台风“鲇鱼”影响下考虑 InSAR 形变的滑坡易发性动态评价：以浙江省松阳县为例

缪海波[a*]，马闯[a]，杨冰颖[a]，崔玉龙[a]，余学祥[b]

安徽理工大学 a. 土木建筑学院；b. 空间信息与测绘工程学院，安徽 淮南 232001

* 通信作者，E-mail：mhblowal@126.com

2024-09-03 收稿；2024-11-29 修回；2025-01-02 接受

基金项目：安徽高校自然科学研究项目(2022AH050806)；安徽省自然科学基金项目(2208085MD97)；国家自然科学基金项目(42277136)；安徽省重大科技专项项目(202103a05020026)

中图分类号：P642.22　　文章编号：2096-8523(2025)03-0228-14　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240500

摘　要：滑坡易发性评价在预测滑坡发生和潜在风险方面至关重要，但静态易发性制图因忽略了滑坡动态演化特征而导致预测结果的可靠性受限。以 2016 年台风“鲇鱼”影响下的浙江省松阳县为研究区域，通过引入 Sentinel-1A 的 SAR 地表形变数据，开展滑坡动态易发性评价。首先采用 D-InSAR 技术获取台风前后的地表形变量，以−20 mm/a 的形变速率为阈值确定新增滑坡；然后利用 SBAS-InSAR 技术获得了 2015 年 11 月 22 日−2017 年 3 月 4 日的研究区地表形变量；最后选取地形、地质、水文和人类工程活动等 9 个静态评价因子以及垂直向和 LOS 方向的 InSAR 地表形变量 2 个动态评价因子，构建 MIV-BP 神经网络模型生成滑坡动态易发性图。结果表明：(1)InSAR 地表形变动态因子可显著提升滑坡易发性的整体预测精度，当缺失该类因子时，预测精度由 0.901 下降至 0.857；此外，模型对台风“鲇鱼”诱发滑坡的识别具有良好的效果。(2)研究区内滑坡极低和低易发区基本不受台风“鲇鱼”的影响，但地形陡峭或地势较高的区域则由台风前的中高易发区升级为极高易发区，且极高易发区域的变化与 InSAR 地表形变的发展具有高度的一致性。研究结果可为今后类似极端天气下松阳县的地质灾害防灾减灾提供有价值的参考。

关键词：滑坡易发性；动态评价；InSAR 地表形变；MIV-BP 神经网络；台风“鲇鱼”；浙江省松阳县

台风是我国东南沿海山区地质灾害发生的最直接气象因素。这些地质灾害具有突发性和群发性的特点，往往造成巨大的财产损失和严重的人员伤亡[1-3]，针对此类地质灾害的防灾减灾面临着巨大压力。滑坡易发性评价作为预测滑坡发生和评估潜在风险的有力工具[4-5]，是通过与已知滑坡地质环境的相似性来揭示潜在滑坡的发生概率，可为区域尺度的防灾减灾，特别是台风等极端气象条件下灾害应急预案的制定提供可靠依据。

近年来，国内外学者基于不同视角和方法，针对区域滑坡易发性评价工作开展了大量细致而深入的研究，其显著特点是评价模型由单一模型向多模型耦合以及经验统计模型向人工智能模型(如机器学习和深度学习等)的转变[6-7]。例如，郭子正等[8]将证据权和 BP 神经网络模型深度融合对三峡库区滑坡进行了易发性评价，证明了耦合模型的预测精度相较于单一评价模型更高。黄发明等[9]通过频率比法对评价因子分级，利用自组织映射(self-organizing mapping，简称 SOM)神经网络叠加支持向量机(support vector machine，简称 SVM)模型得到了重庆市万州区滑坡易发性评价结果，证明了耦合模型的成功率和预测率均优于单一 SVM 模型。由于传统

著录信息：缪海波，马闯，杨冰颖，等. 台风“鲇鱼”影响下考虑 InSAR 形变的滑坡易发性动态评价：以浙江省松阳县为例[J]. 地质科技通报，2025，44(3)：228-241.
MIAO Haibo，MA Chuang，YANG Bingying，et al. Dynamic assessment of landslide susceptibility considering the InSAR deformation influenced by Typhoon Megi: A case study of Songyang Country in Zhejiang Province[J]. Bulletin of Geological Science and Technology，2025，44(3)：228-241.

© 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

机器学习模型的泛化能力限制了滑坡易发性评价精度的进一步提升，既有研究已尝试将深度神经网络算法[10-11]和卷积神经网络算法[12-13]应用于滑坡易发性评价中，证实了深度学习模型在预测精度上有显著提升，如 Bagging 集成学习方法和三维卷积神经网络的运用[14-15]。然而，影响滑坡的因素是多样的，利用上述模型开展滑坡易发性评价均是基于多种静态因子（如地形因子、地质因子、植被因子、降雨因子和人类工程活动因子等），并未考虑滑坡发生的时间特征。由于滑坡所处的地质环境和诱发因素通常具有时序性，若忽略滑坡的动态演化，将会导致易发性评价结果可靠性受限。因此，充分考虑滑坡演化动态因子实现滑坡动态易发性评价和制图至关重要。

目前，合成孔径雷达干涉测量技术（interferometric synthetic aperture radar，简称 InSAR）已成为开展滑坡等地质灾害早期识别的有效手段，其通过检测地表时序形变特征来判定和预测滑坡稳定性[16]。ZHOU 等[17]利用多时相干涉 SAR（multi-temporal interferometric SAR，简称 MT-InSAR）技术获取近 1 个水文年的三峡库区巫山段时序地表形变速率，并通过构建支持向量机模型实现该区段的动态滑坡灾害易发图，该方法不仅能考虑滑坡灾害演化的物理机制，而且能在区域尺度范围内进行精准预测。CHEN 等[18]通过 MT-InSAR 技术增强了香港地区的滑坡清单，并采用元学习中间表示方法实现了不同滑坡易发性地理环境的城镇区滑坡易发性评价，其评价结果中考虑了尚未发生的缓慢移动滑坡。DAI 等[19]将 InSAR 形变量与综合地质模型相结合，研究了白鹤滩库岸段滑坡易发性随水库蓄水的动态变化，结果显示蓄水后的地质灾害高风险区面积增加了 14.26 km^2。高秉海等[20]和曾韬睿等[21]均将二维 InSAR 形变数据作为动态评价因子，分别实现了刘家峡库区和三峡库区大周镇的滑坡动态易发性制图，为库岸滑坡的防灾提供了新的思路。WEI 等[22]针对当前滑坡易发性评价在精细尺度和时间动态变化中的滞后性，运用集成机器学习模型对比研究了 InSAR 地表形变在滑坡易发性评价中的重要性并进行了野外调查验证。由此可知，InSAR 地表形变不仅能反映滑坡在外界诱发因素下的动态演化特征，而且能提高滑坡易发性评价精度，评价结果更能反映灾害体的现状特征。

基于上述分析，笔者以 2016 年第 17 号台风“鲇鱼”（2016 年 9 月 23 日−2016 年 9 月 29 日）事件影响下的浙江省松阳县为研究区域，首先通过采用合成孔径差分干涉（differential interferometric synthetic aperture radar，简称 D-InSAR）技术获取台风来临前后的地表形变量，在此基础上增强研究区的滑坡数据库；然后利用小基线（small baseline subsets，简称 SBAS）InSAR 技术解译 2015 年 11 月 22 日−2017 年 3 月 4 日 Sentinel-1A 影像数据，绘制研究区累计形变图并将垂直向及雷达视线（line of sight，简称 LOS）方向 InSAR 形变设定为滑坡易发性制图的动态因子；最后将平均影响值算法（mean impact value，简称 MIV）与 BP（back propagation）神经网络相结合构建 MIV-BP 神经网络模型开展研究区滑坡动态易发性制图并进行验证。

1 数据和方法

1.1 研究区及台风“鲇鱼”概况

松阳县位于浙江西南部的山区，地处瓯江流域的上游，东临丽水，南部与龙泉、云和接壤，西部毗邻遂昌，北部则与武义相连，如图 1 所示。县域总面积为 1 406 km^2，该区域以山地地形为主，山峦连绵起伏，植被茂盛，海拔高度最高达 1 493 m。该区域地质构造上属新华夏系第二隆起带，浙闽隆起区，WN 向断裂构造为主。县域气候属于典型的中亚热带季风气候，年平均降雨量 1 658.6 mm。夏秋季台风活动频繁，该区域地形特点导致台风侵袭、降雨量骤增时易引发滑坡、泥石流等地质灾害。2016 年第 17 号台风“鲇鱼”于 9 月 27 日登陆我国台湾省花莲县，28 日凌晨登陆福建省惠安县，29 日上午在江西省瑞金县境内被中央气象台停止编号，其运动轨迹如图 2 所示。受台风“鲇鱼”影响，福建、浙江两省出现强降水过程（如松阳县过程累计降雨量 112.9 mm），并引发多起地质灾害[23]。

