第 72 卷 第 5 期
2026 年 10 月

武汉大学学报(理学版)
J. Wuhan Univ. (Nat. Sci. Ed.)

Vol. 72 No. 5
Oct. 2026,661~673

DOI: 10.14188/j.1671-8836.2025.0243

基于可解释异质集成学习模型的云阳县滑坡易发性评价

李　莉[1],王　玺[1],强　跃[1],杨　何[2,3],白　承[1],吴千里[1],龚林兴[1],李雅蓉[1]

1. 重庆三峡科技大学 土木工程学院,重庆 404100;
2. 中国地质大学(武汉)湖北巴东地质灾害国家野外科学观测研究站,湖北 武汉 430074;
3. 成都大学 建筑与土木工程学院,四川 成都 610106

收稿日期:2025-12-19

基金项目:重庆市教育委员会科学技术研究计划(KJZD-M202301205,KJZD-M202501204,KJQN202301260,KJQN202401207,KJQN202204705);重庆市研究生科研创新项目(CYS260981);重庆三峡科技大学研究生科研创新项目(YJSKY26097,YJSKY26096);湖北巴东地质灾害国家野外科学观测研究站开放基金(BNORSG-202510);四川省地质矿产勘查开发局科研项目(SCDZ-DZXM202605)

第一作者:李　莉,女,教授,现从事灾害防治技术和风险评价研究。E-mail:lily6636694@163.com

摘　要:针对现有滑坡易发性预测模型难以兼顾高精度与强可解释性的问题,本文以滑坡灾害频发的云阳县为研究对象,提出一种可解释的异质集成学习模型BO-Stacking。该模型集成了多层感知机(MLP)、极限梯度提升(XGBoost)和直方图梯度提升(HGB),以逻辑回归(LR)为元学习器进行Stacking集成融合,耦合贝叶斯优化(BO)进行超参数调优,并引入SHAP算法进行模型决策解读。结果表明,BO-Stacking模型在测试集上AUC值达0.924 6,预测性能优于各单一基学习器;坡度是影响区域滑坡易发性的核心因子。该模型可为滑坡易发性的高精度预测与诱因解析提供有效方案,为库区滑坡隐患识别与防治规划提供参考。

关　键　词:三峡库区;Stacking算法;SHAP算法;滑坡易发性评价

中图分类号:P642.22　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1671-8836(2026)05-0661-13

Landslide Susceptibility Assessment of Yunyang County Based on an Interpretable Heterogeneous Ensemble Learning Model

LI Li[1], WANG Xi[1], QIANG Yue[1], YANG He[2,3], BAI Cheng[1], WU Qianli[1], GONG Linxing[1], LI Yarong[1]

1. School of Civil Engineering, Chongqing Sanxia University of Science and Technology, Chongqing 404100, China;
2. Badong National Observation and Research Station of Geohazards, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, Hubei, China;
3. School of Architecture and Civil Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, Sichuan, China

Abstract: To address the challenge of achieving both high predictive accuracy and strong interpretability in existing landslide susceptibility assessment models, this study proposes an interpretable heterogeneous ensemble learning framework BO-Stacking and applies it to Yunyang County, a region characterized by frequent landslide occurrences. The model takes multilayer perceptron (MLP), extreme gradient boosting (XGBoost) and histogram-based gradient boosting (HGB) as base models, uses logistic regression (LR) as the meta-learner to complete Stacking ensemble fusion, realizes adaptive hyperparameter tuning through Bayesian optimization (BO), and introduces the SHAP algorithm to disassemble the model prediction mechanism and analyze factor contributions. The results demonstrate that the BO-Stacking model achieves an AUC of 0.924 6 on the test set, outperforming all individual base learners. Among the conditioning factors, slope is identified as the dominant driver of regional landslide susceptibility. The proposed framework provides an effective solution for high-accuracy landslide susceptibility prediction and mechanism interpretation, offering valuable support for landslide hazard identification and mitigation planning in reservoir areas.

引用格式:李莉,王玺,强跃,等. 基于可解释异质集成学习模型的云阳县滑坡易发性评价[J]. 武汉大学学报(理学版),2026,72(5):661-673. DOI:10.14188/j.1671-8836.2025.0243.

LI Li, WANG Xi, QIANG Yue, *et al*. Landslide Susceptibility Assessment of Yunyang County Based on an Interpretable Heterogeneous Ensemble Learning Model [J]. *J Wuhan Univ (Nat Sci Ed)*, 2026, 72(5): 661-673. DOI: 10.14188/j.1671-8836.2025.0243(Ch).

Key words: Three Gorges Reservoir Area; Stacking algorithm; SHAP algorithm; landslide susceptibility assessment

0 引 言

滑坡是危害严重的地质灾害类型之一,具有突发性强、破坏范围广、防治难度大的特点[1-2]。大坝库区受复杂地形地貌、软弱地层结构及水库运行等多重因素共同影响,滑坡灾害发生频繁,对沿岸城镇安全、交通工程及居民生命财产安全构成长期威胁[3]。因此,开展库区滑坡易发性评价,对区域地质灾害风险识别、防灾减灾规划及工程选址具有重要的科学意义与实际价值。近年来,三峡库区滑坡灾害研究主要集中在滑坡形成机理分析、危险性与易发性评价等方面。在方法层面,传统滑坡易发性评价多依赖专家经验和定性判断,如层次分析法[4]、模糊综合评价法[5]等。这类方法结构清晰、物理意义明确,但在实际应用中往往依赖主观赋权,难以充分刻画多因素间的非线性关系,且在大尺度、高维数据情形下适用性受限。随着遥感技术、地理信息系统(GIS)及多源空间数据的快速发展,统计学方法(如信息量法[6]、逻辑回归[7])逐渐被引入滑坡易发性研究,在一定程度上提高了评价的客观性,但其对复杂非线性关系的表达能力仍然有限。

近年来,机器学习方法因其优越的非线性建模能力和较强的泛化性能,逐渐成为滑坡易发性评价研究的重要工具。随机森林[8]、支持向量机[9]、梯度提升决策树[10-11]等模型已被广泛应用于不同区域和尺度的滑坡预测,并在多数情况下取得了优于传统方法的预测精度。然而,单一模型在面对复杂地质环境时存在稳定性不足或对特定样本分布敏感等问题[12]。为进一步提升预测性能,集成学习思想被引入模型[13]。集成学习融合多种基学习器,可有效提升模型的鲁棒性与泛化能力,但易忽视模型决策过程的可解释性,限制了其实际应用[14]。近年来,可解释机器学习方法受到关注,其中SHAP(SHapley Additive exPlanations)方法因其严谨的理论基础和良好的可视化能力,被用于揭示不同影响因子对模型输出的贡献,在滑坡易发性研究中展现出较大潜力[15-16]。现有研究多集中于单一模型的解释分析,对集成学习模型解释性的系统研究仍相对不足。如何在保证高精度预测滑坡易发性的同时,提升模型决策过程的透明度和可解释性,是当前面临的关键问题。

本文以重庆市云阳县为研究对象,构建了一种融合异质集成学习与可解释分析的BO-Stacking-SHAP滑坡易发性评价模型,其技术路线见图1。通过引入Stacking集成策略,在多个基分类器的基础上提升模型整体预测性能,并结合贝叶斯优化(Bayesian optimization,BO)方法对各模型参数进行整体调优,以增强模型鲁棒性和泛化能力。同时,借助SHAP算法对模型预测结果进行解释分析,系统揭示各滑坡影响因子在不同取值区间对滑坡发生概率的贡献特征,从而在保证预测精度的同时提

