

耦合机器学习与时序 InSAR 的滑坡动态易发性评价： 以三峡库区秭归巴东段为例

张甜¹, 王为淳¹, 周超¹, 曹颖², 金必晶²

1. 中国地质大学(武汉) 地理与信息工程学院, 武汉 430078;

2. 中国地质大学(武汉) 工程学院, 武汉 430074

摘要: 随着水利基础设施的投入运行, 不少位于库区的斜坡在受到库水位的波动影响下往往会发生变形破坏, 这严重影响到了水利设施的安全运行, 并将可能带来更为严重的次生灾害。因此, 开展精准的滑坡易发性评价对库区滑坡灾害的风险防控至关重要。为此, 本研究以三峡库区秭归—巴东库岸段为研究区开展了精细化的动态滑坡易发性评价研究。首先, 基于长期的滑坡野外调查以及历史资料分析构建起详细的滑坡数据库; 其次, 选取高程、坡度、地层岩性等 16 个影响因子构建滑坡的易发性评价指标体系并结合集成机器学习开展初步滑坡静态易发性评价。在此基础上, 采用小基线集 (SBAS) InSAR 技术获取研究区的长时序的地表形变信息, 并建立易发性等级评价结果和 SBAS 形变速率结果的优化矩阵, 以此获取静态预测与动态形变信息相耦合的易发性评价结果。研究表明: (1) 极高和高易发区主要集中在长江及其支流沿岸, 高程、植被覆盖度、河流距离和降雨量是滑坡空间发育的主控因素; (2) 相较于基础模型而言, 集成学习模型可以有效的综合基础模型的优势, 得到最优的建模精度 (AUC=0.954); (3) 耦合时序 InSAR 的动态滑坡易发性结果可以有效修正静态易发性评价结果中存在的假阴性和假阳性误差。本研究有助于提高滑坡易发性建模的精确度与时效性, 为水库滑坡灾害风险的动态管理提供新的参考。

关键词: 滑坡, 动态易发性, 机器学习, 集成学习, 时序 InSAR, 三峡库区

中图分类号: P642.22/P2

引用格式: 张甜, 王为淳, 周超, 曹颖, 金必晶. 2026. 耦合机器学习与时序 InSAR 的滑坡动态易发性评价: 以三峡库区秭归巴东段为例. 遥感学报, 30(4): 894–915

Zhang T, Wang W C, Zhou C, Cao Y and Jin B J. 2026. Coupling machine learning with time-series InSAR for dynamic landslide susceptibility assessment: A case study of the Zigui-Badong Section in the Three Gorges Reservoir Area. National Remote Sensing Bulletin, 30(4): 894–915 [DOI: 10.11834/jrs.20265506]

1 引言

水库滑坡作为一种因人类工程活动建设所引发的地质灾害, 对人民生命、关键基础设施以及水电站的安全运行构成严重威胁 (郭广彬等, 2025)。例如, 著名的瓦伊昂滑坡与千将坪滑坡等, 都曾造成巨大的损失 (肖诗荣等, 2010)。与自然边坡所发育的滑坡不同, 库岸边坡往往承受着水位的周期性波动, 这会持续改变岩土体的孔隙水压力和抗剪强度, 从而造成古滑坡的复活和新滑坡的产生 (蒋家发, 2025)。这种动态的触发

机制导致了一个复杂且时变的灾害环境, 使得通常为静态水文地质条件开发的传统滑坡易发性模型难以适用于动态的水库运营场景。因此, 发展一种高精度的动态易发性评价框架, 对于风险的主动管理和保障水利工程的韧性至关重要。

滑坡易发性建模是当前灾害风险评估与防治工作的关键环节 (杨锦涛, 2019)。随着遥感、地理信息系统、大数据等技术的发展, 统计模型和机器学习模型等定量方法的使用逐渐增多 (Han 等, 2023)。信息量模型 (吴宏阳等, 2024) 和频率比模型 (吴宏阳等, 2023) 是常见的统计模型,

收稿日期: 2025-12-08; 预印本: 2026-03-30

基金项目: 国家自然科学基金项目 (编号: No.42371094)

第一作者简介: 张甜, 研究方向为地质灾害风险评价。E-mail: zhang_tian@cug.edu.cn

通信作者简介: 周超, 研究方向为地质灾害风险遥感监测与智能预警。E-mail: zhouchao@cug.edu.cn

能定量分析不同因素对滑坡空间发育的影响,在过去几年中获得了较大的关注(朱颖等,2025),但这些方法的非线性预测能力不高。而支持向量机(Cao等,2023)、决策树(Pham等,2022)和神经网络(周超等,2020)等机器学习模型具备处理复杂非线性关系的能力,近年来被广泛应用于滑坡预测研究。如周超(2020)等利用径向基神经网络和逻辑回归模型对三峡库区龙驹坝进行易发性制图,结果表明机器学习模型在复杂地质环境中表现更优。然而,单个机器学习模型无法满足易发性评估中对高精度的需求(曾韬睿等,2023)。集成学习可以结合单个模型的优点,并针对具体问题设置组合方案,得到具有更强泛化能力和高鲁棒性的学习模型(周超等,2023),目前集成学习已在地质灾害领域得到广泛应用,例如,郑元勋(2025)等通过构建分类回归树以及3种集成学习算法的滑坡易发性评价模型,发现集成学习预测精度更高。Stacking是一种典型的异质集成学习算法,通过元学习器对异质基学习器的输出再学习,能有效增强模型的预测精度。然而,相同的模型在不同的地区可能会表现出不同的性能(Zhou等,2025),哪种模型在水库滑坡易发性评价中性能更好仍没有统一的结论(王悦等,2024)。

合成孔径雷达干涉测量技术InSAR(Interferometric Synthetic Aperture Radar)凭借其毫米级精度和大范围监测的能力,能够快速、准确获取区域的形变速率,为滑坡的易发性评价提供了新的数据维度(Akgun等,2012)。近年来,随着Sentinel-1A数据等雷达数据的开放,InSAR技术在滑坡易发性评价中的应用得到进一步推广,部分学者尝试将InSAR形变数据与易发性模型结合,以提高滑坡易发性预测的准确性和实时性(高秉海等,2023)。例如,肖海平等(2024)指出,InSAR形变数据可作为滑坡活动性的直接指标,能够有效弥补传统易发性评价中静态因子的不足;曾韬睿等(2023)结合易发性分区与变形速率开展滑坡易发性研究,提高了区域滑坡的空间辨识度和预警精度;朱颖(2025)等采用云阳县垂直向和斜坡向形变速率作为形变因子引入滑坡易发性的建模,证明了InSAR形变信息可有效提高滑坡易发性评价精度。目前,国内外的许多

学者尝试将InSAR形变引入山体滑坡易发性建模中(Ma等,2025),并发现其在动态易发性评价中具有很好的应用潜力,可有效提升传统的滑坡易发性评价的精度。但其在水库滑坡中的应用较少,且对水库滑坡易发性进行预测时多使用静态评价因子(张锦瑞等,2024),针对融合机器学习与InSAR技术来用于水库滑坡动态易发性评价的研究仍较为有限。

本文从两个阶段开展研究:(1)构建集成学习框架,提高滑坡易发性评价的精度;(2)耦合机器学习和InSAR时序形变,提升易发性制图结果的时效性并减小假阴性和假阳性误差。为此,本研究以三峡库区巴东一秭归段为研究区,选取高程、地层岩性、降雨量等构建水库滑坡的评价指标体系,并利用集成学习优化基础模型的性能,开展初步静态的滑坡易发性评价。随后,基于2017年3月—2022年6月共145景的Sentinel-1A雷达影像数据,应用小基线集干涉合成孔径雷达SBAS-InSAR(Small Baseline Subset Interferometric Synthetic Aperture Radar)技术获取研究区长时段的地表形变速率信息。最后,基于耦合优化矩阵建立动态易发性评价结果。本研究旨在通过耦合机器学习与时序InSAR技术,建立更精准、更有时效性的水库滑坡易发性评价框架,为滑坡防治提供更可靠的技术支持。

2 研究区与数据源

2.1 研究区概况

研究区位于湖北省西南部,三峡水库库首段,横跨秭归和巴东两县,纬度范围为 $30^{\circ}51'N$ — $31^{\circ}40'N$,经度范围为 $110^{\circ}17'E$ — $110^{\circ}52'E$,总面积约为 720 km^2 。长江自西向东流经此地,河谷切割强烈,海拔范围为 122.2 — 2020 m (图1)。研究区地形地貌类型以山地、丘陵和河谷为主,地势自西向东逐级下降,沿长江两岸向南北两侧阶梯状抬升。该地区自东向西地层年代逐渐变新,地质构造复杂,受秭归向斜及周边断裂控制显著,地层除第四系松散堆积物呈大小不等的片状分布外,出露基岩主要为侏罗系和三叠系。研究区降雨充沛,年均降雨量为 1200 mm ,主要集中在每年的5—9月。

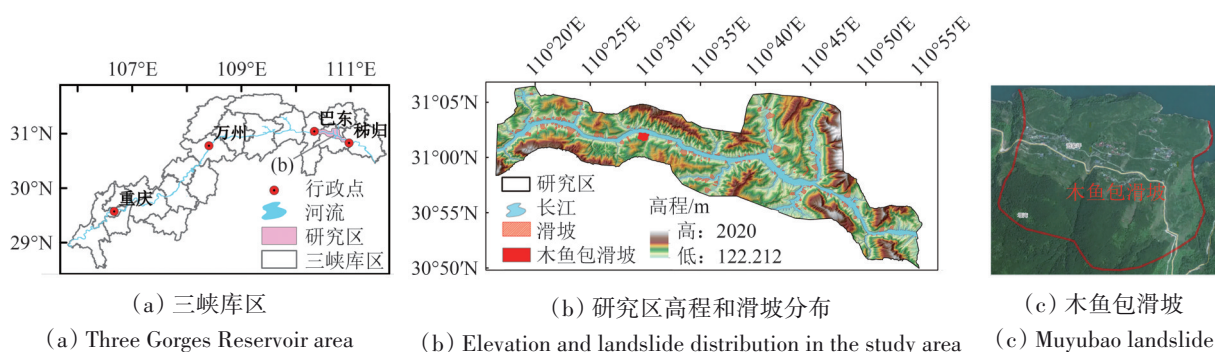


图1 研究区范围

Fig. 1 Study area

2.2 滑坡清单及影响因素

研究区内广泛分布着软硬相间的层状岩体，如砂岩、泥岩、石灰岩和页岩等，在水的浸润下，软弱夹层（泥岩与页岩）中的黏土矿物极易水化膨胀、风化分解。同时，受三峡工程的蓄水运行、季节性强降雨及人类工程活动等因素共同作用，该地区滑坡灾害频发。以历史滑坡灾害隐患点资料为基础，结合高分辨率遥感图像、野外调查，最终确定滑坡178处，覆盖总面积为29.13 km²，占研究区总面积的4.04%，其中小型滑坡占大多数，单体滑坡面积最小的约0.129 km²。

影响因素的选取对滑坡易发性评价至关重要，其能显著提高评价结果的准确性和可靠性（王中羽等，2025）。基于对以往的滑坡的研究结果和地质灾害的调研数据，选取高程、坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率、曲率、降雨量、植被覆盖度、地层岩性、地表粗糙度、地形起伏度、地表湿度

指数、水系距离、道路距离、构造距离、土地类型共16项影响因子建立滑坡易发性评价体系，数据来源如表1所示。频率比FR（Frequency Ratio）可以定量表示滑坡发生与各因素属性区间的相关性（曾韬睿等，2023；金必晶等，2024a），对研究区的各因素属性区间的面积占比（LAP1）、区间内滑坡的面积占比（LAP2）进行统计，并计算频率比，FR的计算公式如下：

$$FR = \frac{LAP2}{LAP1} \quad (1)$$

式中，LAP1是各因素属性区间的面积占比，为属性区间面积与研究区域总面积的比值；LAP2是区间内滑坡的面积占比，为属性区间内的滑坡面积与研究区域内的滑坡总面积的比值。依据滑坡连续型指标离散化方法（周超，2018），将符合条件的影响因素划分为若干类的属性区间，相似的数据值被划分为一个类，以确保每个类之间的差异最大化。

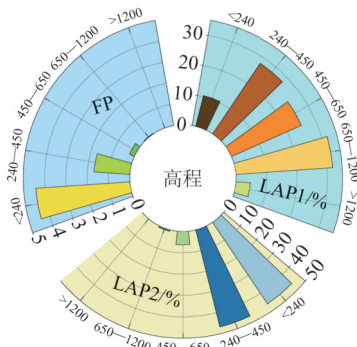
表1 滑坡因子数据来源

Table 1 Source of landslide factor data

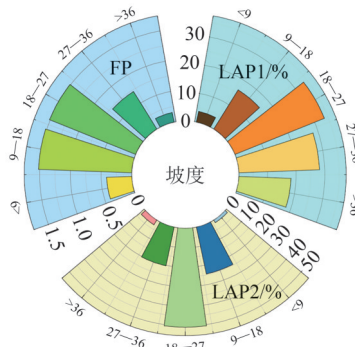
数据名称	类型	数据来源	分辨率/m	网址/备注
数字高程模型	栅格	EARTHDATA	30×30	ftp://e0mss21u.ecs.nasa.gov/srtm/
水系、道路数据	矢量	国家基础地理信息中心	—	https://www.ngcc.cn/
降雨量	栅格	中国气象数据网	1000×1000	http://data.cma.cn
土地利用数据	栅格	国家基础地理信息中心	30×30	https://www.ngcc.cn/
地层岩性、断裂带	矢量	全国地质资料馆	—	http://www.ngac.org.cn/Map/List
植被指数	栅格	知斗数据库	250×250	https://eco.gwxll.com/

