

孟小军, 邢昭. 基于 InSAR 技术与随机森林算法的清江流域长阳西段滑坡危险性评价[J]. 中国岩溶, 2025, 44(3): 609-620.

DOI: 10.11932/karst2025y001

基于 InSAR 技术与随机森林算法的清江流域 长阳西段滑坡危险性评价

孟小军¹, 邢昭²

(1. 中国地质大学(武汉)环境学院, 湖北武汉 430074; 2. 长江大学资源与环境学院, 湖北武汉 430100)

摘要:以清江流域长阳西段滑坡为研究对象, 采用 SBAS-InSAR 技术与随机森林算法相结合的评价方法, 以斜坡单元为评价单元, 对研究区滑坡危险性进行科学评价。选取地形类、地质类、水文类、人类工程活动等四大类共计 12 个评价因子指标作为研究区滑坡危险性评价指标, 采用随机森林模型评价滑坡危险性, 考虑评价模型中滑坡数据时效性差、不准确等特点, 利用最新 Sentinel-1A 雷达数据, 采用 SBAS-InSAR 方法获取最新的地面变形数据替代传统评价模型中的滑坡数据, 结果表明, 基于 InSAR 技术与随机森林算法的滑坡危险性评估 AUC 值为 0.90, 精确度较高。该方法有效地提高了地质灾害危险性评估的准确度, 可以为政府部门的防灾减灾工作提供更加高效的决策支撑。

关键词: 滑坡; SBAS-InSAR; 随机森林算法; 危险性评估; 清江

创新点:创新性地使用了 SBAS-InSAR 与随机森林相结合的方法计算清江流域长阳西段滑坡危险性, 其中 SBAS-InSAR 方法增加了地质灾害危险性评估的时效性, 随机森林方法克服了传统评价模型难以精确刻画滑坡发育与特征因子的非线性关系的缺陷。

中图分类号: P642.2; P237 文献标识码: A

文章编号: 1001-4810(2025)03-0609-12

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引言

清江隶属于长江一级支流, 其干流源头段位于利川市境内, 中下游流经恩施市、宣恩县、建始县、巴东县、五峰土家族自治县和长阳土家族自治县。流域内出露地层岩性以寒武系至三叠系碳酸盐岩为主, 72% 以上流域面积为裸露岩溶区, 是典型的岩溶中山地貌区。清江自西向东, 横切深山峡谷, 全长 423 km, 经长期地质作用, 形成了清江两岸河谷深切、山势巍峨的岩溶地貌, 特别是清江下游长阳段, 发育着大量高陡岩溶边坡, 这些灰岩在风化作用下, 基岩表层被侵蚀剥落, 滑动体和崩落物经过风化破碎后

形成了堆积体, 堆积于清江两岸的缓坡地带, 经过漫长的风化剥蚀、崩塌滑坡、风化堆积、搬运等过程, 形成了现在的清江两岸第四系土石混合松散堆积层。此类堆积体稳定性差, 极易发生滑坡, 如清江北岸长阳西段的偏山滑坡^[1]、茅坪滑坡^[2]等。针对这种岩溶区崩坡积物滑坡防治, 一直是清江流域地质灾害防治的重点, 而危险性评估一直是滑坡精准防治的关键。

传统的滑坡危险性评估通常从滑坡的地质环境(内因)及诱发因素(外因)两方面出发, 建立评价指标与历史滑坡的数学模型^[3], 根据模型结果将区域斜坡划分为不同的危险性等级。常用数学模型包括多

资助项目: 鄂西山区典型顺层岩质边坡开挖条件下稳定性分析及影响范围预测研究(DQKJ2023-4)

第一作者简介: 孟小军(1988—), 男, 高级工程师, 博士研究生在读, 主要从事水文地质环境地质类工作。E-mail: 362757097@qq.com。

收稿日期: 2024-11-01

元回归模型^[4-5]、信息量模型^[6-7]、层次分析模型^[8-9]和综合指数模型^[10-11]等。然而,滑坡的发育具有非线性和多变量耦合等特性,传统模型往往无法满足评价需要。近年来,遥感技术和机器学习技术快速发展,已经逐渐被应用于滑坡灾害危险性评价,以应对滑坡发育的强非线性特征^[12-14]。

滑坡危险性等级评价模型训练集由滑坡评价因子与历史滑坡数据构成。常用的历史滑坡数据一般为野外实际调查历史数据,无法及时反映滑坡诱发因子的动态变化过程。为了提高滑坡危险性评价的时效性,应选择近期滑坡变形数据作为模型响应。基于小基线集成孔径雷达干涉(Small Baseline Subsets Interferometric Synthetic Aperture Radar, SBAS-In SAR)技术^[15]可解译近年地表变形数据,作为近期滑坡变形数据的替代,可以成为提高地质灾害危险性评估的时效性与准确性的潜在途径。

目前,InSAR 技术,如 PS-InSAR 和 SABS-InSAR,已经被广泛应用于地面沉降和地质灾害监测,实现了对滑坡的早期识别。马博等^[16]提出联合时序 InSAR 技术获得云阳县地表变形信息和信息量模型的方法进行潜在滑坡灾害的识别,只是通过地表变形识别滑坡灾害在变形小的区域准确度稍低;杨彝等^[17]采用 SBAS-InSAR 技术结合气象资料分析了某一特定时段滑坡体早期地表变形的结果,这种方法利用长时间序列的 SAR 数据,通过选择相邻时间点间距较小的数据基线,来消除干扰信号和噪声,进一步提高了检测精度;Zhang 等^[18]将 PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 技术所监测的垂直位移进行数据融合,提高了测量精度,得到了地面沉降最优数据;Genger Li 等^[19]在贵州省危险变形区对某三大滑坡采用 InSAR 技术进行监测以掌握滑坡的运动状态。以上研究成果显示,虽然在地表变形小的区域识别滑坡灾害存在一定误差,但 InSAR 技术检测覆盖范围广、高精度、可通过形变数据变化提前对灾害采取预防措施的优点,可证明 InSAR 技术用于地质灾害早期识别,进行滑坡的监测是可靠的。

随机森林算法最早是 Leo Breiman 和 Adele Cutler 提出,可用于处理分类问题和回归问题,具有很强的非线性处理能力和泛化性能^[20],在地质灾害易发性评价中有较强的适用性^[21-25]。Deng 等^[26]结合坡度单元和信息值法-随机森林模型对深谷山区进行滑坡易发性评价获得较高精度,在坡度单元划分时

其面积大小并不是决定模型精度的主要原因,应充分考虑滑坡的类型及其它地质因素。张向营等^[27]、Wang 等^[28]和 Samuele Segoni 等^[29]对山区滑坡采用随机森林模型进行危险性和易发性评价时,以网格为单元,但网格不能够代表特定的滑坡特点,结合研究区地质条件和滑坡的特点,使划分更加合理化,具有模型适宜性。Lai 等^[30]提出了一种新的权重确定方法,采用随机森林权重和 8 个指标构建基于模糊综合评价的东江流域评价模型,结果表明随机森林的评估准确率达 79.71%,但随机森林模型计算出的权重占比较大的某些因子并未直观地影响滑坡的发生,需要从别的因素中找出二者之间的联系以判断是否符合客观规律。Zhang 等^[31]、Wu 等^[32]将随机森林模型与决策树模型、分类和回归树(CART)、支持向量机(SVM)进行对比,随机森林模型在山体滑坡易发性评价中具有更高的预测精度。随机森林模型在该方面具有一定优势,且如果结合别的方法进行优化,模型的预测精度会有进一步的提升。

