

2024 年台湾花莲 7.4 级地震诱发地质灾害应急评价

方成勇, 范宣梅, 王欣, 戴岚欣, 漆基孝

地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室(成都理工大学), 成都 610059

[摘要] 2024 年 4 月 3 日, 中国台湾地区花莲县发生了 7.4 级地震, 导致山区发生了大规模地质灾害, 造成了严重的人员伤亡和经济损失。迅速准确地评估地震诱发地质灾害的空间分布概率, 对震后紧急响应和安置决策具有重要意义。基于台湾同震滑坡数据库与人工智能神经网络算法, 建立了一个近实时的地震诱发滑坡空间分布概率预测模型; 在地震发生后 1 小时内成功实现了花莲地震诱发的滑坡空间分布概率预测。在震后 5 天内利用 Sentinel-1A 合成孔径雷达(SAR)和 PlanetScope 光学卫星影像, 对地震核心影响区域进行了滑坡智能检测与目视解译。在无云影像覆盖区共解译 876 处同震滑坡, 总面积为 12.6 km², 主要分布于台湾中央山脉东侧高山峡谷区。通过已解译滑坡的验证, 预测结果的曲线下面积(AUC)精度达到了 90%, 证明了在此次事件中预测模型的准确性和可靠性, 为抗震救灾提供了及时有效的数据支持。

[关键词] 花莲地震; 同震滑坡; 预测模型; 人工智能; 遥感识别

[分类号] P315.9; P694

[文献标志码] A

Assessment of geological hazards triggered by the 2024 M_w 7.4 earthquake in Hualien, Taiwan, China

FANG Chengyong, FAN Xuanmei, WANG Xin, DAI Lanxin, QI Jixiao

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

Abstract: On April 3, 2024, an M_w 7.4 earthquake struck Hualien County in Taiwan, China, to trigger a number of extensive geological hazards in the mountainous areas of the region that led to a large number of casualties and significant economic losses. The rapid and accurate assessment of the spatial distribution of earthquake-induced geological hazards is crucial for post-earthquake emergency response and resettlement decisions. In this study, we leverage the Taiwan co-seismic landslide database and artificial intelligence algorithms to established a near-real-time model to predict the spatial distribution of earthquake-induced landslides. The proposed model can generate predictions of

[收稿日期] 2024-04-16。

[基金项目] 国家杰出青年科学基金项目(42125702); 四川省自然科学基金项目(2022NSFSC0003, 2022NSFSC1083)。

[第一作者] 方成勇(1998—), 男, 博士研究生, 研究方向: 强震地质灾害风险评价, E-mail: 2475372620@qq.com。

[通信作者] 范宣梅(1981—), 女, 教授, 研究方向: 地质灾害风险评价, E-mail: fxm_cdut@qq.com。

[引用格式] 方成勇, 范宣梅, 王欣, 等, 2024. 2024 年台湾花莲 7.4 级地震诱发地质灾害应急评价[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 51(4): 654-663+672.

Fang C Y, Fan X M, Wang X, *et al.*, 2024. Assessment of geological hazards triggered by the 2024 M_w 7.4 earthquake in Hualien, Taiwan, China[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 51(4): 654-663+672.

the occurrence of landslides within an hour of an earthquake. We mapped landslides by using automatic detection and visually interpreted them in an earthquake-affected region over five days based on synthetic aperture radar images from Sentinel-1A and optical images from the PlanetScope satellites. We used these data to interpret 876 co-seismic landslides over an area of 12.6 km², primarily in high mountain gorges on the eastern side of the Central Mountain Range. The area under the curve (AUC) of predictions by the proposed model was 90%, which proves its accuracy and reliability. Our model can be used to provide timely and accurate data support for earthquake relief measures.