图2为各影响因素在滑坡易发性建模中的分类及各属性区间占比、滑坡占比、频率比情况。为了直观呈现单因子的空间分布特征，在ArcGIS10.4中将各滑坡影响因子绘制成专题图（图3）。在这些因子中，坡向、坡度、平面曲率、剖面曲率、曲率、地表粗糙度、地形起伏度、地形湿度指数

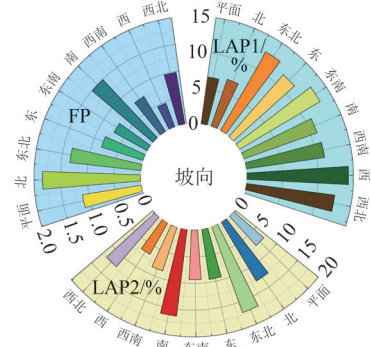
是基于数字高程模型生成的。研究区受水文地质环境影响明显，主要水系为长江干流及其支流，三峡库区水位周期性的动态调节破坏了库岸斜坡的水文地质条件（周超等，2020）；道路开挖破坏坡体的天然平衡，增加滑坡发生的概率。



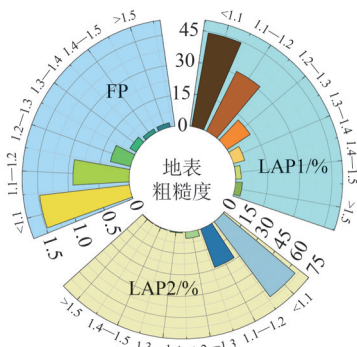
(a) 高程
(a) Elevation



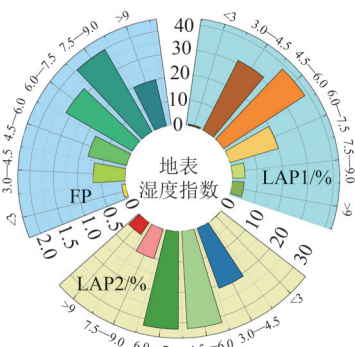
(b) 坡度
(b) Slope



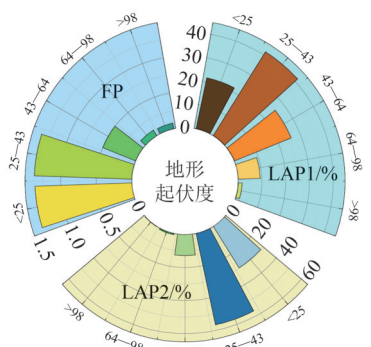
(c) 坡向
(c) Aspect



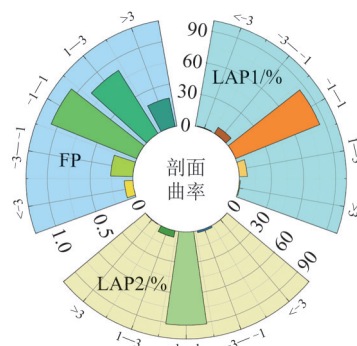
(d) 地表粗糙度
(d) Surface roughness



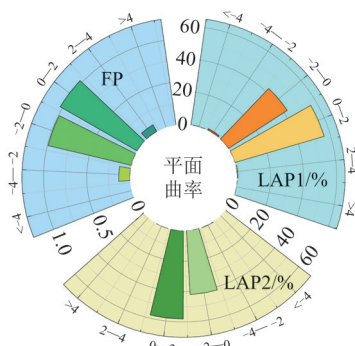
(e) 地表湿度指数
(e) TWI



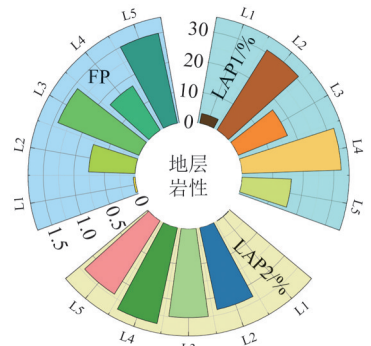
(f) 地形起伏度
(f) Relief intensity



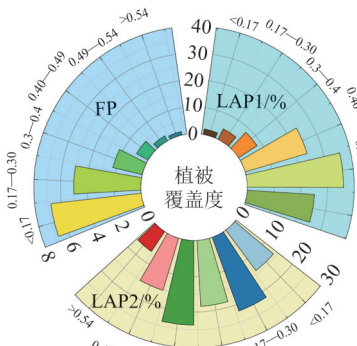
(g) 剖面曲率
(g) Profile Curvature



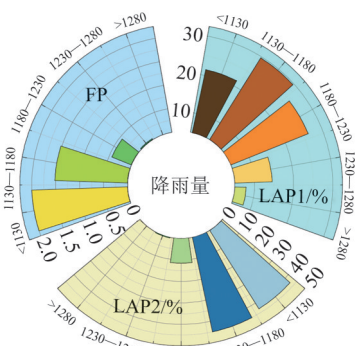
(h) 平面曲率
(h) Plane curvature



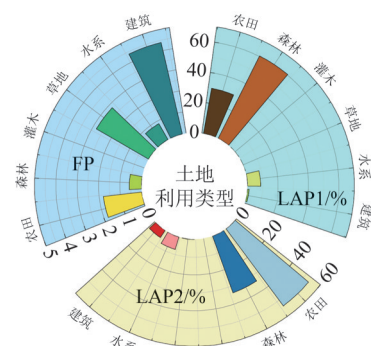
(i) 地层岩性
(i) Stratum lithology



(j) 植被覆盖度
(j) Vegetation coverage



(k) 降雨量
(k) Rain fall



(l) 土地利用
(l) Land utilization

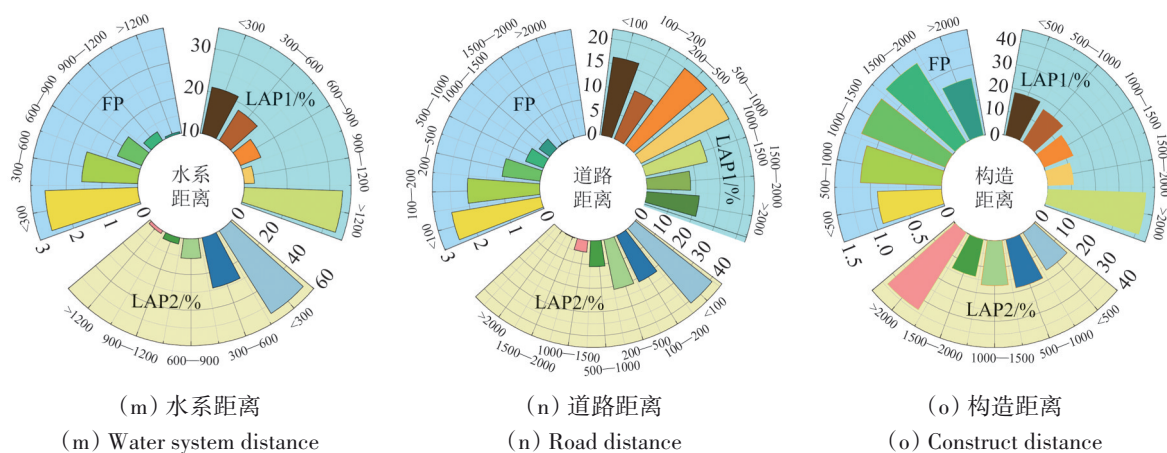
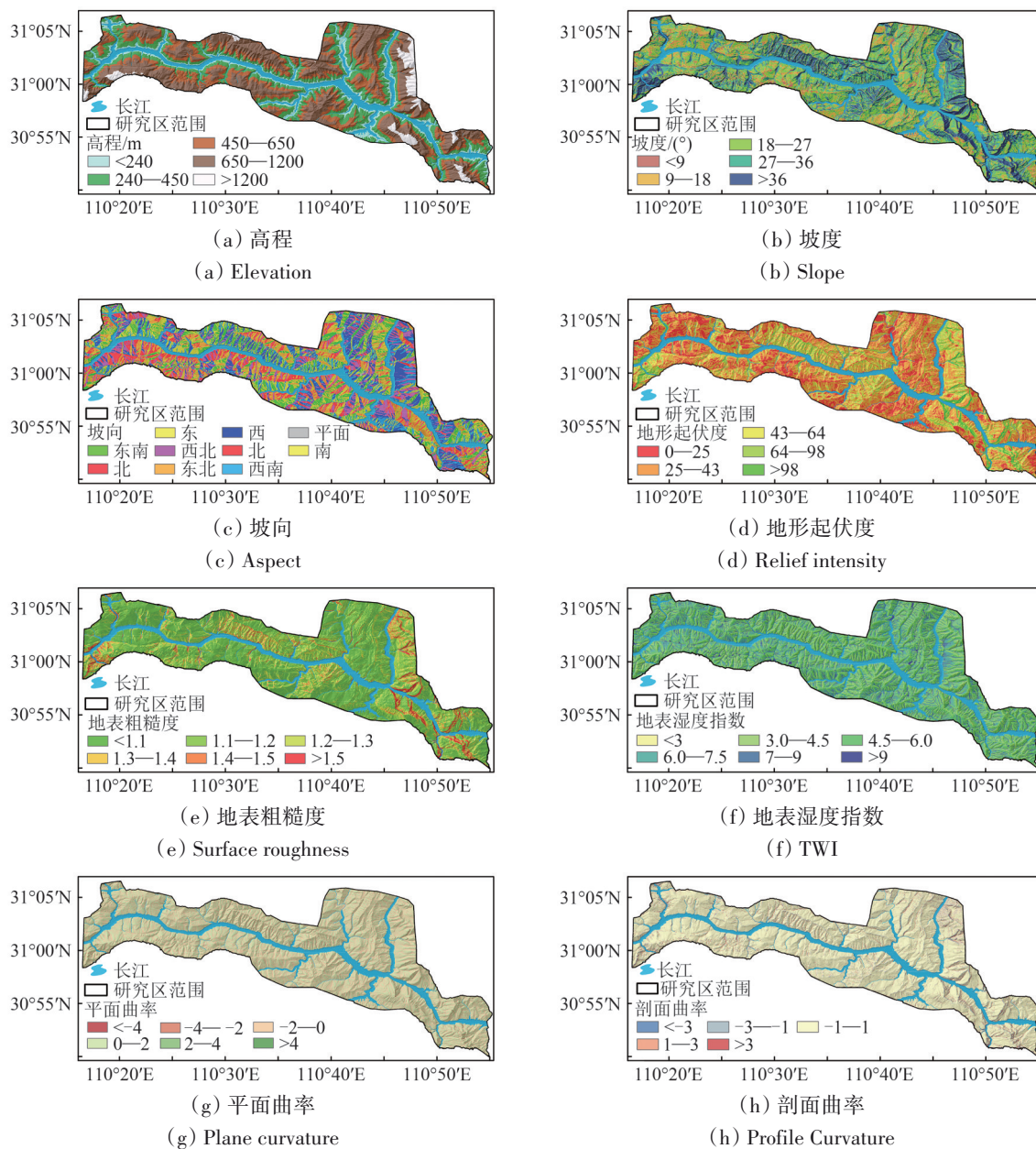


图2 各评价因子环状图(LAP1研究区占比、LAP2滑坡占比、FP频率比)

Fig. 2 Ring diagram of each evaluation factor (LAP1: study area proportion, LAP2: landslide proportion, FP frequency ratio)



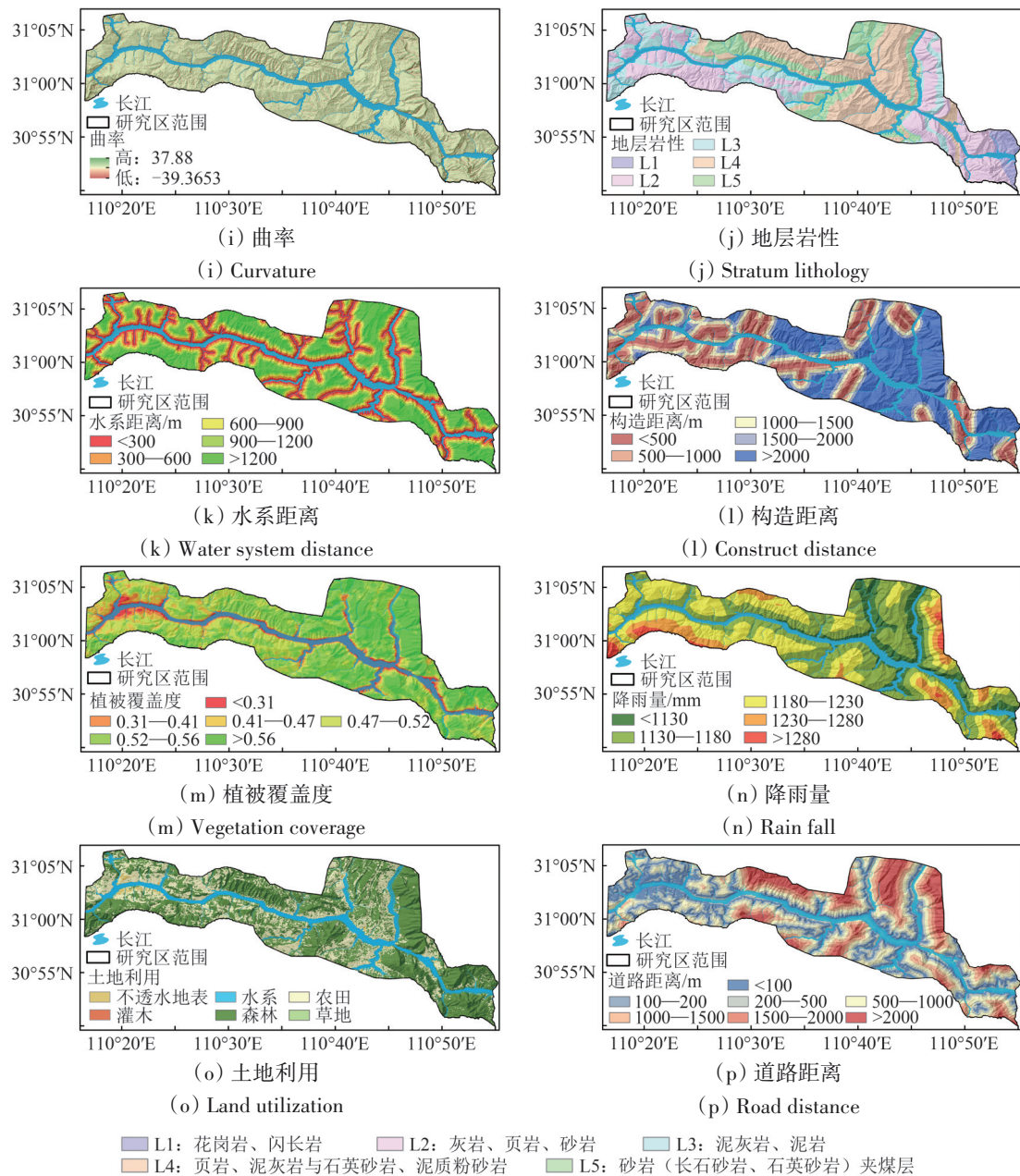


图3 滑坡易发性指标

Fig. 3 Landslide susceptibility index

2.3 SAR基础数据

考虑到水库滑坡发育过程中呈现出的动态变形，使用时序InSAR技术，基于2017年3月12日—2022年6月2日共145景的Sentinel-1A影像提取研究区地表形变速率作为滑坡动态易发性耦合的因素（周超，2018）。Sentinel-1A数据的获取地址为 <https://search.asf.alaska.edu/> [2025-12-08]，其具体参数如表2所示。

