



引文格式:王欣,方成勇,唐小川,等.泸定 Ms 6.8 地震诱发滑坡应急评价研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(1):25-35.DOI:10.13203/j.whugis20220586

Citation: WANG Xin, FANG Chengyong, TANG Xiaochuan, et al. Research on Emergency Evaluation of Landslides Induced by the Luding Ms 6.8 Earthquake[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(1): 25-35. DOI: 10.13203/j.whugis20220586

泸定 Ms 6.8 地震诱发滑坡应急评价研究

王 欣¹ 方成勇¹ 唐小川¹ 戴岚欣¹ 范宣梅¹ 许 强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, 四川 成都, 610059

摘 要:2022-09-05, 四川省甘孜州泸定县发生 Ms 6.8 地震。地震在山区诱发了大量的地质灾害, 造成了严重的人员伤亡。快速准确地获取地震诱发地质灾害的空间分布范围对震后应急决策和救援抢险至关重要。基于全球同震滑坡数据库与深度学习算法, 构建了地震诱发滑坡空间分布概率近实时预测模型, 在震后 2 h 内获取了泸定地震诱发地质灾害的预测结果。通过震后无人机与卫星遥感影像, 采用机器学习与深度学习算法实现了震后大范围地质灾害的智能识别, 共解译地震诱发滑坡 3 633 处, 总面积 13.78 km²。利用遥感解译的泸定地震滑坡数据, 对地震诱发地质灾害预测模型进行了优化, 获得了震区范围更广、准确性更高的同震滑坡预测结果。结果表明, 同震滑坡预测模型能够快速获取震后地质灾害的空间分布情况, 填补震后遥感影像获取前的空窗期, 为震后应急救援提供支撑; 基于无人机与卫星遥感影像的智能识别技术是快速获取大范围地质灾害信息的有效手段。所取得的研究成果在泸定地震震后应急救援工作中发挥了重要作用。

关键词: 泸定地震; 同震滑坡; 地质灾害; 遥感; 智能识别

中图分类号: P237

文献标识码: A

收稿日期: 2022-09-15

DOI: 10.13203/j.whugis20220586

文章编号: 1671-8860(2023)01-0025-11

Research on Emergency Evaluation of Landslides Induced by the Luding Ms 6.8 Earthquake

WANG Xin¹ FANG Chengyong¹ TANG Xiaochuan¹ DAI Lanxin¹ FAN Xuanmei¹ XU Qiang¹

¹ State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: Objectives: On 5th September 2022, an Ms 6.8 earthquake struck the Luding County, Ganzi Prefecture, Sichuan Province, China. This earthquake triggered extensive geological hazards in the mountainous area, leading to serious casualties. Rapidly and accurately obtaining the spatial distribution of the induced geological hazards is crucial for emergency decision-making and rescue after an earthquake.

Methods: Based on the global coseismic landslide database and deep learning algorithm, this paper built a near real-time prediction model of spatial distribution probability of coseismic landslides, and obtained the prediction results of the geological hazards induced by the Luding earthquake within 2 hours after the event. Through the post-earthquake unmanned aerial vehicle (UAV) and satellite remote sensing images, machine learning and deep learning algorithms were used to realize the automated recognition of large-scale geological hazards. A total of 3 633 earthquake-induced landslides with an area of 13.78 km² were interpreted. Finally, the model was optimized by integrating these landslide data, and the prediction results of coseismic landslides with a broader area and higher accuracy were achieved. **Results:** The results show that the coseismic landslide prediction model can realize a rapid capture of spatial distribution of post-earthquake geological hazards, filling the blank period before the acquisition of post-earthquake remote sensing images and providing support for post-disaster emergency rescue. **Conclusions:** Intelligent identification technologies

基金项目: 国家自然科学基金(41521002)。

第一作者: 王欣, 博士, 助理研究员, 主要从事地质灾害遥感应用研究。wangxin@cdut.edu.cn

通讯作者: 许强, 博士, 教授。xq@cdut.edu.cn

based on UAV and satellite remote sensing images are effective means to rapidly obtain the vital information of large-scale geological hazards. The achievements obtained in this paper played an important role in the emergency rescue after the Luding earthquake.

Key words: Luding earthquake; coseismic landslide; geological hazard; remote sensing; intelligent identification

2022-09-05,四川省甘孜州泸定县(39.25°N, 102.08°E)发生Ms 6.8地震,震源深度16 km,发震断层为青藏高原东南缘鲜水河断裂,震源机制为走滑型,最高烈度达到IX度(中国地震台网)。这是继1955年康定Ms 7.5大地震后该断裂带再次发生Ms 6.0以上强震。截至2022-09-11,泸定地震已造成93人遇难,25人失联。

在中国西南山区,地震是诱发地质灾害最主要的因素之一,对人民的生命财产安全造成了巨大威胁。中国地质构造运动活跃、自然灾害频发,是世界上地震灾害风险最高的国家之一^[1-2]。继2008年汶川地震以来,中国遭遇了多次强震事件,如2010年玉树、2013年芦山、2017年九寨沟、2022年芦山地震等^[3-8]。地震诱发地质灾害常造成重大人员伤亡与财产损失,如汶川Ms 8.0地震触发了20余万处滑坡灾害,直接导致了约2万人死亡,造成的损失约占地震总损失的30%^[9-10]。因此,震后快速准确获取地震诱发地质灾害(同震地质灾害)的分布范围对指导震后应急救援、灾民安置和恢复重建工作具有重要意义^[11]。与耗时、耗力的地质灾害现场调查相比,遥感影像为大范围地表过程的监测提供了有效手段^[12-13]。近年来,随着传感器技术的发展,遥感影像的光谱、空间和时间分辨率显著提高,快速获取震后地质灾害的空间分布得以实现^[14-15]。在此基础上,许多基于遥感影像的同震地质灾害识别技术方法被发展了^[16-18]。然而,震后灾区可能出现阴雨天气,大量云层导致基于卫星遥感的光学影像难以获取;此外,无人机航拍影像的覆盖范围往往较小,且受地震影响的灾区交通可达性差,灾害严重的区域通常不具备无人机作业条件。上述遥感监测手段的局限性很容易导致错过震后救援的黄金期,难以满足震后应急救援的迫切需求。因此,建立地震诱发滑坡空间分布预测模型,实现同震滑坡近实时预测,可为无法获取震后清晰遥感影像的空窗期提供有效的应急调查与救援信息支撑。