Key words: Hualien earthquake; co-seismic landslide; prediction model; artificial intelligence; remote sensing-based detection

中国地震台网正式测定,2024 年 4 月 3 日 7 时 58 分,中国台湾地区花莲县海域(北纬 23.81 度,东经 121.74 度)发生 7.4 级地震(距台湾岛 14 km),震源深度 12 km,最高烈度 IX 度,除台湾地区外,福建省福州、厦门、泉州等地震感强烈,浙江、上海、江苏等省市也有震感。震中 5 km 范围内平均海拔 3 560 m。截至 4 月 6 日 14 时,台湾地区已报告 13 人死亡,1 145 人受伤,442 人受困,6 人失联(新华社,2024)。经调查,花莲地震诱发大量滑坡等地质灾害,进而导致了震区严重的人员伤亡和财产损失。

地震诱发滑坡灾害的精准辨识及其主动防控策略,以及对同震滑坡的即时预测与震后风险预警技术,是国内外的前沿研究领域。众多国内外研究团队纷纷投入大量精力,致力于揭示地震滑坡灾害的发生机制及提升风险预见能力。比如,美国地质调查局(USGS)开创性地运用逻辑回归技术构建了一种地震滑坡风险预测模型体系,初步实现实时预测地震滑坡(Nowicki et al., 2018);与此同时,日本京都大学研究人员则在探究滑坡触发及运移过程的内在原理方面取得突破,深刻解析了地震液化作用下滑坡发生的机理,并在此基础上开发了相应的预测工具(Sassa et al., 2014)。此外,地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室(成都理工大学)利用全球强震地质灾害数据库,构建了全球同震滑坡地震诱发滑坡的机器学习预测模型,显著提高了预测准确率(Wang et al., 2019; 范宣梅等, 2022b; Dai et al., 2023)。

上述研究所揭示的地震诱发滑坡灾害的动力机制及其风险预测技术已取得实质性的进步。然而,鉴于现有研究中可供分析的实例数量相对有限,对同震滑坡预测模型的精确校准仍亟待补充

大量的实地观测和历史数据支撑。中国位于地震地质灾害频发区,特别是青藏高原、四川盆地和台湾地区(Hsiao et al., 2009; Kung and Chen, 2012; 韩征等, 2022; 祁生文等, 2022)。近 30 年来,上述区域频繁发生强震,包括 1999 年台湾集集地震、2008 年“5.12”汶川地震、2010 年“4.14”玉树地震、2013 年“4.20”芦山地震、2017 年“8.8”九寨沟地震、2022 年“6.1”芦山地震和 2022 年“9.5”泸定地震等(Shin and Teng, 2001; 殷跃平等, 2010; 许冲等, 2013; 王欣等, 2023; Xu et al., 2014; 戴岚欣等, 2017; 范宣梅等, 2022a)。这些地震灾害不仅带来了巨大的经济损失,更对民众生命安全构成严重威胁,其中汶川地震就引发了逾 20 万起滑坡灾害(殷跃平, 2008)。因此,能够快速而准确地掌握地震诱发地质灾害的空间分布区域和受损程度,对于指导灾后的紧急救援行动、受灾群众安置以及重建选址等工作具有决定性意义(Huang and Fan, 2013)。基于遥感影像进行目标识别和地表覆盖变化检测已成为震后及时获取区域尺度上状况信息的高效手段之一。然而,在地震过后若遇到持续阴雨天气,将会面临获取清晰有效的遥感影像的时间滞后这一显著难题(Wang et al., 2022)。因此,在震后无法获取高清可用影像的空窗期内,通过地震诱发滑坡的空间分布预测模型,对同震滑坡进行科学、快速、准确地预测,可为震后应急救援提供及时有力的支持。

为了探究地震诱发滑坡的空间分布情况,增加同震滑坡样本数据库,优化地震诱发滑坡预测模型,本文利用地震诱发滑坡近实时预测模型对“4.3”台湾花莲地震诱发滑坡空间分布概率进行快速预测。同时,为了后续开展精细化调查工作,验证预测模型结果准确性,结合 Sentinel-1A

(SAR)和 PlanetScope 影像,对震区滑坡进行精细化识别。

1 研究区概况

台湾岛位于欧亚板块与菲律宾海板块的斜向汇聚处,地处西太平洋板块聚合带、火山岛弧带和地震带的交汇之地(耿威等,2014)。该地区是中国最新的活动构造区,其主要的地层与台湾岛的长轴方向平行,整体呈狭长的条带状分布。在欧亚板块和菲律宾板块的挤压下,在纵谷地区形成缝合带,造山运动主要在其西部盆地。如今,地壳运动仍在持续,导致该地区地震频发。

