



引文格式:陈博,张灿灿,李振洪,等.福建龙岩市2024年“6·16”特大暴雨诱发滑坡发育特征及其调控因子分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(11):2145-2155.DOI:10.13203/j.whugis20240336

Citation: CHEN Bo, ZHANG Cancan, LI Zhenhong, et al. Developmental Characteristics and Controlling Factors of Landslides Triggered by Extreme Rainfalls on 16 June 2024 in Longyan, Fujian Province[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(11): 2145-2155. DOI: 10.13203/j.whugis20240336

# 福建龙岩市2024年“6·16”特大暴雨诱发滑坡发育特征及其调控因子分析

陈博<sup>1,2,3</sup> 张灿灿<sup>1,2,3</sup> 李振洪<sup>1,2,4</sup> 麻艺馨<sup>1,3,5</sup> 宋闯<sup>1,2,4</sup>  
周美玲<sup>1,2,3</sup> 张春光<sup>6</sup> 赵光俊<sup>6</sup> 余琛<sup>1,2,4</sup> 丁明涛<sup>1,2,4</sup>  
张成龙<sup>1,2,4</sup> 朱武<sup>1,2,4</sup> 夏传福<sup>6</sup> 牛一如<sup>6</sup> 彭建兵<sup>1,2,7</sup>

1 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安, 710054

2 黄土科学全国重点实验室, 陕西 西安, 710054

3 长安大学地学与卫星大数据研究中心, 陕西 西安, 710054

4 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西 西安, 710054

5 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 甘肃 兰州, 730070

6 国网思极位置服务有限公司, 北京, 102209

7 自然资源部生态地质与灾害防控重点实验室, 陕西 西安, 710054

**摘要:** 2024-06-16, 福建省龙岩市发生特大暴雨事件, 24 h降雨量达到历史极值377.3 mm, 诱发了大量的滑坡, 造成了多地居民房屋损毁、道路中断, 引起了社会的广泛关注。及时获取降雨诱发滑坡编目、发育分布规律及主要调控因子对灾后的应急救援决策和恢复重建至关重要。利用灾区的光学卫星遥感影像和数字高程模型, 使用ResU-Net模型对龙岩市特大暴雨诱发滑坡进行了快速智能识别与人工检核, 进一步结合地形、地貌和人类活动因素分析了此次事件诱发滑坡的空间分布, 此外, 使用参数最优地理探测器定量揭示了降雨型滑坡的主要调控因子和双调控因子之间的交互作用。结果表明, 此次特大暴雨事件至少诱发滑坡3 951处, 总面积约21.30 km<sup>2</sup>。主要以小型滑坡为主, 上杭县和武平县诱发滑坡尤为严重, 群发性明显。空间分析结果表明, 44%的滑坡主要分布在高程200~300 m范围内, 且随着距道路和距河流的距离越近, 滑坡越集中。此次事件诱发滑坡的主要调控因子为海拔、距道路距离和距河流距离。不同调控因子的综合作用均增强了对降雨型滑坡的调控, 其中海拔与土地利用的交互作用最强。该研究成果可为灾后应急救援决策、灾后重建和次生灾害风险隐患评估提供重要的数据支撑。

**关键词:** 6·16特大暴雨; ResU-Net模型; 滑坡智能识别; 参数最优地理探测器; 调控因子

中图分类号: P237

文献标识码: A

收稿日期: 2024-09-11

DOI: 10.13203/j.whugis20240336

文章编号: 1671-8860(2024)11-2145-11

## Developmental Characteristics and Controlling Factors of Landslides Triggered by Extreme Rainfalls on 16 June 2024 in Longyan, Fujian Province

CHEN Bo<sup>1,2,3</sup> ZHANG Cancan<sup>1,2,3</sup> LI Zhenhong<sup>1,2,4</sup> MA Yixin<sup>1,3,5</sup> SONG Chuang<sup>1,2,4</sup>  
ZHOU Meiling<sup>1,2,3</sup> ZHANG Chunguang<sup>6</sup> ZHAO Guangjun<sup>6</sup> YU Chen<sup>1,2,4</sup> DING Mingtao<sup>1,2,4</sup>  
ZHANG Chenglong<sup>1,2,4</sup> ZHU Wu<sup>1,2,4</sup> XIA Chuanfu<sup>6</sup> NIU Yiru<sup>6</sup> PENG Jianbing<sup>1,2,7</sup>

1 College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

2 Key Laboratory of Loess, Xi'an 710054, China

3 Big Data Center for Geosciences and Satellites (BDCGS), Chang'an University, Xi'an 710054, China

4 Key Laboratory of Western China's Mineral Resource and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, China

5 Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

6 State Grid Location Based Service Co. Ltd., Beijing 102209, China

7 Key Laboratory of Ecological Geology and Disaster Prevention, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710054, China

**Abstract:** Objectives: On 16 June 2024, Longyan City in Fujian Province, Eastern China experienced ex-

**基金项目:** 国家重点研发计划(2020YFC1512000); 陕西省地学大数据与地质灾害防治创新团队(2022); 中央高校基本科研业务费专项(300102264718, 300102261308, 300102264302)。

**共同第一作者:** 陈博, 博士生, 主要从事影像大地测量与滑坡灾害研究。bo.chen@chd.edu.cn

张灿灿, 硕士生, 主要从事深度学习与地震地质灾害研究。2022126015@chd.edu.cn

**通讯作者:** 李振洪, 博士, 教授。zhenhong.li@chd.edu.cn

ceptionally heavy rainfalls, setting a 24 h record of 377.3 mm. The extreme rainfalls triggered numerous landslides, causing widespread damage to residential homes and disrupting transportation in several areas, which attracted significant public attention. Timely acquisition of landslide inventories, along with a detailed understanding of their spatial distribution and controlling factors, is crucial for informing post-disaster emergency response and recovery efforts. **Methods:** Satellite optical remote sensing imagery and digital elevation model in the affected region were used in conjunction with the ResU-Net model to rapidly and accurately identify the landslides triggered by the extreme rainfalls. A spatial analysis of the landslide distribution was conducted by integrating factors such as topography, geomorphology, and human activities. Additionally, an optimal parameters-based geographical detector model was employed to quantitatively analyze the primary controlling factors behind the landslides and the interaction effects between dual controlling factors. **Results:** The extreme rainfall event triggered at least 3 951 landslides, covering a total area of approximately 21.30 km<sup>2</sup>. Most landslides were small in scale, with Shanghang and Wuping counties being the most severely affected, showing a clustered spatial distribution. The spatial analysis revealed that 44% of the landslides occurred at elevations between 200–300 m, with landslide frequency increasing as the distance to roads and rivers decreased. Elevation, distance to roads, and distance to rivers were identified as the primary controlling factors for the landslides. Interaction effects between controlling factors were found to enhance landslide occurrence, with the interaction between elevation and land cover being particularly significant. **Conclusions:** This study provides a comprehensive inventory of landslides triggered by the extreme rainfall event in Longyan City, and identifies the primary controlling factors and spatial distribution patterns. The findings provide essential data for post-disaster emergency response, reconstruction planning, and risk assessment of potential secondary disasters.

