融合时序 InSAR 形变的石棉县滑坡易发性评价

秦佳松[1]，李为乐[1,2*]，单云锋[1]，周胜森[1]，郁文龙[1]

1. 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室，成都 610059；
2. 应急管理部滑坡灾害风险预警与防控实验室，成都 610059

第一作者，E-mail：2663288045@qq.com

* 通信作者，E-mail：liweile08@mail.cdut.edu.cn

2024-06-19 收稿；2024-08-11 修回；2024-08-13 接受

基金项目：国家重点研发计划(2021YFC3000401)；四川省重点研发项目(2023YFS0435)；地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室自主研究课题(SKLGP2022Z007)；自然资源部−四川省合作项目(SCDZRS-2023)

中图分类号：P642.22　　文章编号：2096-8523(2026)01-0199-13　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240342

摘　要：滑坡作为一种对自然和社会环境造成极大破坏的地质灾害，其易发性评价对防灾减灾至关重要。现有的滑坡数据库常作为滑坡易发性评价的数据基础，由于更新不及时，存在时效性差和不全面等问题。此外，传统的滑坡易发性评价方法主要依赖于静态数据(如地形、地质、水文)，缺乏动态数据(如地表形变)，难以全面捕捉正在变形的滑坡特征，导致评价的可靠性较差。结合光学遥感技术和合成孔径雷达干涉测量(InSAR)技术识别研究区滑坡并获取地表形变作为动态评价因子，结合静态评价因子，采用联合训练和加权叠加 2 种方法，耦合最大熵(MaxEnt)模型，并使用迭代自组织(ISO)聚类算法对石棉县进行了滑坡易发性评价及分区。结果表明：(1)综合光学遥感技术和 InSAR 技术 2 种方法，在研究区共识别出 139 处滑坡，研究区滑坡灾害高易发区主要分布于河流和道路两侧，滑坡灾害点的分布与所划分区域有很好的吻合性。(2)补充 InSAR 形变因子在一定程度上提高了 6.1% 的易发性精度(受试者工作特征曲线(ROC)下面积 *AUC*=0.921)，同时显著地降低了评估结果中出现假阳性和假阴性的情况，提高了模型的精确性。该研究突出了将 InSAR 形变信息融入滑坡易发性模型中的优势，可为石棉县滑坡灾害预防提供重要支撑。

关键词：石棉县；滑坡易发性评价；时序合成孔径雷达干涉测量（InSAR）；动态评价因子；最大熵模型

滑坡是指在重力作用下，斜坡上的岩土体沿着特定的滑动面发生整体下滑的自然现象，也是全球范围内发生频率最高、危害性最大的地质灾害之一，并具有突发性强、分布范围广的特点，对人类生命财产安全和自然环境构成了重大威胁[1-3]。根据国家减灾委员会发布的《“十四五”国家综合防灾减灾规划》[4]，我国亟需提升灾害风险管理水平，增强防灾减灾科技支撑能力。滑坡易发性评价通过分析滑坡的空间分布规律，建立环境因子与滑坡发生之间的关系，预测研究区内可能发生滑坡的潜在区域，对防灾减灾具有重要意义[5-9]。

我国国土资源广袤、地质构造复杂多样，高效、准确地获取滑坡灾害点位信息是进行滑坡灾害易发性评价的首要前提[10]。传统的调查排查和群测群防手段在高山地带、人迹罕至的滑坡隐患源区难以实现大范围早期识别[11]。随着遥感技术的发展，合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar，简称 InSAR)技术利用雷达影像相位信息探测微小的地表形变，具有覆盖范围广、全天候运作、精度高等特点，已广泛用于滑坡隐患早期识别与形变监测[12-13]。因此，将 InSAR 技术引入滑坡灾害评价领域，有助于弥补历史灾害点记录不全面、时效性

著录信息：秦佳松，李为乐，单云锋，等. 融合时序 InSAR 形变的石棉县滑坡易发性评价［J］. 地质科技通报，2026，45(1)：199-211.
QIN Jiasong，LI Weile，SHAN Yunfeng，et al. Landslide susceptibility assessment in Shimian County based on time-series InSAR deformation［J］. Bulletin of Geological Science and Technology，2026，45(1)：199-211.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjtb.cug.edu.cn

差等问题，从而提高评价结果的准确性。

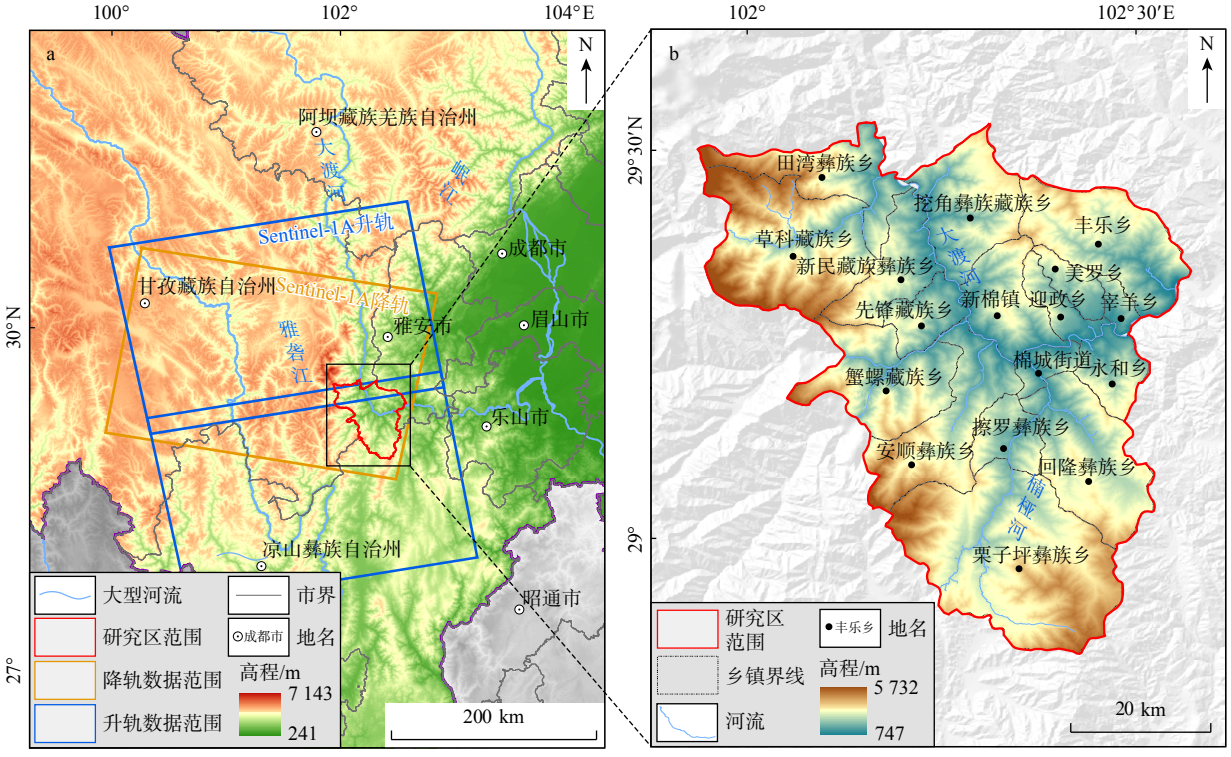
在滑坡易发性评价中，评价因子的选择是一个关键问题，以往的滑坡易发性评估通常基于多种静态环境因子（如坡度、坡向、岩性、水文等）构建模型[14-15]。然而，滑坡的发生和变形破坏通常始于蠕变阶段，与滑坡地表变形关系密切[16]。InSAR 形变反映了滑坡的运动状态，可以作为滑坡易发性评价模型中的特征因子，形变结果能够弥补传统滑坡易发性模型在分析滑坡动态特性方面的缺陷。如何将 InSAR 技术获取的形变信息融入滑坡易发性评价模型，已经成为该领域的研究热点之一。在这方面，一些学者开展了引入 InSAR 形变数据在滑坡易发性评价中的研究。例如，陈宝林等[17]采用遥感解译、InSAR 形变分析和现场调查相结合的方法，对黄河干流军功古滑坡进行了评价。DAI 等[18]基于 InSAR 技术获取了最陡坡向的形变速率，在此基础上对舟曲县滑坡进行了危险性评价。SHAN 等[19]通过将多轨道形变速率结果创建评估矩阵与常规易发性评价结果相结合，实现了杂谷脑河流域滑坡灾害的动态评估。上述研究成果表明，将 InSAR 形变数据作为评价因子可以显著提升区域滑坡易发性评价的准确性。

