em que há danos diretos a construções, serviços públicos e infraestruturas. Neste tipo, seus prejuízos podem ser avaliados em termos monetários, mas também é possível expressá-la em termos da extensão dos danos ou do custo para recuperá-los e b) Vulnerabilidade de pessoas, que está relacionada se o escorregamento resultará em mortes e ferimentos. Também pode ser expressa em termos monetários, geralmente relativos aos custos de resgate, hospitalização e tratamento, porém os impactos sociais causados pelas perdas de vidas e ferimentos não são facilmente quantificados (Corominas et al., 2014).

Conforme Marchezini e Wisner (2017), a vulnerabilidade inclui estruturas sociais e econômicas que influenciam diretamente a capacidade de diferentes elementos de enfrentar e se recuperar de impactos causados por eventos perigosos. Nesse sentido, Wisner et al. (2003) propõem que para entender desastres, além de compreender os tipos de perigos que podem afetar as pessoas, é essencial conhecer os graus de vulnerabilidade de diferentes grupos sociais.

Nesse sentido, entende-se que a vulnerabilidade não é provocada somente pela suscetibilidade física do ambiente, mas também se relaciona à fragilidade social e à ausência de resiliência, ou seja, da capacidade de recuperação e resposta a impactos dos fenômenos perigosos, dos elementos expostos, resultante de suas características socioeconômicas (Cardona, 2006). Entretanto, é comum haver confusão entre os conceitos, pois apesar de geralmente a vulnerabilidade se referir a influências externas, que juntamente com causas intrínsecas à predisposição física, tornam alguém ou algo mais

propenso a possíveis perdas ou danos e a suscetibilidade corresponder à predisposição física de uma área (Saha et al., 2021). Assim, de acordo com Bruzón et al. (2024) e Saha et al. (2021), a maioria dos estudos sobre escorregamentos se baseia na suscetibilidade e não considera a vulnerabilidade, deixando de avaliar a influência de ações humanas e de fatores sociais e econômicos em suas análises.

No Brasil diversas pesquisas abordam a avaliação da vulnerabilidade, assim como nos trabalhos realizados por Debortoli et al. (2017), Matos, Vieira e Ferreira (2017), Brito, et al. (2020), Mendonça e Silva (2020), Hader, Reis e Peixoto (2022), Ribeiro, Saito e Alvalá (2022), Almeida et al. (2023) e Ávila et al. (2024). No entanto, ainda são necessários avanços no desenvolvimento de abordagens que avaliem a vulnerabilidade e incluam fatores do ambiente natural e a análise das relações humanas com o território (Ávila et al., 2024).

Diante do exposto, o trabalho tem como objetivo realizar uma revisão das principais técnicas e métodos quantitativos utilizados recentemente na avaliação da vulnerabilidade a escorregamentos em diferentes países que, assim como o Brasil, apresentam dificuldades na aplicação de estratégias quantitativas relacionadas à falta de dados temporais sobre escorregamentos e sobre dados socioeconômicos.

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Por se tratar de uma revisão da literatura, foram recuperadas produções indexadas nas bases de dados *Web of Science* e *ScienceDirect*. Os seguintes termos de indexação foram utilizados: "*landslide*" e "*vulnerability*" com a delimitação temporal entre os anos de 2022 e 2024 de modo a abranger trabalhos recentes realizados em qualquer localidade. Os critérios para inclusão das publicações foram i. apresentar os termos utilizados nas buscas no título, entre as palavras-chave e/ou no resumo e; ii. utilizar métodos quantitativos ou semiquantitativos para a avaliação da vulnerabilidade. As publicações que, apesar de terem sido recuperadas pelas bases de dados não tinham relação com os objetivos deste trabalho por não apresentarem os critérios de inclusão estabelecidos foram excluídas.

Inicialmente foi realizada a leitura dos títulos e resumos e os que utilizavam uma abordagem quantitativa ou semiquantitativa para avaliar a vulnerabilidade a escorregamentos foram selecionados

para a leitura completa. No total 10 artigos foram selecionados para a apreciação do método aplicado, dos resultados alcançados e da discussão.

Para analisar a produção científica identificada não foram utilizadas técnicas qualitativas e/ou quantitativas específicas de tratamento de dados. Desse modo, os textos foram analisados separadamente e, posteriormente, comparados para identificar, principalmente, fatores em comum entre as publicações. Assim, os trabalhos foram divididos de acordo com a técnica utilizada: métodos multicritério de tomada de decisão, métodos estatísticos, modelos probabilísticos e *machine learning*.

MÉTODOS MULTICRITÉRIO DE TOMADA DE DECISÃO

Os métodos multicritério de tomada de decisão[1] fornecem ferramentas que, por meio da comparação por pares, permitem a atribuição de um peso para cada critério e, assim, estabelecem a importância relativa dos fatores causadores de vulnerabilidade (Pardeshi, Autade e Pardeshi, 2013). Segundo Chen, Yu e Khan (2010), essas técnicas combinam as informações de vários critérios para criar um único índice de avaliação. Entretanto, apesar de serem muito úteis e utilizados em diversos estudos, é necessário ressaltar que as classificações resultantes da aplicação de tais métodos geralmente são condicionados aos critérios de avaliação e a incerteza pode estar relacionada a várias fontes diferentes, incluindo a seleção e o peso dos critérios e o processamento dos dados (Chen, Yu e Khan, 2010).

A pesquisa realizada por Hejazi, Sharifi e Arvin (2022) é um exemplo da utilização de método multicritério de tomada de decisão para redução de riscos. Os autores aplicaram os modelos *Decision-Making Trial and Evaluation* (DEMATEL) (Gabus e Fontela, 1972) e *Vlse Kriterijumsk Optimizacija Kompromisno Resenje* (VIKOR) (Aprikovich, 1998), para avaliar a vulnerabilidade social a diversos tipos de perigos, incluindo escorregamentos na província de Khuzestan no Irã. Primeiramente, os autores coletaram dados georreferenciados para obtenção de mapas de perigo por meio de dados governamentais. Em seguida, foi realizada a definição dos índices de vulnerabilidade social por meio da identificação de índices de vulnerabilidade social com base em revisão da literatura e verificação da disponibilidade de dados no censo demográfico do país. Assim, os modelos foram aplicados para

[1] MCDM, na sigla em inglês.

a atribuição de peso de cada índice para classificar cada município em termos de vulnerabilidade social (Hejazi, Sharifi e Arvin, 2022). Os resultados permitiram identificar os municípios mais vulneráveis e os índices de maior influência no aumento da vulnerabilidade social, ou seja, maior população rural e menores taxas de alfabetização e emprego (Hejazi, Sharifi e Arvin, 2022). Entretanto, os autores destacam que a pesquisa apresentou algumas limitações relacionadas ao acesso e à falta de mapas de perigo e de dados abrangentes e atualizados. Também, ressaltaram a necessidade de estudos que considerem a vulnerabilidade física das construções e o acesso da população a serviços e infraestruturas como fatores que influenciam os índices de vulnerabilidade social.