前人在清江流域长阳段开展了大量地质灾害评价工作,但是主要侧重于评价模型的选择^[33-34],也有学者利用 InSAR 技术用于滑坡早期识别^[35],但是尚未看到有学者将两者结合进行评价的资料。为此,本研究提出使用 SBAS-InSAR 技术结合随机森林算法对长阳西侧边坡开展滑坡危险性评价,既能利用 SBAS-InSAR 技术获取研究区近年来地表形变数据作为历史灾点的替代,以体现危险性评估的时效性,又能采用随机森林算法构建模型,以体现滑坡是众多因素影响下的非线性过程,最后以模型在测试样本集上的准确率和受试者工作特征曲线下面积(Area Under Curve, AUC)作为模型性能度量准则。研究结果可有效用于研究区域未来的滑坡危险性评价,为当地的滑坡灾害防治提供理论指导。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

研究区位于湖北省长阳土家族自治县资丘镇和渔峡口镇内(图 1),面积约 251.89 km²。地势北高南低,海拔高差 1 931 m,属亚热带大陆性潮湿气候区,四季分明,冬冷夏热,多年平均气温 16.39 ℃;地貌类型为构造溶蚀侵蚀中山区,地质构造运动强烈,发育

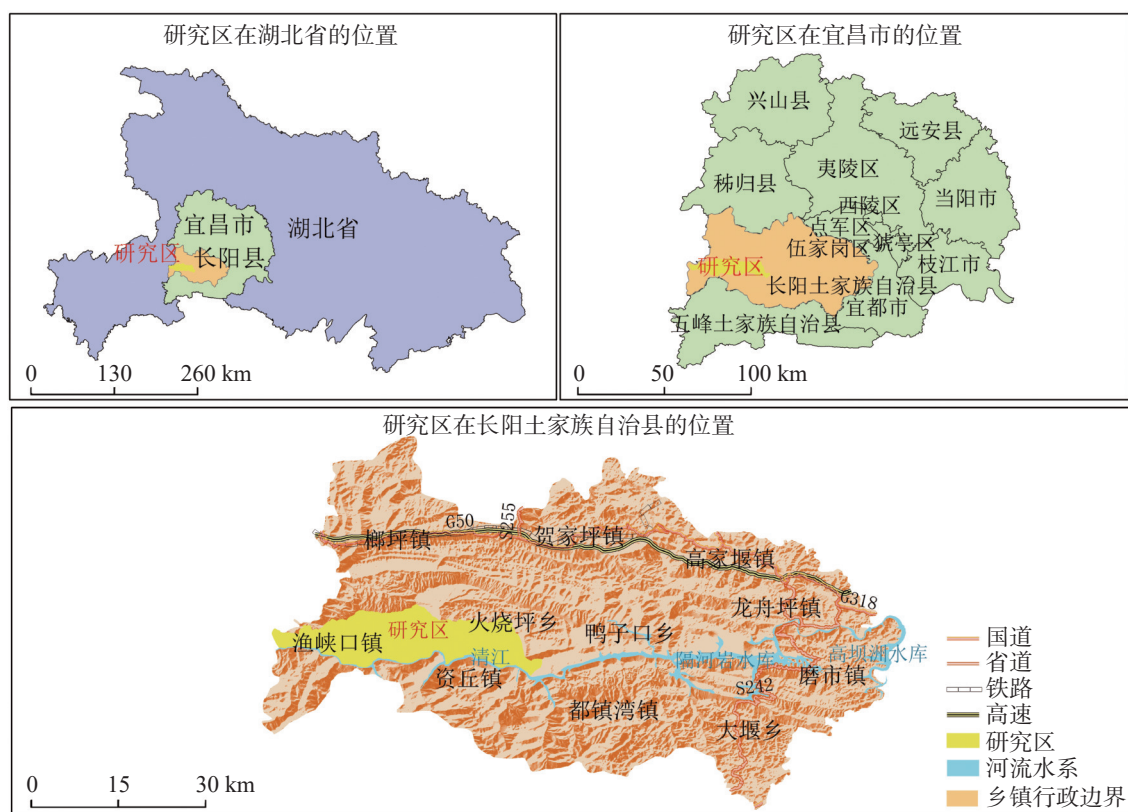


图 1 研究区地理位置图

Fig. 1 Geographical location map of the study area

有仙女山断裂、天阳坪断裂, 出露第四系及三叠系—奥陶系地层, 岩性以滨海—浅海相的碳酸盐岩为主, 碎屑岩类及内陆湖相的碎屑岩类和第四系松散堆积物为次。

研究区处于清江北岸第一斜坡带范围内, 位于隔河岩水库库区范围内, 气候水文条件多变, 滑坡灾害频发。据统计, 自 1980 年以来, 研究区共发生滑坡 48 处, 造成直接经济损失 296.73 万元, 威胁人口 3315 人, 威胁财产 31695 万元, 是湖北省地质灾害防治重点地区之一。

1.2 数据源

Sentinel-1A 是欧空局发射的首颗“哥白尼计划”对地观测的雷达卫星, 为近极地太阳同步轨道卫星, 卫星轨道的高度为 693 km, 轨道的周期为 99 min, 轨道的倾角为 98.18° , 重访周期为 12 d。本研究选取 2021 年 10 月 5 日至 2022 年 9 月 6 日共 19 期 Sentinel-1A 升轨影像进行 SBAS 解译, 工作模式为 IW, 极化方式为 VV, 数据产品为 SLC, 地面分辨率为 $5\text{ m} \times 20\text{ m}$ 。

其他类数据, 包括滑坡点信息、DEM、高差、坡

度、曲率、地形起伏度、工程地质岩组、地质构造、第四系厚度、房屋、道路、河流水系、土地利用、植被覆盖度等, 其数据来源见表 1。

2 研究方法

本研究主要分为三个阶段: 评价单元划分与评价因子选择、地表形变数据遥感解译、建立滑坡危险性评价模型。

2.1 评价单元划分与评价因子选择分级

斜坡作为地质灾害的基本地形地貌载体, 是地质灾害风险评价的理想单元^[1], 本文采取斜坡单元作为基本评价单元, 利用 ArcGIS 水文分析工具提取 DEM 数据中的山脊线与山谷线形成基本的斜坡单元, 然后结合遥感图、地形图人工修正, 最后将研究区共划分为 778 个斜坡单元。

在研究区内滑坡发育规律研究基础上, 选取地形类、地质类、水文类、人类工程活动等四大类共计 12 个评价因子指标作为研究区地质灾害危险性评价指标:

表 1 数据源一览表

Table 1 Overview of data sources

数据名称	数据尺度	数据来源
Sentinel-1A	5 m×20 m	欧洲航天局
滑坡点信息	/	宜昌市地质灾害隐患点数据库
DEM	30 m	地理空间数据云平台(http://www.gscloud.cn/home)
高差、坡度和地形起伏度、地质构造、曲率	30 m	利用DEM数据处理得到
工程地质岩组	1 : 50 000	中国地质调查局1 : 5万 中国地质图(https://www.cgs.gov.cn/)
第四系厚度	1 : 10 000	野外调查
河流水系、道路与居民点	/	全国地理信息资源服务系统(https://www.webmap.cn/main.do?method=index) 全国1 : 25 万基础地理信息数据库。
土地利用、植被覆盖度	1 : 10 000	遥感解译

(1)地形类评价指标: 包括坡度、高差、曲率、地形起伏度和植被覆盖度, 控制斜坡的临空条件和土壤结构稳定性, 均按照四级大小分类;

