

联合机器学习模型与物理力学模型的降雨条件下兰州地区浅层黄土滑坡危险性分析

孔嘉旭¹, 冯卫^{1*}, 庄建琦^{2*}, 彭建兵³, 南静静⁴, 董英¹,
于国强¹, 贾俊¹, 刘港¹, 江睿君¹, 马志亮³, 刘魁⁵

1. 中国地质调查局西安地质调查中心(西北地质科技创新中心) 西安 710119, 中国
2. 四川大学灾后重建与管理学院 成都 610207, 中国
3. 长安大学地质工程与测绘学院 西安 710054, 中国
4. 西安科技大学地质与环境学院 西安 710054, 中国
5. 信电综合勘察设计院有限公司 西安 710016, 中国

摘要: 黄土具有独特的水敏性和结构性, 其对水分作用极为敏感, 加之近年来黄土高原极端降雨事件显著增加, 区域性浅层黄土滑坡灾害频繁发生, 导致该地区成为全球滑坡最为频发的区域之一。本研究以甘肃省兰州市城关区浅层黄土滑坡为研究对象, 通过野外调查、资料收集、室内力学实验获取影响因子和模型参数等数据, 结合 XG Boost 机器学习模型和 Scoops3D 物理力学模型开展不同降雨工况下浅层黄土滑坡危险性分析研究。结果表明极高易发区和高易发区主要位于兰州盆地两侧的山地丘陵区, 面积占比分别为 16.42%和 3.75%, 滑坡影响因子贡献率前四位为坡度、降雨量、高程、地形起伏度。滑坡稳定性分析结果显示, 随着降雨强度的增加, 小雨工况对欠稳定区和不稳定区的面积增加影响最为显著, 区域内斜坡稳定性整体向欠稳定和不安定的状态发展。滑坡危险性分析结果显示, 小雨工况、大雨工况、暴雨工况下研究区的极高危险区影响区域变化最为明显, 其面积增幅至少达 1.35km²。本研究旨在开展联合模型下的降雨诱发浅层黄土滑坡危险性评价, 为黄土高原地区人居环境发展和重大工程安全运营提供有效科学依据。

关键词: 浅层黄土滑坡; 机器学习; Scoops3D 模型; 滑坡危险性分析

中图分类号: P642 收稿日期: 2025-10-10

Risk analysis of loess landslides in Lanzhou area under rainfall conditions using a combination of machine learning and physical mechanics models

Kong Jiayu^①, Feng Wei^①, Zhuang Jianqi^②, Peng Jianbing^③, Nan Jingjing^④, Dong Ying^①,
Yu Guoqiang^①, Jia Jun^①, Liu Gang^①, Jiang Ruijun^①, Ma Zhiliang^③, Liu Kui^⑤

基金项目: 国家自然科学基金(42090053, 41922054, 42407268, 42177346), 陕西省重点研发计划一般类项目(2025SF-YBXM-292)资助和中国地质调查局项目(DD20251300216, DD20230443)

This research is supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 42090053, 41922054, 42177346, 42407268), General projects of Shaanxi Provincial Key R&D Program (2025SF-YBXM-292) and China Geological Survey Project (DD20251318, DD20230443)

第一作者简介: 孔嘉旭(1994-), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事黄土灾害地质与工程地质力学方面的科研工作. E-mail: 1052938693@qq.com

通讯作者简介: 冯卫(1984-), 男, 博士, 教授级高工, 硕士生导师, 主要从事工程地质力学方面的科研工作. E-mail: fwei@mail.cgs.gov.cn

庄建琦(1982-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事工程地质与灾害地质方面的科研工作. E-mail: jzhuang@scu.edu.cn

(① Xi'an Center of China Geological Survey/Key Laboratory of Loess Geological Hazards of the Ministry of Natural Resources, Xi'an 710119, China)

(② Institute for Disaster Management and Reconstruction, Sichuan University, Chengdu 610207, China)

(③ College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

(④ College of Geology and Environment, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

(⑤ Xindian Comprehensive Survey and Design Institute Co., Ltd Xi'an 710016, China)

Abstract: Loess has unique water sensitivity and structural properties, and is extremely sensitive to water. In addition, extreme rainfall events on the Loess Plateau have significantly increased in recent years, and regional shallow loess landslides have occurred frequently, making this region one of the most frequent landslide prone areas in the world. This study takes the shallow loess landslide watershed in Chengguan District, Lanzhou City, Gansu Province as the research object. Through field investigation, data collection, and indoor mechanical experiments, data on influencing factors and model parameters were obtained. Combined with XG Boost machine learning model and Scoops3D physical mechanics model, the risk analysis of shallow loess landslides under different rainfall conditions was carried out. The results show that the extremely high and high prone areas are mainly located in the mountainous and hilly areas on both sides of the Lanzhou Basin, accounting for 16.42% and 3.75% of the total area, respectively. The top four factors contributing to landslide impact are slope, rainfall, elevation, and terrain undulation; The stability analysis results of the landslide show that with the increase of rainfall intensity, light rain conditions have the most significant impact on the increase of the area of the unstable and unstable zones, and the overall slope stability in the region is developing towards an unstable and unstable state. The hazard analysis results of the landslide show that the influence area of the extremely dangerous area in the study area changes most obviously under light rain, heavy rain and rainstorm conditions, with an area increase of at least 1.35km². The aim of this study is to conduct a risk assessment of rainfall induced shallow loess landslides using a combined model, providing effective scientific basis for the development of human settlements and the safe operation of major engineering projects in the Chinese Loess Plateau region.

Key words Shallow loess landslide; Machine learning; Scoops3D model; Landslide hazard analysis

0 引言

中国黄土高原是世界范围内黄土覆盖面积最大、地层最连续的地区，黄土覆盖面积约 6.32×10⁵km² (Zhu et al., 2007; Zhuang et al., 2013; Li et al., 2020; 彭建兵等, 2014)。第四纪黄土是一种典型的类喀斯特土，强烈的湿陷性、水敏性、崩解性以及大孔隙和垂直节理结构特征是特有属性 (Wang et al., 2019; Wei et al., 2020; Feng et al., 2021; 李萍等, 2019) 黄土在遇水之后极易产生流变、液化、溶蚀等物理过程，在宏观力学层面表现为黄土斜坡稳定性的骤降过程 (He et al., 2020; Leng et al., 2021; Zhuang et al., 2025; 路富存等, 2025)。在极端降雨事件日趋增加的全球气候环境变化背景下，滑坡、泥石流、崩塌以及地面沉降等黄土地质灾害呈现“高频、高发”的显著特点 (Peng et al., 2019; 唐辉明, 2022; 黄雨等, 2025; Ma et al., 2025)。如 2013 年 7 月，黄土高原出现大面积极端降雨事件，甘肃天水地区突发浅层黄土滑坡超过 1300 多处，局部累积降雨量超过 140mm；陕西延安地区发生滑坡 4200 处、崩塌 3800 处，单日最大降雨量为 143.7mm，均造成严重的经济损失和人员伤亡 (Wang et al., 2015; Zhang et al., 2017)。2020 年，陕西宝鸡地区累积降雨量达 234mm，引发滑坡 47 处、崩塌 23 处 (辛鹏等, 2021)。因此，亟需开展降雨作用下浅层黄土滑坡危险性评价，为黄土高原地区人居环境发展和重大工程安全运营提供有效科学依据。

滑坡危险性分析即根据斜坡岩土体的物理力学平衡状态，判断其发生失稳破坏的可能性，其方法主要包括定性手段和定量手段 (李文彬等, 2021; 刘聪等, 2024; Wei et al., 2024)。定性手段是通过收集滑坡所在区域相关的工程地质条件相关资料和专家经验判别斜坡的危险程度；定量手段则是根据物理模型或者数学模型对斜坡危险性进行确定性分析。数学模型常采用统计学理论或者机器学习理论，对影响斜坡稳定性的环境因子进行系统评价 (苏

燕等, 2025)。物理模型是以极限平衡法为代表的传统力学模型为基础, 在特定的地形条件下分析计算斜坡稳定性(张帆宇等, 2018; 李秀珍等, 2024)。基于物理模型的滑坡稳定性分析具备性强和应用性广的显著特点, 诸如 Scoops3D 模型、3DSLOPE 模型、SV-Slope 模型、SINMAP 模型、TRIGRS 模型(张帆宇等, 2022)。SINMAP 模型和 TRIGRS 模型仅适用于二维空间工况下模拟计算, 3DSLOPE 模型和 SV-Slope 模型不用于区域尺度斜坡危险性分析, Scoops3D 模型是由美国地质调查局开发的计算斜坡稳定性的三维确定性模型, 可结合 GIS 空间分析技术对区域尺度具有复杂地形的斜坡稳定性进行预测分析和判别(Perkins et al., 2017)。Tran 等(2018)、李泊良和张帆宇(2022)、王伟等(2024)等在考虑降雨环境下利用 Scoops 3D 模型对不同地区开展滑坡稳定性计算工作, 将评价结果从二维数学模型尺度推动到三维物理力学尺度。Rashid 等(2020)基于专家经验的层次分析法与 Scoops3D 模型相结合, 评估并绘制中-巴喀喇昆仑公路沿线区域尺度降雨诱发滑坡易发性分区图, 为公路基础设施维护与灾害风险管理提供量化依据。He 等(2021)充分利用 Scoops3D 模型在三维空间搜索滑动面独特优势, 在 TRIGRS 模型获取降雨工况下孔隙水压力的时空分布基础上, 确定了典型黄土沟壑区安全系数分布和临界降雨阈值。Palazzolo 等(2021)结合 Scoops3D 模型与遗传算法显著提高了意大利 Oltrepò Pavese 丘陵地区降雨诱发浅层滑坡易发性评价精度。余文秀等(2024)基于信息量-Scoops3D 耦合模型对贵-渝管道沿线滑坡开展滑坡易发性评价工作, 其预测结果精度明显优于统计模型。综上, Scoops3D 模型不仅具有在三维地形空间基于力学理论计算安全系数的显著特点, 而且具备高度适用性, 可以与统计分析、机器学习等多种模型耦合提高预测结果准确性。大量关于滑坡危险性分析研究仅依靠独立的机器学习模型或者物理确定性模型, 鲜有关注依赖不同数据驱动形式的联合模型研究, 评价结果未能兼具物理机制和智能计算的独特优势。

