https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.271

多源遥感解译与物理模型反演协同优化样本的降雨滑坡易发性评价方法

罗 璟[1,2],宋 琛[1*],裴向军[1,2],严 睿[1],刘自强[1],李郭兵[1],吴金刚[3],刘洪洋[3]

1. 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室,四川成都 610059
2. 天府永兴实验室,四川成都 610213
3. 北京市市政工程设计研究总院有限公司,北京 100089

摘 要: 全球气候变化背景下,极端降雨事件频发,山区降雨滑坡风险不断加剧,准确开展滑坡易发性评价尤为重要,而样本质量是影响机器学习评价可靠性的关键因素.本文以涞宝高速沿线受北京"23·7"极端降雨影响较为严重的路段为研究区,利用DInSAR、NDVI和光学遥感影像开展地质灾害解译;采用TRIGRS-Scoops3D模型分析降雨入渗条件下的斜坡稳定性,并据此优化负样本筛选;进一步构建逻辑回归(LR)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)和XGBoost易发性评价模型,结合ROC曲线及相关性能指标综合评估模型预测能力,并结合SHAP方法解析各评价因子的贡献.结果表明:北京"23·7"极端降雨事件在研究区共诱发地质灾害466处,其中滑坡345处,主要分布于地形起伏较大、沟谷切割明显的山地斜坡;TRIGRS-Scoops3D模型对潜在失稳区具有较好的识别能力,其不稳定区内滑坡点占比为90.43%,$\%LR_{class}$为80.09%,较TRIGRS模型分别提高15.36%和9.43%;基于物理模型优化负样本后,XGBoost模型综合性能最优,AUC为0.956;SVM和RF模型次之,AUC分别为0.906和0.899;LR模型相对较低,AUC为0.861;SHAP分析进一步表明,坡度和降雨是控制研究区降雨滑坡易发性的主控因素.研究结果可为复杂山区降雨滑坡易发性评价及山区交通工程地质灾害防控提供参考.

关键词: 降雨滑坡;易发性评价;多源遥感;物理模型;样本优化;机器学习;工程地质.

中图分类号: P642.22 **文章编号:** 1000-2383(2026)09-3469-15 **收稿日期:** 2026-04-21

Rainfall-Induced Landslide Susceptibility Assessment Based on Collaborative Sample Optimization Using Multi-Source Remote Sensing Interpretation and Physical Model Simulation

Luo Jing[1,2], Song Chen[1*], Pei Xiangjun[1,2], Yan Rui[1], Liu Ziqiang[1], Li Guobing[1], Wu Jingang[3], Liu Hongyang[3]

1. *State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu* 610059, *China*
2. *Tianfu Yongxing Laboratory, Chengdu* 610213, *China*
3. *Beijing General Municipal Engineering Design & Research Institute Co., Ltd., Beijing* 100089, *China*

基金项目: 国家重点研发计划项目(No. 2023YFC3007101);四川省自然科学基金项目(No. 2025ZNSFSC0318);四川省交通运输科技项目(No. 2025-A-10).

作者简介: 罗璟(1990-),男,研究员,博士,长期从事工程地质与生态地质的教学与科研工作. ORCID: 0000-0001-6746-1520. E-mail: luoj@cdut.edu.cn

* **通讯作者:** 宋琛,E-mail: 2024050398@stu.cdut.edu.cn

引用格式: 罗璟,宋琛,裴向军,严睿,刘自强,李郭兵,吴金刚,刘洪洋,2026.多源遥感解译与物理模型反演协同优化样本的降雨滑坡易发性评价方法.地球科学,51(9):3469-3483.

Citation: Luo Jing, Song Chen, Pei Xiangjun, Yan Rui, Liu Ziqiang, Li Guobing, Wu Jingang, Liu Hongyang, 2026. Rainfall-Induced Landslide Susceptibility Assessment Based on Collaborative Sample Optimization Using Multi-Source Remote Sensing Interpretation and Physical Model Simulation. *Earth Science*, 51(9): 3469-3483.

Abstract: Against the background of global climate change, increasingly frequent extreme rainfall events have intensified the risk of rainfall-induced landslides in mountainous regions, highlighting the importance of accurate landslide susceptibility assessment. The quality of training samples, particularly negative sample selection, is a key factor affecting the reliability of machine learning-based susceptibility models. This study focuses on a section of the Laibao Expressway severely affected by the Beijing "23·7" extreme rainfall event. DInSAR, NDVI, and optical remote sensing imagery were integrated to identify geological hazards. The coupled TRIGRS-Scoops3D model was then used to evaluate slope stability under rainfall infiltration conditions, and the results were used to optimize negative sample selection. Logistic regression (LR), random forest (RF), support vector machine (SVM), and XGBoost models were further developed for landslide susceptibility assessment. Their predictive performance was evaluated using receiver operating characteristic (ROC) curves and related performance metrics, while SHAP analysis was used to quantify the contributions of conditioning factors. The results show that the Beijing "23·7" extreme rainfall event triggered 466 geological hazards, including 345 landslides, mainly distributed on mountainous slopes with pronounced topographic relief and strong valley incision. The TRIGRS-Scoops3D model showed capability in identifying potentially unstable areas, with 90.43% of the observed landslides falling within unstable zones and a $\%LR_{class}$ value of 80.09%, representing improvements of 15.36% and 9.43%, respectively, over the TRIGRS model. After negative sample selection was optimized using the physics-based model, XGBoost achieved the best performance, with an AUC of 0.956, followed by SVM and RF with AUC values of 0.906 and 0.899, respectively, while LR yielded a relatively lower AUC of 0.861. SHAP analysis further indicated that slope gradient and rainfall were the dominant factors controlling rainfall-induced landslide susceptibility in the study area. The findings provide a useful reference for landslide susceptibility assessment in complex mountainous regions and for geological hazard prevention and mitigation along mountainous transportation corridors.

Key words: rainfall-induced landslide; susceptibility assessment; multi-source remote sensing; physical models; sample optimization; machine learning; engineering geology.

0 引言

山区公路是保障区域联通和支撑社会经济发展的重要基础设施.受复杂地形地貌条件影响,沿线边坡在强降雨作用下易发生滑坡等地质灾害,降雨已成为诱发公路边坡失稳的重要外部因素(黄润秋等,2007).在全球气候变化背景下,极端降雨事件频发且强度增强,进一步加剧了山区斜坡失稳风险.2023年北京"23•7"极端强降雨在北京西部山区诱发大量滑坡、崩塌等地质灾害,造成道路损毁和交通中断,凸显了极端降雨对山区公路边坡稳定性的显著影响,也表明针对典型极端降雨事件开展滑坡易发性评价具有重要现实意义(常鸣等,2024;南赟等,2024).

围绕降雨诱发滑坡易发性评价,国内外学者已在灾害识别、降雨致滑过程模拟以及区域易发性预测等方面开展了大量研究.在滑坡识别方面,光学遥感、InSAR和LiDAR等多源遥感技术已被广泛应用于滑坡识别、编目更新和地表形变监测,为区域滑坡调查与动态识别提供了重要支撑(Tralli *et al.*, 2005;Nichol *et al.*, 2006;马洪超,2011;Zhao and Lu, 2018).在降雨致滑过程分析方面,TRIGRS、FSLAM等物理模型能够模拟由降雨入渗引起的孔隙水压力变化及斜坡稳定性演化,已被大量用于区域浅层降雨滑坡稳定性分析(李焕强等,2009;Muntohar and Liao, 2010;常金源等,2015).在区域易发性评价方面,基于GIS的统计模型与机器学习方法发展迅速,随机森林、支持向量机、人工神经网络及其集成模型已被广泛用于滑坡易发性制图,并表现出较高的预测效率与精度(白世彪等,2005;Bui *et al.*, 2020;Merghadi *et al.*, 2020;Huang *et al.*, 2024;田尤等,2024).

总体而言,现有研究已逐步形成多源遥感识别、物理过程模拟与机器学习预测相结合的技术体系,但在山区公路降雨滑坡易发性评价中仍存在以下不足:一是在复杂地形和高植被覆盖条件下,单一遥感手段对滑坡识别能力有限,多源遥感协同解译仍需进一步完善;二是机器学习负样本选取具有较强随机性,缺乏物理过程约束,易引入标签噪声并影响模型预测可靠性(Wu *et al.*, 2024);三是物理模型受模型假设、参数概化及区域地质条件复杂性等因素影响,其区域尺度适用性和预测精度仍存在一定局限(黄润秋和戚国庆,2002;周晓亭,2022).

基于此,本文以北京"23•7"极端降雨影响下的涞宝高速沿线为研究对象,构建融合多源遥感、物理模型与机器学习的降雨滑坡易发性评价框架.首先,融合DInSAR形变信息、NDVI时序特征与光学遥感影像,开展地质灾害解译与滑坡样本提取;其次,耦合

TRIGRS与Scoops3D模型分析降雨条件下斜坡稳定性,并据此优化负样本选取;最后,采用逻辑回归、随机森林、支持向量机和XGBoost模型开展滑坡易发性评价,并结合SHAP方法识别主控因子.研究可为山区公路滑坡灾害防治与风险管理提供技术支撑.