石棉县地处地质构造活跃区域，地质条件复杂。长期以来，受水流冲刷和侵蚀等因素的影响，该地区地质灾害频发。然而，目前尚缺乏对该地区滑坡易发性评价的研究。因此，本研究将利用光学遥感技术和时序 InSAR 技术识别石棉县的滑坡，并将其形变量作为一个评价因子，采用联合训练和加权叠加 2 种方法融入易发性评价模型中，通过对比分析引入 InSAR 动态因子和无动态因子的滑坡易发性评价结果，选取最优的方法对石棉县进行滑坡易发性评价。

1　研究区概况和数据来源

1.1　研究区概况

石棉县位于四川省雅安市，地处青藏高原横断山脉东部、大渡河中游，地理坐标为 101°55′～102°34′E，28°51′～29°32′N，地势西高东低，南北高、中部低，地形陡峻，呈现出西、南、北向中部倾斜的特点（图 1b）。研究区主要水系为大渡河及其支流楠桠河，大渡河由西至东贯穿全区，楠桠河由南至北于县城处汇入大渡河[20]。研究区地处龙门山、鲜水河和安宁河三大断裂带交汇处，地质构造活动强烈。该区地层出露较全，除古生界志留系、石炭系缺失外，从新元古界震旦系至第四系均有出露。岩性以岩浆岩为主，其次为沉积岩、变质岩和松散岩类[20]。研究区内人类工程活动频繁，增加了地质灾害发生的可



a. 研究区内 Sentinel-1A 卫星图像覆盖范围；b. 研究区地形地貌

图 1　研究区位置及概况

Fig. 1　Location and overview of the study area

能性，使其成为地震活动频繁和地质灾害高易发区。

1.2 数据来源

本研究收集了 2019 年 1 月 2 日至 2022 年 10 月 1 日的 114 景 Sentinel-1A 升轨数据，以及 2019 年 1 月 9 日至 2022 年 9 月 26 日的 121 景 Sentinel-1A 降轨数据，数据覆盖范围及具体参数信息如图 1a 和表 1 所示。

表 1 Sentinel-1A 数据基本参数

Table 1 Basic parameters of Sentinel-1A data

主要参数	基本数据
波长/m	5.6
波段	C波段
轨道方向	升（降）轨
重访周期/d	12
入射角/(°)	39.80，39.42
成像模式	IW
极化方式	VV

滑坡是多种影响因素共同作用的结果[21]。选择合适的影响因素来建立滑坡评估模型至关重要，但目前尚无明确标准[22]。在石棉县滑坡灾害实地调查的基础上，本研究选取了坡高、坡度、坡向、岩土体类型、平面曲率、剖面曲率、距道路距离、距断层距离、距河流距离、归一化植被指数（normalized difference vegetation index，简称 *NDVI*）、降雨量 11 个静态因子，并将时序 InSAR 形变量作为动态因子，共计 12 个因子作为滑坡易发性评估数据源。数据来源如表 2 所示。

表 2 影响因子数据源

Table 2 Impact factor data source

数据名称	类型	分辨率（比例尺）	来源
DEM	栅格	30 m	https://www.gscloud.cn
岩性 断层	矢量	1∶25万	http://www.ngac.org.cn
降雨量	栅格	30 m	https://www.resdc.cn
水系 道路	矢量	1∶25万	https://www.webmap.cn
NDVI	栅格	30 m	http://www.nesdc.org.cn
SAR影像	栅格	5 m×20 m	https://search.asf.alaska.edu

注：DEM. digital elevation model，数字高程模型；SAR. synthetic aperture radar，合成孔径雷达；*NDVI*. 归一化植被指数；下同

在滑坡易发性评价中，因子越多并不意味着效果越好，数量和质量之间的平衡至关重要。所选因子既要反映其对滑坡的影响，又要避免因子间存在过强的相关性。皮尔逊相关系数（r）是一种用来衡量 2 个连续变量之间线性关系强度和方向的统计方法，取值范围在−1 ~ 1 之间，符号表示相关的方向，绝对值表示强度。一般情况下，$|r|$<0.3 表示无相关性，$|r|$<0.5 表示相关性较弱，$|r|$>0.8 表示相关性强[23]。

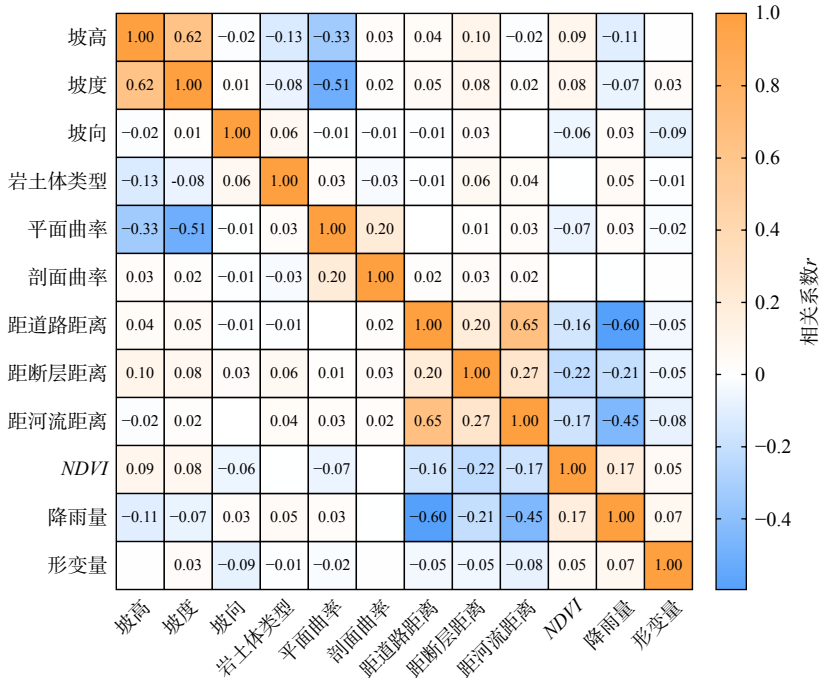


图 2 皮尔逊相关性矩阵

Fig. 2 Pearson correlation matrix

图 2 显示了各因子之间的相关系数。所有因子之间的相关系数都小于 0.8; 大多数因子之间的相关系数小于 0.5。这表明所选的 12 个因子之间没有很强的相关性, 适合用于滑坡易发性建模。

将所选的 12 个评价因子通过 ArcGIS 10.8 平台统一为 30 m×30 m 分辨率和 WGS_1984_UTM_Zone_48N 坐标系, 并对各评价因子进行分级(图 3)。

(1)地形因子

基于数字高程模型(digital elevation model, 简称 DEM)计算得到坡高(图 3a)、坡度(图 3b)、坡向(图 3c)、平面曲率(图 3e)、剖面曲率(图 3f)。其中, 坡高是滑坡灾害发生的主要影响因子之一, 坡高的变化会引起坡体内应力值的变化, 并在一定条件下为滑坡灾害提供势能[24]; 此外, 随着坡度的增加, 坡脚处的应力集中程度也会随之增加[25]; 坡向对岩土体的稳定性有着一定的影响, 沿着断层走向的垂直方向, 地震波传播的能量较大, 从而导致地质灾害在坡向上的分布不均匀[10]; 较大的平面曲率通常意味着地表存在明显的凸起或凹陷[26]; 剖面曲率影响水分的积聚和排泄, 进而影响土壤或岩石的稳定性[26]。这些地形特征可能会增加滑坡发生的风险。

(2)地质因子

基础地质条件对滑坡的发生至关重要, 岩层或土壤的稳定性与强度不足会增加滑坡的风险, 而地质构造往往决定了坡体的结构, 岩性的软硬程度和破碎程度更是影响着坡体的变形模式和稳定性[27]。根据工程地质岩组和研究区岩体情况, 将岩性划分为 4 类: 松散岩体、较软弱岩体、较坚硬岩体和坚硬岩体(图 3d)。以 500 m 为缓冲间隔, 将研究区按距断层距离划分为 11 个区间(图 3h)。