(2)地质类评价指标: 包括工程地质岩组、第四系厚度、断层, 其中工程地质岩组以软硬程度分为 4 大类, 第四系厚度按照厚薄程度分四级, 断层以 500 m 建缓冲区分 2 级;

(3)水文类评价指标: 以河流为线文件, 建立 0~200 m、200~400 m、400~600 m、600~800 m、>800 m 五级分类缓冲区, 反映河流水系对斜坡的不同侵蚀能力;

(4)人类工程活动评价指标: 包括土地利用、房屋、道路, 根据不同土地利用类型体现不同人类活动程度, 将其分为 5 级, 房屋、道路以建立不同距离缓冲区体现人类活动程度强弱, 其中道路根据省道与乡道区别建立不同缓冲区。

对 12 个评价因子进行随机森林重要性计算(图 2), 由重要性特征值结果考虑到曲率、地形起伏度和植被覆盖度 3 个地形类评价指标对滑坡危险性评价模

型影响太小, 留下剩余 9 个评价指标, 各评价因子指标分级情况见图 3。

2.2 地表形变数据遥感解译

SBAS 技术原理是假设获取的影像为 $N+1$ 幅, 并保证每景影像至少能与所获影像中的一景配对, 设置时间阈值和空间阈值, 组合生成 M 个符合条件的干涉像对, 对每一个干涉像对进行差分干涉处理, 得到 M 幅差分干涉图。在这里假设输入的干涉图了解缠之后的干涉图。假设主从影像分别在 t_A 、 t_B 时刻获取, 从而生成第 j 景差分干涉图, 该干涉图中任意一点的干涉相位为:

$$\delta_{\phi_j} = \delta_{tA} + \delta_{tB} \approx \frac{4\pi}{\lambda}(d_{tA} - d_{tB}) + \Delta\delta_j^{topo} + \Delta\delta_j^{atm} + \Delta n_j \quad (1)$$

式中: $1 \leq j \leq M$; 相对于 t_0 时刻 t_A 和 t_B 时刻的累积变形量分别为 d_{tA} 和 d_{tB} 。

以 2022 年 3 月 10 日作为超级主影像。解译第一步是生成连接图, 连接图生成是对输入的两年 13 景 Sentinel-1A 数据分别进行干涉像对配对。按照公式 $N \times (N-1)/2$ 能够得到最多配对数, 将空间基线阈值设为 45%, 时间基线阈值设为 365 天, 进行 3D 解缠。第二步为干涉处理, 该步骤包括生成干涉条纹、去平、滤波和相干性图生成、相位解缠, 完成后会将所有的数据配准到超级主影像上。在本次干涉处理过程中, 为了削弱斑点噪声的影响, 采用 Goldstein 滤波方法, 为了保证解缠后的相位能准确地转化为高程或形变值, 在数据处理过程中需要选择一些没有发生形变的点作为地面控制点, 以此为轨道精炼和重去平的基准。选择三次方模型 Polynomial Refine-

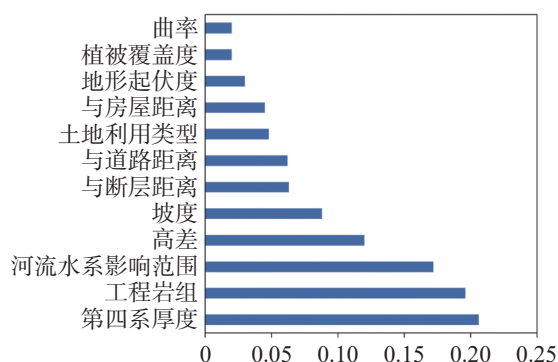


图 2 评价因子的重要性

Fig. 2 Importance ranking of evaluation factors

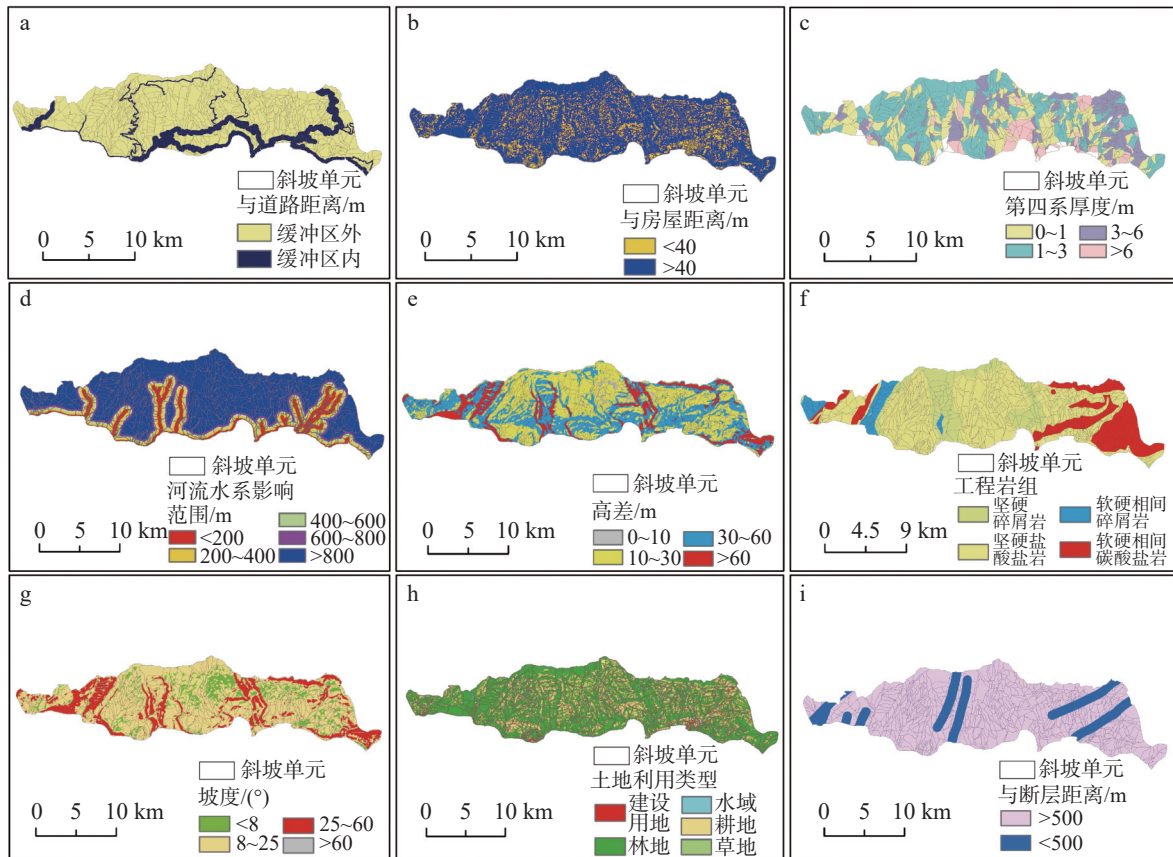


图 3 评价因子分级图

Fig. 3 Grading of evaluation factors

ment 估算地表形变速率和残余地形。最后为了更好地对比 SAR 图像几何和辐射特征,在地理编码时激活垂向形变 (Vertical Displacement),来计算垂向上的形变。