**Key words:** “6·16” extreme rainfalls; ResU-Net model; intelligent recognition of landslide; optimal parameters geographic detector; conditioning factor

据福建省应急管理厅报道,2024 年 6 月 16 日—17 日,龙岩市普降暴雨,24 h 雨量达到历史极值,最大降雨达 377.3 mm。此次强降水诱发了大量山洪、滑坡和泥石流等次生灾害(图 1),导致龙

岩市 7 个县(市、区)不同程度受灾。据不完全统计,龙岩市受灾 12.58 万人,损毁房屋 1 214 间,道路中断 728 处,农作物受灾约 2 894.73 ha,直接经济损失达 11.96 亿元,引起了社会的广泛关注。

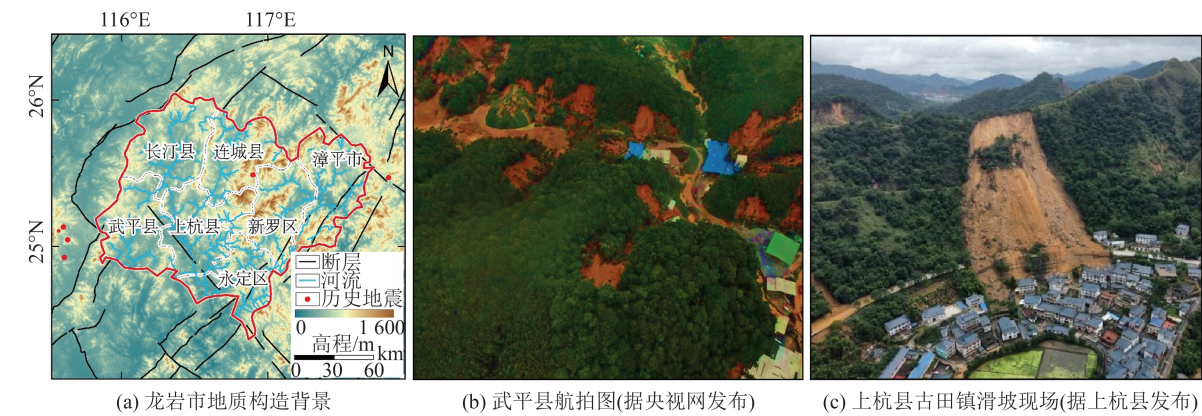


图 1 研究区域位置及“6·16”特大暴雨诱发典型滑坡灾害

Fig. 1 Location of the Study Area and Typical Landslides Induced by the “June 16” Heavy Rainfalls

在中国东南沿海山区,台风暴雨是诱发山体滑坡最主要的因素之一,对当地居民的生命财产安全构成了严重威胁。如 2019-06 广东省龙川县经历强降雨,诱发了 667 处滑坡,造成经济损失约 9 000 万元<sup>[1]</sup>;2019-08-10,台风利奇马在浙江登陆,引发 2 774 处滑坡,导致 35 人遇难<sup>[2]</sup>;2024-04

广东韶关江湾镇极端降雨诱发滑坡 1 192 处,导致当地居民断联近 36 h<sup>[3]</sup>。因此,灾后快速识别极端降雨诱发的滑坡,对灾后应急救援、地质灾害排查和防治具有重要意义。传统的滑坡识别方法,如野外调查和基于光学遥感影像的目视解译,尽管准确,但耗时、耗力且带有主观性,难以



快速生成大规模滑坡数据库<sup>[4-6]</sup>。随着机器学习和人工智能算法的快速发展,该技术被广泛应用于降雨型滑坡和同震滑坡的智能识别中<sup>[7-10]</sup>,如许强等<sup>[3]</sup>利用 YOLOv8 模型构建了广东韶关江湾镇由极端降雨诱发的滑坡的滑坡编目,并基于此分析了滑坡发育分布规律和形成条件;Mondini 等<sup>[11]</sup>通过一种基于深度学习的策略建立了降雨与滑坡之间的关系,有效预测了广域的降雨滑坡,为降雨型滑坡预测提供了可能;Dai 等<sup>[12]</sup>基于 SegFormer 模型对 2022 年四川泸定 Mw 6.6 地震造成的同震滑坡进行自动检测,获得了震后滑坡编目和空间分布规律,为应急救援提供支持;刘佳等<sup>[13]</sup>将 U-Net 模型与谷歌地球引擎 (google earth engine, GEE) 平台结合对四川汶川地区进行了同震滑坡识别,比较了不同参数组合情况下 U-Net 神经网络模型的识别精度。面对强降雨、地震等灾害应急分析时,该技术手段则表现出较好的时效性。此外,为更好地理解防治降雨型滑坡,有必要深入探究其背后的调控因子<sup>[14-17]</sup>。降雨型滑坡的失稳不仅仅是由单一因素导致,而是受到多种因素综合作用的影响。除了降雨本身外,地形、地质构造等因素也在降雨型滑坡的形成过程中扮演着重要角色。因此,定量分析各

调控因子的调控能力,可为强降雨诱发滑坡的易发性研究提供重要参考,也可针对主要调控因子区域采取相应的防治措施。

为快速查清龙岩市“6·16”特大暴雨诱发滑坡情况,揭示其背后的调控因子,本文首先利用 ResU-Net 模型对龙岩市群发性滑坡进行智能识别,经过人工检核建立了此次事件诱发滑坡编目;然后结合滑坡调控因子定性分析了滑坡空间分布规律;最后,利用参数最优地理探测器揭示了滑坡的主要调控因子和双调控因子之间的交互作用。该研究结果不仅为龙岩市灾后重建、地质灾害排查和防治、土地利用规划等多方面提供科学依据和技术支撑,也将有助于提高类似地区的土地利用管理和基础设施建设,从而减少未来降雨型滑坡发生的风险。

## 1 研究区域概况

龙岩市位于福建省的西南部,地处沿海地区和内陆腹地的结合部,面积约 1.9 万 km<sup>2</sup>,最高海拔 1 804 m,平均海拔 583 m,整体呈东北高、西南低(图 1)。研究区属亚热带季风气候,气候温暖湿润,雨量充沛,在雨季 4 月—9 月(图 2(a)),山区丘陵地带常发生滑坡、崩塌等地质灾害<sup>[18]</sup>。

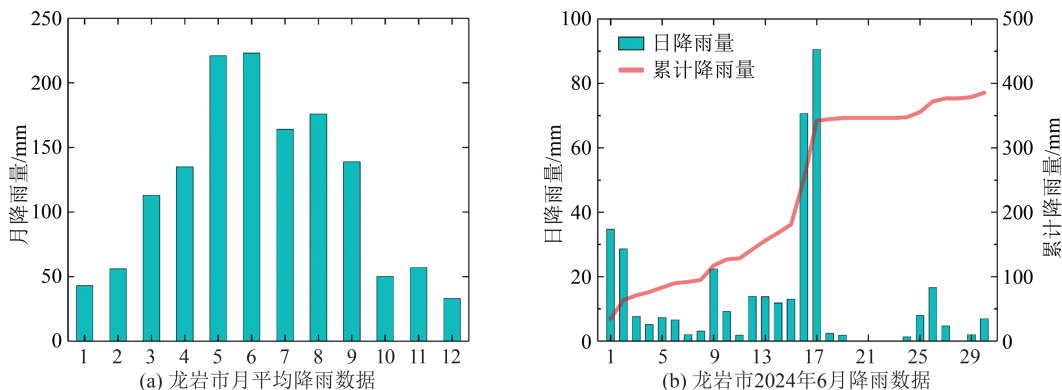


图2 龙岩市月平均降雨数据和2024年6月降雨数据

Fig. 2 Monthly Average Rainfall Data and Rainfall Data for June 2024 in Longyan City

