https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.034

山区城镇土地利用与滑坡空间发育的关联规则挖掘：以三峡库区云阳县为例

李 蕊[1],周 超[1*],朱宇航[2],张 婧[3,4],李 喜[5,6]

1. 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北武汉 430078
2. 中国地质大学(武汉)自然资源调查研究院,湖北武汉 430074
3. 河南省自然资源监测和国土整治院,河南郑州 450016
4. 华北水利水电大学地球科学与工程学院,河南郑州 450046
5. 湖北省地质环境监测总站,湖北武汉 430034
6. 资源与生态环境地质湖北省重点实验室(湖北省地质局),湖北武汉 430034

摘 要: 滑坡灾害是制约山区城镇土地开发利用的重要控制因素,然而目前对山区城镇滑坡空间发育与土地利用变化的研究仍不充分.以重庆市云阳县为研究区例,基于773个历史滑坡点,选取高程、坡度等9个影响因子构建滑坡易发性指标体系,应用随机森林和逻辑回归模型,开展易发性建模.基于2000—2020年的土地利用变化情况,通过Apriori算法挖掘主城区易发性与土地利用变化的关联规则.结果表明,平均降雨量和高程是滑坡发生的主控因素.研究区的滑坡高易发区主要集中在长江及其支流沿岸和道路沿线,土地利用类型转变为建筑和农田用地和高易发区的关联规则具有高置信度.挖掘滑坡易发性和土地利用变化可以明确不同土地利用转换模式下的滑坡发育概率,为滑坡防治提供理论依据.

关键词: 滑坡易发性;土地利用变化;关联规则挖掘;随机森林;Apriori算法;可解释性分析;工程地质.

中图分类号: P642.22 **文章编号:** 1000－2383(2026)10－4030－15 **收稿日期:** 2025-11-27

Exploring Association Rules between Urban Land Use and Landslide Spatial Development in Mountainous Areas: A Case Study of Yunyang County in Three Gorges Reservoir Area

Li Rui[1], Zhou Chao[1*], Zhu Yuhang[2], Zhang Jing[3,4], Li Xi[5,6]

1. *School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan* 430078, *China*
2. *Institute of Natural Resources Survey, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan* 430074, *China*
3. *Institute of Natural Resources Monitoring and Comprehensive Land Improvement of Henan Province, Zhengzhou* 450016, *China*
4. *College of Geosciences and Engineering North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou* 450046, *China*
5. *Geological Environment Center of Hubei Province, Wuhan* 430034, *China*
6. *Hubei Key Laboratory of Resources and Eco-Environment Geology (Hubei Geological Bureau), Wuhan* 430034, *China*

基金项目: 国家自然科学基金项目(No.42371094).

作者简介: 李蕊(2003－),女,硕士研究生,主要研究方向为地质灾害风险评价. ORCID:0009-0005-4999-8312. E-mail: li_rui@cug.edu.cn

* **通讯作者:** 周超(1989－),ORCID: 0000-0002-4702-4021. E-mail: zhouchao@cug.edu.cn

引用格式: 李蕊,周超,朱宇航,张婧,李喜,2026.山区城镇土地利用与滑坡空间发育的关联规则挖掘:以三峡库区云阳县为例.地球科学,51(10):4030－4044.

Citation: Li Rui, Zhou Chao, Zhu Yuhang, Zhang Jing, Li Xi, 2026. Exploring Association Rules between Urban Land Use and Landslide Spatial Development in Mountainous Areas: A Case Study of Yunyang County in Three Gorges Reservoir Area. *Earth Science*, 51(10): 4030－4044.

Abstract: Landslide hazards constitute a significant controlling factor in the development and utilisation of land in mountainous townships. However, research into the spatial development of landslides and changes in land use within these areas remains insufficient. Taking Yunyang County in Chongqing Municipality as a case study area, a landslide susceptibility index system was constructed based on 773 historical landslide sites, incorporating nine influencing factors including elevation and slope gradient. Susceptibility modelling was conducted using random forest and logistic regression models. Based on land use changes from 2000 to 2020, the Apriori algorithm was applied to identify association rules between susceptibility and land use changes in the main urban area. Results indicate that average precipitation and elevation are the primary controlling factors for landslide occurrence. High-risk landslide zones within the study area predominantly concentrate along the Yangtze River and its tributaries, as well as road corridors. Association rules linking land use conversion to construction and agricultural land with high-risk zones exhibit high confidence levels. Mining landslide susceptibility and land use change data clariy the probability of landslide development under different land use conversion patterns, providing a theoretical basis for landslide prevention and mitigation.

Key words: landslide susceptibility; land use change; association rule mining; random forest; Apriori algorithm; explainability analysis; engineering geology.

0　引言

近年来,随着社会经济飞速发展,人类活动强度加剧,极端天气频率提高,导致崩塌、泥石流和滑坡等地质灾害频发.在全球范围内,滑坡普遍发生于人类工程活动密集区域和山地区域(黄润秋, 2007;周超等,2020;Ietto *et al.*, 2025).滑坡的发生与地质条件、气候条件等自然条件有关,比如降雨、地形地貌、岩性等.除此之外,人类的工程活动也是一个不可忽视的因素(李涛涛等,2025).三峡库区建成以后,库水位的周期性波动导致了大量的新、老滑坡.与此同时,三峡沿岸居民在迁建的过程中,进行的开挖、搬运等人类工程活动使得土地利用发生了显著改变(赵艳南, 2015),这对滑坡的防治工作带来了极大的挑战,挖掘土地利用类型变化与滑坡空间发育的关联规则对滑坡灾害的防控具有重要意义.

滑坡易发性评价通过分析地形、气候等因素,来评估某个地区滑坡发生的可能性,是量化揭示滑坡空间发育规律最直接的方法.常见的易发性评价方法有定性分析方法和定量分析方法,层次分析等(许冲等,2009)定性分析方法依赖于专家的先验知识,且在复杂成因机制下主观性较强,存在一定的局限性.定量方法主要包括数学统计模型和机器学习模型等,信息量模型(周超等,2015)、频率比模型(郭子正等,2019)等统计模型可以量化灾害点与致灾因子之间的线性关系,能耦合岩土与水文过程,但计算效率低下且难以量化参数不确定性,在处理高度非线性的地质数据时存在局限性(Guo *et al.*,2025).逻辑回归模型(Mao *et al.*,2025)、支持向量机模型(黄发明等,2018)、随机森林模型(吴润泽等,2021)等机器学习模型能够高效地捕捉因子之间的非线性交互作用,逐渐成为主流算法模型(贾卓等,2025),且在区域尺度上应用广泛.然而机器学习的"黑箱"属性导致其在物理成因解释上比较匮乏,因此目前研究趋向于采用模型耦合策略——利用随机森林获取高精度的空间制图,同时借助逻辑回归或SHAP值分析揭示因子的物理贡献,以实现预测精度与科学解释性的平衡(Guo *et al.*, 2020; Zhou *et al.*, 2024, 2025b; Guo and Wang, 2025).逻辑回归模型的核心优势在于模型结果的高度可解释性和明确的概率输出,可以直接输出各个因子对滑坡易发性的贡献度,而滑坡灾害受多种因素共同驱动,因子之间往往存在复杂的非线性耦合,这是传统的线性模型难以捕捉的,随机森林模型对复杂非线性关系有强大的适应能力和预测精度,通过构建大量决策树对样本进行分类,能够自动识别因子间的非线性关系与复杂交互作用(Merghadi *et al.*, 2020; Zhou *et al.*, 2025a).机器学习模型凭借其优异的预测性能和鲁棒性被广泛应用于滑坡易发性领域,但是不同模型对不同地区的普适性,学术界尚未有一个明确的标准(周超, 2018; Wang *et al.*, 2021; 郭飞等,2024).

快速的城镇化进程显著改变了山区城镇的土地利用空间格局,逐渐有学者将滑坡灾害发育和土地利用变化结合起来进行研究分析,Zhu *et al.*(2025)通过梳理2002—2024年近102项研究,发现土地覆盖变化会影响滑坡易发性,且存在时滞效应,森林减少与城市扩张是滑坡易发性的主要驱动因素;林炫歆等(2023)通过引入滑坡频率比等统计指标定量衡量土地利用变化与滑坡发育的相关性,并考察土地利用演变对传统统计模型与机器学习模型预测能力的影响,认为动态土地利用因子的引入能够改善易发

性评估性能.Zhao *et al.*(2024)利用长期连续的LULC数据结合机器学习模型开展动态滑坡易发性评价,强调跨时间序列的土地利用变化对模型预测能力的提升作用.以长江三峡库区万州区为例,研究构建了基于年尺度土地利用与土地覆盖变化的时序易发性模型,并通过随机森林与PLUS模型实现了动态滑坡易发性制图,结果表明随着时序信息的引入,模型精度显著提升,且森林向农田与不透水地的转换是提高易发性的关键转变路径;Kimura(2024)从统计学的角度探究Omishima岛历史土地利用变化对滑坡规模－频率的影响,结果表明森林转为农田及荒田会导致滑坡易发性增加.土地利用变化作为人类活动改造地表环境的直接体现,是加剧或触发滑坡发育的一个至关重要且日益突出的因素.它通过改变斜坡的力学平衡、水文地质条件以及植被生态系统的保护作用,深刻地影响着区域滑坡易发性(Xiong *et al.*,2023).在自然状态下,一个斜坡通常处于一种动态平衡之中,大规模的土地利用变化可能会打破这种长期形成的平衡,从而诱发斜坡失稳.然而,上述研究大多将土地利用类型作为致灾因子,在时序维度上仍主要采用多时相状态对比或时间分段建模的思路,其核心关注点在于不同时间节点下易发性空间格局的变化,对土地利用变化过程与滑坡发生之间可能存在的依赖关系、滞后效应及演化关联模式缺乏系统刻画,忽视了土地利用变化对滑坡发育的影响作用.