(3)水文因子

水系是影响滑坡的重要因素之一, 其主要影响表现为河流的下切、侧向掏蚀, 以及软化前缘坡体[27]。大量降雨水位上升等因素都可能导致土壤饱和与土壤润滑, 从而增加滑坡的风险[28]。将研究区内 2020 年年均降雨量划分为 7 个等级(图 3k)。以 500 m 为缓冲间隔, 将研究区按距河流距离划分为 9 个区间(图 3i)。

(4)人类活动因子

由于城乡建设的快速发展, 如公路修建和切坡建房等一系列人类工程活动[29], 增加了石棉县发生滑坡灾害的可能性。石棉县境内 *NDVI* 范围为 0 ~ 1, 将分其为 9 个等级(图 3j)。以 500 m 为缓冲间隔, 将研究区按距道路距离划分为 9 个区间(图 3g)。

(5)InSAR 形变因子

本研究利用小基线集 InSAR(small baseline subsets InSAR, 简称 SBAS-InSAR)技术获取研究区的年均变形速率, 由于 InSAR 采样点是离散的, 为了便于将其作为变形因子进行滑坡易发性评价, 使用“克里金”工具对形变点进行插值处理[30], 将最终得到的年均形变量分为 7 个等级(图 3l)。

2　方　法

本研究的主要流程包括: (1)利用光学遥感技术和时序 InSAR 技术识别研究区滑坡, 建立滑坡数据库; (2)基于频率比法分析研究区内滑坡分布规律; (3)将 InSAR 形变量作为一个评价因子, 采用联合训练和加权叠加 2 种方法融入最大熵(maximum entropy, 简称 MaxEnt)模型中, 并使用迭代自组织(iterative self-organizing, 简称 ISO)聚类算法对石棉县进行滑坡易发性分区及评价。

2.1　频率比法

频率比法在滑坡易发性评价中被广泛使用, 该方法基于历史滑坡与评价因子的空间分布特征, 以计算因子各分级在空间上与滑坡事件的相关程度[19], 其表达式为:

$$FR = \frac{N_i/S_i}{N/S} = \frac{N_i/N}{S_i/S}, \tag{1}$$

式中: FR 为频率比值; N 为研究区滑坡总面积; N_i 为影响因子的第 i 个分级包含的滑坡面积; S 为研究区总面积; S_i 为影响因子的第 i 个分级包含的面积。

2.2　最大熵模型

MaxEnt 模型是 JAYNES 于 1957 年提出, PHILLIPS 等[31-33] 基于机器学习和数理统计方法以 Java 语言为基础开发了 MaxEnt 软件。MaxEnt 模型是一种基于最大熵原理的统计学习模型, 其核心思想是在给定约束条件下选择熵最大的概率分布。MaxEnt 模型在处理分类和回归任务时表现出色, 尤其擅长处理复杂特征和非线性关系。其核心公式是条件概率的对数线性模型, 表示为:

$$P(y|x) = \frac{\exp\left(\sum_i \lambda_i f_i(x,y)\right)}{Z(x)}, \tag{2}$$

式中: $P(y|x)$ 为在给定 x 的条件下 y 的条件概率; λ_i 为特征权重; $f_i(x,y)$ 为特征函数; $Z(x)$ 为归一化因子。

MaxEnt 模型已被广泛应用于滑坡等灾害易发

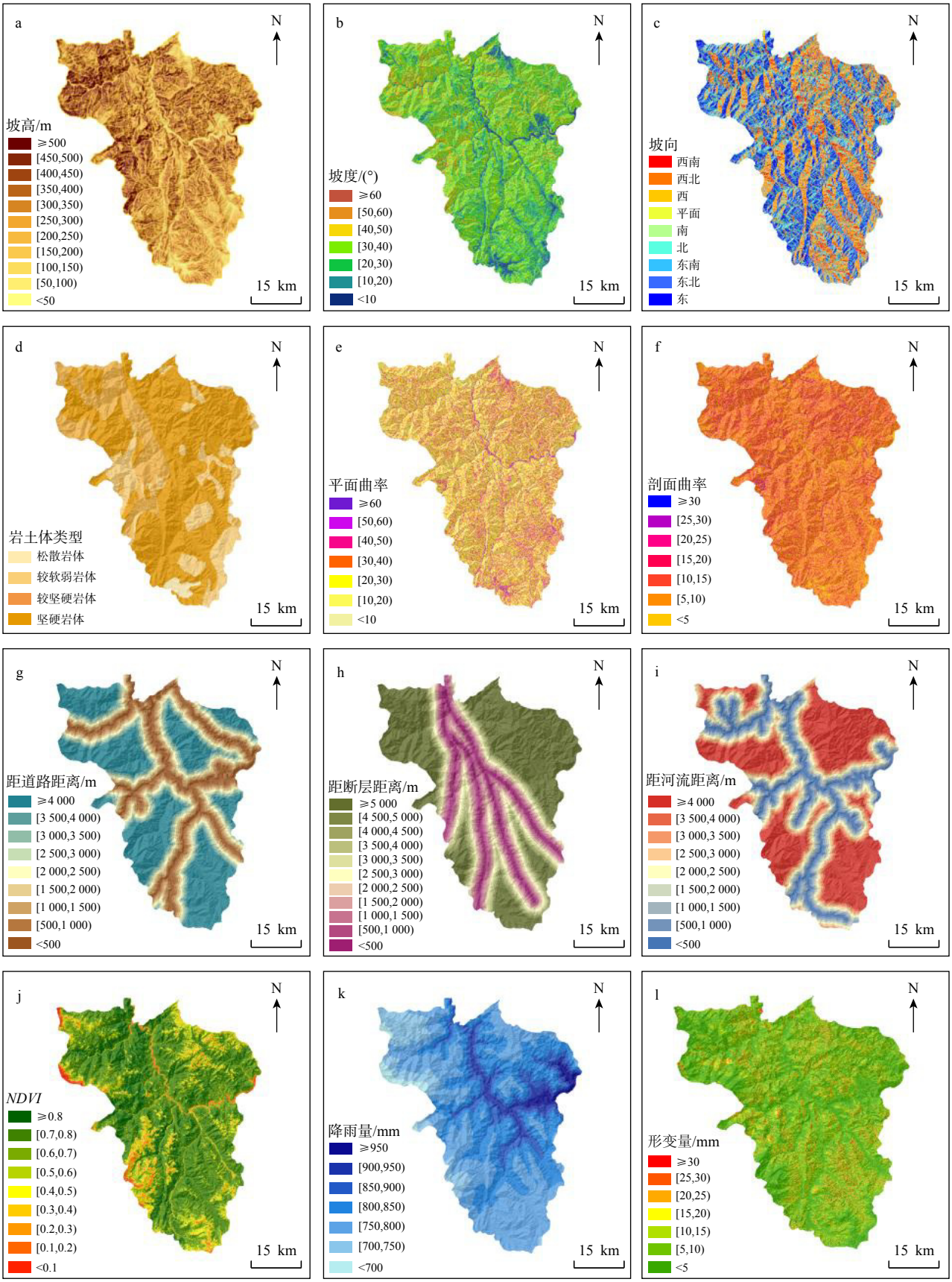


图 3　影响因子分级图

Fig. 3　Impact factor classification chart

性预测[34-36]。然而，目前大多数研究是基于默认参数构建模型，容易导致过度拟合，降低模型的泛化能力，使预测结果不可靠且难以解释[37]。MaxEnt 模型的预测性能主要受到正则化乘数（*RM*）和特征组合（*FC*）2 个参数的影响，为了降低模型的随机性和结果的不确定性，本研究利用 R 语言中的 ENMeval 数据包对参数进行调整，最终选取了 *Delta AICc*=0（*Delta AICc* 表示每个候选模型与最优模型的差值，衡量模型相对优劣。当 *Delta AICc*=0 时，对应的 *Delta AICc* 最小模型通常被认为是最优模型）且 10% 训练遗漏率较低的模型作为最优模型[38]。为了进一步提高结果的稳定性，将滑坡灾害分布点随机分成一个训练数据集（70%）和一个测试数据集（30%），设置最大迭代次数为 5 000 次，并重复计算 10 次，最后取平均值。