本文首先通过同震滑坡预测模型,在震后第一时间预测了地震诱发滑坡的空间分布概率,在震后4天内通过无人机获取了多个重灾区的高质

量航拍影像,利用深度学习算法对同震滑坡进行了自动解译;然后结合震后第5天获得的卫星遥感影像,采用集成学习模型对灾区大范围同震滑坡进行了快速识别;最后,采用无人机和卫星遥感影像智能识别的地震滑坡数据,对地震诱发滑坡预测模型进行了优化,进而实现了对影像未覆盖区域的同震滑坡的精准预测。本文目前取得的成果已为泸定地震灾区的应急指挥、救援抢险和灾后次生灾害防控提供了宝贵的数据支撑。

1 研究区概况

2022年泸定地震震中位于四川省甘孜藏族自治州泸定县磨西镇,靠近青藏高原东南缘鲜水河断裂带南东段的磨西断裂附近。鲜水河断裂带位于巴颜喀拉块体与川滇块体的走滑活动边界,与龙门山断裂带和安宁河断裂带交汇构成了川西地区著名的Y字形断裂带^[19]。鲜水河断裂带全长约350 km,北起东谷北西一带,延伸至磨西以南,由鲜水河、雅拉河、色拉哈(亦称康定断层)、折多塘与磨西5条主要分支断层组成,呈北西-南东走向,是中国最活跃的断裂带之一。自1725年有明确地震记载以来,鲜水河断裂带附近发生多次强烈地震活动,包括Ms 6.0~6.9地震14次和Ms 7.0以上地震8次。相关研究表明,受2008年和2013年龙门山断裂带上汶川和芦山两次大地震事件的影响,鲜水河断裂附近库仑应力明显增加,此次地震释放了康定-石棉段积累的应变能,但未来在石棉-冕宁段可能积累更大应变能,安宁河断裂北段诱发大地震的可能性也值得密切关注^[20-22]。

自2022-09-05地震以来,笔者及团队陆续获取到覆盖泸定县和石棉县的5期高质量无人机航拍影像,空间分辨率为0.2~0.6 m,累计覆盖震区总面积约104 km²。此外,2022-09-10首次获得覆盖震区大范围的光学卫星高分六号遥感影像,其全色与多光谱影像的空间分辨率分别为2 m和8 m。本文选取了影像中云量最少、覆盖泸定县和石棉县重灾区约312 km²的范围(图1),开展地震诱发地质灾害的应急调查研究。

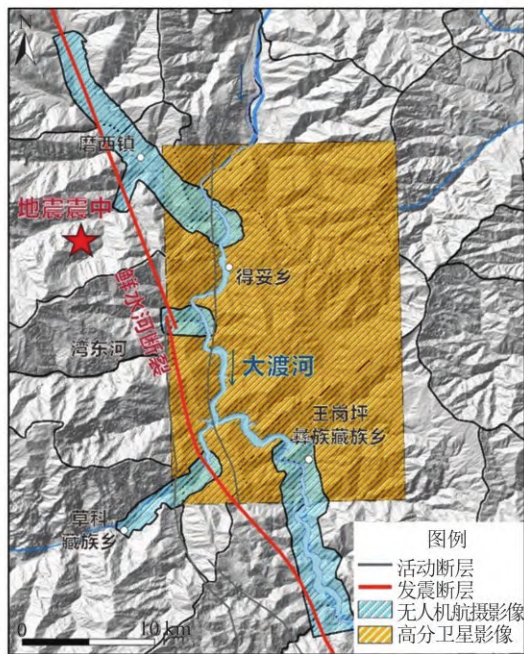


图1 泸定地震应急调查遥感影像覆盖情况

Fig.1 Remote Sensing Image Coverage for Emergency Investigation of the Luding Earthquake

2 数据与方法

2.1 同震滑坡空间分布近实时预测

同震滑坡数据库是建立地震同震滑坡预测模型的基础,笔者及团队建立了全球 43 次地震诱发滑坡事件数据库,共包括近 40 万处全球地震滑坡数据,其中有 6 次地震发生在青藏高原原缘,包括 2008 年汶川 Ms 8.0 地震、2013 年芦山 Ms 7.0 地震、2014 年鲁甸 Ms 6.5 地震、2017 年九寨沟 Ms 7.0 地震、2017 年米林 Ms 6.9 地震和 2022 年芦山 Ms 6.1 地震。这 6 次地震的地质环境与泸定地震较为接近,均位于青藏高原东南缘的高山峡谷地带。每次地震事件的地震动信息丰富,并呈现出不同的发震机制,其中 2014 年鲁甸地震和 2017 年九寨沟地震与本次地震的发震断层同为走滑断层。因此,选取这 6 次地震事件近 8 万处同震滑坡数据作为训练样本,建立适用于青藏高原原缘的同震滑坡预测模型^[23-27]。

选择 10 个控制因素作为模型的输入特征。在地形地貌方面,选取了高程及其衍生的坡度、坡向和曲率等 4 种特征因子;在地质构造方面,提取了岩性和距断层距离作为影响滑坡发育的重要控制因素;在地质环境方面,土地覆盖类型和距河流距离也被视为关键的影响因子;同时选择以震区地震动峰值加速度和地震动峰值速度作

为地震滑坡的触发因素。已有研究表明,在处理大量数据时,集成学习和深度学习算法的表现往往优于传统的机器学习算法^[28]。因此,基于同震滑坡数据库,经过留一法进行了交叉验证后,从逻辑回归、随机森林、极限随机树、多层感知机、卷积神经网络、深度森林等几种算法中选择了泛化能力最优的深度森林算法,构建地震诱发滑坡空间分布概率的预测模型,实现地震诱发滑坡快速预测^[6]。目前,该模型已成功应用于中国西南地区多次同震滑坡预测,为抗震救灾提供了重要的理论和方法依据。