本次地震发生在东侧菲律宾海板块与西侧欧亚板块强烈俯冲碰撞的缝合带上,初步判断为位于台湾东部地区的“纵谷断裂带”上的“纵谷断裂”(图 1)。该断裂位于中央山脉和东部海岸山脉之

间,以左旋走滑为主,滑动速率可达 20 mm/a。这一断裂带是欧亚板块与菲律宾板块之间强烈推挤、相互作用的板块交界处,呈现出北东—南西向的展布特征,在花莲、寿丰、凤林地区延伸至万荣以南。由于活跃的弧陆碰撞作用,台湾及其周边海域频繁发生地震,地震是这些活动断层的重要表现形式。台湾及其附近海域的地震主要集中在 5 个地质构造带上,从西向东依次为:西部麓山带南段、台湾西南部的褶皱—逆冲带、北港基盘高区边缘、海岸山脉—台东纵谷及其南部海域、以及台湾东北部及其东北海域(耿威等,2014;郭晓非和李江海,2024)。近 30 年来,台湾岛区域共发生震级在 6.0 级以上的地震 55 次,其中 6.5 级以上地震 12 次。1999 年台湾集集发生的 7.9 级地震是震级最大的一次,该次地震诱发了 13 783 处地质灾害,造成了巨大的人员伤亡(Yagi et al., 2023)。

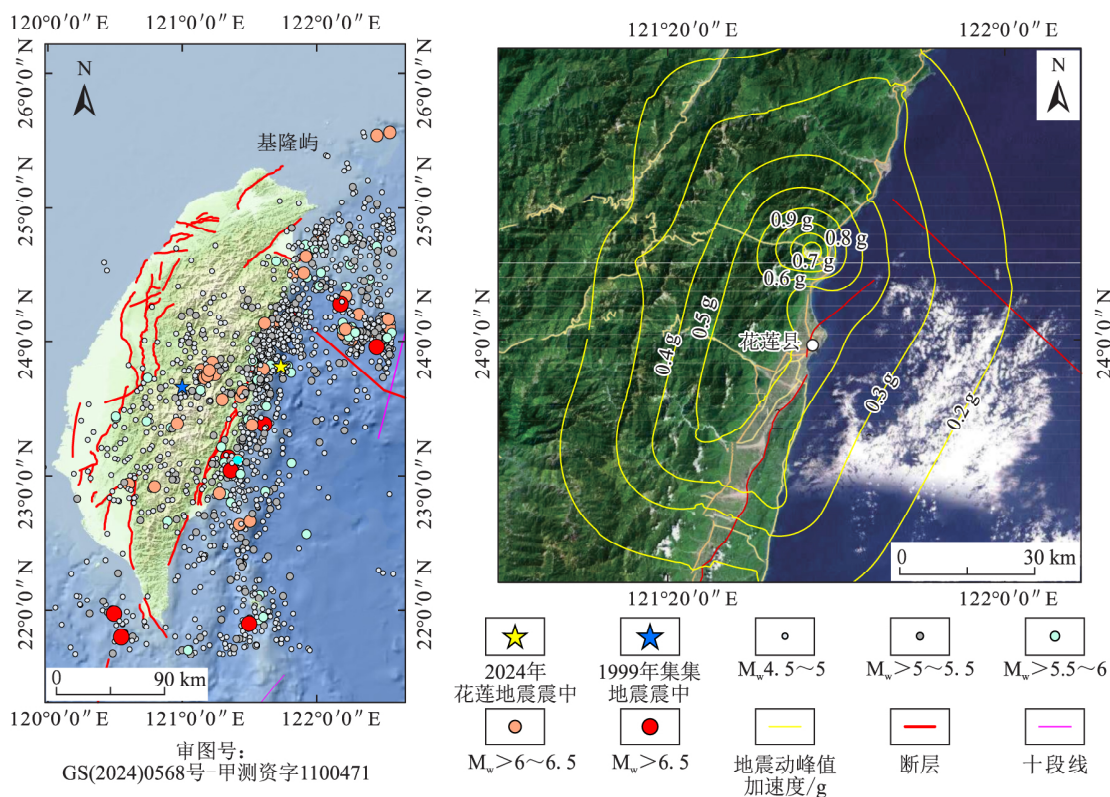


图 1 台湾地区历史地震分布情况及花莲地震地震动分布情况
Fig. 1 Historical distribution of earthquakes in Taiwan, China and the distribution of seismic motion of the Hualien Earthquake