Shah et al. (2023) utilizaram o método *Analytic Hierarchy Process* (AHP) para avaliar o perigo, a vulnerabilidade e o risco de escorregamentos na cordilheira de Hindukush no Paquistão. Os autores elaboraram um inventário de escorregamentos com base na interpretação em tela de imagens disponibilizada no *Google Earth* e atualizado em campo considerando a morfologia, alterações na vegetação e presença de depósitos (Shah et al., 2023). Os fatores causais foram designados para a análise de suscetibilidade, considerando a influência na distribuição espacial dos escorregamentos, e foi utilizada uma razão de frequência para a avaliação de suscetibilidade, que analisa a relação entre o inventário de escorregamentos e os fatores causais selecionados (Shah et al., 2023). Em seguida, foi feita a seleção de fatores desencadeadores, intensidade, duração da precipitação e tremor induzido por um terremoto representado pelo pico de aceleração do solo (Shah et al., 2023). Os autores elaboraram um mapa de perigo estático em razão da falta de registro temporais sobre escorregamentos na área de estudo (Equação 1).

$$TI = (PGA \times 0{,}3) + (RF \times 0{,}7) \quad (1)$$

Onde TI é Fator desencadeador, PGA é Pico de aceleração do Solo e RF é precipitação (Shah et al., 2023).

Para determinar a vulnerabilidade física das construções foi aplicado o modelo *Analytic Hierarchy Process* (AHP), e os dados populacionais foram divididos em quatro classes para quantificar a vulnerabilidade social. Também foram atribuídos pesos à agricultura, floresta e corpos d'água para quantificar a vulnerabilidade ambiental (Shah et al., 2023). A avaliação de risco foi realizada pela elaboração do mapa de risco, que foi criado com base na combinação dos mapas de suscetibilidade e vulnerabilidade; os índices de risco (R) foram determinados pela equação 2; e o

AHP foi aplicado para classificar os valores de risco resultantes de muito baixo a muito alto (Shah et al., 2023).

$$R = (H \times 0{,}6) + (V \times 0{,}4) \quad (2)$$

Onde R é o índice de risco de escorregamento, H é o perigo de escorregamento e V é o índice de vulnerabilidade de escorregamento (Shah et al., 2023).

Os resultados da pesquisa identificaram que a maior parte da área de estudo está na classe de baixo risco e risco moderado (Shah et al., 2023). Os autores apontam que este estudo representa um método intermediário entre as abordagens puramente qualitativas e quantitativas, capaz de fornecer níveis de risco relativos. Entretanto, a pesquisa apresenta limitações relacionadas à indisponibilidade de dados temporais sobre escorregamentos e de dados mais detalhados sobre elementos em risco (Shah et al., 2023).

MÉTODOS ESTATÍSTICOS

Os métodos estatísticos são adotados como uma maneira de minimizar a subjetividade da atribuição de pesos aos critérios, tornando os resultados mais replicáveis (Guzzetti, et al., 1999; Kanungo et al., 2009). Existem duas categorias de análise estatística: a) análise estatística bivariada, em que cada camada de dados do fator causal é comparada com a distribuição existente de escorregamentos e os pesos dos fatores causais são atribuídos considerando a densidade do escorregamento (Pardeshi, Autade e Pardeshi, 2013); e b) análise estatística multivariada, na qual a contribuição relativa de cada camada de dados é considerada para a vulnerabilidade total (Pardeshi, Autade e Pardeshi, 2013). Nesse tipo de análise, cada célula da amostra aleatória assumirá um valor da função de acordo com as características dos fatores causais (Santacana, et al., 2003)

Bruzón et al. (2024) trazem o uso da análise estatística bivariada para avaliação de vulnerabilidade a escorregamentos no estado de Guerrero no México por meio da lógica *fuzzy*, comparando os resultados com aqueles obtidos por um método heurístico, por meio de uma análise de correlação. Os autores dividiram as variáveis em três tipos: valores ecológicos; atraso de regeneração e vulnerabilidade socioeconômica.

A lógica *fuzzy* foi aplicada para medir o atraso de regeneração e os valores obtidos anteriormente foram combinados para gerar um valor de vulnerabilidade ecológica por meio de outra aplicação da lógica *fuzzy* e os valores de vulnerabilidade socioeconômica foram calculados pela média das variáveis socioeconômicas (Bruzón et al. 2024). Os resultados de Bruzón et al. (2024) mostraram que geralmente não existem correlações elevadas entre os métodos *fuzzy* e heurístico. Ambas apresentaram resultados similares para a porcentagem de áreas classificadas como vulnerabilidade moderada, mas demonstraram diferenças significativas para as demais classificações, com destaque para a superestimação das áreas altamente vulneráveis pelo método heurístico e poucas classificadas na categoria de vulnerabilidade muito alta. Por outro lado, o método *fuzzy* apresentou uma distribuição mais equilibrada dos diferentes níveis de vulnerabilidade. De acordo com estes autores, essa discrepância pode ser explicada porque os métodos heurísticos determinam de forma qualitativa os níveis de vulnerabilidade por meio de termos descritivos já que os pesos dos fatores de risco são atribuídos de acordo com a experiências e expectativa do pesquisador. Desse modo, a lógica *fuzzy* pode ser utilizada para resolver problemas relacionados à seleção subjetiva de categorias (Bruzón et al., 2024).

Ainda, em relação a essa pesquisa, a técnica heurística levou a uma superestimação das categorias moderada e alta porque esse tipo de análise tende a gerar uma maior representatividade das categorias do meio das matrizes de dupla entrada, enquanto no método *fuzzy* as arestas dessas categorias não são estáticas, logo, os dados na borda podem ser classificados de maneira diferente dos resultados heurísticos, dependendo da implementação das regras de lógica *fuzzy* (Bruzón et al., 2024). Ainda, de acordo com estes autores, os resultados da pesquisa contemplam os fatores determinantes dos escorregamentos e suas relações. Ademais, segundo Bruzón et al. (2024), o uso da lógica *fuzzy* possibilita a automação do processo de mapeamento de vulnerabilidades a escorregamentos de maneira multiespacial, multitemporal, escalável e replicável.