1　研究区地质灾害解译与分布特征

1.1　研究区概况

本文以北京市涞宝高速公路K0～K16路段沿线为研究区(图1).研究区位于山前平原向低山丘陵过渡带,地形切割强烈,海拔46～1 096 m.区内地质构造较复杂,主要出露片麻岩、花岗岩及第四系松散堆积物.研究区属暖温带半湿润大陆性季风气候,年均降水量约600 mm,降水主要集中于6～8月,短历时强降雨过程频发,具备暴雨型地质灾害孕灾条件.2023年7月,北京发生"23•7"极端强降雨事件,研究区遭受持续强降雨影响,房山区24 h最大降水量达370.7 mm,达到特大暴雨量级(张启义, 2023).持续强降雨显著降低斜坡稳定性,诱发大量滑坡、泥石流等地质灾害,并造成局部路基冲毁和交通中断.

1.2　多源遥感协同地质灾害解译方法

针对复杂地形和高植被覆盖条件下山区公路沿线地质灾害识别困难的问题,本文融合光学遥感、合成孔径雷达(SAR)和多光谱遥感数据,构建"地貌-形变-生态"多维信息协同的地质灾害解译方法,通过地表形变、植被扰动和高分辨率影像交叉验证,以提高灾害识别的准确性.具体方法如下.

1.2.1　InSAR形变监测　选取2023年07月24日与2023年08月05日两景Sentinel-1降轨影像构建单一干涉对,时间基线12 d、空间基线−25.88 m,并以0.3为相干性阈值剔除低相干区域.采用DInSAR获取"23•7"极端降雨前后地表形变信息(图2),识别形变异常区,为地质灾害识别提供依据(Berardino *et al.*, 2002; 廖明生, 2014).

1.2.2　植被异常信息提取　收集Sentinel-2与Landsat-8 OLI多光谱遥感数据,计算"23•7"极端降雨前后研究区归一化植被指数(NDVI)并分析其变化特征(图3).基于NDVI异常变化识别植被退化及地表扰动区域,辅助判识滑坡、泥石流等灾害,并细化修正灾害边界(刘圣伟等, 2012; Ghorbanzadeh *et al.*, 2019; 董秀军等, 2020).

1.2.3　光学遥感影像解译　收集多期高分辨率遥感影像,融合InSAR形变异常与NDVI变化信息开展目视解译和交叉验证.通过多时相影像对比,剔除与"23•7"极端降雨事件无关的历史滑坡及人为扰动,并补充遗漏灾害点,提高灾害编目的完整性与准确性(图4).

1.3　灾害解译结果与分布特征

基于多源遥感数据协同解译结果,研究区共解

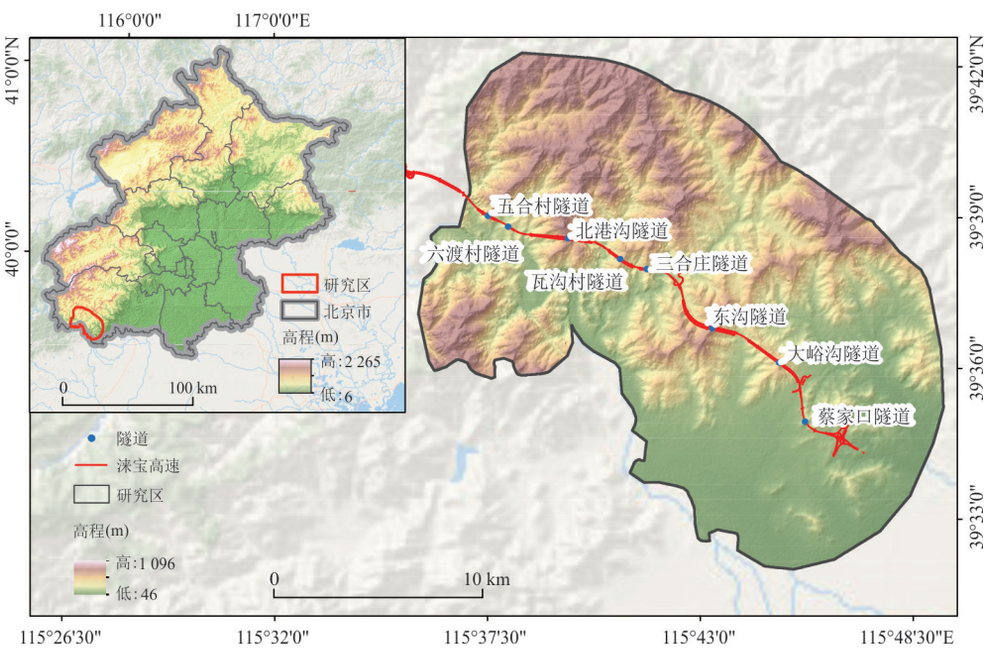


图1　研究区位置与地形特征

Fig.1　Location and topographic characteristics of the study area

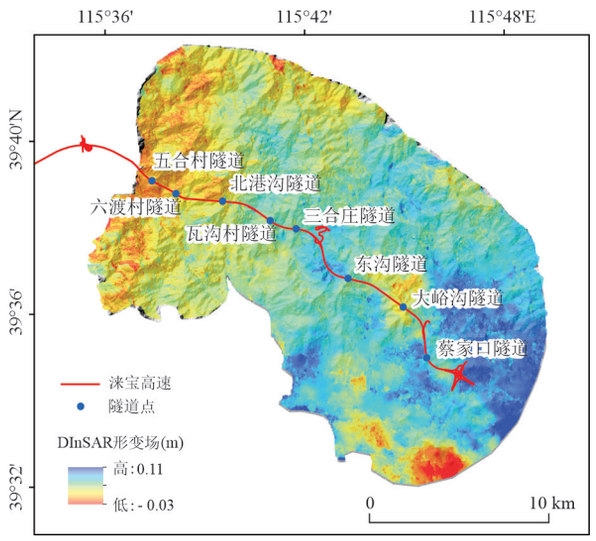


图 2 “23·7”极端降雨期间研究区 DInSAR 形变监测结果

Fig.2 DInSAR-derived deformation of the study area during the “23·7” extreme rainfall event

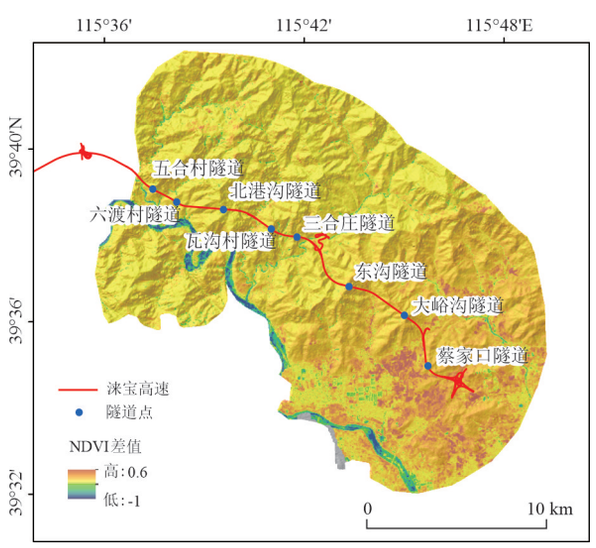


图 3 “23·7”极端降雨前后研究区 NDVI 差值分布

Fig.3 Spatial distribution of NDVI differences in the study area before and after the “23·7” extreme rainfall event

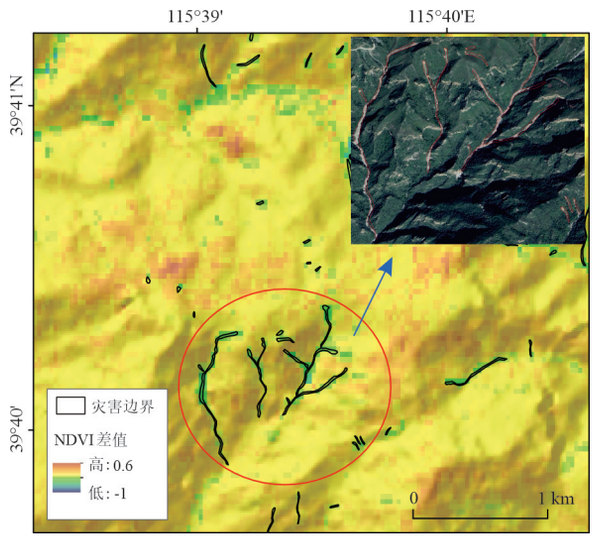


图 4 地质灾害遥感识别示例

Fig.4 Example of remote sensing identification of geohazards

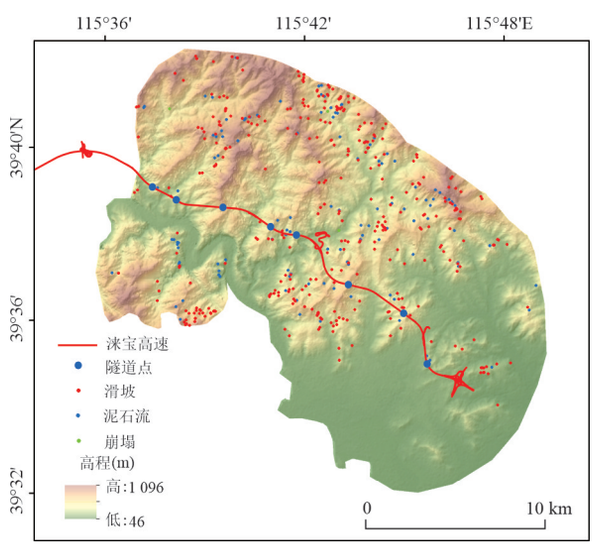


图 5 研究区地质灾害解译结果与空间分布

Fig.5 Identification results and spatial distribution of geohazards in the study area