2 数据与方法

2.1 同震滑坡空间分布近实时预测

数据库的建立是构建同震滑坡预测模型的关

键一环。作者已建立的数据库中包含了全球共 43 次地震诱发滑坡事件,近 30 万处地震滑坡数据。其中发生在中国台湾地区的 1998 年瑞里 6.6 级地震和 1999 年集集 7.9 级地震事件地质

环境与此次花莲地震较为接近,均引发了大量地质灾害。因此,本文使用的训练样本为这两次地震事件诱发的近 1.4 万处同震滑坡数据,旨在构建能够适应于台湾地区的人工智能预测模型。

模型利用 10 个特征因子作为输入数据。在地形和地貌方面,使用了包括海拔高度及其衍生的绝对坡度、相对坡向和绝对高差 4 种特征因子;在地质构造和环境条件方面,提取了地层岩性、距河流的矢量距离和地表覆盖类型作为诱发同震滑

坡的重要控制因素。同时,本文选择了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,在进行高维度和大尺度数据处理方面,基于神经网络的深度学习算法往往优于传统的机器学习算法(Bui et al.,2020; Saha et al.,2021)。基于同震滑坡数据库,本次研究选择了泛化能力极强的卷积神经网络算法(图 2)构建模型,实现了地震诱发滑坡的快速预测。

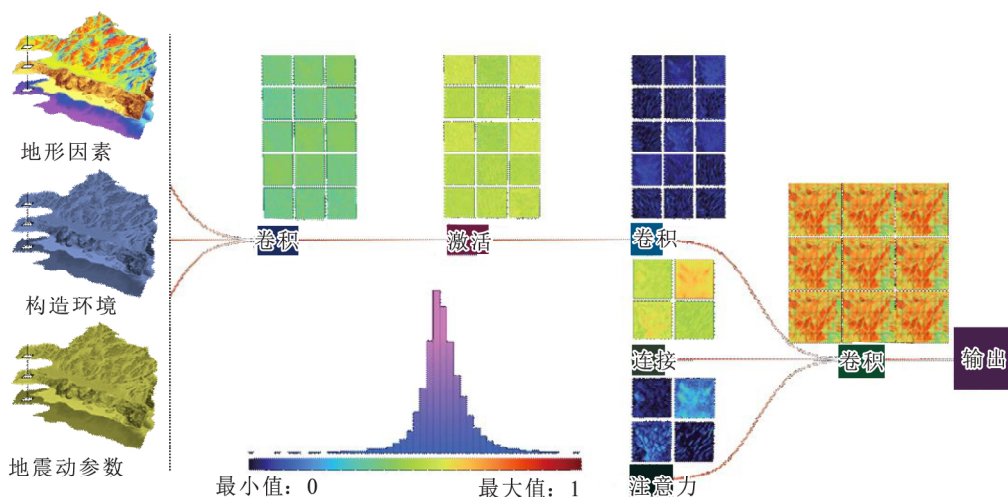


图 2 基于卷积神经网络的同震滑坡预测模型

Fig. 2 Convolutional neural network-based model to predict seismic landslides

2.2 结合多源遥感影像的同震滑坡识别

2.2.1 基于 Sentinel-1A SAR 影像的地震滑坡智能检测

由于震后光学影像常常受云层干扰,难以及时获取有效的地表信息。为此,本文利用一种融合深度神经网络和 SAR 影像的滑坡识别方法(Nava et al.,2024),主要流程包括以下 3 个步骤:(1)利用 Google Earth Engine(GEE)获取地震前后的 Sentinel-1A SAR 影像,提取 VV 和 VH 波段数据,并进行极化和去噪等必要的数据预处理。(2)对震前和震后的 SAR 影像进行差值处理,得到 diff VV_VH 数据,并将多个波段组合。(3)将波段组合后的数据裁剪成 64×64 带地理坐标的遥感瓦片,作为模型的输入数据进行分类,最终获取滑坡检测结果(图 3)。