2.3　耦合方法

InSAR 技术在滑坡易发性评价中的应用，增强了对地面抬升、沉降等动态因素的考虑，使得在滑坡蠕变阶段就能识别出潜在的滑坡区域，从而获得更加准确的评价结果[19]。InSAR 形变数据与滑坡易发性模型的典型耦合方法包括联合训练、加权叠加和构建评价矩阵，本研究采用了前 2 种耦合方法，得到了动态滑坡易发性评价模型。

（1）InSAR 联合训练 MaxEnt（IJMaxEnt）

该方法将 InSAR 形变数据融入基础数据集作为影响因子，在经历与其他因子相同的预处理后，加入模型进行联合训练。

（2）InSAR 加权叠加 MaxEnt（IWMaxEnt）

该方法同时考虑了地质条件和滑坡演化情况，首先对 InSAR 形变量进行归一化处理，然后通过加权叠加法将其与基于静态因子构建的 MaxEnt 模型易发性概率图相结合。在这一过程中，根据 DEVARA 等[39]、CAO 等[40] 的研究成果，为滑坡易发性图（*LSM*）和地表形变图（*GDM*）分别赋予了 0.61 和 0.39 的权重。该方法将 2 个加权分量叠加，建立了滑坡动态易发性评价模型。加权叠加公式为：

$$LDSM = 0.61\,LSM + 0.39\,GDM, \tag{3}$$

式中：*LDSM* 为滑坡动态易发性图。

2.4　ISO 聚类算法

在滑坡易发性评价过程中，确定分级阈值是至关重要的一步。大多数研究采用自然断点法（natural break classification，简称 NBC）进行分级。然而，自然断点法对数据中的噪声较为敏感，即使少量的噪声数据也可能导致分类结果的偏差，从而影响评价结果的准确性和稳定性。

为了获得更合理的分级结果，本研究引入迭代自组织（ISO）聚类算法对易发性等级进行划分。ISO 聚类算法是一种基于自组织数据分析技术的聚类方法[41]。王启盛等[42] 在对宁南县滑坡易发性研究中发现，ISO 聚类算法比自然断点法表现出更高的分级精度。ISO 聚类算法通过迭代的方式不断调整聚类中心的位置，以实现数据点的聚类。在每一次迭代中，根据数据点与聚类中心的距离将其分配到最近的簇中，并通过计算簇内数据点的均值来更新聚类中心的位置，直至满足收敛条件[41-42]。

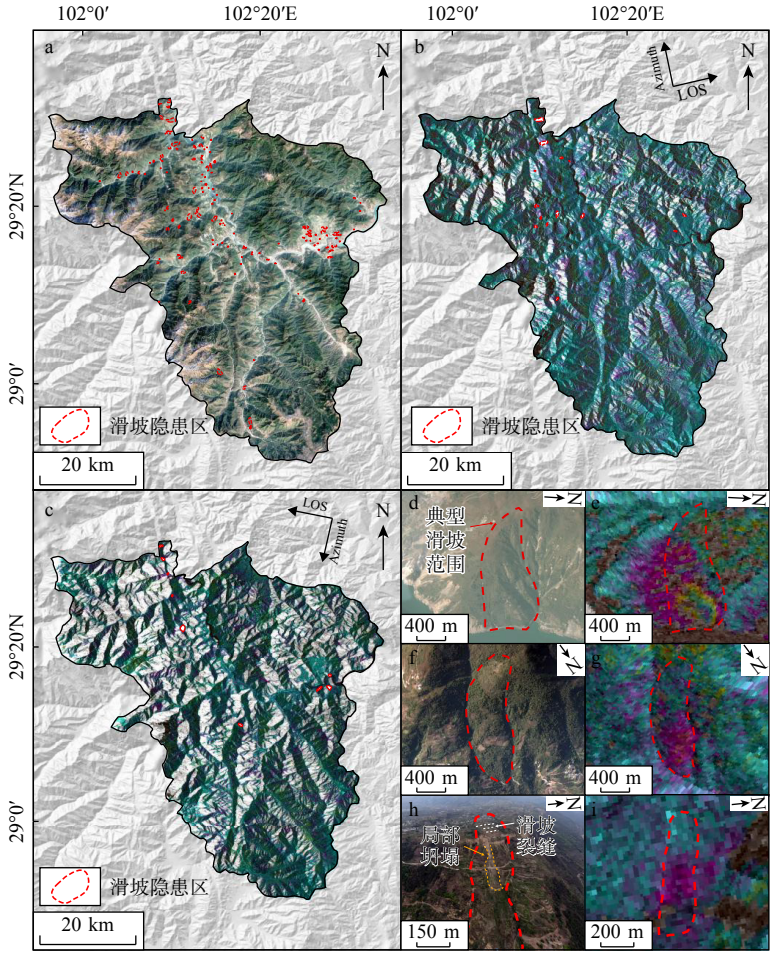
3　结　果

3.1　滑坡识别结果

本研究利用干涉图堆叠（Stacking-InSAR）技术对不同轨道的合成孔径雷达（synthetic aperture radar，简称 SAR）数据进行处理，得到研究区潜在形变区域，结合光学影像进行目译，并通过野外验证，确定滑坡位置与边界。最终，将 InSAR 技术识别的滑坡信息补充到光学遥感技术识别的滑坡信息中，构建石棉县滑坡数据库。研究区滑坡识别结果如下：利用 Google Earth 所提供的历史遥感影像共识别出 134 处滑坡，升轨探测出 15 处活动滑坡，降轨探测出 9 处活动滑坡，其中 19 处为光学卫星遥感与 Stacking-InSAR 技术共同识别，5 处为 Stacking-InSAR 技术单独识别，综合 2 种方法，最终在研究区共识别出 139 处滑坡（图 4）。研究区内滑坡规模以中小型为主，滑坡灾害总面积 16.26 km^2，滑坡面积最小为 2 628.61 m^2，最大为 0.971 km^2。

3.2　滑坡分布规律

通过统计各影响因子分级内滑坡点的数量并计算频率比（*FR*），分析研究区内滑坡与影响因子之间的空间关系。从坡高来看，以坡高 [250, 300）m 范围内，滑坡发育数量最为集中（图 5a）。从坡度来看，滑坡主要集中在坡度小于 50°的区域（图 5b）。从坡向来看，研究区内滑坡灾害的相对密度表现为北坡较少的特征（图 5c）。从曲率来看，当平面曲率小于 10、剖面曲率小于 5 时，*FR* 值最大，分别为 1.85，1.58（图 5e，f）。从岩土体类型来看，石棉县滑坡灾害主要发生在坚硬岩体中，*FR* 值也最大（图 5d）。从距断层距离来看，距离断层越近，滑坡发育的频率越高（图 5h）。从降雨量来看，随着降雨量的增加，滑坡发生的频率也相应提高（图 5k）。从距河流距离来看，距离河流越近，滑坡发育的频率越高（图 5i）。从 *NDVI* 来看，研究区域内滑坡灾害主要集中在 *NDVI*



a. 基于光学遥感的滑坡识别结果; b. 基于升轨数据的滑坡识别结果; c. 基于降轨数据的滑坡识别结果; d ~ i. 典型滑坡识别结果: d, f, h 为光学识别结果; e, g, i 为 InSAR 识别结果; Azimuth. 方位角; LOS. 视线方向

图 4　滑坡识别结果

Fig. 4　Landslide identification results

大于 0.6 的区域, 其中 [0.7, 0.8)范围内最为集中, 占滑坡总数的 53.91%(图 5j)。从距道路距离来看, 距离道路越近, 滑坡发育的频率越高(图 5g)。从 InSAR 形变量来看, 研究区内 73.6% 的滑坡的形变量都处于 10 mm 以下, 而形变量大于 30 mm 的区域, *FR* 值最大, 为 2.54(图 5l)。

3.3　滑坡易发性评价

本研究以 30 m×30 m 分辨率的栅格作为滑坡易发性分析的评价单元, 以静态因子构建的 MaxEnt 模型为基础, 采用 2 种不同的方法将 InSAR 形变数据与 MaxEnt 模型耦合, 并使用 ISO 聚类算法将滑坡概率预测结果统一划分为 5 个等级: 极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区、极高易发区(图 6)。