为解决上述不足,本研究以云阳县为研究区域,选取坡度、地层岩性等评价因子,构建滑坡易发性评价指标体系.选择随机森林模型(Random Forest,RF)和逻辑回归模型(Logistic Regression,LR)进行滑坡易发性建模,揭示其滑坡灾害的空间发育规律.最后采用Apriori关联规则挖掘算法研究云阳县主城区土地利用和滑坡空间发育的关联关系.

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

重庆市云阳县(108°24′32″E～109°14′51″E,30°35′06″N～31°26′30″N)地处四川盆地东部边缘,地势近似为菱形,地势南北高,中部低,地形起伏大.云阳地处亚热带湿润气候区,长江河道由西向东从境内穿过,南北各有两条一级支流,年降雨量大.其地理特征由丘陵向山地逐渐过渡,其地质构造特征受华蓥山－方斗山弧形褶皱体系以及大巴山断褶皱带的共同作用,地质构造形态以隔档式褶皱为主.主要发育牛角洞背斜、沙沱向斜等十余条背向斜构造,断层多分布于背斜轴部及两翼,规模较小但密集分布,地层以中生代三叠系、侏罗系砂泥岩为主,其中泥岩遇水易软化,粉砂岩碎裂结构发育,形成易滑地层组合.据已有滑坡数据统计,1955—2021年间,云阳县发生滑坡773起,其中大型规模有163起(表1),绝大多数滑坡是由于降雨和突发暴雨导致的,集中在8～9月(图1).

表1 云阳县1955—2021年发生滑坡规模及占比统计

Table 1 Scale and proportion of landslides occurring in Yunyang County, 1955—2021

规模等级	特大型规模	大型规模	中型规模	小型规模
滑坡数量	5	163	529	76
滑坡占比	0.65%	21.09%	68.43%	9.83%

1.2 数据来源

本研究致力于探讨土地利用变化与滑坡发育之间的内在关联关系,为此需要收集土地利用类型数据、地质地貌数据、滑坡灾害分布数据以评估滑坡易发性.考虑到数据的可获取性,本研究中使用的数据主要包括:数字高程模型数据(DEM)、土地利用分类数据(Yang and Huang, 2021)、三峡库区重庆市云阳县滑坡编录数据、降雨量数据、地层岩性等.数据来源如表2所示.

2 方法原理

本研究基于重庆市云阳县的历史滑坡编录数据以及2000年和2020年的土地利用情况,探讨土地利用变化和滑坡灾害发育的关联关系,为防灾减灾工作提供决策支持,本研究的具体内容包括:(1)收集云阳县的DEM、气象水文、地层岩性、地表覆盖、滑坡编录数据等数据;(2)通过皮尔逊系数和共线性检验剔除相关性较强的因子,构建研究区滑坡易发性评价指标体系;(3)采用随机森林模型和逻辑回归模型对重庆市云阳县进行滑坡易发性建模,对比分析两个模型的精度,揭示其滑坡灾害的空间发育规律;(4)采用Apriori关联规则挖掘算法研究云阳县主城区土地利用变化和滑坡空间发育的关联关系.具体流程如图2所示.

2.1 随机森林算法

随机森林是一种利用集成学习策略的机器学

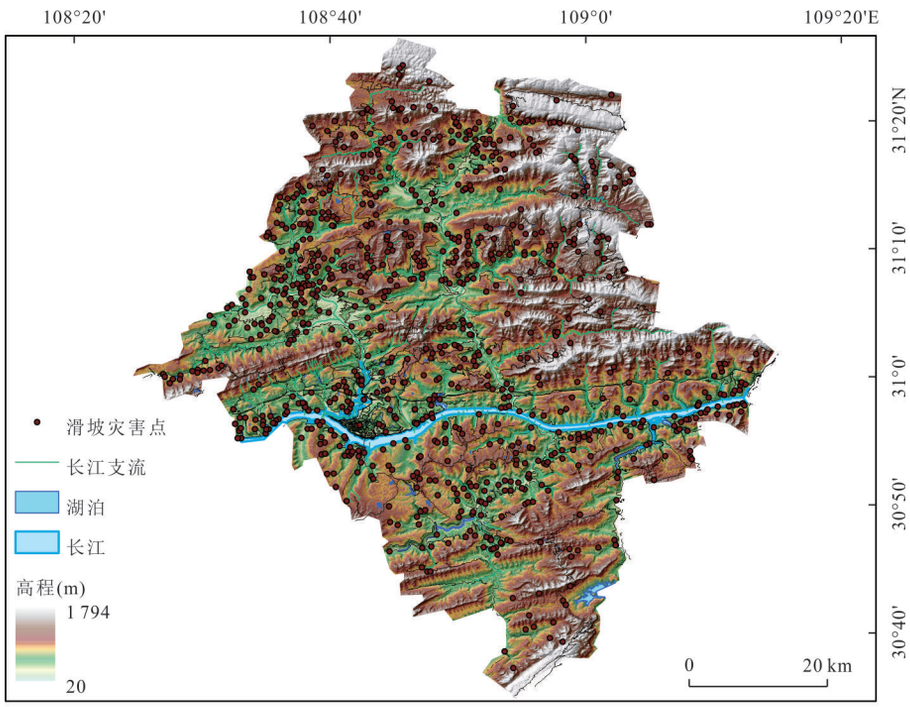

图 1　云阳县滑坡灾害分布

Fig.1　Distribution of landslide disasters in Yunyang County

表 2　数据来源

Table 2　Data sources

基础数据	数据来源	数据类型	分辨率
DEM	地理空间数据云	栅格	30 m×30 m
行政区划数据	国家基础地理信息中心	矢量	—
土地利用类型数据	国家冰川冻土沙漠科学数据中心 (1985—2022年中国30 m年度土地覆盖数据集及其动态变化)	栅格	30 m×30 m
降雨量数据	国家青藏高原科学数据中心 (亚洲地区高质量高时空分辨率降水数据集)	栅格	1 000 m×1 000 m
滑坡数据	重庆市规划与自然资源局	矢量	1:50 000
地层岩性	中国地质调查局	栅格	30 m×30 m

习算法,它构建多个决策树并整合其预测结果以增强模型的精确性、鲁棒性和适应性.其核心思想源于Bagging集成策略与随机子空间技术的结合,因其良好的性能,能处理多维数据和缺失值的优点,被广泛应用于地质灾害易发性研究中.随机森林通过抽样技术生成多组差异化训练集增加子决策树的差异,来达到提高模型的预测能力的目的,通过n轮独立训练,构建子决策树分类模型序列,再由它们组合成多决策树分类模型,该集成模型采用多数投票法整合最终的预测结果.最终的分类决策模型为(闫举生和谭建民,2019)(公式(1)):

$$R(x)=\arg\max_{Y}\sum_{i=1}^{n}I\left(\mathrm{h_i}(x)=Y\right),\qquad(1)$$

式中:$I(X)$为示性函数,h_i为单个决策树分类模型,Y为输出变量,$R(x)$为组合分类模型.在地质灾害领域,随机森林可用于分析滑坡影响因素(如坡度、岩性、降水、人类活动等)并预测易发性分区,具体步骤如下:(1)数据层构建:收集滑坡编录数据(位置、规模等)与环境因子(地形、地质、气象等),形成特征矩阵.(2)模型训练:通过随机森林识别影响因子,并得到滑坡易发性概率值.