1.2 滑坡数据库

浙江省松阳县在台风暴雨等极端天气下滑坡地质灾害频发，然而这些灾害在发生前很难捕捉到明显的前兆信息。InSAR 技术作为一种非接触式测量方法，具有快速检测地表形变的能力，可解译和识别台风过境后的新生滑坡。在获取研究区 143 个历史滑坡点的基础上（图 1），以 2016 年第 17 号台风“鲇鱼”事件（图 2）后的新增滑坡叠加历史滑坡作为滑坡易发性评价的增强数据库，其中新增滑坡由松阳县境内地表 InSAR 形变数据获得。具体做法为：首先下载并裁剪 2 幅 C 波段宽幅干涉模式下的单式复数 Sentinel-1A 升轨影像，时间分别为 2016 年 8 月 12 日（台风前）和 2016 年 10 月 11 日（台风后）；其次

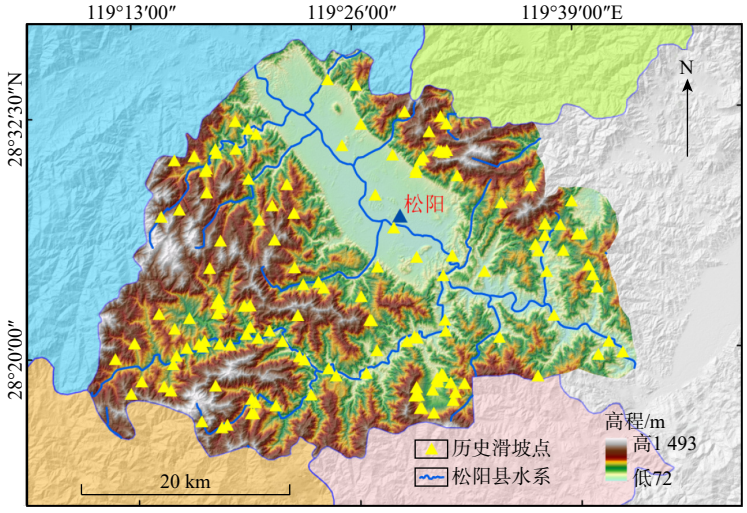


图 1　研究区概况及历史滑坡点分布

Fig. 1　Overview and distribution of historical landslides in the study area

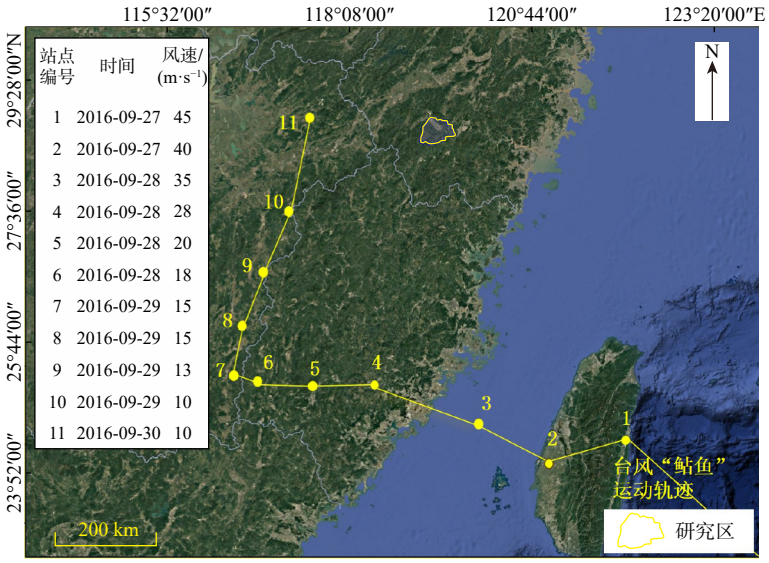


图 2　台风“鲇鱼”运动轨迹

Fig. 2　Track of the Typhoon Megi

采用 D-InSAR 技术，将 2 幅 SAR 影像通过对比分析在雷达视线方向的差异，计算出目标区域在该方向上的地表形变速率，如图 3 所示；最后将形变速率大于−20 mm/a 作为滑坡解译的阈值得到新增滑坡点，其与历史滑坡点叠加后的分布如图 4 所示。需指出的是，以形变速率大于−20 mm/a 作为滑坡解译的阈值是在考虑已有研究并结合本研究得到的监测结果基础上综合确定的。如 CHEN 等[18] 以−4 mm/a 的地表形变速率为阈值增强了香港地区的滑坡清单，SARA 等[24] 以−2 mm/a 的地表形变速率为阈值更新了意大利 Setta 盆地的滑坡数据库，黄发明等[25] 以−10 mm/a 的地表形变速率为阈值扩充了江西省寻乌县的滑坡样本，解决了滑坡易发性评价中的样本缺失问题。松阳县在台风“鲇鱼”事件后中低山区 LOS 方向的形变速率主要分布在−220 ~ −25 mm/a，结合 HUNGR 等[26] 关于慢速运动滑坡的速率尺度界定(>16 mm/a)，故确定了−20 mm/a 为滑坡解译的速率阈值。

在进行 D-InSAR 解译滑坡的过程中，采用自适应滤波方法及设定解缠的相干系数阈值来提升数据处理的精准度。但仅依赖 D-InSAR 技术得到的形变速率确定新增滑坡不免缺少正确率，故采用 Google Earth 实景影像逐个进行融合验证，剔除极少部分与 InSAR 数据存在误差的形变点来提高滑坡识别的准确性和可靠性。增强后的数据库中共 486 处滑坡，总面积为 1.668 km^2，滑坡点密度和面密度分

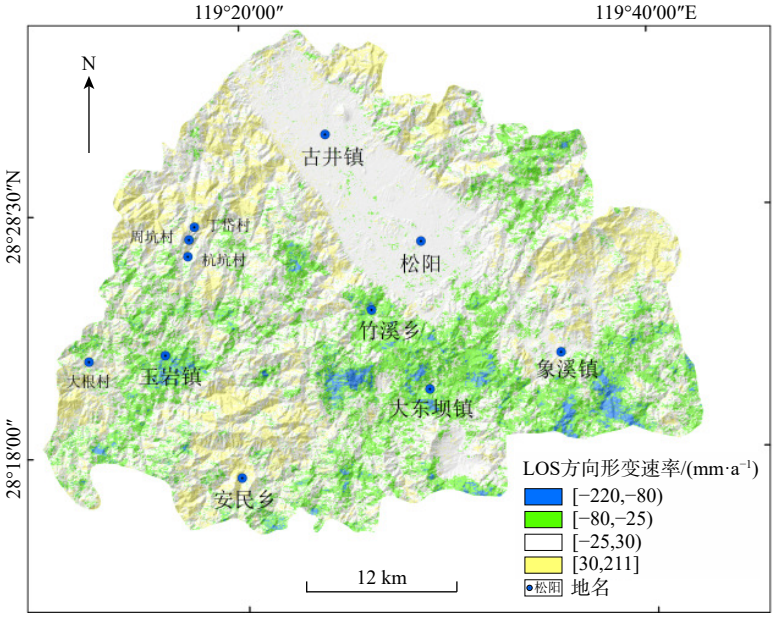


图 3　松阳县 LOS 方向形变速率（2016 年 8 月 12 日–10 月 11 日）

Fig. 3　Deformation rate of Songyang Country in LOS direction

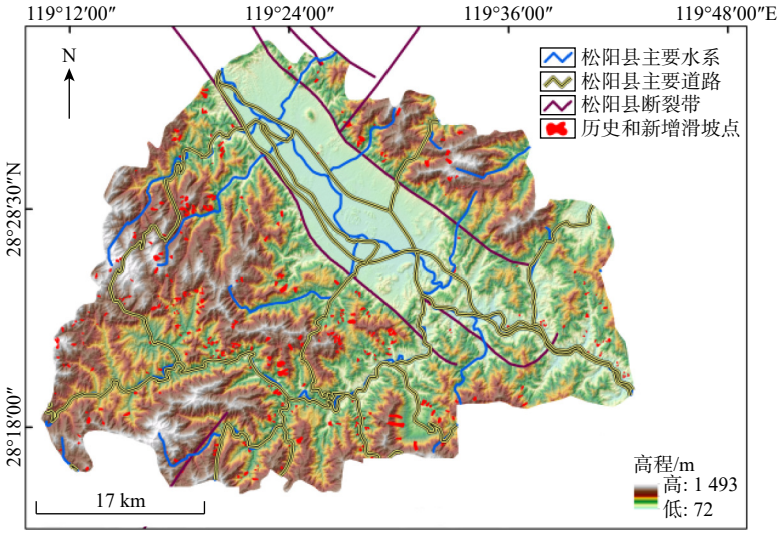


图 4　基于 InSAR 技术增强后的滑坡数据库

Fig. 4　Enhanced landslide database based on InSAR technology

别为 0.34 个/km^2 和 0.118%, 其中最小的滑坡面积为 22.80 m^2, 最大的滑坡面积为 0.042 76 km^2。图 5 为台风“鲇鱼”过境前后的 3 处 Google Earth 实景影像。由图 5 可知, 台风“鲇鱼”过境后, 3 处影像中均显示了明显的滑坡迹象, 证实了增强后滑坡数据库的有效性。