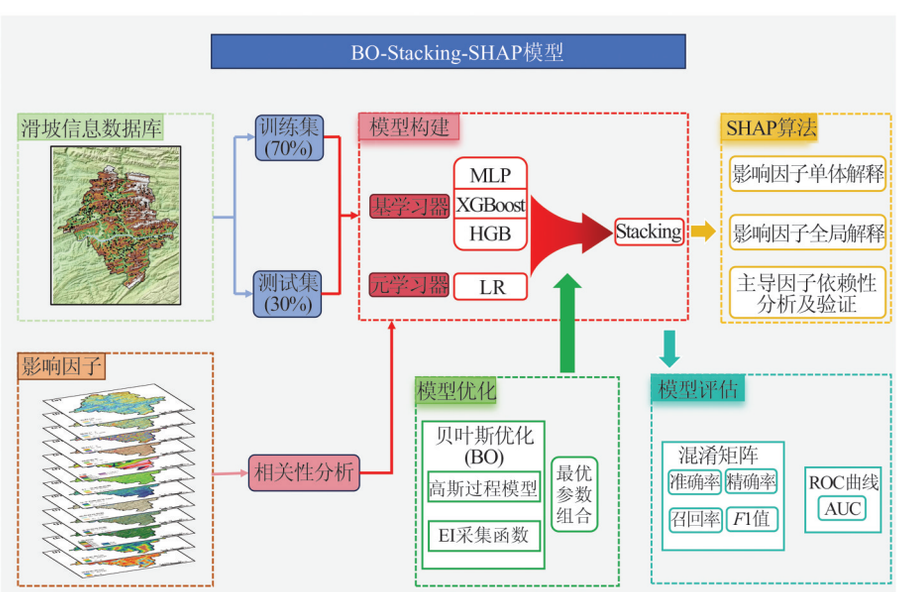


图1 研究方法技术路线

Fig. 1 Technical flowchart of the research methodology

升模型的可解释性。

1　研究方法

1.1　研究区域

云阳县位于重庆市东北部、三峡库区核心区,地处万州至巫山库段之间,地理坐标为108°24′32″～109°14′51″E、30°35′6″～31°26′30″N。县域东接奉节县,西邻万州区,南接湖北省利川市,北连开州区和巫溪县,总面积约3 636 km²。县域轮廓呈菱形,地貌以低山丘陵为主,地势总体呈南北高、中部低,由两侧向中部长江河谷倾斜。长江横贯县域,南北两侧一级支流发育,河网密集,对区域地貌切割作用显著[17]。

云阳县地处四川盆地东缘丘陵—山地过渡带,受华蓥山—方斗山弧形褶皱带与大巴山断褶带共同控制,区域构造以褶皱为主,断裂构造相对不发育,形成宽缓屉形向斜与狭窄高背斜相间排列的典型隔挡式构造。区内出露地层主要包括二叠系、三叠系、侏罗系及第四系,为滑坡发育提供了复杂的地质条件[18]。

研究区滑坡类型主要包括土质滑坡、岩质滑坡和混合型滑坡,以中小型滑坡为主,数量较多且分布广泛。降雨和库水位波动是滑坡发生的主要自然诱发因素,其中降雨通过提高孔隙水压力削弱坡体稳定性,库水位波动则通过周期性浸泡和卸载作用影响岸坡稳定;此外,道路开挖、城镇建设等工程活动进一步诱发局部滑坡发生,导致研究区滑坡灾害风险较高。

1.2　数据来源与评价因子

1.2.1　滑坡样本

本文滑坡样本数据来源于资源环境科学数据平台(https://www.resdc.cn)。为保证样本的空间代表性,选取研究区历史滑坡点890处,滑坡主要分布于河流两岸及山谷地区。以滑坡点为中心建立300 m缓冲区,并在缓冲区外随机选取等量非滑坡点,构建正负样本平衡的数据集。按7∶3比例划分训练集和测试集,用于模型训练与性能验证。

1.2.2　滑坡影响因子

滑坡的发育和形成是一个极其复杂的演化过程[19]。本文基于关键文献与区域地质调查资料,结合云阳县实际情况,从地质环境、地形地貌、气象水文、植被土壤以及人类工程活动5个维度,选取12项影响因子,构建滑坡易发性评价体系。其中,高程与人类工程活动及植被生长密切相关,直接影响坡体稳定性与地表侵蚀程度;坡度为坡面与水平面的夹角,是控制斜坡重力驱动力大小和降雨入渗条件的重要因素;坡向关联太阳辐射、降雨和温度分布,进而影响植被覆盖与土壤条件;剖面曲率表征坡面几何形态,对水分汇集与排泄具有重要影响;土壤条件是滑坡发育的物质基础,其差异反映岩土体物理力学性质的不同[20];归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index,NDVI)反映植被覆盖与生长状态,NDVI值较高的区域通常水土保持效果较好,有利于抑制滑坡发育[21];地形湿度指数(Topographic Wetness Index,TWI)描述土壤水分空间分布,TWI值越高表示土壤或岩体含水量越大[22];水流强度指数(Stream Power Index,SPI)评估地表水流的侵蚀能力,反映径流对坡面的冲刷潜力。降雨是触发滑坡的关键因素之一,短时强降雨可通过增加孔隙水压力显著降低斜坡稳定性[23]。土地利用类型是伴随遥感技术发展而产生的土地分类指标,其差异反映不同的人类活动强度与方式。此外,水系距离和道路距离也与边坡稳定性密切相关,河岸地带通常更易发生滑坡,而道路建设等人类活动进一步加剧了这一过程[24]。

具体数据来源如表1所示。12项影响因子在研究区内的空间分布情况如图2所示。

表1　滑坡影响因子的数据来源

Table 1　Data sources of landslide influencing factors

数据	来源	影响因子
ASTER GDEM 30M数字高程数据	地理空间数据云(https://www.gscloud.cn)	高程、坡度、坡向、剖面曲率、TWI、SPI
全国地层岩性数据1∶50万	全国地质资料馆(https://www.ngac.cn)	土壤
中国30 m年最大NDVI数据集	国家科技资源共享服务平台(https://www.nesdc.org.cn)	NDVI
逐月降雨数据	国家青藏高原科学数据中心(https://data.tpdc.ac.cn)	年平均降雨量
中国30 m土地覆盖数据集及其变化趋势	Zenodo(https://zenodo.org)	土地利用类型
河流矢量数据	OpenStreetMap(https://www.openstreetmap.org)	水系距离
道路矢量数据	OpenStreetMap(https://www.openstreetmap.org)	道路距离