3 方法原理

在本研究中我们结合机器学习、集成学习和合成孔径雷达干涉技术来绘制滑坡动态易发性评

价模型图，主要步骤包括（图4）：

（1）基于该地区的自然地理和地质环境概况，初步选取16个滑坡评价因子，并采用多重共线性分析剔除相关性较大的因子。

表2 Sentinel-1A卫星数据参数

Table 2 Sentinel-1A satellite data parameters

参数项	参数值	参数项	参数值
轨道类型	近极地太阳同步轨道	波段	C波段
重访周期	12 d	分辨率	5×20 m
成像模式	IW	轨道高度	693 km
数据产品	SLC	入射角范围	29.1°—460°
极化方式	VV		

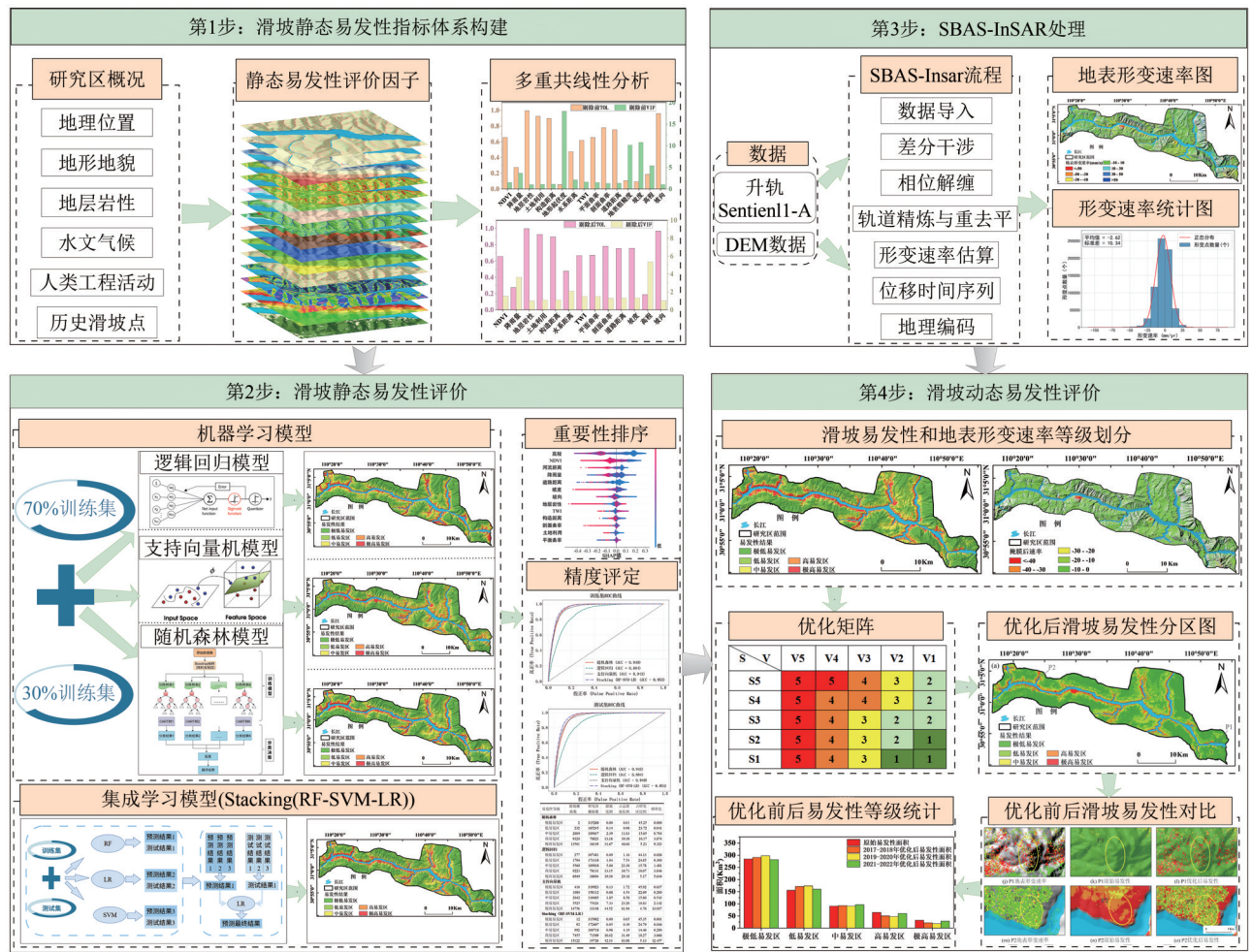


图4 滑坡动态易发性制图流程

Fig. 4 Dynamic susceptibility mapping process of landslide

(2) 采用随机森林 RF (Random Forest)、逻辑回归 LR (Logistic Regression)、支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 3 种基学习器和 Stacking (RF-SVM-LR) 集成学习进行滑坡静态易发性预测建模, 将评价结果分成极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区 5 个等级, 借助受试者可接受曲线 ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) 检验模型精度得到最佳模型。

(3) 利用 SBAS-InSAR 技术和 Sentinel-1A 影像数据, 获取雷达视向线形变速率。

(4) 根据形变速率等级和易发性等级划分, 创建模型优化矩阵对静态易发性模型进行优化。通过与 InSAR 数据和遥感影像对比分析, 验证其滑坡分类预测的可靠性。

3.1 多重共线性分析

多重共线性 (Multicollinearity) 指线性回归模型中自变量之间存在高度线性相关的现象, 会导致模型参数估计不稳定、方差增大及解释困难

(赵恒梓等, 2024)。其分析核心在于识别和量化共线性程度。VIF 和 TOL 计算公式为

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2)$$

$$TOL = \frac{1}{VIF} \quad (3)$$

式中, R_j^2 是将 X_j 对其他自变量回归的决定系数。VIF > 10 且 TOL < 0.1 时, 通常认为存在严重共线性 (冯显杰, 2024), 将该因子直接排除。

3.2 评价模型及模型构建方法

3.2.1 机器学习模型

逻辑回归模型是一种广泛应用于分类问题的统计学习方法, 尤其适用于二分类任务 (杜婷等, 2025)。其核心思想是通过逻辑函数将线性回归模型的输出映射到 0 和 1 之间, 从而实现对概率的建模。逻辑回归的数学表达式如式 (4) 和式 (5) 所示。

$$P(Y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (4)$$

$$Z = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_nx_n \quad (5)$$

式中， P 为滑坡发生的概率，范围为0到1，其中0表示滑坡灾害不会发生，1表示滑坡灾害会发生； Z 为滑坡灾害的线性函数； w_0 为逻辑回归的常数项； n 为评价因素的数量； w_1, \dots, w_n 为逻辑回归系数； x_i 为每个评价因素的确定性系数值（或信息值）。

支持向量机是一种强大的机器学习算法，可用于解决数据二分类问题（王倩等，2021）。其核心思想是在特征空间中找到一个最优的超平面，这个超平面能够最大化地分开不同类别的数据点，即最大化两类数据点之间的间隔。其在小样本下分类效果好，泛化能力强，故常被用于少样本滑坡的分类预测。

随机森林是一系列树结构分类器的组合，通过构建多个决策树并将其结果进行投票或平均，以得到最终的预测（黄龙等，2022）。其是一种基于 Bootstrap Aggregating 策略的机器学习模型，能

够有效地处理非线性问题，并且擅长处理大量样本和特征，能在包含噪声和缺失值的数据中，通过群体决策机制得出稳定且可靠的预测，故常被用于滑坡分类预测。

3.2.2 异质集成学习

堆叠法（Stacking）是一种典型的异质集成算法，其核心思想通过元学习器系统性地整合多个基学习器的预测能力，以达到提高模型预测精度和鲁棒性的能力（江宝得等，2023）。在第一层中，使用多个基学习器在训练集上进行 K 折交叉验证生成预测结果，每个基模型对样本的输出构成新的特征向量，将原始数据空间转换为元特征空间。第二层引入元学习器，以第一层输出的元特征作为输入数据进行训练，通过学习基学习器预测结果之间的复杂映射关系，实现最终决策。在本研究中，将RF、SVM、LR作为基学习器，LR作为元学习器来构建用于滑坡易发性建模的异质集成机器学习模型—Stacking（RF-SVM-LR）（图5）。

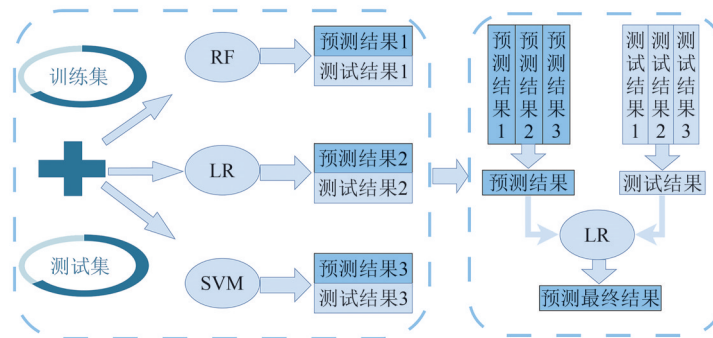


图5 Stacking集成算法原理

Fig. 5 Principle of Stacking integration algorithm

在建模过程中，随机森林、支持向量机和异质集成学习的模型参数通过试算法获取，结果如表3所示。逻辑回归模型中，滑坡的逻辑回归方程的计算公式为

$$\begin{aligned} Z = & 0.0031 + (X_1 * (-0.1588)) + (X_2 * 0.1367) + \\ & (X_3 * (-0.1047)) + (X_4 * (0.0622)) + \\ & (X_5 * (-0.0558)) + (X_6 * (-0.0483)) + \\ & (X_7 * (-0.0554)) + (X_8 * 0.0304) + \\ & (X_9 * (-0.0101)) + (X_{10} * 0.0099) + \\ & (X_{11} * 0.0048) + (X_{12} * (-0.0004)) + \\ & (X_{13} * (-0.0007)) \end{aligned} \quad (6)$$

式中， X_1 为剖面曲率； X_2 为河流距离； X_3 为构造距离； X_4 为地层岩性； X_5 为土地利用类型； X_6 为坡

度； X_7 为植被覆盖度； X_8 为剖面曲率； X_9 为高程； X_{10} 为地形湿度指数； X_{11} 为降雨量； X_{12} 为坡向； X_{13} 为道路距离。

表3 模型参数设置

Table3 Parameters of the proposed models	
模型名称	模型参数
RF	决策树个数=100,最大树深度=8 叶节点所需最小样本数=10,随机种子数=42
SVM	函数核=径向基函数,用概率估计=true 随机种子数=42
Stacking (RF-SVM-LR)	基学习器=RF、SVM、LR,元学习器=LR 类别概率值=True,分层K折交叉验证=7

3.3 模型精度评估

受试者可接受曲线，是一种用来评估二分类

模型性能的图形化工具，通过绘制真正率与假正率之间的关系来展示模型在不同阈值下的表现（薛一凡等，2025）。真正率表示实际为正例的样本中被正确预测的比例，假正率表示实际为负例的样本中被错误预测的比例。ROC曲线下的面积AUC（Area Under Curve）用于量化模型的整体性能，AUC值越接近1，模型性能越好，当AUC值无限接近于0.5时，模型表现等同于随机猜测。ROC曲线的优点是不受类别不平衡的影响，能够直观反映模型在不同阈值下的权衡（Pham等，2017）。

3.4 短基线时序 InSAR 原理

SBAS-InSAR是一种基于时间序列分析的合成孔径雷达干涉测量技术，主要用于监测地表的缓慢形变（Berardino等，2002）。其借助SAR多时相影像数据集，采用小基线组策略减少时空失相干的影响，进而取得高精度的地面变形信息。其核心思想是将所有可用的SAR影像按照空间基线较短和时间间隔合理的原则组合成多个干涉对，通过奇异值分解（Golub和Van Loan，1996）等方法求解欠定方程组，获取时间序列上的形变场，能够更好地保持空间分辨率，适用于大范围、非城市区域的形变监测（金必晶等，2024b）。