根据龙岩市气象站记录的降雨数据,龙岩市于2024年6月16日—17日发生强降雨,48 h降雨量约占6月份累计降雨量的一半(见图2(b))。在GEE云平台上获取了气候灾害中心红外降水与台站数据公布的空间分辨率为5 km的龙岩市降雨数据<sup>[19]</sup>(图3),揭示了龙岩市2024年6月16日—17日发生了强降雨,降雨分布由6月16日的东南部强降雨转向6月17日的西北部。据官方报道,在6月16日—17日,24 h过程雨量达到历史极值,最大降雨达377.3 mm,引发了大量滑坡、山洪和泥石流,摧毁了大量房屋并阻断了多条道路。

## 2 研究数据与研究方法

### 2.1 光学卫星遥感影像与降雨型滑坡调控因子

本文使用的光学卫星遥感影像为全球公开的 Sentinel-2,该卫星含 A、B 两颗星,分别于 2015-06-23 和 2017-03-07 发射升空,重访周期为 5 d。覆盖 13 个波段,宽幅为 290 km,空间分辨率达 10 m,受云雾的影响,覆盖龙岩市的灾后光学遥感影像多被云层遮挡,因此,本文选取距“6·16”特大暴雨事件时间最近、受云雾影响较小的 2024-08-08 的 Sentinel-2 影像进行滑坡智能识别;数字高程模型<sup>[20]</sup>(digital elevation model, DEM)数据为 30 m 的哥白尼数字高

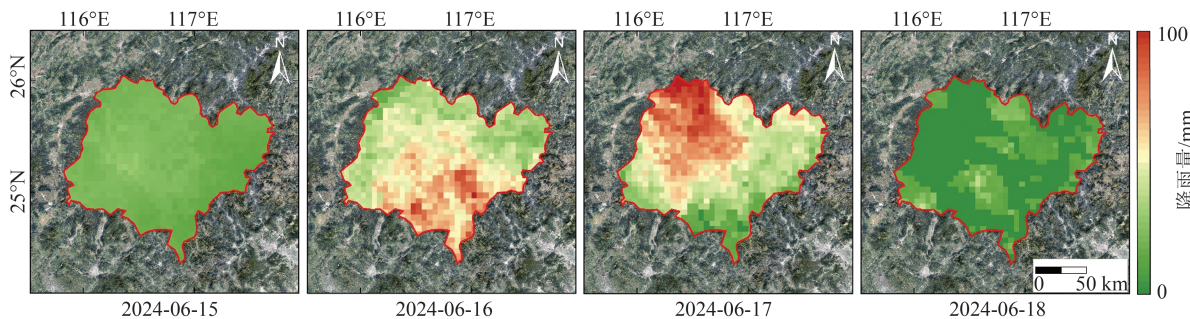


图3 龙岩市2024年6月15日—18日的降雨空间分布

Fig. 3 Spatial Distribution of Rainfalls in Longyan City from June 15 to June 18, 2024

程模型(Copernicus DEM, COP-DEM),由欧洲航天局发布,绝对高程精度优于4 m,绝对平面精度优于6 m,是当前精度最高的开源DEM。

由于降雨型滑坡的发生受到地形地貌等因素影响的调控,选取高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、地形起伏度、地表粗糙度、地形湿度指数<sup>[21]</sup>(topographic wetness index, TWI)、距河流距离、距道路距离、土地利用<sup>[22]</sup>和年平均归一化植被指数<sup>[23]</sup>(normalized difference vegetation index, NDVI)共12个特征因子,具体参数见表1。其中TWI是区域地形对径流流向和蓄积影响的物理指标,有助于识别降雨径流模式、潜在土壤含水量增加区域和积水区域,计算公式为:

$$I_{TWI} = \ln(A_{CA}/S) \quad (1)$$

式中, $A_{CA}$ 是通过网格单元排水的局部上坡集水区(catchment area, CA); $S$ 为每个网格单元最陡的向外坡度。

表1 本文所使用的数据集

Tab. 1 Datasets Used in This Study

类型	影像名称	时间	空间分辨率/m
灾前光学影像	Sentinel-2	2023-07-15	10
灾后光学影像	Sentinel-2	2024-08-08	10
DEM	COP-DEM	2011-01-01— 2015-01-07	12.5
土地利用	Landsat	2020 年	30
NDVI	Sentinel-2	2023 年	10

## 2.2 基于 ResU-Net 模型智能识别降雨型滑坡

快速获取强降雨诱发滑坡的位置和面积对应应急救援及灾后防治具有重要意义。随着深度学习方法的不断发展,ResU-Net 模型在降雨诱发滑坡和同震滑坡识别方面得到了广泛应用并取得了很好的效果<sup>[24-27]</sup>。相比传统的语义分割网络 U-Net, ResU-Net 不仅提升了模型的泛化能力,还显著提高了滑坡识别的准确性。因此,本研究

利用 ResU-Net 模型对降雨型滑坡进行智能识别。ResU-Net 模型呈 U 型结构<sup>[26,28]</sup>,包含编码器和解码器两部分,在同级编码器和解码器之间还存在跳跃连接(图4)。编码器部分通过下采样来获取输入影像的信息进行特征提取,在提取过程中会逐步进行尺寸压缩,用于提取多层次特征。跳跃连接是将同级编码器获取的特征以及低级解码器获取的特征进行连接,该操作可以减少信息丢失,提高图像分割的准确率。解码器部分的输入是跳跃连接所连接的综合语义信息,该部分通过上采样将编码器部分压缩的尺寸恢复至原始尺寸。编码器和解码器部分进行信息提取使用的均为残差块,相对于原始双卷积块,添加了残差连接路径,可以使梯度直接回传,缓解了梯度消失、梯度爆炸等问题。具体模型结构见图4。

利用 ResU-Net 模型智能识别滑坡具体步骤如下:

1) ResU-Net 模型的训练。考虑到此次特大暴雨诱发滑坡区域位于植被茂密区,因此收集了类似环境下的滑坡数据进行模型训练,使用的数据包括2017年九寨沟 Mw 7.0 地震的同震滑坡数据<sup>[10]</sup>和2018年北海道 Mw 6.6 地震的同震滑坡数据<sup>[29]</sup>。模型训练基于 PyTorch3.8 深度学习框架,采用 Adam 优化器对网络参数进行更新,训练批次大小为 64,初始学习率设为 0.000 1,此外,设置了学习率调整策略,当连续 5 个 epoch 损失函数未出现下降时,学习率乘以 0.1,模型共训练了 200 个 epoch,最后选取训练过程中验证集 F1 值最高的权重用于滑坡识别。

2) 数据准备。ResU-Net 模型所需数据包括研究区域灾前和灾后各一景的 RGB 三波段光学卫星遥感影像和 NDVI、坡向和山体阴影。将所有数据叠加,构建 10 波段影像用于滑坡识别。为符合 ResU-Net 模型权重可识别尺寸,还需将影像裁剪至 88×88。需要说明的是,在数据叠加之前,本研究将所使用的数据空间分辨率均重采样到了 10 m,将所有影像属性值归一化至 0~255。