2.2 基于无人机影像的地震滑坡智能识别

震后获取到覆盖泸定县和石棉县部分区域的 5 期高质量无人机航拍影像,采用 SegFormer 模型对影像内的同震滑坡进行识别,其有效性在 2017 年九寨沟同震滑坡的识别中得到了验证^[29]。SegFormer 是一种基于 Transformer^[30] 的深度学习语义分割模型,其总体结构如图 2 所示,由编码器和解码器两部分组成^[31]。编码器用于自动提取无人机遥感影像的滑坡特征,其输入是经过裁剪后的无人机遥感影像,尺寸为 $512 \times 512 \times 3$;其输出是一个尺寸为 $16 \times 16 \times 2048$ 的特征图。由图 2 可知,编码器包括 4 个结构相同但尺寸不同的 Transformer 模块和位置嵌入模块,其中 Transformer 模块能够学习图像中像素之间的全局依赖性,显著提升卷积神经网络的感受野;位置嵌入模块利用卷积核自动学习无人机遥感影像的地理位置信息。解码器的输入是由编码器学习到的多尺度特征图,为了增强低分辨率特征图的语义信息和高分辨率特征图的细节信息,需要对其进行特征图融合,首先分别通过上采样操作将各个特征图长度和宽度放大为 128×128 ,然后通过堆叠操作将所有特征图融合为一个统一的特征图,尺寸为 $128 \times 128 \times 768$ 。随后,解码器综合利用全连接、 1×1 卷积和上采样操作,将像素分为滑坡和背景两大类,其作用是根据自动提取的滑坡特征因子预测每一个像素是否位于滑坡区域内。

2.3 基于光学卫星遥感的地震滑坡智能识别

高分六号遥感数据包括四波段多光谱影像和单波段全色影像。为了确保匹配的高精度,影像配准的均方根误差小于 0.5 个像素。为了充分整合两景影像光谱与空间分辨率的优势,采用 Gram-Schmidt Pan-sharpening 方法融合多光谱与全色影像,获得 2 m 空间分辨率的多光谱融合图像。

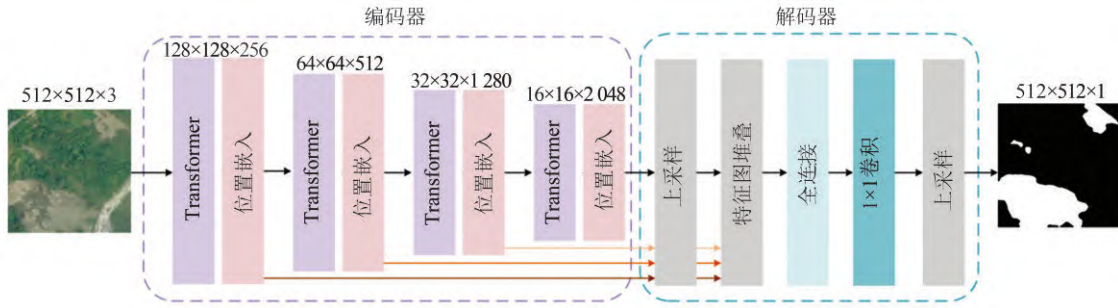


图2 SegFormer语义分割网络结构

Fig.2 Semantic Segmentation Network Structure of SegFormer

受震后天气影响,影像范围内大部分信息被云层遮挡。幸运的是,地震重灾区恰好是一个云量较少的空窗区,能够提供地面灾情的宝贵信息。最终选取了覆盖泸定县和石棉县重灾区约 312 km² 的范围,该区域影像主要包括滑坡、植被、水体、不透水面和云 5 类目标。采用文献[32]中特征提取和模型构建方法作为泸定地震地质灾害识别的算法依据,其有效性已在 2022 年多次地震滑坡识别案例研究中得到有效证明。

对高分六号融合影像进行主成分变换,在前 3 个主成分分量的基础上构建多尺度扩展形态剖面(extended morphological profile, EMP),计算式为:

$$E = \{M(P_1), M(P_2), M(P_3)\} \quad (1)$$

式中, E 为扩展形态学剖面; M 为形态学滤波; P_k 为影像变换后的第 k 个主成分($k=1,2,3$)。根据经验,针对 2 m 空间分辨率的高分六号影像信息提取 EMP 的尺度参数设定为[2,3]。这次模型是基于分类而非变化检测方法,但其集成了相同的 4 类分类器,包括 K 近邻算法(K -nearest neighbor, KNN)、支持向量机、随机森林和旋转森林。采用众数投票的方式整合不同分类器的优势,获得最佳识别结果。当存在的众数大于 1 时,选择后验概率最大的识别结果作为该像元的最终结果,计算式为:

$$C_{\text{final}} = \begin{cases} V(C_1, C_2, C_3, C_4), \text{众数唯一} \\ \max(C_1|X, C_2|X, C_3|X, C_4|X), \text{众数不唯一} \end{cases} \quad (2)$$

式中, C_{final} 为最终识别结果; V 为众数投票; C_i ($i=1,2,3,4$)为第 i 个分类器的识别结果; X 表示所有可能的识别结果。分类器的参数设置与优化方法与文献[32]相同。

3 结果

3.1 同震滑坡空间分布近实时预测结果

泸定地震发生后,利用已构建的同震滑坡预测模型在震后 2 h 内实现了地震诱发滑坡空间分布的快速预测,结果如图 3 所示。结果显示,泸定地震诱发滑坡的极高、高、中、低和极低易发区面积分别为 116.23 km²、347.12 km²、1 100.85 km²、3 120.10 km²和 8 260.80 km²,分别占总研究区范围的 0.8%、2.6%、8.5%、24.15% 和 63.95%。总体来看,受地震动峰值加速度和高山峡谷地貌等条件的影响,震中东南地区地震诱发滑坡概率最高,其中石棉县城至王岗坪景区道路沿线有极大可能受到地质灾害影响。震中所在的海螺沟国家森林公园东部区域、泸定县磨西镇、冷碛镇地质灾害发生概率也较高。根据现场调查显示,牛背山大桥、大坝村、什月河坝、王岗坪等多处存在大量地震滑坡灾害,与模型预测结果吻合。

3.2 基于无人机影像的地震滑坡智能识别结果

为了证明基于 Segformer 模型的同震滑坡识别效果,从现有无人机数据中选取两个不同的区域分别构建训练集和测试集,确保训练集和测试集不相交、不重叠。采用滑动窗口方法对无人机遥感数据进行裁剪,裁剪尺寸为 512×512×3,图像块之间无重叠。训练区域为石棉县草科乡区域,共获得 4 125 张训练样本图片。测试区域为泸定县磨西镇区域,共获得 1 350 张测试样本图片。训练样本与测试样本的比例约为 3:1。对所有样本进行了像素级标注,将滑坡区域内的像素标注为 1,滑坡区域外的像素标注为 0。综合考虑预测精度和运算速度,实验参数配置如下:Segformer 模型采用 B4 版,优化算法为 AdamW^[33],初始学习率为 0.000 06,权重衰减系数为 0.01,迭代一次所抓取的数据样本数量为 4,迭代次数为 8 000。