3.5 耦合SBAS-InSAR技术的滑坡动态易发性评价

为了降低易发性中的假阳性和假阴性的误差，

将提取的地表形变信息和易发性评价结果相结合制作滑坡动态易发性评价。模型预测的滑坡的易发性结果分为5个等级，分别是：极低易发性、低易发性、中易发性、高易发性、极高易发性（Wei等，2024；李蕊等，2026）。地表形变速率也分为5个等级，分别是：极低变形速度（0—10 mm/a）、低变形速度（10—20 mm/a）、中变形速度（20—30 mm/a）、高变形速度（30—40 mm/a）、极高变形速度（>40 mm/a）（Zhou等，2022）（图6）。本研究基于周超（2018）和Ciampalini等（2016）所用的矩阵方法，针对秭归—巴东库区的地质环境，构建了研究区的经验矩阵。在极高和高易发性等级条件下，动态易发性仍保持较高等级，仅在极低和低变形速度时适度下调；在中等易发性等级条件下，动态易发性等级受静态易发性等级和变形速度共同约束，变形速度越高，动态易发性等级则越高；在低和极低易发性等级条件下，动态易发性等级与原易发性等级基本保持一致，在极高和高变形速度时适度上调，以反映潜在不稳定的风险。该矩阵的划分旨在通过引入地表形变速率，优化并提升以地面变形为特征的单元易发性等级。同时，为了规避植被覆盖与大气延迟等干扰因素导致的InSAR数据缺失，对于未监测到有明显变形的区域维持其原有的易发性评价价值（曾韬睿等，2023）。

易发性等级	地表形变速度等级				
	极高变形速度	高变形速度	中变形速度	低变形速度	极低变形速度
极高易发性	极高动态易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性
高易发性	极高动态易发性	高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性
中易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	低动态易发性
低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	极低动态易发性
极低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	极低动态易发性	极低动态易发性

图6 滑坡易发性动态评价优化矩阵

Fig. 6 Dynamic evaluation optimization matrix of landslide susceptibility

4 结果

4.1 评价因子相关性及重要性评价

4.1.1 评价因子相关性检验

在进行易发性评价时，为确保所选因子满足

训练模型的要求，各评价因子之间需具备相对独立性。本研究采用多重共线性（图7（a））来分析因子间的相关性，并剔除相关性较高的因子。结果表明，地形起伏度和坡度的VIF值超过阈值10且TOL值小于0.1，说明存在多重共线性问题；地表粗糙度和曲率的VIF大于10，表明与已有的其

他变量存在线性相关, 直接被移出指标体系。地形起伏度是反映区域高差与地貌能量的重要指标, 在滑坡孕育过程中具有明确的物理意义, 然而地形起伏度与坡度等因子存在高度相关性, 其包含的信息表现为对已有因子信息的重复表达, 此时

保留地形起伏度并不会显著增强滑坡易发性评价模型的精度, 反而会存在过拟合风险。因此, 在保证模型稳定性的前提下, 本研究优先选择保留坡度这一更有效的表征滑坡发生的力学控制条件因子, 剔除地形起伏度以避免冗余信息干扰。

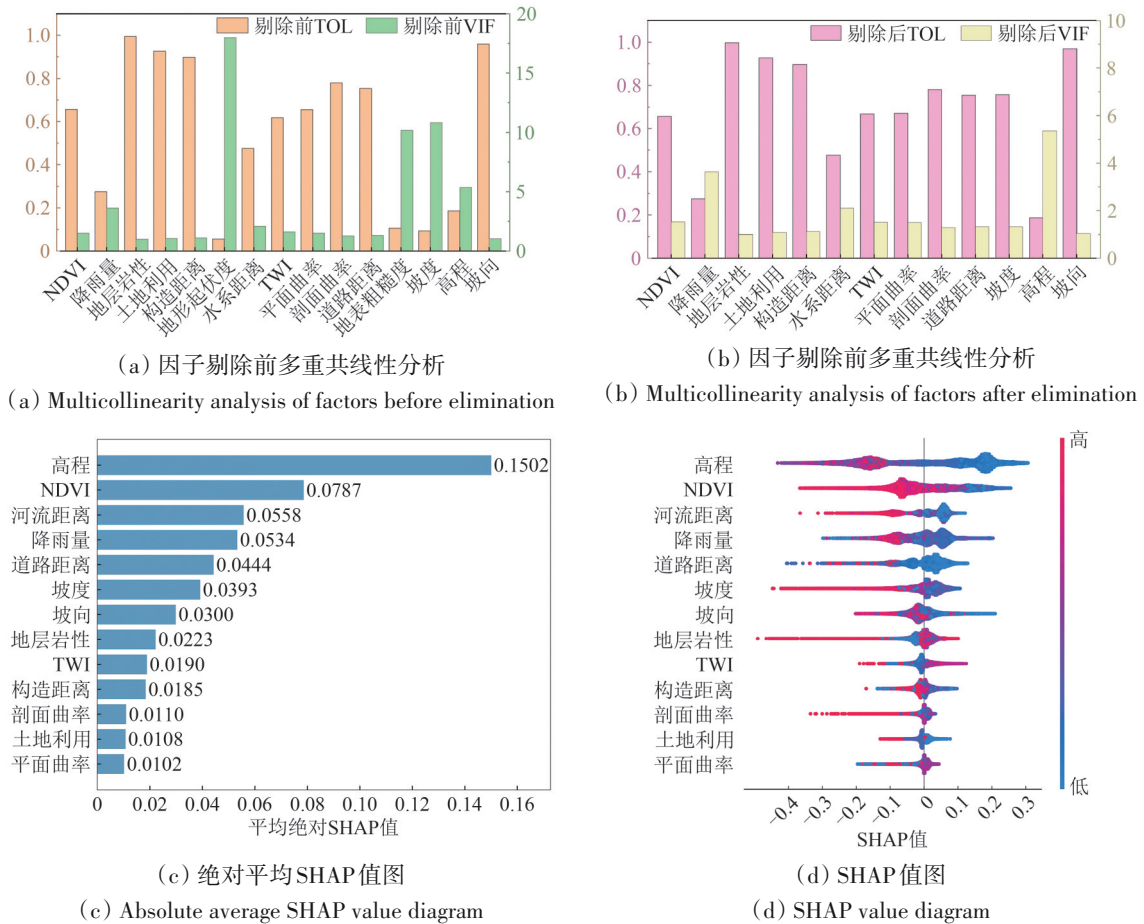


图7 多重共线性分析和重要性分析

Fig. 7 Multicollinearity analysis and variable importance analysis

综合考虑相关性检验结果以及三峡库区的地形条件, 剔除地形起伏度、地表粗糙度、曲率3个因子, 剔除之后各因子之间符合相关性阈值要求(图7(b))。最终, 采用高程、坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率、降雨量、植被覆盖度、地层岩性、地表湿度指数、水系距离、道路距离、构造距离和土地类型等13项因子指标构建滑坡易发性评价体系。

4.1.2 评价因子重要性评价

水库滑坡的形成是许多因素共同作用的结果, 但不同的因子对滑坡的贡献度不同。本文利用SHAP对随机森林模型的解释性进行可视化(图7(c))—

(d)。其中高程、植被覆盖度、河流距离、降雨量这4个因子SHAP值的绝对值均大于0.05, 远超其他因子(图7(c)), 是滑坡发生的主要控制因子。高程对滑坡的贡献度排第一, 其SHAP值在-0.5—0.3之间波动, 较低的特征值(以蓝点表示)对模型具有更明显的正向影响, 高程较低区域岩体风化比较强烈; 植被覆盖度的SHAP值在-0.4—0.3之间波动, 低植被区促进滑坡发生, 库区移民迁建导致25°以上坡地垦殖率高, 人工林根系固土能力弱于原生植被, 导致滑坡频繁发生; 河流距离的SHAP值在-0.4和0.1之间波动, 河流越近越容易发生滑坡, 主要由于库水浸泡会软化岩土体, 每日0.5—1 m的水位变幅产生动水压力, 岩土体受周期性

浸润而失稳；降雨量SHAP值在-0.3和0.25之间波动，该研究区年均降雨量1100—1400 mm，7—9月占全年60%。暴雨诱发型滑坡占比达35%（图7（d））。

4.2 模型构建与精度评价

4.2.1 模型构建方法

选取30*30 m分辨率的栅格作为评价单元，在ArcGIS中将去相关后的13个评价因子重分类，并进行多值提取至点操作，赋予研究区范围内每个栅格点对应的像元值。将评价因子作为模型的输入数据，是否会发生滑坡（滑坡：1，非滑坡：0）

作为输出项进行滑坡易发性建模（周超，2018）。将滑坡数据集随机分成两部分，70%的数据作为训练样本，30%的数据作为测试样本，验证模型的性能。最后使用随机森林、逻辑回归、支持向量机3种单一机器学习模型，以及异质集成模型Stacking（RF-SVM-LR）进行滑坡易发性评价。将预测结果导入ArcGIS中进行重分类，分别是：极低易发区（45%）、低易发区（25%）、中易发区（15%）、高易发区（10%）、极高易发区（5%）5个等级（王悦等，2024），各个模型的易发性评价结果如图8（a）—（d）所示。

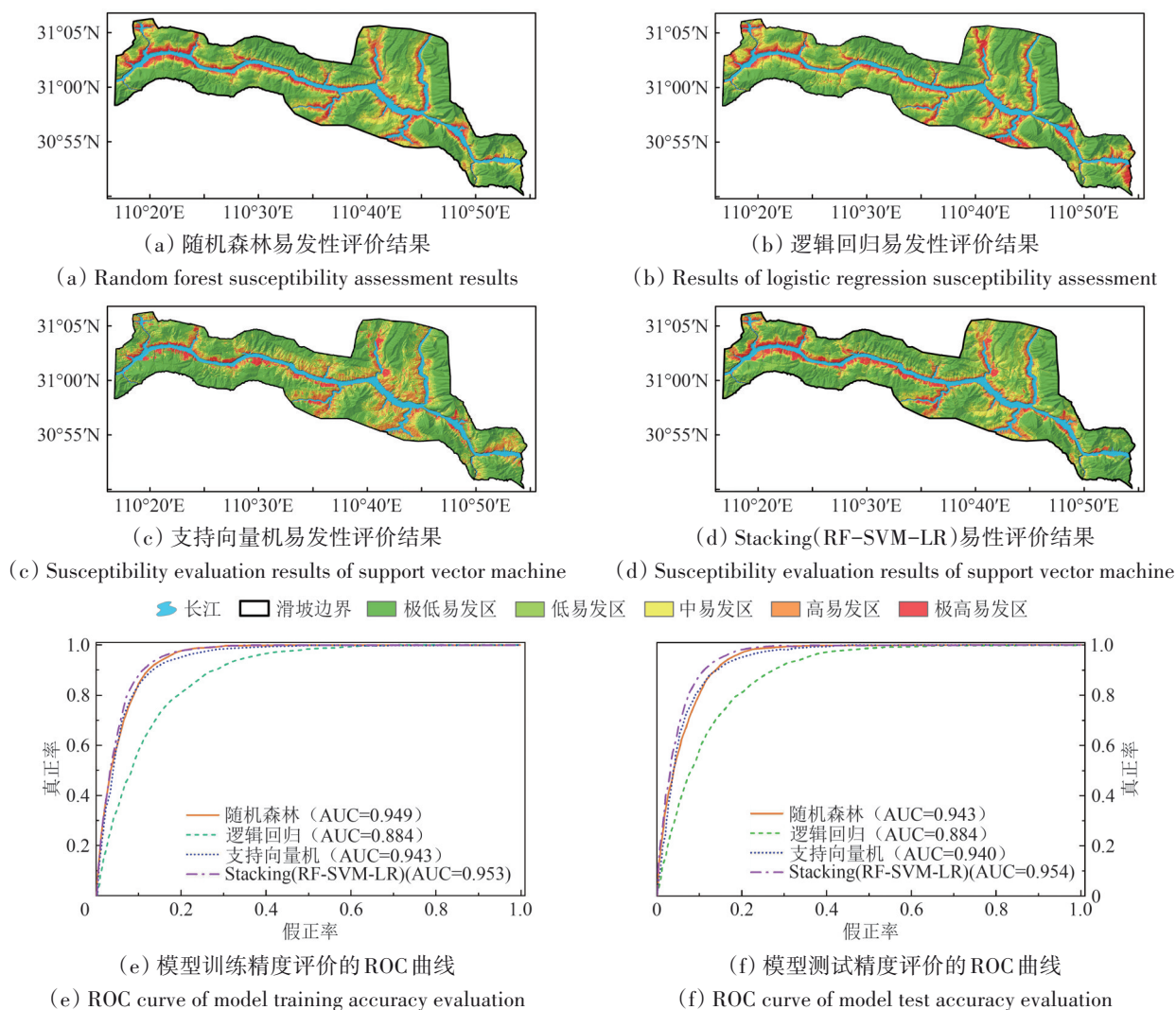


图8 模型建模结果及ROC曲线图

Fig. 8 Model modeling results and ROC curve

4.2.2 ROC曲线分析

为了检验各模型的预测性能，使用ROC曲线验证各模型训练集和测试集的精度，预测结果如

图8（e）—（f）所示。Stacking（RF-SVM-LR）模型训练结果的AUC为0.953，随机森林为0.949，支持向量机为0.943，逻辑回归模型为0.884，对比

集成模型和基础分类器可知,集成学习模型的精度有明显提升,比随机森林、支持向量机和逻辑回归模型分别提升了0.4%、1%和6.9%。在模型测试中,Stacking(RF-SVM-LR)模型的AUC值为0.954,随机森林为0.943,支持向量机为0.940、逻辑回归模型为0.884,集成学习模型对比随机森林、支持向量机和逻辑回归模型分别提升了1.1%、1.4%和6.9%。预测结果表明集成模型能提升预测精度,可以更精确的拟合滑坡发育与各评价因子之间的非线性关系。