2.2　逻辑回归模型

逻辑回归模型是一种广义的线性模型,其推导

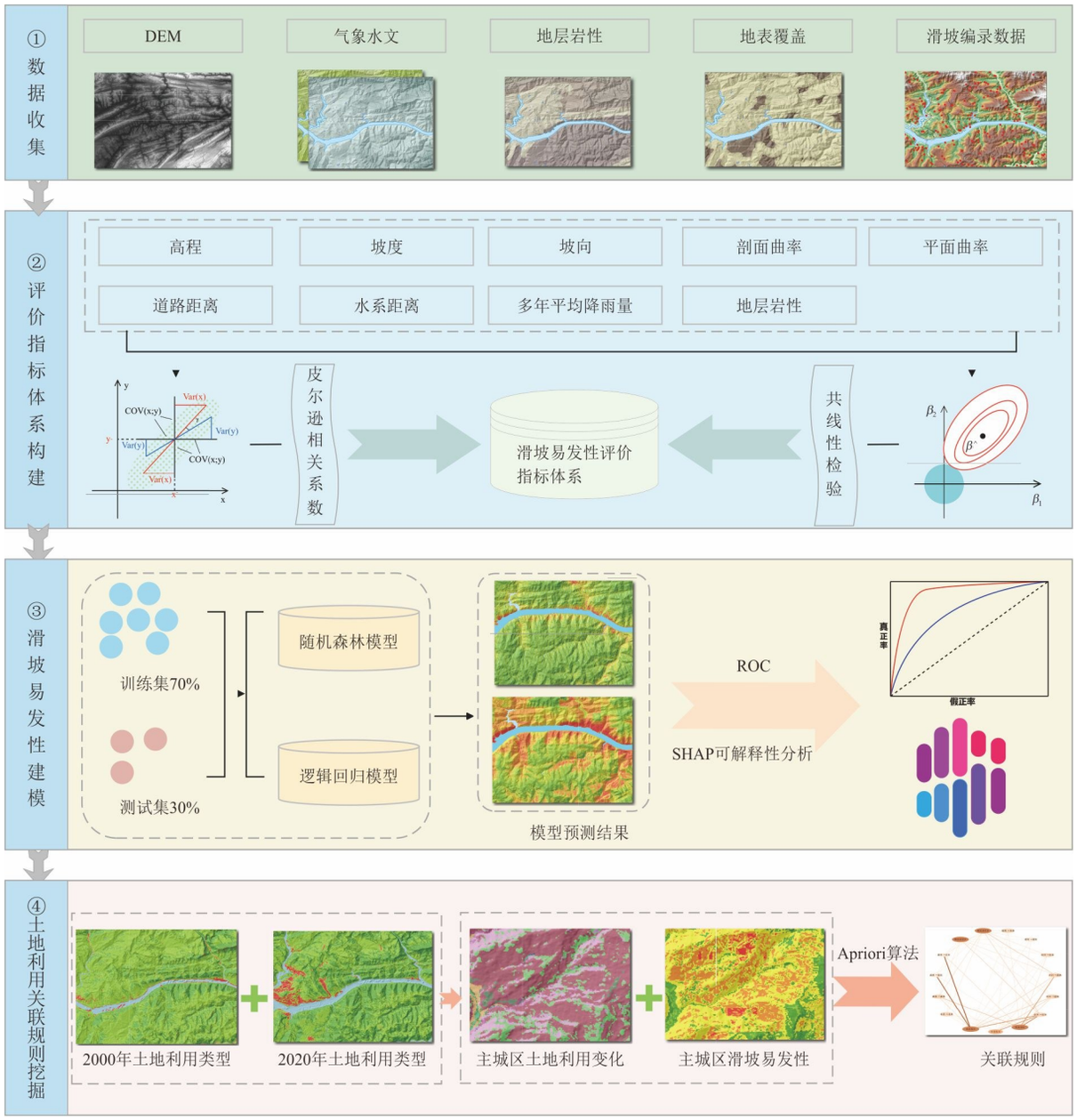

图 2 技术流程图

Fig.2 The flowchart in this study

过程与计算方式类似于回归的过程,最大的区别就在于它们的因变量不同,如果是连续的,就是多重线性回归;如果是二项分布,就是逻辑回归,实际上逻辑回归模型主要用来解决二分类问题,该模型的本质是将线性回归模型通过 Sigmoid 函数(公式(2))进行了一个非线性转换,得到一个介于0~1之间的概率值,如果函数值大于0.5,就判定属于1,否则属于0(孙德亮,2019).函数包含待定参数,通过采用样本训练的方法,该参数得以精准地拟合训练集内的数据信息,从而实现对数据的精确预测.

$$\sigma(z)=\frac{1}{1+e^{-z}}, \tag{2}$$

式中:$z=w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots w_px_p$.在地质灾害领域中,$z$是灾害发生的概率,$(x_1,x_2,\cdots,x_p)$代表不同的影响因子,$w_0$为常数项,$(w_1,w_2,\cdots,w_p)$则表示待求的回归系数.

2.3 Apriori挖掘算法

关联规则分析作为数据挖掘领域的重要技术手段,旨在揭示数据集中各项之间的依赖与联系,通过识别频繁出现的项集及其组合关系,该技术能

够揭示隐藏在大数据中的模式与关联,并将发现的规律以关联规则或频繁项集的形式进行表达.Apriori算法是一种经典的关联规则挖掘算法,由Agrawal and Srikant(1994)提出,其核心思想是通过逐层搜索和先验知识剪枝,高效地发现数据中的频繁项集和关联规则,利用Apriori算法可以计算得到频繁项集,并直接得到支持度和置信度.其原理是:(1)若某个项集为频繁项集,则其所有子集必为频繁项集;(2)如果某个项是不频繁的,包括该项的项集也是不频繁的.本文运用Apriori算法探索土地利用变化和滑坡灾害空间发育的关联规律.

3　结果

3.1　滑坡评价指标体系构建

滑坡通常是在多种评价因子的综合作用下发生的,常见的基本因素有地形地貌、地层岩性、水文环境等,诱发因子有人类工程活动、强降雨等.在选取评价因子时,需要综合这两种因素进行,综合考虑云阳县的地理环境、地质基础以及实际获取数据的情况,选取高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、距离道路距离、距离河流距离、多年平均降雨量、岩性共9个因子作为云阳县滑坡易发性评价的评价因子,在滑坡易发性建模开始前,将各因子按照自然间断法进行分级(图3).

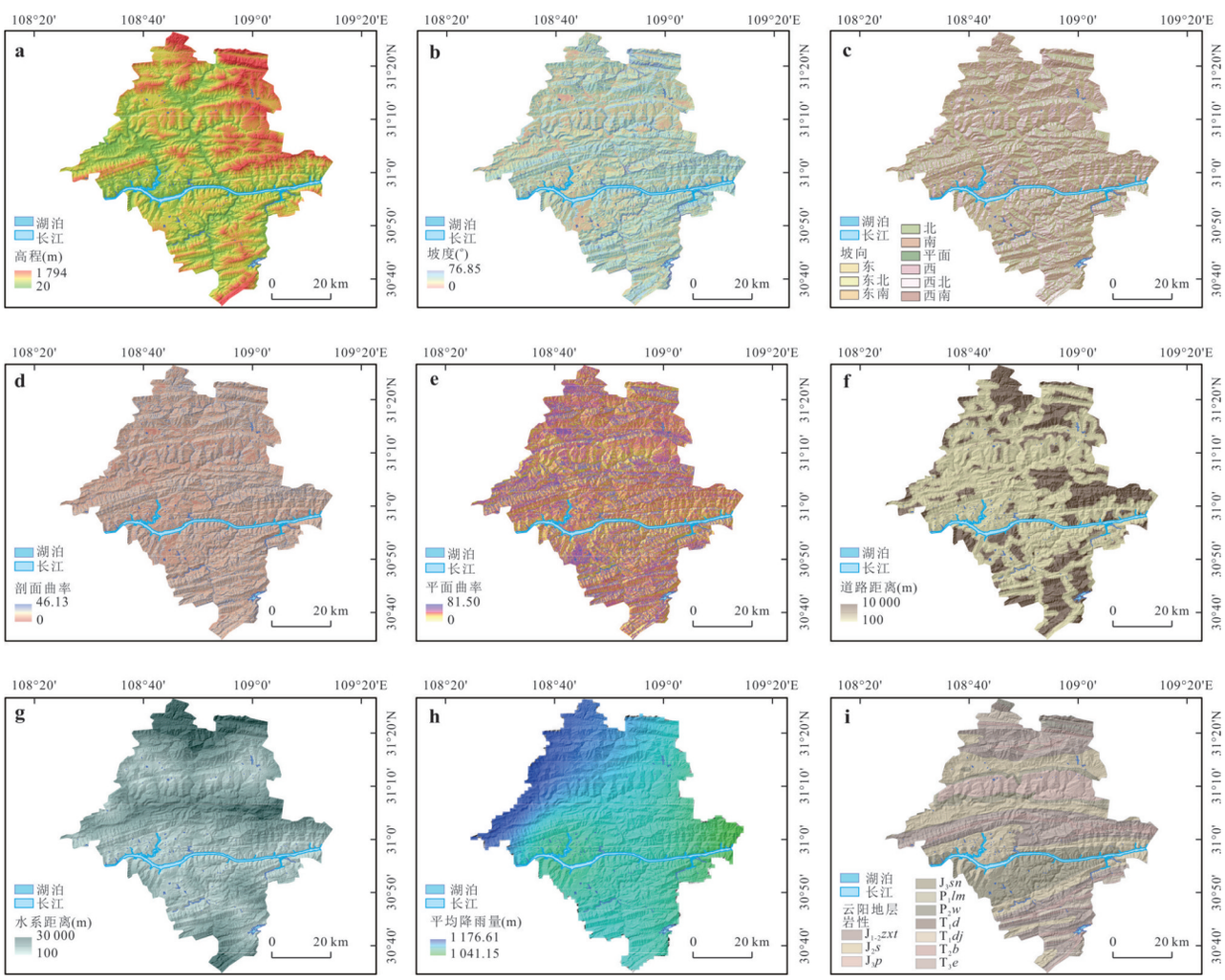

图3　研究区滑坡易发性评价因子图

Fig.3　Causal factors of landslide susceptibility in the study area

a.高程;b.坡度;c.坡向;d.剖面曲率;e.平面曲率;f.道路距离;g.水系距离;h.平均降雨量;i.地层岩性.$J_{1\text{-}2}zxt$::泥岩、砂岩、粉砂岩、灰岩;J_2s:黄灰色长石石英砂岩与紫红色泥岩互层;J_3p:灰紫色长石砂岩、粉砂岩夹泥页岩、介屑灰岩;J_3sn:鲜红色泥岩,夹同色砂岩、粉砂岩;P_1lm:下部页岩夹粉砂岩,上部灰岩;P_2w:浅—深灰色灰岩,含硅质结核和燧石层、夹白云岩及碎屑岩;T_1dj:灰岩、白云岩、岩溶角砾岩;T_1d:灰色薄层细晶灰岩;T_2b:浅灰、紫红色灰岩、云灰岩夹砂、页岩;T_3e:灰黄色岩屑长石石英砂岩,夹粉砂岩、泥岩及煤