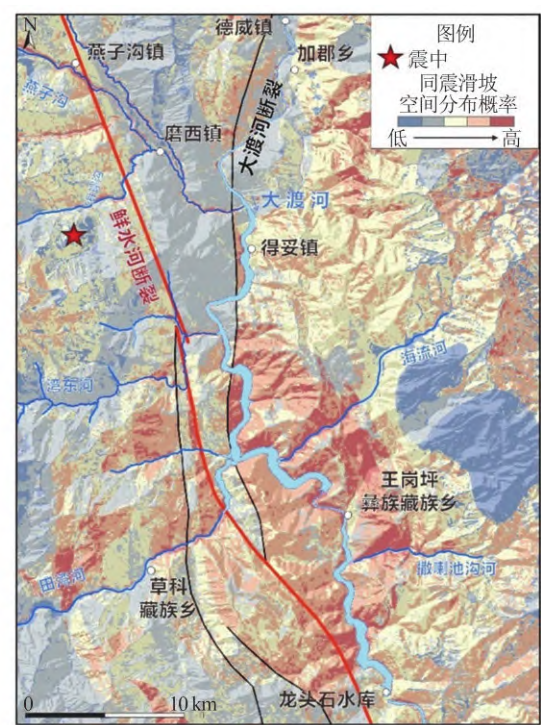


图3 泸定地震诱发滑坡空间分布概率预测结果
Fig.3 Prediction of Spatial Distribution Probability of the
Luding Earthquake-Induced Landslides

本文采用交并比(intersection over union, IoU)、准确率、召回率和F1值等常用的目标识别评价指标评估同震滑坡识别结果^[29],精度见表1。测试结果的平均交并比(mean intersection over union,mIoU)为0.844,F1均值为0.864,均高于文献[29]的九寨沟滑坡识别精度,表明SegFormer在泸定同震滑坡识别上取得了良好的综合性能。地震滑坡的召回率达到0.798,表明无人机影像近八成的滑坡像元都被正确识别;IoU为0.710,F1值为0.830,说明SegFormer在滑坡类的精度与召回率之间取得了良好的平衡。同时,保持了背景类的各项指标均大于0.970,证明了结果的准确性和可靠性。

表 1 泸定地震诱发滑坡智能识别精度评价

Tab.1 Accuracy Evaluation of Intelligent Identification of
Luding Earthquake-Induced Landslides

类别	IoU	准确率	召回率	F1值
背景	0.977	0.986	0.991	0.988
滑坡	0.710	0.865	0.798	0.830
平均	0.844	0.925	0.894	0.864

图4展示了基于无人机影像的同震滑坡识别结果。由图4可以看出,基于SegFormer模型识别的滑坡区域与真实的滑坡形态相似,空间分布

与真实情况吻合度很高,表明模型能够在地物细节丰富的无人机影像中有效辨别地震诱发的滑坡信息。在误差方面,由于同震滑坡光谱信息与土质道路、耕地以及含沙量大的河流比较接近,容易对滑坡识别模型干扰,导致图中存在少量识别结果并未完整覆盖滑坡区域。

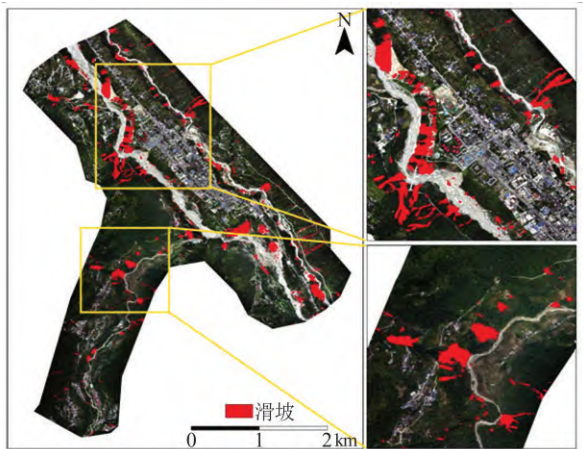


图4 基于无人机影像的同震滑坡智能识别结果
Fig.4 Intelligent Identification of Coseismic Landslides
Based on UAV Images

3.3 基于光学卫星遥感的地震滑坡智能识别结果

在获取卫星遥感影像之前,笔者团队已通过范围内多个小区域的无人机航拍影像,利用智能识别与目视解译的方法获得了部分同震滑坡信息。这部分滑坡数据被重新采样到与高分六号相同的空间分辨率,像元总数为231 618个。选取其中的2%作为滑坡识别解译的训练样本,剩下的98%作为滑坡识别精度评价的测试样本。同时,对影像内其余4类目标也进行了目视解译,每类选取相同数量像元与滑坡训练样本整合构建训练集;每类剩余像元与滑坡测试样本整合构建测试集。测试集对模型的评价结果,即目标识别结果的混淆矩阵见表2。总体分类精度为94.37%,Kappa系数为0.914 5,证明影像内的目标整体上能够被有效识别。针对地震滑坡目标,识别生产者精度为83.46%,用户精度为78.38%。综合两项指标的评价结果说明,该方法对于地震滑坡目标的识别具有较高的准确性,其可靠性在震后大范围地质灾害的快速和智能识别中得到了进一步验证。

图5展示了基于高分六号遥感影像的同震滑坡识别结果。结果显示,影像范围内检测到同震滑坡面积总计13.78 km²(3 633处),占影像范围的4.14%,地质灾害比例较高。通过与无人机影像滑坡解译获得的滑坡面密度对比可以

发现,基于高分六号影像的滑坡自动识别与滑坡密度高度吻合。区域内地震滑坡主要发生在大渡河两岸的陡坡上,得妥镇南部的湾东河流域沟口是滑坡数量最多、分布最密集的地区,王岗坪乡北侧的海流河流域沟口是另一个地震滑坡集中区,与震时预测结果高度吻合。通过对不透水面分类结果的分析,代表城镇用地的连