Outro exemplo da aplicação da lógica *fuzzy* foi realizado por Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz (2023), que teve como objetivo mapear o risco de escorregamentos na bacia hidrográfica do Alamut no Irã com base na vulnerabilidade e suscetibilidade relativas. Os autores determinaram as camadas de fatores causais de acordo com revisão da literatura, características da área de estudo e

disponibilidade de dados, e elaboraram um inventário de escorregamentos (Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz, 2023).

Os operadores *fuzzy* foram utilizados para análise de suscetibilidade, em que a área de escorregamentos foi calculada dentro de cada classe de fatores causais e o método da razão de frequência foi utilizado para determinar a relação probabilística entre os escorregamentos (Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz, 2023). A fase subsequente consistiu na validação pela aplicação dos índices *Density ratio* (Dr) e *Quality sum* (Qs), de tal modo que o mapa de suscetibilidade mais válido apresenta a melhor distinção entre áreas de escorregamentos de alta densidade de baixa densidade (Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz, 2023). O mapa de vulnerabilidade foi elaborado por meio da construção do mapa de recursos da bacia hidrográfica. Os autores basearam-se na opinião de um especialista para atribuir um valor entre zero e um para cada elemento para indicar o dano, assim, o estudo considerou o dano potencial como o valor de vulnerabilidade. Por fim, o risco espacial de escorregamentos foi calculado multiplicando a suscetibilidade e o potencial de danos aos recursos no ambiente (Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz, 2023). Os resultados indicaram que a maioria das áreas classificadas como de risco alto e muito alto tem usos da terra (residencial, pomares, terras agrícolas irrigadas, pastagens, terras agrícolas de sequeiro e estradas). Ademais, a análise com operadores *fuzzy* revelou que a litologia e o uso da terra desempenham um papel significativo na ocorrência de escorregamentos, enquanto a altitude e as distâncias de estradas, corpos d'água e falhas têm pouca influência nesses eventos (Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz, 2023). Ressalta-se que o estudo apresenta resultados significativos ao apoio à tomada de decisão associadas à gestão de redução de riscos de desastres e o índice de vulnerabilidade utilizado na pesquisa foi estabelecido de maneira subjetiva, isto é, baseado nas opiniões de um especialista, tornando a abordagem aplicada semiquantitativa.

Ribeiro, Saito e Alvalá (2022) utilizaram análises estatísticas multivariadas para avaliar a vulnerabilidade a escorregamentos, inundações e enxurradas de cidades brasileiras pequenas com menos de cem mil habitantes e valores altos ou muito altos de Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM), por meio de uma análise de componente principal (PCA) para os dados quantitativos e uma análise de correspondência múltipla (MCA) para identificar correlação entre as

variáveis qualitativas. O estudo utilizou 30 indicadores quantitativos e 40 qualitativos tendo como baseuma revisão da literatura e disponibilidade de dados (Ribeiro, Saito e Alvalá, 2022).

A pesquisa mostra que as maiores taxas de vulnerabilidade nos municípios analisados estavam relacionadas principalmente a indicadores de baixos níveis socioeconômicos. Ademais, fatores como maior número de famílias chefiadas por mulheres sem ensino primário completo, maior papel econômico do setor agropecuário e maior disparidade entre trabalhadores formais e informais estão relacionados a taxas mais altas de vulnerabilidade (Ribeiro, Saito e Alvalá, 2022). De maneira geral as populações dos municípios classificados como mais vulneráveis apresentam baixa escolaridade e renda, são, em grande parte, empregados no setor agrícola e carecerem de serviços básicos de saúde e transporte (Ribeiro, Saito e Alvalá, 2022).

Os resultados do estudo também indicam que, apesar do IDHM ser utilizado como indicador da capacidade de resposta aos riscos de desastres em estudos que visaram avaliar a resiliência e a vulnerabilidade das populações em cidades brasileiras, valores elevados de IDHM não necessariamente correspondem a uma melhor capacidade de redução do risco de desastres, já que o IDHM não considera variáveis relativas à infraestrutura habitacional, à mobilidade e às estruturas institucionais (Ribeiro, Saito e Alvalá, 2022).

O estudo conduzido por Rahman et al. (2022) traz a avaliação de suscetibilidade, exposição e vulnerabilidade a escorregamentos no Vale Shahpur no Paquistão utilizando os modelos estatísticos *Weight of Evidence* (WoE) e *Information Value* (IV). A primeira fase da pesquisa consistiu na identificação de escorregamentos anteriores a partir da análise de imagens de satélite e dados governamentais e na seleção dos fatores contribuintes com base em revisão da literatura e conhecimento da comunidade local (Rahman et al., 2022). Em seguida, os autores aplicaram o modelo IV para medir o efeito dos fatores contribuintes e calcular a suscetibilidade a escorregamentos com base em eventos passados de escorregamentos e sua correlação com os fatores que contribuíram para o evento. Os autores calcularam o índice de suscetibilidade a escorregamentos usando a soma dos pesos dos fatores causais resultante de ambos os modelos. Por fim, foram realizadas as avaliações de vulnerabilidade e risco em que foram definidos os elementos em risco por meio do conhecimento de indígenas e especialistas para elaborar mapas de exposição com base no mapa de suscetibilidade.

Assim, os mapas de exposição foram usados para preparar o mapa de vulnerabilidade por meio de uma abordagem geoestatística (Equação 3) (Rahman et al., 2022).

$$V = P(D) \quad (3)$$

Onde P é a probabilidade de perda por escorregamentos e D é o elemento em risco, desse modo, o risco foi calculado pela equação 4 (Rahman et al., 2022).

$$R = H \times V \quad (4)$$

Onde R é o risco potencial, H é a probabilidade de perigo e V é a vulnerabilidade calculada (Rahman et al., 2022).

Segundo os autores, a maior limitação da pesquisa foi a indisponibilidade de registros temporais de escorregamentos. Assim, a probabilidade de ocorrência foi utilizada em vez do perigo de escorregamentos, acarretando algum grau de incerteza na avaliação (Rahman et al., 2022). Os resultados de Rahman et al. (2022) indicaram que ambos os modelos demonstraram alta precisão com base em conjuntos de dados de treinamento e validação, além de corroborarem com pesquisas anteriores.