译出“23•7”极端降雨期间诱发的地质灾害 466 处，其中滑坡 345 处、泥石流 118 处、崩塌 3 处(图 5)．整体上，研究区地质灾害以中小型浅层滑坡和沟谷型泥石流为主，崩塌发育较少，表明极端降雨作用下灾害发育主要表现为浅层斜坡失稳与沟谷物质启动．

1.3.1 坡向分布特征 灾害点在坡向上呈明显差异(图 6a)，总体以东南向和西南向较为集中，北向相对较少．其中，90°～135°区间灾害最为集中，共 82 处，其中滑坡 68 处；225°～270°区间次之，共 66 处．0°～45°和 315°～360°区间灾害数量较少，均约 50 处．结果表明，坡向对地质灾害空间分布具有一定控制作用，可能与坡面汇流、水分再分配及植被覆盖差异有关．

1.3.2 坡度分布特征 灾害点在坡度上呈明显集中分布(图 6b)，主要发育于 20°～40°的中等坡度区，其中 20°～30°和 30°～40°区间分别发育 188 处和 163 处，合计 351 处，占灾害总数的 75.3%．相比之下，坡度小于 10°的缓坡区仅识别灾害 6 处，坡度大于 60°的极陡坡区仅识别 2 处．结果表明，中等坡度斜坡对极端降雨响应更为敏感，既具备较强的重力驱动条件，又有利于松散物质赋存和降雨入渗，是滑坡、泥石流的主要发育坡带．

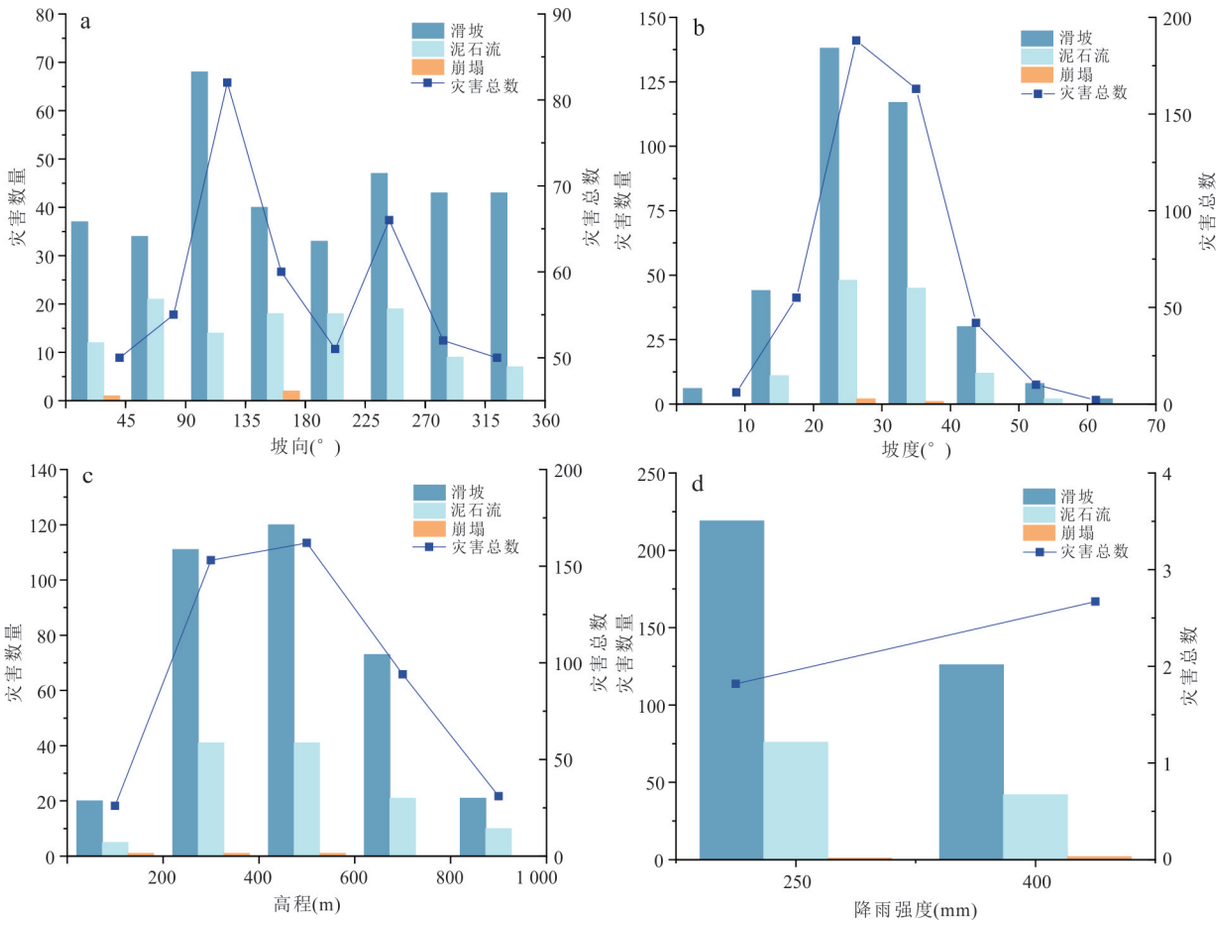


图 6　研究区地质灾害分布特征统计

Fig.6　Statistical characteristics of geohazard distribution in the study area

a.坡向;b.坡度;c.高程;d.降雨强度

1.3.3　高程分布特征　灾害在高程上的分布总体呈中间集中、两端减少的特征(图 6c).其中,200～600 m 为主要灾害集中带,共发育灾害 315 处,占灾害总数的 67.6%;200～400 m 和 400～600 m 两个区间灾害数量接近,共同构成灾害发育的核心高程段.当高程范围扩展至 200～800 m 时,灾害数量占比超过 87%;而低于 200 m 的河谷平原区和高于 800 m 的高山区,灾害数量明显减少.由此可见,中低海拔山区在极端降雨作用下灾害敏感性更高,可能与坡面切割较强、风化覆盖层较厚及沟谷侵蚀作用活跃等因素有关.

1.3.4　降雨强度分布特征　灾害分布对降雨强度响应明显(图 6d).250 mm 降雨区共发育地质灾害 296 处,占总数的 63.5%,灾害点密度(LND)为 1.82 个/km^2;400 mm 降雨区虽仅发育 170 处,但 LND 增至 2.67 个/km^2.结果表明,随着降雨强度增大,单位面积灾害发育程度明显增强.高强度降雨通过加速坡体入渗、升高孔隙水压力,并增强坡面径流与沟谷侵蚀,进一步促进斜坡失稳和沟谷物质启动.

2　降雨滑坡稳定性模型构建与模拟分析

2.1　模型原理

2.1.1　TRIGRS 模型　TRIGRS(Transient Rainfall Infiltration and Grid-Based Regional Slope-Stability)是一种基于栅格单元的区域浅层滑坡稳定性分析模型,主要用于模拟降雨入渗条件下浅层土体孔隙水压力的时变响应及其对边坡稳定性的影响(Alvioli *et al.*, 2016).TRIGRS 基于一维垂向非稳态入渗理论计算降雨作用下孔隙水压力的变化过程,并结合无限边坡模型计算各栅格单元的安全系数(Factor of Safety, *FS*)(李焕强等, 2009;钱纪芸等, 2009).模型综合考虑坡度、土层厚度、土体重度、黏聚力和内摩擦角等力学参数,以及饱和导水率、水力扩散率和初始地下水位等

水文参数,从而获得安全系数的时空分布特征,适用于区域尺度降雨型浅层滑坡稳定性评价.

2.1.2 Scoops3D模型 Scoops3D(Slope Computation of Probability of Stability in 3D)是美国地质调查局(USGS)开发的三维极限平衡模型,主要用于区域尺度潜在滑坡体的空间搜索与稳定性评价(Zhang and Wang, 2019).该模型基于栅格地形,将潜在滑动面概化为球面或椭球面,通过遍历不同位置、半径和尺度的候选滑动体,计算其安全系数(FS),识别最不稳定滑动体及其空间分布(辛星和张帆宇, 2018).相比二维极限平衡方法,Scoops3D能够考虑滑动体三维几何形态及侧向约束,并结合了孔隙水压力、黏聚力、内摩擦角和重度等参数,更适用于复杂地形条件下的区域斜坡稳定性评价.

2.1.3 TRIGRS-Scoops3D耦合模型 为综合考虑降雨入渗引起的孔隙水压力变化及其对三维斜坡稳定性的影响,本文构建TRIGRS-Scoops3D耦合模型.首先,利用TRIGRS模拟降雨过程中不同深度的孔隙水压力变化;随后将计算结果输入Scoops3D,结合潜在滑动体三维搜索与摩尔-库仑强度准则,计算安全系数并识别最不稳定滑动体及潜在滑动面(何简吟, 2021; 郑玲静等, 2023).该方法实现了降雨入渗过程模拟与三维稳定性分析的有机结合,能够在区域尺度上同时考虑降雨作用、地形条件、土层厚度空间差异及复杂孔压场对边坡稳定性的共同影响,从而提高降雨诱发滑坡失稳判别和潜在滑动面识别的合理性与可靠性.