基于上述研究背景, 为准确预测黄土高原在极端天气和复杂地质条件下区域尺度下滑坡危险性分布规律。本文选择甘肃省兰州市城关区作为研究区, 结合无人机调查、现场踏勘和资料收集对研究区内的浅层黄土滑坡进行数据编录, 建立浅层黄土滑坡数据库; 通过资料收集和取样测试分别获取研究区的地形数据和岩土力学参数, 并将其导入到 Scoops3D 程序进行不同工况下斜坡稳定性分析; 选取滑坡易发性评价因子, 采用 XG Boost 模型对研究区开展滑坡易发性评价, 最后将物理力学模型和机器学习模型进行叠加分析完成兰州城关区黄土滑坡危险性分析工作, 以期为黄土高原地区人地协调发展和防灾减灾工作提供技术支持。

1 研究区概况

1.1 自然地理与地质环境

研究区位于黄土高原腹地的甘肃省兰州市城关区(103°44'17"E~103°59'06"E, 35°58'15"N~36°08'10"N), 该地区所处的兰州市不仅是甘肃省重要的经济中心和交通枢纽, 而且是“一带一路”建设重要节点城市(图 1a)。兰州市城关区属于典型黄土沟谷地貌。区内形成两山夹一川的独特地形, 南部皋兰山海拔高于北山, 海拔分布在 1469m 至 2770m, 研究区总面积为 220km²。南北两侧的黄土丘陵山地沟壑发育, 地表侵蚀严重, 斜坡较为陡峻, 相对高差达 200-500 米(图 1b)。城关区所处的黄河北岸及南部山区主要代表了兰州地区受深层黄土覆盖和强烈构造抬升影响的区域(朱晓霞等, 2019; 孔嘉旭等, 2021)。兰州市位于中温带半干旱大陆性气候区, 气候特点主要表现为夏季降水稀少且集中, 冬季寒冷干燥, 全年蒸发强烈, 年均气温为 5~9℃, 年均降雨量为 327mm, 年最大降雨强度可达

77.5mm/d, 其中 6-9 月降水量为 208mm, 占全年降雨量的 60%以上 (图 2)。区内地层出露较为简单, 第四系风积黄土和冲洪积物广泛覆盖于基岩, 新近系红色泥岩、砂质泥岩夹砂岩和砾岩则出露于南北两山, 盆地基岩主要为前寒武系变质岩。

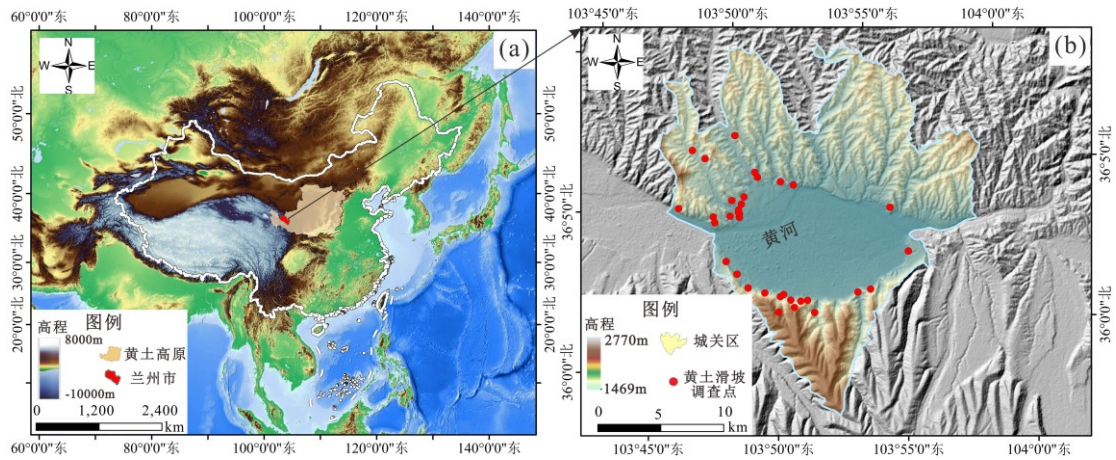


图 1 研究区位置及区域概况

Fig.1 Location and general situation of the study area

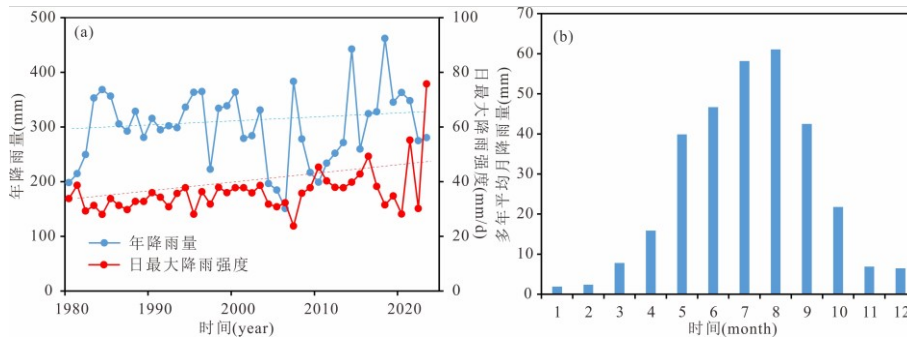


图 2 降水分布特征 (朱晓霞等, 2019)

Fig.2 Characteristics of precipitation distribution (Zhu et al., 2019)

1.2 地质灾害发育特征

通过野外踏勘和无人机调查, 对城关区内浅层黄土滑坡进行编录, 共计 42 处, 威胁人口 6920 人, 威胁各类财产 9867 万元。受极端降雨活动影响, 研究区内浅层黄土滑坡发育, 核密度值高达 22297 个/ km^2 , 核密度中心主要位于研究区西侧两面的凤凰台和皋兰山, 其中凤凰台呈点状聚集, 皋兰山一带则呈线状的分布。其中 26.3%的滑坡位于两侧山地的抬升区 (图 3)。见图 3b 至图 3d, 研究区内典型的降雨诱发浅层黄土滑坡以凤凰台滑坡和老狼沟滑坡为代表, 常年地表水力侵蚀作用下造成山体水土流失严重, 发育大量不稳定斜坡 (孔嘉旭等, 2021)。极端降雨和人类工程活动也严重威胁了两侧山体地质安全, 如兰州城关区北环路滑坡。夏季极端降雨事件近年来在兰州地区频繁发生, 2025 年 8 月榆中县遭遇短时强降雨, 降雨强度为历史级暴雨事件 ($>220.2\text{mm/d}$), 兴隆山某流域发生严重的山洪泥石流灾害, 造成 10 人死亡、33 人失联, 基础设施损毁严重。

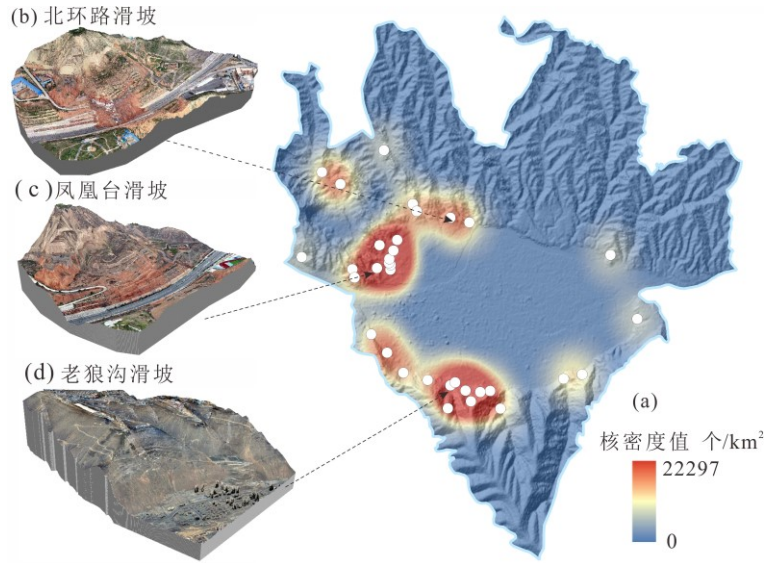


图3 兰州市城关区地质灾害发育特征

Fig.3 Development characteristics of geological hazards in Chengguan District, Lanzhou City

2 研究方法

2.1 数据来源

本文所使用的主要数据类型包括研究区的岩土力学参数、DEM 数字高程模型、地形地貌、基础地质、气象水文、人类活动,其中岩土力学参数和 DEM 数字高程模型用于 Scoops3D 模型。岩土力学参数通过对所有滑坡点 1m 至 2m 处的黄土试样开展室内直剪试验获取,结果详见图 4, 其余数据类型详细信息详见表 1。