1.3　易发性评价流程

BP 神经网络在滑坡易发性评价中得到了广泛的运用[27-28]。在深度学习中, 样本极端不平衡会导致负样本损失远超正样本, 使模型在训练中受负样本梯度主导而影响其性能, 甚至使训练无效[7]。为确保滑坡与非滑坡样本数量平衡, 基于已有研究和经验[7, 29], 采用等比例采样策略选取了 486 个滑坡样本点和相同数量的非滑坡样本点, 提取了 9 个静态评价因子和 2 个动态评价因子(即垂直向和 LOS 方向上的 InSAR 累计形变量)的特征值, 通过构建 MIV-BP 神经网络模型[30] 对松阳县滑坡易发性动态评价。技术流程如图 6 所示。

2　滑坡易发性评价因子

滑坡易发性动态评价中的评价因子代表着滑坡孕育的内在条件和外界诱发因素。鉴于研究区域的差异性及诱发因素的不确定性, 应结合研究区实际

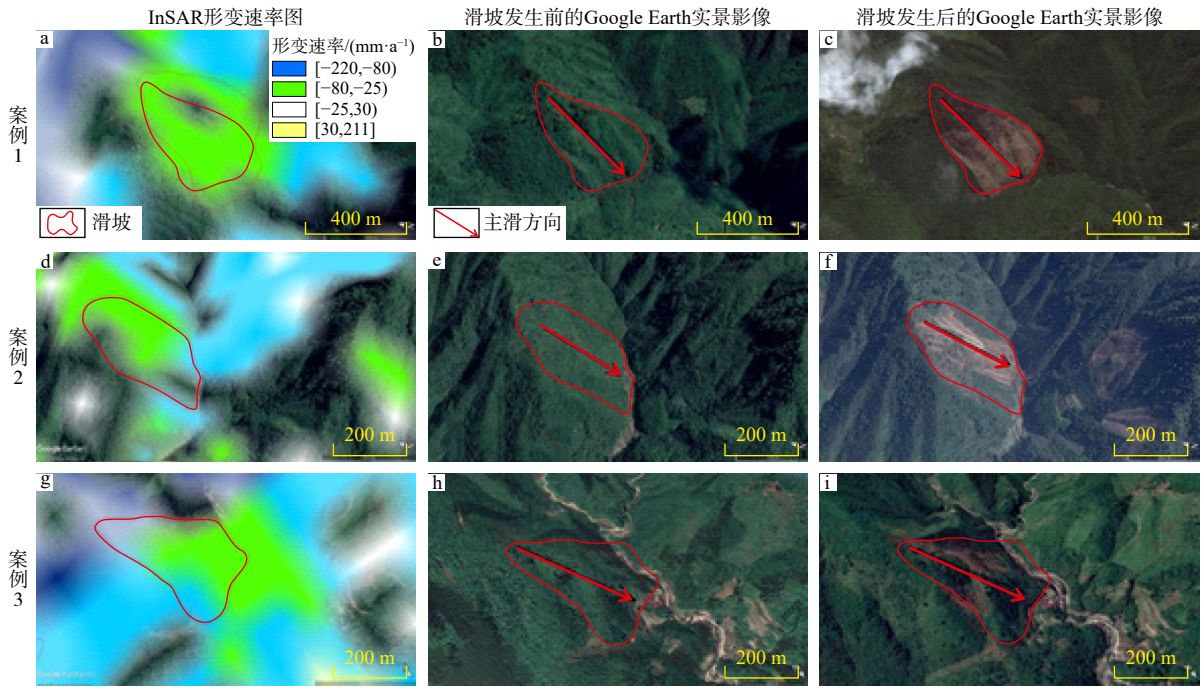


图 5　基于 D-InSAR 技术解译的新增滑坡案例

Fig. 5　New landslide cases interpreted based on D-InSAR technology

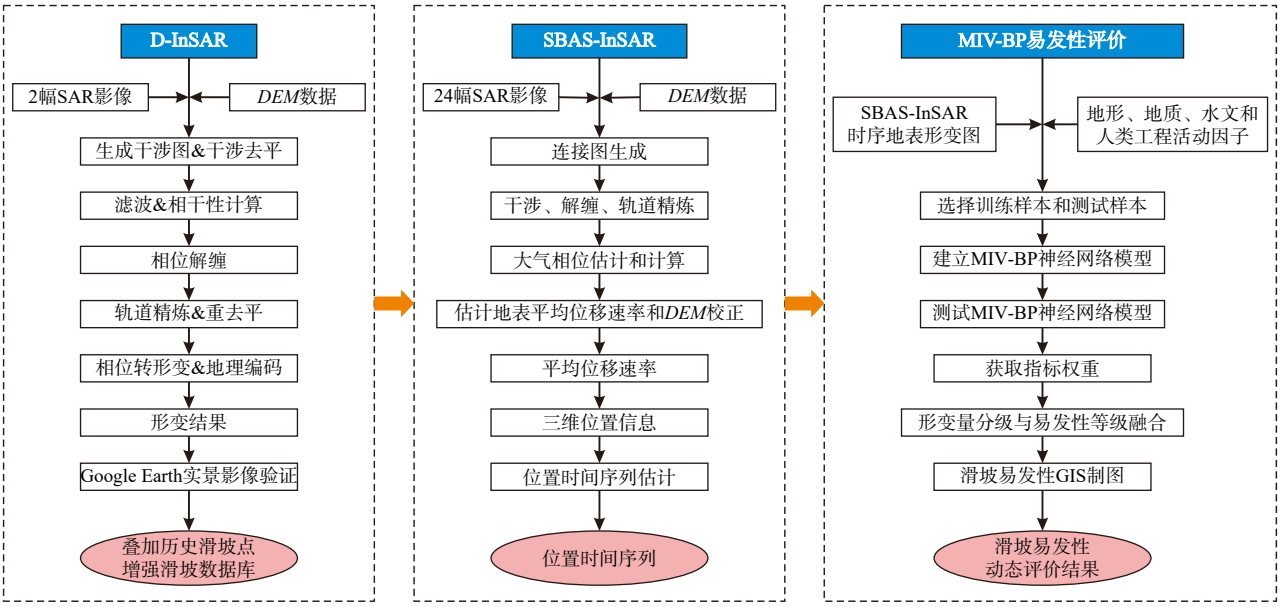


图 6　基于 MIV-BP 神经网络模型的松阳县滑坡易发性动态评价流程

Fig. 6　Flowchart of dynamic assessment of landslide susceptibility of Songyang Country based on MIV-BP neural network model

情况选取评价因子。考虑到松阳县的自然地理和气象水文因素，本研究选取了常用的静态因子和台风诱发滑坡而导致地表形变的动态因子，开展该区域的滑坡易发性动态评价。

2.1　动态评价因子

本研究利用 SBAS-InSAR 技术获取台风“鲇鱼”事件前后松阳县的地表形变，并以此作为滑坡易发性评价的动态因子。采集了研究区 24 幅 C 波段的 Sentinel-1A 升轨影像，影像获取时间跨度为 2015 年 11 月 22 日−2017 年 3 月 4 日，每 2 次数据采集的时间间隔为 24 或 36 d。为提高 SBAS-InSAR 干涉的精度并降低因干涉相位图不连续而可能产生的误差，特别选取了每一幅影像采集时间前后对应的 24 条 Sentinel-1A 精密轨道数据来用于影像的校正。在处理过程中，利用 ArcGIS 的镶嵌工具对这些数据进行整合，并在 ENVI 下进行格式转换，作为计算地理相

位分量的重要辅助数据。

图 7 为 2015 年 12 月 16 日−2017 年 3 月 4 日松阳县沿垂直方向的累计时序地表形变图。该时序图以 2015 年 11 月 22 日影像为基准，即假设该时间点地表垂直方向的形变量为 0 mm。将该时段内松阳县地表变形演化过程划分为 2 个阶段(图 7)。第一阶段(台风“鲇鱼”过境前)：2015 年 12 月 16 日−2016 年 8 月 12 日，松阳县的地表垂直形变呈现出显著的区域差异。“松古盆地”的地表形变相对稳定，其累计形变量稳定在−50 ~ 20 mm 的范围内，这是由于该区域地势平坦使得其形变波动相对较小。相对而言，海拔较高的西北区域则表现出形变量逐渐增大的趋势，其累计形变量约−150 mm，这归因于该区域的陡峭地形及活跃的水文条件，如：地表冲刷和河流下蚀。