同时,为验证 SBAS-InSAR 技术解译结果的准确性,结合野外调查,对解译结果进行修正,得到最终解译结果(图 4,图 5)。

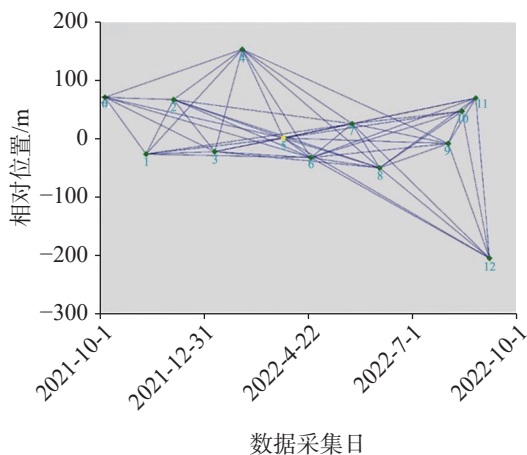


图 4 时空基线图

Fig. 4 Time-position plot

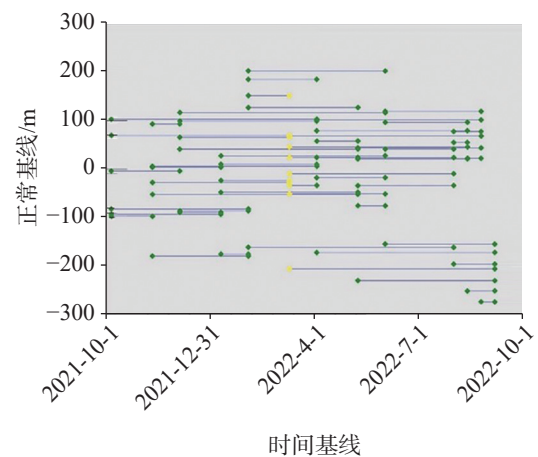


图 5 干涉像对图

Fig. 5 Time-baseline plot

2.3 滑坡危险性评价模型

随机森林 (random forest) 是由 Breiman^[21] 于 2001 年提出的一种基于统计学习理论的组合分类智能算法,其主要利用 Bootstrap 重抽样方法从原始数据中抽取多个样本,并对每个 Bootstrap 进行分类树构建,然后对所有分类树的预测进行组合并通过投票方式

得出最终结果。

在使用 Bootstrap 方法进行抽样时, $(1-1/N)^N$ 表示每个样本在原始训练集中不被抽中的概率 (N : 原始训练集中样本的个数)。当样本数达到一定数量时, $(1-1/N)^N$ 会无限接近于 $1/3$, 这表明在 Bootstrap 样本中就不会出现原始样本集中约 $1/3$ 的样本, 这 $1/3$ 的数据被定义为袋外数据 (out-of-bag, OOB)。OOB 误差表示在分类树生成后, 利用袋外数据得出分类树的错误分类率^[36]。在随机森林模型处理数据时可通过 OOB 数据判断模型的精确度, 通过调整模型参数对模型进一步优化, 以达到更好的预测结果。

随机森林原理具体实施步骤 (图 6): ①对原始训练集做有放回的抽样, 选取 j 个大小相同的样本; ② j 个样本分别建立 j 个决策树, 对应计算得出不同分类结果; ③对所有分类结果进行投票, 得到票数最多的分类结果即随机森林模型运行出的结果^[37]。

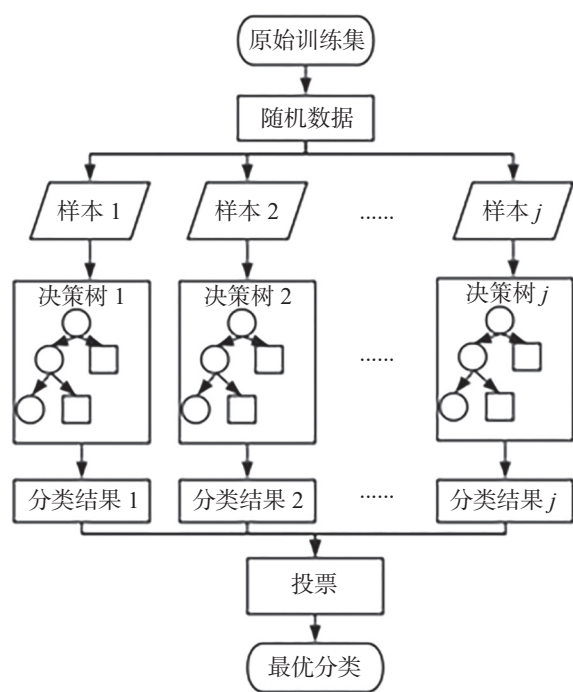


图 6 随机森林实施步骤图

Fig. 6 Implementation steps of random forest model

3 结果与分析

3.1 地表形变信息

SABS-InSAR 技术获取的地表形变结果中, 一般将远离视线向的形变用负值表示, 靠近视线向的形变用正值表示。本次研究区形变速率在 $-25.85 \sim$

$26.94 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 。

如图 7 研究区中部和西部以沉降点分布为主, 含少量抬升点, 东部抬升点分布较多, 从研究区南部至北部地面变形点分布逐渐减少。在清江沿岸地面变形点分布较为密集, 研究区西部至资丘镇, 以沉降点为主; 资丘镇至研究区东部, 分布的地面形变点以抬升点为主。且大多数地面变形点分布于乡镇周围, 渔峡口镇抬升点和沉降点均有分布, 而资丘镇周围多分布抬升点。

借助实地考察无人机影像图对获取的形变区域进行人工识别和辅助识别, 同时根据形变范围、高程、坡度和土地利用类型对其进行是否具有滑坡灾害特征的识别, 避免完全以形变结果作为标准导致误判等问题。通过野外调查和历史滑坡点反映出, 识别结果中形变较大、分布较密集的区域基本与滑坡发生范围相似, 形变结果与实地勘察结果相吻合。

研究区主要为二叠系、三叠系地层, 分布中厚层灰岩、泥质条带灰岩夹炭质泥岩、页岩及煤层。识别出的地面变形点主要分布在坚硬碳酸盐岩组, 且形变点分布密集处多位于断裂带两侧, 断裂带两侧岩性因受到强烈挤压, 岩体破碎, 易形成碎裂带, 两侧应力部分不均, 极易诱发滑坡的发生。同时将地面变形点与其他评价因子对比分析发现, 形变点主要分布在坡度 $8^\circ \sim 25^\circ$ 、高差 $10 \sim 30 \text{ m}$ 、房屋和道路等建设用地处, 人类工程活动对地面变形产生重要影响, 也是导致滑坡等地质灾害发生的重要因素。

3.2 随机森林模型计算滑坡危险性

基于 ArcGIS 划分的斜坡单元共选取 778 个样本点, 根据研究经验将这些样本点的 70% 作为训练集数据, 30% 作为测试集数据用于验证模型的运行结果^[38-39]。随机森林模型分类预测需要至少两种类别, 在 InSAR 技术解译的地表变形结果基础上, 考虑到 InSAR 解译结果存在误差, 对模型预测结果会产生一定影响, 以 $5 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 为节点, 认为大于 $5 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 的地表变形速率地区可能发生形变诱发滑坡, 故将地表变形速率小于 $5 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 的样本点记为第一类, 即“0”; 地表变形速率大于 $5 \text{ mm} \cdot \text{a}^{-1}$ 的样本点记为第二类, 即“1”。地表变形速率构成了样本类别, 9 个评价因子特征值, 构成样本特征, 每个样本点包含 9 个评价因子特征和 1 个类别。将训练数据集输入