MODELOS PROBABILÍSTICOS

Os modelos probabilísticos também são aplicados para minimizar a subjetividade no estabelecimento do peso dos critérios (Carrara et al., 1999; Guzzetti et al., 1999; Kanungo, et al., 2009). Essas técnicas utilizam um cenário probabilístico para comparar a distribuição espacial dos escorregamentos em relação a diferentes fatores causais, assim os dados temáticos podem ser transformados em dados contínuos de acordo com o grau de dependência entre os escorregamentos e as categorias de cada camada de dados temáticos (Kanungo et al., 2009).

Manzan et al. (2022) aplicaram modelos probabilísticos relacionados às mudanças climáticas para analisar a vulnerabilidade aos perigos de secas, tempestades, incêndios florestais, ondas de calor, geadas, inundações, escorregamentos e quedas de rocha no presente e em cenários futuros na cidade de Trieste na Itália. Para o cenário foram usadas informações e dados climáticos em nível municipal

e regional, mas para a construção dos cenários futuros foram utilizados de forma conjunta Modelos Climáticos Globais e Regionais (Manzan et al., 2022).

Estes autores ressaltam que esse tipo de análise pode ser útil para avaliação da vulnerabilidade futura, pois é possível determinar as mudanças esperadas na frequência e intensidade dos perigos. Desse modo, o estudo traz a probabilidade de ocorrência para os diferentes tipos de eventos analisados no cenário presente e as mudanças esperadas na frequência e intensidade, bem como a expectativa de prazo para essas alterações. (Manzan et al., 2022). O método gerou bons resultados e emprega uma abordagem estatística para apoiar os valores inseridos no modelo ao invés de depender somente de um processo heurístico, baseado na experiência e opinião do responsável pelo preenchimento dos dados no modelo (Manzan et al., 2022). No entanto, os autores apontam que o método depende da disponibilidade de dados temporais e de conhecimento especializado para a manipulação das projeções de dados climáticos futuros, o que pode ser um problema conforme a área estudada.

MACHINE LEARNING

As técnicas de *machine learning* são utilizadas para acelerar a análise e eliminar dados não relacionados, auxiliando na diminuição da influência humana e melhorar a performance do processo de tomada de decisão dinâmica (Bradley, 1997; Pham et al., 2022; Tehrani et al., 2022; Janizadeh et al., 2023). Os algoritmos não dependem de suposições estatísticas sobre a distribuição dos dados, trabalham com conjuntos de dados não-lineares e resolvem com sucesso problemas de classificação que são difíceis de distinguir (Yu, Yang e Li, 2018).

Huang et al. (2023) aplicaram os algoritmos *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest* (RF) e *Back Propagation Neural Network* (BPNN) para desenvolver um modelo e previsão para avaliação da vulnerabilidade a riscos geológicos de redes de estradas em áreas montanhosas na província de Fujian na China. A primeira fase do estudo consistiu no levantamento das características da malha rodoviária, populacionais e da capacidade de resposta da população. E seguida, o método AHP foi aplicado para a determinação dos pesos das características levantadas na fase anterior, a técnica *Fuzzy-Analytical Hierarchy Process* (FAHP) foi utilizada para quantificar a incerteza nas

preferências do método AHP e a técnica *Analytical Hierarchy Process-Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (AHP-TOPSIS) foi aplicada para calcular os pesos das características levantadas na primeira fase (Huang et al., 2023). Então, os valores do FAHP e do AHP-TOPSIS foram comparados para verificar a precisão dos resultados para, por fim, avaliar a vulnerabilidade rodoviária com base nos algoritmos, utilizando os resultados da avaliação preliminar de vulnerabilidade como conjunto de amostras (Huang et al., 2023). Os resultados indicam que o algoritmo SVM possui um domínio de valor menor em comparação aos outros dois algoritmos.

Isso indica, até certo ponto, que o modelo construído usando o algoritmo SVM é menos capaz de aprofundar as diferenças existentes entre dados complexos ademais, a precisão da previsão do modelo RF foi maior do que a do modelo BPNN em ambos os conjuntos de amostras, e o modelo baseado no conjunto de amostras FAHP usando o algoritmo RF teve a maior precisão de predição (Huang et al., 2023). Embora, as técnicas aplicadas tenham reduzido significativamente a subjetividade dos resultados, ressalta-se que ainda não há como verificar os resultados do zoneamento de vulnerabilidade, já que ela é o atributo social dos desastres naturais, logo é inadequado usar dados históricos de desastres para verificar os resultados da avaliação de vulnerabilidade (Huang et al., 2023). Contudo, os autores evidenciam que a previsão espaço-temporal da vulnerabilidade de elementos afetados por riscos é fundamental para mitigar o impacto de desastres naturais.

O RF foi aplicado por Kühnl et al. (2023) para avaliar a vulnerabilidade a escorregamentos na cidade de Medelín na Colômbia ao longo do tempo. Para tal, foram geradas máscaras urbanas para classificar a cobertura do solo aplicando um método de categorização supervisionado baseado em *pixels* usando o modelo RF para a classificação de mosaicos de imagens Landsat para os anos 1994, 2006 e 2018 (Kühnl et al., 2023). Em seguida, a área urbana construída foi dividida em uma categoria para assentamentos informais e outra para assentamentos formais, enquanto um método de desagregação foi aplicado para estimação da população em nível de *pixel*. As máscaras urbanas multitemporais, os assentamentos informais e a estimativa da população foram combinados com o mapa de risco de escorregamentos para a análise multitemporal de exposição e vulnerabilidade social (Kühnl et al., 2023). Os resultados apontaram que os assentamentos informais representam a maior parte da ocupação das áreas de perigo de escorregamentos, além do aumento da área urbana total, e das áreas e pessoas expostas ao perigo de escorregamentos ao longo do tempo, incluindo o

crescimento da porcentagem de assentamentos formais em áreas sujeitas a escorregamentos. O estudo evidencia como técnicas de *machine learning* podem ser aplicadas para mapear e mensurar desigualdades com o uso de dados heterogêneos. É uma forma de trazer essa desigualdade para o centro das atenções e fornecer aos decisores informações melhores para desenvolver políticas socialmente responsáveis (Kühnl et al., 2023). Os autores citam que, em consequência da indisponibilidade de dados temporais, foi necessário admitir o risco de escorregamentos como constante ao longo do tempo. Além disso, devido à ausência de dados socioeconômicos, os autores assumiram os moradores de assentamentos informais como mais vulneráveis (Kühnl et al., 2023).