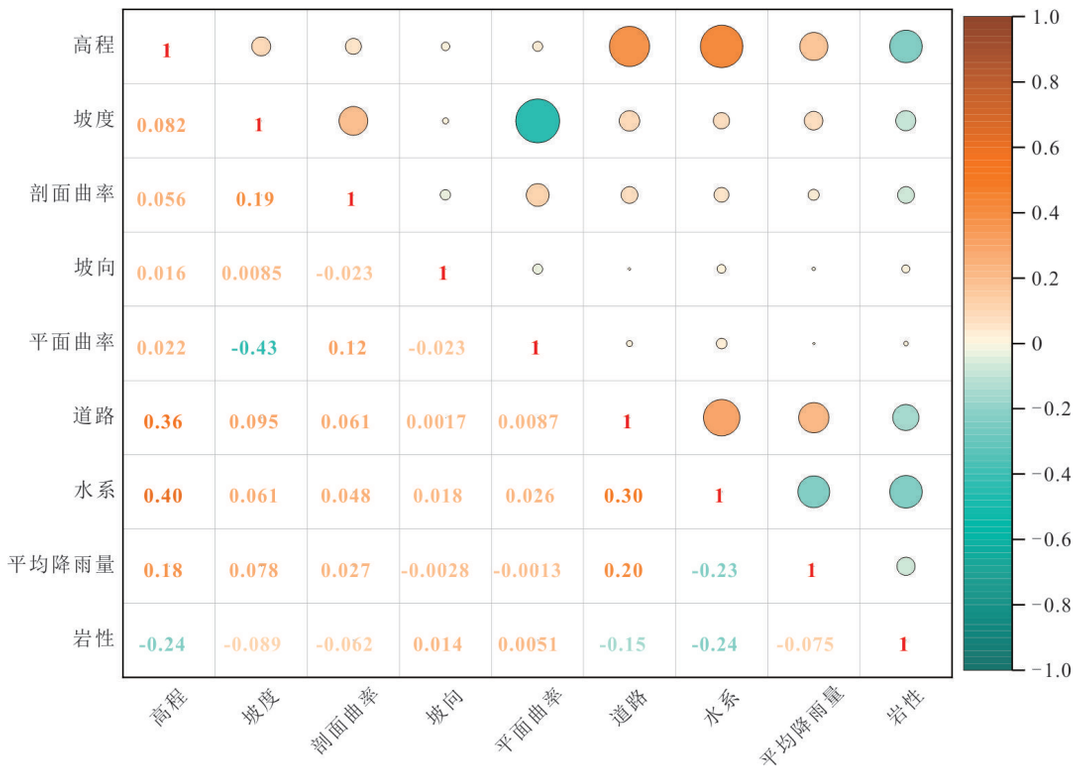

图 4 研究区各评价因子 Pearson 系数热力矩阵

Fig.4 Heat matrix diagram of Pearson correlation coefficients for causal factors in the study area

表 3 评价因子多重共线性分析结果

Table 3 Results of multicollinearity analysis for causal factors

评价因子	容差	VIF 指数
高程	0.718	1.394
坡度	0.742	1.348
坡向	0.915	1.002
剖面曲率	0.998	1.093
平面曲率	0.770	1.299
距道路距离	0.795	1.258
距水系距离	0.682	1.467
降雨量	0.809	1.235
岩性	0.906	1.104

3.2 评价因子相关性检验

为了确保评价指标间的独立性，需要先对评价因子进行分析和筛选，剔除相关性较高的指标．对评价因子进行相关性分析和共线性诊断，得到显著性条件为 0.01 下的相关系数值．经过分析发现，皮尔逊相关系数均未超过阈值 0.5(图 4)，且 VIF 指数也均未超过阈值 5(张锦瑞等，2024)(表 3)，可以认为选取的评价因子之间的相关性较低，无需剔除相关因子．

表 4 随机森林模型参数设置

Table 4 Parameter settings for the random forest model

模型	参数设置	参数含义
随机森林模型	n_estimators=200	决策树数量
	max_depth=10	单棵树最大深度

3.3 滑坡易发性评价结果

以 30 m 空间分辨率的栅格单元作为易发性评价的基础单元，基于 773 个历史滑坡数据创建滑坡样本数据集．首先根据滑坡面积推算缓冲半径，将滑坡缓冲圆范围内的栅格作为滑坡正样本．在非滑坡数据中随机选取和正样本数据相同的栅格作为负样本数据．将滑坡评价指标作为模型的输入，将训练集划分为 70%，测试集划分为 30%，进行随机森林模型和逻辑回归模型的构建，随机森林模型的输入参数如下表 4 所示，逻辑回归模型中的回归方程如公式(3)所示．

$$Z=-4.229-0.543x_1-0.257x_2-0.013x_3-0.064x_4-0.324x_5-0.24x_6-0.074x_7+0.188x_8-0.157x_9\ , \tag{3}$$

式中：x_1 为高程，x_2 为坡度，x_3 为坡向，x_4 为剖面曲率，x_5 为平面曲率，x_6 为道路距离，x_7 为水系距离，x_8 为多年平均降雨量，x_9 为地层岩性，Z 为滑坡易发性概率．

根据模型预测结果,将滑坡易发性指数重分类为5个等级,分别为极高易发区(占比5%)、高易发区(占比5%)、中易发区(占比20%)、低易发区(占比25%)和极低易发区(占比45%),结果如图5所示.由图可知,两个模型的评价结果在空间上的分布整体相似,局部存在一定的差别.随机森林模型的高易发区分布较广,且集中在长江主干道沿岸,以及研究区北部地区,中易发区多集中高易发区向低易发区的过渡区域,逻辑回归模型的高易发区主要呈条带状分布,集中分布于长江以及云阳县北部的道路两侧.

3.4　土地利用变化关联规则挖掘

3.4.1　云阳县主城区土地利用变化分析　不同的土地类型上,人类的工程活动不尽相同,对滑坡发育产生的影响也不相同.一般情况下,耕地和人造地表是人类活动的集中区域,强烈的人类工程活动会加剧滑坡发生的概率.研究区受三峡蓄水、移民迁建以及城市扩张等因素影响,在自然与人类活动的双重作用下,土地利用类型发生了显著变化.本研究分析2000年和2020年的土地利用类型情况.

云阳县的人类工程活动主要集中在主城区,故选取主城区的土地利用类型变化和滑坡灾害空间发育进行分析.从图6中可以观察到,2000—2020年这20 a间,建筑、水系以及森林用地类型显著增加,建筑用地面积由1.74%增加至9.59%,水系面积由4.44%增加至9.43%(图7),这与云阳县三峡库区蓄水,移民搬迁有很大的关系,森林面积由20.39%增加至38.77%,而农田面积则由72.76%下降至42.15%,这与云阳县从2000年开始实施退耕还林等政策措施有关(唐荣栋,2014).因此,探究云阳县主城区的土地利用变化和滑坡易发性之间的关联规则更具有研究价值.

3.4.2　土地利用变化与滑坡发育的关联规则挖掘　采用Apriori算法对主城区土地利用变化和滑坡易发性进行关联规则挖掘研究.将滑坡易发性等级设置为后项,土地利用变化设置为前项,二者的关系网络如图8所示,线条越粗,关联程度越强,反之则越弱.考虑到研究区中森林地类类型变化明显,故将最小支持度设置为10%,最小置信度设置为30%,最终得到关联规则如下表5所示.当土地类型由森林转变为农田地类、建筑地类时,滑坡易发性等级均为高易发区,且在挖掘出的关联规则中占据较高的置信度.