2.2 模型参数

TRIGRS-Scoops3D耦合模型输入参数主要包括水文参数和岩土力学参数两类.水文参数包括土壤饱和导水率(K_s)、水力扩散率(D_0)及土水特征曲线参数(θ_s、θ_r);岩土力学参数包括有效内摩擦角(ϕ')、有效黏聚力(c')、土体天然容重(γ)和饱和容重(γ_{sat})等,具体取值见表1.各参数通过现场地质调查,结合室内直剪与环刀试验及原位渗透试验确定力学与水文参数初始范围,并基于TRIGRS-Scoops3D敏感性分析进行模型反演得出最终取值.降雨边界条件采用房山雨量站(116.1942°E, 39.7728°N)于2023年7月30日11点至7月31日11点记录的逐时实测降雨数据,累计降雨量为370.7 mm.将该降雨过程作为TRIGRS模型的时序降雨输入,用于模拟降雨入渗过程,并为Scoops3D稳定性分析提供孔隙水压力边界条件.

表1 TRIGRS-Scoops3D耦合模型输入参数

Table 1 Input parameters of the TRIGRS-Scoops3D coupled model

参数类别	参数符号	参数含义	取值
土水参数	K_s	饱和导水率(m/s)	8×10^{-6}
	D_0	扩散率(m/s)	5×10^{-4}
	θ_s	饱和体积含水率	0.42
	θ_r	残余体积含水率	0.06
强度参数	c'	有效粘聚力(kPa)	9.5
	ϕ'	有效内摩擦角(°)	25
容重	γ	土体天然容重(kN/m³)	19
	γ_{sat}	饱和容重(kN/m³)	23

2.3 模型结果

2.3.1 TRIGRS模型结果 利用TRIGRS模型模拟了研究区在降雨前初始工况和降雨饱和工况下的斜坡稳定性分布.结果表明,初始工况下研究区整体稳定性较好,未出现明显不稳定区($FS<1.0$);欠稳定区($1.0\leqslant FS<1.2$)、基本稳定区($1.2\leqslant FS<1.5$)和稳定区($FS\geqslant1.5$)面积占比分别为27.39%、19.05%和53.56%(图7a).其中,欠稳定区和基本稳定区主要分布于沟谷两侧及中上部陡坡,反映出地形条件对初始稳定性空间分异具有显著控制作用.滑坡目录叠加结果显示,61.45%的滑坡点位于欠稳定区,表明多数滑坡在降雨发生前可能已处于接近极限平衡状态.

降雨饱和后,研究区斜坡稳定性显著降低(图7b),不稳定区($FS<1.0$)面积占比由0增至20.84%,且主要沿沟谷及陡坡呈带状分布,说明强降雨入渗显著增加了浅层斜坡失稳风险.滑坡点落入不稳定区的比例达到75.07%,表明TRIGRS模型能够较好表征实际滑坡的空间分布特征.总体来看,TRIGRS模型较好反映了"23•7"极端降雨过程中研究区斜坡稳定性由整体稳定向局部失稳转化的演化过程,说明降雨入渗引起的基质吸力衰减与孔隙水压力累积,是诱发滑坡集中发生的重要机制.

2.3.2 TRIGRS-SCOOPS3D耦合模型结果 基于TRIGRS模型计算得到降雨前后孔隙水压力场,进一步采用Scoops3D模型开展三维稳定性分析.结果表明,初始工况下研究区整体稳定性较好,不稳定区、欠稳定区、基本稳定区和稳定区面积占比分别为3.48%、6.43%、17.21%和72.88%(图8a).其中,低安全系数区主要分布于沟谷两侧及局部陡坡带,呈带状或斑块状展布;稳定区则主要分布于地形相对平缓区域.滑坡目录叠加结果显示,仅有

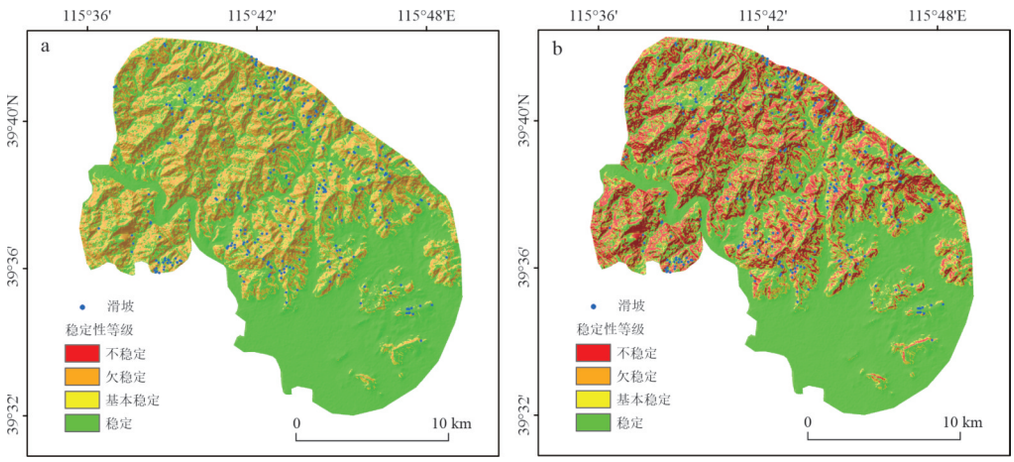


图 7　TRIGRS 模型模拟的研究区斜坡稳定性分布

Fig.7　Simulated slope stability distribution of the study area using the TRIGRS model

a. 初始工况;b. 降雨饱和工况

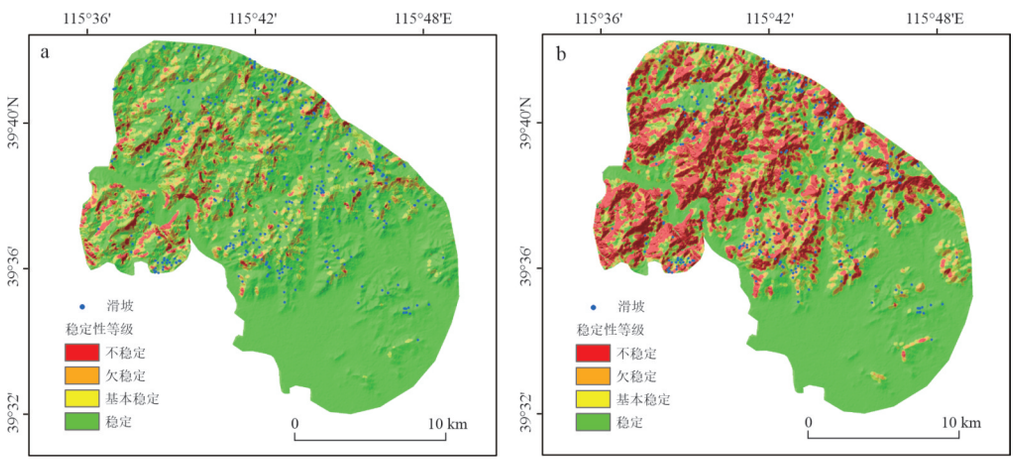


图 8　TRIGRS-Scoops3D 耦合模型模拟的研究区斜坡稳定性分布

Fig.8　Slope stability distribution of the study area simulated by the TRIGRS-Scoops3D coupled model

a. 初始工况;b. 降雨饱和工况

3.19% 的滑坡点落入不稳定区,表明大多数坡体在暴雨发生前可能仍处于相对稳定或接近临界状态.

在降雨饱和工况下,研究区斜坡稳定性显著降低,不稳定区面积占比增至 31.77%,并沿深切沟谷及陡坡带明显扩展(图 8b).滑坡点在不稳定区内的占比达到 90.43%,表明 TRIGRS-Scoops3D 耦合模型能够较好识别强降雨条件下滑坡集中发育区域.总体来看,该模型较好反映了“23•7”极端降雨过程中研究区斜坡由背景稳定向广泛失稳快速转化的演化过程,可为降雨型滑坡灾害易发性分析与风险区划提供依据.

2.4　单一模型与耦合模型模拟结果验证及性能分析

为比较TRIGRS单一模型与TRIGRS-Scoops3D耦合模型在降雨诱发滑坡识别中的差异,本文基于降雨饱和工况下的模拟结果,采用实际滑坡位置进行定量验证,并以 LR_{class} 及 $\%LR_{\text{class}}$ 指标评价模型对滑坡空间分布的识别能力,其表达式见式(1)和式(2).

$$LR_{\text{class}}=\frac{S}{A}, \tag{1}$$

$$\%LR^{i}_{\text{class}}=\frac{LR^{i}_{\text{class}}}{\sum_{j=1}^{n}LR^{j}_{\text{class}}}, \tag{2}$$

其中,S 表示某稳定性等级中滑坡点占滑坡目录总量的比例,A 表示该等级面积占研究区总面积的比例,i 和 j 表示稳定性等级编号.