O estudo de Jaafari, Mafi-Gholam e Yousefi (2024) visou desenvolver um índice de resiliência social com base na vulnerabilidade a escorregamentos, sendo o modelo RF aplicado na construção do mapa de vulnerabilidade da província de Chahar Mahaal e Bakhtiari no Irã. Foi construído um inventário de escorregamentos na região entre 1997 e 2017 e foram selecionados, por revisão da literatura, os fatores condicionantes dos escorregamentos (Jaafari, Mafi-Gholam e Yousefi, 2024). O RF foi aplicado para a análise e mapeamento de escorregamentos a partir dos dados das fases anteriores e indicadores de resiliência foram selecionados por revisão bibliográfica, sendo a lógica *fuzzy* utilizada para atribuir pesos aos indicadores de resiliência por meio de questionários respondidos por dez especialistas sobre o tema (Jaafari, Mafi-Gholam e Yousefi, 2024).

Os índices de resiliência social foram calculados utilizando os pesos atribuídos na fase anterior para avaliar a resiliência total com base na análise conjunta do mapa de vulnerabilidade e dos índices de resiliência social (Jaafari, Mafi-Gholam e Yousefi, 2024). Os resultados reforçam que a resiliência social varia de acordo com o contexto, logo deve ser avaliada para diferentes grupos socioeconômicos. O estudo também aponta que os indicadores de resiliência estão interconectados e interdependentes, ou seja, são afetados e afetam uns aos outros, desse modo, os autores destacam que um desenvolvimento regional mais equilibrado e capaz de aumentar a resiliência das populações em situação de vulnerabilidade exige a melhoria de todos os indicadores simultaneamente, o que representa um desafio para os tomadores de decisão. Os resultados mostram que a maior parte dos escorregamentos que ocorrem na área de estudo se concentram nas regiões de baixo e médio índice de resiliência total (Jaafari, Mafi-Gholam e Yousefi, 2024). Os autores apontam que a ponderação de variáveis e indicadores socioeconômicos foram baseadas em opiniões de especialistas, trazendo um

certo grau de subjetividade aos resultados. O índice de resiliência social utilizado no estudo foi baseado em uma agregação de quatro dimensões e seus indicadores, o que pode não contemplar as relações complexas e não lineares entre elas (Jaafari, Mafi-Gholam e Yousefi, 2024).

COMPARAÇÃO ENTRE OS MÉTODOS

Por meio dos estudos identificados, é possível destacar que os dados e variáveis mais utilizados foram o mapa de perigo, ou suscetibilidade, ou inventário de escorregamentos; fatores ambientais relacionados à ocorrência de escorregamentos (declividade, chuva e cobertura vegetal); características socioeconômicas e demográficas da população (renda, taxa de desemprego, idade e gênero); características das construções e; infraestrutura presente na área de estudo (hospitais e malha rodoviária) (Quadro 1)

Quadro 1: Dados e varáveis utilizados em cada método

Dados ou Variáveis	**Método**									
	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**
Mapa de perigo ou suscetibilidade ou inventário de escorregamentos		✓		✓	✓		✓	✓		✓
Fatores ambientais	✓			✓	✓		✓	✓		✓
Características socioeconômicas e demográficas da população	✓	✓	✓	✓					✓	
Características das construções	✓		✓	✓	✓					✓
Infraestrutura presente na área de estudo			✓	✓	✓				✓	✓
Uso e ocupação do solo				✓			✓		✓	✓
Imagens de satélite						✓			✓	✓
Histórico de eventos climáticos extremos e desastres naturais						✓				
Característica comunitárias									✓	
População por prédio										✓

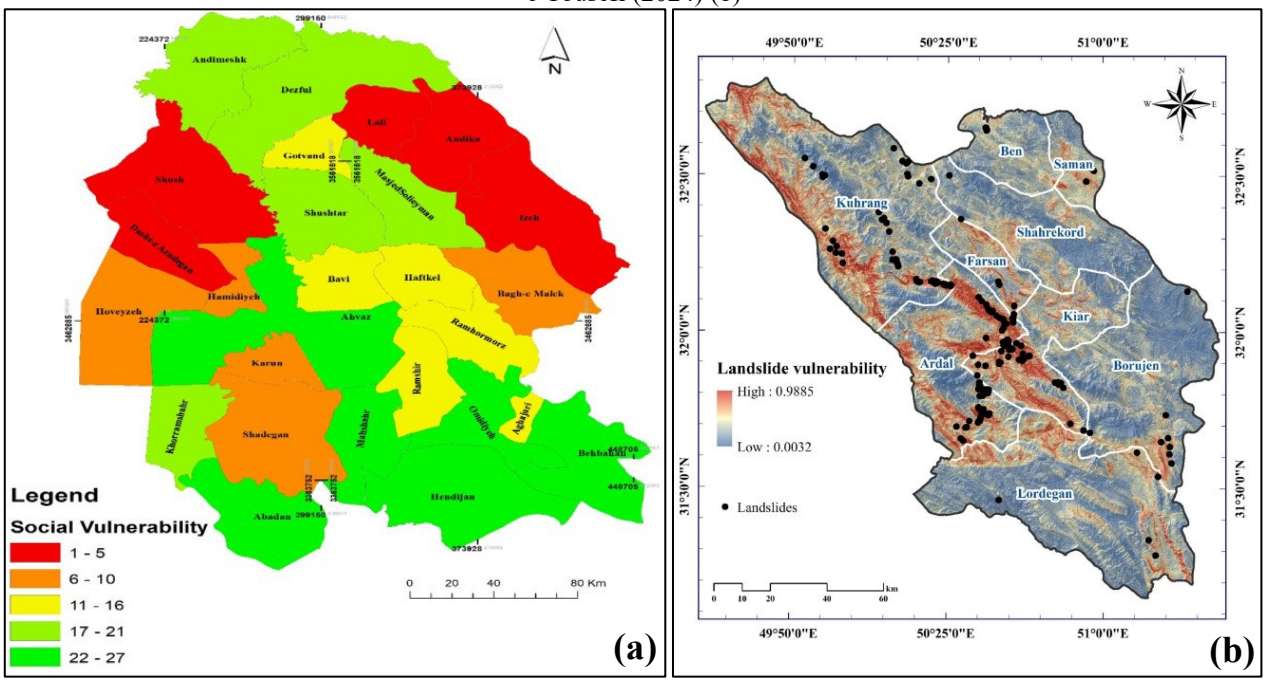
Método 1: Método estatístico: Lógica *fuzzy* (Bruzón et al., 2024).
Método 2: Método multicritério de tomada de decisão: DEMATEL e VIKOR (Hejazi, Sharifi e Arvin, 2022).
Método 3: *Machine learning*: SVM, RF e BPNN (Huang et al., 2023).
Método 4: *Machine learning*: RF (Jaafari, Mafi-Gholami e Yousefi, 2024).
Método 5: *Machine learning*: RF (Kühnl et al., 2023).
Método 6: Método probabilístico: Modelos Climáticos Globais e Regionais (Manzan et al., 2022).
Método 7: Método estatístico: Lógica *fuzzy* (Mosaffaie, Salehpour Jam e Sarfaraz, 2023).
Método 8: Método estatístico: WoE e IV (Rahman et al., 2022).
Método 9: Método estatístico: PCA e MCA (Ribeiro, Saito e Alvalá, 2022).
Método 10: Método multicritério de tomada de decisão: AHP (Shah et al., 2023).