2.2.2 基于光学卫星遥感的滑坡解译

截至 2024 年 4 月 8 日,除去受云层覆盖影响的区域,本次研究获取了 1 234.68 km² 的 Pla-

netScope 光学影像(3 m 空间分辨率),包含了花莲县吉安乡西侧的高山峡谷区域。考虑到该地区受 1999 年台湾集集地震以及暴雨和台风等气候条件影响而诱发的大量历史型滑坡(Chen et al.,2017,2019; Shou and Chen,2021),本文同时获取了该区域震前 0.59 m 分辨率的谷歌历史影像。结合这 2 个时相的高精度光学遥感影像对花莲地区的地质灾害进行了目视解译,获取了该地区历史以及同震滑坡灾害的空间分布情况(图 4)。

3 结果

3.1 同震滑坡空间分布近实时预测

花莲地震发生后,本次研究利用已构建的同震滑坡预测模型,对地震诱发滑坡空间分布概率的快速预测在震后 1 小时内实现了(图 5)。结果显示,受本次地震影响,地震诱发地质灾害主要分布在纵谷断裂西侧 5~20 km 范围中央山脉东侧坡度较陡的坡体,整体走向 SW-NE,与纵谷断裂

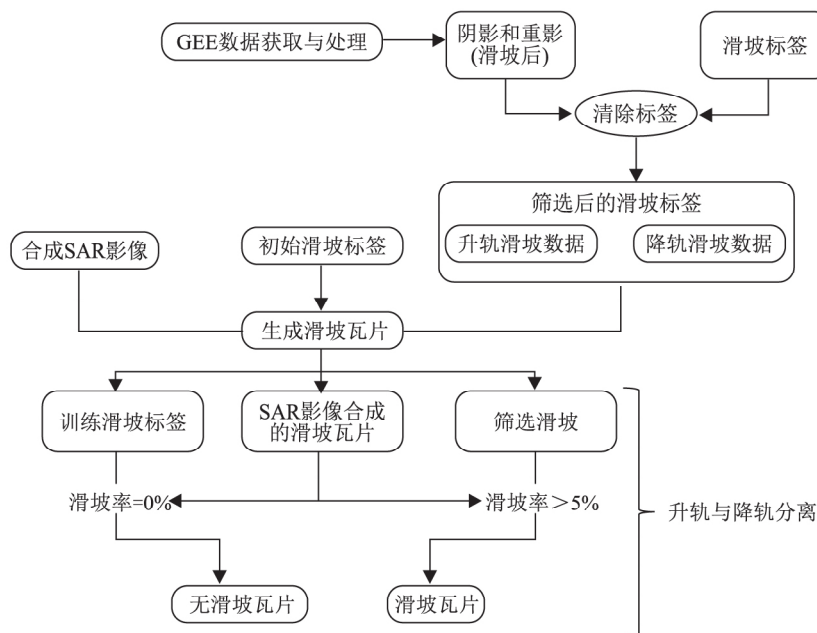


图 3 基于 SAR 影像的滑坡自动识别流程图

Fig. 3 Workflow of automatic landslide identification based on SAR images

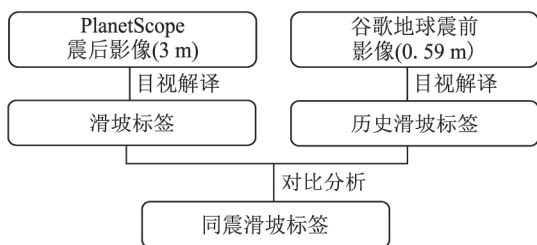


图 4 基于多时相光学影像的地震诱发滑坡解译流程

Fig. 4 Workflow of interpretation of earthquake-induced landslides by using multi-temporal optical images