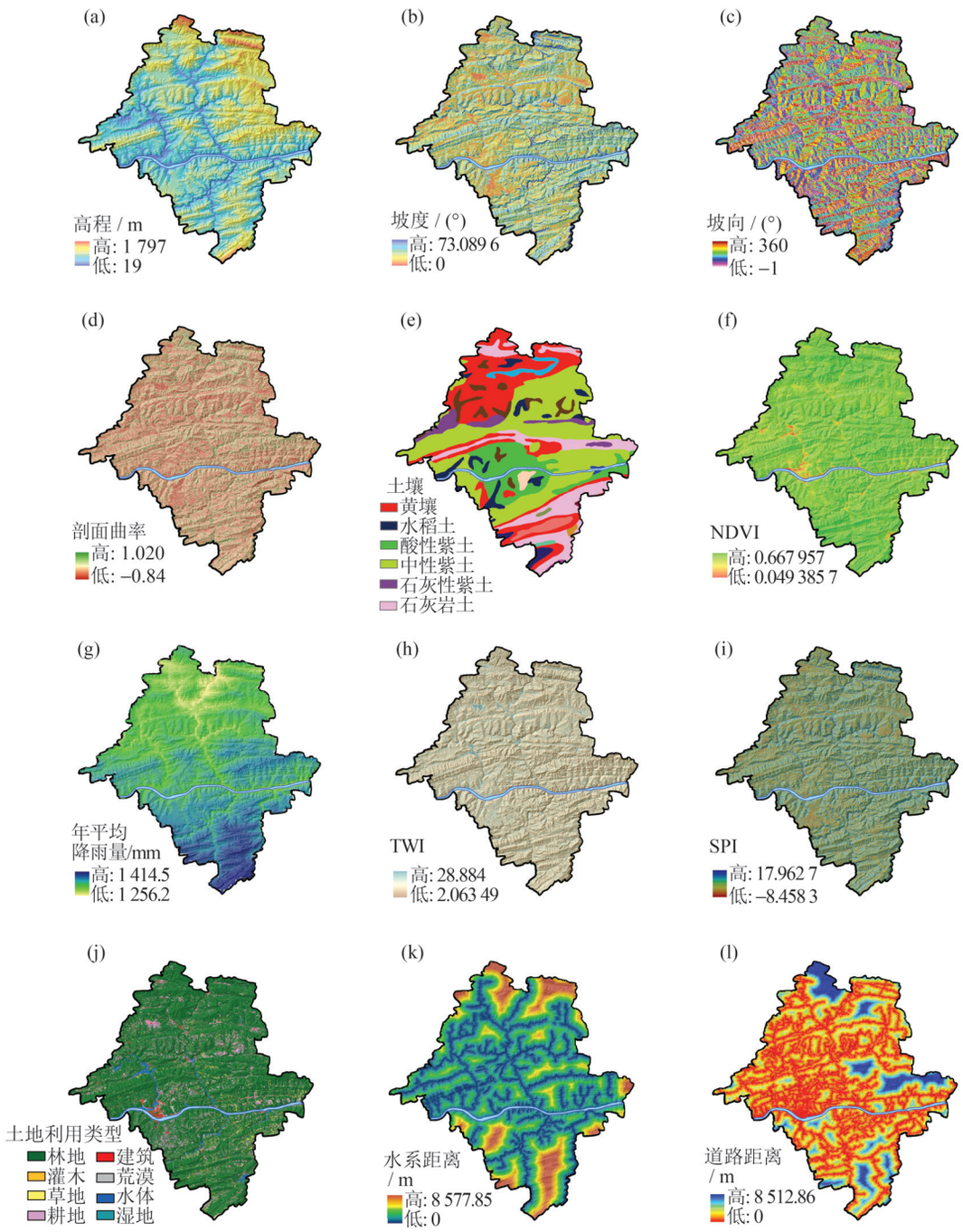


图 2 滑坡影响因子的空间分异

(a)高程;(b)坡度;(c)坡向;(d)剖面曲率;(e)土壤;(f)NDVI;(g)年平均降雨量;(h)TWI;(i)SPI;(j)土地利用类型;(k)水系距离;(l)道路距离

Fig. 2 Spatial differentiation of landslide-influencing factors

(a) elevation; (b) slope; (c) aspect; (d) profile curvature; (e) soil; (f) NDVI; (g) mean annual precipitation; (h) TWI; (i) SPI; (j) land use type; (k) distance to rivers; (l) distance to roads

1.2.3 数据预处理

为降低特征间多重共线性的影响,本文采用 Spearman 相关系数法对各项指标因子进行相关性检验。结果显示,水系距离与土地利用类型之间相关性系数为 0.71,存在强相关(≥0.7)关系[25],其他因子之间的相关性系数绝对值均小于 0.7。因此,本文剔除土地利用类型因子,选用其他 11 个经过分级处理的指标构建滑坡易发性评价体系。

为保证多源数据的一致性,将所有空间数据统一投影至世界大地坐标系(WGS84),裁剪至云阳县

行政边界范围,然后以ASTER GDEM 30M(先进星载热发射和反射辐射仪全球数字高程模型)数据为基准,将所有栅格数据统一至30 m×30 m空间分辨率。其中,连续变量采用双线性插值法,离散变量采用最近邻插值法。最后,在滑坡点和非滑坡点位置提取11项影响因子值,构建机器学习模型输入特征矩阵。

1.3　模型构建

本文采用多层感知机(Multilayer Perceptron,MLP)、极限梯度提升(Extreme Gradient Boosting,XGBoost)和直方图梯度提升(Histogram-based Gradient Boosting,HGB)作为基学习器,以逻辑回归(Logistic Regression,LR)作为元学习器,构建基于Stacking的异质集成学习模型,结合贝叶斯优化对模型超参数进行寻优,以提高滑坡易发性预测精度。模型性能通过受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic,ROC)曲线进行评估,并在此基础上完成云阳县滑坡易发性制图与SHAP分析。

1.3.1　基学习器和元学习器

MLP是一种典型的前馈神经网络,通过多层隐藏层及反向传播算法学习输入特征与输出结果之间的复杂非线性映射关系,适用于滑坡影响因子之间复杂交互关系的建模[26]。XGBoost是一种基于梯度提升决策树的集成学习算法,通过迭代构建弱学习器拟合残差,并结合正则化策略抑制模型复杂度,具有较高的预测精度和较好的泛化能力[27]。HGB采用直方图算法对连续特征进行离散化处理,在保证模型精度的同时显著降低计算复杂度,提高模型训练效率,适用于高维特征数据的快速建模[28]。

LR作为Stacking模型的元学习器,对各基学习器的预测结果进行二次学习,并输出样本属于滑坡类别的预测概率[29]。其表达式为:

$$y(\boldsymbol{x})=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}}} \tag{1}$$

式中:y表示样本属于滑坡类别的预测概率;$\boldsymbol{x}$表示滑坡影响因子向量;$\boldsymbol{\theta}$为待估参数向量(回归系数向量);$\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}$表示两个向量的线性组合。

1.3.2　Stacking异质集成模型

Stacking模型是一种基于堆叠泛化思想并结合K折交叉验证的异质集成算法,通过分层组合多个不同学习器提升预测性能。本文在Python环境中基于scikit-learn与XGBoost开源模型构建了MLP、XGBoost、HGB、LR及Stacking模型。具体流程如图3所示。

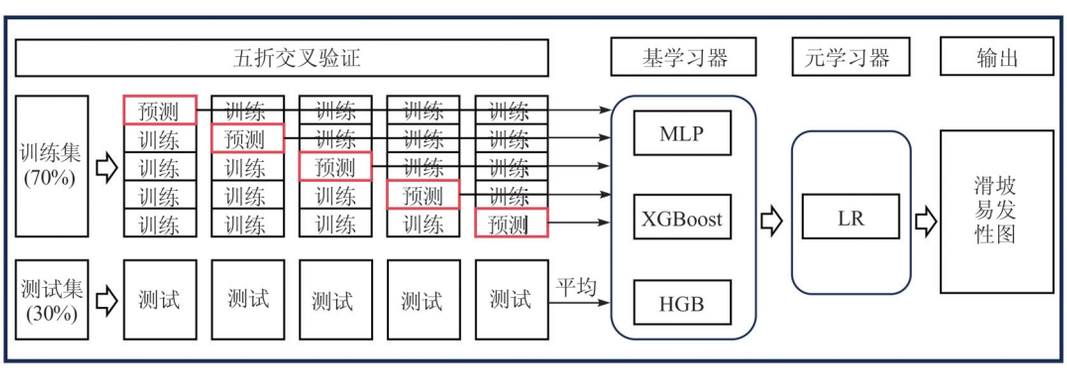


图3　Stacking滑坡预测模型

Fig. 3　Stacking landslide prediction model

1.3.3　贝叶斯优化

BO是一种基于先验信息进行超参数调优的全局优化算法,其优势在于能够以较少的迭代次数找到全局最优的超参数组合[30]。本文采用高斯过程作为代理模型,以期望改进(Expected Improvement,EI)作为采集函数,根据已有样本不断更新目标函数的后验分布,并迭代搜索具有最大改进潜力的参数组合,直至满足终止条件,最终获得各模型的最优超参数配置。