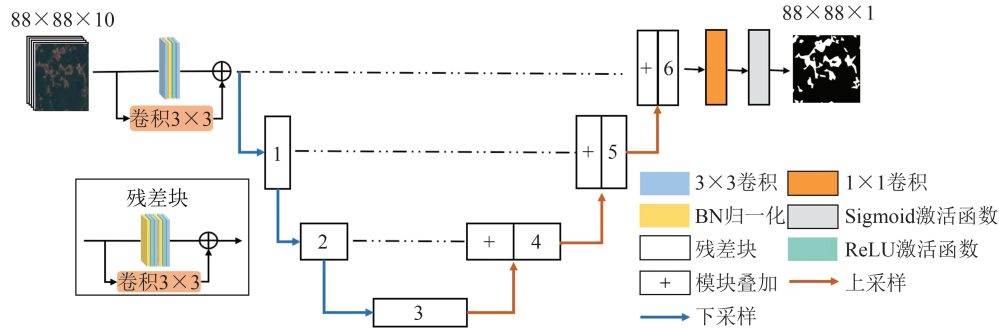


图 4 ResU-Net 滑坡识别模型

Fig. 4 ResU-Net Landslide Identification Model

3) ResU-Net 模型智能识别。首先将步骤 2) 准备好的影像依次输入模型, 经过一系列卷积、下采样和上采样最终得到一个像元值矩阵。然后对像元矩阵中的所有像元值进行分类, 以 0.5 为分界阈值, 大于 0.5 的像元为滑坡像元, 归一化为 1, 小于 0.5 的像元值为非滑坡像元, 归一化为 0, 得到滑坡的二值分割图。

4) 生成初步的滑坡编目。将 ResU-Net 模型生成的所有二值分割图进行拼接得到研究区域的滑坡分割图, 然后将二值图转化为面矢量, 获取研究区域初步的滑坡编目。

5) 滑坡编目人工校核。对 ResU-Net 模型获取的滑坡编目进行至少 2 名地质灾害研究者的校核, 目的是将 ResU-Net 模型识别的滑坡与灾前灾后光学卫星影像的变化进行对比, 剔除误检滑坡, 提高滑坡的识别精度。

需要说明的是, 由于研究区域较大, 为快速实现滑坡智能识别, 本研究采取分块处理, 将研究区自动均分为 9 份进行并行处理 (图 5(a)), 再对 9 个区域识别结果进行自动拼接, 大幅度提升了滑坡智能识别的速度。

### 2.3 基于参数最优地理探测器揭示滑坡调控因子

地理探测器是一种用于揭示空间分异性和探究其驱动因子的统计学方法, 该方法的基本假设为: 如果某个自变量对某个因变量有重要影响, 则在空间分布上自变量和因变量应具有相似性<sup>[14,30]</sup>。本研究利用参数最优地理探测<sup>[31]</sup>揭示滑坡背后的调控因子, 该方法较传统地理探测器优势在于可自动使空间离散化优化和空间尺度优化, 无需人为设定连续变量因子为离散变量因子。本文主要利用参数最优地理探测中的因子探测器探测龙岩市降雨型滑坡背后的主要调控因子, 以降雨型滑坡为因变量  $Y$ , 以调控因子为自变量  $X$ , 使用因子解释力  $q$  定量评价不同调控因子的调控能力。计算公式如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (2)$$

式中,  $h$  为各调控因子的分层;  $N_h$  和  $N$  分别为  $h$  和全区的单元数;  $\sigma_h^2$  和  $\sigma^2$  分别为层  $h$  和全区降雨型滑坡的方差。  $q$  值越大的调控因子对降雨型滑坡的影响力越显著。

此外, 本文利用参数最优地理探测器的交互探测器探测因子间的交互作用, 双调控因子之间的交互作用类型为非线性增强、独立、双因子增强、单因子非线性减弱和非线性减弱<sup>[30]</sup>, 其中, 非线性增强表示为影响因子的交互作用的解释力大于各单独作用时的解释力之和, 双因子增强表示为影响因子的交互作用的解释力均大于各单一因子的解释力。

## 3 结果与分析

### 3.1 “6·16”特大暴雨诱发滑坡编目

利用 ResU-Net 模型对“6·16”特大降雨诱发滑坡进行识别, 经过人工复核, 发现此次特大暴雨事件在龙岩市共诱发滑坡 3 951 处 (图 5), 总面积达 21.30 km<sup>2</sup>, 最大面积为 0.3 km<sup>2</sup>, 平均面积为 5 401 m<sup>2</sup>。由图 5(b) 可以看出, 此次特大暴雨事件诱发的滑坡主要分布在龙岩市西南部的武平县和上杭县, 分别诱发滑坡 2 181 处和 1 690 处 (图 6), 占到总滑坡数的 98%, 群发性效应显著。图 7 展示了 ResU-Net 模型识别降雨型滑坡识别效果, 可以看出该模型识别降雨型滑坡结果较为准确。

此外, 本文采用召回率、准确率、 $F1$  值等评价指标对滑坡识别结果进行了评估。结果显示, ResU-Net 模型的召回率为 0.99, 说明模型对滑坡像元具有极高的敏感度, 几乎能够准确识别出所有滑坡像元; 准确率为 0.66, 表明模型正确识别的滑坡接近 70%;  $F1$  值为 0.79, 反映了模型在精度和召回率之间取得了较好的平衡。总的来说,



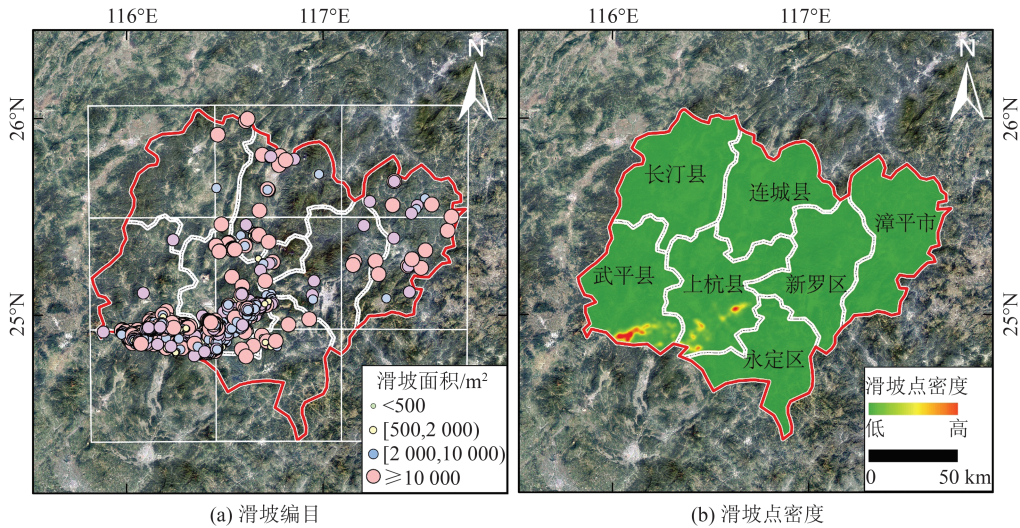


图5 龙岩市2024年“6·16”特大暴雨诱发滑坡编目

Fig. 5 Catalog of the Landslides Induced by the 16 June 2024 Heavy Rainfalls in Longyan City

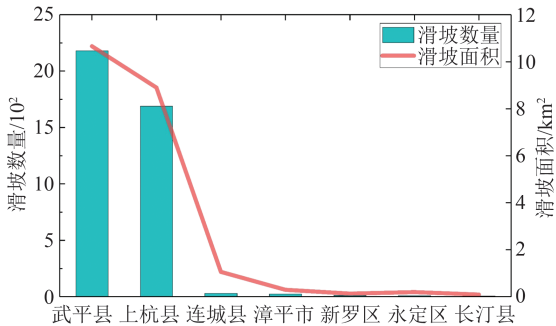


图6 龙岩市各区县滑坡数量和滑坡面积

Fig. 6 Number and Areas of Landslides in Longyan City Districts and Counties

ResU-Net模型对滑坡具有较高的识别能力,但部分误检滑坡仍需通过人工检校剔除,以完成最终滑坡编目的构建。

3.2 降雨型滑坡的发育特征

基于 ResU-Net模型智能识别的滑坡编目,结合 DEM、道路、河流、NDVI、土地利用数据,采用空间统计分析的方法<sup>[32]</sup>,统计并计算各调控因子分级范围内的滑坡个数和滑坡分级面密度(调控因子分级内滑坡面积/调控因子分级面积),分析了龙岩市强降雨诱发滑坡分布的发育特征。