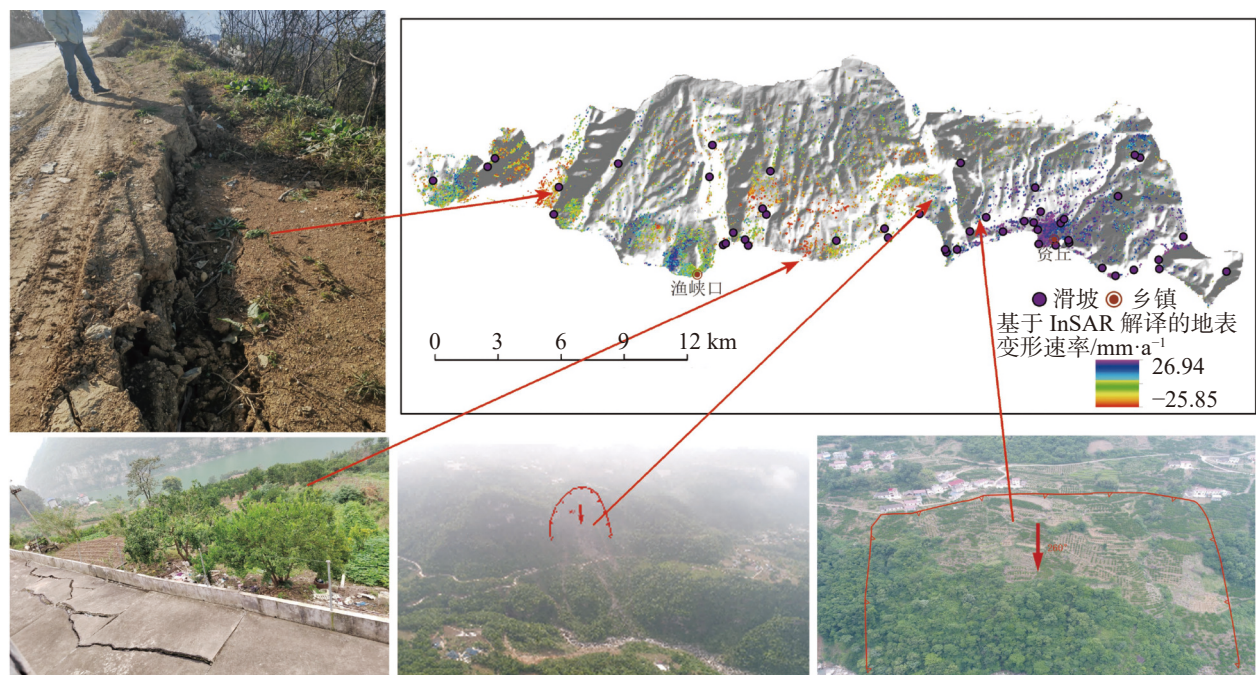


图 7 基于 InSRA 解译的地表变形速率分布图

Fig. 7 Distribution of surface deformation rates interpreted by InSAR

到随机森林分类预测算法中训练,通过多次训练调整模型参数对比 OOB 误差,最终 OOB 误差最小且趋于稳定时 mtry 设为 1、nutree 设为 200,选取训练结果最好的测试集准确度为 82.9% 的为最终分类模型。将提取的研究区内 23 903 个含有评价因子特征值的栅格单元数据集输入到训练好的分类模型中,得到每个栅格单元发生地表变形概率的预测结果,并在 ArcGIS 中基于自然断点法对预测结果进行危险等级划分,共分为极高危险区、高危险区、中危险区和低危险区四类。

根据随机森林分类预测模型得到评价因子重要性结果(图 2),其中第四系厚度、工程岩组明显高于其他因子,表明以地表变形速率为指标评价滑坡危险性等级,地质类因素占主导地位,岩石的坚硬稳固程度和第四系堆积层的厚度决定着地表变形诱发滑坡的规模及危险程度;河流水系影响范围、高差和坡度因子的重要性值较大,在一定的河流水系影响范围内,水位的升降对滑坡的稳定性会造成影响,高差、坡度越大地表变形速率越快诱发滑坡的概率越大;其余因子对预测结果影响较小,其中除与断层距离因子外,均与人类工程活动有关,说明在以地表变形速率为指标预测滑坡危险性等级时,人类工程活动改变了一些原有地貌形态,可能会诱发地表变形从而引发滑坡,但其影响程度较小。

3.3 滑坡危险性分区分析

从表 2 数据分析,随机森林模型所划分的危险性分区面积从低到极高等级整体呈现出逐渐减小的趋势,从灾害密度来看,与分区面积呈相反的的规律,且明显地随着分区面积的减少,灾害点分布增多,灾害密度也随之增大,基本符合实际情况,表明模型对研究区的滑坡危险性预测时,结合地表变形速率为指标考量的结果是可靠的。

表 2 基于 InSAR 技术的随机森林模型危险性分区表

Table 2 Zonation table of landslide susceptibility based on the InSAR technology and random forest model

分区类型	分区面积/km ²	灾害点/个	灾害密度/ 个·(100 km ²) ⁻¹
极高危险区	30.74	17	2.90
高危险区	50.42	21	2.19
中危险区	74.78	8	0.56
低危险区	95.95	2	0.11

从图 8 可知,在危险性分区空间分布特征上,危险性级别高的区域与 InSAR 解译的地表变形点分布情况整体趋势大致相吻合,且基本受软硬相间碳酸盐岩组和河流水系因子影响,岩石不够坚硬且碳酸盐岩类抗风化能力差,易出现较强烈的错动带,再加上距离河流过近,长时间水流的冲蚀和水位升降,

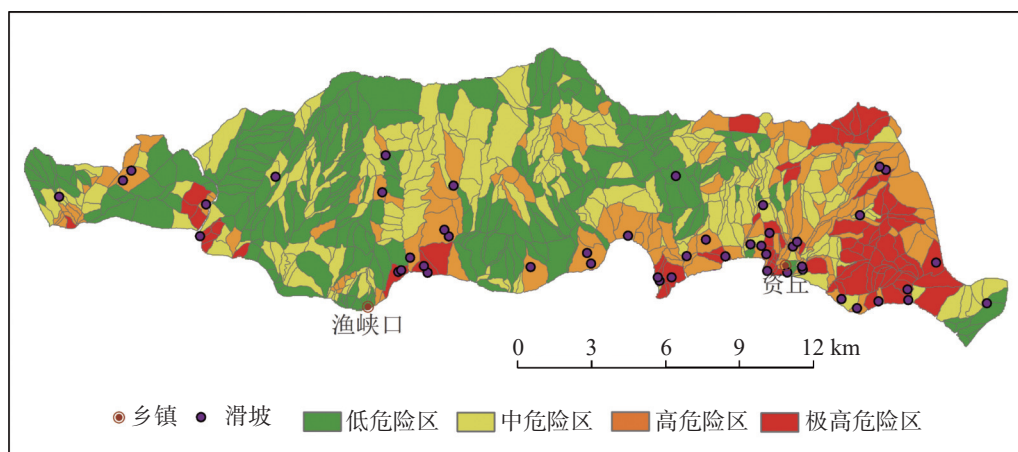


图 8 基于 InSAR 技术的随机森林模型滑坡危险性分区图

Fig. 8 Zonation map of landslide susceptibility based on the InSAR technology and random forest model

使得该区域极易发生地表变形并诱发滑坡。其中大部分极高危险区和高危险区主要分布在研究区东部, 此处的第四系厚度多数大于 4 m, 在长时间降雨或者暴雨等极端天气影响下, 岩土体重量过大, 坡体抗滑力减小也容易发生地表变形引发滑坡。