由图 6, 3g, 3i, 1b 可以看出, 石棉县的滑坡高风险区主要分布在公路两侧和河流沿岸。其中, 大渡河沿岸及其与支流交汇处滑坡发育较多, 此外, 受下游水库蓄水的影响, 美罗乡、迎政乡沿河段滑坡分布较密集。这些地区受河流切割明显, 临空条件较好, 加之人类活动频繁, 在地震或恶劣天气条件下, 发生滑坡的可能性较大。将真实收集的滑坡点数据与分区图进行叠加分析(表 3), 发现滑坡灾害点主要集中在本研究所划分的极高、高易发区。在低易发区, 每 10 km^2 面积内的滑坡灾害点个数少于 1 个; 而在高风险区, 最高可达到 7 个。由此可见, 本研究所得的滑坡易发性评价结果与实际滑坡灾害的分布情况较为一致, 说明评价结果具有较高的准确性。

3.4　精度评价

本研究采用受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, 简称 ROC)来评价模型的分类性能, 横轴(1−特异性)表示正确预测的非滑坡样本比例, 纵轴(敏感性)表示正确预测的滑坡样本比例[43]。ROC 曲线越接近左上角, ROC 曲线下的面积越大, 即曲线下面积 *AUC*(area under the curve)值越大, 表明模型性能越优秀, 精度越高[43]。

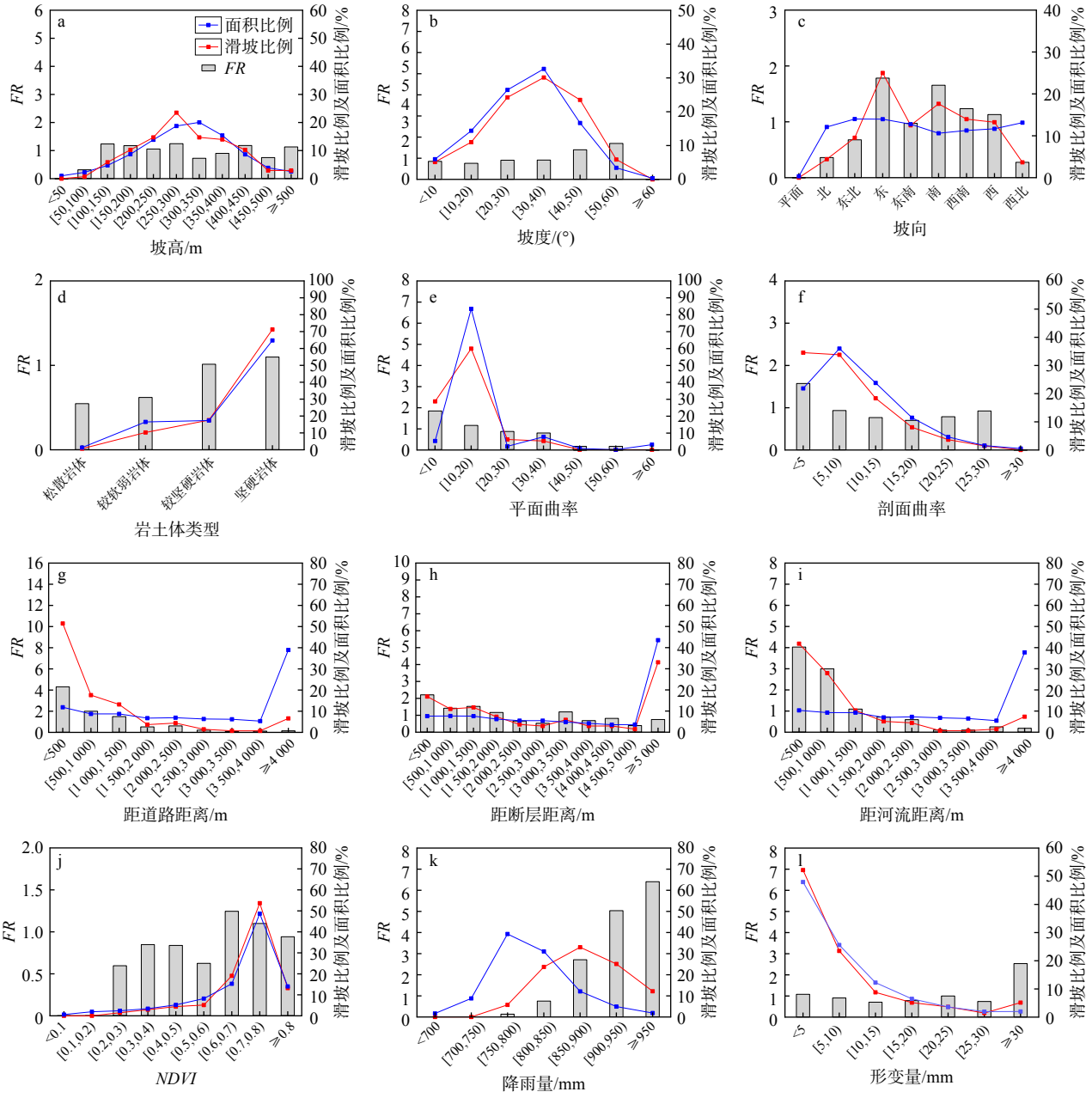


图 5　影响因子对滑坡作用关系（*FR*. 频率比值）

Fig. 5　Relationship between influencing factors and landslide

对比结果如图 7 所示，未融入动态因子的 MaxEnt 模型 *AUC* 值为 0.868；融入动态因子后，IJMaxEnt、IWMaxEnt 模型的 *AUC* 值分别为 0.921，0.880，相较于仅使用静态因子进行评价，本研究所建立模型准确度分别提升了 6.11% 和 1.38%。此外，极高、高易发区单位面积内已有滑坡点个数也显著增加。由此可见，融入动态因子使得模型泛化能力更好，其中，InSAR 联合训练的方法（IJMaxEnt）极大地提升了模型的精确度，而 InSAR 加权叠加的方法（IWMaxEnt）尽管对模型精确度的提升较小，但保留了静态评价相同的预警区域，并进一步扩展了危险区的范围，这对可能因缓慢蠕动而达到临界状态的突发灾害，起到了重要的预警作用。

3.5　影响因子重要性

为进一步探讨滑坡易发性的特征，本研究运用 Jackknife（刀切法）对易发性背后的驱动因素进行了计算和分析[44]，从而得出各影响因子对滑坡易发性的贡献率，以此来区分主要驱动因子（图 8）。模拟结果显示，影响滑坡易发性空间分布的主要影响因子依次为降雨量（贡献率 32.2%）、距道路距离（贡献率 22.6%）、距河流距离（贡献率 14.8%）、平面曲率（贡献率 8.6%）、坡向（贡献率 8.5%）、形变量（贡献率