结果表明(表 2),TRIGRS 单一模型预测的不稳定区内包含 75.07% 的实际滑坡点,而 TRIGRS-

表2 TRIGRS单一模型与TRIGRS-Scoops3D耦合模型精度评价

Table 2 Accuracy assessment of the TRIGRS model and the TRIGRS-Scoops3D coupled model

FS等级分类	滑坡点占比(%)		区域面积占比(%)		LR_{class}		$\%LR_{class}$	
	1D	3D	1D	3D	1D	3D	1D	3D
$FS<1$	75.07	90.43	20.84	31.56	3.603	2.801	70.66	80.09
$FS\geqslant1$	24.93	9.57	79.16	68.44	1.496	0.696	29.34	19.91

Scoops3D耦合模型将其提高至90.43%,较TRIGRS模型提高15.36%;对应的不稳定区面积占研究区总面积的比例分别为20.84%和31.56%.尽管耦合模型识别出的不稳定区范围有所扩大,但其$\%LR_{class}$达到80.09%,较TRIGRS模型提高9.43%,说明其对滑坡空间分布的识别效果整体优于单一模型,也表明耦合模型在扩大潜在失稳区识别范围的同时,并未降低对实际滑坡空间分布的判别效率.进一步分析表明,单一模型在稳定区内遗漏的滑坡点占比为24.93%,而耦合模型仅为9.57%,表明后者在降低漏判率方面具有明显优势.综合来看,TRIGRS-Scoops3D耦合模型在保持较高滑坡识别能力的同时,能够更有效刻画强降雨条件下潜在失稳区的空间分布,较单一TRIGRS模型具有更优的空间判别性能.

3 降雨滑坡易发性评价

3.1 易发性评价模型

3.1.1 逻辑回归模型 逻辑回归(Logistic Regression, LR)是一种经典的二分类统计模型,常用于滑坡发生概率预测.该模型通过建立评价因子与滑坡发生概率之间的对数几率关系,将各因子的线性组合映射到[0,1]区间,从而表征研究单元发生滑坡的概率.概率值越大,表示滑坡发生的可能性越高.由于模型结构简单、可解释性较强,LR能够较好反映各评价因子对滑坡易发性的影响方向及作用强度(Hosmer *et al.*, 2013).

3.1.2 随机森林模型 随机森林(Random Forest, RF)是一种基于决策树的集成学习模型.该模型通过Bootstrap重采样构建多个训练子集,并在节点划分过程中随机选取部分特征参与建树,最终通过多树集成投票完成分类.RF模型具有较强的非线性拟合能力和抗过拟合能力,能够较好表征多因子耦合作用下滑坡易发性的空间差异,同时还可用于开展评价因子的重要性分析(Breiman, 2001).

3.1.3 支持向量机模型 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种基于统计学习理论的监督分类模型,其基本思想是在特征空间中构建最优分类超平面,以实现不同类别样本的最大间隔分离.对于线性不可分问题,SVM可借助核函数将样本映射到高维空间,从而实现对复杂非线性关系的分类识别.由于在小样本、高维和非线性问题中表现出较好性能,SVM已在滑坡易发性评价研究领域得到广泛应用(Cortes and Vapnik, 1995).

3.1.4 极限梯度提升模型 极端梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)是在梯度提升决策树基础上发展起来的一种集成学习算法.该模型通过迭代构建新的基学习器,逐步拟合前一轮模型的残差,并在目标函数中引入正则化项,以提高模型精度和泛化能力.XGBoost具有较强的非线性表达能力、较高的计算效率和较好的鲁棒性,适用于复杂环境条件下的滑坡易发性评价(Chen and Guestrin, 2016).

3.2 负样本选取策略

本文将识别的345个滑坡样本赋值为1,非滑坡样本赋值为0,并采用1:2的正负样本比例.已有研究表明,适当增加负样本比例有助于降低模型过拟合风险并提高样本判别能力(Jia *et al.*, 2026).因此,本文负样本采用物理模型约束筛选,根据TRIGRS-Scoops3D稳定性分析结果,将稳定区($FS>1.5$)划定为负样本候选范围(刘磊磊等, 2026),并随机选取690个非滑坡样本.该方法可减少潜在失稳斜坡被误选为负样本的可能性,降低标签噪声,提高易发性评价的可靠性.

3.3 降雨滑坡易发性评价因子

综合考虑地形地貌、水文过程、地质结构和工程扰动等因素,本文选取年降雨量、高程、坡度、坡向、平面曲率、地形湿度指数(TWI)、归一化植被指数(NDVI)、地层岩性、土地利用类型、距断层距离、距河流距离和距道路距离共12个因子,构建降雨滑坡易发性评价指标体系.上述因子能够较全面地表征研究区滑坡孕灾环境特征,其数据来源见表3.在后续易发性评价中,评价因子均在ArcGIS中采用三次卷积插值(Cubic Convolution)方法重采样至12.5 m栅格尺度,以保证空间分辨率的一致性与数据可比性.

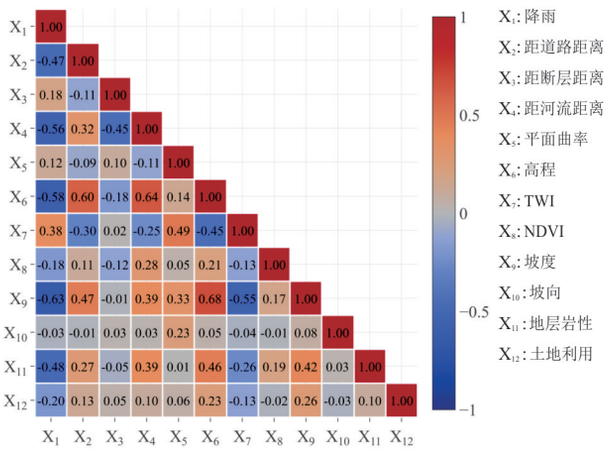


图 9　降雨滑坡评价因子皮尔逊相关系数矩阵

Fig.9　Pearson correlation coefficient matrix of landslide hazard evaluation factors

为检验各评价因子之间的相关程度并降低多因子建模中的共线性影响,采用皮尔逊相关系数对12个评价因子进行相关性分析(图 9).结果表明,各因子相关系数绝对值均小于0.8,未达到显著共线性判定阈值,说明所选因子整体独立性较好,可用于后续易发性评价模型构建.其中,坡度与高程呈中等正相关,坡度与TWI呈中等负相关,分别反映了研究区地形起伏增强及坡面汇流条件差异;其余因子间相关性整体较弱,未表现出明显的线性依赖关系.

3.4　降雨滑坡易发性分区

为比较不同模型对研究区降雨滑坡易发性的空间刻画差异,基于滑坡样本和非滑坡样本构建训练集与验证集,并按 7∶3 的比例进行模型训练和精度检验.在统一评价因子分辨率和样本划分条件下,分别建立 LR、RF、SVM 和 XGBoost 模型,对研究区各栅格单元的滑坡发生概率进行预测,并采用 ArcGIS 自然断点法将预测结果划分为极低、低、中等、高和极高 5 个等级,得到研究区降雨滑坡易发性分区结果(图 10).

在易发性分区结果中,高和极高易发区主要分布于研究区中北部、东北部及东部山地沟谷密集区,并沿主要沟谷两侧及局部陡坡带,呈条带状或斑块状展布;低和极低易发区则主要分布于地势相对平缓区域,整体呈连续片状分布.这表明研究区降雨滑坡易发性具有显著的空间分异特征,其总体分布格局与地形起伏、沟谷切割强度密切相关.不同模型在高值区范围及局部边界刻画上仍存在一定差异,说明各模型对复杂地形条件下滑坡孕灾环境的响应并不完全一致.

由易发性等级面积占比可见(表 4),不同模型对高易发区的识别结果存在差异.XGBoost 模型极高易发区面积占比最高,为 29.73%,表现出较强的高易发区聚焦能力;SVM 模型次之,极高易发区面积占比为 22.45%,同样表现出较明显的高值集聚特征.相比之下,LR 和 RF 模型各等级面积分布相对均衡,对易发性空间过渡特征的刻画更为平缓.总体来看,4 种模型均能反映研究区降雨滑坡易发性的空间分异规律,但在高值区范围、集聚程度及等级过渡特征方面仍存在一定差别.

3.5　模型性能评估

3.5.1　评估方法　为客观评价不同模型的降雨滑坡易发性预测性能,本文采用 ROC 曲线及其曲线下面积(AUC),并结合准确率(Accuracy)、灵敏度(Sensitivity)和特异度(Specificity)指标,对各模型的预测与判别能力进行综合评估.其中,ROC 曲线用于反映模型在不同阈值条件下的判别性能,AUC 用于量化模型整体判别能力,其值越接近 1,表明模型区分滑坡与非滑坡样本的能力越强.准确率反映模型的总体分类正确程度,灵敏度表征模型对滑坡样本的识别能力,特异度则表征模型对非滑坡样本的识别能力.