1.3.4　SHAP算法

SHAP是一种基于合作博弈论的模型可解释性方法[31-32],其核心目标是为机器学习模型的预测提供统一且公平的解释。该方法将模型预测值分解为各输入特征的贡献值,且所有特征的贡献值之和等于模型预测值与所有样本平均预测值之间的差值:

$$P_K=b+\sum_{i=1}^{n}\mathrm{Shap}\left(X_{K_i}\right) \tag{2}$$

式中:P_K为第K个样本的模型预测值;b为基准值,即模型在该样本集上的平均预测值;$\mathrm{Shap}\left(X_{K_i}\right)$为第$K$个样本内第$i$个特征的SHAP值,用以量化该特征对模型输出的贡献;n为输入特征的总数。

1.3.5 模型性能评估

本文采用ROC曲线与混淆矩阵对预测结果进行综合分析,以评估预测模型的性能。ROC曲线下面积(AUC)用于衡量分类模型的整体表现,其值范围从0到1,值越大表示模型性能越好。混淆矩阵可计算精确率(PRE)、准确率(ACC)、召回率(REC)与$F1$值等指标。其计算基于真阳性(TP)、真阴性(TN)、假阳性(FP)与假阴性(FN)的统计结果。

2 结果与讨论

2.1 模型的预测性能

对各模型的预测性能进行综合评价,结果如表2所示。各模型均取得了较好的预测效果(AUC>0.880 0)。贝叶斯优化后,各模型AUC值均有所提升,其中BO-Stacking表现最佳,AUC值达0.924 6,分别较BO-MLP、BO-XGBoost和BO-HGB提高0.031 8、0.007 4和0.008 3;同时,其准确率、精确率和$F1$值均为最大值,仅召回率略低于BO-HGB。消融试验结果表明,贝叶斯优化稳定提升了各模型的预测能力,使AUC值整体提高0.003 2~0.008 9,说明其能够有效优化模型参数配置,充分挖掘模型潜力。

此外,在未经贝叶斯优化时,Stacking模型的预测性能已接近调优后最优单模型水平,表明异质集成策略通过融合不同基学习器的互补优势,能够有效增强模型对滑坡影响因子复杂非线性关系的表征能力,提升模型的泛化能力和鲁棒性。综合各项评价指标,BO-Stacking模型整体性能最优。

表2 模型性能评估结果

Table 2 Model performance evaluation results

模型	ACC	PRE	REC	$F1$	AUC
MLP	0.815 5	0.881 4	0.732 3	0.800 0	0.885 0
XGBoost	0.857 7	0.885 5	0.802 3	0.851 9	0.914 0
HGB	0.841 8	0.861 1	0.817 8	0.838 9	0.911 0
Stacking	0.865 2	0.894 0	0.810 9	0.861 3	0.915 7
BO-MLP	0.848 3	0.885 2	0.803 0	0.842 1	0.892 8
BO-XGBoost	0.859 6	0.907 6	0.803 0	0.852 1	0.917 2
BO-HGB	0.867 0	0.899 2	**0.829 0**	0.862 7*	0.916 3
BO-Stacking	**0.868 9**	**0.912 9**	0.817 8	**0.862 7**	**0.924 6**

注:加粗数字为该列指标的最大值;*为0.862 669的近似值。

2.2 模型的空间预测结果分析

采用自然断点法将滑坡易发性指数划分为极低、低、中、高和极高5个等级[33],绘制滑坡易发性分区图(图4),比较经贝叶斯优化后各模型在滑坡易发性预测中的空间分布特征。结果表明,各模型得

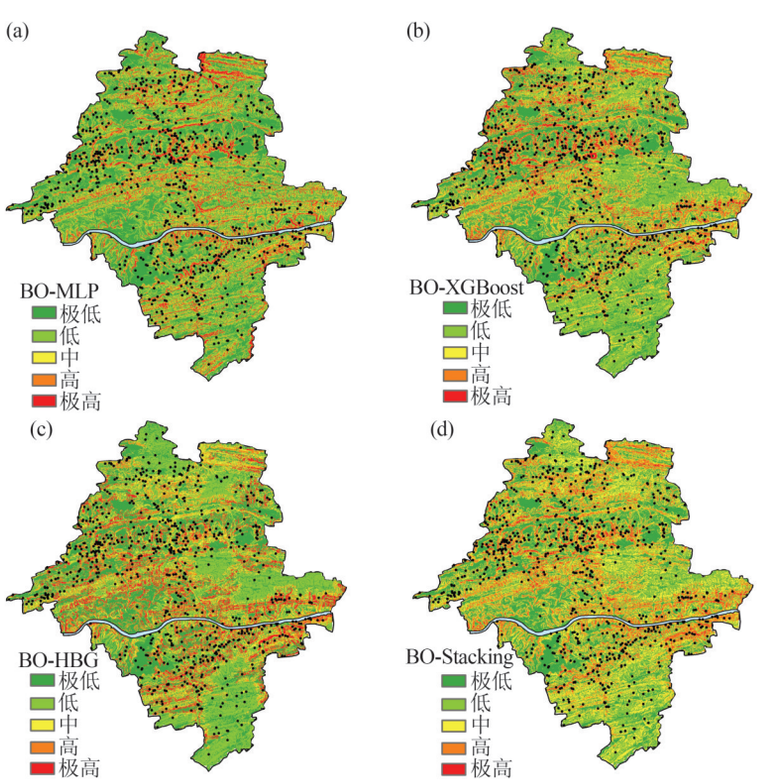
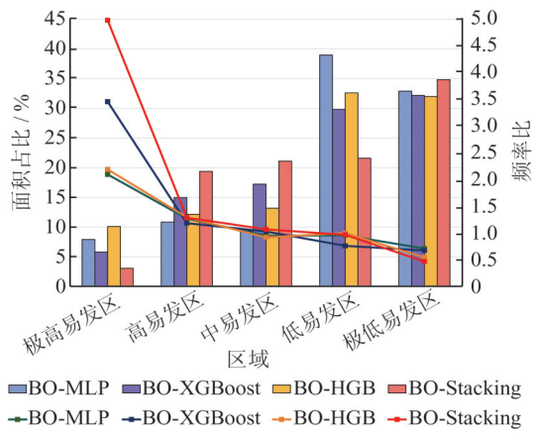


图4 云阳县滑坡易发性评价

Fig. 4 Landslide susceptibility assessment of Yunyang County

到的易发性空间分布格局总体一致,均能较好地识别历史滑坡点,高、极高易发区与历史滑坡点具有较高的空间吻合度。高、极高易发区主要分布于长江干流及主要支流沿岸,以及地形起伏较大的山地丘陵区域。这些区域坡度较陡,岩土体稳定性较弱,为滑坡发育提供了有利条件。低、极低易发区则主要集中于研究区中西部地势相对平缓区域,坡体稳定性较高,滑坡易发性相对较低。

图5统计了各模型滑坡易发性等级的面积占比及频率比。总体来看,各模型均表现出一致的空间分布特征:低、极低易发区占研究区主体,面积占比之和为56.44%～71.86%,而高、极高易发区面积占比之和相对较小;频率比随易发性等级升高而增大,表明各模型均能较好地反映滑坡易发性的空间分异规律。其中,BO-Stacking模型的极高易发区面积占比为3.07%,为4种模型中最低,但对应频率比为4.98,处于较高水平,说明其能够在较小范围内集聚更多历史滑坡点,高易发区识别精度较高;与此同时,极低易发区面积占比为34.83%,频率比仅约0.47,为各模型中最低,表明该模型对低风险区域的识别能力较强。综合面积占比与频率比分布特征可知,BO-Stacking模型在保证高易发区识别能力的同时,有效减少了高易发区的空间范围,表现出更优的风险分区能力和空间判别能力。