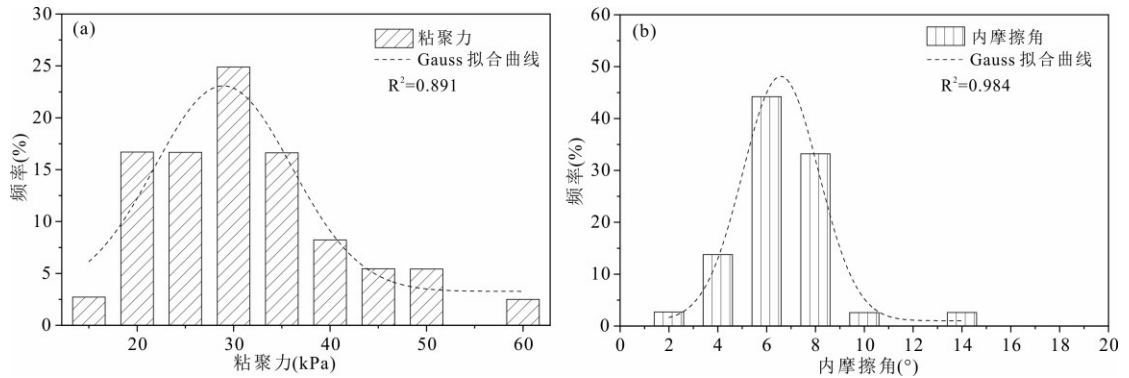


图4 力学参数测试结果

Fig.4 Mechanical parameter test results

表 1 基于 XGBoost 模型的滑坡易发性评价因子信息

Table 1 Information on landslide susceptibility evaluation factors based on XGBoost model

| 类型 | 影响因子 | 数据来源 | 数据类型 | 分辨率 |
|------|--------|-------------------|------|-------|
| 地形地貌 | 高程 | ALOS 12.5m | 连续型 | 12.5m |
| | 坡度 | | 连续型 | 12.2m |
| | 坡向 | 利用 SAGA 7.0 软件对 | 连续型 | 12.5m |
| | 曲率 | ALOS 12.5m DEM 计算 | 连续型 | 12.5m |
| | 地形起伏度 | | 连续型 | 12.5m |
| 基础地质 | 风化层厚度 | NASA 官网 | 连续型 | 1km |
| 人类活动 | 土地利用类型 | Landsat-8 遥感影像 | 离散型 | 1km |

| | | | | |
|------|--------------|--------------------------------------|-----|-------|
| | 距道路距离 | 中国 1:400 万基础数据集 | 连续型 | 500m |
| | 人口密度 | NASA 官网 | 连续型 | 1km |
| 气象水文 | 温差 | 中国气象局国家气象信息中心 | 连续型 | 1km |
| | 降水量 | 中国气象局国家气象信息中心 | 连续型 | 1km |
| | 地形湿度指数 (TWI) | 利用 SAGA 7.0 软件对 ALOS 12.5m DEM 计算 | 连续型 | 12.5m |

2.2 XGBoost模型原理

XGBoost 模型是一种先进的集成机器学习算法，以分类与回归树为基学习器，属于梯度提升决策树（GBDT 模型）的优化实现（张潇远等, 2023）。XGBoost 模型的核心原理包括并行化、分布式计算、加权分位数等处理，因其极高的预测精度、出色的计算速度和对过拟合的良好控制等特点，非常适合处理像滑坡易发性评价这样的复杂地理空间分类问题（Can et al., 2021）。见图 5，XGBoost 模型是由多棵决策树进行迭代学习，每次迭代学习一颗决策树，利用梯度提升算法拟合决策树预测结果与数据真实值之间的残差，从而构建预测模型，其模型表达式见式（1）。

$$\hat{y}_i = \sum_{i=1}^K f_k(x_i), f_k$$

式中， x_i 表示滑坡样本的评价因子， K 表示决策树的数量， f_k 表示第 K 颗决策树， \hat{y}_i 表示滑坡样本 x_i 的计算结果， F 表示模型计算所有决策树的集合。

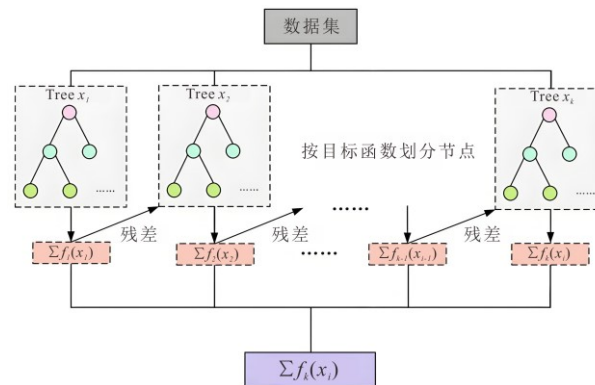


图 5 机器学习模型原理

Fig.5 Principles of Machine Learning Models

2.3 Scoops3D模型原理及模型参数

Scoops3D 是由美国地质调查局于 2015 年在 TRIGRS 基础上研发的一款开源、跨平台的计算机程序，专门用于区域尺度斜坡稳定性评估的物理力学过程模型和可视化操作（Ball et al., 2018; Tun et al., 2018）。Scoops3D 模型能够基于三维地形采用简化的 Bishop 法计算圆弧形滑动面的安全系数分布。如图 6 所示，计算过程中在特定空间内以搜索球体半径 R ，依次以每个搜索球心，在 DEM 数字高程模型建立检索区域，以球体和 DEM 相交得到球面作为潜在滑面，即对应的栅格单元为失稳滑体。

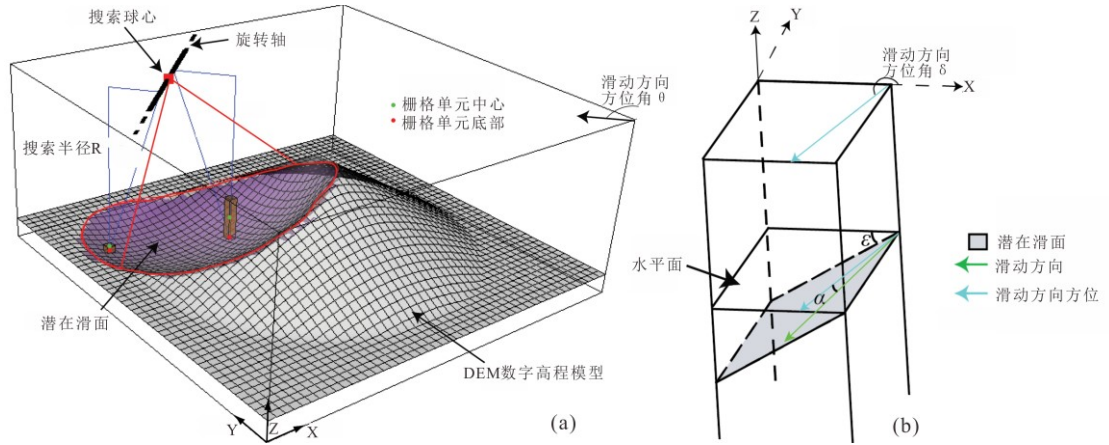


图 6 Scoops3D 模型原理

Fig.6 Principles of Scoops3D Models

Scoops3D 模型采用过线性的 Coulomb-Terzaghi 失稳准则来计算安全系数,即抗剪强度 s 和剪切应力 τ 的比值,详见公式 (2),安全系数与滑体稳定性呈正比,土体的抗剪强度 s 计算见公式 (3)。

$$F_s = \frac{s}{\tau}$$

式中, c 表示土体的粘聚力, φ 表示土体的内摩擦角, σ_n 表示土体所受的正应力, u 表示作用于滑体的孔隙水压力。将式 (2) 和式 (3) 带入三维空间,本文采用 Scoops3D 中内置的 Bishop 法简化形式进行三维斜坡稳定性系数计算,其稳定性计算公式为(4)和(5)。

$$F_s$$

$$m_{i,j} = \cos \varepsilon_{i,j} + (\sin \alpha_{i,j} \tan \varphi_{i,j}) / F_s \quad (5)$$

式中, $R_{i,j}$ 表示搜索球体半径, i 、 j 分别表示三维柱体的第 i 行和第 j 列, $c_{i,j}$ 和 $\varphi_{i,j}$ 表示三维柱体内潜在滑体的粘聚力和内摩擦角, $A_{i,j}$ 表示三维柱体内潜在滑面的面积, $W_{i,j}$ 表示潜在滑体的重力, $u_{i,j}$ 表示潜在滑体内部孔隙水压力, $\alpha_{i,j}$ 表示潜在滑体视倾角, k_{eq} 为水平振动荷载, $e_{i,j}$ 搜索球心到三维柱体质心的距离。

参数敏感性分析是输入模型参数确定值的前期重要工作,可以直接反映出参数对稳定性分析结果的影响程度(李泊良和张帆宇, 2022)。本文选择 Scoops 3D 模型计算所需要的搜索球体半径 (R)、滑动面积 (A)、滑动方向视倾角 (α)、粘聚力 (c)、内摩擦角 (ϕ)、重度 (W) 和孔隙水压力比 (U) 开展模型参数的敏感性分析。如图 7 所示,安全系数 F_s 随搜索球体半径、滑动面积、内摩擦角、粘聚力的增大而增大,但是随着滑动方向视倾角、土体重度以及孔隙水压力比的增大而降低。上述结果表明,地形和黄土土性共同影响斜坡稳定性,而孔隙水压力比即降雨强度则对斜坡的稳定状态影响最为明显。