Fonte: Autoras (2024).

Também vale ressaltar que os trabalhos abordados apresentam diferenças no tipo de escala e na quantidade de classes de vulnerabilidade, assim como pode ser observado nos resultados de Hejazi, Sharifi e Arvin (2022) e Jaafari, Mafi-Gholami e Yousefi (2024) (Figura 1). Tais diferenças

podem ser atribuídas, não somente ao uso de técnicas distintas, mas também às variáveis usadas e ao objetivo da pesquisa, já que no caso de Hejazi, Sharifi e Arvin (2022) a área de estudo foi classificada de acordo com indicadores de vulnerabilidade social baseados em dados socioeconômicos e demográficos da população e no mapa de perigo de escorregamentos, gerando uma pontuação entre 1 e 27, assim, quanto menor a pontuação, maior a vulnerabilidade. Enquanto, Jaafari, Mafi-Gholami e Yousefi (2024) classificaram a área de estudo em uma escala de 0,0032 (baixa vulnerabilidade) e 0,9885 (alta vulnerabilidade), além de considerarem fatores ambientais, características das construções, infraestrutura presente na área de estudo e uso e ocupação do solo para a classificação.

Figura 1: Exemplos de mapas de vulnerabilidade gerados por Hejazi, Sharifi e Arvin (2022) (a) e Jaafari, Mafi-Gholami e Yousefi (2024) (b)

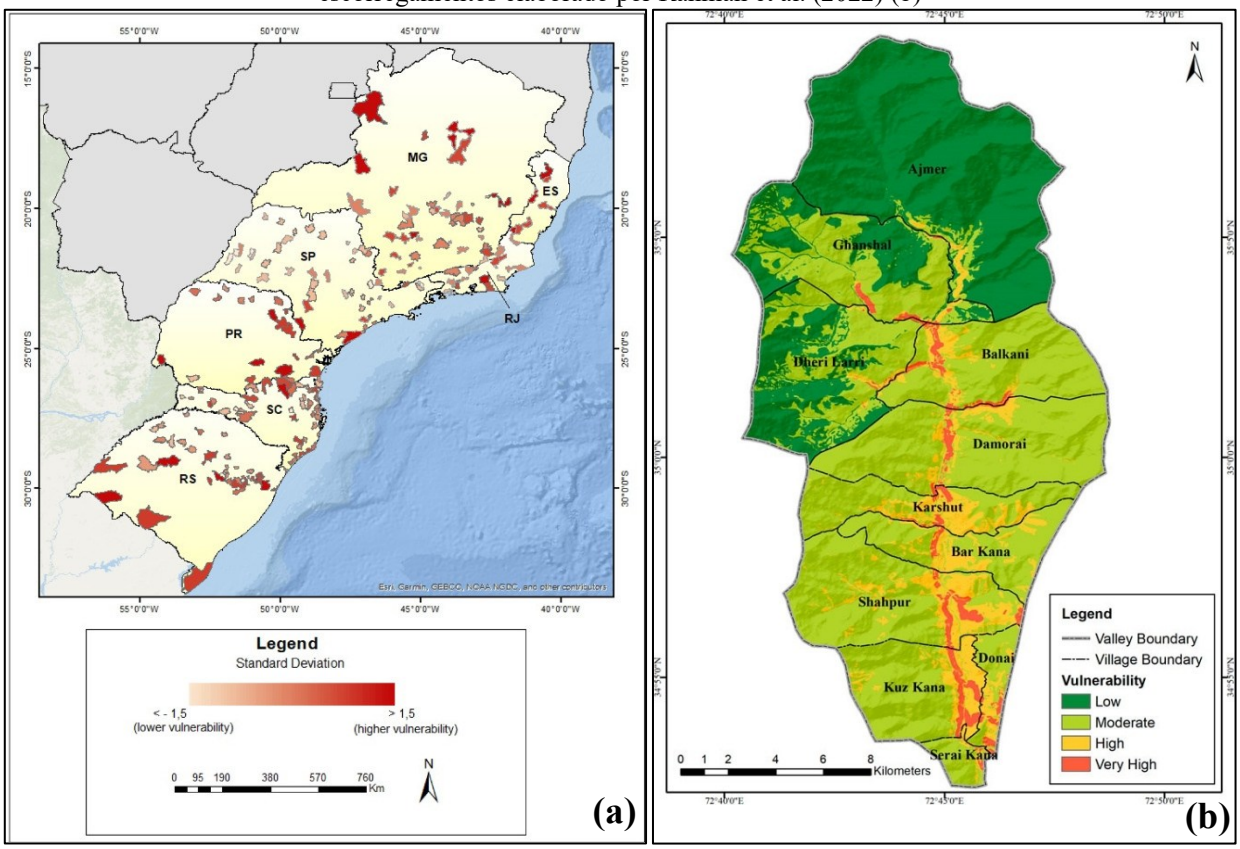


Fonte: Hejazi, Sharifi e Arvin (2022) e Jaafari, Mafi-Gholami e Yousefi (2024).