4.2.3 栅格统计分析

对不同模型滑坡单元在各易发性等级的分布状况进行了统计(表4),结果表明,随着易发性等级的提升,滑坡所占比例也逐渐增大,说明各

模型与实际滑坡分布状况拟合较好。集成学习模型在极高易发区的频率比均高于随机森林、支持向量机和逻辑回归模型,在极低易发区的表现也较好。Stacking(RF-SVM-LR)模型在极高易发区面积只占5.13%的情况下发育了64.91%的滑坡,频率比高达12.658,优于随机森林的9.475,逻辑回归的5.644,支持向量机模型的12.294。并且Stacking(RF-SVM-LR)的极低易发区占研究区总面积的45.35%,但滑坡在该区域基本没有分布,频率比值低至0,低于随机森林、逻辑回归和支持向量机模型的0.001、0.026和0.037。通过对4个模型的栅格统计结果进行对比,得到集成学习模型在高易发区分类正确率最高,在低易发区误分类最低,其能有效提升滑坡易发性评价的精度。

表4 模型栅格统计

Table 4 Model grid statistics

易发性等级	滑坡栅格数	研究区栅格数	滑坡比例	占总滑坡比例	占研究区比例	频率比
随机森林						
极低易发区	12	315268	0.00	0.05	45.79	0.001
低易发区	160	165245	0.05	0.67	24.00	0.028
中易发区	2466	109037	2.26	10.36	15.65	0.662
高易发区	9413	70823	13.29	39.53	10.17	3.888
极高易发区	11762	36319	32.39	49.39	5.21	9.475
逻辑回归						
极低易发区	277	307481	0.09	1.16	44.13	0.026
低易发区	1796	173138	1.04	7.54	24.85	0.300
中易发区	5568	109938	5.06	23.38	15.78	1.481
高易发区	9223	70131	13.15	38.73	10.07	3.846
极高易发区	6949	36004	19.30	29.18	5.17	5.644
支持向量机						
极低易发区	410	319923	0.13	1.72	45.92	0.037
低易发区	1080	158112	0.68	4.54	22.69	0.200
中易发区	2042	110085	1.85	8.58	15.80	0.543
高易发区	5525	73424	7.33	23.20	10.83	2.142
极高易发区	14756	35148	41.98	61.96	5.04	12.294
Stacking(RF-SVM-LR)						
极低易发区	2	315982	0.00	0.01	45.35	0.000
低易发区	28	172697	0.05	0.12	24.79	0.005
中易发区	805	100718	0.98	3.38	14.46	0.234
高易发区	7521	71569	10.42	31.58	10.27	3.075
极高易发区	15457	35726	42.33	64.91	5.13	12.658

4.3 SBAS-InSAR 制图

4.3.1 研究区地表形变速率图

基于SBAS-InSAR长时序的解译结果表明,研

究区雷达视向线形变速率为-92.27—71.02 mm/a(图9(a))。其中InSAR速率大于0则说明沿视向线向靠近卫星的方向运动,小于0则说明向远离卫星的方向运动。形变速率的统计结果显示,

研究区形变结果呈正态分布, 平均形变速率为 -2.63 mm/a , 标准差为 10.36 , 大部分地区形变速

率在 -10 至 10 mm/a 之间, 占总研究区的 69.43% , 表明该研究区整体处于稳定状态。

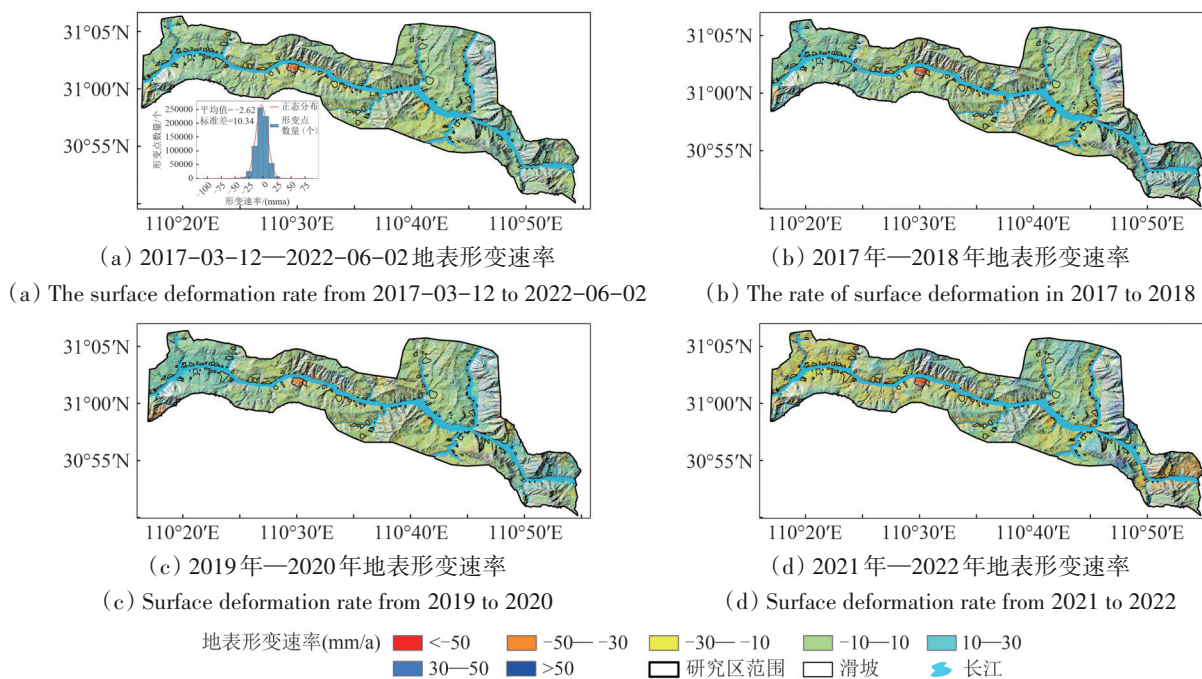


图9 各时期研究区的地表形变速率

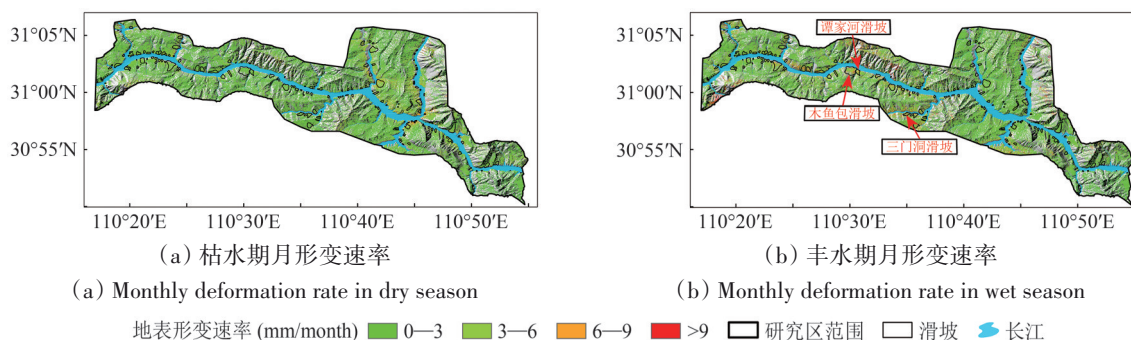
Fig. 9 Surface deformation rates in the study area for each time period

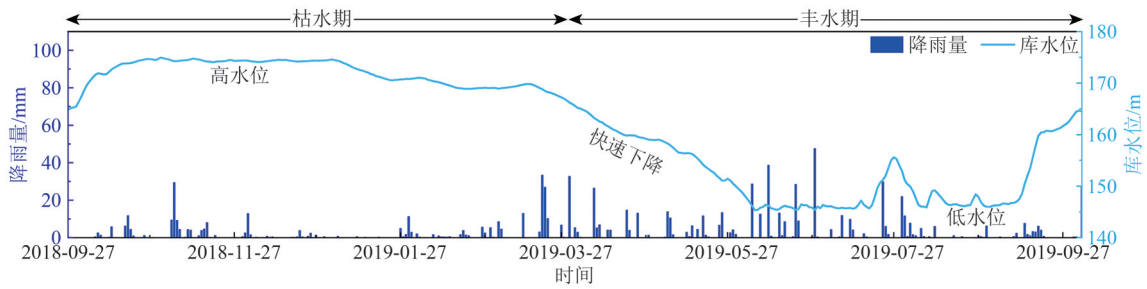
研究区的滑坡类型主要以慢速滑坡为主, 变形特征呈现周期性变化。受三峡水利工程优化调度控制, 库水位每年在 145 — 175 m 之间周期性波动 (图 10 (c))。由于季节性降雨和库水位下降的影响, 多数滑坡在每年的丰水期 (4—10月) 变形速率加快, 此时滑坡失稳风险显著升高; 由于降水的减少和水库水位的稳定, 每年的枯水期 (10月到次年的4月) 滑坡活动比较缓慢, 处于相对稳定的状态。为了研究该地区在丰水期和枯水期的变形特征, 以2018年—2019年完整水文年, 将其分为枯水期 (2018年9月27日—2019年4月7日) 和丰水期 (2019年4月7日—2019年10月4日),

两个时间段的月变形速度如图 10 (a) — (b) 所示。由 InSAR 形变速率值可得, 在枯水期大部分区域地表形变速率小于 3 mm/month , 变形速率较小, 研究区处于非常稳定的状态; 丰水期受水库水位的快速下降和强降雨的联合作用, 多处库岸边坡变形速率明显加快, 如木鱼包滑坡和谭家河等。

4.3.2 典型滑坡 InSAR 变形特性分析

为了验证 InSAR 变形速率的可靠性, 对木鱼包滑坡、谭家河滑坡和三门洞滑坡 (图 10 (b)) 在 InSAR 观测期间的变形进行分析。





(c) 三峡库区库水位和降雨量

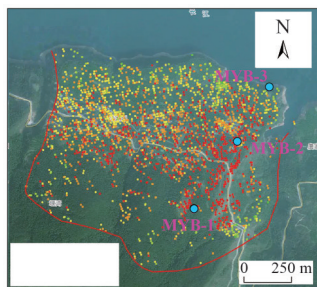
(c) Reservoir water level and rainfall in Three Gorges Reservoir Area

图 10 枯水期、丰水期月形变速率分布图及三峡库区降雨量、库水位

Fig. 10 Distribution maps of monthly deformation rates during the dry and flood seasons, along with the precipitation and reservoir water level in the Three Gorges Reservoir Area

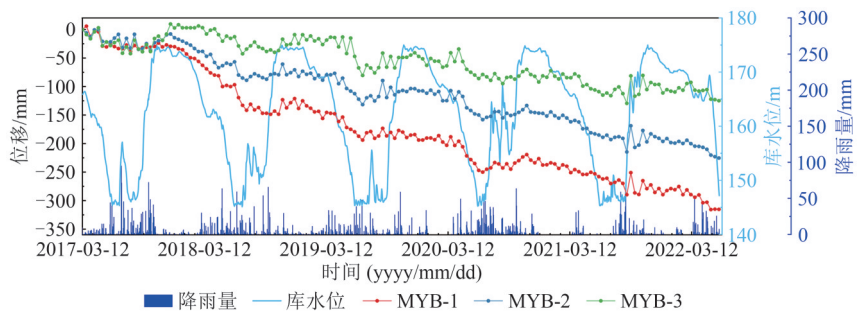
木鱼包滑坡位于湖北省秭归县至巴东县的长江沿岸地区，为典型的库岸堆积层滑坡，地形陡峭起伏，平面形态呈不规则扇形（图 1（c））。滑坡平均形变速率为 -45.408 mm/a ，最大速率达 -92.455 mm/a 。木鱼包滑坡东部的后缘、中部、后缘在变形速率存在差异，沿滑坡东部剖面选取 3 个监测点（图 11（a））。由图 11（b）可知，MYB-1

位于木鱼包滑坡东侧强变形区，变形速率较大，累计位移超过 300 mm ；MYB-2 位于滑坡东侧中部区域，累计位移超过 200 mm 。MYB-3 位于滑坡东侧前缘阻滑段上，地势较缓，累积位移仅为 100 mm 。整体而言，在 2017 年 3 月—2022 年 6 月期间，木鱼包滑坡东侧累计变形后缘到前缘变形逐渐减小，其后缘和中部均存在显著变形。



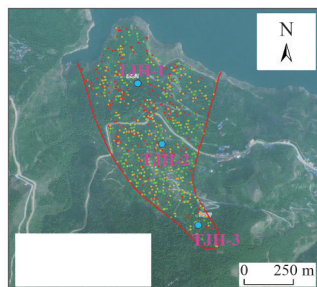
木鱼包滑坡
形变速率/(mm/a) · <math><-50</math> · -50—-40
· -40—-30 · -30—-20 · >-20

(a) 木鱼包滑坡地表形变速率
(a) The surface deformation rate of MUYUBAO landslide



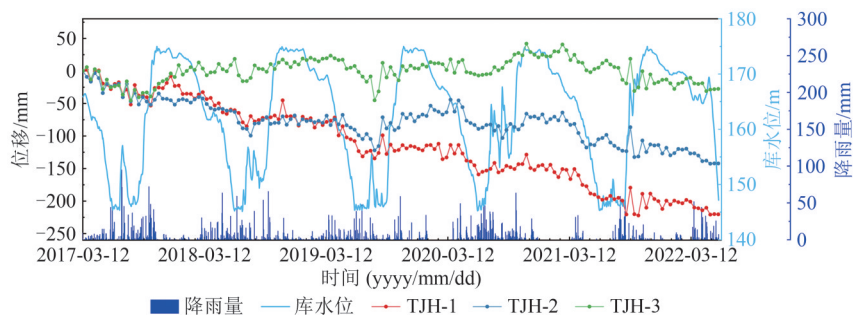
(b) 木鱼包滑坡监测点位移时序

(b) MUYUBAO landslide monitoring point displacement time series



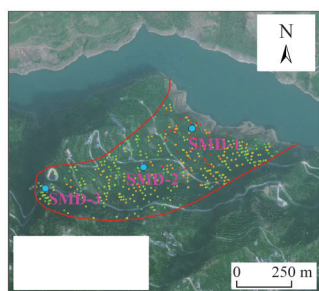
谭家河滑坡
形变速率/ (mm/a) · <math><-30</math> · -30—-20
(mm/a) · >-20