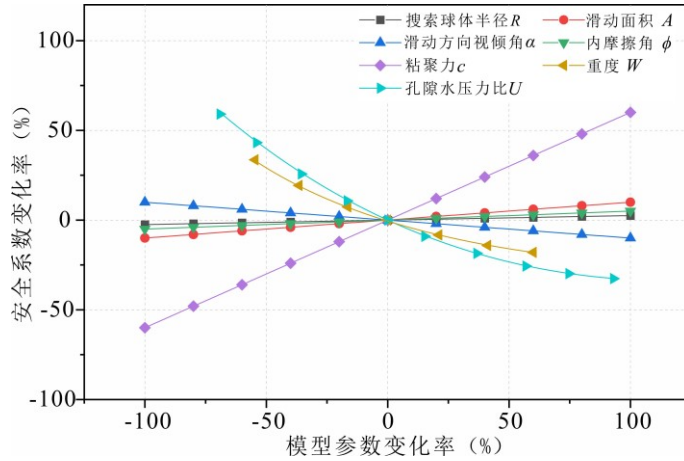


图 7 模型参数敏感性分析结果

Fig.7 Sensitivity analysis results of model parameters

基于参数敏感性分析结果，Scoops3D 模型稳定性分析输入力学参数具体数值见表 2，滑动面设置参数见表 3。输入模型的 DEM 数据分辨率为 12.5m，模型长度和宽度分别为 22km 和 17km。Scoops3D 模型需要考虑不同降雨工况下稳定性分析，结合图 2a 和相关文献 (Shu et al., 2024) 将研究区降雨事件划分为四种工况，分别是无雨 (0mm/d)、小雨 (20mm/d)、大雨 (40mm/d)、暴雨 (80mm/d)。

表 2 输入模型的土体基本参数表

Table 2 Modeling mechanical parameters

| 粘聚力 /kPa | 内摩擦角 /° | 土体重度 /kN · m ⁻³ | 孔隙水压力比 |
|-------------|------------|-------------------------------|--------|
| 29.3 | 8.2 | 15 | 0.1 |

表 3 Scoops3D 模型搜索参数设置表

Table 3 Scoops3D Model Search Parameter Setting Table

| 搜索点最低点高程/m | 搜索点最低点高程/m | 滑动方向视倾角/° | 搜索球体半径/m | 滑动面积/m ² |
|------------|------------|-----------|----------|-----------------------|
| 1500 | 2800 | 30 | 10 | 1.0 × 10 ⁴ |

2.4 XGBoost-Scoops联合模型危险性分析步骤

XGBoost 模型以机器学习理论为基础，通过训练影响滑坡发生因素 (地形地貌、气象水文、基础地质、人类活动) 来评价滑坡发生概率，但是缺乏力学理论基础。Scoops3D 模型是采用刚性极限平衡理论 Bishop 法，基于 DEM 数字高程模型和力学参数来计算安全系数，通过坡体内部受力状态得到斜坡稳定性结果 (He et al., 2021)。为充分发挥机器学习模型的评价因素多样和物理力学模型的可靠性的优势，本文将 XGBoost 模型的滑坡易发性评价结果和 Scoops3D 模型的稳定性分析结果进行叠加分析，最终对研究区完成危险性分区制图 (图 7)。XGBoost 模型选择评价因子包括地形地貌、气象水文、基础地质和人类活动，通过所有因子相关性分析确定最终输入模型评价因子，非滑坡和滑坡样本比例设置为 1:1。Scoops3D 模型计算过程，首先利用 GIS 空间分析工具对 ALOS 12.5m 分辨率的 DEM 数据进行裁剪和转换，将栅格数据转换为 ASCII Grid 矩阵数据，在程序界面输入内摩擦角、粘聚力以及搜索范围等参数。最后，需要将 XGBoost 模型得到的易发性指数和 Scoops3D 模型得到的安全系数再按 1:1 的权重进行叠加得到耦合模型危险性指数。需要指出的是，安全系数越小，滑坡发生概率越大，易发性指数越小，滑坡发生概率则越小，因此需要将易发性指数在栅格计算器中反向赋值后再进行叠加计算。

3 结果与分析

3.1 评价因子分析

滑坡易发性评价中不同因子可能具有一定相关性，显著影响评价结果，因此需要利用皮尔逊相关性分析对研究区所有评价因子进行独立性检验(黄发明等, 2022)。如表 4 所示，研究区所选用的涵盖地形地貌、基础地质、气象水文以及人类活动方面的 12 种评价因子之间相关系数均不超过 0.8，因此均可用于基于 XGBoost 模型的浅层黄土滑坡易发性评价工作。研究区浅层黄土滑坡发育在海拔 1500m 至 1700m 的占比为 84.21%，表明低海拔区间极易诱发滑坡（图 8a）。滑坡点发育于 0°到 30°的占比为 78.94%，反映了缓坡条件下更容易导致降雨入渗，引起土体含水率升高（图 8b）。滑坡的坡向分布较为分散，无明显发育特征（图 8c）。地形曲率统计发现 57.24%的滑坡为凹地形，表明凹地形具有较强汇水能力，对斜坡稳定性不利（图 8d）。地形起伏度小于 100m 的滑坡点占 71.05%，说明浅层滑坡在起伏较大区域发育较少（图 8e）。研究区降雨量为 330mm 至 350mm 的地区无滑坡发生，滑坡发生概率最大的地区降水量为 290mm 至 330mm，滑坡点占比为 84.21%（图 8f）。研究区的温差越低，滑坡分布相对较少（图 8g）。TWI（Topographic Wetness Index）值表征斜坡在降雨期间最容易达到饱和状态的区域，其数值越大，饱水能力越强，引起斜坡失稳概率越大，研究区 TWI 值均都在 3 至 10 之间（图 8g）。分级统计结果显示，距道路距离因素对滑坡分布并无明显特征（图 8i）。研究区土地利用类型中草地和林地的滑坡分布数量最多，占总数的 81.23%，由于草地和林地具有较强的透水性，水分下渗易导致土体饱和弱化（图 8j）。风化层厚度小于 10m 的滑坡占总数的 78.94%，反映浅层黄土滑坡滑面较浅的明显特征（图 8l）。人口密度越高，研究区滑坡发育反而越少（图 8m）。

表 4 评价因子相关性检验

Table 4 Correlation test of evaluation factors

| 因子 | 高程 | 坡度 | 坡向 | 曲率 | 地形起伏度 | 降雨 | 温度 | TWI | 距道路距离 | 土地利用 | 风化层厚度 | 人口密度 |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|
| 高程 | 1.000 | | | | | | | | | | | |
| 坡度 | 0.006 | 1.000 | | | | | | | | | | |
| 坡向 | 0.059 | 0.010 | 1.000 | | | | | | | | | |
| 曲率 | -0.052 | 0.041 | 0.041 | 1.000 | | | | | | | | |
| 地形起伏度 | 0.003 | 0.651 | 0.068 | 0.006 | 1.000 | | | | | | | |
| 降雨 | -0.047 | 0.142 | 0.0788 | 0.079 | 0.122 | 1.000 | | | | | | |
| 温度 | -0.093 | 0.137 | 0.119 | 0.134 | 0.132 | 0.684 | 1.000 | | | | | |
| TWI | -0.124 | 0.0162 | -0.128 | -0.104 | 0.045 | 0.065 | 0.039 | 1.000 | | | | |
| 距道路距离 | 0.115 | 0.027 | 0.028 | -0.051 | 0.053 | -0.042 | -0.048 | 0.030 | 1.000 | | | |
| 土地利用 | -0.062 | -0.093 | -0.013 | 0.024 | -0.101 | 0.013 | 0.0565 | -0.014 | 0.033 | 1.000 | | |
| 风化层厚度 | -0.076 | 0.083 | -0.172 | 0.077 | 0.029 | 0.092 | 0.060 | 0.152 | -0.122 | 0.016 | 1.000 | |
| 人口密度 | -0.157 | -0.039 | -0.111 | -0.018 | -0.038 | 0.028 | 0.015 | -0.006 | -0.672 | -0.033 | 0.181 | 1.000 |