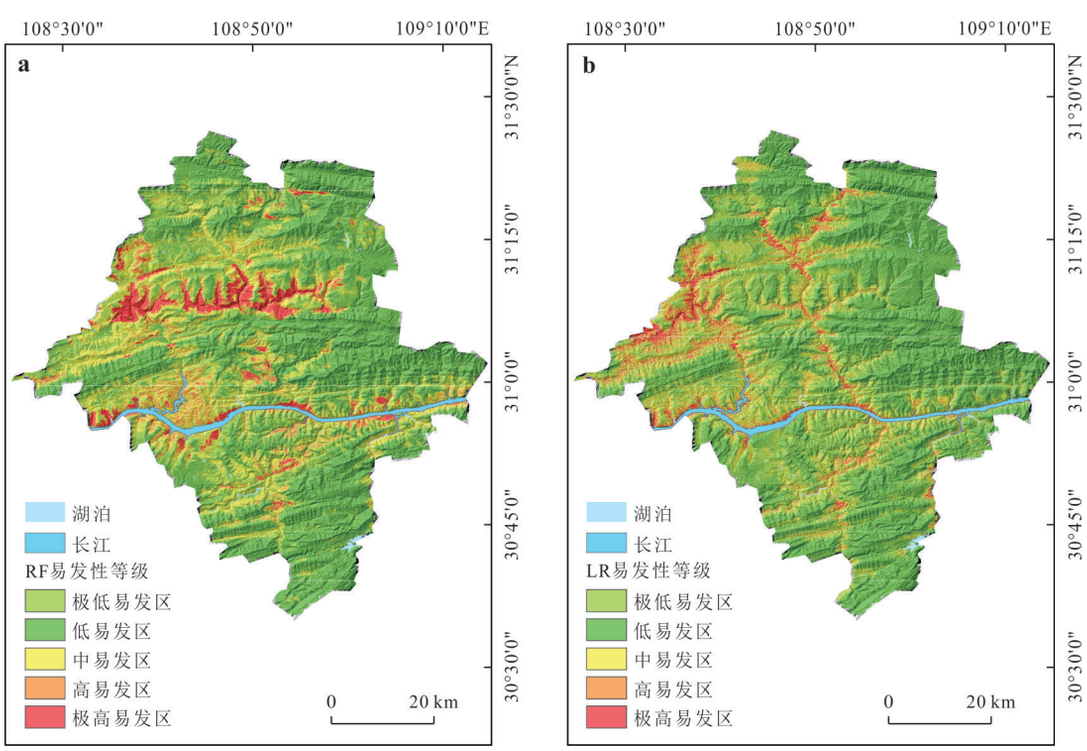

图5　云阳县滑坡易发性评价

Fig.5　Landslide susceptibility assessment of Yunyang County

a.随机森林模型;b.逻辑回归模型

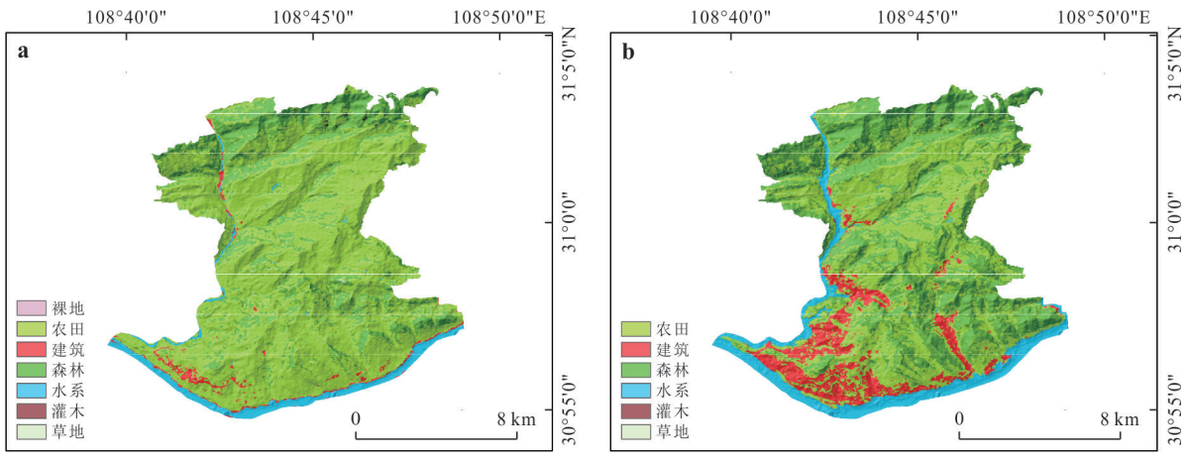

图 6 云阳县主城区土地利用类型

Fig.6 Land use types in the main urban area of Yunyang County

a. 2000年；b.2020年

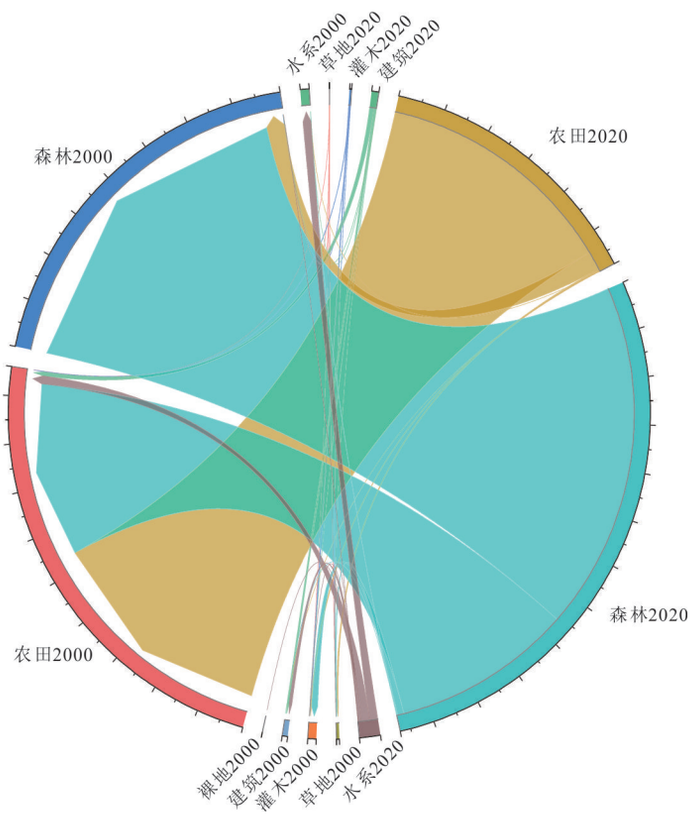

图 7 云阳县 2000—2020 年土地利用变化弦图

Fig.7 Time-series map of land use change in Yunyang County, 2000—2020

4 讨论

4.1 模型精度评价

接受者操作特性曲线(Receiver operating characteristic curve,ROC),是最常用的一种滑坡易发性建模精度评价指标.ROC曲线越接近左上角,表明该模型具有较高的预测准确性.AUC(Area Under Curve)指ROC曲线下面积,它是ROC曲线的定量表示,也是评价滑坡易发性建模精度的指标.若AUC>0.9,说明模型具有极高的分区能力;0.7 < AUC < 0.9,模型性能良好,具备实际应用价值.

根据此次评价结果(图9),RF模型的AUC值为0.882,LR模型的训练集AUC值为0.711,可知随机森林模型的精度高于逻辑回归模型.

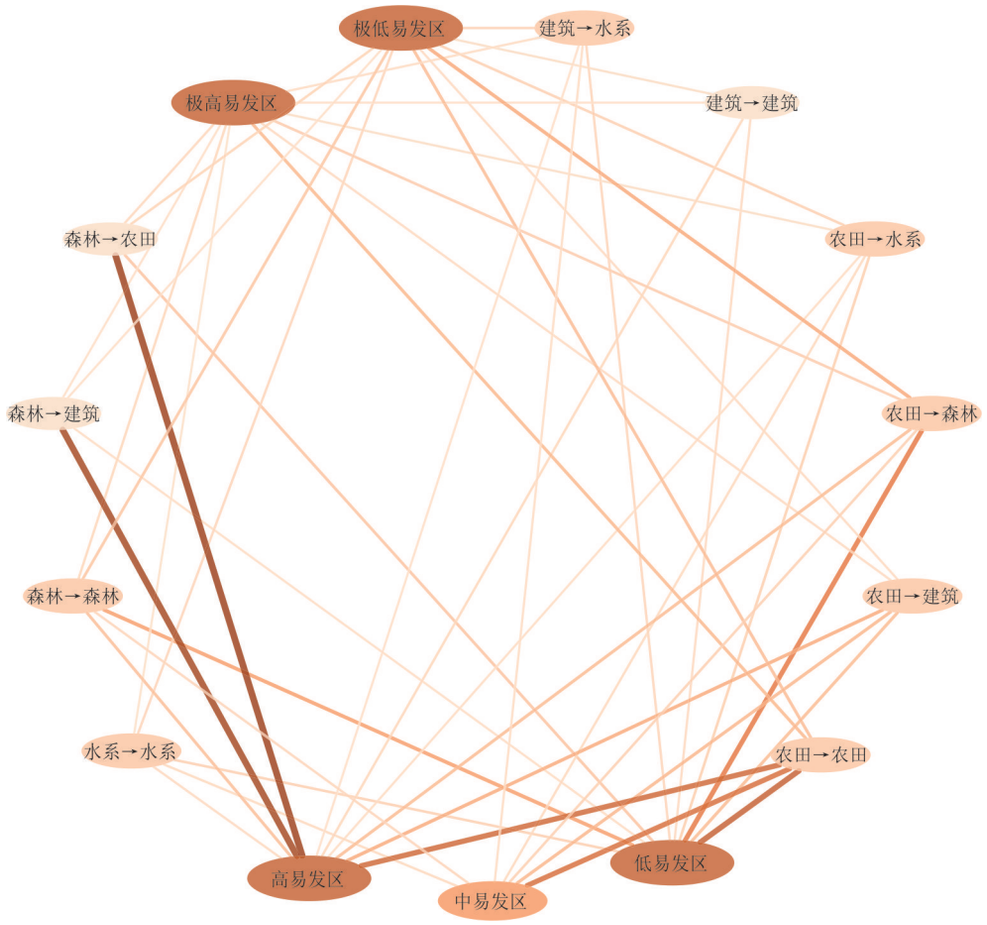

图 8　土地利用变化和易发性等级网络关系

Fig.8　Network relationship diagram of land use change and vulnerability grading

表 5　云阳县主城区土地利用变化和易发性等级关联规则挖掘

Table 5　Association rule mining for land use change and vulnerability grading in Yunyang County's main urban area

后项	前项	支持度百分比(%)	置信度百分比(%)
易发性等级 = 高易发	土地变化= 森林→农田	33.98	54.73
易发性等级 = 高易发	土地变化= 森林→建筑	27.56	51.34

经过统计得到两个模型的 5 个易发性区划内滑坡灾害点的分布情况,如表 6 所示.从表中可以发现,RF 模型的极低易发区不足 1%,LR 的极低易发区占比超过 15%,对于高易发区和极高易发区的滑坡灾害占比来说,LR 模型仅占比 21.11%,而 RF 模型占比为 62.90%,就滑坡灾害与易发性分区的分布情况来看,RF 模型更符合客观规律与实际情况.