走向一致。新城北部太鲁阁公园内太鲁阁峡(太鲁阁至天祥段)立雾溪两侧坡体易发性最高。寿丰北部花莲溪(木瓜溪)两侧沟谷也具有较大面积中高易发区。此次地震诱发的地质灾害预测以中小规模崩塌和滑坡为主,局部可能出现少量规模较大的深层滑坡。据预测结果统计,此次地震诱发地质灾害的极高和高易发区面积为 44.18 km², 占比 0.65%;中易发区面积为 59.01 km²,占比 0.87%;低和极低易发区面积为 6 669.24 km²,占比 98.47%。

3.2 基于 SAR 影像的地震滑坡智能检测

结合 2024 年 3 月 27 日和 4 月 8 日的 Sentinel-1A 升轨数据与全球尺度 SAR 影像滑坡自动检测预训练模型,本文对花莲地震诱发的滑坡进行了快速检测(图 6)。图 6 中蓝色瓦片为滑坡

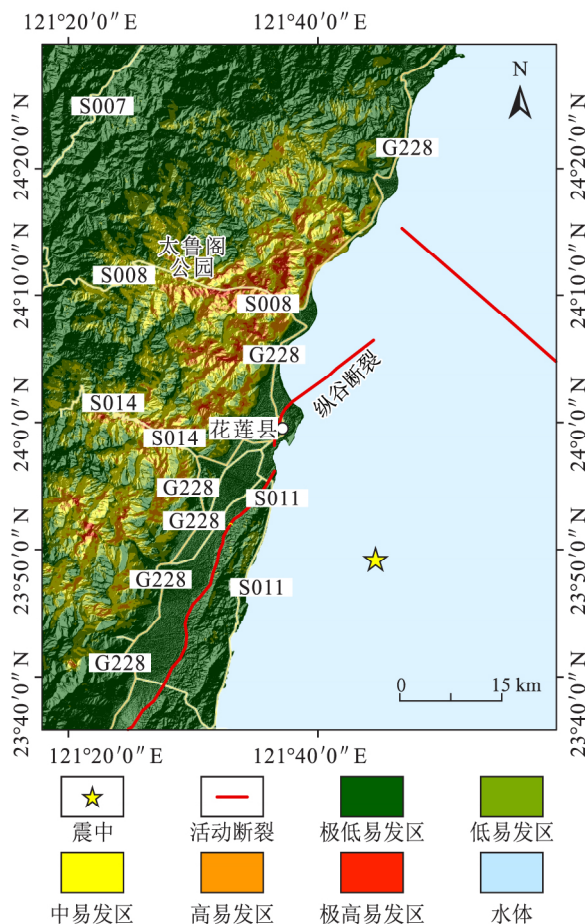


图 5 同震滑坡空间分布概率预测结果

Fig. 5 Results of forecasting the probable spatial distribution of co-seismic landslides