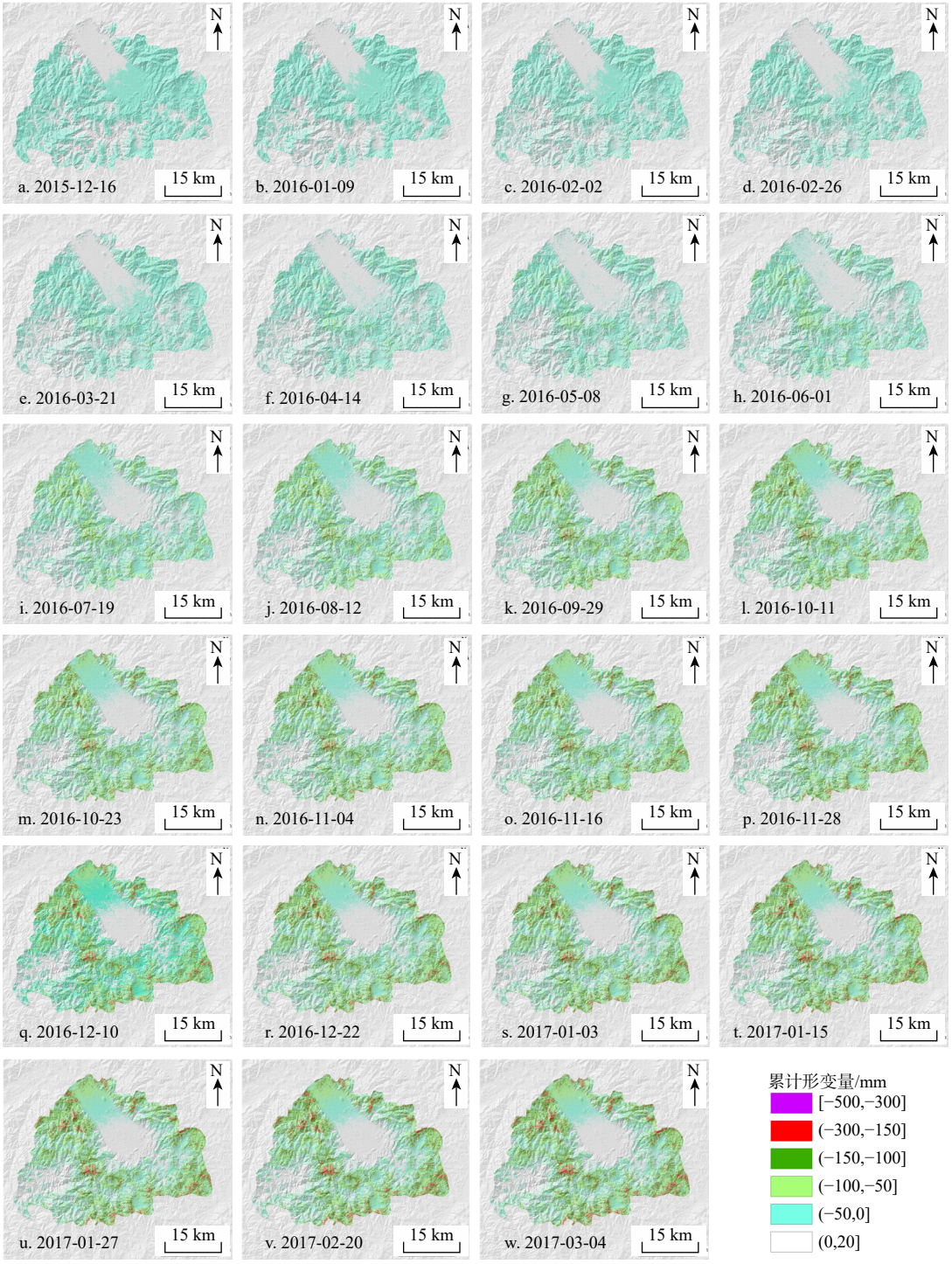


图 7　基于 SBAS-InSAR 技术的松阳县地表累计垂直向形变（2015 年 12 月 16 日−2017 年 3 月 4 日）

Fig. 7　Accumulated vertical surface deformation of Songyang County based on SBAS-InSAR technology

第二阶段(台风“鲇鱼”过境后):2016 年 8 月 12 日−2017 年 3 月 4 日,松阳县因受台风“鲇鱼”的影响地表形变量变化显著,最大形变量达到了−500 mm。这一阶段的地表形变范围广、幅度大,体现了台风对地质环境的强大破坏力。

2.2　静态评价因子

滑坡发生的原因涉及地形地貌、地质、气象水文和人类活动等多种因素。本研究确定了 9 个滑坡易发性评价的静态因子,包括 4 个地形地貌因子(高程、坡度、曲率和坡向),2 个地质因子(年代地层、距断层距离),2 个水文因子(距河流距离和植被覆盖率)以及 1 个人类工程活动因子(距道路距离)。上述评价因子中,地形地貌因子从 ALOS(advanced land observing satellite)卫星高分辨率的数字高程模型中提取(https://search.asf.alaska.edu),水系和道路从国家地质馆浙江省 1∶100 万数据库中提取,地层岩性及断层通过 1∶50 万地质图矢量化提取(http://www.ngac.org.cn),植被覆盖率基于地理空间数据云的归一化植被指数(normalized difference vegetation index,简称 NDVI)数据(http://www.gscloud.cn)获得。需指出的是,本研究没有将降雨因子纳入静态因子,而是以时序 InSAR 形变动态因子作为替代,这是由于降雨通常引发地表冲刷和局部垮塌,从而引起地表形变的发生[31-32]。

借助 ArcGIS 和 ENVI 软件平台,对上述 9 个静态因子进行 12.5 m×12.5 m 的栅格数据重新分类,其空间分布如图 8 所示。具体而言:高程因子按 100 m 间隔共划分为 7 个等级;坡度以 5°为基准分为 8 个不同的区间;曲率归类为凹形(曲率<−0.3)、直线(曲率介于 [−0.3, 0.3])和凸形(曲率>0.3)3 类;坡向共分