片不透水面并不在地震滑坡的影响范围内,侧面反映出震后房屋被毁主要是由地面震动造成的;狭长带状不透水面分类结果是通过影像识别的主要道路,不难发现,影像内多条傍山和盘山道路的位置非常靠近地震滑坡的识别范围,表明这些道路多个部分受到地震滑坡的冲击和破坏。

表 2 基于高分六号影像目标识别结果的混淆矩阵

Tab.2 Confusion Matrix Based on Target Recognition Results of Gaofen-6 Image

类别	滑坡	植被	水体	不透水面	云	生产者精度/%
滑坡	10 026	5	6	1 853	123	83.46
植被	16	51 260	106	52	204	99.27
水体	653	1	11 197	67	0	93.95
不透水面	1 955	36	20	8 981	115	80.86
云	141	57	1	179	12 271	97.01
用户精度/%	78.38	99.81	98.83	80.68	96.52	94.37

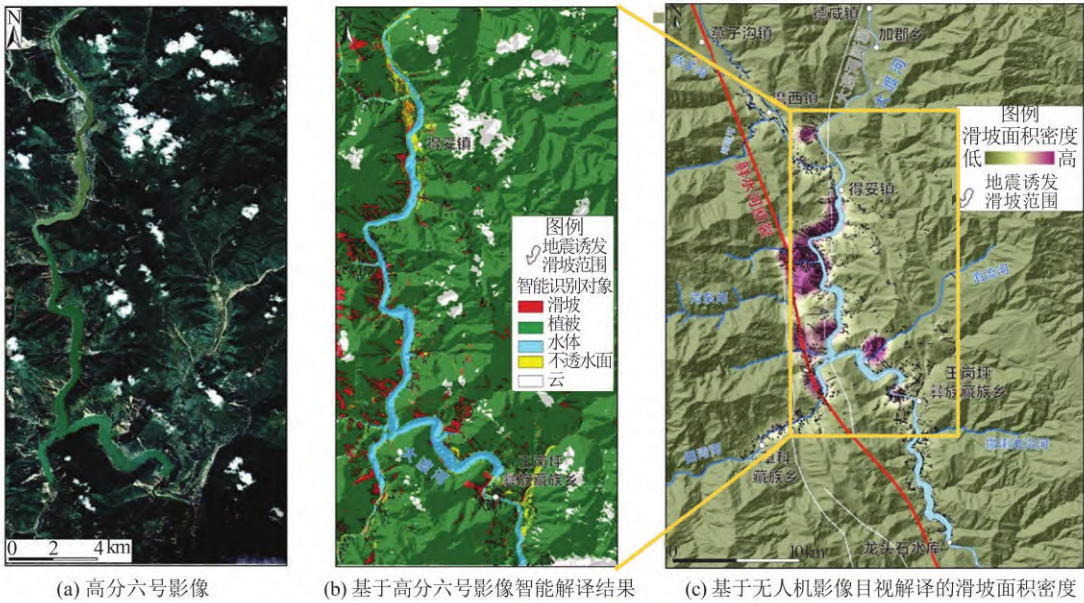


图 5 泸定地震诱发滑坡智能解译结果

Fig.5 Intelligent Interpretation of the Luding Earthquake-Induced Landslides

4 讨 论

4.1 同震滑坡空间分布概率预测模型优化

在获取大范围高分六号遥感影像和多个重点区域的无人机航拍影像滑坡解译结果后,随机选取 70% 的解译结果作为训练样本,标准化处理后增补到已有的同震滑坡数据库中(新样本占模型样本库总量的 3.5%)对预测模型进行优化,其余 30% 作为测试样本用于评价优化模型的预测结果。优化模型的预测结果如图 6 所示,其中地震滑坡极高易发区面积为 20.71 km²,占预测范围总面

积的 0.16%,比例很低;高易发区和中易发区面积分别为 142.39 km²和 401.29 km²,占预测范围总面积的 1.1% 和 3.1%;低易发区和极低易发区面积分别为 1 809.75 km²和 10 570.96 km²,占预测范围总面积的 13.98% 和 81.66%,占比最高。整体来看,本次地震诱发滑坡主要集中于高山峡谷区域,其中王岗坪乡和得妥镇的同震滑坡分布概率最高,其次为草科乡和磨西镇周围。优化后模型相比于优化前,在什月河坝和磨西镇周围的预测效果得到了明显提升,特别是在滑坡数量较少的什月河坝附近,空间分布概率得到了有效降低。

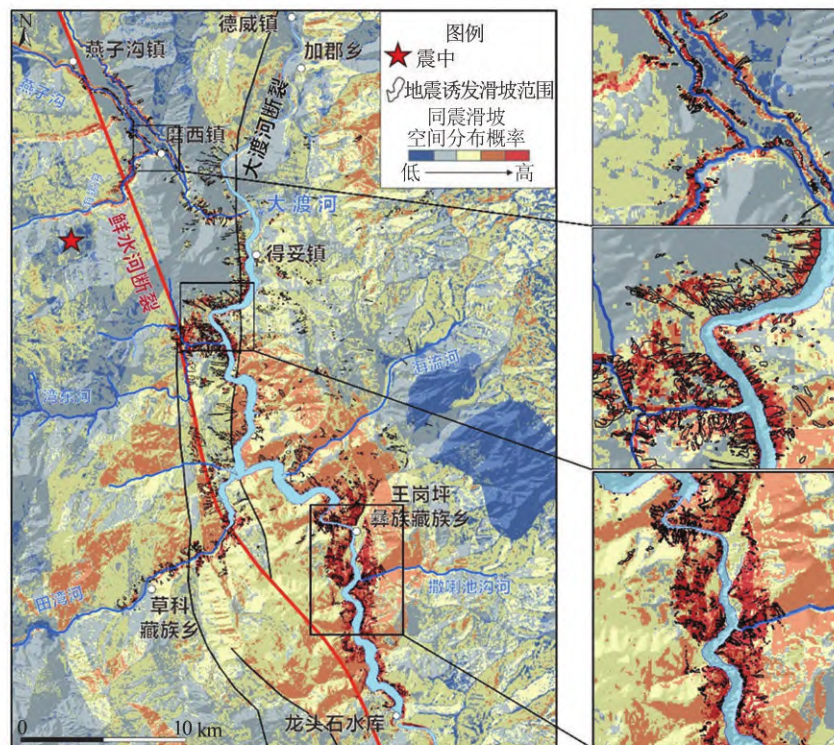


图6 优化后的泸定地震诱发滑坡空间分布概率预测结果

Fig.6 Optimized Prediction of Spatial Distribution Probability of the Luding Earthquake-Induced Landslides