(c) 谭家河滑坡地表形变速率
(c) The surface deformation rate of TANJIAHE landslide

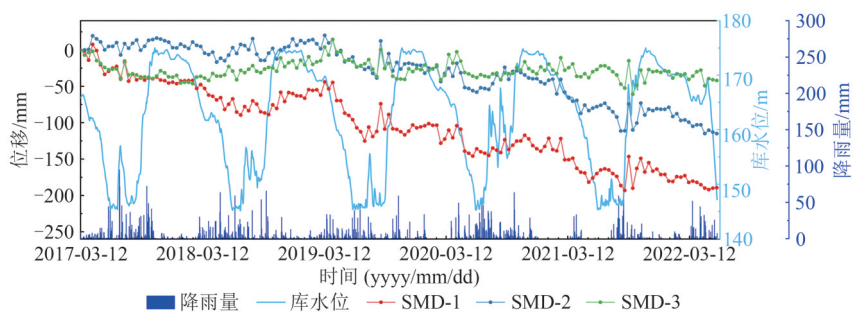


(d) 谭家河滑坡监测点位移时序

(d) TANJIAHE landslide monitoring point displacement time series time series



(e) 三门洞滑坡地表形变速率
(e) The surface deformation rate of Sanmendong landslide



(f) 三门洞滑坡监测点位移时序
(f) Sanmendong landslide monitoring point displacement time series

图 11 滑坡地表形变速率及点位移时序

Fig. 11 Landslide surface deformation rate and time series of point displacement

谭家河滑坡位于湖北省秭归县沙镇溪镇范家坪村长江沿岸的右侧,属于涉水岩质滑坡,坡体上陡下缓,平面形态呈不规则舌形(图 11(c))。平均形变速率为 -20.43 mm/a,最大速度为 -58.59 mm/a。谭家河滑坡后缘、中部和前缘的变形速率存在差异,在这 3 个区域选取 InSAR 的特征点。由图 11(d)可知,TJH-1 位于谭家河滑坡前缘强变形区,位移持续增加,累计位移超过 220 mm; TJH-2 位于滑坡中部区域,累计位移接近 150 mm; TJH-3 位于滑坡后缘,该区域基本没有形变,累计位移仅为 30 mm。整体而言,在 2017 年 3 月—2022 年 6 月期间,谭家河滑坡前缘累积形变量最大,中部地表形变开始减弱,后缘基本没有形变。

三门洞滑坡位于湖北省秭归县沙镇溪镇长江青干河支流右岸,属于古崩滑堆积体复活滑坡,坡体下缓上陡,滑坡的坡面呈现舌形(图 11(e))。平均形变率为 -17.41 mm/a,最大速度为 -46.21 mm/a。三门洞滑坡前缘、中部和后缘的变形速率存在差异,沿着中部剖面选取 3 个特征点。由图 11(f)可知,SMD-1 位于三门洞滑坡前缘的强变形区,位移时序整体呈线性,累计位移接近 200 mm; SMD-2 位于滑坡中部区域,2019 年之前变形速率较小,2019 年之后变形速率开始增加,累计位移超过 100 mm; SMD-3 位于滑坡后缘,累计位移仅为 45 mm。整体而言,在 2017 年 3 月—2022 年 6 月期间,三门洞滑坡前缘累积形变量最大,中部地表形变逐渐减小,后缘形变最小。同时,三门洞滑坡的时序形变在每年的枯水期和丰水期呈现出显著的差异,在枯水期滑坡基本没有变形,处于较平

稳状态;在丰水期库水位的骤降和强降雨量的叠加,激活了处于敏感区域的古滑坡体,滑坡的变形加快。三门洞滑坡在降雨和库水位涨落的联合作用下呈阶梯状形变,展示出古滑坡的再活化特征,进一步说明了采用形变作为动态因子的合理性。

结合位移时序、库水位和降雨量可得,部分累积位移曲线呈现出轻微阶跃式特征,主要是受周期性降雨和库水位调度的直接影响。综上所述,InSAR 监测到的形变结果与历史记录基本吻合,因此基本可以确定 InSAR 技术得到的结果具有一定的可靠性。

4.4 滑坡动态易发性制图

以两个水文年为时间间隔来分析不同时期下库岸滑坡的动态易发性结果:(1)第一阶段:2017 年 3 月 12 日—2018 年 12 月 20 日;(2)第二阶段:2019 年 1 月 1 日—2020 年 12 月 21 日;(3)第三阶段:2021 年 1 月 2 日—2022 年 6 月 2 日,3 个阶段的年形变速率空间分布如图 9(b),(c)和(d)所示,动态易发性评价结果如图 12 所示。结果显示,各阶段优化后研究区的极高和高易发区仍分布在长江及其支流两岸,但相比优化前极高和高易发区域面积减小。

对 3 个阶段优化前后的易发性等级变化进行统计(图 13),可得第一阶段到第三阶段极低和易发区面积分别增加了 22.44 km²、 31.28 km²和 2.04 km²,极高和高易发区面积分别减少了 24.56 km²、 31.12 km²和 7.58 km²。综上所述,InSAR 技术实时获取研究区形变点分布,成功检测出研究区域的

假阴性和假阳性分类误差, 并对其进行优化。更新后的动态易发性图显示了原始静态易发性预测

没有注意到的潜在滑坡区域, 修正了原始易发性预测错误判断的滑坡区域。

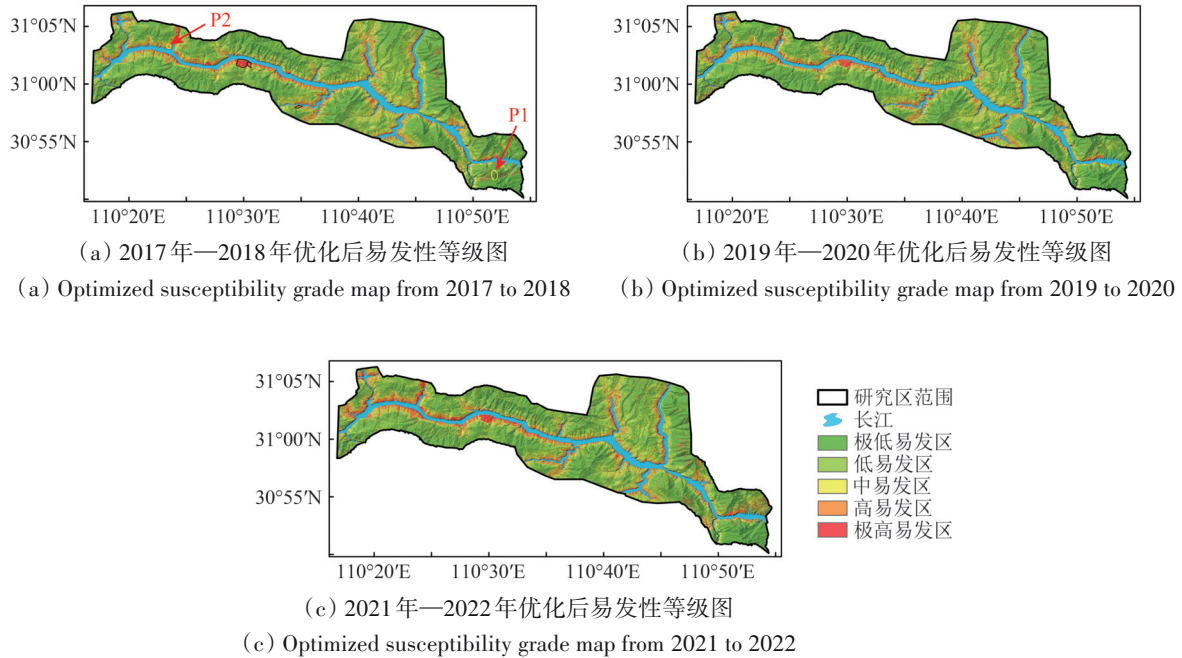


Fig. 12 Landslide susceptibility classification maps for different time periods

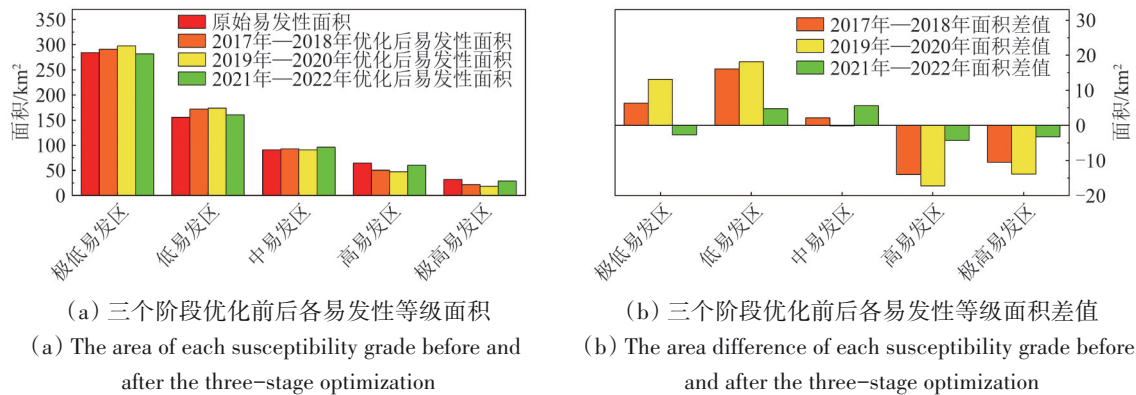


图 13 各阶段优化前后各易发性等级面积对比图

Fig. 13 Comparison of areas of each landslide susceptibility class before and after optimization at different stages

基于 Stacking (RF-SVM-LR) 原始的建模结果 (图 8 (d)) 和第一阶段优化后的建模结果 (图 12 (a)) 对研究区进行精细观测, 可得优化后的木鱼包滑坡、谭家河滑坡、三门洞滑坡的部分区域由极高易发区降为低易发区, 地表形变速率修正了部分假阳性错误 (图 14 (a) — (i))。选择两个非滑坡区, 即易发性增强的代表区域 P1 和减弱的代表区域 P2 来分析滑坡动态易发性图的适用性。根据图 14 (k) 可知, 典型区域 P1 的原始易发性等级为极低易发性区域, 然而从地表形变速率图可知 (图 14 (j)), 多数地区形变速率大于

40 mm/a, 说明原始结果低估了该地区实际的易发性等级, 出现了假阴性的错误, 优化后的易发性结果 (图 14 (l)) 显示该地区部分区域被赋予了极高和高易发等级, 和 InSAR 监测到的形变结果更一致。由图 14 (n) 可知, P2 地区优化前的易发性等级大部分为极高和高易发性区域, 表明该地区的坡体结构不稳定易发生滑坡。但图 14 (m) 显示 P2 区域地表形变速率小于 10 mm/a, 整体处于非常稳定的状态, 表明该区域在静态易发性图中被判为高风险, 出现了假阳性的错误, 在引入 InSAR 形变约束后被正确降级为低易发区域 (图 14 (o)),

与InSAR监测到的形变结果更吻合。由此可得，动态易发性评价能够更精准的预测到潜在的滑动

区域和修正未发生滑动区域，可以作为更先进的滑坡预测方式。

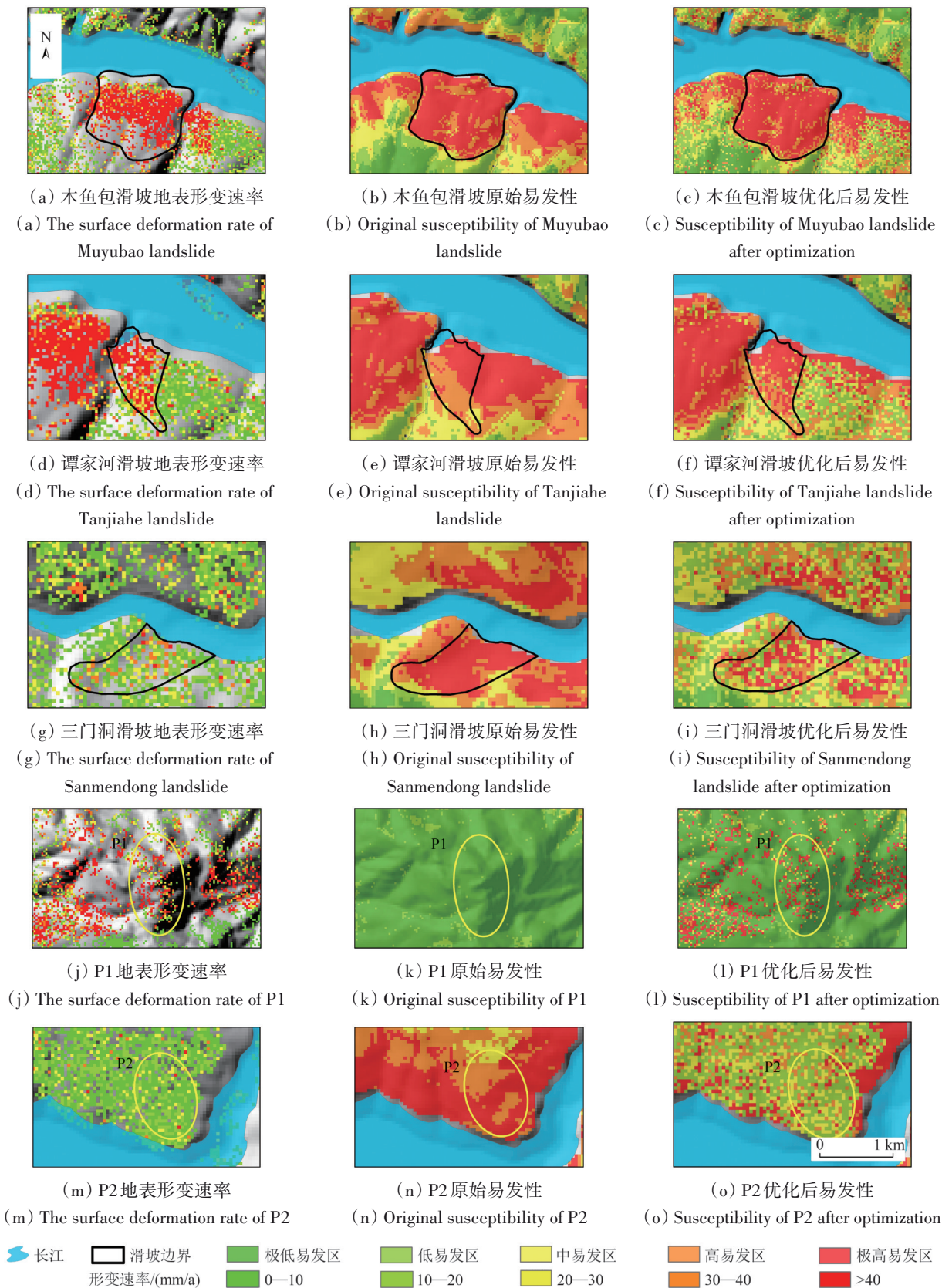


图 14 优化前后滑坡易发性对比分析

Fig. 14 Comparative analysis of landslide susceptibility before and after optimization