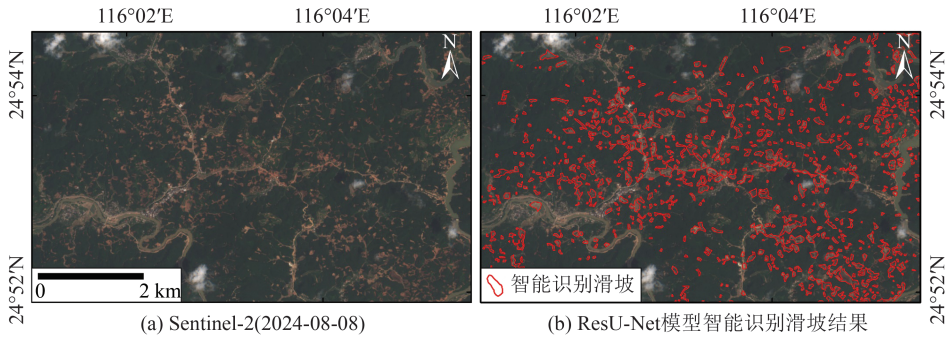


图7 ResU-Net模型识别的滑坡

Fig. 7 Landslides Identified with ResU-Net Model

如图8(a)所示,此次特大暴雨诱发滑坡的44%分布在200~300 m的高程范围内,面积约为8.56 km²,占滑坡总面积的40%。值得注意的是,在200~300 m的高程范围内,滑坡分级面密度也最大,表明这一海拔区间的滑坡活动最为集中。总体上,海拔超过200 m后,随着高度的增加,滑坡的分布呈递减的趋势。如图8(b)所示,距道路距离越近,降雨滑坡越多,滑坡分级面密度越大,表明道路开挖对降雨型滑坡的影响较高。此次特大暴雨事件诱发的滑坡中,83%分布在距道路

距离0~1.5 km范围内,滑坡面积约为17.91 km²,占滑坡总面积的84%。63%的滑坡分布在距河流0~2 km范围内,滑坡面积(14.73 km²)占滑坡总面积的69%,说明龙岩市山区河流侵蚀作用对降雨诱发的滑坡影响显著。如图8(d)所示,诱发滑坡的68%分布在常绿阔叶林的土地覆盖中,但草本植被、落叶阔叶林和常绿灌木的分级面密度较高,说明此次降雨滑坡易发区的土地覆盖主要为草本植被、阔叶林、常绿灌木区域。54%的滑坡集中在坡度15°~25°范围内,面积为13.42 km²,

占滑坡总面积的 62.88%。如图 8(f) 所示, 97% 的滑坡集中在 NDVI 值为 0.2~0.5 范围内, 滑坡面积约占总面积的 96%。地表粗糙度为 1~1.1 范围内降雨滑坡面积 (15.67 km<sup>2</sup>) 占滑坡总面积的 73%, 随着地表粗糙度的增加, 滑坡数量和滑坡分级面密度整体呈递减的趋势, 表明地表越光滑易于降雨型滑坡的发生。如图 8(h) 所示, 63% 的滑坡分布在剖面曲率 7~12 范围内, 约占滑坡总面积的 73%。如图 8(i) 所示, 61% 的滑坡主要

分布在 TWI 为 5~7 范围内, 约占滑坡总面积的 72%。如图 8(j) 所示, 53% 的滑坡主要分布在平面曲率 150~250 范围内, 约占滑坡总面积的 50%。值得注意的是, 在 6~7 范围内滑坡数量排第 2, 但滑坡分级面密度最高, 说明龙岩市 TWI 为 6~7 的范围内易发生降雨型滑坡。坡向玫瑰图 (图 8(k)) 显示, 67% 的滑坡分布在东向至西南方向, 面积约 16.21 km<sup>2</sup>, 占滑坡总面积的 76%, 方向效应显著。综上分析, 此次特大暴雨诱发滑坡分布存在一定的规律。

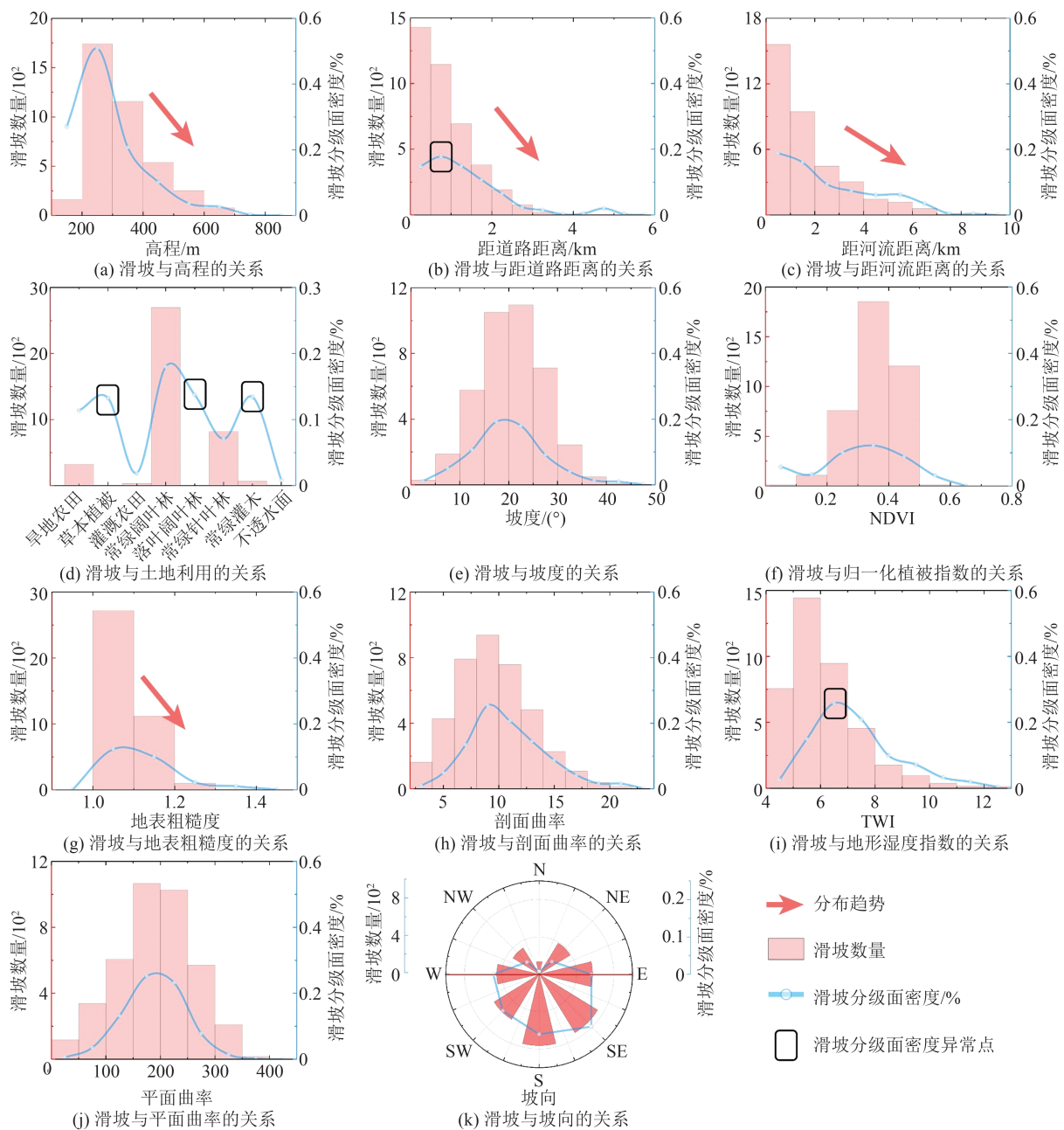


图 8 龙岩市 2024 年“6·16”特大暴雨诱发滑坡的发育特征

Fig. 8 Developmental Characteristics of Rain-Induced Landslides in Longyan City on 16 June 2024