3.5.2　评估结果　图 11 显示,4 种模型的 ROC 曲线均具有较好的区分效果.其中,XGBoost 模型的

表 3　滑坡易发性评价因子数据来源

Table 3　Data sources of landslide hazard evaluation factors

数据名称	类型	分辨率	评价因子	数据来源
ALOS DEM	栅格	12.5 m	高程、坡度、坡向、平面曲率、TWI	www.geodata.cn
地质数据	矢量	1∶25 万	地层岩性、距断层距离	geocloud.cgs.gov.cn
地理数据	矢量	1∶25 万	距河流距离、距断层距离	www.gscloud.cn
土地利用数据	栅格	30 m	土地利用类型	www.resdc.cn
Landsat 8 OLI	栅格	30 m	归一化植被指数	www.gscloud.cn
降雨数据	栅格	1 km	年降雨量	www.cma.gov.cn

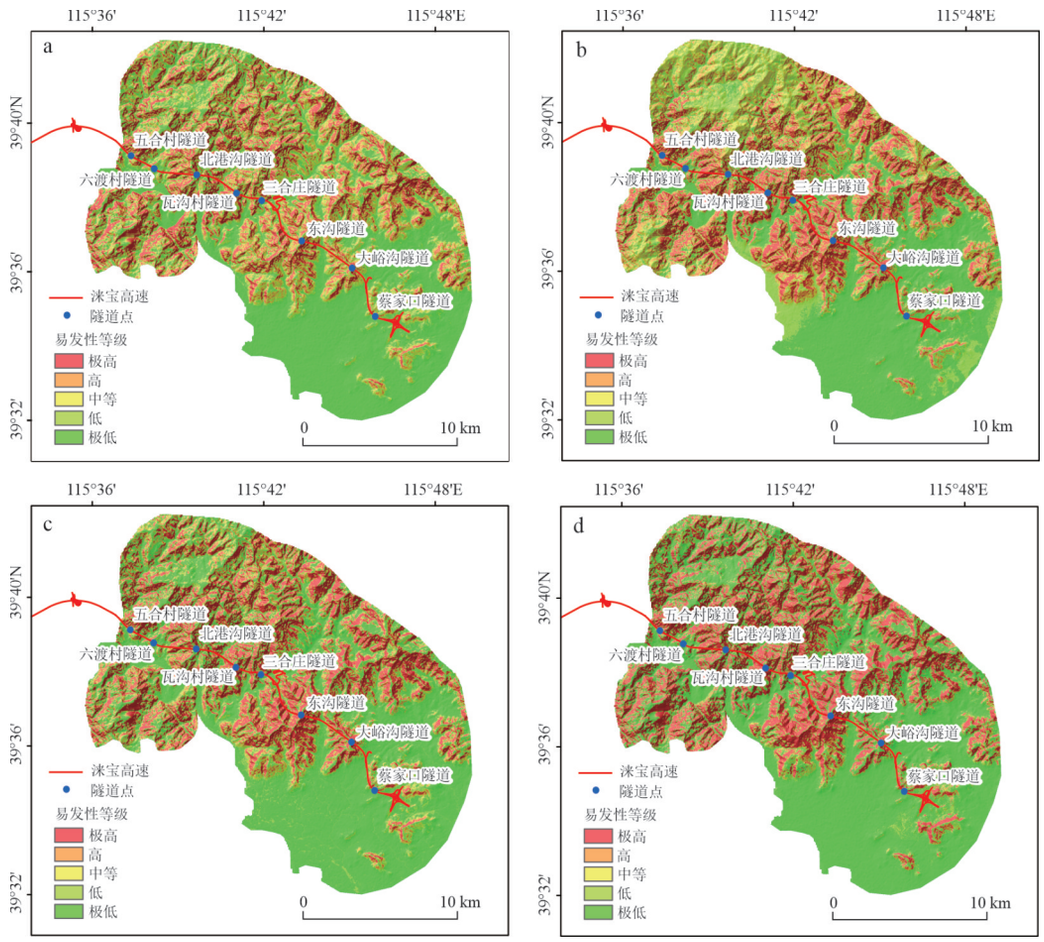


图 10 研究区不同模型降雨滑坡易发性分区结果

Fig.10 Landslide hazard zonation results derived from different models in the study area

a.LR;b.RF;c.SVM;d.XGBoost

表 4 不同评价模型易发性分区面积占比统计

Table 4 Area proportions of hazard classes derived from different evaluation models

易发等级	LR	RF	SVM	XGBoost
极低	37.72%	34.58%	44.16%	49.43%
低	16.66%	17.67%	12.38%	8.56%
中等	15.05%	13.76%	9.82%	5.79%
高	15.05%	16.04%	11.19%	6.50%
极高	15.52%	17.95%	22.45%	29.73%

ROC 曲线最接近左上角，AUC 值最高，为 0.956；SVM 和 RF 模型次之，AUC 值分别为 0.906 和 0.899；LR 模型 AUC 值为 0.861. 总体来看，4 种模型均能够较好区分滑坡与非滑坡样本，但判别能力存在一定差异. 图 12 显示，不同模型在分类精度及样本识别能力方面表现不一. XGBoost 模型的准确率、灵敏度和特异度分别为 0.916 4、0.856 3 和 0.948 4，均为最高，综合性能最优；SVM 模型次之，3 项指标分别为 0.867 5、0.736 1 和 0.937 5；RF 模型对应指标分别为 0.840 0、0.709 7 和 0.909 4，整体表现较为均衡. 相比之下，LR 模型特异度较高（0.921 9），但灵敏度较低（0.610 0），说明其对非滑坡样本的识别能力较强，而对滑坡样本的识别相对不足. 综合 ROC 曲线和各项评价指标可见，XGBoost 模型表现最佳，SVM 和 RF 模型次之，LR 模型相对较弱，表明不同模型在研究区降雨滑坡易发性评价中的预测效果存在差异.

4 讨论

4.1 TRIGRS 与 TRIGRS-Scoops3D 模型预测结果差异分析

TRIGRS 与 TRIGRS-Scoops3D 模型预测结果的差异，主要源于对斜坡失稳过程表征方式的不同. TRIGRS 基于一维垂向入渗和无限边坡假设，能够较好模拟由降雨入渗引起的孔隙水压力变化及浅

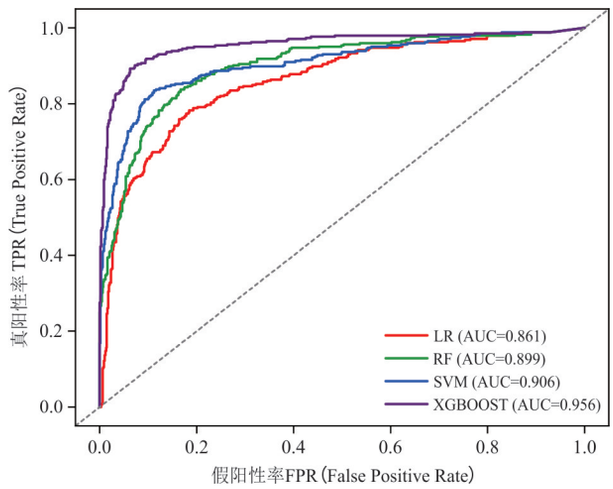
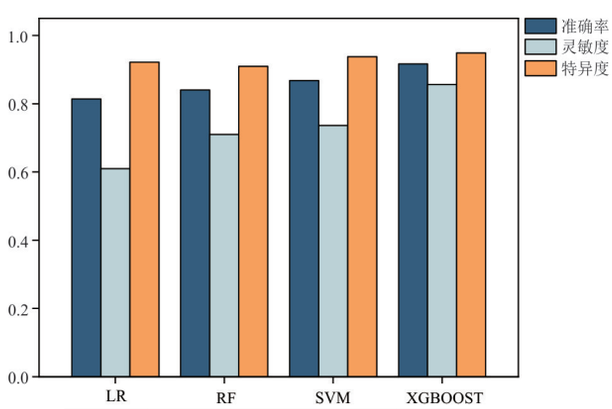


图 11　不同模型 ROC 曲线对比

Fig.11　Comparison of ROC curves for different models



	LR	RF	SVM	XGBOOST
准确率	0.8135	0.8400	0.8675	0.9164
灵敏度	0.6100	0.7097	0.7361	0.8563
特异度	0.9219	0.9094	0.9375	0.9484

图 12　不同模型性能评价指标对比

Fig.12　Comparison of performance metrics for different models

层斜坡稳定性响应,但对复杂地形下滑动体三维形态及侧向约束考虑不足.相比之下,TRIGRS-Scoops3D 耦合模型进一步引入三维极限平衡分析,可更充分识别复杂地形条件下的潜在滑动体及其空间差异.研究区沟谷切割强烈、地形起伏较大,因此耦合模型对潜在失稳区的识别更接近实际滑坡分布,表现出更高的预测精度和适用性.结果表明,引入三维稳定性分析有助于提升复杂山区降雨滑坡识别的可靠性.

4.2　降雨滑坡评价因子重要性分析

为揭示不同评价因子对降雨滑坡易发性的贡献,本文基于 LR、RF、SVM 和 XGBoost 模型开展 SHAP 分析.总体上,4 种模型识别结果较为一致,坡度和降雨均位居前列,是控制研究区降雨滑坡易发性的主控因子;距断层距离、NDVI、距河流距离、TWI 和平面曲率等因子在部分模型中也表现出较高贡献,但排序存在一定差异(图 13).坡度在各模型中贡献最为显著,且高坡度对应较高的正向 SHAP 值,表明坡度增大显著提高斜坡失稳可能性.降雨同样表现出稳定的重要性,强降雨通过增加入渗、升高孔隙水压力并削弱土体抗剪强度,促进斜坡失稳.距断层距离、NDVI 及水文相关因子的较高贡献,则反映了构造破碎、植被覆盖、河流侵蚀及坡面汇流等对滑坡发育的共同影响.相比之下,土地利用和地层岩性整体贡献相对较低.总体而言,研究区降雨滑坡易发性受地形、降雨、水文、构造及植被等多种因素共同控制,其中坡度和降雨是最稳定、最显著的主控因子,体现出明显的多因子耦合响应特征.