Ribeiro, Saito e Alvalá (2022) e Rahman et al. (2022) utilizaram métodos estatísticos e apresentam diferenças no tipo de escala e na quantidade de classes de vulnerabilidade Ribeiro, Saito e Alvalá (2022) consideraram a mesma importância para todos os fatores analisados e obtiveram a escala de vulnerabilidade social utilizando o desvio padrão da média da soma dos valores dos fatores de cada município, assim, a escala resultante varia entre -1,5 (baixa vulnerabilidade) e 1,5 (alta vulnerabilidade) (Figura 2a). Enquanto Rahman et al. (2022) se basearam nas opiniões de

especialistas, no conhecimento de indígenas e na localização de elementos considerados em risco e aplicaram a equação 3 para calcular a vulnerabilidade a escorregamentos, gerando uma escala de quatro classes de vulnerabilidade, variando entre baixa e muito alta (Figura 2b).

Figura 2: Mapas de vulnerabilidade social elaborados por Ribeiro, Saito e Alvalá (2022) (a) Mapa de vulnerabilidade a escorregamentos elaborado por Rahman et al. (2022) (b)



Fonte: Ribeiro, Saito e Alvalá (2022) e Rahman et al. (2022).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A avaliação da vulnerabilidade e seus efeitos em diferentes grupos sociais, além de estudos sobre suas causas e origens são essenciais para alcançar uma redução de riscos de desastres mais efetiva.

Esta pesquisa possibilitou explorar métodos multicritérios de tomada de decisão (AHP, DEMATEL e VIKOR), métodos estatísticos (Lógica *fuzzy*, PCA, MCA, WoE e IV), modelos

probabilísticos (Modelos Climáticos Globais e Regionais) e algoritmos de *machine learning* (SVM, RF e BPNN) na avaliação quantitativa da vulnerabilidade a escorregamentos em diversos estudos realizados em diferentes domínios morfoclimáticos, sob diferentes usos da terra e condições socioeconômicas e urbanas.

Foi possível observar que a limitação mais citada pelos pesquisadores, mesmo se tratando de países e localidades diferentes, foi a indisponibilidade de dados atualizados tanto socioeconômicos (principalmente relacionados a emprego, renda, escolaridade e idade da população) quanto temporais sobre a ocorrência de escorregamentos, indicando que a aplicação de métodos quantitativos ainda pode ser desafiadora em regiões pouco desenvolvidas e os investimentos continuam escassos na coleta e registro de dados populacionais e climáticos e para construção de inventários precisos. Portanto, embora os resultados apresentados pelos estudos analisados demonstrarem uma grande contribuição e avanço para a redução da subjetividade na avaliação da vulnerabilidade, deve-se destacar que, em razão da complexidade do tema, pesquisas que abordem de maneira quantitativa a vulnerabilidade e suas diversas dimensões ainda são necessárias para que métodos e técnicas cada vez mais sofisticados e acessíveis sejam explorados e desenvolvidos.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, L. Q.; COSTA, M. R. P. S.; FRAZÃO, A. P. R. F.; FREITAS, A. G.; SOUZA, E. A.; SOUZA, J. L.; MATOS, L. S.; JUVENAL, P. H. S.; SILVA, J. G.; TIRELO, T. S. B. Riesgo de desastre y cambio climático: Un breve análisis a partir del estudio de caso de Galinhos, Brasil. **Revista de Estudios Latinoamericanos sobre Reducción del Riesgo de Desastres**, v. 7, p. 111, 2023. DOI: 10.55467/reder.v7i2.127.

ÁVILA, F. F.; ALVALÁ, R. C.; MENDES, R. M.; AMORE, D. J. Socio-geoenvironmental vulnerability index (SGeoVI) derived from hybrid modeling related to populations at-risk to landslides. **Natural Hazards**, v. 120, p. 8121-8151, 2024. DOI: 10.1007/s11069-024-06526-z.

BRADLEY, A. P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. **Pattern Recognition**. v. 30, n. 7, p. 1145-1159, 1997. DOI: 10.1016/S0031-3203(96)00142-2.

BRUZÓN, A. G.; ARROGANTE-FUNES, P.; ÁLVAREZ-RIPADO, A.; OSUNA, D.; NOVILLO, C. J.; ARROGANTE-FUNES, F. Enhancing Landslide Vulnerability Mapping Through Automated Fuzzy Logic Algorithm-Based Methodology. **Geotechnical and Geological Engineering**. p. 1-17, 2024. DOI: 10.1007/s10706-023-02714-z.

CARDONA, O. D. **Midiendo lo inmedible**. Santiago: Centro de estudios sobre desastres y riesgos – CEDERI: Universidad de Los Andes, 2006.

CARRARA, A.; GUZZETTI, F.; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P. Use of GIS Technology in the Prediction and Monitoring of Landslide Hazard. **Natural Hazards**. v. 20, p. 117–135, 1999. DOI: 10.1023/A:1008097111310.

CHEN, Y.; YU, J.; KHAN, S. Spatial sensitivity analysis of multi-criteria weights in GIS-based land suitability evaluation. **Environmental Modelling & Software**, v. 25, n.12, p. 1582-1591, 2010. DOI: 10.1016/j.envsoft.2010.06.001.

COROMINAS, J.; VAN WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALETE, J. P.; FOTOPOULOU, S.; CATANI, F.; VAN DEN EECKHAUT, 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. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 73, p. 209-263, 2014. DOI: 10.1007/s10064-013-0538-8.

GABUS, A.; FONTELA, E. **World problems, an invitation to further thought within the framework of DEMATEL**. Geneva: Battelle Geneva Research Centre, 1972.

GUZZETTI, F. CARRARA, A.; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P. Landslide hazard evaluation: an aid to a sustainable development. **Geomorphology**, v. 31, p. 181-216, 1999. DOI: 10.1016/S0169-555X(99)00078-1.

HADER, P. R. P.; REIS, F. A. G. V.; PEIXOTO, A. S. P. Landslide risk assessment considering socionatural factors: methodology and application to Cubatão municipality, São Paulo, Brazil. **Natural Hazards**, v. 110, 1273-1304, 2022. DOI: 0.1007/s11069-021-04991-4.

HEJAZI, S. J.; SHARIFI, A.; ARVIN, M. Assessment of social vulnerability in areas exposed to multiple hazards: A case study of the Khuzestan Province, Iran. **International Journal of Disaster Risk Reduction**. v. 78. p. 1-19, 2022. DOI: 10.1016/j.ijdrr.2022.103127.

HUANG, S.; DOU, H.; JIAN, W.; GUO, C.; SUN, Y. Spatial prediction of the geological hazard vulnerability of mountain road network using machine learning algorithms. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 14, n. 1, p. 1-29, 2023. DOI: 10.1080/19475705.2023.2170832.