目前解译的大部分滑坡样本位于优化后预测结果的极高和高概率区域。为了定量分析模型优化前后同震滑坡预测的准确性,利用基于磨西镇无人机影像目视解译的同震滑坡结果进行精度评价(见图7)。结果显示,优化后模型的受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线的线下面积(area under curve, AUC)达到了0.762,相比优化前的0.641提升了0.121,表明优化前预测模型在震后没有任何影像辅助的情况下,已具备重要的应急救援指导意义;而优化后预测模型在本次地震滑坡样本的贡献下,大幅提升了预测模型的准确性,为震后影像未覆盖区域的调查和搜救行动提供更加有效的指导依据。考虑到该区域局部地质构造和地形条件尚未明确,如坡体结构对地震动的放大效应等,因此优化模型的预测结果仍存在一定误差和不确定性。

4.2 基于无人机与卫星影像的同震滑坡识别对比

为了详细对比震后利用无人机和光学卫星获得的同震滑坡识别结果,选取灾害最为密集的得妥镇湾东村区域进行分析,如图8所示。无人机影像具有亚米级空间分辨率,能够反映地表更加详细的空间信息,因此更多小型滑坡也能够被有效地检测,但其包含过多的地物细节,并且仅

具有RGB波段,因此目标识别更容易受其他反射特性相似地物的干扰,对地震诱发滑坡的识别造成一定挑战。如图8(c)中滑坡产生的物质运移,造成沟口河流中泥沙大量堆积,在无人机影像中其光谱和形态等方面与滑坡相似,容易产生误判。相比之下,光学卫星影像能够覆盖更广阔的空间范围,并且具有4个甚至更多的光谱波段,适用于开展强震事件诱发的大范围滑坡识别,但其空间分辨率较低,往往存在包含多种地物的混合像元,增加了同震滑坡的识别难度。如图8(d)中南侧山林中发生了一定数量的浅层滑坡,但由于大部分被树木遮挡,加之卫星影像空间分辨率低,造成影像的混合像元中滑坡信息含量极少,难以被有效检测。表3列出了该区域无人机和高分六号的滑坡识别精度对比。由表3可以看出,高分六号结果的查准率高于无人机,表明无人机结果存在更多的滑坡误检;而无人机结果的召回率高于高分六号,表明高分六号结果存在更多的滑坡漏检,与上述分析一致。

4.3 震后地质灾害对房屋道路影响

除了诱发的地质灾害以外,泸定地震还造成了大规模房屋倒塌和道路损毁。因此在利用无人机影像对地质灾害进行智能识别的同时,还对区域内受损房屋和道路损毁情况进行了精细的

目视解译。房屋损坏主要根据倒塌及严重变形的角度判断,房屋裂缝等问题目前无法通过影像解译;道路受阻主要从路面本身发生严重破损或者被地质灾害侵占等原因导致无法通行的角度进行判断,结果见表4。

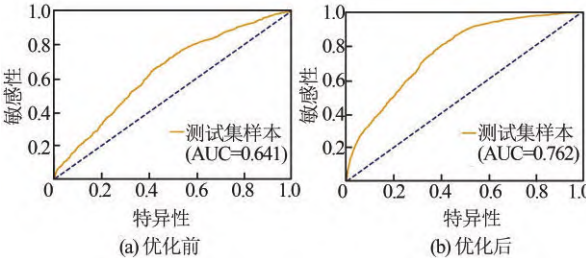


图7 同震滑坡空间分布概率预测结果评价
Fig.7 Probability Prediction Evaluation of Spatial Distribution of Coseismic Landslides

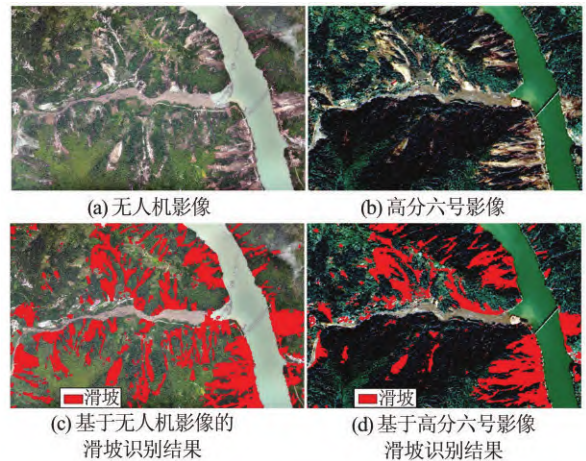


图8 基于无人机与高分六号影像的滑坡识别结果
Fig.8 Landslide Identification Based on UAV and Gaofen-6 Images

表3 基于无人机与高分六号影像的滑坡识别精度对比
Tab.3 Comparison of Landslide Identification Accuracies Based on UAV and Gaofen-6 Images

类别	IoU	查准率	召回率	F1值
UAV	0.652	0.773	0.791	0.782
Gaofen-6	0.690	0.881	0.761	0.817

4.3.1 房屋损毁

解译结果表明,除了湾东河流域部分房屋损毁由地质灾害造成外,其余区域房屋主要由于抗震能力较差而发生损坏。不同区域房屋损毁情况不同,尽管磨西镇房屋数量多,但是受损房屋比例相对较低,而在湾东河和海螺沟,房屋损毁严重,占比分别达到35.76%和28%。震后房屋损毁的主要原因包括以下几个方面:(1)房屋结构。从现场调查情况看,新修房屋普遍抗震性能较好,出现倒塌受损的房屋主要是砖混结构和石砌结构的老旧房屋。由于震中烈度达到IX度,而该区域房屋抗震设防烈度一般在VI~VII度,因此强烈地震容易引起大规模的房屋受损。(2)地形坡度。湾东河流域和海螺沟房屋受损比例较高,主要原因在于这两个区域内房屋主要建于坡度较大的沟道或斜坡上,而磨西镇和王岗坪乡房屋都是修建在平坦区域。(3)与发震断裂的距离。断裂带直接贯穿湾东河流域、海螺沟和王岗坪乡,这3个区域房屋受损情况较磨西镇也更为严重。尽管王岗坪乡所在区域位置平坦,但由于断裂带直接穿过部分区域,因此也造成了大面积房屋受损。震后灾区部分房屋与道路受损现场照片如图9所示。