4.2　滑坡空间发育规律分析

4.2.1　滑坡易发性空间分布规律　根据整体评价更优的 RF 模型,对研究区进行滑坡易发性评价,发现高易发区主要集中在长江沿岸,这是由于沿岸库水位的周期性升降会改变水库岸坡的水文地质条件,从而造成滑坡的发生,同时人类工程活动也集中在该区域,破坏了坡体的稳定性,增加了滑坡灾害发生的概率.关于云阳县的滑坡灾害分布情况如图 10 所示.从图中可以看出高易发区和极高易发区面积占研究区总面积的 9.52%,但发生滑坡比例高达 62.90%,超过 89% 的滑坡集中在仅占总面积 28.90% 的中、高、极高易发区,尤其是极高易发区,以不足 5% 的面积承载了超过 40% 的滑坡灾害,体现了"小区域、高易发"的特征.

统计结果表明,在研究区域内,接近 90% 的滑坡事件集中于中等以上易发区,观察不同区域的滑坡分布情况,发现随着易发性等级自低向高递增,滑坡比率呈逐渐升高的态势,其中极高易发区的滑坡比率高达 9.039 5.滑坡易发性呈"金字塔"形状分

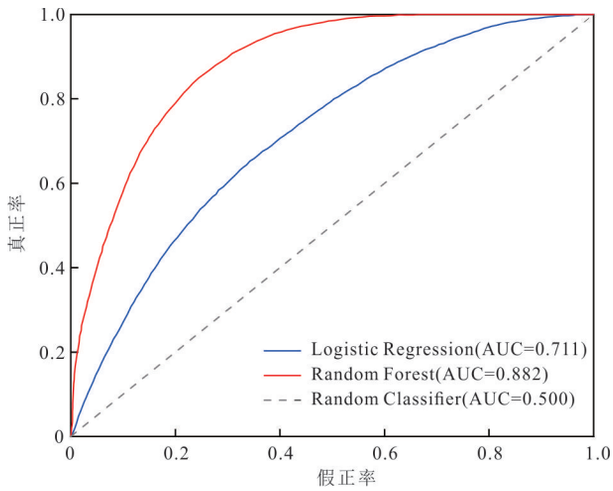

图 9 随机森林模型和逻辑回归模型 ROC 曲线及 AUC 值

Fig.9 ROC curves and AUC values for random forest and logistic regression models

表 6 两种模型评价下的滑坡灾害分布情况

Table 6 Distribution of landslide hazards under two modelling evaluations

模型	易发性等级	滑坡点数量	滑坡分布比例
LR	极低易发区	12 861	19.50%
	低易发区	17 846	27.05%
	中易发区	21 332	32.34%
	高易发区	6 446	9.77%
	极高易发区	7 482	11.34%
RF	极低易发区	594	0.90%
	低易发区	5 481	8.34%
	中易发区	18 294	27.85%
	高易发区	13 034	19.84%
	极高易发区	28 280	43.06%

布，即极低易发区面积占比高但滑坡易发性低，极高易发区面积占比低但滑坡易发性极高.

4.2.2 滑坡发育主控因素分析 在机器学习领域，可解释性是指模型能够提供清晰、透明的解释，说明其预测结果的原因.目前常见的可解释性方法有个体条件期望、部分依赖图、全局代理模型、局部代理模型、SHAP 值等(孙德亮等，2023).SHAP 是一种可解释性技术，其概念最早由经济学家 Lloyd Shapley 基于博弈论提出(丁明涛等，2025)，作为一种后验模型解释工具，它的核心思想是量化特征对预测结果的边际贡献值，从而在全局与局部层面实现对“黑箱模型”内在机制的深入解析与清晰呈现，SHAP 构建加性解释模型，其中每个特征都被视为对最终决策的贡献者，针对每个预测样本，模型会生成对应的预测结果，而 SHAP 值则代表了各个特征在特定样本中的具体数值贡献.本研究借助 SHAP 模型进行因子的可解释性分析，对评价因子进行重要性排序，如图 11 所示.

SHAP 图中，横向展开宽度表示因子对模型输出影响幅度的大小，纵向点云厚度反映其在不同样本中的作用一致性，从图中可以看出，平均降雨量在蜂群图中呈现出最宽且最厚的分布特征，其 SHAP 值范围显著大于其他因子，且高值样本主要集中于正 SHAP 区域，表明降雨量是研究区滑坡易发性的首要控制因子，其影响强度大且在不同样本中具有高度稳定性，强降雨会增加坡体的含水量，削弱岩土体的抗剪程度，从而诱发滑坡灾害的发育.高程因子次之，且高值样本集中于负贡献一侧，低值样本则多对应正 SHAP 值区域，说明滑坡更易发生于低—中高程区域.该特征反映出高程作为区域背景因子，通过控制人类活动强度、风化程度及地貌发育阶段，对滑坡易发性产生系统性调节作用.距水系距离和距道路距离的低值趋向于高 SHAP 值的方向，表明水力侵蚀对坡体失稳的驱动作用以及人类工程活动在挖掘坡脚后对滑坡发生的诱导作用.整体来看，SHAP 蜂群图从模型层面揭示了研究区滑坡易发性受少数主导因子强控制、多个次级因子协同调制的特征格局.

4.3 土地利用变化与滑坡发育的关系

关联规则挖掘结果表明，人类的工程活动导致建筑用地、森林用地等土地利用变化的同时，也会对滑坡的稳定性产生一定程度的影响，进而影响滑坡的发育.土地类型由森林地类转变为建筑地类和农田地类的过程，是人类活动改造地表的直接体现，该过程会显著破坏原有的生态平衡和斜坡稳定性.森林是维持斜坡稳定的天然屏障，其发达且连续的根系网络通过锚固与土体加筋效应显著提高了土体的抗剪强度，同时对潜在滑动面的形成具有一定抑制作用.此外，森林冠层对降雨的截留以及植被蒸腾作用能够有效降低土体含水量，减缓降雨入渗速率，进而控制孔隙水压力的增长幅度，使坡体长期处于相对稳定状态(Lehmann *et al.*，2019)；当森林被移除后，这种天然的生物加固体系被破坏甚至消失，根体加固能力弱化，土体结构受人类工程活动扰动趋于松散，整体抗剪程度大幅降低，斜坡稳定性显著下降.城镇化进程常伴随着路网的扩张和基础设施的建设，剧烈的工程活动会直接破坏斜坡的力学平衡，降低斜坡稳定性，建筑用地的增加不仅形成了大面积的不透水地表，阻断了降雨的自然入渗过程，同时城市排水系统会改变自然汇水