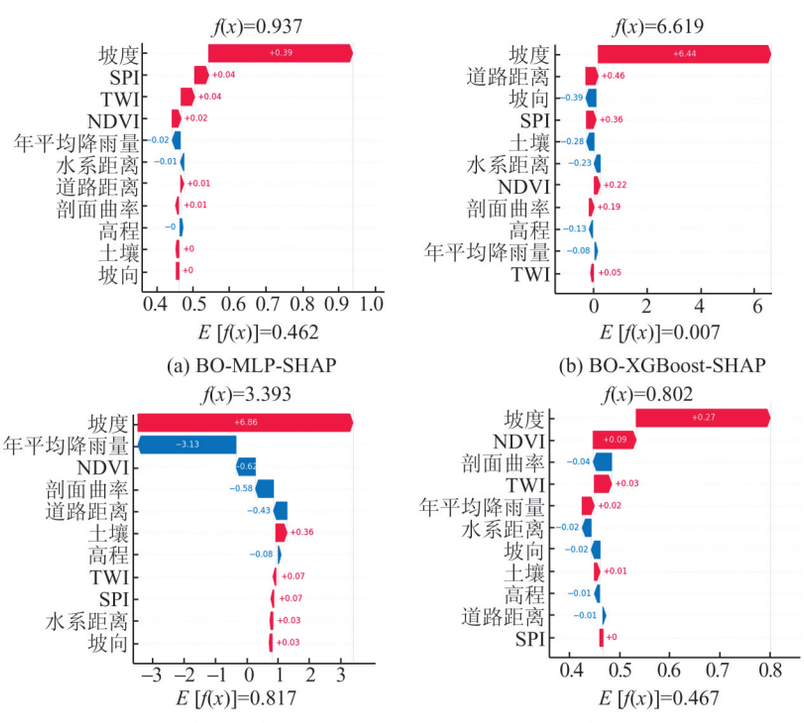
柱状图表示面积占比,折线表示频率比

图5　滑坡易发性分区面积占比与频率比统计

Fig. 5　Statistics of landslide susceptibility zoning area proportion and frequency ratio

2.3　模型的可解释性

为揭示模型对单个滑坡样本的预测依据,采用SHAP瀑布图对典型样本进行局部解释(图6)。4种模型均表明,坡度是驱动该样本预测结果的关键因子。其中,BO-Stacking-SHAP模型中坡度的SHAP值为0.27,是所有影响因子中贡献最大的正向因素;NDVI、TWI和年平均降雨量等因子同样表



图中各特征后的数值为对应的SHAP值(即该特征对预测结果的贡献值);
$f(x)$表示单个样本的模型预测输出; $E[f(x)]$表示数据集上的模型输出期望值,并作为SHAP解释的基准值。

图6　滑坡样本单体解释瀑布图

Fig. 6　Waterfall plot of individual sample interpretations for landslide cases

现为正向贡献,而剖面曲率、水系距离、坡向及高程等因子则降低了模型预测值。总体看来,各模型识别出的主导因子具有较好的一致性,但贡献程度存在一定差异。SHAP瀑布图直观展示了各影响因子对单体滑坡预测结果的贡献方向及贡献大小,为揭示BO-Stacking-SHAP模型的局部决策机制提供了依据。

图7展示了各模型的全局SHAP特征重要性排序。总体看来,各模型识别出的关键影响因子具有较高一致性,其中坡度始终为影响滑坡易发性的主导因子,其平均SHAP值在各模型中均明显高于其他特征。以BO-Stacking-SHAP模型为例,其坡度的平均SHAP值为0.322 7,远高于SPI(0.035 2)和TWI(0.024 1)等其他因子,表明坡度对模型预测结果的贡献最为显著。

综合局部与全局SHAP解释结果可知,坡度是影响滑坡易发性的核心驱动因子,而水文和地形相关因子共同构成研究区滑坡发生的主要控制因素。局部解释揭示了单个滑坡样本的决策依据,全局解释则反映了各影响因子对研究区整体滑坡易发性的平均贡献,两者相互印证,进一步提升了BO-Stacking-SHAP模型预测结果的可信度和可解释性。

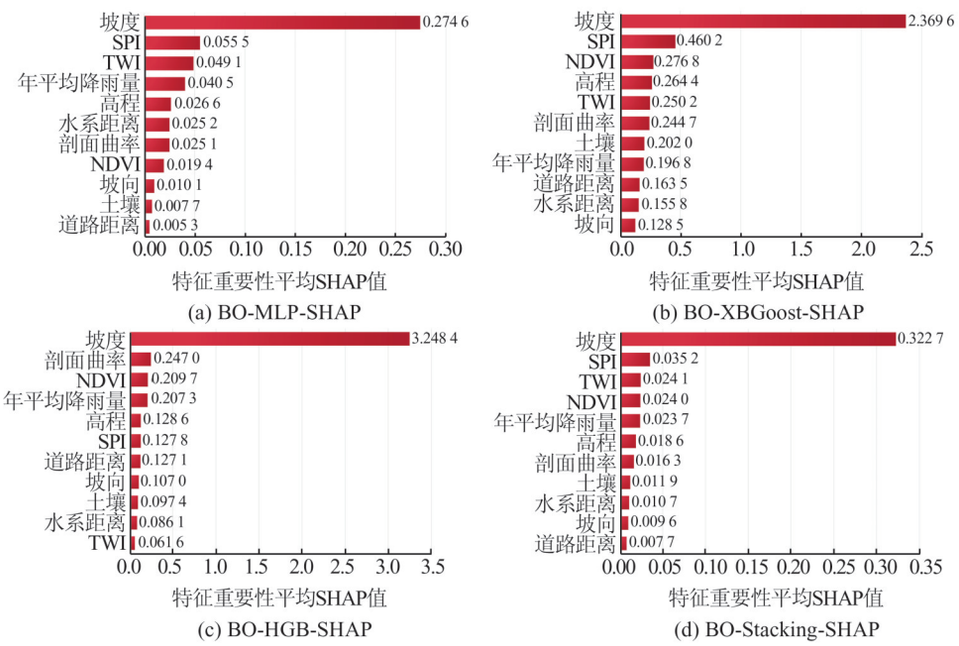


图7 滑坡易发性模型全局特征重要性

Fig. 7 Global feature importance of the landslide susceptibility model

为进一步揭示关键因子的非线性作用特征,选取坡度、SPI和TWI绘制SHAP依赖图(图8)。结果表明,3种因子均表现出不同程度的非线性响应特征:

1)坡度与滑坡易发性呈显著非线性关系。图8(a)显示,当坡度约为14°时,SHAP值由负转正;随着坡度增加,SHAP值迅速升高,并在约18°后趋于稳定,说明中等及以上坡度对滑坡发生具有持续促进作用。这可能与坡度增大导致研究区内坡体重力分量增加、稳定性降低有关[34],而缓坡区驱动力较弱,陡坡区覆盖层较薄等因素共同影响了其变化趋势。

2)SPI与滑坡易发性总体呈正相关。图8(b)显

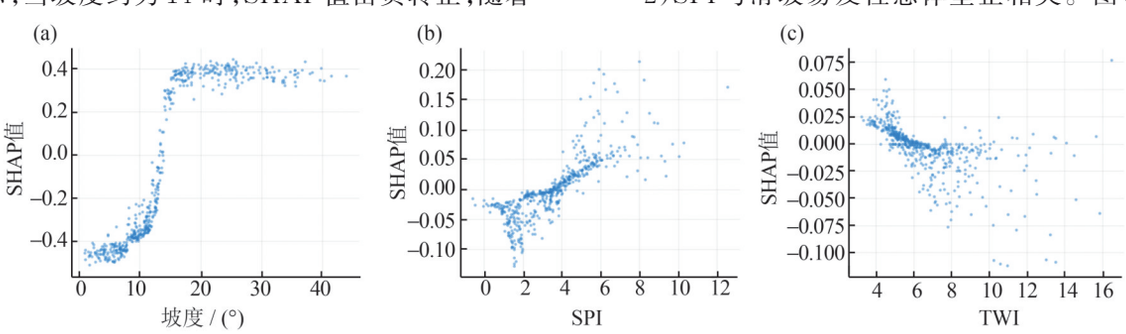


图8 主导影响因子的SHAP依赖图

Fig. 8 SHAP dependence plots of the dominant influencing factors

示,当SPI较小时(<2),SHAP值主要为负值,说明河流侵蚀动力较弱时,对滑坡发生的促进作用有限;当SPI增大至4以上时,SHAP值明显升高,说明较强的水流侵蚀作用促进了坡脚冲刷和坡体失稳,从而导致滑坡易发性升高。