表4 泸定地震无人机覆盖区域房屋道路受损情况
Tab.4 Damage to Houses and Roads Within the UAV Images Induced by Luding Earthquake

位置	房屋损毁			道路阻断		
	损毁面积/km ²	总面积/km ²	比例/%	阻断长度/km	总长度/km	比例/%
磨西镇	0.05	1.64	0.30	6.30	103.20	6.10
湾东河	0.24	0.67	35.76	4.90	13.50	36.40
海螺沟	0.04	0.14	2800	2.08	28.45	7.31
王岗坪	0.89	9.30	16.79	29.94	148.00	20.19
草科乡	0.05	0.15	30.39	38.17	10.46	27.40

4.3.2 道路阻断

影像范围内道路主要包括S211、S214省道以及多条乡道,道路阻断主要是由于地震诱发滑坡堆积阻隔或地震直接造成路基坍塌。从滑坡分布得知,尽管区域内以中小型地质灾害为主,但这类灾害点多面广,因此大部分道路受到了不同程度的破坏。具体情况如下:(1)湾东河流域

内受阻道路长约4.9 km,道路受阻占比达36.4%。沟口南侧大渡河两岸受地震滑坡影响道路破坏严重,所幸跨河大桥未被损毁;(2)磨西镇道路受阻比例相对较低。通往海螺沟冰川森林公园游客接待中心的道路受到地震滑坡的影响,最长连续受阻路段达1.2 km。海螺沟大桥在地震和滑坡的破坏下变成危桥,阻断了磨西镇共和村进村

唯一通道,救援人员只能通过直升机和绳索开展救援,严重影响救援工作的开展;(3)海螺沟范围内受阻路段约2.08 km,道路受阻占比约7.31%。受阻道路集中在海螺沟下游和沟口,主要由地震滑坡破坏导致;(4)王岗坪区域受阻路段约29.94 km,道路受阻占比约20.19%。沿大渡河东岸撒喇池沟口至勤劳村S211省道遭东侧坡体滑坡破坏累计长度达2 349 m,曾严重影响了该区域救援的生命通道;王岗坪乡西侧主要道路几乎全部受到影响,带状连片滑坡导致超过6 725 m的道路被破坏,造成王岗坪乡震后一度失联(见图8)。



图9 震后灾区房屋与道路受损现场调查

Fig.9 On-site Investigation of Damaged Houses and Roads in the Earthquake-Stricken Areas

5 结 语

2022-09-05,四川甘孜州泸定县发生Ms 6.8地震,在泸定县和石棉县内诱发大量同震滑坡。本文首先基于全球地震滑坡数据库与人工智能算法,在震后2 h内实现了同震滑坡空间分布概率的快速预测。在震后5天内陆续获得了无人机航拍和光学卫星遥感影像,利用基于深度学习与集成学习的同震滑坡识别算法,实现对泸定地震受灾严重区域的大范围智能解译。采用本次灾害的解译结果,对地震诱发地质灾害近实时预测模型进行了优化,获得了准确性更高的泸定地震滑坡空间分布概率预测结果。研究结果显示,泸定地震诱发滑坡主要发生在磨西镇、得妥镇及王岗坪乡等地,集中分布于鲜水河断裂带和大渡河两侧。其中,湾东河区域同震滑坡密度最为集中,磨西台地灾害主要集中在台地边缘陡坡上,

而王岗坪乡附近的灾害集中在河流两侧。地震还导致了区域内大量房屋被直接震毁,诱发的地质灾害阻断了多条通往各乡镇的交通干线,使人民的生命财产安全受到了巨大的威胁。上述研究结果为震后决策指导、应急抢险和灾后救援提供了重要的数据支撑。

致谢:感谢四川测绘地理信息局、成都纵横大鹏无人机科技有限公司、四川省地质调查研究院成都水文地质工程地质中心、四川省华地建设工程有限公司、武汉地大信息工程股份有限公司提供了灾区卫星与无人机遥感数据;感谢应急管理部中国地震局提供地震烈度图;感谢四川省地质工程勘察院集团有限公司、四川省地质调查研究院成都水文中心(华地公司)提供现场照片。