### 3.3 降雨型滑坡的主要调控因子

为探究此次降雨事件诱发滑坡的主要调控因子, 本文在龙岩市随机创建 2 万点, 其中 1 万处

位于降雨滑坡上, 1 万处位于未发生滑坡处, 提取 2 万处随机点的 12 个调控因子的属性值, 基于参数最优地理探测器的因子探测器获取了此次降

雨事件调控因子的排序:海拔>距道路距离>距河流距离>土地利用>地形起伏度>坡度>NDVI>地表粗糙度>剖面曲率>TWI>平面曲率>坡向(图9)。其中海拔为最主要的调控因子,因为海拔不仅影响着降雨强度,还与地质结构、土壤湿度和植被覆盖等自然条件密切相关。低海拔地区往往是人类工程活动最为密集的区域,如道路、建筑和农田等。这些人类活动削弱了地表结构的稳定性,使其在特大暴雨下更易发生滑坡<sup>[14]</sup>。第二大调控因子是距道路距离,因为道路建设特别是在丘陵和山区,通常伴随大规模挖掘和切割,破坏了坡体固有的稳定性,并改变了水文条件和坡体结构。在特大暴雨期间,这些改变会加剧坡体失稳,从而诱发滑坡。空间统计结果显示,此次特大暴雨事件中,83%的滑坡发生在距道路距离0~1.5 km范围内,进一步验证了道路对降雨型滑坡的重要影响<sup>[33]</sup>。第三大调控因子是距河流距离,因为河流附近的土壤通常较为松软,并且容易受到水流侵蚀的影响,这会增加降雨型滑坡发生的可能性<sup>[34]</sup>。需要说明的是,调控因子的排序并不意味着 $q$ 值越大的因子一定会导致滑坡,而是指在降雨型滑坡预测模型中,这些因素对于滑坡的发生有着更高的解释力。

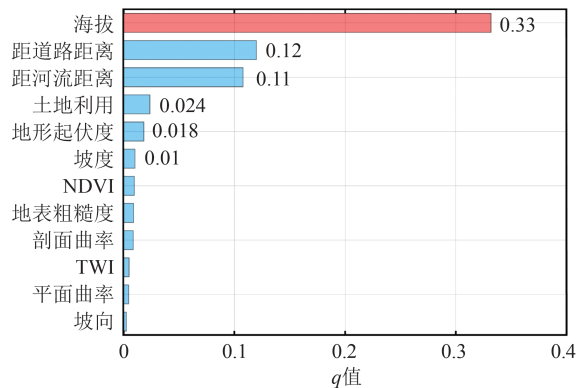


图9 单调控因子定量分析

Fig. 9 Quantitative Analysis of Single Conditioning Factor

### 3.4 降雨型滑坡的双调控因子交互作用

从交互探测器探测结果(图10)可知,不同调控因子的综合作用均增强了对降雨型滑坡的调控,包括57对非线性增强和9对双因子增强,说明57对调控因子的综合调控作用不是简单的累加,而是表现出了“1+1>2”的现象。其中海拔与土地利用的交互作用最强, $q$ 值为0.38,海拔与距道路距离次之, $q$ 值为0.37,而坡度与地表粗糙度以及坡向与TWI的交互作用最低, $q$ 值均为0.01。需要强调的是,与海拔交互后的土地利用、NDVI和地形起伏度因子的解释力明显增强。

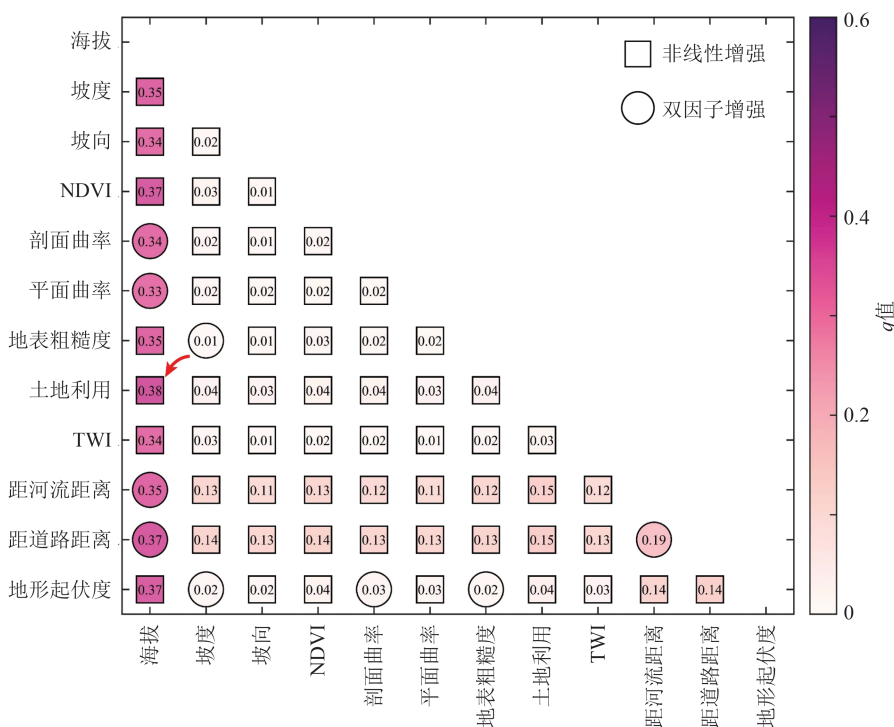


图10 调控因子交互作用

Fig. 10 Interactions Between Conditioning Factors

海拔与土地利用的交互作用强烈,可能是随着海拔升高,土地利用类型从农田或人工用地逐渐转变为自然林地或草地。不同的植被类型

在水分滞留和坡面稳固能力方面有显著差异<sup>[35]</sup>。例如,农田和建设用地通常具有较少的植被覆盖,导致雨水滞留能力较低,从而增加了地表径流,加



剧了滑坡发生的风险。尤其在低海拔地区,频繁的人类活动(如农业开发和城市扩张)会破坏自然植被,削弱土壤的稳固性<sup>[36]</sup>,使得坡体在强降雨下更容易失稳。相较之下,高海拔地区的自然植被(如林地或草地)能够更有效地固定土壤<sup>[37]</sup>,滑坡易发性较低。海拔与距道路距离的交互作用排第 2。可能的原因是,在高海拔地区,沿道路开挖的斜坡容易积水,特别是在排水系统设计不当的情况下,局部水分的过度积累会导致坡体不稳定,从而诱发滑坡。而在低海拔地区,硬化的道路表面会加剧地表径流,进一步增加滑坡发生的概率。道路建设破坏了坡体的自然结构,尤其是在降雨较多的区域,道路附近的土壤由于开挖和车辆通行更易遭受侵蚀<sup>[38]</sup>,滑坡发生的风险较大。总体而言,海拔影响着自然地理环境的多样性,而土地利用和道路建设则反映了人类对自然环境的改造。在特大暴雨的背景下,低海拔区域由于人类活动密集,土地利用强度大、道路建设密集,显著削弱了坡体的稳定性,雨水作为诱发因素进一步加剧滑坡的发生。这也解释了为何这些因子的交互作用在特大暴雨诱发滑坡中表现出较高的  $q$  值。