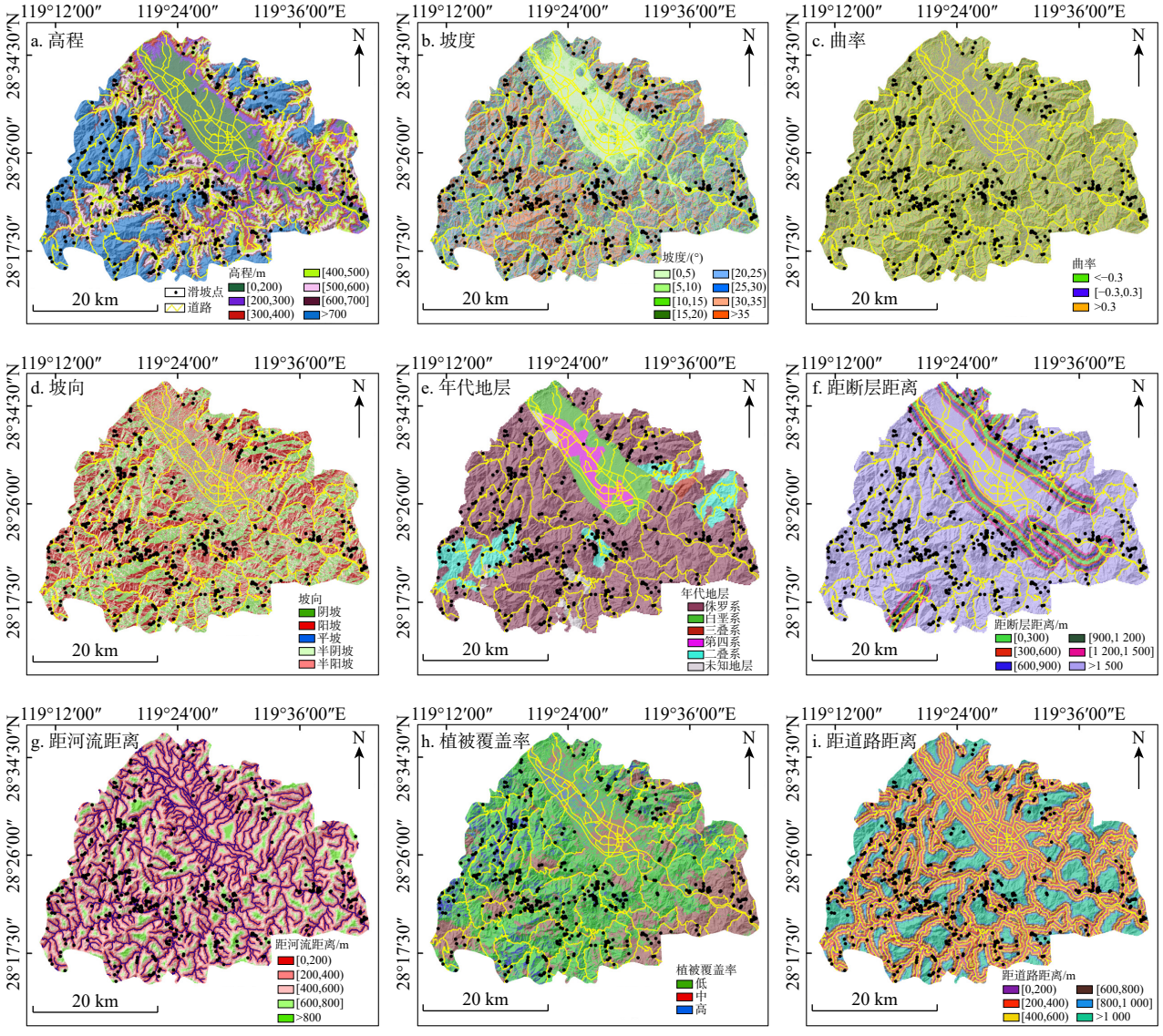


图 8　滑坡易发性评价静态因子空间分布

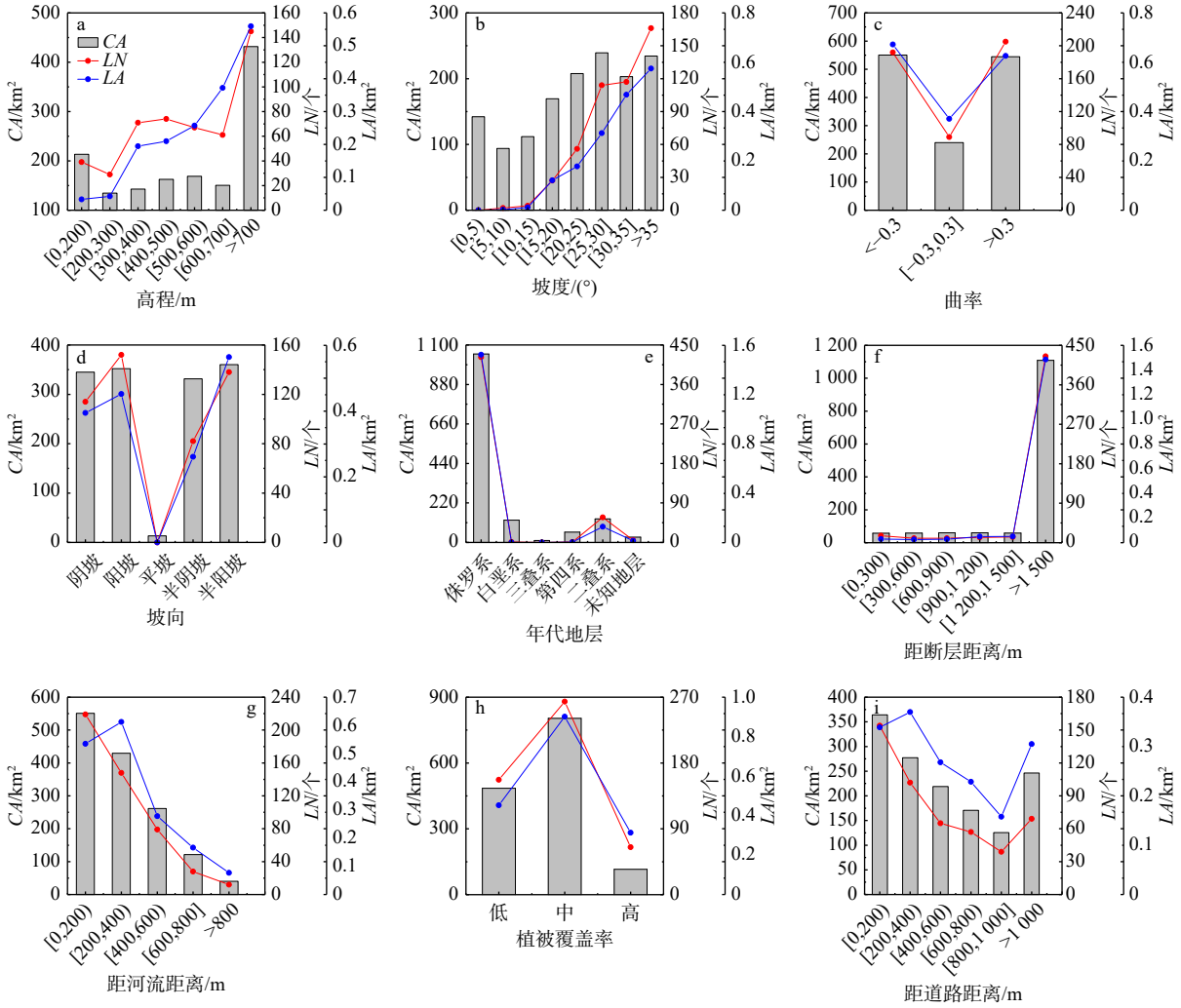
Fig. 8　Spatial distribution of static factors in landslide susceptibility assessment

为阳坡、半阳坡、平坡、半阴坡和阴坡 5 类；沿河流和道路各设定 200 m 缓冲区，并分别划分为 5 个和 6 个距离等级；断层设置 300 m 的缓冲区，距断层距离分为 6 类；年代地层划分为二叠系(P)、三叠系(T)、侏罗系(J)、白垩系(K)、第四系(Q)和未知地层(None)；根据县域的归一化植被指数(*NDVI*)，将植被覆盖率分为低、中和高 3 个类别。

2.3 滑坡空间分布与静态评价因子的相关性分析

根据上述 9 个静态评价因子的分级及图 8 中滑坡点的分布特征，统计各评价因子不同分级中的面积 *CA*，然后从滑坡分级数量 *LN*(评价因子分级内滑坡数量)、滑坡分级面积 *LA*(评价因子分级内滑坡面积)2 个指标分析不同评价因子下滑坡的空间分布规律，其结果如图 9 所示。

高程与斜坡上的土壤类型、植被覆盖以及人类活动等因素联系紧密，常被视为评估滑坡易发性的重要指标[33]。如图 9a 所示，松阳县滑坡在高程 700 m 以上斜坡中的数量和面积均最大。坡度的大小影响坡体的下滑力，通常坡度越大不稳定斜坡体越容易失稳[34]，如图 9b 所示，松阳县滑坡的发育程度与坡度呈正相关，尤其在坡度大于 25°的斜坡上最为发育。曲率反映了斜坡的空间形态特征，如凹形、凸形、直线形和阶梯形斜坡等，姜建伟等[35]认为在相同滑动面的假定下凸形坡的剪应力最大，直线形斜坡次之，凹形坡最小，因此凸形坡的稳定性最差。图 9c 表明在凹形坡(曲率<−0.3)和凸形坡(曲率>0.3)上的滑坡发育程度均高于直线形斜坡。此外，由图 9d 可知，松阳县滑坡在阳坡、阴坡和半阳坡上最为发育，这可能与阴坡阴暗、寒冷和潮湿的条件以及阳坡岩土体受到强烈的干湿循环的影响[36]。地层岩性是影响滑坡的内在控制因素，其涉及到岩土体的软硬程度、渗透性、抗剪强度大小、抗风化能力等。由图 9e



CA. 各评价因子不同分级中的面积；*LN*. 滑坡分级数量；*LA*. 滑坡分级面积

图 9　滑坡空间分布与静态评价因子的相关性

Fig. 9　Relationship between landslide distribution and static factors

可知，松阳县滑坡在侏罗系中最为发育，表明该地层是研究区的易滑地层。根据 1∶50 万地质图，松阳县侏罗系上广泛覆盖流纹岩、凝灰岩和其他火成岩等风化层，极易在降雨条件下发生浅层滑坡[37-38]。图 9f 表明，距断层距离 1 500 m 以上的区域滑坡最为发育，表明断层不是松阳县滑坡灾害的主控因素，这主要由于松阳县的大型断裂主要沿“松古盆地”周边发育，但仍不能忽视局部小型断裂对滑坡的影响[36]。水文因子对滑坡最主要的影响在于地表径流的侵蚀、河谷下切、降雨入渗、植被发育程度等。如图 9g，h 所示，松阳县滑坡在距河流距离 400 m 范围内的滑坡最为发育，且主要分布在中−低植被覆盖率上的斜坡上。人类活动如城镇化、铁(公路)网和水电站的建设等均能显著地改变地质环境[39-40]。图 9i 表明，距道路距离 400 m 范围内滑坡最为发育，体现了人类工程活动对松阳县滑坡灾害发育的促进作用。综上所述，本研究针对松阳县滑坡易发性评价中所选取的 9 个静态评价因子是合理的。

3　滑坡易发性评价结果分析

选取台风“鲇鱼”来临前后 8 个时间段的 InSAR 地表形变数据，并结合前述 9 个静态因子，基于 MIV-BP 神经网络模型对松阳县展开滑坡易发性动态评价，其结果如图 10 所示。

由图 10 可知，研究区极低和低易发区在 8 个时段的分布基本保持一致，但在台风“鲇鱼”过境后地形陡峭或地势较高的区域由中高易发转变为极高易发区，结合图 8 可明显地观察到台风过境后极高易发区域的动态变化与 InSAR 形变的发展具有高度的一致性。