3)TWI与滑坡易发性整体呈弱负相关。图8(c)显示,随着TWI的增加,SHAP值总体呈下降趋势,表明较高的TWI(>6)对滑坡易发性的贡献逐渐减弱。这可能是由于高TWI区域主要分布于地势较低、坡度较缓的沟谷或平缓地带,虽然具有较高的汇水能力,但地形条件较稳定,不利于滑坡发生[35]。

2.4　讨 论

2.4.1　坡度影响规律验证

为验证该研究区内坡度影响规律的合理性,统计了不同坡度区间内滑坡样本数量。

如图9所示,滑坡样本坡度分布呈明显的单峰特征,峰值位于[15°,18°),共计125个样本,占滑坡样本总数的14.04%,说明研究区滑坡主要集中发育于中等坡度区域。该统计结果与SHAP依赖图中坡度对滑坡易发性的响应规律相一致,表明SHAP识别出的关键作用区间与滑坡样本的实际分布特征具有较好的一致性,验证了模型解释结果的可靠性。

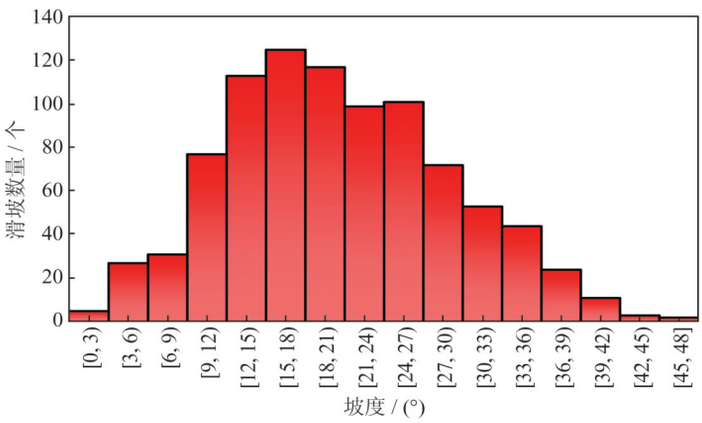


图9　滑坡样本坡度的分箱统计图

Fig. 9　Binned statistical chart of landslide sample slope gradients

采用累积局部效应(Accumulated Local Effects,ALE)分析其边际效应(图10),评估坡度对滑坡易发性的独立影响。结果表明,在控制其他10个影响因子后,坡度的ALE值随坡度增加呈现先快速上升后趋于稳定的变化趋势,坡度对滑坡易发性的促进作用主要集中于[15°,18°),这一影响主要由坡度导致。ALE分析与SHAP依赖图揭示的变化趋势基本一致,均表明坡度存在明显的非线性阈值效应[36],进一步验证了模型解释结果的可靠性。

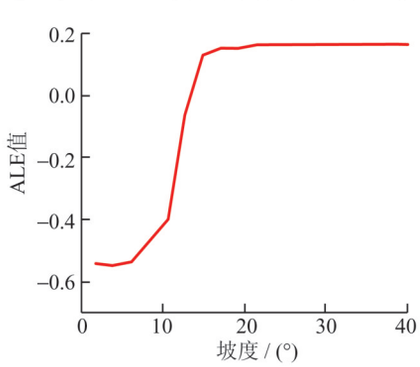


图10　坡度对滑坡易发性的累积局部效应

Fig. 10　ALE of slope gradient on landslide susceptibility

2.4.2　BO-Stacking-SHAP模型的适用性与局限性

本文研究区地处库区腹地,受复杂地形地貌、地质构造、降雨及人类工程活动等多种因素共同影响,滑坡形成过程具有显著的非线性和多因素耦合特征[37]。相比单一机器学习模型,BO-Stacking-SHAP通过融合MLP、XGBoost和HGB等不同类型学习器,在充分发挥各模型优势的基础上,能够更有效地表征滑坡影响因子之间复杂的非线性关系及交互作用。贝叶斯优化进一步提升了模型超参数搜索效率,使模型能够在有限计算成本下获得较优的参数配置,从而增强了模型对复杂区域环境的适应能力[38]。因此,该方法不仅适用于云阳县等滑坡高发山区,也适用于具有相似地形、地貌和地质环境特征的山地丘陵区,具有一定的推广应用潜力。

另一方面,相对于传统以预测精度为核心的滑坡易发性评价方法,本文构建的BO-Stacking-SHAP模型在保持较高预测性能的基础上,结合SHAP实现了模型决策过程的可解释化,使预测结果与区域滑坡形成机制相互印证,有助于提高机器

学习模型在滑坡易发性评价中的可信度和工程应用价值。

尽管本文构建的BO-Stacking-SHAP模型取得了较好的预测效果,但仍存在一定局限性。其一,滑坡样本主要来源于历史调查数据,其完整性和时效性可能受到调查精度及数据更新周期的影响;其二,本文采用的评价因子以静态环境因子为主,未充分考虑库水位动态变化、短历时强降雨及坡体形变等时序信息,难以反映滑坡孕育和演化过程的动态特征[39-40]。此外,研究结果主要基于云阳县开展验证,对于不同区域的适用性仍需结合区域地质背景和滑坡发育特征进一步检验。

3 结 论

本文以重庆市云阳县为研究区,构建了融合贝叶斯优化、Stacking异质集成学习和SHAP可解释分析的滑坡易发性评价模型,对研究区滑坡易发性进行了预测与分析。主要结论如下:

1)BO-Stacking-SHAP模型在滑坡易发性预测中表现出较好的综合性能。相较于单一模型,Stacking异质集成模型结合贝叶斯优化后,AUC、准确率、精确率和$F1$值等评价指标均取得较优结果,显著提升了滑坡易发性评价的预测精度与模型稳定性。

2)BO-Stacking-SHAP模型生成的滑坡易发性空间分布能够较好地反映研究区滑坡发育规律。高易发区主要分布于长江干流及主要支流沿岸、地形起伏较大的山地丘陵区域,与历史滑坡空间分布具有较高一致性;同时,极高易发区具有较高的滑坡频率比。该模型能够较准确地识别该研究区内的潜在滑坡危险区域,可为区域滑坡风险管控与国土空间规划提供参考。

3)SHAP可解释性分析揭示了研究区滑坡形成的主导控制因素。坡度、SPI和TWI是影响滑坡易发性的主要因素,其中坡度贡献最大。结合SHAP依赖分析、坡度样本统计及ALE分析发现,坡度对滑坡易发性的影响呈明显非线性特征,其作用规律具有较好的稳定性,表明BO-Stacking-SHAP模型在保持较高预测性能的同时,能够提高模型预测结果的可解释性和可信度。

未来研究将融合InSAR形变监测、降雨过程、库水位变化及地质监测等多源时空数据,引入时空建模或深度学习方法,构建兼顾预测精度与动态更新能力的滑坡易发性评价模型[41-43],为区域滑坡风险预警与灾害防治提供更加可靠的技术支撑。

参考文献:

[1] AZARAFZA M, AZARAFZA M, AKGÜN H, *et al*. Deep learning-based landslide susceptibility mapping[J]. *Scientific Reports*, 2021, **11**: 24112. DOI: 10.1038/s41598-021-03585-1.

[2] FROUDE M J, PETLEY D N. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2018, **18**(8): 2161-2181. DOI:10.5194/nhess-18-2161-2018.

[3] 田峰, 朱鸿鹄, 叶霄, 等. 基于SBAS-InSAR的三峡库区新铺滑坡形变分析[J]. 工程地质学报, 2025, **33**(6): 2215-2226. DOI:10.13544/j.cnki.jeg.2023-0309.
TIAN F, ZHU H H, YE X, *et al*. Deformation analysis of the Xinpu landslide in the Three Gorges Reservoir region using SBAS-InSAR technology[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2025, **33**(6): 2215-2226. DOI:10.13544/j.cnki.jeg.2023-0309(Ch).