中、低危险区受河流水系影响范围因子影响较大, 多分布距河流水系 800m 范围外。其中, 中危险区多分布在相对高差 10~30 m、坡度小于 25° 的区域, 而低危险区则主要分布在高差大于 60 m、坡度大于 25°~60° 的区域, 此处多为碎屑岩组, 其胶结作用使得砂岩中松散的碎屑沉积物通过胶结作用变成固结的岩石, 不易发生地表变形, 另外此处植被茂盛可减少地表径流, 相较于中危险区更不易发生滑坡。

3.4 ROC 精度分析

采用基于 InSAR 技术的随机森林模型一定程度上提高了危险性评价结果的准确性, 绘制了模型的 ROC 曲线, 以验证模型的精确度。曲线与 X 轴形成的面积为 AUC 值, ROC 曲线越接近 Y 轴, AUC 值就越大, 代表模型精度越高。计算得到模型的 AUC 值为 0.90(图 9), 由此可知随机森林模型具有较高的预测精度。

4 结 论

本文以清江流域长阳西段为研究区, 选择坡度、工程地质岩组等 9 种评价因子, 融合 InSAR 技术, 构建滑坡危险性评价的深度学习随机森林模型, 并获取各评价因子对滑坡影响的重要程度, 完成研究区

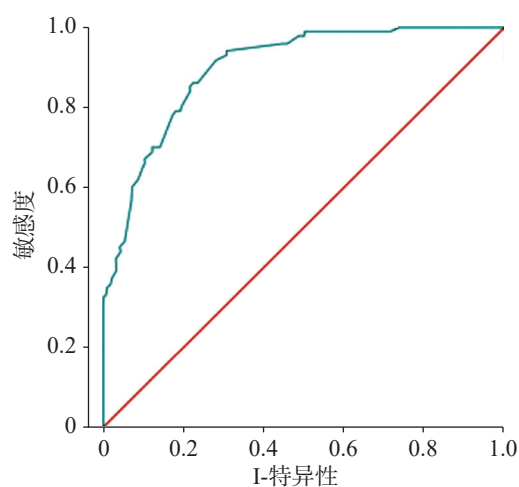


图 9 随机森林模型 ROC 曲线图

Fig. 9 ROC curve of random forest model

滑坡危险性评价工作, 取得以下认识:

(1) 评价结果显示, 清江流域长阳西段滑坡灾害极高危险区与高危险区占比较高, 达 32.22%, 主要分布在研究区东侧资丘镇附近以及清江沿岸, 与历史滑坡灾害空间分布较一致; 第四系厚度、工程地质岩组、河流水系为影响滑坡灾害危险性的主控因子, 在第四系厚度较厚、软硬相间岩组、距河流小于 200m 范围的区域更容易发生滑坡, 建议对这些区域加大地质灾害防治工作。

(2) 通过绘制滑坡危险性评价模型的 ROC 曲线可知, 基于 InSAR 技术的随机森林模型能有效反映滑坡危险性, 该随机森林模型的 AUC 值为 0.90, 具有较高精度, 表明预测结果较合理准确, 为滑坡危险性评估提供了新的研究思路。

(3) 滑坡危险性评价是在易发性评价基础上增

加了动态性与时效性要求,传统评价模型中对历史灾点的统计一般时间跨度长,动态性与时效性差,本文利用SBAS-InSAR技术获取的研究区近期地表形变数据,结合野外实地验证,解译结果可以作为近期滑坡变形数据的有效替代,其滑坡危险性评价结果更能体现当前时间范围内研究区发生滑坡灾害的可能性大小。

参考文献

- [1] 张保军,李振作,程俊祥,邓邦龙.茅坪与新滩滑坡体变形机理类比研究[J].*长江科学院院报*,2008(1):40-43,57.
ZHANG Baojun, LI Zhenzuo, CHENG Junxiang, DENG Banglong. Analogy study on deformation mechanism of Maoping and Xintan landslide[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2008(1): 40-43, 57.
- [2] 赵信文,金维群,彭轲,常宏,黎清华,黎义勇,薛永恒.清江中游隔河岩库区偏山滑坡形成机制及稳定性分析[J].*吉林大学学报(地球科学版)*,2009,39(5):874-881.
ZHAO Xinwen, JIN Weiqun, PENG Ke, CHANG Hong, LI Qinghua, XUE Yongheng. Formation mechanism and stability analysis of the pianshan landslide in geheyan reservoir area of the middle reaches of the Qingjiang River[J]. *Journal of Jilin University(Earth Science Edition)*, 2009, 39(5): 874-881.
- [3] 王娅美,张紫昭,张艳阳,张全,黄媚,努尔加玛力·伊斯马依力,吾木提汗·哈力汗.基于多种组合模型的新疆巩留县滑坡危险性评价研究[J].*工程地质学报*,2023,31(4):1375-1393.
WANG Yamei, ZHANG Zizhao, ZHANG Yanyang, ZHANG Quan, HUANG Mei, NUERJAMALI Yisimayili, WUMUTIHAN Halihan. Landslide risk assessment of GongLiu county in XinJiang based on multiple combination models[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2023, 31(4): 1375-1393.
- [4] 何萍,丁原章.基于CF多元回归模型的地震滑坡危险性研究:以香港屯门为例[J].*地震*,2013,33(2):52-62.
HE Ping, DING Yuanzhang. Study on seismic landslide hazard based on CF multiple regression model: A case study of Tuen Mun, Hong Kong[J]. *Earthquake*, 2013, 33(2): 52-62.
- [5] Kawagoe S, Kazama S, Sarukkalige P R. Probabilistic modelling of rainfall induced landslide hazard assessment[J]. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 2010,14, 1047-1061.
- [6] 王涛,刘甲美,栗泽桐,辛鹏,石菊松,吴树仁.中国地震滑坡危险性评估及其对国土空间规划的影响研究[J].*中国地质*,2021,48(1):21-39.
WANG Tao, LIU Jiamei, LI Zetong, XIN Peng, SHI Jusong, WU Shuren. Seismic landslide hazard assessment of China and its impact on national territory spatial planning[J]. *Geology in China*, 2021, 48(1): 21-39.
- [7] WANG Haishan, XU Jian, TAN Shucheng, ZHOU Jinxuan. Landslide Susceptibility Evaluation Based on a Coupled Informative-Logistic Regression Model-Shuangbai County as an Example[J]. *Sustainability*, 2023, 15: 12449.
- [8] 任敬,范宣梅,赵程,周礼,窦向阳.贵州省都匀市滑坡易发性评价研究[J].*水文地质工程地质*,2018,45(5):165-172.
REN Jing, FAN Xuanmei, ZHAO Cheng, ZHOU Li, DOU Xiangyang. Evaluation of the landslide vulnerability in Duyun of Guizhou Province[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2018, 45(5): 165-172.
- [9] YANG Xiaojie, HAO Zhenli, LIU Keyuan, TAO Zhigang, SHI Guangcheng. An Improved Unascertained Measure-Set Pair Analysis Model Based on Fuzzy AHP and Entropy for Landslide Susceptibility Zonation Mapping[J]. *Sustainability* 2023, 15, 6205.
- [10] 牛鹏飞.基于综合指数模型的舟曲县滑坡易发性评价[D].石家庄:河北地质大学,2021.
NIU Pengfei. Landslide susceptibility evaluation of Zhouqu County based on comprehensive index model[D]. Shijiazhuang: Hebei GEO university, 2021.
- [11] ZHAO Hongliang, YAO Leihua, MEI Gang, LIU Tianyu, NING Yuansong. A fuzzy comprehensive evaluation method based on AHP and entropy for a landslide susceptibility map[J]. *Entropy*, 2017, 19: 396.
- [12] 吉日伍呷,田宏岭,韩继冲.基于不同机器学习算法的地震滑坡易发性评价:以鲁甸地震为例[J].*昆明理工大学学报(自然科学版)*,2022,47(2):47-56.
JIRI Wuga, TIAN Hongling, HAN Jichong. Evaluation of the susceptibility of earthquake landslides based on different machine learning algorithms : taking Ludian earthquake as an example[J]. *Journal of Kunming University of Science and Technology(Natural Science)*, 2022,47(2): 47-56.
- [13] Roman-Herrera J C, Rodriguez-Peces M J, Garzon-Roca J. Comparison between Machine Learning and Physical Models Applied to the Evaluation of Co-Seismic Landslide Hazard[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(14), 8285.
- [14] 方然可,刘艳辉,黄志全.基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述[J].*中国地质灾害与防治学报*,2021,32(4):1-8.
FANG Ranke, LIU Yanhui, HUANG Zhiquan. A review of the methods of regional landslide hazard assessment based on machine learning[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(4): 1-8.
- [15] Alessandro Ferretti, Alfio Fumagalli, Fabrizio Novali, Claudio Prati, Fabio Rocca, Alessio Rucci. A New A-gorithm for Processing Interferometric Data Stacks: SqueeSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(9): 3460-3470.
- [16] 马博,朱杰勇,刘帅,杨得虎.联合时序InSAR和滑坡灾害易发性的元阳县滑坡灾害隐患识别[J].*地质灾害与环境保护*,2023,34(3):8-14.
MA Bo, ZHU Jieyong, LIU Shuai, YANG Dehu. Hidden landslide disaster identification in Yuanyang county with combined Time-series InSAR and landslide disasters susceptibility[J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*,