4.3　不同机器学习模型易发性分区结果差异分析

不同机器学习模型的滑坡易发性分区总体格局较为一致,但高易发区范围及空间集聚程度存在明显差异(图 10,表 4).其中,XGBoost 高易发区占比最高,空间集聚性最强;LR 低易发区占比较高,分区整体较为平滑;RF 和 SVM 介于两者之间.

这种差异主要与各模型对非线性关系及因子交互作用的表征能力有关.LR 受线性假设限制,对复杂因子关系的刻画能力较弱;RF 和 SVM 能够较好识别非线性特征,但对高易发区域的聚集效应识别能力相对有限;XGBoost 可通过迭代提升,强化对复杂非线性关系与难分类样本的学习能力,因此对高易发区的识别更加集中.SHAP 分析进一步表明,各模型均将坡度和降雨识别为主控因子,其中 XGBoost 对高坡度、高降雨条件的正向响应更为显著,从而强化了高易发区的空间集聚特征.

总体而言,不同模型的分区差异主要源于其非线性表达和因子交互作用刻画能力的不同,LR 表现为平滑渐变特征,RF 和 SVM 呈中等程度空间集聚,而 XGBoost 表现出更显著的高易发区集聚特征.

4.4　方法局限性与展望

尽管本文构建了融合多源遥感解译、TRIGRS-Scoops3D 物理模型与机器学习方法的降雨滑坡易发性评价框架,并在样本优化与空间预测方面取得较好效果,但仍存在一定局限性.首先,物理模型参数主要依据有限现场调查、室内试验及反演结果确

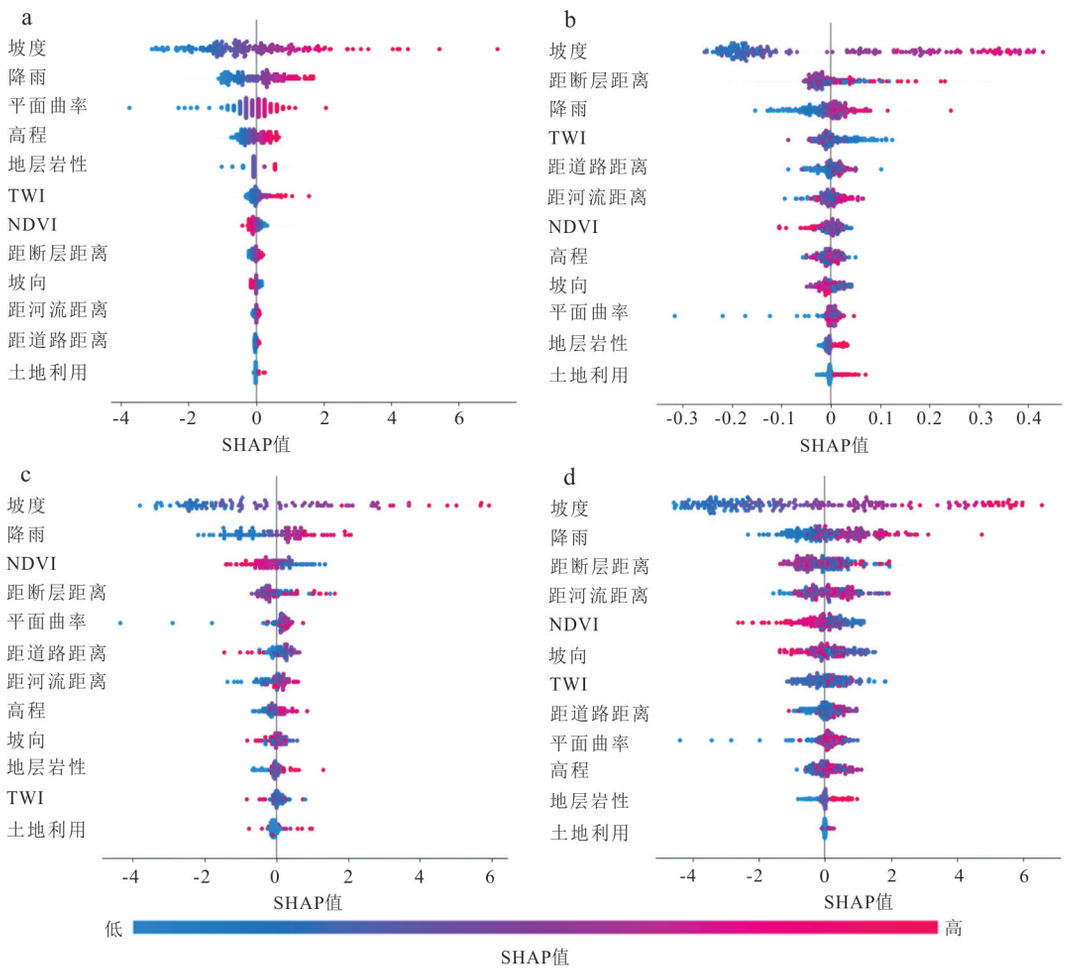


图 13 不同模型评价因子的 SHAP 值分布特征

Fig.13 SHAP value distribution characteristics of evaluation factors for different models

a.LR;b.RF;c.SVM;d.XGBoost

定,受地质条件空间非均质性影响,区域尺度参数仍存在一定概化.其次,TRIGRS-Scoops3D 耦合模型对地下水条件和潜在滑动面几何形态进行了简化,难以完全反映复杂斜坡系统的真实演化过程.再次,物理模型约束的负样本筛选虽提高了样本合理性和模型稳定性,但易发性评价结果仍受数据质量、空间分辨率及区域差异影响,其普适性有待进一步验证.

未来研究可从以下方面进一步完善:一是扩展多期、多事件滑坡样本数据,以增强模型对不同降雨条件的适应能力;二是引入更高分辨率的降雨及地表环境数据,提高模型输入因子的精细表达能力;三是进一步探索物理模型与机器学习的融合机制,以提升复杂山区滑坡易发性评价的稳健性与推广应用能力.

5 结论

本文以北京“23•7”极端降雨事件影响下的涞宝高速沿线区域为研究区,综合采用多源遥感解译、TRIGRS-Scoops3D 物理模型和机器学习方法,构建了“多源遥感灾害解译-物理过程模拟-机器学习易发性评价”技术框架,开展降雨诱发滑坡识别、稳定性分析与易发性评价,为山区公路滑坡灾害防治与风险管理提供技术支撑.主要结论如下:

(1)基于 DInSAR、NDVI 和光学遥感影像的多源遥感协同解译,共识别地质灾害 466 处,其中滑坡 345 处.滑坡主要分布于地形起伏较大、沟谷切割明显的山地斜坡.多源遥感协同方法能够有效提升复杂地形和高植被覆盖区地质灾害识别的完整性与可靠性.

(2)TRIGRS 与 TRIGRS-Scoops3D 耦合模型均能反映强降雨条件下斜坡稳定性变化,但耦合模型对潜在失稳区的识别能力更强,其不稳定区内滑坡点占比达 90.43%,%LR_{class} 为 80.09%,较 TRIGRS 模型分别提高 15.36% 和 9.43%.

(3)基于物理模型优化负样本后,不同机器学习模型的滑坡易发性分区结果总体一致,高-极高易发区主要沿沟谷两侧及陡坡带分布.其中,XGBoost模型综合性能最优,AUC为0.956,表明其在研究区降雨滑坡易发性评价中具有较好的适用性.

(4)SHAP分析表明,坡度和降雨是控制研究区降雨滑坡易发性的主控因子,距断层距离、NDVI、距河流距离、TWI和平面曲率等因子亦具有重要影响.研究区滑坡易发性受地形、降雨、水文和构造等多种因素共同控制,呈现明显的耦合响应特征.

References

Alvioli, M., Spiga, D., Baum, L.R., 2016. Evaluation of the Parallel Performance of the TRIGRS v2.1 Model for Rainfall-Induced Landslides. *PeerJ PrePrints*, 4e2206. https://peerj.com/preprints/2206v2/

Bai, S. B., Lü, G. N., Sheng, Y. H., et al., 2005. Analysis of Landslide Causative Factors Using GIS in the Three Gorges Reservoir Area, China. *Journal of Mountain Research*, 23(1): 63－70 (in Chinese with English abstract).

Berardino, P., Fornaro, G., Lanari, R., et al., 2002. A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11): 2375－2383. https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.803792

Breiman, L., 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1): 5－32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Bui, D. T., Tsangaratos, P., Nguyen, V. T., et al., 2020. Comparing the Prediction Performance of a Deep Learning Neural Network Model with Conventional Machine Learning Models in Landslide Susceptibility Assessment. *CATENA*, 188: 104426. https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104426

Chang, J. Y., Bao, H., Wu, F. Q., et al., 2015. Discussion on Stability of Shallow Landslide under Rainfall. *Rock and Soil Mechanics*, 36(4): 995－1001 (in Chinese with English abstract).