[4] 张佳伟, 徐世光, 吴静, 等. 基于模糊层次分析法的滑带土抗剪强度参数取值方法研究:以陆良县三岔河滑坡为例[J]. 地质灾害与环境保护, 2025, **36**(4): 107-115. DOI:10.12474/dzhb.20241105.
ZHANG J W, XU S G, WU J, *et al*. Research on determination method for shear strength parameters of slip zone soil based on fuzzy analytic hierarchy process: A case study of Sanchahe landslide in Luliang County[J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2025, **36**(4): 107-115. DOI:10.12474/dzhb.20241105(Ch).

[5] 刘宁波, 田荣燕, 王海波, 等. 基于AHP-模糊综合评价方法的拉萨市周边溜砂坡稳定性评价[J]. 水土保持通报, 2019, **39**(2): 161-166. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2019.02.026.
LIU N B, TIAN R Y, WANG H B, *et al*. Stability evaluation of sand-sliding slope around Lhasa City based on AHP-fuzzy comprehensive evaluation method[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2019, **39**(2): 161-166. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2019.02.026(Ch).

[6] 彭双庆, 刘朋飞, 陈刚, 等. 信息量法与随机森林耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价与区划:以重庆市涪陵区为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, **36**(1): 131-145. DOI: 10.16031/j. cnki. issn. 1003-8035.202402015.
PENG S Q, LIU P F, CHEN G, *et al*. Regional landslide hazard assessment using the Ⅳ-RF coupling model and critical monthly average rainfall threshold: A case study from Fuling District, Chongqing[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2025, **36**(1): 131-145. DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202402015(Ch).

[7] 杜婷, 曹李祥, 刘莉萍. 基于逻辑回归模型的黄土滑坡易发性评价[J]. 科技创新与应用, 2025, **15**(21): 85-88. DOI: 10.19981/j.CN23-1581/G3.2025.21.019.

DU T, CAO L X, LIU L P. Evaluation of loess landslide susceptibility based on logistic regression model[J]. *Technology Innovation and Application*, 2025, **15**(21): 85-88. DOI:10.19981/j.CN23-1581/G3.2025.21.019(Ch).

[8] 杨永鹏,郭雅,陈浩,等.青藏高原西部滑坡易发性评价对比研究[J].自然灾害学报,2025,**34**(1):95-104. DOI:10.13577/j.jnd.2025.0109.
YANG Y P, GUO Y, CHEN H, *et al*. Comparative study on evaluation of landslide susceptibility in western Qinghai-Xizang Plateau[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2025, **34**(1): 95-104. DOI:10.13577/j.jnd.2025.0109(Ch).

[9] 尚雪巍,杨瑞,陈裕汉,等.融合时序InSAR与PSO-SVM模型的滑坡易发性评价[J].测绘通报,2025(11):70-77. DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2025.1111.
SHANG X W, YANG R, CHEN Y H, *et al*. Evaluation of landslide susceptibility by integrating time-series InSAR and PSO-SVM models[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2025(11): 70-77. DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2025.1111(Ch).

[10] NIAZKAR M, MENAPACE A, BRENTAN B, *et al*. Applications of XGBoost in water resources engineering: A systematic literature review (Dec 2018 - May 2023)[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2024, **174**: 105971. DOI:10.1016/j.envsoft.2024.105971.

[11] ZHANG J Y, MA X L, ZHANG J L, *et al*. Insights into geospatial heterogeneity of landslide susceptibility based on the SHAP-XGBoost model[J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, **332**: 117357. DOI:10.1016/j.jenvman.2023.117357.

[12] 江宝得,李秀春,罗海燕,等.异质集成学习在滑坡易发性评价中的对比研究[J].土木工程学报,2023,**56**(10):170-179. DOI:10.15951/j.tmgcxb.22060553.
JIANG B D, LI X C, LUO H Y, *et al*. A comparative analysis of heterogeneous ensemble learning methods for landslide susceptibility assessment[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2023, **56**(10): 170-179. DOI:10.15951/j.tmgcxb.22060553(Ch).

[13] KOOPIALIPOOR M, ASTERIS P G, SALIH MOHAMMED A, *et al*. Introducing stacking machine learning approaches for the prediction of rock deformation[J]. *Transportation Geotechnics*, 2022, **34**: 100756. DOI:10.1016/j.trgeo.2022.100756.

[14] 刘瑞阳,许强,蒲川豪,等.湖南省资兴市2024年7月台风"格美"诱发滑坡特征及其地质控制作用[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,**51**(7):1452-1469. DOI:10.13203/j.whugis20250027.
LIU R Y, XU Q, PU C H, *et al*. Characteristics of landslides induced by Typhoon "Gaemi" in Zixing City, Hunan Province, July 2024, and their geological control factors[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, **51**(7): 1452-1469. DOI:10.13203/j.whugis20250027(Ch).

[15] 姚雄,陈笑,王肖文.基于XGBoost-SHAP模型的闽三角城市群生态环境质量时空演变及驱动因素分析[J].环境科学,2026,**47**(6):3758-3769. DOI:10.13227/j.hjkx.202508029.
YAO X, CHEN X, WANG X W. Analysis of spatio-temporal evolution and driving factors of ecological environment quality in the Min Delta urban agglomeration based on XGBoost-SHAP model[J]. *Environmental Science*, 2026, **47**(6): 3758-3769. DOI:10.13227/j.hjkx.202508029(Ch).

[16] NOHARA Y, MATSUMOTO K, SOEJIMA H, *et al*. Explanation of machine learning models using shapley additive explanation and application for real data in hospital[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2022, **214**: 106584. DOI:10.1016/j.cmpb.2021.106584.

[17] 杨宗佶,乔建平.基于熵权的典型滑坡危险度评价[J].自然灾害学报,2009,**18**(4):31-36. DOI:10.13577/j.jnd.2009.0406.
YANG Z J, QIAO J P. Entropy weight-based hazard degree assessment of typical landslide[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2009, **18**(4): 31-36. DOI:10.13577/j.jnd.2009.0406(Ch).

[18] 郭子正,殷坤龙,刘庆丽,等.基于位移比模型的三峡库区云阳县域内蠕变型滑坡降雨预警[J].地球科学,2020,**45**(2):672-684. DOI:10.3799/dqkx.2019.005.
GUO Z Z, YIN K L, LIU Q L, *et al*. Rainfall warning of creeping landslide in Yunyang County of Three Gorges Reservoir Region based on displacement ratio model[J]. *Earth Science*, 2020, **45**(2): 672-684. DOI:10.3799/dqkx.2019.005(Ch).

[19] 牟家琦,庄建琦,王世宝,等.基于深度神经网络模型的雅安市滑坡易发性评价[J].中国地质灾害与防治学报,2023,**34**(3):157-168. DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202204002.
MU J Q, ZHUANG J Q, WANG S B, *et al*. Evaluation of landslide susceptibility in Ya'an City based on depth neural network model[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2023, **34**(3): 157-168. DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202204002(Ch).

[20] 马祥龙,文海家,张廷斌,等.自动可解释机器学习滑坡易发性评价模型[J].北京师范大学学报(自然科学版),2024,**60**(6):806-818. DOI:10.12202/j.0476-0301.2024019.
MA X L, WEN H J, ZHANG T B, *et al*. An automated and explainable machine learning model for landslide susceptibility mapping[J]. *Journal of Beijing Normal University* (*Natural Science*), 2024, **60**(6): 806-818. DOI:10.12202/j.0476-

0301.2024019(Ch).