- 2023, 34(3): 8-14.
- [17] 杨霖, 缪海波, 马闯, 朱隆奇. 基于 SBAS-InSAR 技术的山旱滑坡形变分析[J]. 水电能源科学, 2023, 41(8): 175-179.
- YANG Ben, MIAO Haibo, MA Chuang, ZHU Longqi. Deformation analysis of shanzao landslide based on SBAS-InSAR technology[J]. Water Resources and Power, 2023, 41(8): 175-179.
- [18] ZHANG Peng, GUO Zihao, GUO Shuangfeng, XIA Jin. Land subsidence monitoring method in regions of variable radar reflection characteristics by integrating PS-InSAR and SBAS-InSAR techniques[J]. RemoteSens, 2022, 14: 3265.
- [19] LI Genger, HU Bo, LI Hui, LU Feng. Early Identifying and monitoring landslides in Guizhou Province with InSAR and optical remote sensing[J]. Journal of Sensors, 2021, 6616745: 1-19.
- [20] Breiman L. Random Forests. Machine Learning. 2001, 45, 5-32.
- [21] 王雪冬, 张超彪, 王翠, 朱永东, 王海鹏. 基于 Logistic 回归与随机森林的龙和市地质灾害易发性评价[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(6): 1957-1970.
- WANG Xuedong, ZHANG Chaobiao, WANG Cui, ZHU Yongdong, WANG Haipeng. Geological disaster susceptibility in Helong City based on logistic regression and random forest[J]. Journal of Jilin University(Earth Science Edition), 2022, 52(6): 1957-1970.
- [22] LIU Meiyu, XU Bing, LI Zhiwei, MAO Wenxiang, ZHU Yan, HOU Jingxin, LIU Weizheng. Landslide Susceptibility Zoning in Yunnan Province Based on SBAS-InSAR Technology and a Random Forest Model[J]. Remote Sens, 2023, 15: 2864.
- [23] Saha Sunil, Saha Anik, Roy Bishnu, Dhruv Bhardwaj, Barnali Kundu. Integrating the Particle Swarm Optimization (PSO) with Machine Learning Methods for Improving The Accuracy of The Landslide Susceptibility Model[J]. Earth Science Informatics, 2022, 15: 2637-2662.
- [24] 石辉, 邓念东, 周阳. 随机森林赋权层次分析法的崩塌易发性评价[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(25): 10613-10619.
- SHI Hui, DENG Niandong, ZHOU Yang. Evaluation of Collapse Susceptibility Based on Random Forest Weighted Analytic Hierarchy Process[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(25): 10613-10619.
- [25] CHEN Jianping, WANG Zepeng, CHEN Wei, WAN Changyuan, LIU Yunyan, HUANG Junjie. The influence of the selection of non-geological disasters sample spatial range on the evaluation of environmental geological disasters susceptibility: a case study of Liulin County[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30: 44756-44772.
- [26] DENG Hui, WU Xiantan, ZHANG Wenjiang, LIU Yansong, LI Weile, LI Xiangyu, ZHOU Ping, ZHUO Wenhao. Slope-Unit Scale Landslide Susceptibility Mapping Based on the Random Forest Model in Deep Valley Areas[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17): 4245.
- [27] 张向营, 张春山, 孟华君, 王雪冰, 赵伟康, 郑满城. 基于 Random Forest 和 AHP 的贵德县北部山区滑坡危险性评价[J]. 水文地质工程地质, 2018, 45(4): 142-149.
- ZHANG Xiangying, ZHANG Chunshan, MENG Huajun, WANG Xuebing, ZHAO Weikang, ZHEN Mancheng. Landslide hazard evaluation in the northern mountainous area of Guide County based on Random Forest and AHP[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2018, 45(4): 142-149.
- [28] WANG Yue, WEN Haijia, SUN Deliang, LI Yuechen. Quantitative Assessment of andslide Risk Based on Susceptibility Mapping Using Random Forest and CeoDetector[J]. Remote Sens, 2021, 13(13): 2625.
- [29] Samuele Segoni, Veronica Tofani, Daniela Lagomarsino, Sandro Moretti. Landslide susceptibility of the Prato-istioia-Lucca provinces, Tuscany, Italy[J]. Journal of Maps, 2016, 12(S1): 401-406.
- [30] LAI Chengguang, CHEN Xiaohon, WANG Zhaoli, XU Chongyu, YANG Bing. Rainfall-induced landslide susceptibility assessment using random forest weight at basin scale[J]. Hydrology Research, 2018, 49 (5): 1363-1378.
- [31] ZHANG Kaixiang, WU Xueling, NIU Ruiqing, YANG Ke, ZHAO Lingran. The assessment of landslide susceptibility mapping using random forest and decision tree methods in the Three Gorges Reservoir area, China[J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76: 405.
- [32] WU Wenhuan, ZHANG Qiang, Singh Vijay P, WANG Gang, ZHAO Jiaqi, SHEN Zexi, SUN Shuai. A Data-Driven Model on Google Earth Engine for Landslide Susceptibility Assessment in the Hengduan Mountains, the Qinghai-Tibetan Plateau[J]. Remote Sens, 2022, 14(18): 4662.
- [33] 曾斌, 吕权儒, 寇磊, 艾东, 许汇源, 袁晶晶. 基于 Logistic 回归和随机森林的清江流域长阳库岸段堆积层滑坡易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(4): 105-113.
- ZENG Bin, LYU Quanru, KOU Lei, AI Dong, XU Huiyuan, YUAN Jingjing. Susceptibility assessment of colluvium landslides along the Changyang section of Qingjiang River using Logistic regression and random forest methods[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(4): 105-113.
- [34] 王本栋, 李四全, 许万忠, 杨勇, 李永云. 基于 3 种不同机器学习算法的滑坡易发性评价对比研究[J]. 西北地质, 2024, 57(1): 34-43.
- WANG Bendong, LI Siquan, XU Wanzhong, YANG Yong, LI Yongyun. A Comparative Study of Landslide Susceptibility Evaluation Based on Three Different Machine Learning Algorithms[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 34-43.
- [35] 曾斌, 刘诗雅, 董琦, 袁晶晶, 艾东. 联合 PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 的鄂西山区滑坡隐患识别: 以长阳县清江流域为例[J]. 安全与环境工程, 2024, 31(2): 202-212.
- ZENG Bin, LIU Shiya, DONG Qi, YUAN Jingjing, AI Dong. Identification of landslide hazards in western Hubei mountainous area by combining PS-InSAR and SBAS-InSAR: Taking Qingjiang River Basin of Changyang County as an example[J]. Safety and Environmental Engineering, 2024, 31(2): 202-212.
- [36] 吴孝情, 赖成光, 陈晓宏, 任秀文. 基于随机森林权重的滑坡危险性评价: 以东江流域为例[J]. 自然灾害学报, 2017, 26(5):