以往研究表明<sup>[39-41]</sup>,降雨对滑坡的触发作用包括但不限于:降水进入岩土体,增加坡体自重,增大孔隙水压力,使处于极限平衡状态的坡体发生滑动;降水由地表进入地下,转变为地下水,浸泡软化滑动面,降低坡体的抗剪强度;坡体多次的干湿交替变化导致岩土体开裂,产生大量的节理裂隙等(图 11)。因此,降雨诱发滑坡的调控因子除本文研究的调控因子外,还与坡体自身的岩土结构、累积效应、降雨时的风力等因素密切相关,但由于数据的局限性,本文并未逐一探讨。

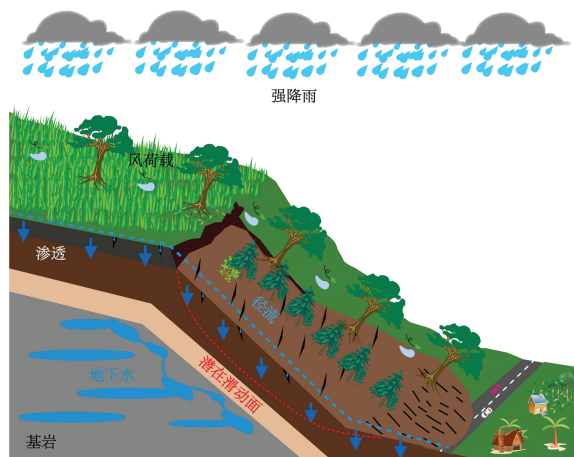


图 11 降雨型滑坡失稳机制示意图

Fig. 11 Schematic Representation of the Failure Mechanism of the Rainfall Landslide

## 4 讨论

强降雨发生期间,诱发的滑坡往往摧毁大量的居民建筑物、堵塞道路和河流,从而产生严重的人员伤亡和经济损失。摧毁的道路和房屋是灾后救援和重建的核心区域,因此准确确定损毁道路和房屋至关重要。

龙岩市交通网主要包括漳龙铁路、龙龙铁路、G76、G25、S21、S30 等国道和省道。为获取此次特大暴雨诱发滑坡造成的道路损毁情况,本文基于智能识别的 3 951 处降雨滑坡范围,与交通网信息进行叠加,发现此次事件至少造成 136 处约 10.42 km 的道路受损(图 12),与开放街道地图(OpenStreetMap)公开的建筑物叠加,发现至少存在 22 处房屋在滑坡体上。需要说明的是,由于路网数据和建筑物轮廓数据的限制,本文统计的受损道路和损毁房屋均存在低估现象。

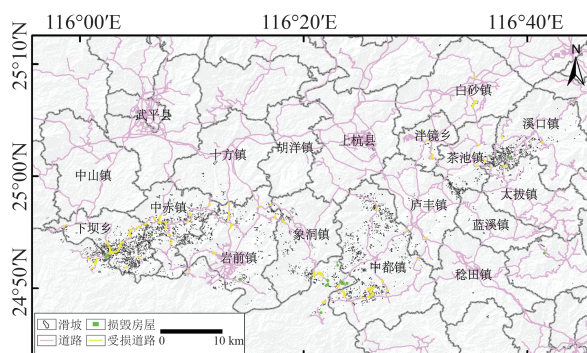


图 12 龙岩市受损道路和损毁建筑物情况

Fig. 12 Damaged Roads and Buildings in Longyan City

## 5 结语

2024-06-16,福建省龙岩市发生特大暴雨,诱发了大量降雨型滑坡。本文利用 ResU-Net 模型和 Sentinel-2 影像对龙岩市发生的滑坡进行了广域智能识别,分析了此次事件诱发滑坡的发育特征,揭示了降雨型滑坡的主要调控因子和双调控因子之间的交互机制,得出以下结论:

1)对灾后光学卫星遥感影像进行智能滑坡识别,共识别降雨型滑坡 3 951 处,总面积约 21.30 km<sup>2</sup>,占研究区面积的 0.001%。其中 98% 集中在上杭县和武平县,群发性明显。

2)通过滑坡空间统计分析结果表明,此次强降雨诱发滑坡的 44% 分布在高程 200~300 m 的范围内,且随着距道路和距河流的距离越近,滑坡越集中。此外,此次事件诱发滑坡至少直接导致道路堵塞 136 处,房屋损毁 22 间。

3)通过参数最优地理探测器揭示此次降雨事件的主要调控因子为海拔(0.33)、距道路距离(0.12)和距河流距离(0.11)。不同调控因子的综合作用均增强了对降雨型滑坡的调控作用,其中海拔和土地利用的耦合调控作用最为显著, $q$ 值达0.38。

上述研究结果可作为辅助决策信息应用于灾后重建工作,并为灾后滑坡防治提供宝贵的数据支撑。

致谢:感谢欧洲空间局提供的 Sentinel-2 光学影像和哥白尼数字高程模型数据,以及国家数据中心提供的龙岩市降雨数据。

### 参 考 文 献

- [1] Ma S Y, Shao X Y, Xu C. Characterizing the Distribution Pattern and a Physically Based Susceptibility Assessment of Shallow Landslides Triggered by the 2019 Heavy Rainfall Event in Longchuan County, Guangdong Province, China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4257.
- [2] 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.
- [3] Xu Qiang, Xu Fanshu, Pu Chuanhao, et al. Preliminary Analysis of Extreme Rainfall-Induced Cluster Landslides in Jiangwan Township, Shaoguan, Guangdong, April 2024[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1264–1274. (许强, 徐繁树, 蒲川豪, 等. 2024年4月广东韶关江湾镇极端降雨诱发群发性滑坡初步分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1264–1274.)
- [4] Chen B, Li Z H, Zhang C L, et al. Wide Area Detection and Distribution Characteristics of Landslides Along Sichuan Expressways[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3431.
- [5] Li Zhenhong, Zhu Wu, Yu Chen, et al. Development Status and Trends of Imaging Geodesy[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(11): 1805–1834. (李振洪, 朱武, 余琛, 等. 影像大地测量学发展现状与趋势[J]. 测绘学报, 2023, 52(11): 1805–1834.)
- [6] Li Zhenhong, Song Chuang, Yu Chen, et al. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenges and Solutions[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 967–979. (李振洪, 宋闯, 余琛, 等. 卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用: 挑战与对策[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 967–979.)
- [7] Chen L F, Li Z Q, Song C, et al. Automatic Detection of Earthquake Triggered Landslides Using Sentinel-1 SAR Imagery Based on Deep Learning[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2393261.
- [8] Li Zhenhong, Zhang Chenglong, Chen Bo, et al. A Technical Framework of Landslide Prevention Based on Multi-source Remote Sensing and Its Engineering Application[J]. *Earth Science*, 2022, 47(6): 1901–1916. (李振洪, 张成龙, 陈博, 等. 一种基于多源遥感的滑坡防灾技术框架及其工程应用[J]. 地球科学, 2022, 47(6): 1901–1916.)
- [9] Jiang Wandong, Xi Jiangbo, Li Zhenhong, et al. Landslide Detection and Segmentation Using Mask R-CNN with Simulated Hard Samples[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(12): 1931–1942. (姜万冬, 席江波, 李振洪, 等. 模拟困难样本的Mask R-CNN滑坡分割识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(12): 1931–1942.)
- [10] Wang X, Fan X M, Xu Q, et al. Change Detection-Based Co-seismic Landslide Mapping Through Extended Morphological Profiles and Ensemble Strategy[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 187: 225–239.
- [11] Mondini A C, Guzzetti F, Melillo M. Deep Learning Forecast of Rainfall-Induced Shallow Landslides[J]. *Nature Communications*, 2023, 14(1): 2466.
- [12] Dai L X, Fan X M, Wang X, et al. Coseismic Landslides Triggered by the 2022 Luding Ms 6.8 Earthquake, China[J]. *Landslides*, 2023, 20(6): 1277–1292.
- [13] Liu Jia, Wu Yuming, Gao Xing, et al. Image Recognition of Co-seismic Landslide Based on GEE and U-Net Neural Network[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2022, 24(7): 1275–1285. (刘佳, 伍宇明, 高星, 等. 基于GEE和U-net模型的同震滑坡识别方法[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(7): 1275–1285.)
- [14] Chen B, Li Z H, Song C, et al. Automatic Detection of Active Geohazards with Millimeter-to-Meter-scale Deformation and Quantitative Analysis of Factors Influencing Spatial Distribution: A Case Study in the Hexi Corridor, China[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 131: 103995.
- [15] Guzzetti F, Gariano S L, Peruccacci S, et al. Geographical Landslide Early Warning Systems[J]. *Earth-Science Reviews*, 2020, 200: 102973.
- [16] Peruccacci S, Brunetti M T, Gariano S L, et al. Rainfall Thresholds for Possible Landslide Occurrence in Italy[J]. *Geomorphology*, 2017, 290: 39–57.
- [17] Song C, Yu C, Li Z H, et al. Triggering and Recovery of Earthquake Accelerated Landslides in Central Italy Revealed by Satellite Radar Observations[J]. *Nature Communications*, 2022, 13: 7278.
- [18] Xu Ying. Study on Evolution Process and Failure Mechanism of Soil-like Landslide Under Heavy Rainfall[D]. Wuhan: China University of Geosci-