[21] 张越, 宋炜炜. 基于BP神经网络和决策树的昆明市东川区滑坡空间易发性评价[J]. 国土与自然资源研究, 2023(2): 67-70. DOI:10.16202/j.cnki.tnrs.2023.02.015.
ZHANG Y, SONG W W. Spatial susceptibility evaluation of landslide in Dongchuan district of Kunming based on BP neural network and decision tree[J]. *Territory & Natural Resources Study*, 2023(2): 67-70. DOI:10.16202/j.cnki.tnrs.2023.02.015(Ch).

[22] 王尚晓, 张晓东, 张明, 等. 基于RF和EBKRP算法的新安江流域有效土壤厚度反演[J]. 水土保持通报, 2025, **45**(1): 168-177. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2025.01.018.
WANG S X, ZHANG X D, ZHANG M, *et al*. Effective soil thickness inversion in Xinanjiang River basin based on random forest and empirical Bayesian Kriging regression prediction algorithms[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2025, **45**(1): 168-177. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2025.01.018(Ch).

[23] 张旭, 杨洁, 邵智娟, 等. 中国自然灾害次生突发环境污染事件时空分布及风险特征[J]. 灾害学, 2025, **40**(4): 105-113. DOI:10.3969/j.issn.1000-811X.2025.04.016.
ZHANG X, YANG J, SHAO Z J, *et al*. The spatiotemporal distribution and risk characteristics of secondary pollution incidents triggered by natural disasters in China[J]. *Journal of Catastrophology*, 2025, **40**(4): 105-113. DOI:10.3969/j.issn.1000-811X.2025.04.016(Ch).

[24] 黄迪川, 蒙发强, 胡巍, 等. 广西凌云县地质灾害易发性评价: 基于信息量模型法[J]. 矿产与地质, 2025, **39**(5): 1074-1084. DOI:10.19856/j.cnki.issn.1001-5663.2025.05.020.
HUANG D C, MENG F Q, HU W, *et al*. Susceptibility assessment of geological disasters in Lingyun County of Guangxi based on the information quantity model method[J]. *Mineral Resources and Geology*, 2025, **39**(5): 1074-1084. DOI:10.19856/j.cnki.issn.1001-5663.2025.05.020(Ch).

[25] TEHRANY M S, JONES S, SHABANI F. Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques[J]. *CATENA*, 2019, **175**: 174-192. DOI:10.1016/j.catena.2018.12.011.

[26] 张驰, 郭媛, 黎明. 人工神经网络模型发展及应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, **57**(11): 57-69. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2102-0256.
ZHANG C, GUO Y, LI M. Review of development and application of artificial neural network models[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, **57**(11): 57-69. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2102-0256(Ch).

[27] 陈振宇, 刘金波, 李晨, 等. 基于LSTM与XGBoost组合模型的超短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2020, **44**(2): 614-620. DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2019.1566.
CHEN Z Y, LIU J B, LI C, *et al*. Ultra short-term power load forecasting based on combined LSTM-XGBoost model[J]. *Power System Technology*, 2020, **44**(2): 614-620. DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2019.1566(Ch).

[28] 王恒, 姜亚楠, 张欣, 等. 基于梯度提升算法的岩性识别方法[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2021, **51**(3): 940-950. DOI:10.13278/j.cnki.jjuese.20200081.
WANG H, JIANG Y N, ZHANG X, *et al*. Lithology identification method based on gradient boosting algorithm[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2021, **51**(3): 940-950. DOI:10.13278/j.cnki.jjuese.20200081(Ch).

[29] 张俊, 殷坤龙, 王佳佳, 等. 三峡库区万州区滑坡灾害易发性评价研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, **35**(2): 284-296. DOI:10.13722/j.cnki.jrme.2015.0318.
ZHANG J, YIN K L, WANG J J, *et al*. Evaluation of landslide susceptibility for Wanzhou district of Three Gorges Reservoir[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2016, **35**(2): 284-296. DOI:10.13722/j.cnki.jrme.2015.0318(Ch).

[30] 崔佳旭, 杨博. 贝叶斯优化方法和应用综述[J]. 软件学报, 2018, **29**(10): 3068-3090. DOI:10.13328/j.cnki.jos.005607.
CUI J X, YANG B. Survey on Bayesian optimization methodology and applications[J]. *Journal of Software*, 2018, **29**(10): 3068-3090. DOI:10.13328/j.cnki.jos.005607(Ch).

[31] 王小君, 窦嘉铭, 刘嬖, 等. 可解释人工智能在电力系统中的应用综述与展望[J]. 电力系统自动化, 2024, **48**(4): 169-191. DOI:10.7500/AEPS20230509007.
WANG X J, DOU J M, LIU Z, *et al*. Review and prospect of explainable artificial intelligence and its application in power systems[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, **48**(4): 169-191. DOI:10.7500/AEPS20230509007(Ch).

[32] 刘伟淇, 张家铭. 竹溪县滑坡灾害易发性分区评价[J]. 自然灾害学报, 2024, **33**(1): 175-185. DOI:10.13577/j.jnd.2024.0116.
LIU W Q, ZHANG J M. Zoning evaluation of landslide hazard susceptibility in Zhuxi County[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2024, **33**(1): 175-185. DOI:10.13577/j.jnd.2024.0116(Ch).

[33] 赵鹏, 邱平, 何展昌, 等. 基于分布式水文模型的地形特征对边坡稳定性影响的数值模拟研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2024, **55**(S2): 632-641. DOI:10.13928/j.cnki.wrahe.2024.S2.096.
ZHAO P, QIU P, HE Z C, *et al*. Numerical study of the geomorphic impacts on slope stability using a distributed hydrological model[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, **55**(S2): 632-641. DOI:10.13928/j.cnki.wrahe.2024.S2.096(Ch).

[34] KHAN S, SIDDIQUE T, HARIS P M, *et al*. Comparative

landslide susceptibility mapping along national highway 109 using analytical hierarchy process and frequency ratio method [J]. *Discover Geoscience*, 2026, **4**(1): 89. DOI:10.1007/s44288-026-00456-y.

[35] ZOU Y, QI S W, GUO S F, *et al*. Factors controlling the spatial distribution of coseismic landslides triggered by the Mw 6.1 Ludian earthquake in China[J]. *Engineering Geology*, 2022, **296**: 106477. DOI:10.1016/j.enggeo.2021.106477.

[36] REICHENBACH P, ROSSI M, MALAMUD B D, *et al*. A review of statistically-based landslide susceptibility models [J]. *Earth—Science Reviews*, 2018, **180**: 60-91. DOI:10.1016/j.earscirev.2018.03.001.

[37] SHAHRIARI B, SWERSKY K, WANG Z Y, *et al*. Taking the human out of the loop: A review of Bayesian optimization [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2016, **104**(1): 148-175. DOI: 10.1109/JPROC.2015.2494218.

[38] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates, 2017: 4768-4777. DOI:10.5555/3295222.3295230.

[39] INTRIERI E, CARLÀ T, GIGLI G. Forecasting the time of failure of landslides at slope-scale: A literature review[J]. *Earth-Science Reviews*, 2019, **193**: 333-349. DOI:10.1016/j.earscirev.2019.03.019.

[40] KIRSCHBAUM D, STANLEY T, ZHOU Y P. Spatial and temporal analysis of a global landslide catalog[J]. *Geomorphology*, 2015, **249**: 4-15. DOI:10.1016/j.geomorph.2015.03.016.

[41] CROSETTO M, MONSERRAT O, CUEVAS-GONZÁLEZ M, *et al*. Persistent scatterer interferometry: A review[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, **115**: 78-89. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2015.10.011.

[42] GHORBANZADEH O, BLASCHKE T, GHOLAMNIA K, *et al*. Evaluation of different machine learning methods and deep-learning convolutional neural networks for landslide detection[J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(2): 196. DOI:10.3390/rs11020196.

[43] MERGHADI A, YUNUS A P, DOU J, *et al*. Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance[J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, **207**: 103225. DOI: 10.1016/j.earscirev.2020.103225.

□