参 考 文 献

- [1] Deng Qidong, Zhang Peizhen, Ran Yongkang, et al. Active Tectonics and Earthquake Activities in China[J]. *Earth Science Frontiers*, 2003, 10(S1): 66-73. (邓起东, 张培震, 冉勇康, 等. 中国活动构造与地震活动[J]. 地学前缘, 2003, 10(S1): 66-73.)
- [2] Deng Qidong, Cheng Shaoping, Ma Ji, et al. Seismic Activities and Earthquake Potential in the Tibetan Plateau[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2014, 57(7): 2025-2042. (邓起东, 程绍平, 马冀, 等. 青藏高原地震活动特征及当前地震活动形势[J]. 地球物理学报, 2014, 57(7): 2025-2042.)
- [3] Xu Chong, Xu Xiwei, Wu Xiyan, et al. Detailed Catalog of Landslides Triggered by the 2008 Wenchuan Earthquake and Statistical Analyses of Their Spatial Distribution[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2013, 21(1): 25-44. (许冲, 徐锡伟, 吴熙彦, 等. 2008年汶川地震滑坡详细编目及其空间分布规律分析[J]. 工程地质学报, 2013, 21(1): 25-44.)
- [4] Yin Yueping, Zhang Yongshuang, Ma Yinsheng, et al. Research on Major Characteristics of Geohazards Induced by the Yushu Ms 7.1 Earthquake[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2010, 18(3): 289-296. (殷跃平, 张永双, 马寅生, 等. 青海玉树Ms 7.1级地震地质灾害主要特征[J]. 工程地质学报, 2010, 18(3): 289-296.)
- [5] Dai Lanxin, Xu Qiang, Fan Xuanmei, 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. (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.)
- [6] Fan Xuanmei, Fang Chengyong, Dai Lanxin, et al. Near Real Time Prediction of Spatial Distribution Probability of Earthquake-Induced Landslides—Take the Lushan Earthquake on June 1, 2022 as an Example [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2022, 30(3): 729-739. (范宣梅, 方成勇, 戴岚欣, 等. 地震诱发滑坡空间分布概率近实时预测研究: 以2022年6月1日四川芦山地震为例[J]. 工程地质学报, 2022, 30(3): 729-739.)
- [7] Yin Y P, Wang F W, Sun P. Landslide Hazards Triggered by the 2008 Wenchuan Earthquake, Sichuan, China[J]. *Landslides*, 2009, 6(2): 139-152.
- [8] Huang R Q, Fan X M. The Landslide Story [J]. *Nature Geoscience*, 2013, 6(5): 325-326.
- [9] Xu M, Rhee S Y. Becoming Data-Savvy in a Big-Data World [J]. *Trends in Plant Science*, 2014, 19(10): 619-622.
- [10] Yin Yueping. Researches on the Geo-hazards Triggered by Wenchuan Earthquake, Sichuan [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2008, 16(4): 433-444. (殷跃平. 汶川八级地震地质灾害研究[J]. 工程地质学报, 2008, 16(4): 433-444.)
- [11] Huang Runqiu, Li Weile. Research on Development and Distribution Rules of Geohazards Induced by Wenchuan Earthquake on 12th May, 2008 [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2008, 27(12): 2585-2592. (黄润秋, 李为乐. “5.12”汶川大地震触发地质灾害的发育分布规律研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(12): 2585-2592.)
- [12] Xu Qiang, Dong Xiujun, Li Weile. 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. (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.)
- [13] 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.)
- [14] Booth A M, Lamb M P, Avouac J P, et al. Landslide Velocity, Thickness, and Rheology from Remote Sensing: La Clapière Landslide, France [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40(16): 4299-4304.
- [15] Mantovani F, Soeters R, van Westen C J. Remote Sensing Techniques for Landslide Studies and Hazard Zonation in Europe [J]. *Geomorphology*, 1996, 15(3/4): 213-225.
- [16] Li Z B, Shi W Z, Lu P, et al. Landslide Mapping from Aerial Photographs Using Change Detection-Based Markov Random Field [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 187: 76-90.
- [17] Lu P, Shi W, Wang Q, et al. Co-seismic Landslide Mapping Using Sentinel-2 10-m Fused NIR Narrow, Red-Edge, and SWIR Bands [J]. *Landslides*, 2021, 18(6): 2017-2037.
- [18] Martha T R, Kerle N, van Westen C J, et al. Segment Optimization and Data-Driven Thresholding for Knowledge-Based Landslide Detection by Object-Based Image Analysis [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(12): 4928-4943.
- [19] Wang Minjie, Li Tianbin, Meng Lubo, et al. Back Analysis of Stress Field in the Intersection Region of Y Shaped Fault, Sichuan [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2015, 12(5): 1088-1095. (王敏杰, 李天斌, 孟陆波, 等. 四川“Y字形”断裂交汇部应力场反演分析[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(5): 1088-1095.)
- [20] Xu Jing, Shao Zhigang, Ma Hongsheng, et al. Evolution of Coulomb Stress and Stress Interaction Among Strong Earthquakes Along the Xianshuihe Fault Zone [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2013, 56(4): 1146-1158. (徐晶, 邵志刚, 马宏生, 等. 鲜水河断裂带库仑应力演化与强震间关系[J]. 地球物理学报, 2013, 56(4): 1146-1158.)
- [21] Wu Pingping, Li Zhen, Li Dahu, et al. Numerical Simulation of Stress Evolution on Xianshuihe Fault Based on Contact Element Model [J]. *Progress in Geophysics*, 2014, 29(5): 2084-2091. (吴萍萍, 李振, 李大虎, 等. 基于ANSYS接触单元模型的鲜水河断裂带库仑应力演化数值模拟[J]. 地球物理学进展, 2014, 29(5): 2084-2091.)
- [22] Xiong Wei, Tan Kai, Yu Pengfei, et al. Triggering of Mw 5.9 Kangding Earthquake by Coulomb Stress Evolution Along Xianshuihe Fault Zone Since 1955 [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2016, 36(2): 95-100. (熊维, 谭凯, 余鹏飞, 等. 鲜水河

- 断裂近期库仑应力演化及其与康定 Mw 5.9 地震的关系[J]. 大地测量与地球动力学, 2016, 36(2): 95-100.)
- [23] Chen X L, Liu C G, Wang M M, et al. Causes of Unusual Distribution of Coseismic Landslides Triggered by the Mw 6.1 2014 Ludian, Yunnan, China Earthquake [J]. *Journal of Asian Earth Sciences*, 2018, 159: 17-23.
- [24] Fan X M, Xu Q, Scaringi G, et al. The “Long” Runout Rock Avalanche in Pusa, China, on August 28, 2017: A Preliminary Report [J]. *Landslides*, 2019, 16(1): 139-154.
- [25] Hu K H, Zhang X P, You Y, et al. Landslides and Dammed Lakes Triggered by the 2017 Ms 6.9 Milin Earthquake in the Tsangpo Gorge [J]. *Landslides*, 2019, 16(5): 993-1001.
- [26] Li G, West A J, Densmore A L, et al. Seismic Mountain Building: Landslides Associated with the 2008 Wenchuan Earthquake in the Context of a Generalized Model for Earthquake Volume Balance [J]. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 2014, 15(4): 833-844.
- [27] Xu C, Xu X W, Shyu J B H. Database and Spatial Distribution of Landslides Triggered by the Lushan, China Mw 6.6 Earthquake of 20 April 2013 [J]. *Geomorphology*, 2015, 248: 77-92.
- [28] Li S J, Xiong L Y, Tang G A, et al. Deep Learning-Based Approach for Landform Classification from Integrated Data Sources of Digital Elevation Model and Imagery [J]. *Geomorphology*, 2020, 354: 107045.
- [29] Tang X, Tu Z, Wang Y, et al. Automatic Detection of Coseismic Landslides Using a New Transformer Method [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2884.
- [30] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An Image is Worth 16×16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale [J]. *arXiv Preprint*, 2020, arXiv:2010.11929.
- [31] Xie E Z, Wang W H, Yu Z D, et al. SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation with Transformers [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 12077-12090.
- [32] 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.
- [33] Loshchilov I, Hutter F. Decoupled Weight Decay Regularization [J]. *arXiv Preprint*, 2017, arXiv:1711.05101.