为了深入探究各评价因子对模型的影响程度和重要性，采用了逐步减少滑坡影响因子的策略确定模型精度[18]。以 2016 年 11 月 28 日的松阳县滑坡易发动态评估为例，通过对 11 个评价因子的逐步减少来验证顾及 InSAR 地表形变在滑坡易发中的重要性，实验评价结果见表 1。在本次验证中，特别关注了 2 个 InSAR 动态因子：LOS 方向 InSAR 形变和垂直向 InSAR 形变。通常采用受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve，简称 ROC)下的面积(area under curve，简称 AUC)来评价模型的预测精度，且当 *AUC* 值越接近 1.0，模型预测精度越高。结合图 11 可知，当使用全部 11 个因子时，*AUC* 值高达 0.901，证明了所选因子的全面性和有效性。然而，当从模型中去除垂直向 InSAR 形变动态因子时，*AUC* 值为 0.894；若进一步去除 LOS 方向形变因子后，*AUC* 值下降到 0.857。这一变化表明，缺失 InSAR 形变因子则影响该评价模型的整体精度。此外，距道路距离是除 InSAR 形变因子外对模型精度影响最大的静态因子，这可能是由于基础设施建设加剧了斜坡地质环境的改变。从整体上看，采用全部选取的 11 个滑坡影响因子时，模型精度达到峰值，预测效果最佳，凸显了本研究所选 InASR 形变动态因子在滑坡动态易发性评价中的重要性。

4　滑坡易发性动态评价结果验证

为验证松阳县滑坡易发性动态评价结果的可信度，选取极高易发区的滑坡实例结合 Google Earth 实景影像进行验证。以松阳县玉岩镇和安民乡各一处滑坡为例，如图 12a，13a 所示，2 处滑坡在历史滑坡编目中均没有记录，是台风“鲇鱼”过境后的新增滑坡，且均位于极高易发区域(图 12b，13b)。在 Google Earth 实景影像上可清晰地看出 2 个滑坡的边界及坡体破坏特征，分别如图 12c，13c 所示。结合 InSAR 解译结果(图 12d，13d)，因其较低的植被覆盖率而表现出良好的干涉效果，能够看到明显的形变速率变化。对于玉岩镇滑坡案例，形变速率−50 ~ −15 mm/a 集中在滑坡中后部，对应的易发性等级为极高易发区；对于安民乡滑坡案例，形变速率−110 ~ −20 mm/a 基本覆盖了除前缘外的整个滑坡区，与极高易发区的分布基本重合。由于约定了形变速率负值表示运动方向向下，故 2 处滑坡在台风“鲇鱼”事件后表现出明显的下滑趋势，证实了研究区滑坡易发性动态评价结果的可靠性。

5　结　论

(1)基于 D-InSAR 技术增强了松阳县滑坡数据库，叠加历史滑坡点后的滑坡样本为 486 个，Google Earth 实景影像证实了增强后滑坡数据库的有效性。

(2)台风“鲇鱼”事件前后，松阳县的地表垂直向形变呈现出显著的区域差异。“松古盆地”的地表形变在台风前后相对稳定，其累计形变量稳定在−50 ~ 20 mm；西北山区的地表形变量表现出逐渐增大的趋势，其累计变形量由−150 mm(台风前)增大到−500 mm(台风后)，体现了台风对山区地质环境的显著影响。

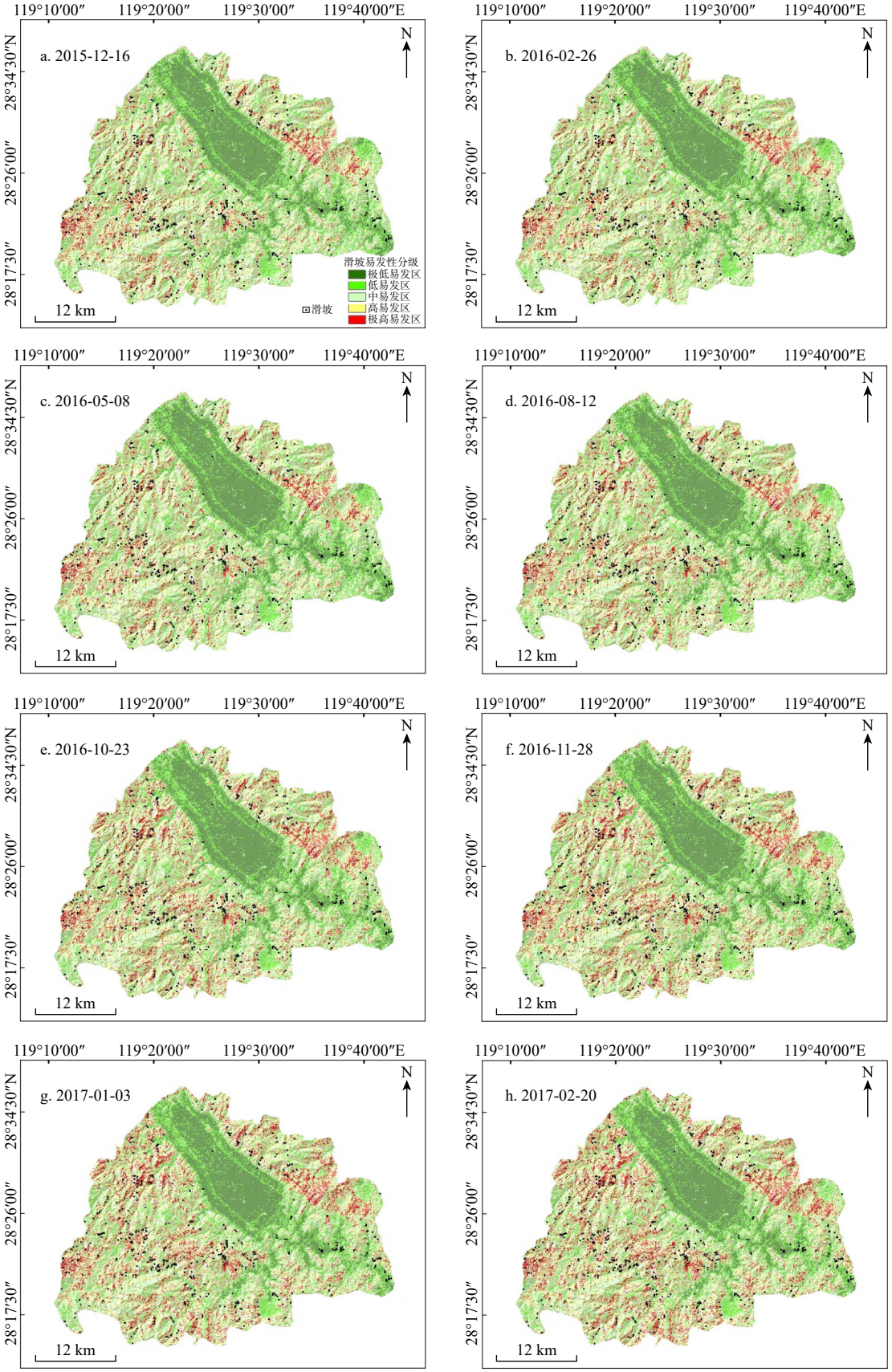


图 10　考虑时序 InSAR 形变的松阳县滑坡易发性制图

Fig. 10　Landslide susceptibility mapping of Songyang Country considering time series deformation monitored by InSAR

表 1　MIV-BP 神经网络模型中评价因子的重要性排序

Table 1　Importance ranking of assessment factors in MIV-BP neural network model

评价因子	*AUC*	缺少因子类别
全	0.901	无
缺1个	0.894	垂直向InSAR形变
缺2个	0.857	垂直向及LOS方向InSAR形变
缺3个	0.861	垂直向及LOS方向InSAR形变、植被覆盖率（*NDVI*）
缺3个	0.816	垂直向及LOS方向InSAR形变、年代地层
缺3个	0.806	垂直向及LOS方向InSAR形变、距河流距离
缺3个	0.798	垂直向及LOS方向InSAR形变、坡度
缺3个	0.787	垂直向及LOS方向InSAR形变、高程
缺3个	0.780	垂直向及LOS方向InSAR形变、距道路距离

注：*AUC*. 受试者工作特征曲线下的面积，表示模型预测精度

（3）11 个评价因子下 MIV-BP 神经网络模型的整体预测精度为 0.901，但缺失 2 个 InSAR 地表形变动态因子后的预测精度则降低至 0.857。此外，距道路距离是除 InSAR 地表形变动态因子外对模型精度影响最大的静态因子。

（4）台风“鲇鱼”过境前后松阳县滑坡极低和低易发区的分布基本无变化，但台风过境后县域内地形陡峭或地势较高的区域则由中高易发转变为极高易发区，且极高易发区域的动态变化与 InSAR 形变的发展具有高度的一致性。极高易发区的 2 个滑坡实例验证了松阳县滑坡易发性动态评价结果的可靠性。

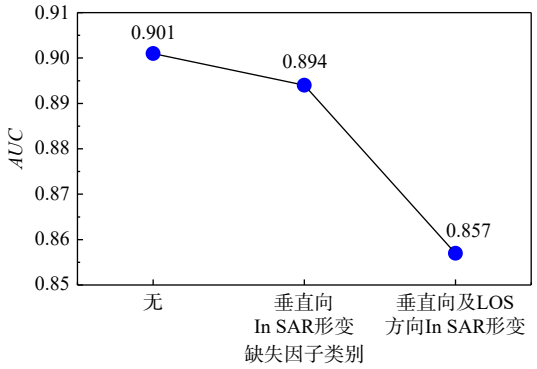


图 11　InSAR 形变因子重要性

Fig. 11　Importance of InSAR deformation factors

所有作者声明无利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献：

[1] TSOU C Y, FENG Z Y, CHIGIRA M. Catastrophic landslide induced by Typhoon Morakot, Shiaolin, Taiwan[J]. Geomorphology, 2011, 127(3/4): 166-178.