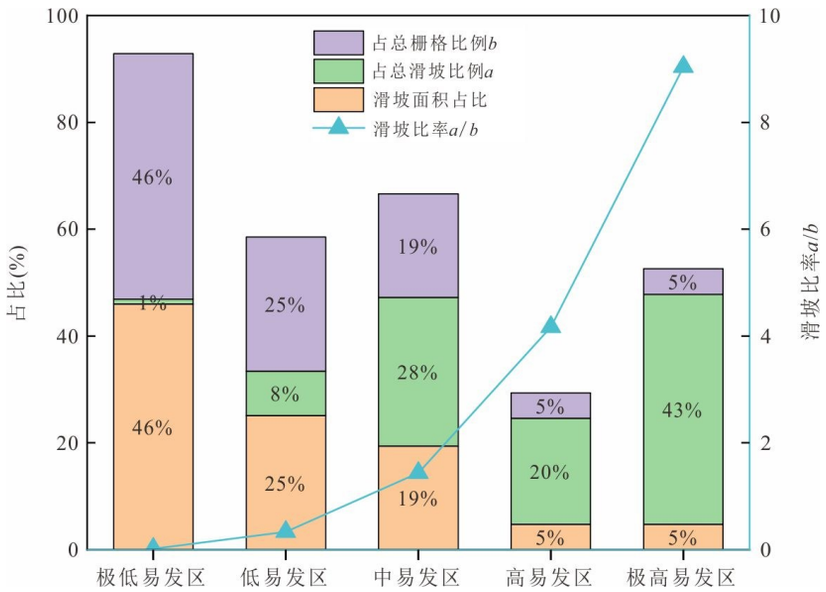

图 10　云阳县滑坡灾害分布情况统计

Fig.10　Statistical distribution of landslide disasters in Yunyang County

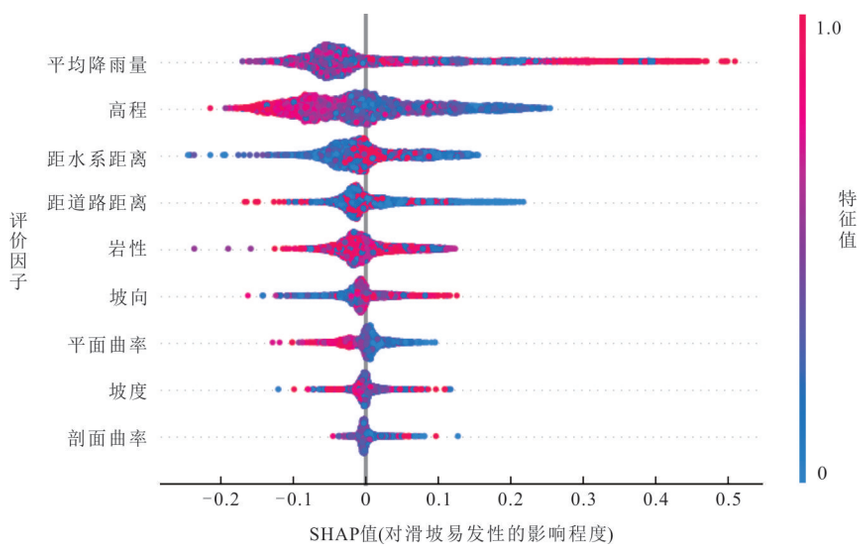

图 11　评价因子对滑坡易发性的影响分析蜂群图

Fig.11　Analysis of the influence of evaluation factors on landslide susceptibility using swarm graph

路径,使降雨径流在局部区域快速聚集,增加了孔隙水压力,容易诱发具有高突发性的浅层滑坡(Glade,2003; Zhang *et al.*,2019).农田区域虽然属于植被覆盖区域,但浅根系的农作物无法提供和森林等效的锚固作用,并且由于长期耕种和灌溉等,导致土壤结构松散,坡体地下水位长期处于较高水平,土体软化,尤其是季节性作物收割后的裸地和植被覆盖度低的时期,由于缺乏植被冠层对降雨的缓冲作用,雨水会沿耕地产生的缝隙快速下渗,增加坡体自重并产生向下的动水压力,会提高滑坡发生的概率.有相关研究表明,历史农田区域即使废弃或者恢复为灌木或森林后,仍因土壤特性而利于滑坡的发生,而长期存在的自然森林会显著抑制滑坡(Beguería,2006; Chuang and Shiu,2018; Bozzolan *et al.*,2023;Liu *et al.*,2024).

综上所述,森林转变为建筑和农田主要通过减少植被覆盖、改变地表水文条件、破坏土壤结构等方式,降低坡体的安全性,增加滑坡发生的概率.因此,在土地利用规划和城市化过程中,需要优先考虑植被和水土保持、排水控制等综合性治理措施,降低滑坡的潜在危害.

5 结论

研究以滑坡灾害发育和土地利用变化之间的关系为主题,从土地利用变化、滑坡易发性评价、关联规则挖掘等方面入手,以重庆市云阳县作为研究区,采用随机森林模型、逻辑回归模型开展滑坡易发性评价的对比分析,利用Apriori算法挖掘滑坡易发性和土地利用变化之间的关联规则,得到以下结论:

(1)研究选择ROC曲线和AUC值进行精度评定,对比分析发现,随机森林模型的预测精度(AUC=0.882)优于逻辑回归模型(AUC=0.711),且在高易发区和极高易发区的滑坡灾害占比最高,为55.46%,随机森林模型能展现出更好的分区能力.

(2)在滑坡评价指标体系中,平均降雨量是关键的主控因素,其次是高程.在评价指标和模型构建的基础上,揭示了滑坡易发性的空间分布规律,高易发区主要集中在长江及其支流沿岸地区,云阳主城区受三峡库区蓄水,移民迁建等的影响,人类工程活动频发,属于滑坡灾害的高发地区.此外,道路线两侧,由于人类进行山体开挖、道路建设等活动,也是滑坡频发区.

(3)关联规则挖掘结果表明,滑坡易发性和土地利用变化存在一定的关系,土地类型由森林地类转变为建筑地类和农田地类时与滑坡高易发性具有较强的关联性.由此看来,土地利用变化可能会影响滑坡稳定性,进而影响滑坡发育,人类工程活动导致的土地利用变化对滑坡灾害的发育具有重要作用,通过明确不同土地利用变化的滑坡易发性等级,可以为云阳县国土空间规划提供决策支撑.

References

Agrawal, R., Skikant, R., 1994. Fast Algorithms for Mining Association Rules. In Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, IEEE.

Beguería, S., 2006. Changes in Land Cover and Shallow Landslide Activity: A Case Study in the Spanish Pyrenees. *Geomorphology*, 74(1—4): 196—206. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.07.018

Bozzolan, E., Holcombe, E. A., Pianosi, F., et al., 2023. A Mechanistic Approach to Include Climate Change and Unplanned Urban Sprawl in Landslide Susceptibility Maps. *Science of the Total Environment*, 858: 159412. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159412

Chuang, Y. C., Shiu, Y. S., 2018. Relationship between Landslides and Mountain Development—Integrating Geospatial Statistics and a New Long-Term Database. *Science of the Total Environment*, 622/623: 1265—1276. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.039

Ding, M.T., Jiang, H., Li, Z.H., et al., 2025. Earthquake-Induced Landslide Susceptibility Assessment by Fusing-Convolutional Fuzzy Neural Network and SHAP Feature Optimization Strategy. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*(in Chinese with English abstract)(Online First).

Glade, T., 2003. Landslide Occurrence as a Response to Land Use Change: A Review of Evidence from New Zealand. *CATENA*, 51(3—4): 297—314. https://doi.org/10.1016/S0341-8162(02)00170-4

Guo, F., Lai, P., Huang, F. M., et al., 2024. Literature Review and Research Progress of Landslide Susceptibility Mapping Based on Knowledge Graph. *Earth Science*, 49(5): 1584—1606(in Chinese with English abstract).

Guo, Z. Z., Chen, L. X., Yin, K. L., et al., 2020. Quantitative Risk Assessment of Slow-Moving Landslides from the Viewpoint of Decision-Making: A Case Study of the Three Gorges Reservoir in China. *Engineering Geology*, 273: 105667. https://doi. org/10.1016/j. enggeo.2020.105667

Guo, Z. Z., Cheng, M. C., Wang, Y. G., et al., 2025. Landslide Hazard Prediction under an Extreme Rainfall Scenario by Considering Multiple Timescale Rainfalls and Effective Recharge. *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 19(4): 775—803. https://doi. org/10.1080/17499518.2025.2570863

Guo, Z. Z., Wang, H. J., He, J., et al., 2025. PSLSA V2.0: An Automatic Python Package Integrating Machine Learning Models for Regional Landslide Susceptibility Assessment. *Environmental Modelling & Software*, 186: 106367. https://doi. org/10.1016/j. envsoft.2025.106367

Guo, Z. Z., Yin, K. L., Huang, F. M., et al., 2019. Evaluation of Landslide Susceptibility Based on Landslide Classification and Weighted Frequency Ratio Model. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 38(2): 287—300(in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Yin, K. L., Jiang, S. H., et al., 2018. Landslide Susceptibility Assessment Based on Clustering Analysis and Support Vector Machine. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 37(1): 156—167(in Chinese with English abstract).

Huang, R. Q., 2007. Large-Scale Landslides and Their Sliding Mechanisms in China since the 20th Century. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 26(3): 433—454(in Chinese with English abstract).

Ietto, F., Conforti, M., Tolomei, C., et al., 2025. Assess-

ment of Slow Deformations and Landslide Modelling in the Urban Area through a Multi-Methodological Approach. *Journal of Earth Science*, 36(2): 717－736. https://doi.org/10.1007/s12583-024-0056-6

Jia, Z., Cheng, Z. J., Chang, Z. L., et al., 2025. Modeling and Uncertainty in Landslide Susceptibility Prediction Considering Coupling Mode of Landslide Types. *Earth Science*, 50(6): 2311－2329 (in Chinese with English abstract).

Kimura, T., 2024. Effects of Land Cover Changes and Rainfall Variation on the Landslide Size - Frequency Distribution in a Mountainous Region of Western Japan. *Geosciences*, 14(3): 59. https://doi.org/10.3390/geosciences14030059

Lehmann, P., von Ruette, J., Or, D., 2019. Deforestation Effects on Rainfall-Induced Shallow Landslides: Remote Sensing and Physically-Based Modelling. *Water Resources Research*, 55(11): 9962－9976. https://doi.org/10.1029/2019wr025233

Li, T. T., Liu, J. Q., Ding, Y. D., et al., 2025. Risk Assessment and Management of Geological Disasters: A Case Study of Landslides. *Disaster Reduction in China*, (6): 50－51(in Chinese).