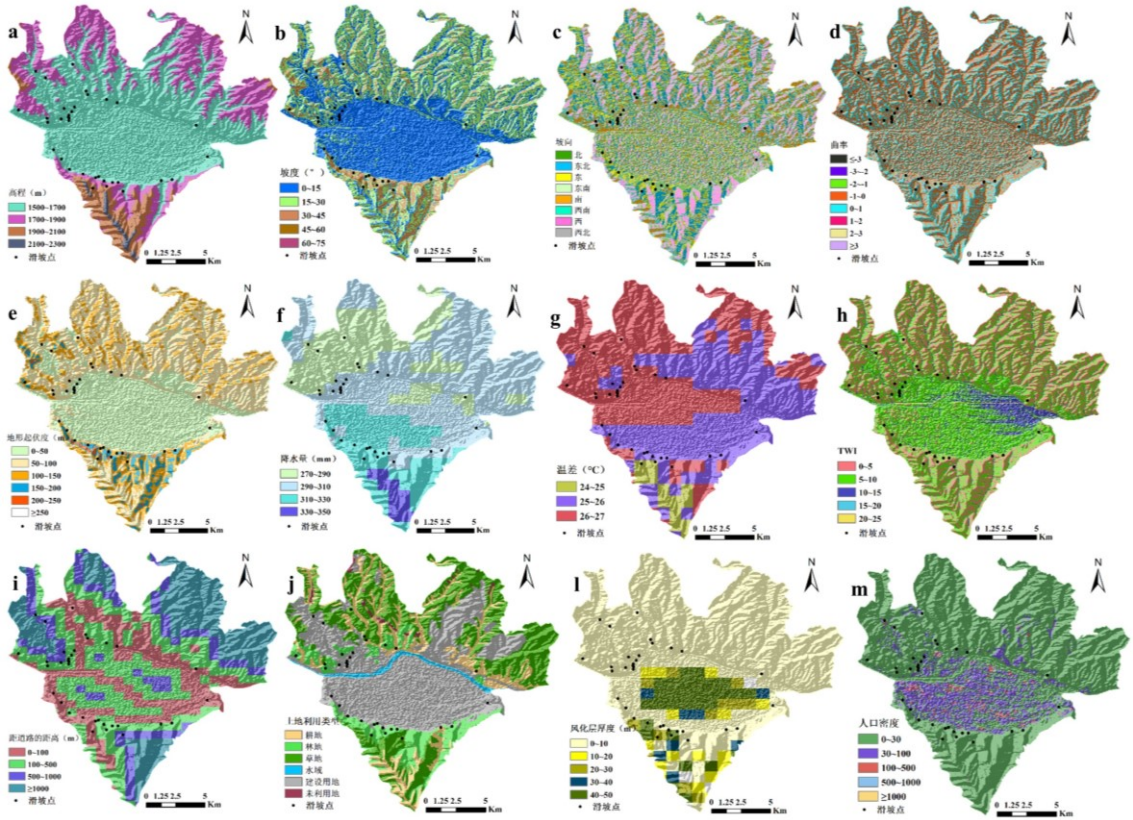


图 8 易发性评价因子分级图

Fig.8 Grading diagram of susceptibility evaluation factors

3.2 滑坡易发性评价结果

图 9 和表 5 为利用 XGBoost 模型对城关区浅层黄土滑坡进行训练得到的易发性评价结果，按照自然间断法划分为极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区。极高易发区和高易发区主要位于兰州盆地两侧的山地丘陵区，面积占比分别为 16.42%和 3.75%，皋兰山的高易发区和极高易发区面积大于兰州北山，皋兰山北侧的老狼沟、小红沟以及烂泥沟是高易发区和极高易发区的主要区域。此外，兰州城关区的滑坡低易发区面积最大，占比约为 34.12%，主要分布于相对平坦的盆地地貌，无孕育滑坡灾害地质基础条件。根据图 10 的滑坡因子贡献率排名，可以发现坡度、降雨量、高程、地形起伏度排在所有因子的前四位，对于滑坡发生概率影响程度最高。

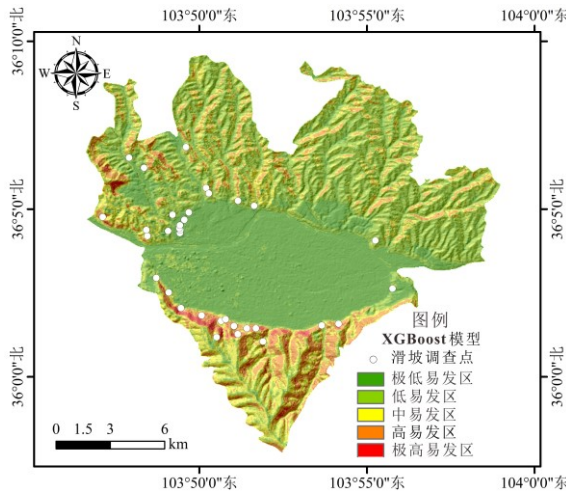


图 9 基于 XGBoost 模型易发性评价结果

Fig.9 T Results of susceptibility evaluation based on XGBoost model

表 5 基于 XGBoost 模型易发性评价分区表

Table 5 Partition Table for Vulnerability Evaluation Based on XGBoost Model

| 模型 | 易发性分区 | 分区面积 /km ² | 分区面积 占比/% |
|---------|-------|-----------------------|-----------|
| XGBoost | 极低易发区 | 57.32887 | 26.05 |
| | 低易发区 | 75.06319 | 34.12 |
| | 中易发区 | 43.21354 | 19.64 |
| | 高易发区 | 36.12846 | 16.42 |
| | 极高易发区 | 8.26593 | 3.75 |

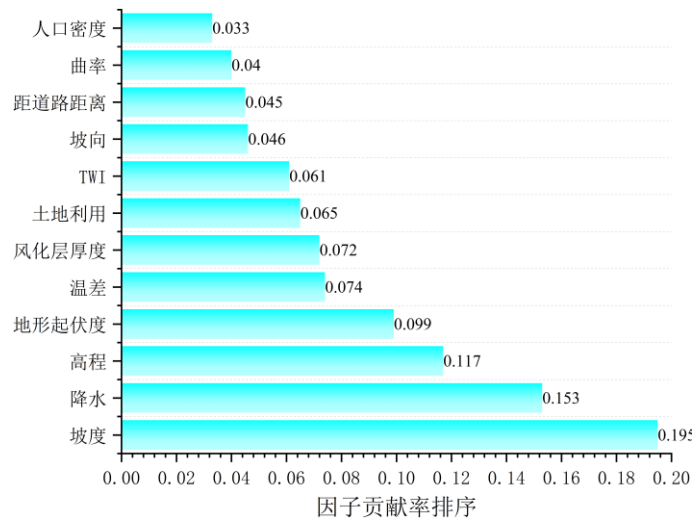


图 10 因子贡献度排名

Fig.10 Factor contribution ranking

3.3 滑坡稳定性分析结果

本文根据《滑坡防治工程勘查规范》(GB/T 32864-2016)对基于 Scoops3D 模型的不同降雨条件下浅层黄土滑坡安全系数进行了划分,分别为极稳定区 ($1.5 \leq F_s$)、稳定区 ($1.3 \leq F_s < 1.5$)、基本稳定区 ($1.1 \leq F_s < 1.3$)、欠稳定区 ($1.0 \leq F_s < 1.1$)、不稳定区 ($F_s < 1.0$)。见图 11 和表 6,可以发现研究区在无雨工况下,欠稳定区和不稳定区的面积总和仅为总面积的 0.84%,区域整体呈现相对稳定的趋势。随着研究区降雨强度的增加,极稳定区和稳定区的面积总和在显著减少,小雨工况、大雨工况、暴雨工况计算结果显示欠稳定区和不稳定区面积总和分别为 8.52 km^2 、 24.35 km^2 、 24.39 km^2 。研究区在仅遭遇小雨工况时,其欠稳定区与不稳定区的面积便会显著增加,这表明该区域斜坡稳定性对水分条件极为敏感,极易形成潜在不稳定斜坡,进而引发严重的地质安全问题。此外,对比大雨工况和暴雨工况计算结果,还可以发现降雨强度由 50 mm/d 增加至 100 mm/d 后,欠稳定区和不稳定区的面积总和并未显著增加,但是极稳定区和稳定区的面积总和显著减少了 41.61 km^2 ,同样反映了强降雨事件对斜坡稳定性具有强烈影响,极易促进研究区内大面积潜在不稳定斜坡发育。