- ences(Wuhan), 2014. (徐颖. 强降雨作用下类土质滑坡演化过程及破坏机理研究[D]. 武汉: 中国地质大学(武汉), 2014.)
- [19] Funk C, Peterson P, Landsfeld M, et al. The Climate Hazards Infrared Precipitation with Stations: A New Environmental Record for Monitoring Extremes [J]. *Scientific Data*, 2015, 2: 150066.
- [20] Li Y Y, Li L Y, Chen C F, et al. Correction of Global Digital Elevation Models in Forested Areas Using an Artificial Neural Network-Based Method with the Consideration of Spatial Autocorrelation [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2023, 16(1): 1568-1588.
- [21] Beven K J, Kirkby M J. A Physically Based, Variable Contributing Area Model of Basin Hydrology / Un Modèle à Base Physique de Zone D'appel Variable de L'hydrologie Du Bassin Versant [J]. *Hydrological Sciences Bulletin*, 1979, 24(1): 43-69.
- [22] Zhang X, Liu L Y, Wu C S, et al. Development of a Global 30 m Impervious Surface Map Using Multi-source and Multitemporal Remote Sensing Datasets with the Google Earth Engine Platform [J]. *Earth System Science Data*, 2020, 12(3): 1625-1648.
- [23] Pettorelli N, Vik J O, Mysterud A, et al. Using the Satellite-Derived NDVI to Assess Ecological Responses to Environmental Change [J]. *Trends in Ecology & Evolution*, 2005, 20(9): 503-510.
- [24] Qi W W, Wei M F, Yang W T, et al. Automatic Mapping of Landslides by the ResU-Net [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15): 2487.
- [25] Ghorbanzadeh O, Gholamnia K, Ghamisi P. The Application of ResU-Net and OBIA for Landslide Detection from Multi-temporal Sentinel-2 Images [J]. *Big Earth Data*, 2023, 7(4): 961-985.
- [26] Ghorbanzadeh O, Shahabi H, Crivellari A, et al. Landslide Detection Using Deep Learning and Object-Based Image Analysis [J]. *Landslides*, 2022, 19(4): 929-939.
- [27] Yang Z Q, Xu C, Li L. Landslide Detection Based on ResU-Net with Transformer and CBAM Embedded: Two Examples with Geologically Different Environments [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2885.
- [28] Zhang Z X, Liu Q J, Wang Y H. Road Extraction by Deep Residual U-Net [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(5): 749-753.
- [29] Wang F R, Fan X M, Yunus A P, et al. Coseismic Landslides Triggered by the 2018 Hokkaido, Japan (Mw 6.6), Earthquake: Spatial Distribution, Controlling Factors, and Possible Failure Mechanism [J]. *Landslides*, 2019, 16(8): 1551-1566.
- [30] Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and Prospective [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 116-134. (王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望 [J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134.)
- [31] Song Y Z, Wang J F, Ge Y, et al. An Optimal Parameters-Based Geographical Detector Model Enhances Geographic Characteristics of Explanatory Variables for Spatial Heterogeneity Analysis: Cases with Different Types of Spatial Data [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 57(5): 593-610.
- [32] Chen Bo, Song Chuang, Chen Yi, et al. Emergency Identification and Influencing Factor Analysis of Co-seismic Landslides and Building Damages Induced by the 2023 Ms 6.2 Jishishan(Gansu, China) Earthquake [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/J. whugis20230497. (陈博, 宋闯, 陈毅, 等. 2023年甘肃积石山 Ms 6.2 地震同震滑坡和建筑物损毁情况应急识别与影响因素研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/J. whugis20230497.)
- [33] Dai Z W, Yang L, Zhang N, et al. Deformation Characteristics and Reactivation Mechanism of an Old Landslide Induced by Combined Action of Excavation and Heavy Rainfall [J]. *Frontiers in Earth Science*, 2023, 10: 1009855.
- [34] Lacroix P, Handwerger A L, Bièvre G. Life and Death of Slow-Moving Landslides [J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2020, 1: 404-419.
- [35] Chen J S, Chen Y P, Wang K B, et al. Differences in Soil Water Storage, Consumption, and Use Efficiency of Typical Vegetation Types and Their Responses to Precipitation in the Loess Plateau, China [J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 869: 161710.
- [36] Li X Y, Du L, Li X, et al. Effects of Human Activities on Urban Vegetation: Explorative Analysis of Spatial Characteristics and Potential Impact Factors [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(13): 2999.
- [37] Jin Z, Dong Y S, Wang Y Q, et al. Natural Vegetation Restoration Is more Beneficial to Soil Surface Organic and Inorganic Carbon Sequestration than Tree Plantation on the Loess Plateau of China [J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 485/486: 615-623.
- [38] Yu Z H, Zhao Q H, Liu Y, et al. Soil Erosion Associated with Roads—A Global Review and Statistical Analysis [J]. *Land Degradation & Development*, 2024, 35(11): 3509-3522.
- [39] Ma T H, Li C J, Lu Z M, et al. Rainfall Intensity - Duration Thresholds for the Initiation of Landslides in Zhejiang Province, China [J]. *Geomorphology*, 2015, 245: 193-206.
- [40] Guo Z Y, Huang Q B, Liu Y, et al. Model Experimental Study on the Failure Mechanisms of a Loess-bedrock Fill Slope Induced by Rainfall [J]. *Engineering Geology*, 2023, 313: 106979.
- [41] Yang Wendong. Characteristics and Stability Analysis of Rainfall Landslide [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2006. (杨文东. 降雨型滑坡特征及其稳定分析研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2006.)