5 讨论

5.1 集成学习在水库滑坡易发性评价中的适用性探讨

如何选取并建立理想的水库滑坡建模仍是当前的研究重点和难点, 集成学习作为前瞻性的技术, 已在多个领域得到广泛应用 (Dou 等, 2020)。历史研究表明, 集成学习可以结合单一机器学习模型的优点, 并针对具体问题设置组合方案, 得到具有更强泛化能力和高鲁棒性的学习模型, 显著提高易发性评价结果的精度 (郑元勋 等, 2025; 赵恒梓 等, 2024)。然而, 大多数现有研究集中于同质集成器 (周武召 等, 2025), 对于异质集成策略的探索相对有限, 尤其是在水库滑坡这一特定场景下。因此, 本文提出了以随机森林、逻辑回归、支持向量机为基学习器, 逻辑回归为元学习器的异质集成策略 (Stacking (RF-SVM-LR)), 进一步拓展了集成学习在水库滑坡易发性建模方向的思路。从 ROC 结果来看, 集成后的模型训练集 AUC 值较随机森林、逻辑回归、支持向量机模型分别提升了 0.4%、6.9% 和 1%, 测试集 AUC 值分别提升了 1.1%、6.9% 和 1.4%。研究结果表明, 集成模型预测精度优于单个机器学习模型, 其能增强水库滑坡易发性建模的预测能力。然而, 本文仅开展了以堆叠法为基础的异质集成算法, 未

尝试更多的异质集成研究, 同时也未分析同质分类器的集成效果。因此, 在未来的研究中将进一步拓展集成学习的应用维度, 尝试更多元化的基学习器组合方式, 继续探索集成策略在水库滑坡易发性评价中的应用潜力。

5.2 水库滑坡动态易发性评价探讨

秭归—巴东库区受到三峡工程的蓄水运行、季节性强降雨及人类工程活动等因素影响, 坡体状态极易发生改变 (周超, 2018)。仅考虑静态因子的滑坡易发性评价, 不能及时反应滑坡随时间和空间的变化, 其易发性评价结果的时效性不明确 (Wei 等, 2024; 黄发明 等, 2025)。为了消除静态易发性评价的假阴性和假阳性误差, 本文创造性地使用优化矩阵耦合地表形变信息和滑坡静态易发性结果, 得到水库滑坡的动态易发性结果。优化后的易发性模型在极高和高易发性区域面积大量减小, 在极低和低易发性区的面积增加, 一定程度上修正了假阴性和假阳性误差, 为三峡库区滑坡风险管理提供更可靠的基础数据。同时, 为了验证优化矩阵的稳健性, 对矩阵进行微调 (图 15)。由微调前后易发性图变化情况的统计结果可知, 对矩阵进行微调之后动态易发性结果的栅格等级没有明显变化, 不同优化矩阵的易发性图一致性高 (图 16), 说明优化矩阵具有较好的稳健性。

易发性等级	地表形变速度等级				
	极高变形速度	高变形速度	中变形速度	低变形速度	极低变形速度
极高易发性	极高动态易发性	极高动态易发性	极高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性
高易发性	极高动态易发性	高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性
中易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	低动态易发性
低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	极低动态易发性
极低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	极低动态易发性	极低动态易发性

(a) 微调优化矩阵 1

(a) Fine-tuning optimization matrix 1

易发性等级	地表形变速度等级				
	极高变形速度	高变形速度	中变形速度	低变形速度	极低变形速度
极高易发性	极高动态易发性	极高动态易发性	高动态易发性	高动态易发性	低动态易发性
高易发性	极高动态易发性	高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性
中易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	低动态易发性
低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	极低动态易发性
极低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	极低动态易发性	极低动态易发性

(b) 微调优化矩阵 2

(b) Fine-tuning optimization matrix 2

易发性等级	地表形变速度等级				
	极高变形速度	高变形速度	中变形速度	低变形速度	极低变形速度
极高易发性	极高动态易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	中动态易发性
高易发性	极高动态易发性	高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性
中易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	低动态易发性
低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	低动态易发性	极低动态易发性
极低易发性	极高动态易发性	高动态易发性	中动态易发性	极低动态易发性	极低动态易发性

(c) 微调优化矩阵 3

(c) Fine-tuning optimization matrix 3

图 15 微调后优化矩阵

Fig. 15 Optimized matrix after calibration

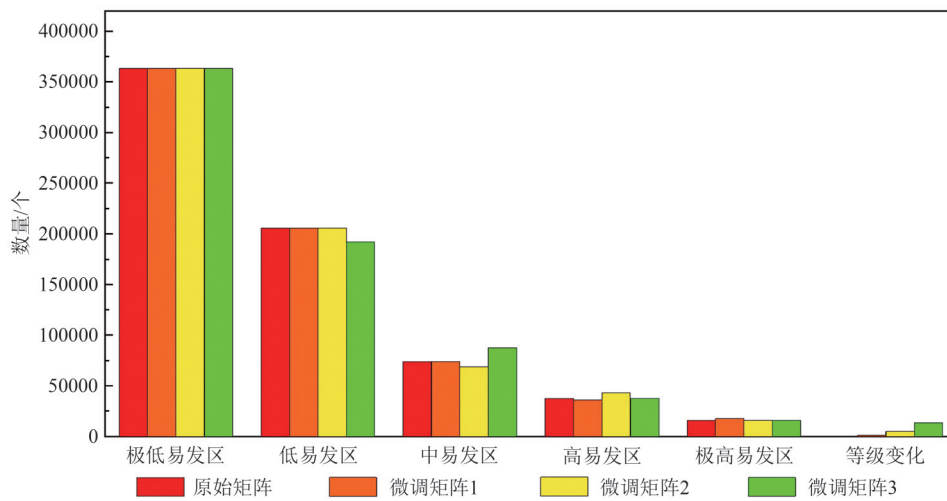


图 16 原始矩阵与微调矩阵优化后各易发区栅格数量及等级改变的栅格数量

Fig. 16 Number of grid cells in each susceptibility class after optimization of the original and calibrated matrices, and number of grid cells with changed classes

6 结论

高精度的滑坡易发性评价对滑坡的有效监测和滑坡灾害的早期预警至关重要。本文选取了地质灾害发育比较频繁的巴东—秭归库区作为研究对象，耦合机器学习与时序 InSAR 技术对滑坡的动态易发性进行评价。得到以下结论：(1) 高程、植被覆盖率、距河流的距离、降雨量这 4 个因子是滑坡发生的主要控制因子；(2) Stacking (RF-SVM-LR) 模型在该研究区内的预测性能更好，其次是随机森林模型、支持向量机模型，最后是逻辑回归模型；(3) 研究区整体形变速率为 -92.27—71.02 mm/a，平均形变速率为 -2.63 mm/a，标准差为 10.36；(4) 通过耦合时序 InSAR 与机器学习模型可以减小滑坡易发性评估的偏差，提升易发性制图结果的时效性，对滑坡灾害的早期预警和科

学规划具有重要意义。总之，本研究所提出的方法进一步改进了传统水库滑坡易发性评价模型的滞后性，为增强耦合模型的预测能力和更好地解释灾害发育机制提供了研究思路，能够准确且及时的绘制水库区域滑坡易发性图。

参考文献 (References)

Akgun A, Sezer E A, Nefeslioglu H A, Gokceoglu C and Pradhan B. 2012. An easy-to-use MATLAB program (MamLand) for the assessment of landslide susceptibility using a Mamdani fuzzy algorithm. *Computers and Geosciences*, 38(1): 23-34 [DOI: 10.1016/j.cageo.2011.04.012]

Berardino P, Fornaro G, Lanari R and Sansosti E. 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 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.803792]

Cao W G, Fu Y, Dong Q Y, Wang H G, Ren Y, Li Z Y and Du Y Y.

2023. Landslide susceptibility assessment in Western Henan Province based on a comparison of conventional and ensemble machine learning. *China Geology*, 6(3): 409-419 [DOI: 10.31035/cg2023013]
- Ciampalini A, Raspini F, Lagomarsino D, Catani F and Casagli N. 2016. Landslide susceptibility map refinement using PSInSAR data. *Remote Sensing of Environment*, 184: 302-315. [DOI: 10.1016/j.rse.2016.07.018]
- Dou J, Yunus A P, Bui D T, Merghadi A, Sahana M, Zhu Z F, Chen C W, Han Z and Pham B T. 2020. Improved landslide assessment using support vector machine with bagging, boosting, and stacking ensemble machine learning framework in a mountainous watershed, Japan. *Landslides*, 17(3): 641-658 [DOI: 10.1007/s10346-019-01286-5]
- Du T, Cao L X and Liu L P. 2025. Evaluation of loess landslide susceptibility based on logistic regression model. *Technology Innovation and Application*, 15(21): 85-88, 92 (杜婷, 曹李祥, 刘莉萍). 2025. 基于逻辑回归模型的黄土滑坡易发性评价. *科技创新与应用*, 15(21): 85-88, 92 [DOI: 10.19981/j.CN23-1581/G3.2025.21.019]
- Feng X J. 2024. Identification of Landslide Hazards and Evaluation of Landslide Susceptibility in the Yunnan-Tibet Border Area Based on Time-Series InSAR Technology. Kunming: Yunnan University (冯显杰). 2024. 基于时序 InSAR 技术的滇藏交界区滑坡隐患识别与滑坡易发性评价. 昆明: 云南大学 [DOI: 10.27456/d.cnki.gyndu.2024.002648]
- Gao B H, He Y, Zhang L F, Yao S, Yang W, Chen Y, He X, Zhao Z A and Chen H S. 2023. Dynamic evaluation of landslide susceptibility by CNN considering InSAR deformation: a case study of Liujiaxia reservoir. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 42(2): 450-465 (高秉海, 何毅, 张立峰, 姚圣, 杨旺, 陈毅, 何旭, 赵占鳌, 陈鹤升). 2023. 顾及 InSAR 形变的 CNN 滑坡易发性动态评估——以刘家峡水库区域为例. *岩石力学与工程学报*, 42(2): 450-465 [DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2022.0266]
- Golub G H and Van Loan C F. 1996. *Matrix Computations*. 3rd ed. Baltimore: Johns Hopkins University Press
- Guo G B, Tian T, Zhou Z G and Li S. 2025. Research progress and prospect of disaster mechanism and risk control of reservoir landslide. *Haihe Water Resources*, (4): 85-90 (郭广彬, 田婷, 周忠国, 李涑). 2025. 水库滑坡致灾机理及风险防控研究进展与展望. *海河水利*, (4): 85-90 [DOI: 10.3969/j.issn.1004-7328.2025.04.017]
- Han W, Zhang X H, Wang Y, Wang L Z, Huang X H, Li J, Wang S, Chen W T, Li X J, Feng R Y, Fan R Y, Zhang X Y and Wang Y W. 2023. A survey of machine learning and deep learning in remote sensing of geological environment: challenges, advances, and opportunities. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 202: 87-113 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.05.032]
- Huang F M, Chen J, Yang Y, Chen Q, Zhou C B, Jiang B C and Guo F. 2025. A review and prospect of disaster-causing environmental factors related to landslide susceptibility prediction. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 44(2): 14-37 (黄发明, 陈杰, 杨阳, 陈茜, 周创兵, 江炳辰, 郭飞). 2025. 滑坡易发性相关致灾环境因子研究的综述与展望. *地质科技通报*, 44(2): 14-37 [DOI: 10.19509/j.cnki.dzkt.tb20240766]
- Huang L, Sun Q and Hu J. 2022. Landslide sensitivity assessment and error correction based on InSAR and random forest method. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (10): 13-20 (黄龙, 孙倩, 胡俊). 2022. 基于 InSAR 与随机森林的滑坡敏感性评价与误差改正. *测绘通报*, (10): 13-20 [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2022.0288]
- Jiang B D, Li X C, Luo H Y and Song Y W. 2023. A comparative analysis of heterogeneous ensemble learning methods for landslide susceptibility assessment. *China Civil Engineering Journal*, 56(10): 170-179 (江宝得, 李秀春, 罗海燕, 宋雨薇). 2023. 异质集成学习在滑坡易发性评价中的对比研究. *土木工程学报*, 56(10): 170-179 [DOI: 10.15951/j.tmgcxb.22060553]
- Jiang J F. 2025. Analysis of hydrodynamic pressure landslide instability under the condition of reservoir water level drop. *Water Conservancy Science and Technology and Economy*, 31(2): 22-25, 31 (蒋家发). 2025. 库水位下降条件下动水压力型滑坡失稳的分析. *水利科技与经济*, 31(2): 22-25, 31 [DOI: 10.3969/j.issn.1006-7175.2025.02.005]
- Jin B J, Yin K L, Gui L, Zhao B B, Guo B R and Zeng T R. 2024b. Susceptibility assessment of land subsidence of transmission line towers in the Salt Lake Area based on remote sensing interpretation. *Earth Science*, 49(2): 538-549 (金必晶, 殷坤龙, 桂蕾, 赵斌滨, 郭宝瑞, 曾韬睿). 2024. 基于遥感解译的盐湖地区输电线路杆塔地面沉降易发性评价. *地球科学*, 49(2): 538-549 [DOI: 10.3799/dqkx.2022.109]
- Jin B J, Zeng T R, Gui L, Yin K L, Zhu Y H and Liu Y. 2024a. Mapping the landslide susceptibility considering future land use dynamics scenario. *Journal of Geo-Information Science*, 26(6): 1486-1499 (金必晶, 曾韬睿, 桂蕾, 殷坤龙, 朱宇航, 刘洋). 2024. 考虑未来土地利用动态情景的滑坡易发性制图. *地球信息科学学报*, 26(6): 1486-1499 [DOI: 10.12082/dqxkx.2024.240009]
- Li R, Zhou C, Zhu Y H, Zhang J and Li X. 2026. Exploring association rules between urban land use and landslide spatial development in mountainous areas: a case study of Yunyang County in the Three Gorges Reservoir Area[J/OL]. *Earth Science*, 1-19. <https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20260210.0849.008> (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[J/OL]. *地球科学*, 1-19. <https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20260210.0849.008> [DOI: 10.3799/dqkx.2026.034]
- Ma P F, Chen L, Yu C, Zhu Q, Ding Y L, Wu Z R, Li H S, Tian C Y and Fan X M. 2025. Dynamic landslide susceptibility mapping over last three decades to uncover variations in landslide causation in subtropical urban mountainous areas. *Remote Sensing of Environment*, 326: 114800 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.114800]
- Pham B T, Bui D T, Prakash I and Dholakia M B. 2017. Hybrid integration of Multilayer Perceptron Neural Networks and machine learning ensembles for landslide susceptibility assessment at Himalayan area (India) using GIS. *CATENA*, 149(Pt 1): 52-63 [DOI: 10.1016/j.catena.2016.09.007]
- Pham Q B, Chandra Pal S, Chakraborty R, Saha A, Janizadeh S, Ahmadi K, Khedher K M, Anh D T, Tiefenbacher J P and Bannari A. 2022. Predicting landslide susceptibility based on decision tree machine learning models under climate and land use changes. *Geocarto International*, 37(25): 7881-7907 [DOI: 10.1080/10106049.2021.1986579]