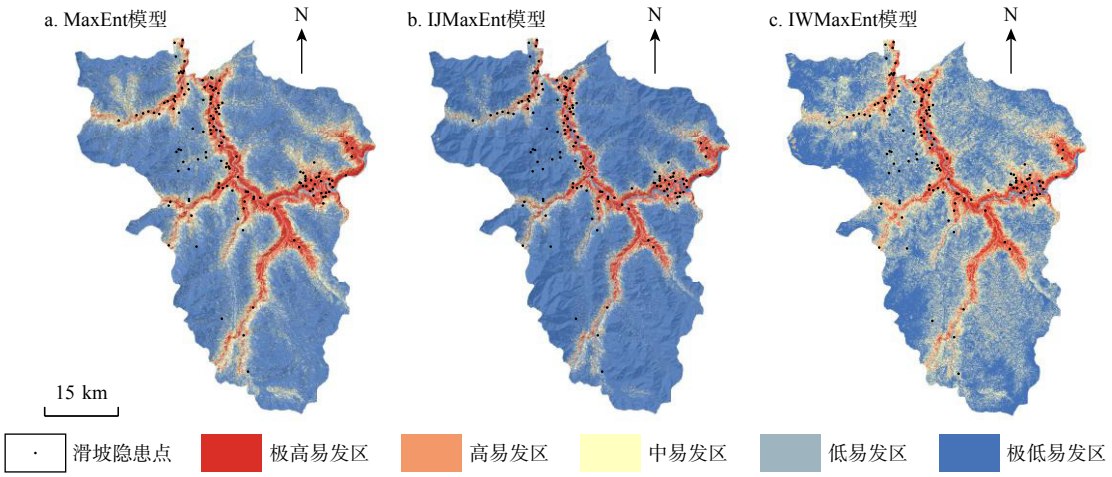


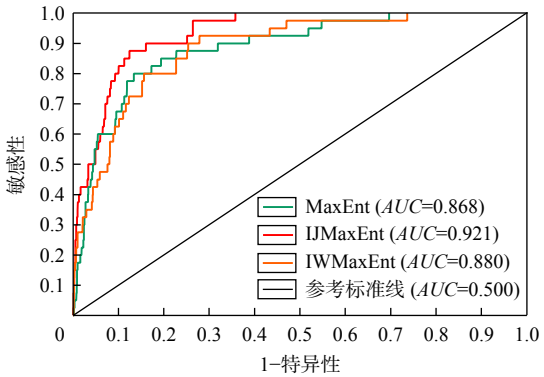
图 6　3 种模型滑坡易发性分区图

Fig. 6　Landslide susceptibility zoning diagrams of three models

表 3　3 种模型滑坡灾害点分布对比

Table 3　Comparison of landslide hazard point distribution of three models

模型	易发性等级	滑坡数量/个	滑坡比例/%	面积比例/%	单位面积内已有滑坡点个数/(个·10^{-1} km^{-2})
MaxEnt	极低易发性	8	5.76	49.30	0.1
	低易发性	11	7.91	26.05	0.2
	中易发性	9	6.47	10.51	0.3
	高易发性	26	18.71	6.58	1.5
	极高易发性	85	61.15	7.56	4.2
IJMaxEnt	极低易发性	11	7.91	72.62	0.1
	低易发性	18	12.95	13.19	0.5
	中易发性	15	10.79	5.12	1.1
	高易发性	22	15.83	3.59	2.3
	极高易发性	73	52.52	5.48	5.0
IWMaxEnt	极低易发性	6	4.32	40.67	0.0
	低易发性	8	5.76	30.42	0.1
	中易发性	16	11.51	15.99	0.4
	高易发性	38	27.33	7.55	1.9
	极高易发性	71	51.08	5.37	4.9



AUC. 受试者工作特征曲线下面积

图 7　3 种模型受试者工作特征曲线（ROC）响应曲线对比

Fig. 7　Comparison of ROC response curves of three models

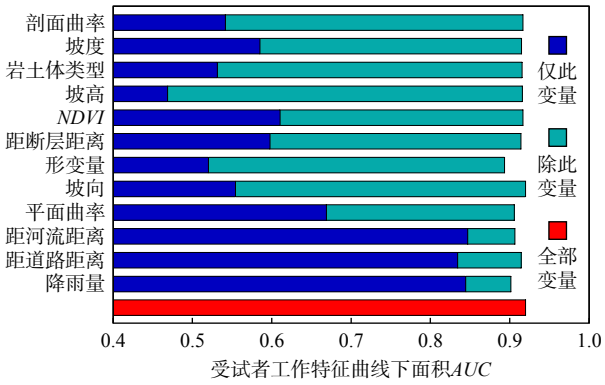


图 8　影响因子刀切图

Fig. 8　Impact factor cut-off diagram

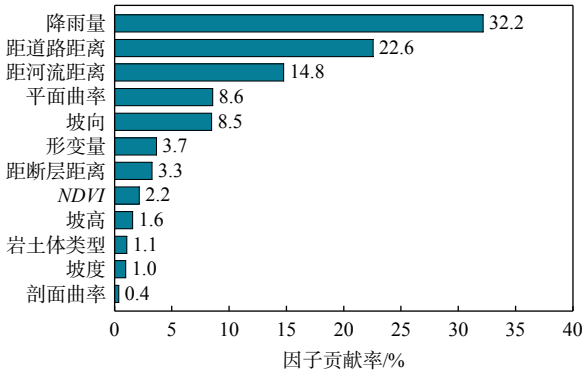


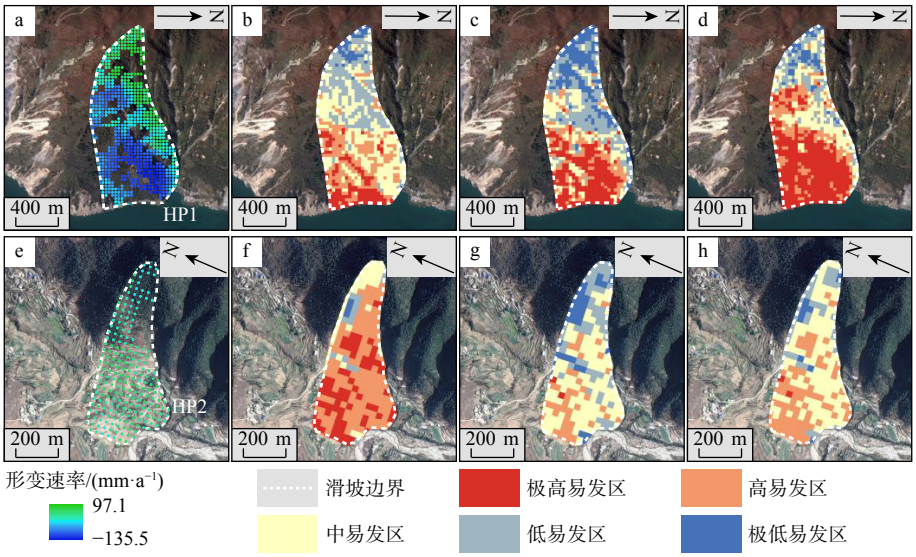
图 9　因子贡献率百分比

Fig. 9　Factor contribution percentage

3.7%)和距断层距离(贡献率 3.3%)，这些因子累计贡献率为 93.7%(图 9)，是石棉县滑坡灾害的主要影响因素，而 *NDVI*、坡高、岩土体类型、坡度和剖面曲率是滑坡易发性评价的次要影响因素。

3.6　结果验证

为了验证模型的有效性，本研究选取了 2 个典型滑坡进行了对比分析(图 10)。其中，HP1 为活动



a, e. 分别为 HP1, HP2 滑坡形变速率; b, f. 分别为 HP1, HP2 MaxEnt 模型结果; c, g. 分别为 HP1, HP2 IJMaxEnt 模型结果; d, h. 分别为 HP1, HP2 IWMaxEnt 模型结果

图 10　易发性分区结果验证

Fig. 10　Verification of susceptibility zoning results

性滑坡, 该滑坡前缘变形显著, 局部发生了垮塌失稳, 2019−2022 年间该滑坡的最大形变速率达−135.5 mm/a; HP2 为古老滑坡, 2019−2022 年间未见明显形变。通过对 3 个模型的对比验证结果可以看出: (1)未融入动态因子的模型对 HP1 的易发性等级预测较低, 未能充分反映其活动性特征; 对 HP2 的易发性等级预测较高, 可能存在一定的过度预测。(2)融入动态因子的模型显著提高了 HP1 的易发性等级, 更准确地反映了滑坡的活动性和风险; 而对 HP2 的易发性等级有所降低, 更符合其非活动性的实际情况。由此可见, 动态因子的引入显著降低了评估结果中出现假阳性和假阴性的情况, 提高了模型的精确性。

4　结　论

(1)本研究基于光学遥感影像识别出 134 处滑坡, 升轨影像探测出 15 处活动滑坡, 降轨影像探测出 9 处活动滑坡, 其中 19 处为光学卫星遥感与 Stacking-InSAR 技术共同识别, 综合 2 种方法, 共识别出研究区 139 处滑坡。

(2)石棉县滑坡灾害高易发区主要分布于河流和道路两侧, 滑坡灾害点的分布与所划分区有很好的吻合性。与仅依靠静态因子构建的 MaxEnt 模型相比, 引入 InSAR 形变因子后, 其极高、高易发区内已有滑坡密度显著提高。这证明了基于时序 InSAR 提取的形变信息用于滑坡易发性评价是可行且有效的。