Lin, X. X., Xiao, G. R., Zhou, H. B., 2023. Landslide Susceptibility Assessment Method Considering Land Use Dynamic Change. *Journal of Geo-Information Science*, 25(5): 953－966(in Chinese with English abstract).

Liu, Z. J., Qiu, H. J., Zhu, Y. R., et al., 2024. Increasing Irrigation-Triggered Landslide Activity Caused by Intensive Farming in Deserts on Three Continents. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 134: 104242. https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104242

Mao, Z. M., Jiao, Y. Y., Tan, F., et al., 2025. Susceptibility Mapping of Ground Collapse Caused by Anthropogenic Activities. *Journal of Earth Science*, 36(3): 1168－1180. https://doi.org/10.1007/s12583-022-1644-y

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

Sun, D. L., 2019. *M*apping Landslide Susceptibility Based on Machine Learning and Forecast Warning of Landslide Induced by Rainfall (Dissertation). East China Normal University, Shanghai (in Chinese with English abstract).

Sun, D. L., Chen, D. L., Mi, C. L., et al., 2023. Evaluation of Landslide Susceptibility in the Gentle Hill-Valley Areas Based on the Interpretable Random Forest-Recursive Feature Elimination Model. *Journal of Geomechanics*, 29(2): 202－219(in Chinese with English abstract).

Tang, R. D., 2014. Discussion on the Construction Effect of Returning Farmland to Forest Project in Yunyang County. *Science and Technology of West China*, 13(5): 78－79(in Chinese).

Wang, H. J., Zhang, L. M., Yin, K. S., et al., 2021. Landslide Identification Using Machine Learning. *Geoscience Frontiers*, 12(1): 351－364. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.02.012

Wu, R. Z., Hu, X. D., Mei, H. B., et al., 2021. Spatial Susceptibility Assessment of Landslides Based on Random Forest: A Case Study from Hubei Section in the Three Gorges Reservoir Area. *Earth Science*, 46(1): 321－330(in Chinese with English abstract).

Xiong, H. X., Ma, C. M., Li, M. H., et al., 2023. Landslide Susceptibility Prediction Considering Land Use Change and Human Activity: A Case Study under Rapid Urban Expansion and Afforestation in China. *Science of the Total Environment*, 866: 161430. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.161430

Xu, C., Dai, F. C., Yao, X., et al., 2009. Evaluation of Landslide Susceptibility in Wenchuan Earthquake Area Based on Analytic Hierarchy Process Supported by GIS. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 28(S2): 3978－3985(in Chinese with English abstract).

Yan, J. S., Tan, J. M., 2019. Landslide Susceptibility Assessment Based on Different Factor Classification Methods: A Case Study in Yuan'an County of Hubei Province. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 30(1): 52－60(in Chinese with English abstract).

Yang, J., Huang, X., 2021. 30 m Annual Land Cover and Its Dynamics in China from 1990 to 2019. *Earth System Science Data Discussions*, 13(8): 3907－3925. https://doi.org/10.5194/essd-13-3907-2021

Zhang, J. R., Wang, Y., Feng, X., et al., 2024. Analysis of Spatial-Temporal Variations in Landslide Susceptibility Assessment Considering Surface Deformation and Land Use Dynamics. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 43(6): 184－195(in Chinese with English abstract).

Zhang, X. W., Song, J., Peng, J., et al., 2019. Landslides-Oriented Urban Disaster Resilience Assessment: A Case Study in ShenZhen, China. *Science of the Total Environment*, 661: 95－106. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.12.074

Zhao, F. C., Miao, F. S., Wu, Y. P., et al., 2024. Landslide Dynamic Susceptibility Mapping in Urban Expansion Area Considering Spatiotemporal Land Use and Land Cover Change. *Science of the Total Environment*, 949: 175059. https://doi.org/10.1016/j.scito-

tenv.2024.175059

Zhao, Y.N., 2015. Study of Landslide Deformation Regular Based on the Impoundment Process in the Three Gorges Reservoir (Dissertation). China University of Geosciences, Wuhan (in Chinese with English abstract).

Zhou, C., 2018. Study on Early Identification and Prediction of Landslide by Integrating Time Series InSAR Technology (Dissertation). China University of Geosciences, Wuhan(in Chinese with English abstract).

Zhou, C., Cao, Y., Gan, L. L., et al., 2024. A Novel Framework for Landslide Displacement Prediction Using MT-InSAR and Machine Learning Techniques. *Engineering Geology*, 334: 107497. https://doi. org/10.1016/j.enggeo.2024.107497

Zhou, C., Gan, L. L., Cao, Y., et al., 2025a. Landslide Susceptibility Assessment of the Wanzhou District: Merging Landslide Susceptibility Modelling (LSM) with InSAR-Derived Ground Deformation Map. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 136: 104365. https://doi. org/10.1016/j.jag.2025.104365

Zhou, C., Ye, M. Y., Xia, Z.G., et al., 2025b. An Interpretable Attention-Based Deep Learning Method for Landslide Prediction Based on Multi-Temporal InSAR Time Series: A Case Study of Xinpu Landslide in the TGRA. *Remote Sensing of Environment*, 318: 114580. https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114580

Zhou, C., Yin, K. L., Cao, Y., et al., 2020. Landslide Susceptibility Assessment by Applying the Coupling Method of Radial Basis Neural Network and Adaboost: A Case Study from the Three Gorges Reservoir Area. *Earth Science*, 45(6): 1865－1876(in Chinese with English abstract).

Zhou, C., Yin, K. L., Xiang, Z. B., et al., 2015. Quantitative Evaluation of the Landslide Susceptibility in Chun'an County Based on GIS. *Safety and Environmental Engineering*, 22(1): 45－50, 55(in Chinese with English abstract).

Zhu, H., Zhu, X., Xu, Q., et al., 2025. From Hazard Mapping to Risk Governance: 20-Year Trajectory of Land Use/Cover Change Impacts on Landslide Susceptibility *via* Multi-Modal Scientometrics. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1): 1609. https://doi.org/10.1057/s41599-025-05831-7

中文参考文献

丁明涛,江辉,李振洪,等, 2025.融合卷积模糊神经网络与SHAP特征优化的地震诱发滑坡易发性评价.武汉大学学报(信息科学版)(网络首发).

郭飞,赖鹏,黄发明,等, 2024.基于知识图谱的滑坡易发性评价文献综述及研究进展.地球科学, 49(5): 1584－1606.

郭子正,殷坤龙,黄发明,等, 2019.基于滑坡分类和加权频率比模型的滑坡易发性评价.岩石力学与工程学报, 38(2): 287－300.

黄发明,殷坤龙,蒋水华,等, 2018.基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价.岩石力学与工程学报,37(1): 156－167.

黄润秋, 2007. 20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制.岩石力学与工程学报,26(3): 433－454.

贾卓,程志金,常志璐,等, 2025.考虑滑坡类型耦合方式的滑坡易发性预测建模与不确定性分析.地球科学, 50(6): 2311－2329.

李涛涛,柳俊乾,丁禹达,等, 2025.地质灾害风险评估与管理:以滑坡为例.中国减灾 (6): 50－51.

林炫歆,肖桂荣,周侯伯, 2023.顾及土地利用动态变化的滑坡易发性评估方法.地球信息科学学报,25(5): 953－966.

孙德亮, 2019.基于机器学习的滑坡易发性区划与降雨诱发滑坡预报预警研究(博士学位论文). 上海:华东师范大学.

孙德亮,陈丹璐,密长林,等, 2023.基于随机森林－特征递归消除模型的可解释性缓丘岭谷地貌滑坡易发性评价.地质力学学报,29(2): 202－219.

唐荣栋, 2014.云阳县退耕还林工程建设成效探讨.中国西部科技,13(5): 78－79.

吴润泽,胡旭东,梅红波,等, 2021.基于随机森林的滑坡空间易发性评价:以三峡库区湖北段为例.地球科学, 46(1): 321－330.

许冲,戴福初,姚鑫,等, 2009. GIS支持下基于层次分析法的汶川地震区滑坡易发性评价.岩石力学与工程学报, 28(增刊2): 3978－3985.

闫举生,谭建民, 2019.基于不同因子分级法的滑坡易发性评价:以湖北远安县为例.中国地质灾害与防治学报, 30(1): 52－60.

张锦瑞,汪洋,冯霄,等, 2024.考虑地表形变和土地利用变更的滑坡时空易发性差异分析.地质科技通报,43(6): 184－195.

赵艳南, 2015.三峡库区蓄水过程中滑坡变形规律研究(博士学位论文). 武汉:中国地质大学.

周超, 2018.集成时间序列InSAR技术的滑坡早期识别与预测研究(博士学位论文). 武汉:中国地质大学.

周超,殷坤龙,曹颖,等, 2020.基于集成学习与径向基神经网络耦合模型的三峡库区滑坡易发性评价.地球科学, 45(6): 1865－1876.

周超,殷坤龙,向章波,等, 2015.基于GIS的淳安县滑坡易发性定量评价.安全与环境工程,22(1): 45－50, 55.