- Wang Q, Xue Y, Zhang W, Long Y H and Zhou S L. 2021. Landslide susceptibility mapping based on support vector machine models. *Journal of Hunan City University (Natural Science)*, 30(1): 22-28 (王倩, 薛云, 张维, 龙岳红, 周松林. 2021. 基于支持向量机的滑坡易发性评价. *湖南城市学院学报(自然科学版)*, 30(1): 22-28) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-7304.2021.01.0005]
- Wang Y, Cao Y, Xu F D, Zhou C, Yu L B, Wu L X, Wang Y and Yin K L. 2024. Reservoir landslide susceptibility prediction considering non-landslide sampling and ensemble machine learning methods. *Earth Science*, 49(5): 1619-1635 (王悦, 曹颖, 许方党, 周超, 余蓝冰, 吴立星, 汪洋, 殷坤龙. 2024. 考虑非滑坡样本选取和集成机器学习方法的水库滑坡易发性预测. *地球科学*, 49(5): 1619-1635) [DOI: 10.3799/dqkx.2022.407]
- Wang Z Y, Li S M, Yuan L W and Le W P. 2025. Landslide susceptibility evaluation considering the importance selection of influencing factors and soil moisture content. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 52(3): 211-221 (王中羽, 李素敏, 袁利伟, 乐伟鹏. 2025. 考虑影响因子重要性选择和土壤含水率的滑坡易发性评价. *水文地质工程地质*, 52(3): 211-221) [DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202309009]
- Wei Y D, Qiu H J, Liu Z J, Huangfu W C, Zhu Y R, Liu Y, Yang D D and Kamp U. 2024. Refined and dynamic susceptibility assessment of landslides using InSAR and machine learning models. *Geoscience Frontiers*, 15(6): 101890 [DOI: 10.1016/j.gsf.2024.101890]
- Wu H Y, Zhou C, Liang X, Wang Y, Yuan P C and Wu L X. 2024. Evaluation of landslide susceptibility based on sample optimization strategy. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 49(8): 1492-1502 (吴宏阳, 周超, 梁鑫, 王悦, 袁鹏程, 吴立星. 2024. 基于样本优化策略的滑坡易发性评价. *武汉大学学报(信息科学版)*, 49(8): 1492-1502) [DOI: 10.13203/j.whugis20220527]
- Wu H Y, Zhou C, Liang X, Yuan P C and Yu L B. 2023. Assessment of landslide susceptibility mapping based on XGBoost model: a case study of Yanshan Township. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 34(5): 141-152 (吴宏阳, 周超, 梁鑫, 袁鹏程, 余蓝冰. 2023. 基于XGBoost模型的三峡库区燕山乡滑坡易发性评价与区划. *中国地质灾害与防治学报*, 34(5): 141-152) [DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202206020]
- Xiao H P, Wan J H, Chen L L, Fan Y C and Chen L. 2024. Landslide susceptibility assessment by fusing InSAR deformation features under the support of weighted information volume. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 44(7): 718-724 (肖海平, 万俊辉, 陈兰兰, 范永超, 陈磊. 2024. 加权信息量支持下融合InSAR形变特征的滑坡易发性评价. *大地测量与地球动力学*, 44(7): 718-724) [DOI: 10.14075/j.jgg.2023.10.168]
- Xiao S R, Liu D F and Hu Z Y. 2010. Engineering geologic study of three actual dip bedding rockslides associated with reservoirs in the world. *Journal of Engineering Geology*, 18(1): 52-59 (肖诗荣, 刘德富, 胡志宇. 2010. 世界三大典型水库型顺层岩质滑坡工程地质比较研究. *工程地质学报*, 18(1): 52-59) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-9665.2010.01.007]
- Xue Y F, Ma P H, Li Z K, Han N, Chen L S, Jiao Q X, Zhang Y T and Wang J Y. 2025. Multi-model comparison for landslide susceptibility evaluation in Qingyang Area of Gansu, China. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 47(4): 600-617 (薛一凡, 马鹏辉, 李泽坤, 韩宁, 陈立森, 焦其亮, 张永涛, 王竟晔. 2025. 基于多模型对比的甘肃庆阳地区滑坡易发性评价. *地球科学与环境学报*, 47(4): 600-617) [DOI: 10.19814/j.jese.2025.03031]
- Yang J T. 2019. *Research on Landslide Susceptibility Evaluation Modeling Based on Hierarchical Bayesian Method*. Chengdu: Southwest Petroleum University (杨锦涛. 2019. 基于层次贝叶斯方法的滑坡易发性评价建模研究. 成都: 西南石油大学) [DOI: 10.27420/d.cnki.gxssyc.2019.000230]
- Zeng T R, Wu L Y, Jin B J, Yin K L, Chen Y T and Chen H. 2023. Landslide dynamic susceptibility mapping based on stacking ensemble strategy and SBAS-InSAR. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 42(9): 2266-2282 (曾韬睿, 邹礼扬, 金必晶, 殷坤龙, 陈熠婷, 陈虹. 2023. 基于stacking集成策略和SBAS-InSAR的滑坡动态易发性制图. *岩石力学与工程学报*, 42(9): 2266-2282) [DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2022.1089]
- Zhang J R, Wang Y, Feng X, Li Y Y, Jing B J, Zhou C, Zhang X and Deng Y. 2024. Analysis of spatial-temporal variations in landslide susceptibility assessment considering surface deformation and land use dynamics. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 43(06): 184-195 (张锦瑞, 汪洋, 冯霄, 李远耀, 金必晶, 周超, 张鑫, 邓扬. 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(06): 184-195) [DOI: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240195]
- Zhao H Z, Li S M, Guo Q and Wang Z Y. 2024. Application of ensemble learning model based on sample optimization in landslide susceptibility evaluation. *Science of Surveying and Mapping*, 49(12): 132-141 (赵恒梓, 李素敏, 郭庆, 王中羽. 2024. 样本优化的集成学习模型在滑坡易发性评价中的应用. *测绘科学*, 49(12): 132-141) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2024.12.013]
- Zheng Y X, Zhou K K, Hu S W, Zhang H C, Yu G Q, Xu L K and Peng H. 2025. Landslide susceptibility evaluation based on integrated learning and considering landslide negative samples. *Yellow River*, 47(7): 116-123 (郑元勋, 周康康, 胡少伟, 张海超, 于国卿, 徐路凯, 彭浩. 2025. 基于集成学习和考虑滑坡负样本的滑坡易发性评价. *人民黄河*, 47(7): 116-123) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-1379.2025.07.019]
- Zhou C. 2018. *Landslide Identification and Prediction with the Application of Time Series InSAR*. Wuhan: China University of Geosciences (周超. 2018. 集成时间序列InSAR技术的滑坡早期识别与预测研究. 武汉: 中国地质大学)
- Zhou C, Cao Y, Hu X, Yin K L, Wang Y and Catani F. 2022. Enhanced dynamic landslide hazard mapping using MT-InSAR method in the Three Gorges Reservoir Area. *Landslides*, 19(7): 1585-1597 [DOI: 10.1007/s10346-021-01796-1]
- Zhou C, Gan L L, Cao Y, Wang Y, Segoni S, Shi X G, Motagh M and Singh R P. 2025. 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 [DOI: 10.1016/j.jag.2025.104365]
- Zhou C, Gan L L, Wang Y, Wu H Y, Yu J, Cao Y and Yin K L. 2023. Landslide susceptibility prediction based on non-landslide samples selection and heterogeneous ensemble machine learning.

- Journal of Geo-Information Science, 25(8): 1570-1585 (周超, 甘露露, 王悦, 吴宏阳, 喻进, 曹颖, 殷坤龙. 2023. 综合非滑坡样本选取指数与异质集成机器学习的区域滑坡易发性建模. 地球信息科学学报, 25(8): 1570-1585) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2023.220934]
- Zhou C, Yin K L, Cao Y and Li Y Y. 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 (周超, 殷坤龙, 曹颖, 李远耀. 2020. 基于集成学习与径向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) [DOI: 10.3799/dqkx.2020.071]
- Zhou W Z, Xu F, Kong R, Zhang G P and Miao C J. 2025. Landslide susceptibility evaluation in Yunan district based on Bagging PU-learning and integrated learning. remote sensing information, 40(3): 1-10 (周武召, 徐峰, 孔润, 张高鹏, 苗超杰. 2025. 基于 Bagging PU-learning 和集成学习的云安区滑坡易发性评价. 遥感信息, 40(3): 1-10) [DOI: 10.20091/j.cnki.1000-3177.2025.03.001]
- Zhu Y, Zhang Q, Wen H J, Ji Q, Zhu X, Zhang T B, Sun D L, Tang Y H, Zhao J J and Li C M. 2025. Integrating time-series InSAR deformation and LightGBM for landslide susceptibility assessment. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 61(4): 551-562 (朱颖, 张强, 文海家, 冀琴, 朱星, 张廷斌, 孙德亮, 唐云辉, 赵建军, 李长明. 2025. 融合时序 InSAR 形变和 LightGBM 的滑坡易发性评价. 北京师范大学学报(自然科学版), 61(4): 551-562) [DOI: 10.12202/j.0476-0301.2024267]

Coupling machine learning with time-series InSAR for dynamic landslide susceptibility assessment: A case study of the Zigui-Badong Section in the Three Gorges Reservoir Area

ZHANG Tian¹, WANG Weichun¹, ZHOU Chao¹, CAO Ying², JIN Bijing²

1. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan, 430078, China;

2. School of Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China

Abstract: With the operation of large-scale hydraulic infrastructures, many slopes located in reservoir areas are prone to deformation and failure under the influence of fluctuations in the reservoir water level, thereby seriously threatening the safe operation of hydraulic facilities and possibly leading to more severe secondary disasters. Therefore, conducting accurate landslide susceptibility assessment is of great significance for landslide risk prevention and mitigation in reservoir regions. In this study, a refined dynamic landslide susceptibility assessment was conducted for the Zigui-Badong reservoir bank section of the Three Gorges Reservoir area. First, a comprehensive landslide inventory was established on the basis of long-term field investigations and historical records. Subsequently, 16 conditioning factors, including elevation, slope, and lithology, were selected to construct a landslide susceptibility evaluation index system, and an initial static susceptibility assessment was performed using ensemble machine learning methods. On this basis, long-term surface deformation information was retrieved using the small baseline subset interferometric synthetic aperture radar (SBAS-InSAR) technique. An optimization matrix that integrates susceptibility classes and SBAS-derived deformation rates was developed to couple static predictions with dynamic deformation information, thereby obtaining dynamic landslide susceptibility results. (1) Very high- and high-susceptibility zones are mainly distributed along the Yangtze River and its tributaries, and elevation, vegetation coverage, distance to rivers, and rainfall are the dominant controlling factors for landslide spatial distribution; (2) compared with individual base models, the ensemble learning model more effectively integrates their advantages and achieves the highest prediction accuracy (AUC = 0.954); (3) the dynamic susceptibility results coupled with time-series InSAR data can effectively correct false-negative and false-positive errors in static susceptibility assessments. This study improves the accuracy and timeliness of landslide susceptibility modeling and provides a valuable reference for the dynamic management of landslide hazards in reservoir areas.

Key words: landslide, dynamic susceptibility, machine learning, ensemble learning, time series InSAR, Three Gorges Reservoir area

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42371094)