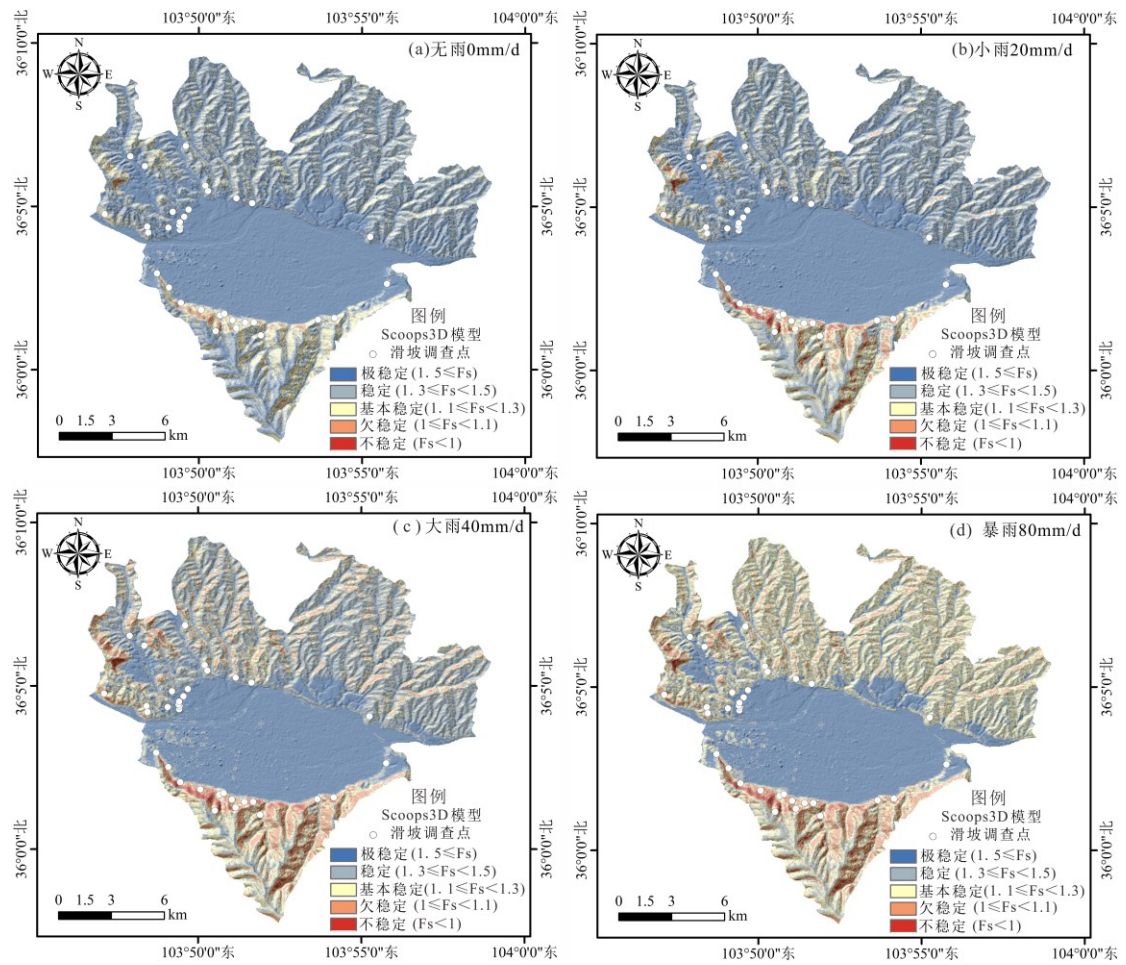


图 11 基于 Scoops3D 模型稳定性分区

Fig.11 Stability partitioning based on Scoops3D model

表 6 基于 Scoops3D 模型稳定性分区表

Table 6 Stability partition table based on Scoops3D model

| 模型和工况 | 稳定性 分区 | 分区面积 /km ² | 分区面积 占比/% |
|----------------|-----------|--------------------------|--------------|
| Scoops3D 无雨 | 极稳定区 | 109.90676 | 49.95 |
| | 稳定区 | 85.65987 | 38.93 |
| | 基本稳定区 | 22.50247 | 10.22 |
| | 欠稳定区 | 1.89899 | 0.86 |
| | 不稳定区 | 0.03189 | 0.001 |
| Scoops3D 小雨 | 极稳定区 | 103.47293 | 47.03 |
| | 稳定区 | 83.70199 | 38.05 |
| | 基本稳定区 | 24.30005 | 11.05 |
| | 欠稳定区 | 7.10199 | 3.22 |
| | 不稳定区 | 1.42301 | 0.65 |
| Scoops3D 中雨 | 极稳定区 | 71.16882 | 32.43 |
| | 稳定区 | 86.83672 | 39.47 |
| | 基本稳定区 | 37.64369 | 17.11 |
| | 欠稳定区 | 22.51228 | 10.23 |
| | 不稳定区 | 1.83847 | 0.84 |

| | | | |
|----------------|-------|----------|-------|
| Scoops3D 暴雨 | 极稳定区 | 69.74744 | 31.70 |
| | 稳定区 | 41.65022 | 18.93 |
| | 基本稳定区 | 84.20577 | 38.27 |
| | 欠稳定区 | 22.67666 | 10.31 |
| | 不稳定区 | 1.719887 | 7.81 |

3.4 滑坡危险性分析结果

本文滑坡危险性分析结果是根据机器学习模型（XGBoost 模型）的滑坡易发性评价结果和基于物理力学模型（Scoops3D）模型的稳定性分析结果进行联合叠加计算获取（图 12）。结合图 12 和表 7，基于 XGBoost- Scoops3D 模型的危险性分区计算结果发现，在无雨工况下研究区的极低危险区和低危险区的分布面积之和占总面积的 71.8%，随着降雨强度的逐渐增加，小雨工况、大雨工况、暴雨工况变化最为明显的是极高危险区，分别占总面积的 0.64%、0.84%、0.73%，且极高危险区的面积增幅至少为 1.35km²，突出反映该地区对于降雨变化过程的高度敏感性。此外，对比中雨工况和暴雨工况发现，受降雨变化最为敏感的地区是中危险区，其区域面积占比增加超过 20%。上述计算结果进一步表明，滑坡危险性分区结果与斜坡稳定性分析结果之间具有较高的一致性。

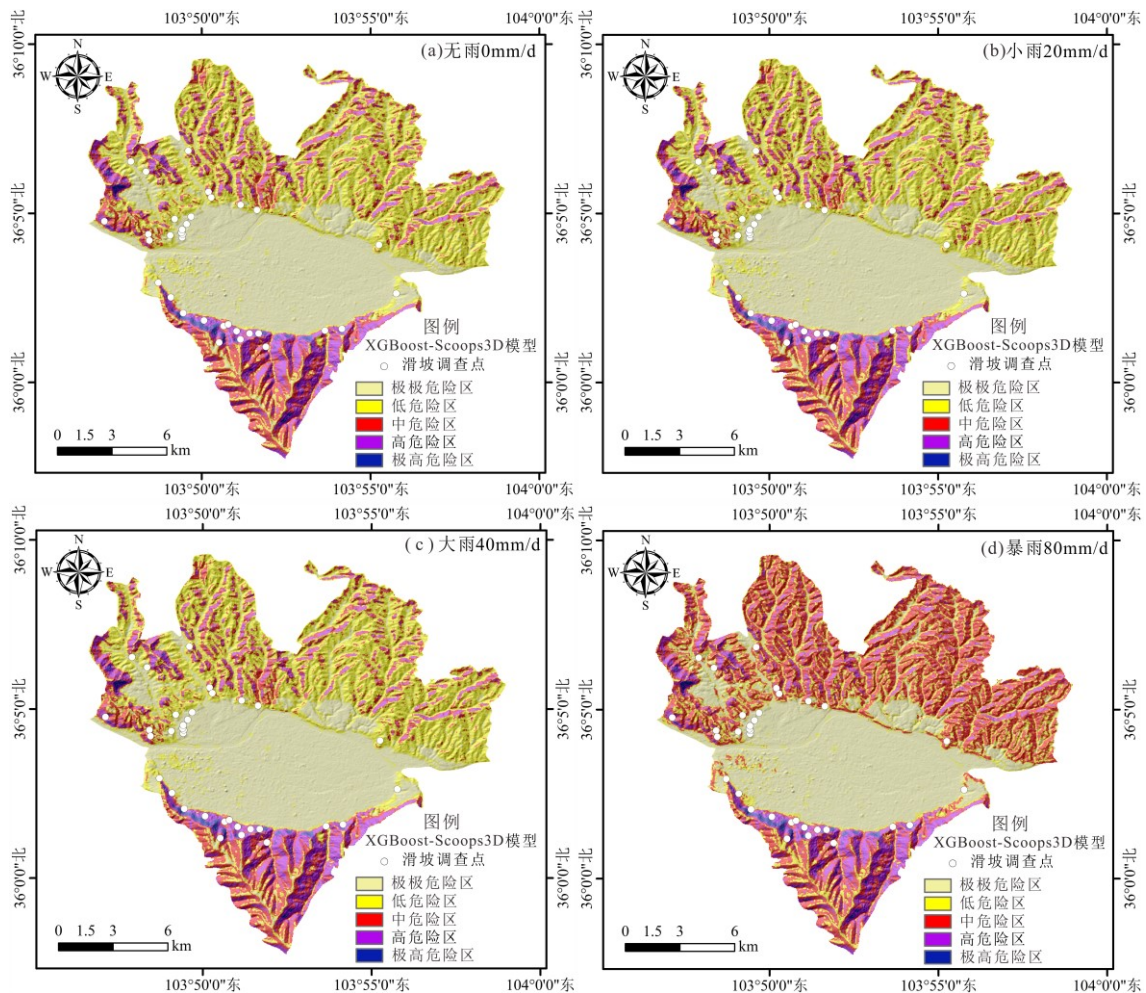


图 12 基于 XGBoost- Scoops3D 模型的危险性分区

Fig.12 Hazard zoning based on XGBoost Scoops3D model

表 7 基于 XGBoost- Scoops3D 模型的危险性分区表

Table 7 Hazard zoning table based on XGBoost Scoops3D model

| 模型和工况 | 危险性 | 分区面积 | 分区面积 |
|-------|-----|------|------|
|-------|-----|------|------|

| | 分区 | /km ² | 占比/% |
|------------------------|-------|------------------|-------|
| XGBoost-Scoops3D 无雨 | 极低危险区 | 71.20103 | 32.36 |
| | 低危险区 | 86.84852 | 39.47 |
| | 中危险区 | 37.61899 | 17.09 |
| | 高危险区 | 22.49147 | 10.22 |
| | 极高危险区 | 0.03193 | 0.01 |
| XGBoost-Scoops3D 小雨 | 极低危险区 | 71.20103 | 32.36 |
| | 低危险区 | 86.84852 | 39.47 |
| | 中危险区 | 37.61899 | 17.09 |
| | 高危险区 | 22.49147 | 10.22 |
| | 极高危险区 | 1.42398 | 0.64 |
| XGBoost-Scoops3D 中雨 | 极低危险区 | 71.20103 | 32.36 |
| | 低危险区 | 86.84852 | 39.47 |
| | 中危险区 | 37.61899 | 17.09 |
| | 高危险区 | 22.49147 | 10.22 |
| | 极高危险区 | 1.83996 | 0.84 |
| XGBoost-Scoops3D 暴雨 | 极低危险区 | 71.20103 | 32.36 |
| | 低危险区 | 41.64202 | 18.92 |
| | 中危险区 | 83.58047 | 37.99 |
| | 高危险区 | 23.03847 | 10.47 |
| | 极高危险区 | 1.60249 | 0.73 |