[2] OUYANG C J, ZHAO W, XU Q, et al. Failure mechanisms and characteristics of the 2016 catastrophic rockslide at Su Village, Lishui, China[J]. Landslides, 2018, 15(7): 1391-1400.

[3] ZHUANG Y, XING A G, JIANG Y H, et al. Typhoon, rainfall and trees jointly cause landslides in coastal regions[J]. Engineering Geology, 2022, 298: 106561.

[4] 王佳佳, 殷坤龙, 肖莉丽. 基于 GIS 和信息量的滑坡灾害易发性评价: 以三峡库区万州区为例 [J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(4): 797-808.

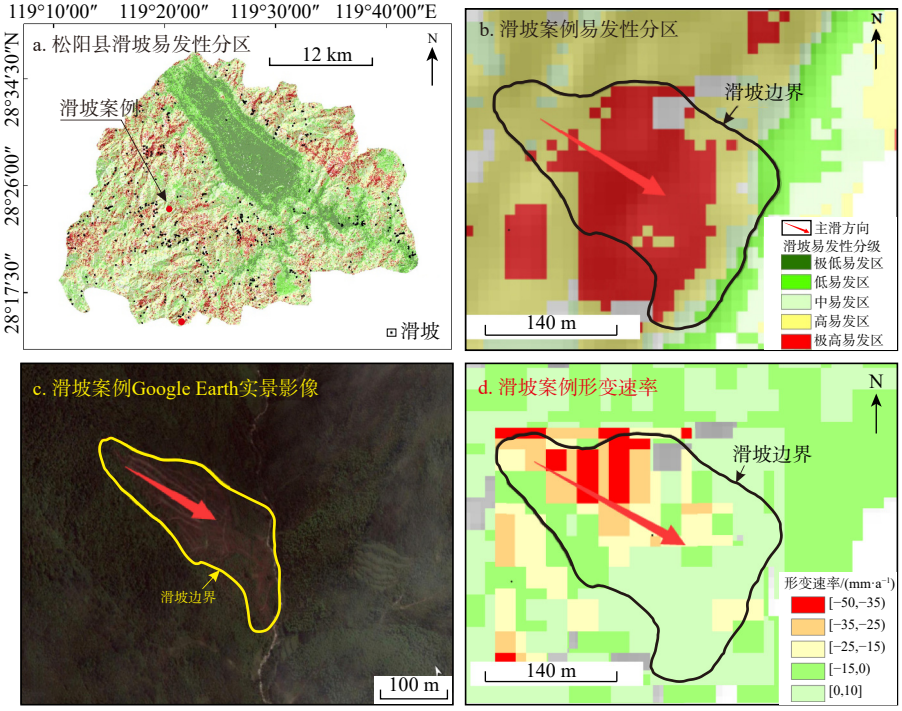


图 12　考虑 InSAR 形变因子的滑坡动态易发性评价验证（玉岩镇滑坡案例）

Fig. 12　Verification of dynamic assessment of landslide susceptibility considering InSAR deformation factors (case in Yuyan Town)

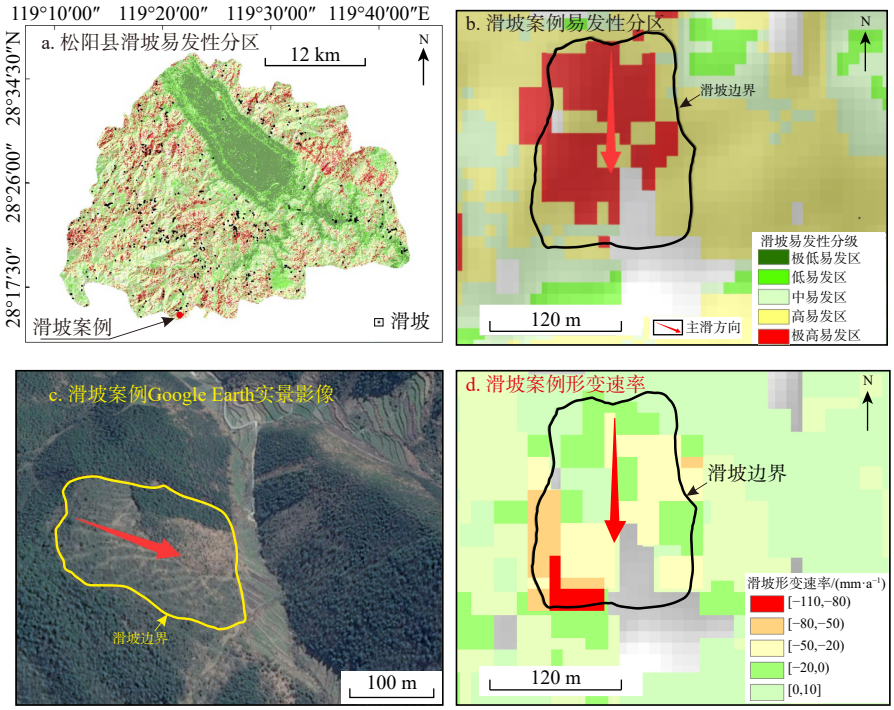


图 13　考虑 InSAR 形变因子的滑坡动态易发性评价验证（安民乡滑坡案例）

Fig. 13　Verification of dynamic assessment of landslide susceptibility considering InSAR deformation factors (case in Anmin Town)

WANG J J, YIN K L, XIAO L L. Landslide susceptibility assessment based on GIS and weighted information value: A case study of Wanzhou District, Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(4): 797-808. (in Chinese with English abstract)

[5] HEARN G J, HART A B. Landslide susceptibility mapping: A practitioner's view[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2019, 78(8): 5811-5826.

[6] 窦杰, 向子林, 许强, 等. 机器学习在滑坡智能防灾减灾中的应用与发展趋势 [J]. 地球科学, 2023, 48(5): 1657-1674.
DOU J, XIANG Z L, XU Q, et al. Application and development trend of machine learning in landslide intelligent disaster prevention and mitigation[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1657-1674. (in Chinese with English abstract)

[7] 郭衍旻, 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)

[8] 郭子正, 殷坤龙, 付圣, 等. 基于 GIS 与 WOE-BP 模型的滑坡易发性评价 [J]. 地球科学, 2019, 44(12): 4299-4312.
GUO Z Z, YIN K L, FU S, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on GIS and WOE-BP model[J]. Earth Science, 2019, 44(12): 4299-4312. (in Chinese with English abstract)

[9] 黄发明, 殷坤龙, 蒋水华, 等. 基于聚类分析和支持向量机的滑坡易发性评价 [J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(1): 156-167.
HUANG F M, YIN K L, JIANG S H, et al. Landslide susceptibility assessment based on clustering analysis and support vector machine[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37(1): 156-167. (in Chinese with English abstract)

[10] GAO B H, HE Y, CHEN X Y, et al. A deep neural network framework for landslide susceptibility mapping by considering time-series rainfall[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 5946-5969.

[11] DOU J, YUNUS A P, MERGHADI A, et al. Different sampling strategies for predicting landslide susceptibilities are deemed less consequential with deep learning[J]. Science of the Total Environment, 2020, 720: 137320.

[12] SAMEEN M I, PRADHAN B, LEE S. Application of convolutional neural networks featuring Bayesian optimization for landslide susceptibility assessment[J]. Catena, 2020, 186: 104249.

[13] FANG Z C, WANG Y, PENG L, et al. Integration of convolutional neural network and conventional machine learning classifiers for landslide susceptibility mapping[J]. Computers & Geosciences, 2020, 139: 104470.

[14] 贾俊, 毛伊敏, 孟晓捷, 等. 深度随机森林和随机森林算法的滑坡易发性评价对比: 以汉中市略阳县为例 [J]. 西北地质, 2023, 56(3): 239-249.
JIA J, MAO Y M, MENG X J, et al. Comparison of landslide susceptibility evaluation by deep random forest and random forest model: A case study of Lueyang County, Hanzhong City[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(3): 239-249. (in Chinese with English abstract)

[15] YANG Z Q, XU C, SHAO X Y, et al. Landslide susceptibility mapping based on CNN-3D algorithm with attention module embedded[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2022, 81(10): 412.

[16] VAN NATIJNE A L, BOGAARD T A, VAN LEIJEN F J, et al. World-wide InSAR sensitivity index for landslide deformation

tracking[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 111: 102829.

[17] ZHOU C, CAO Y, HU X, et al. Enhanced dynamic landslide hazard mapping using MT-InSAR method in the Three Gorges Reservoir Area[J]. Landslides, 2022, 19(7): 1585-1597.

[18] CHEN L, MA P F, YU C, et al. Landslide susceptibility assessment in multiple urban slope settings with a landslide inventory augmented by InSAR techniques[J]. Engineering Geology, 2023, 327: 107342.