Chang, M., Xu, Q., Wang, Y. S., et al., 2024. Development Characteristics and Disaster-Causing Mechanisms of the "8•3" Catastrophic Flash Flood and Debris Flow in Guzan, Kangding, Sichuan Province. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 49(11): 2136－2144 (in Chinese with English abstract).

Chen, T. Q., Guestrin, C., 2016. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. The 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

Cortes, C., Vapnik, V., 1995. Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20(3): 273－297. https://doi.org/10.1007/BF00994018

Dong, X. J., Xu, Q., She, J. X., et al., 2020. Preliminary Study on Interpretation of Geological Hazards in Jiuzhaigou Based on Multi-Source Remote Sensing Data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(3): 432－441 (in Chinese with English abstract).

Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Gholamnia, K., et al., 2019. Evaluation of Different Machine Learning Methods and Deep-Learning Convolutional Neural Networks for Landslide Detection. *Remote Sensing*, 11(2): 196. https://doi.org/10.3390/rs11020196

He, J. Y., 2021. Stability Analysis of Rainfall-Induced Shallow Landslide: Based on TRIGRS Model and Scoops3D Model (Dissertation). Northwest University, Xi'an (in Chinese with English abstract).

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., Sturdivant, R. X., 2013. Applied Logistic Regression (3rd Edition). Wiley, Hoboken. https://doi.org/10.1002/9781118548387

Huang, F. M., Xiong, H. W., Jiang, S. H., et al., 2024. Modelling Landslide Susceptibility Prediction: A Review and Construction of Semi-Supervised Imbalanced Theory. *Earth-Science Reviews*, 250: 104700. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2024.104700

Huang, R. Q., Qi, G. Q., 2002. The Effect of Unsaturated Soil Suction on Slope Stability. *Journal of Engineering Geology*, 10(4): 343－348 (in Chinese with English abstract).

Huang, R. Q., Xu, Q., Qi, G. Q., 2007. Evaluation and Prediction of Rainfall and Reservoir-Induced Landslides. Science Press, Beijing (in Chinese).

Jia, Z., Cheng, Z. J., Chang, Z. L., et al., 2026. Non-Landslide Sample for Landslide Susceptibility Prediction Modeling: A Review of Selection Strategies and Their Influence Rules. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 18(4): 2859－2880. https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2025.12.011

Li, H. Q., Sun, H. Y., Sun, X. M., et al., 2009. Influence of Rainfall Infiltration on Slopes by Physical Model Test. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 31(4): 589－594 (in Chinese with English abstract).

Liao, M. S., 2014. Principles and Applications of InSAR. Beijing: Science Press (in Chinese).

Liu, L. L., Duan, C., Xu, C., et al., 2026. A Physically-Informed Negative Sampling Strategy for Earthquake-

Induced Landslide Susceptibility Assessment. *Earth Science*, Online (in Chinese with English abstract). https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20260323.1513.002

Liu, S. W., Guo, D. H., Chen, W. T., et al., 2012. The Application of Airborne Lidar Technology in Landslide Investigation and Monitoring of Three Gorges Reservoir Area. *Geology in China*, 39(2): 507－517 (in Chinese with English abstract).

Ma, H. C., 2011. Review on Applications of LiDAR Mapping Technology to Geosciences. *Earth Science*, 36(2): 347－354 (in Chinese with English abstract).

Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., et al., 2020. Machine Learning Methods for Landslide Susceptibility Studies: A Comparative Overview of Algorithm Performance. *Earth-Science Reviews*, 207: 103225. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225

Muntohar, A. S., Liao, H. J., 2010. Rainfall Infiltration: Infinite Slope Model for Landslides Triggering by Rainstorm. *Natural Hazards*, 54(3): 967－984. https://doi.org/10.1007/s11069-010-9518-5

Nan, Y., Zhai, S. H., Li, Y., et al., 2024. Analysis on the Characteristics of Geological Disasters and Effectiveness of Early Warning Duiring Heavy Rainfall on "23•7" in Beijing. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 35(2): 66－73 (in Chinese with English abstract).

Nichol, J. E., Shaker, A., Wong, M. S., 2006. Application of High-Resolution Stereo Satellite Images to Detailed Landslide Hazard Assessment. *Geomorphology*, 76(1－2): 68－75. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.10.001

Qian, J. Y., Zhang, G., Zhang, J. M., et al., 2009. Centrifuge Model Tests of Cohesive Soil Slopes during Rainfall. *Journal of Tsinghua University* (*Science and Technology*), 49(6): 829－833 (in Chinese with English abstract).

Tian, Y., Gao, B., Yin, H., et al., 2024. Handling Imbalanced Samples in Landslide Susceptibility Evaluation. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 51(6): 171－181 (in Chinese with English abstract).

Tralli, D. M., Blom, R. G., Zlotnicki, V., et al., 2005. Satellite Remote Sensing of Earthquake, Volcano, Flood, Landslide and Coastal Inundation Hazards. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 59(4): 185－198. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2005.02.002

Wu, B., Shi, Z. M., Zheng, H. C., et al., 2024. Impact of Sampling for Landslide Susceptibility Assessment Using Interpretable Machine Learning Models. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 83(11): 461. https://doi.org/10.1007/s10064-024-03980-8

Xin, X., Zhang, F. Y., 2018. Application of a 3D Deterministic Model for Predicting Shallow Loess Landslide Stability. *Chinese Journal of Engineering*, 40(4): 397－406 (in Chinese with English abstract).

Zhang, Q. Y., 2023. The Cause and Enlightenment of the "23.7" Extremely Rainstorm Disaster in Fangshan District of Beijing City. *China Flood & Drought Management*, 33(10): 43－47 (in Chinese with English abstract).

Zhang, S., Wang, F. W., 2019. Three-Dimensional Seismic Slope Stability Assessment with the Application of Scoops3D and GIS: A Case Study in Atsuma, Hokkaido. *Geoenvironmental Disasters*, 6(1): 9. https://doi.org/10.1186/s40677-019-0125-9

Zhao, C. Y., Lu, Z., 2018. Remote Sensing of Landslides—A Review. *Remote Sensing*, 10(2): 279. https://doi.org/10.3390/rs10020279

Zheng, L. J., Li, X. Z., Yao, J., et al., 2023. Dynamic Prediction of Spatiotemporal Stability of Potential Landslides Based on the TRIGRS and Scoops3D Coupling Model. *Journal of Natural Disasters*, 32(2): 199－209 (in Chinese with English abstract).

Zhou, X. T., 2022. Recognition and Dynamic Susceptibility Assessment of Landslides Based on Multi-Source Data (Dissertation). East China University of Technology, Nanchang (in Chinese with English abstract).

中文参考文献

白世彪，闾国年，盛业华，等，2005. 基于GIS的长江三峡库区滑坡影响因子分析. 山地学报，23(1): 63－70.

常金源，包含，伍法权，等，2015. 降雨条件下浅层滑坡稳定性探讨. 岩土力学，36(4): 995－1001.

常鸣，许强，王运生，等，2024. 四川康定姑咱"8•3"特大山洪泥石流发育特征及孕灾成因研究. 武汉大学学报(信息科学版)，49(11): 2136－2144.

董秀军，许强，佘金星，等，2020. 九寨沟核心景区多源遥感数据地质灾害解译初探. 武汉大学学报(信息科学版)，45(3): 432－441.

何简吟，2021. 降雨型浅层滑坡稳定性研究(硕士学位论文). 西安:西北大学.

黄润秋，戚国庆，2002. 非饱和渗流基质吸力对边坡稳定性的影响. 工程地质学报，10(4): 343－348.

黄润秋，许强，戚国庆，2007. 降雨及水库诱发滑坡的评价与预测. 北京: 科学出版社.

李焕强，孙红月，孙新民，等，2009. 降雨入渗对边坡性状影响的模型实验研究. 岩土工程学报，31(4): 589－594.

廖明生, 2014. InSAR原理与应用. 北京: 科学出版社.

刘磊磊, 段灿, 许冲, 等, 2026. 融合物理机制的负样本优化策略与地震滑坡易发性评价. 地球科学, 知网首发. https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20260323.1513.002

刘圣伟, 郭大海, 陈伟涛, 等, 2012. 机载激光雷达技术在长江三峡工程库区滑坡灾害调查和监测中的应用研究. 中国地质, 39(2): 507－517.

马洪超, 2011. 激光雷达测量技术在地学中的若干应用. 地球科学, 36(2): 347－354.

南赟, 翟淑花, 李岩, 等, 2024. 北京地区“23•7”特大暴雨型地质灾害特征及预警成效分析. 中国地质灾害与防治学报, 35(2): 66－73.

钱纪芸, 张嘎, 张建民, 等, 2009. 降雨时黏性土边坡的离心模型试验. 清华大学学报(自然科学版), 49(6): 829－833.

田尤, 高波, 殷红, 等, 2024. 滑坡易发性评价中样本不均衡问题处理研究. 水文地质工程地质, 51(6): 171－181.

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.

张启义, 2023. 北京房山区“23•7”特大暴雨灾害的成因及启示. 中国防汛抗旱, 33(10): 43－47.

郑玲静, 李秀珍, 姚杰, 等, 2023. 基于TRIGRS与Scoops3D耦合模型的潜在滑坡稳定性时空动态预测. 自然灾害学报, 32(2): 199－209.

周晓亭, 2022. 基于多源数据的滑坡识别及其易发性动态评价(博士学位论文). 南昌:东华理工大学.