4 讨论

模型准确性评估是滑坡易发性评价至关重要的工作，目前 ROC 曲线和 AUC 数值常被用于分析机器学习结算计算结果的准确性，AUC 即代表 ROC 曲线下方面积，其数值越大，则代表模型具有较高可信度 (Wang et al., 2019)。如图 13 所示，本文基于 XGBoost 模型得到了兰州城关区黄土滑坡易发性评价结果显示，ROC 曲线位于上方，AUC 数值为 0.863，则表示易发性评价结果具有良好的准确性。Scoops3D 模型的准确性是本文值得重点讨论之处，其准确度主要取决于地形数据和岩土力学参数 (Perkins et al., 2017)。Qiu 等 (2022) 基于不同分辨率 DEM 数据和 Scoops 3D 模型分析地形对于稳定性计算结果准确性，研究发现高分辨 DEM (如 2.5 m) 模拟效果反而欠佳，而中等分辨率 DEM (5 m 和 10 m) 预测结果更准确。由于地形效应，南北两山局部地区的实际雨量可能比河谷气象站记录值高出 20%-30%，这在区域尺度斜坡稳定性评估中至关重要 (仇文岗等, 2023; 董雪晨等, 2024)。岩土力学参数通常采用敏感性分析手段，对于相关性较高的内摩擦角、粘聚力以及容重等参数进行筛选 (余文秀等, 2024; 李泊良和张帆宇, 2022)。Scoops3D 模型虽然被定义为物理确定性模型，但是也可以用统计理论如 ROC 曲线等方策进行准确性分析 (He et al., 2021)。因此，对于 Scoops3D 模型稳定性计算结果准确性评估日后亟需从多方面解决。联合模型的优势发挥高度依赖高质量的训练数据，Scoops3D 模型需要准确的场地参数，XGBoost 需要足够多且具代表性的样本。在数据稀缺或参数异质性大的区域，联合模型的性能可能退化，甚至不如单一的稳健模型。在今后的研究工作中，未来将开展小样本学习技术，注意物理确定性模型和机器学习模型的适用尺度的匹配度，以提升模型在数据匮乏区域的泛化能力。同时，需要探索与更高级别的物理模型 (如有限元法) 进行结合，或开发多种构建方法，以拓宽框架的适用范围。总之，本文研究充分展示了基于联合模型开展危险性分

析可以极大程度发挥机器学习模型在降雨量空间分布特征和物理力学模型在时间序列降雨特征数据挖掘潜能的独特优势。

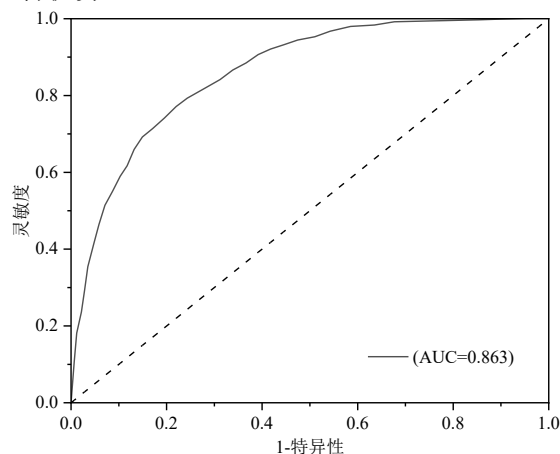


图 13 ROC 曲线

Fig.13 ROC curve

5 结论

降雨诱发型浅层黄土滑坡严重危害黄土高原地质安全，亟需从多元手段和区域尺度开展准确评估。本文以兰州市城关区作为研究区，建立浅层黄土滑坡数据库，采用 XGBoost 模型对研究区开展滑坡易发性评价，基于 Scoops3D 程序进行不同降雨工况下斜坡稳定性分析，最后将物理力学模型和机器学习模型进行叠加分析完成兰州城关区黄土滑坡危险性分析工作，以为黄土高原地区人地协调发展和防灾减灾工作提供技术支撑，得到的主要结论如下：

(1) 本文所选用评价因子具有高度独立性，基于 XGBoost 模型滑坡易发性评价结果显示高易发区、极高易发区。极高易发区和高易发区主要位于兰州盆地两侧的山地丘陵区，面积占比分别为 16.42%和 3.75%，滑坡因子贡献率前四位为坡度、降雨量、高程、地形起伏度。

(2) 基于 Scoops3D 模型滑坡易发性评价结果显示，随着研究区降雨强度的增加，极稳定区和稳定区的面积在显著减少；仅在小雨工况下，研究区斜坡的欠稳定区和不稳定区的面积增加最为显著；降雨强度由 50mm/d 增加至 100mm/d，对于降雨强度变化最为敏感的是极稳定区和稳定区。不同降雨工况下的稳定性计算结果表明，随着降雨强度增加，稳定区斜坡向不稳定斜坡状态转化。

(3) 基于 XGBoost-Scoops3D 联合模型的危险性分区有效的揭示了研究区滑坡危险性分区，危险性分区与稳定性分区在空间尺度具有一定相似性，随着降雨强度的逐渐增加，小雨工况、大雨工况、暴雨工况变化最为明显的是极高危险区，其面积增幅至少为 1.35km²，

References

- Can, R., Kocaman, S., Gokceoglu, C., 2021. A Comprehensive Assessment of XGBoost Algorithm for Landslide Susceptibility Mapping in the Upper Basin of Ataturk Dam, Turkey. *Applied Sciences*, 11:4993. <https://doi.org/10.3390/app11114993>
- Dong, X., Gong, D., Shi, C., 2024. Projections of Summer Light Rain Frequency in Typical Terrain over Eastern China under Wind Speed Constraint. *Science China Earth Sciences*, 67(6):1885-1894. (in Chinese with English abstract)
- Feng, L., Zhang, M.S., Jin, Z., et al., 2021. The genesis, Development, and Evolution of Original Vertical Joints in Loess. *Earth-Science Reviews*, 214:103526.

- <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2021.103526>
- He, J.Y., Qiu, H.J., Qu, F.H., et al., 2021. Prediction of Spatiotemporal Stability and Rainfall Threshold of Shallow Landslides using the TRIGRS and Scoops3D models. *CATENA*, 197:104999. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104999>
- He, S.Y., Wang, X.L., Fan, H., et al., 2020. The Study on Loess Liquefaction in China: a Systematic Review. *Nature Hazards* 103:1639-1669. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04085-7>
- Huang, F.M., Chen, B., Mao, D.X., et al., 2023. Landslide Susceptibility Prediction Modeling and Interpretability Based on Self-Screening Deep Learning Model. *Earth Science*, 48(5):1696-1710. (in Chinese with English abstract)
- Huang, Y., He, Z.Y., 2025. Research Progress on Rainfall-triggered Landslide Risk Assessment under the Context of Climate Change. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 36(2):13-27. (in Chinese with English abstract)
- Kong, J.X., Zhuang, J.Q., Peng, J.B., et al., 2021. Spatial and Temporal Distribution Characteristics and Risk Simulation of Loess Micro Geomorphic Disaster Chain in Laolang Gully, Lanzhou. *Journal of Engineering Geology*, 29(5):1401-1415. (in Chinese with English abstract)
- Leng, Y.Q., Peng, J.B., Wang, S.J., et al., 2021. Development of Water Sensitivity Index of Loess from its Mechanical Properties. *Engineering Geology*, 280:105918. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105918>
- Li, B.L., Zhang, F.Y. 2022. Three-dimensional Stability Evaluation of Shallow Loess Landslides under Rainfall and Earthquake Conditions. *Chinese Journal of Engineering*, 44(3):440-450. (in Chinese with English abstract)
- Li, P., Li, T.L., Hou, Y.F., et al., 2019. Microstructural Characteristics Variations of Malan Loess during Collapse. *Journal of Engineering Geology*, 27(s1):474-480. (in Chinese with English abstract)
- Li, W.B., Fan, X.M., Huang, F.M., et al., 2021. Uncertainties of Landslide Susceptibility Modeling under Different Environmental Factor Connections and Prediction Models. *Earth Science*, 46(10):3777-3795. (in Chinese with English abstract)
- Li, Y.R., Shi, W.H., Aydin, A., et al., 2020. Loess Genesis and Worldwide Distribution. *Earth-Science Reviews*, 201:102947. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.102947>
- Liu, C., Chen, Y.J, Zhang, T., et al., 2025. Landslide Susceptibility Mapping Based on AI Technology. *Earth Science*, 50(6):2270-2283. (in Chinese with English abstract)
- Lu, F.C., Liu, K., Xu, S.H., et al., 2025. Study on the Influence of Shallow Groundwater and Hydrological Processes on Loess Liquefaction and Mud Flow Sites. *Journal of Engineering Geology*, 33(3): 1183-1195. (in Chinese with English abstract)
- Ma, J.H., Zeng, R.Q., Meng, X.M., et al., 2025, Field Research on Preferential Infiltration in Rainfall-induced Loess Landslides. *Engineering Geology*, 354:108184. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2025.108184>
- Palazzolo, N.; Peres, D.J.; Bordoni, M., et al., 2021. Improving Spatial Landslide Prediction with 3D Slope Stability Analysis and Genetic Algorithm Optimization: Application to the Oltrepò Pavese. *Water*, 13:801. <https://doi.org/10.3390/w13060801>
- Peng, J.B., Lin, H.C., Wang, Q.Y., et al., 2014: The Critical Issues and Creative Concepts in Mitigation Research of Loess Geological Hazards. *Journal of Engineering Geology*, 22(4):684-691. (in Chinese with English abstract)
- Peng, J.B., Wang, S.K., Wang, Q.Y., et al., 2019. Distribution and genetic types of loess landslides in China. *Journal of Asian Earth Sciences*, 170:329-350. <https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2018.11.015>