JAAFARI, A.; MAFI-GHOLAMI, D.; YOUSEFI, S. A spatiotemporal analysis using expert-weighted indicators for assessing social resilience to natural hazards. **Sustainable Cities and Society**, v. 100, 2024. DOI: 10.1016/j.scs.2023.105051.

JANIZADEH, S.; VAFAKHAH, M.; KAPELAN, Z.; MOBARGHAEE, D. N. Hybrid XGboost model with various Bayesian hyperparameter optimization algorithms for flood hazard susceptibility modeling. **Geocarto International**, v. 37, n. 25, p. 8273-8292, 2021. DOI:10.1080/10106049.2021.1996641.

KANUNGO, D.; ARRORA, M.; SARKAR, S.; GUPTA, R. Landslide Susceptibility Zonation (LSZ) mapping: a review. **Journal of South Asia Disaster Studies**, v. 2, p. 81-105, 2009.

KÜHNL, M.; SAPENA, M.; WURM, M; GEIß, C.; TAUBENBÖCK, H. Multitemporal landslide exposure and vulnerability assessment in Medellín, Colombia. **Natural Hazards**, v. 119, p. 883-906, 2023. DOI: 10.1007/s11069-022-05679-z.

MANZAN, M.; BACARO, G.; NARDINI, A.; CASAGRANDE, G.; PEZZI A.; PETRUZZELLIS, F.; TORDONI, E.; FONTOLAN G. Climate Change Risk and Vulnerabilities Analysis in Trieste SECAP. **Sustainability**, v. 14, n. 10, 5973, 2022. DOI: 10.3390/su14105973.

MARCHEZINI, V.; WISNER, B. Challenges for vulnerability reduction in Brazil: Insights from the PAR framework. In: MARCHEZINI, V.; WISNER, B.; LONDE, L. R.; SAITO, S. M. (orgs.). **Reduction of vulnerability to disasters**: from knowledge to action. São Carlos: Rima Editora, 2017. p. 57-96.

MATOS, L. J.; VIEIRA, B. C.; FERREIRA, C. J. Avaliação da vulnerabilidade de construções a corridas de detritos por meio do método PTVA (Papathoma Tsunami Vulnerability Assessment). **Boletim Paulista de Geografia**, v. 1, p. 42-65, 2017.

MOSAFFAIE, J.; SALEHPOUR JAM, A.; SARFARAZ, F. Landslide risk assessment based on susceptibility and vulnerability. **Environment, Development and Sustainability**, v. 26, p. 9285-9303, 2024. DOI: 10.1007/s10668-023-03093-4.

OPRICOVIC, S. **Multicriteria Optimization of Civil Engineering Systems**. Orientador: Gwo-Hshiung Tzeng. 1998. Thesis (PhD em Civil Engineering) – Faculty of Civil Engineering, Belgrade, 1998.

PARDESHI, S. D.; AUTADE, S. E.; PARDESHI, S. S. Landslide hazard assessment: recent trends and techniques. **SpringerPlus**, v. 2, n. 523, p. 1-11, 2013. DOI: 10.1186/2193-1801-2-523.

PHAM, Q. B.; KUMAR, M.; DI NUNNO, F.; ELBELTAGI, A.; GRANATA, F.; REZA, A.; ISLAM, M. T.; TALUKDAR, S.; NGUYEN, X. C.; AHMED, A. N. AHN, D. T. Groundwater level prediction using machine learning algorithms in a drought-prone area. **Neural Computing & Applications**. v.34, p. 10751–10773. 2022. DOI: 10.1007/s00521-022-07009-7.

RAHMAN, G.; BACHA, A, S.; MOAZZAM, M. F. U.; RAHMAN, A. U.; MAHMOOD, S.; ALMOHAMAD, H.; DUGHAIRI, A. A. A.; AL-MUTIRY, M.; ALRASHEEDI, M.; ABDO, H. G. Assessment of landslide susceptibility, exposure, vulnerability, and risk in shahpur valley, eastern hindu kush. **Frontiers in Earth Sciences**, v. 10, p. 1-23, 2022. DOI: 10.3389/feart.2022.953627.

RIBEIRO, D. S.; SAITO, S.; ALVALÁ, R. C. S. Disaster vulnerability analysis of small towns in Brazil. **International Journal of Disaster Risk Reduction**. v. 68, p. 1-28, 2022. DOI: 10.1016/j.ijdrr.2021.102726.

SANTACANA, N.; BAEZA, B.; COROMINAS, J.; PAZ, A.; MARTURIÁ, J. A GIS-Based Multivariate Statistical Analysis for Shallow Landslide Susceptibility Mapping in La Pobla de Lillet Area (Eastern Pyrenees, Spain). **Natural Hazards**, v. 30, p. 281-295, 2003. DOI: 10.1023/B:NHAZ.0000007169.28860.80.

SHAH, N. A.; SHAFIQUE, M.; ISHFAQ, M; FAISAL, K; VAN DER MEIJDE, M. Integrated Approach for Landslide Risk Assessment Using Geoinformation Tools and Field Data in Hindukush Mountain Ranges, Northern Pakistan. **Sustainability**, v. 15, n. 4, 2023. DOI: 10.3390/su15043102.

TEHRANI, F. S.; CALVELLO, M.; LIU, Z.; ZHANG, L.; LACASSE, S. Machine learning and landslide studies: recent advances and applications. **Natural Hazards**, v. 114, p. 1197–1245, 2022. DOI: 10.1007/s11069-022-05423-7.

VANDINE, D.; MOORE, G.; WISE, M.; VANBURKISK, C.; GERATH, R. 2004. Technical terms and methods. In: WISE, M., MOORE, G., VANDINE, D. (orgs.). **Landslide risk case studies in forest development planning and operations**. British Columbia: Ministry of Forests, Forest Science Program, Abstract of Land Management Handbook 56, 2004. p. 13-26,.

VAN WESTEN, C.; VAN ASCH, T.; SOETERS, R. Landslide hazard and risk zonation - why is it still so difficult? **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 65, p. 167-184, 2006. DOI: 10.1007/s10064-005-0023-0.

WISNER, B.; BLAIKIE, P.; CANNON, T.; DAVIS, I. **At risk**: natural hazards, people's vulnerability and disasters. 2. ed. Londres: Routledge, 2003.

YU, M.; YANG, C.; LI, Y. Big data in natural disaster management: A review. **Geosciences**, v. 8, n. 165, p. 1-26, 2018. DOI: 10.3390/geosciences8050165.