(3)通过 ROC 曲线验证了滑坡易发性评价模型的准确度, 采用联合训练的方法融入 InSAR 动态因子的 MaxEnt 模型 *AUC* 值达到 0.921, 未融入动态评价因子的 *AUC* 值为 0.868, 模型精确度提升了 6.11%, 除此之外, 动态因子的引入显著降低了评估结果中出现假阳性和假阴性的情况, 提高了模型的精确性。

所有作者声明不存在利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献:

[1] 许强, 汤明高, 徐开祥, 等. 滑坡时空演化规律及预警预报研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(6): 1104-1112.
XU Q, TANG M G, XU K X, et al. Research on space-time evolution laws and early warning-prediction of landslides[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(6): 1104-1112. (in Chinese with English abstract)

[2] 许强, 董秀军, 李为乐. 基于天−空−地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 957-966.
XU Q, DONG X J, LI W L. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 957-966. (in Chinese with English abstract)

[3] 许强, 陆会燕, 李为乐, 等. 滑坡隐患类型与对应识别方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(3): 377-387.
XU Q, LU H Y, LI W L, et al. Types of potential landslide and corresponding identification technologies[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(3): 377-387. (in Chinese with English abstract)

[4] 中华人民共和国应急管理部. 国家减灾委员会关于印发《“十四五”国家综合防灾减灾规划》的通知：国减发〔2022〕1 号 [EB/OL]. （2022-06-19）[2024-06-05]. https://www.mem.gov.cn/gk/zfxxgkpt/fdzdgknr/202207/t20220721_418698.shtml.
Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China. The National Disaster Reduction Commission on the issuance of the "14th five year plan for national comprehensive disaster prevention and reduction": Guo Jian Fa [2022] No. 1 [EB/OL] (2022-06-19) [2024-06-05]. https://www.mem.gov.cn/gk/zfxxgkpt/fdzdgknr/202207/t20220721_418698.shtml. (in Chinese)

[5] 戴岚欣, 许强, 范宣梅, 等. 2017 年 8 月 8 日四川九寨沟地震诱发地质灾害空间分布规律及易发性评价初步研究 [J]. 工程地质学报, 2017, 25(4): 1151-1164.
DAI L X, XU Q, FAN X M, et al. A preliminary study on spatial distribution patterns of landslides triggered by Jiuzhaigou earthquake in Sichuan on August 8th, 2017 and their susceptibility assessment[J]. Journal of Engineering Geology, 2017, 25(4): 1151-1164. (in Chinese with English abstract)

[6] 盖侨侨, 孙倩, 张宁, 等. 融合时序 InSAR 形变的白银市地质灾害易发性评价 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1434-1443.
GAI Q Q, SUN Q, ZHANG N, et al. Evaluation of geological hazard susceptibility of Baiyin City based on MT-InSAR deformation measurements[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(8): 1434-1443. (in Chinese with English abstract)

[7] 张伟, 陈宏, 纪成亮, 等. 基于升降轨 InSAR 数据的高山峡谷区滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2025, 44(2): 94-103.
ZHANG W, CHEN H, JI C L, et al. Landslide susceptibility assessment in the alpine and canyon areas based on ascending and descending InSAR data[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(2): 94-103. (in Chinese with English abstract)

[8] 郭衍昊, 窦杰, 向子林, 等. 基于优化负样本采样策略的梯度提升决策树与随机森林的汶川同震滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(3): 251-265.
GUO Y H, DOU J, XIANG Z L, et al. Susceptibility evaluation of Wenchuan coseismic landslides by gradient boosting decision tree and random forest based on optimal negative sample sampling strategies[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(3): 251-265. (in Chinese with English abstract)

[9] 田尤, 陈龙, 黄海, 等. 藏东察雅县城地质灾害风险评价及源头管控对策建议 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(2): 146-154.
TIAN Y, CHEN L, HUANG H, et al. Geological hazard risk assessment and suggestions for risk control in Chaya County, eastern Xizang[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2024, 35(2): 146-154. (in Chinese with English abstract)

[10] 卢佳燕, 李为乐, 刘刚, 等. 米林震后地质灾害空间分布特征及易发性分析 [J]. 自然灾害学报, 2019, 28(2): 183-190.
LU J Y, LI W L, LIU G, et al. Spatial distribution and susceptibility analysis of geological disasters triggered by the Milin earthquake[J]. Journal of Natural Disasters, 2019, 28(2): 183-190. (in Chinese with English abstract)

[11] 陆会燕, 李为乐, 许强, 等. 光学遥感与 InSAR 结合的金沙江白格滑坡上下游滑坡隐患早期识别 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(9): 1342-1354.
LU H Y, LI W L, XU Q, et al. Early detection of landslides in the upstream and downstream areas of the Baige landslide, the Jinsha River based on optical remote sensing and InSAR technologies[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(9): 1342-1354. (in Chinese with English abstract)

[12] 许强, 朱星, 李为乐, 等. “天−空−地” 协同滑坡监测技术进展 [J]. 测绘学报, 2022, 51(7): 1416-1436.
XU Q, ZHU X, LI W L, et al. Technical progress of space-air-ground collaborative monitoring of landslide[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(7): 1416-1436. (in Chinese with English abstract)

[13] 宋家苇, 杨莹辉, 许强, 等. 滑坡灾害 InSAR 早期识别关键技术方法研究 [J]. 工程地质学报, 2024, 32(3): 963-977.
SONG J W, YANG Y H, XU Q, et al. Research on key theoretical methods for early landslide detection using InSAR technology[J]. Journal of Engineering Geology, 2024, 32(3): 963-977.(in Chinese with English abstract)

[14] MWAKAPESA D S, LAN X J, MAO Y M. Landslide susceptibility assessment using deep learning considering unbalanced samples distribution[J]. Heliyon, 2024, 10(9): e30107.

[15] LIU X K, SHAO S, SHAO S J. Landslide susceptibility prediction and mapping in Loess Plateau based on different machine learning algorithms by hybrid factors screening: Case study of Xunyi County, Shaanxi Province, China[J]. Advances in Space Research, 2024, 74(1): 192-210.

[16] HUANG X H, GUO F, DENG M L, et al. Understanding the deformation mechanism and threshold reservoir level of the floating weight-reducing landslide in the Three Gorges Reservoir area, China[J]. Landslides, 2020, 17(12): 2879-2894.

[17] 陈宝林, 李为乐, 陆会燕, 等. 基于 SBAS-InSAR 的黄河干流军功古滑坡形变分析 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1407-1421.
CHEN B L, LI W L, LU H Y, et al. Deformation analysis of Jungong ancient landslide based on SBAS-InSAR technology in the Yellow River mainstream[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(8): 1407-1421.(in Chinese with English abstract)

[18] DAI C, LI W L, LU H Y, et al. Landslide hazard assessment method considering the deformation factor: A case study of Zhouqu, Gansu Province, Northwest China[J]. Remote Sensing, 2023, 15(3): 596.

[19] SHAN Y F, XU Z, ZHOU S S, et al. Landslide hazard assessment combined with InSAR deformation: A case study in the Zagunao River basin, Sichuan Province, southwestern China[J]. Remote Sensing, 2024, 16(1): 99.

[20] 于淼, 邢会歌, 胡士瑜. 基于信息量−逻辑回归模型的泥石流易发性评价: 以四川省石棉县为例 [J]. 人民长江, 2021, 52(12): 107-114.
YU M, XING H G, HU S Y. Debris flow susceptibility assessment based on information value and logistic regression coupled model: Case of Shimian County, Sichuan Province[J]. Yangtze River, 2021, 52(12): 107-114. (in Chinese with English abstract)

[21] HONG H Y, POURGHASEMI H R, POURTAGHI Z S. Landslide susceptibility assessment in Lianhua County (China): A comparison between a random forest data mining technique and bivariate and multivariate statistical models[J]. Geomorphology, 2016, 259: 105-118.

[22] AYALEW L, YAMAGISHI H. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan[J]. Geomorphology, 2005, 65(1/2): 15-31.

[23] SUN D L, GU Q Y, WEN H J, et al. Assessment of landslide susceptibility along mountain highways based on different machine learning algorithms and mapping units by hybrid factors screening and sample optimization[J]. Gondwana Research, 2023, 123: 89-106.