- Perkins, J.P., Reid, M.E., Schmidt, K.M., 2017. Control of landslide volume and hazard by glacial stratigraphic architecture, northwest Washington State, USA. *Geology*, 45(12):1139-1142. <https://doi.org/10.1130/G39691.1>
- Qiu, H.J., Zhu, Y.R., Zhou, W.Q., et al., 2022. Influence of DEM resolution on landslide simulation performance based on the Scoops 3D model. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 13(1):1663–1681. <https://doi.org/10.1080/19475705.2022.2097451>
- Rashid, B., Iqbal, J., Su, L.J., 2020. Landslide Susceptibility Analysis of Karakoram Highway using Analytical Hierarchy Process and Scoops 3D. *Journal of Mountain Science*, 17:1596-1612. <https://doi.org/10.1007/s11629-018-5195-8>
- Shu, H.P., He, J.L., Zhang, F.Y., 2024. Construction of landslide warning by combining rainfall threshold and landslide susceptibility in the gully region of the Loess Plateau: A case of Lanzhou City, China. *Journal of Hydrology*, 645(Part A):132148. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.132148>
- Su, Y., Fu, Z.Y., Lai, X.H., et al., 2025. Geohazard Susceptibility Assessment of Riverside Highway Zones under Multiple Feature Spaces Adaptation Network. *Earth Science*, 50(10):3823-3843. (in Chinese with English abstract)
- Tang, H.M., 2022. Advance and Prospects of Major Landslides Prediction and Forecasting. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 41(6):1-13. (in Chinese with English abstract)
- Tran, T.V., Alvioli, M., Lee, G., et al., 2018. Three-dimensional, Time-dependent Modeling of Rainfall-Induced Landslides over a Digital Landscape: a case study. *Landslides*, 15:1071-1084. <https://doi.org/10.1007/s10346-017-0931-7>
- Tun, Y.W., Llano-Serna, M.A., Pedroso, D.M., et al., 2018. Multimodal Reliability Analysis of 3D Slopes with a Genetic Algorithm. *Acta Geotechnica*, 14:207-223. <https://doi.org/10.1007/s11440-018-0642-9>
- Wang, G., Li, T., Xing, X., et al., 2015. Research on Loess Flow-slides Induced by Rainfall in July 2013 in Yan'an, NW China. *Environ Earth Science*, 73:7933-7944. <https://doi.org/10.1007/s12665-014-3951-9>
- Wang, J.D., Gu, T.F., Zhang, M.S., et al., 2019. Experimental Study of Loess Disintegration Characteristics. *Earth Surface Processes and Landforms*, 44(6):1317-1329. <https://doi.org/10.1002/esp.4575>
- Wang, Y., Fang, Z.C., Hong, H.Y., 2019. Comparison of Convolutional Neural Networks for Landslide Susceptibility Mapping in Yanshan County, China. *Science of The Total Environment*, 666:975-993. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.263>
- Wei, G., Ge, S., 2024. A Comprehensive Review of Slope Stability Analysis based on Artificial Intelligence Methods. *Expert Systems with Applications*, 239:122400. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122400>
- Wei, Y.N., Fan, W., Yu, B., et al., 2020. Characterization and Evolution of Three-dimensional Microstructure of Malan Loess. *CATENA*, 192:104585. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104585>
- Xin, P., Wu, S., Shi, J., et al., 2012. A Predictive Study of the Hazardousness of Landslides in Loess Hilly Region based on Rainfall Response: A Case Study of Linyou County, Baoji City. *Acta Geoscientica Sinica*, 33(3):349-359. (in Chinese with English abstract)
- Xin, X., Zhang, F.Y., 2018. Application of a Three-dimensional Deterministic model for stability prediction of shallow loess landslides. *Chinese Journal of Engineering*, 40(4):397-406. (in Chinese with English abstract)
- Yu, W.X., Li, X.Z., Zheng, L.J., et al., 2024. Geohazard Susceptibility Assessment using an

- Information-Value-Scoops3D Coupled Model. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 44(3):649–659. (in Chinese with English abstract)
- Zhang, W.G., He, Y.W., Wang, L.Q, et al., 2023. Machine Learning Solution for Landslide Susceptibility Based on Hydrographic Division: Case Study of Fengjie County in Chongqing. *Earth Science*, 48(5): 2024-2038. (in Chinese with English abstract)
- Zhang, X., Li, P., Li, Z.B., et al., 2017. Characteristics and Formation Mechanism of the July 25, 2013, Tianshui Group-occurring Geohazards. *Environmental Earth Sciences*, 76:219. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6542-8>
- Zhang, X.Y., Su, Q.M., Zhao, C.S., et al., 2023. A Landslide Susceptibility Evaluation Method using Bayesian Algorithm to Optimize XGBoost. *Science of Surveying and Mapping*, 48(6):140-150. (in Chinese with English abstract)
- Zhu, R.X., Zhang, R., Deng, C.L., et al., 2007. Are Chinese Loess Deposits Essentially Continuous. *Geophysical Research Letters*, 34(17): L17306. <https://doi.org/10.1029/2007GL030591>
- Zhu, X.X, Zhang, L., Yang, S.W., 2019. Characteristics of rainfall-induced loess landslides and their threshold rainfall in Lanzhou. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 30(4):24-31. (in Chinese with English abstract)
- Zhuang, J.Q., Ma, P.H., Chang, L., et al., 2025. Mudflows due to Liquefaction triggered by Earthquakes in Terrains with Gentle Lower Slopes: a Case Study. *Landslides*, 22:95-108. <https://doi.org/10.1007/s10346-024-02383-w>
- Zhuang, J.Q., Peng, J.B., Wang, G.H., 2018. Distribution and characteristics of landslide in Loess Plateau: A case study in Shaanxi province. *Engineering Geology*, 236:89-96. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.03.001>

中文参考文献

- 董雪晨, 龚道溢, 施翠翠, 2024. 风速约束下的未来中国东部地区夏季典型地形小雨频次的变化. *中国科学: 地球科学*, 54 (6):1914-1922.
- 黄发明, 陈彬, 毛达雄, 等, 2023. 基于自筛选深度学习的滑坡易发性预测建模及其可解释性. *地球科学*, 48(5):1696-1710.
- 黄雨, 何正迎, 2025. 气候变化背景下降雨滑坡风险评估研究进展. *中国地质灾害与防治学报*, 36(2):13-27.
- 孔嘉旭, 庄建琦, 彭建兵, 等, 2021. 兰州老狼沟黄土微地貌灾害链时空分布特征与危险性模拟研究. *工程地质学报*, 29(5):1401-1415.
- 李萍, 李同录, 侯艺飞, 等, 2019: 马兰黄土湿陷过程的微结构特征分析. *工程地质学报*, 27(s1):474-480.
- 李泊良, 张帆宇. 2022. 降雨和地震条件下浅层黄土滑坡三维稳定性评价. *工程科学学报*, 44(3):440-450.
- 李文彬, 范宣梅, 黄发明, 等, 2021. 不同环境因子联接和预测模型的滑坡易发性建模不确定性. *地球科学*, 46(10):3777-3795.
- 刘聪, 陈永吉, 张条, 等, 2025. 基于 AI 技术的滑坡易发性制图研究进展. *地球科学*, 50(6):2270-2283.
- 路富存, 刘琨, 徐舜华, 等, 2025. 浅层地下水及水文过程对黄土液化流滑场地的影响研究. *工程地质学报*, 33(3):1183-1195.
- 彭建兵, 林鸿州, 王启耀, 等, 2014: 黄土地质灾害研究中的关键问题与创新思路. *工程地质学报*, 22(4):684-691.
- 苏燕, 付仲洋, 赖晓鹤, 等, 2025. 多特征空间自适应下的公路临水区地质灾害易发性评价. *地球科学*, 50(10):3823-3843.

- 唐辉明. 重大滑坡预测预报研究进展与展望. 地质科技通报, 2022, 41(6):1-13.
- 辛鹏, 吴树仁, 石菊松, 等. 2021. 基于降雨响应的黄土丘陵区滑坡危险性预测研究——以宝鸡市麟游县为例. 地球学报, 33(3):349-356.
- 辛星, 张帆宇. 2018. 三维确定性模型在浅层黄土滑坡稳定性预测中的应用. 工程科学学报, 40(4):397-406.
- 余文秀, 李秀珍, 郑玲静, 等. 2024. 基于信息量-Scoops3D 联合模型的地质灾害易发性评价. 防灾减灾工程学报, 44(3):649-659
- 张潇远, 苏巧梅, 赵财胜, 等. 2023. 一种利用贝叶斯算法优化 XGBoost 的滑坡易发性评价方法. 测绘科学, 48(6):140-150.
- 仇文岗, 何昱苇, 王鲁琦, 等. 2023. 基于水系分区的滑坡易发性机器学习分析方法: 以重庆市奉节县为例. 地球科学, 48(5):2024-2038.
- 朱晓霞, 张力, 杨树文. 2019. 降雨引发的兰州黄土滑坡时空规律分析和临界降雨量预测. 中国地质灾害与防治学报, 4:4-31.