[19] DAI K R, CHEN C, SHI X L, et al. Dynamic landslides susceptibility evaluation in Baihetan Dam area during extensive impoundment by integrating geological model and InSAR observations[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 116: 103157.

[20] 高秉海, 何毅, 张立峰, 等. 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 [J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(2): 450-465.
GAO B H, HE Y, ZHANG L F, et al. Dynamic evaluation of landslide susceptibility by CNN considering InSAR deformation: A case study of Liujiaxia reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(2): 450-465. (in Chinese with English abstract)

[21] 曾韬睿, 邬礼扬, 金必晶, 等. 基于 stacking 集成策略和 SBAS-InSAR 的滑坡动态易发性制图 [J]. 岩石力学与工程学报, 2023, 42(9): 2266-2282.
ZENG T R, WU L Y, JIN B J, et al. Landslide dynamic susceptibility mapping based on stacking ensemble strategy and SBAS-InSAR[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, 42(9): 2266-2282. (in Chinese with English abstract)

[22] WEI Y D, QIU H J, LIU Z J, et al. Refined and dynamic susceptibility assessment of landslides using InSAR and machine learning models[J]. Geoscience Frontiers, 2024, 15(6): 101890.

[23] 杨寅, 包红军, 彭涛. 台风“鲇鱼”强降水引发的地质灾害气象风险预警检验与分析 [J]. 暴雨灾害, 2019, 38(3): 221-228.
YANG Y, BAO H J, PENG T. Verification and analysis of meteorological early warning of geological hazards during precipitation of Typhoon “MEGI”[J]. Torrential Rain and Disasters, 2019, 38(3): 221-228. (in Chinese with English abstract)

[24] SARA F, SILVIA B, SANDRO M. Landslide inventory updating by means of persistent scatterer interferometry (PSI): The setta basin (Italy) case study[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2015, 6(5/6/7): 419-438.

[25] 黄发明, 吴敦筱, 常志璐, 等. 滑坡样本缺失下易发性规律和潜在滑坡识别的易发性: InSAR 多源信息法 [J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(3): 584-601.
HUANG F M, WU D X, CHANG Z L, et al. Landslide susceptibility law under the absence of landslide sample and the susceptibility: InSAR multi-source information method considering the potential landslide identification[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2025, 44(3): 584-601. (in Chinese with English abstract)

[26] HUNGR O, LEROUEIL S, PICARELLI L. The Varnes classification of landslide types, an update[J]. Landslides, 2014, 11(2): 167-194.

[27] 张迎宾, 徐佩依, 林剑锋, 等. 基于 BP 神经网络的九寨沟地区地震滑坡危险性预测研究 [J]. 工程地质学报, 2024, 32(1): 133-145.
ZHANG Y B, XU P Y, LIN J F, et al. Earthquake-triggered landslide susceptibility prediction in Jiuzhaigou based on BP neural network[J]. Journal of Engineering Geology, 2024, 32(1): 133-145. (in Chinese with English abstract)

[28] 赵久彬, 刘元雪, 刘娜, 等. 海量监测数据下分布式 BP 神经网络区域滑坡空间预测方法 [J]. 岩土力学, 2019, 40(7): 2866-2872.
ZHAO J B, LIU Y X, LIU N, et al. Spatial prediction method of regional landslide based on distributed BP neural network algorithm under massive monitoring data[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(7): 2866-2872. (in Chinese with English abstract)

[29] 黄发明, 曾诗怡, 姚池, 等. 滑坡易发性预测建模的不确定性: 不同“非滑坡样本”选择方式的影响 [J]. 工程科学与技术, 2024, 56(1): 169-182.
HUANG F M, ZENG S Y, YAO C, et al. Uncertainties of landslide susceptibility prediction modeling: Influence of different selection methods of "non-landslide samples"[J]. Advanced Engineering Sciences, 2024, 56(1): 169-182. (in Chinese with English abstract)

[30] KE C Y, HE S, QIN Y G. Comparison of natural breaks method and frequency ratio dividing attribute intervals for landslide susceptibility mapping[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2023, 82(10): 384.

[31] 缪海波, 王功辉. 风振影响下乔木坡地暴雨型浅层滑坡演化机制 [J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 60-70.
MIAO H B, WANG G H. Evolution mechanism of rainstorm-induced shallow landslides on slopes covered by arbors considering the influence of wind-induced vibration[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(2): 60-70. (in Chinese with English abstract)

[32] CUI Y L, YANG L, XU C, et al. Spatial distribution of shallow landslides caused by Typhoon Lekima in 2019 in Zhejiang Province, China[J]. Journal of Mountain Science, 2024, 21(5): 1564-1580.

[33] 黄发明, 胡松雁, 闫学涯, 等. 基于机器学习的滑坡易发性预测建模及其主控因子识别 [J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 79-90.
HUANG F M, HU S Y, YAN X Y, et al. Landslide susceptibility prediction and identification of its main environmental factors based on machine learning models[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(2): 79-90. (in Chinese with English abstract)

[34] CHEN X L, LIU C G, CHANG Z F, et al. The relationship between the slope angle and the landslide size derived from limit equilibrium simulations[J]. Geomorphology, 2016, 253: 547-550.

[35] 姜建伟, 赵法锁, 祝俊华, 等. 陕西省吴起县斜坡几何形态与地质灾害相关性研究 [J]. 灾害学, 2018, 33(2): 188-192.
JIANG J W, ZHAO F S, ZHU J H, et al. Study on the correlation between slope geometrical morphology and geological disasters in Wuqi County of Shaanxi Province[J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(2): 188-192. (in Chinese with English abstract)

[36] CAPITANI M, RIBOLINI A, BINI M. The slope aspect: A predisposing factor for landsliding?[J]. Comptes Rendus Geoscience, 2013, 345(11/12): 427-438.

[37] WANG F W, CHEN Y, PENG X L, et al. The fault-controlled

Chengtian landslide triggered by rainfall on 20 May 2021 in Songyang County, Zhejiang Province, China[J]. Landslides, 2022, 19(7): 1751-1765.

[38] FU Z J, WANG F W, DOU J, et al. Enhanced absence sampling technique for data-driven landslide susceptibility mapping: A case study in Songyang County, China[J]. Remote Sensing, 2023, 15(13): 3345.

[39] ROHAN T, SHELEF E, MIRUS B, et al. Prolonged influence of urbanization on landslide susceptibility[J]. Landslides, 2023, 20(7): 1433-1447.

[40] LI G R, LEI Y L, YAO H J, et al. The influence of land urbanization on landslides: An empirical estimation based on Chinese provincial panel data[J]. Science of the Total Environment, 2017, 595: 681-690.

Summary for “台风“鲇鱼”影响下考虑 InSAR 形变的滑坡易发性动态评价: 以浙江省松阳县为例”

Dynamic assessment of landslide susceptibility considering the InSAR deformation influenced by Typhoon Megi: A case study of Songyang Country in Zhejiang Province

MIAO Haibo[a*], MA Chuang[a], YANG Bingying[a], CUI Yulong[a], YU Xuexiang[b]

a. School of Civil Engineering and Architecture; b. School of Spatial Information and Geomatics Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui 232001, China

* Corresponding author, E-mail: mhblowal@126.com

Abstract: [**Objective**] Landslide susceptibility assessment (LSA) plays a vital role in predicting landslide occurrence and potential risks. However, static susceptibility maps are limited in reliability their failure to account for dynamic evolution of landslides. This study aims to enhance landslide susceptibility assessment by incorporating dynamic factors through Sentinel-1A SAR data, which is derived from Songyang County, Zhejiang Province: A resion impacted by Typhoon Megi in 2016. [**Methods**] The methodology involved three key steps. First, D-InSAR technology was used to measure ground deformation before and after Typhoon Megi. A deformation rate of −20 mm/a was set as the threshold to augment the landslide inventory. Second, SBAS-InSAR technology was applied to obtain ground deformation data from November 22, 2015, to March 4, 2017. Third, nine static factors, including terrain, geology, hydrology, and human activities, were combined with vertical and line-of-sight (LOS) of InSAR ground deformation to produce a dynamic landslide susceptibility map using the MIV-BP neural network framework. [**Results**] The inclusion of dynamic factors, particularly InSAR ground deformation, significantly improved the accuracy of LSA. When these factors were excluded, prediction accuracy decreased from 0.901 to 0.857. Areas with extremely low and low susceptibility were largely unaffected by Typhoon Megi, while regions with steep or elevated terrain experienced an increase in susceptibility, shifting from medium-high to extremely high susceptibility after the typhoon. The changes in the extremely high susceptibility areas closely aligned with the observed ground deformation from InSAR data. [**Conclusion**] The findings offer valuable insights for geological disaster prevention and mitigation in Songyang County and other regions facing similar extreme weather events in the future.

Key words: landslide susceptibility; dynamic assessment; InSAR ground deformation; MIV-BP neural network; Typhoon Megi; Songyang Country in Zhejiang Province

Received: 2024-09-03; Revised: 2024-11-29; Accepted: 2025-01-02

doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240500