- 119-129.
- WU Xiaoqing, LAI Chengguang, CHEN Xiaohong, REN Xiuwen. A landslide hazard assessment based on random forest weight: a case study in the Dongjiang River Basin[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2017, 26(5): 119-129.
- [37] 王超. 基于机器学习的滑坡危险性评价研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- WANG Chao. Study on Risk Assessment of Landslide Based on Machine Learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [38] 王璨, 肖浩, 肖婷, 方亚其, 刘磊磊. 基于机器学习的长沙市滑坡灾害快速风险评价[J]. *矿冶工程*, 2023, 43(5): 26-31, 36.
- WANG Can, XIAO Hao, XIAO Ting, FANG Yaqi, LIU Leiei. Efficient Risk Assessment of Landslide Disasters in Changsha City Based on Machine Learning[J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2023, 43(5): 26-31, 36.
- [39] 戴勇, 孟庆凯, 陈世洸, 李威, 杨立强. 基于 BPNN-SHAP 模型的滑坡危险性评价: 以伊犁河流域为例[J]. *沉积与特提斯地质*, 2024, 44(3): 534-546.
- DAI Yong, MENG Qingkai, CHEN Shilong, LI Wei, YANG Liqiang. Landslide hazard evaluation based on BPNN-SHAP model: A case study of the Yili River Basin, Xinjiang Province[J]. *Sedimentary Geology and Tethyan Geology*, 2024, 44(3): 534-546.

Landslide susceptibility assessment in the western Changyang section of the Qingjiang River Basin based on InSAR technology and random forest algorithm method

MENG Xiaojun¹, XING Zhao²

(1. School of Environmental Studies, China University of Geosciences, Wuhan, Hubei 430074, China; 2. College of Resources and Environment, Yangtze University, Wuhan, Hubei 430100, China)

Abstract The Qingjiang River Basin, a typical karst mid-mountain geomorphic region where carbonate rocks constitute 72% of the lithology, has been extensively influenced by long-term geological processes. Quaternary loose deposit layers, mixed with soil and rock, are extensively distributed along both banks. These layers exhibit poor stability and are prone to frequent landslide disasters, such as the Pianshan landslide and Maoping landslide. Traditional landslide susceptibility assessments typically rely on static historical data and linear models, such as the information content method and the Analytic Hierarchy Process (AHP). However, these approaches are limited in their ability to capture the nonlinear characteristics of landslide evolution. To improve the timeliness and accuracy of the assessment, this study integrates Small Baseline Subset-InSAR (SBAS-InSAR) surface deformation monitoring technology with the random forest machine learning algorithm to conduct dynamic landslide susceptibility assessments in Ziqiu town and Yuxiakou town, covering a total area of 251.89 km² in Changyang county, Hubei Province.

Based on the landslide development patterns in the study area, this study selects 12 evaluation indicators from four categories—topography, geology, hydrology, and human engineering activities—as the landslide susceptibility indicators for the region. It employs the Random Forest model for comprehensive susceptibility assessment. Due to the poor timeliness and inaccuracy of landslide data in traditional evaluation models, the study utilizes the latest Sentinel-1A radar data and applies the SBAS-InSAR method to obtain up-to-date surface deformation data to replace the conventional landslide data. The interpretation results show that the central and western parts of the study area are predominantly characterized by subsidence points, with a small number of uplift points, while the eastern region exhibits a greater distribution of uplift points. The density of surface deformation points decreases from the southern to the northern part of the study area. Along the Qingjiang River, surface deformation points are more densely distributed. From the western part of the study area to Ziqiu Town, subsidence points dominate, while from Ziqiu town to the eastern part of the study area, uplift points are more prevalent. Most of the surface deformation points are located around towns and villages. In Yuxiakou town, both subsidence and uplift points are present, while Ziqiu town mainly features uplift points. The surface deformation points are mainly located in hard carbonate rock formations, with densely distributed deformation points typically found on both sides of fault zones. The rock mass on either side of the fault is subjected to intense compression, leading to fracturing, which forms a fractured zone. The uneven distribution

of stress on both sides can easily trigger landslides. Additionally, the comparison of surface deformation points with other evaluation factors reveals that these points are predominantly distributed in areas with slopes ranging from 8° to 25° , elevation differences between 10 m and 30 m, and proximity to construction land such as houses and roads, where human engineering activities significantly influence surface deformation.

The 12 evaluation indicators and SBAS-InSAR interpretation results were used as training datasets, and the random forest method was employed to assess landslide susceptibility. The importance of the evaluation factors, as determined by the random forest classification prediction model, indicated that Quaternary thickness and engineering geological rock groups were significantly more influential than the other factors. This suggests that when the surface deformation rate is used as an indicator to evaluate landslide susceptibility levels, geological factors are predominant. The hardness and stability of the rocks, as well as the thickness of the Quaternary deposit layers, determine the scale and severity of landslides induced by surface deformation. Factors such as the influence range of river systems, elevation difference, and slope have relatively high importance values. Within a certain influence range of river systems, water level fluctuations may significantly affect landslide stability. Areas with greater elevation differences and steeper slopes exhibit higher surface deformation rates, consequently increasing the probability of landslides. The remaining factors have little impact on the prediction results; except for the distance to the fault, all are related to human engineering activities. This suggests that when the surface deformation rate is used as an indicator for landslide susceptibility assessment, human engineering activities may alter certain original landforms and potentially trigger surface deformation and landslides, although their influence is relatively limited.

The calculation results indicate that the areas classified as extremely high-risk and high-risk for landslide hazards in the western section of Changyang, within the Qingjiang River Basin, account for a substantial proportion, reaching 32.22%. These areas are mainly concentrated near Ziqiu town on the eastern side of the study area and along the banks of the Qingjiang River, which aligns well with the spatial distribution of historical landslides. The Quaternary deposit thickness, engineering geological rock groups, and river systems are identified as the dominant controlling factors for landslide susceptibility. Areas characterized by thicker Quaternary deposits, interbedded with soft and hard rock layers, and the distance proximity to rivers (within 200 meters) demonstrate significantly higher probability of landslides. The ROC curve analysis of the hazard assessment model shows that the random forest model incorporating InSAR technology can effectively capture landslide susceptibility, achieving a high AUC value of 0.90. This model exhibits strong predictive performance and reliability, providing a novel approach to landslide susceptibility assessment and valuable decision-making support for governmental disaster prevention and mitigation efforts.

Key words landslide, SBAS-InSAR, random forest algorithm method, disaster assessment, the Qingjiang River

(编辑 张玲)