[24] 段钊, 赵法锁, 陈新建. 陕北黄土高原区崩塌发育类型及影响因素分析: 以吴起县为例 [J]. 自然灾害学报, 2012, 21(6): 142-149.
DUAN Z, ZHAO F S, CHEN X J. Types and influencing factors of collapse development in Loess Plateau region of North Shaanxi: A case study of Wuqi County[J]. Journal of Natural Disasters, 2012, 21(6): 142-149. (in Chinese with English abstract)

[25] 吴昊, 裴向军, 崔圣华, 等. 强震山区滑坡发育分布的地形地质控制作用研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(5): 972-986.
WU H, PEI X J, CUI S H, et al. Study of topographic and geological controls on landslide development and distribution within mountainous regions influenced by strong earthquakes[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(5): 972-986. (in Chinese with English abstract)

[26] 罗路广, 裴向军, 黄润秋. 强震山区地震滑坡发生概率研究: 以九寨沟国家地质公园为例 [J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(10): 2079-2093.
LUO L G, PEI X J, HUANG R Q. Earthquake-triggered landslide occurrence probability in strong seismically mountainous areas: A case study of Jiuzhaigou National Geopark[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(10): 2079-2093. (in Chinese with English abstract)

[27] 杜国梁, 邹玲, 杨志华, 等. 雅鲁藏布江大拐弯地区滑坡发育分布特征及其对地貌演化的响应 [J]. 地质学报, 2024, 98(10): 3062-3076.
DU G L, ZOU L, YANG Z H, et al. A study on the development and distribution characteristics of landslides in the region of the Grand Bend of the Varlung Zangbo River and their response to geomorphic evolution[J]. Acta Geologica Sinica, 2024, 98(10): 3062-3076. (in Chinese with English abstract)

[28] 郭子正, 何俊, 黄达, 等. 降雨诱发浅层滑坡危险性的快速评估模型及应用 [J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(5): 1188-1201.
GUO Z Z, HE J, HUANG D, et al. Fast assessment model for rainfall-induced shallow landslide hazard and application[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(5): 1188-1201. (in Chinese with English abstract)

[29] 王高峰, 李浩, 田运涛, 等. 甘肃省白龙江流域典型高位堆积层滑坡成因机制研究及其危险性预测 [J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(4): 1003-1018.
WANG G F, LI H, TIAN Y T, et al. Study on the formation mechanism and risk prediction of high-level accumulation landslides in Bailongjiang River basin, Gansu Province[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(4): 1003-1018. (in Chinese with English abstract)

[30] KARIMZADEH S. Characterization of land subsidence in Tabriz Basin (NW Iran) using InSAR and watershed analyses[J]. Acta Geodaetica et Geophysica, 2016, 51(2): 181-195.

[31] PHILLIPS S J, DUDÍK M, SCHAPIRE R E. A maximum entropy approach to species distribution modeling[C]//Anon. Twenty-First International Conference on Machine Learnin. Banff, Alberta, Canada: ACM, 2004: 83.

[32] PHILLIPS S J, ANDERSON R P, SCHAPIRE R E. Maximum entropy modeling of species geographic distributions[J]. Ecological Modelling, 2006, 190(3/4): 231-259.

[33] PHILLIPS S J, DUDÍK M. Modeling of species distributions with maxent: New extensions and a comprehensive evaluation[J]. Ecography, 2008, 31(2): 161-175.

[34] FELICÍSIMO Á M, CUARTERO A, REMONDO J, et al. Mapping landslide susceptibility with logistic regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression trees, and maximum entropy methods: A comparative study[J]. Landslides, 2013, 10(2): 175-189.

[35] PARK N W. Using maximum entropy modeling for landslide susceptibility mapping with multiple geoenvironmental data sets[J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 73(3): 937-949.

[36] KORNEJADY A, OWNEGH M, BAHREMAND A. Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods[J]. Catena, 2017, 152: 144-162.

[37] DU B Y, WANG Z Q, LI X Y, et al. Adaptation of tree species in the greater khingan range under climate change: Ecological strategy differences between Larix gmelinii and quercus mongolica[J]. Forests, 2024, 15(2): 283.

[38] LIU B X, LIU Z Q, CHEN Y, et al. Potential distribution of *Crassostrea sikamea* (Amemiya, 1928) along coastal China under global climate change[J]. Global Ecology and Conservation, 2024, 50: e02843.

[39] DEVARA M, TIWARI A, DWIVEDI R. Landslide susceptibility mapping using MT-InSAR and AHP enabled GIS-based multi-criteria decision analysis[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2021, 12(1): 675-693.

[40] CAO C, ZHU K X, XU P H, et al. Refined landslide susceptibility analysis based on InSAR technology and UAV multi-source data[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 368: 133146.

[41] WANG J, CHENG W M, ZHOU C H, et al. Automatic mapping of lunar landforms using DEM-derived geomorphometric parameters[J]. Journal of Geographical Sciences, 2017, 27(11): 1413-1427.

[42] 王启盛, 熊俊楠, 程维明, 等. 耦合统计方法、机器学习模型和聚类算法的滑坡易发性评价方法 [J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(3): 620-637.
WANG Q S, XIONG J N, CHENG W M, et al. Landslide susceptibility mapping methods coupling with statistical methods, machine learning models and clustering algorithms[J]. Journal of Geo-Information Science, 2024, 26(3): 620-637. (in Chinese with Eng-

lish abstract)
[43] 曹文庚, 潘登, 徐郅杰, 等. 河南省滑坡灾害易发性制图研究: 多种机器学习模型的对比 [J]. 地质科技通报, 2025, 44(1): 101-111. CAO W G, PAN D, XU Z J, et al. Landslide disaster vulnerability mapping study in Henan Province: Comparison of different machine learning models[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(1): 101-111. (in Chinese with English abstract)
[44] GAO H, QIAN Q Q, DENG X Q, et al. Predicting the distributions of morus notabilis C. K. schneid under climate change in China[J]. Forests, 2024, 15(2): 352.

Summary for “融合时序 InSAR 形变的石棉县滑坡易发性评价”

Landslide susceptibility assessment in Shimian County based on time-series InSAR deformation

QIN Jiasong[1], LI Weile[1,2*], SHAN Yunfeng[1], ZHOU Shengsen[1], YU Wenlong[1]

1. State Key Laboratory Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;
2. Landslide Hazard Risk Warning and Prevention Laboratory, Ministry of Emergency Management, Chengdu 610059, China

First author, E-mail: 2663288045@qq.com
* Corresponding author, E-mail: liweile08@mail.cdut.edu.cn

Abstract: [**Objective**] Landslides are geological disasters that cause significant damage to both natural and social environment. Effective landslide susceptibility assessment is crucial for disaster prevention and mitigation. Existing landslide databases are often used as the primary data source for susceptibility assessments. However, due to delays in updates, these databases suffer from issues such as poor timeliness and incompleteness. Moreover, traditional landslide susceptibility assessment methods primarily rely on static data (e.g., topography, geology, and hydrology) and lack dynamic data (e.g., surface deformation), making it difficult to fully characterize the deforming landslides and reducing assessment reliability. [**Methods**] This study combined optical remote sensing technology and interferometric synthetic aperture radar (InSAR) to identify landslides in the study area and obtain surface deformation as a dynamic evaluation factor. In combination with static evaluation factors, two methods (joint training and weighted superposition) were employed, alongside the maximum entropy (MaxEnt) model and the iterative self-organizing (ISO) clustering algorithm to assess and categorize landslide susceptibility in Shimian County. [**Results**] The findings are as follows: (1) By integrating optical remote sensing and InSAR technologies, 139 landslides are identified in the study area. High-risk landslide zones in Shimian County are predominantly located along riverbanks and roadsides. The distribution of landslide disaster points aligns well with the zoned areas. (2) Incorporating the InSAR deformation factor enhances the susceptibility accuracy by 6.1% (*AUC*=0.921) and substantially reduces the occurrence of false positives and false negatives, thereby improving overall model accuracy. [**Conclusion**] This study demonstrates the advantages of incorporating InSAR deformation data into landslide susceptibility models, offering valuable support for landslide disaster prevention in Shimian County.

Key words: Shimian County; landslide susceptibility assessment; time-series interferometric synthetic aperture radar (InSAR); dynamic evaluation factor; maximum entropy model

Received: 2024-06-19; Revised: 2024-08-11; Accepted: 2024-08-13

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240342