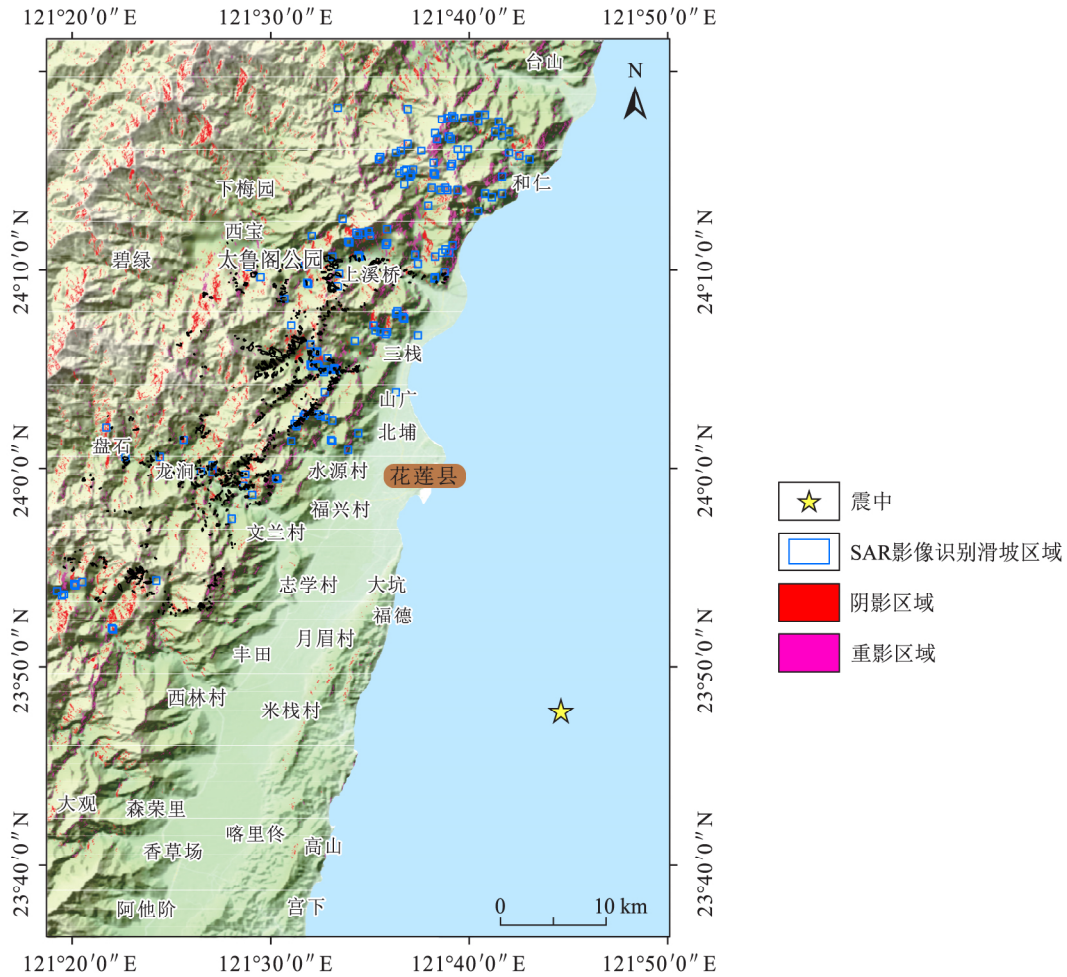


图 6 基于 SAR 影像的滑坡自动识别结果

Fig. 6 Results of automatic identification of landslides based on SAR images

识别区,空间分辨率为 600 m×600 m,共计 110 处新增滑坡。结果显示,这些滑坡主要分布在宜兰县南东的高山峡谷区域、太鲁阁公园东部、新城乡西部以及吉安乡西部的高山峡谷地带。

3.3 基于光学卫星同震滑坡解译工作

基于 0.59 m 分辨率谷歌光学影像对震中附近 7 169 km² 范围进行目视解译,共解译历史滑坡 2 617 处,其中大部分是 1999 年集集地震诱发的滑坡灾害,小部分为降雨等原因诱发的滑坡灾害(图 7)。基于现有无云 PlanetScope 光学影像在震中核心区共解译滑坡 1 285 处,其中同震滑坡 876 处(图 8),主要分布于中央山脉东侧坡度较陡的坡体,整体分布与纵谷断裂走向一致,与模型预测结果吻合。滑坡总面积约 12.6 km²,最小滑坡面积为 337 m²,最大滑坡面积为 217 366 m²。该区域约 40%的同震滑坡扩张于历史滑坡,约

60%的同震滑坡为此次震后的新生滑坡。

4 讨论

在获取到 SAR 影像自动识别结果和 PlanetScope 光学影像解译结果后,本文对同震滑坡预测模型的结果进行了验证(图 9)。在 PlanetScope 影像覆盖范围内,目前解译的大部分滑坡样本都位于预测结果的极高和高概率区域,为了定量分析模型预测的准确性,利用 PlanetScope 无云区域解译的同震滑坡结果进行精度评价。结果显示,模型的 ROC 曲线下面积(Area Under Curve, AUC)(Lobo et al., 2008)达到了 90%(图 10),表明预测模型在震后无法获取高清可用影像的空窗时具备较高的准确性,能够为震后影像未覆盖区域的调查和搜救行动提供有效的指导依据。另外,在 PlanetScope 影像覆盖区域,几乎所

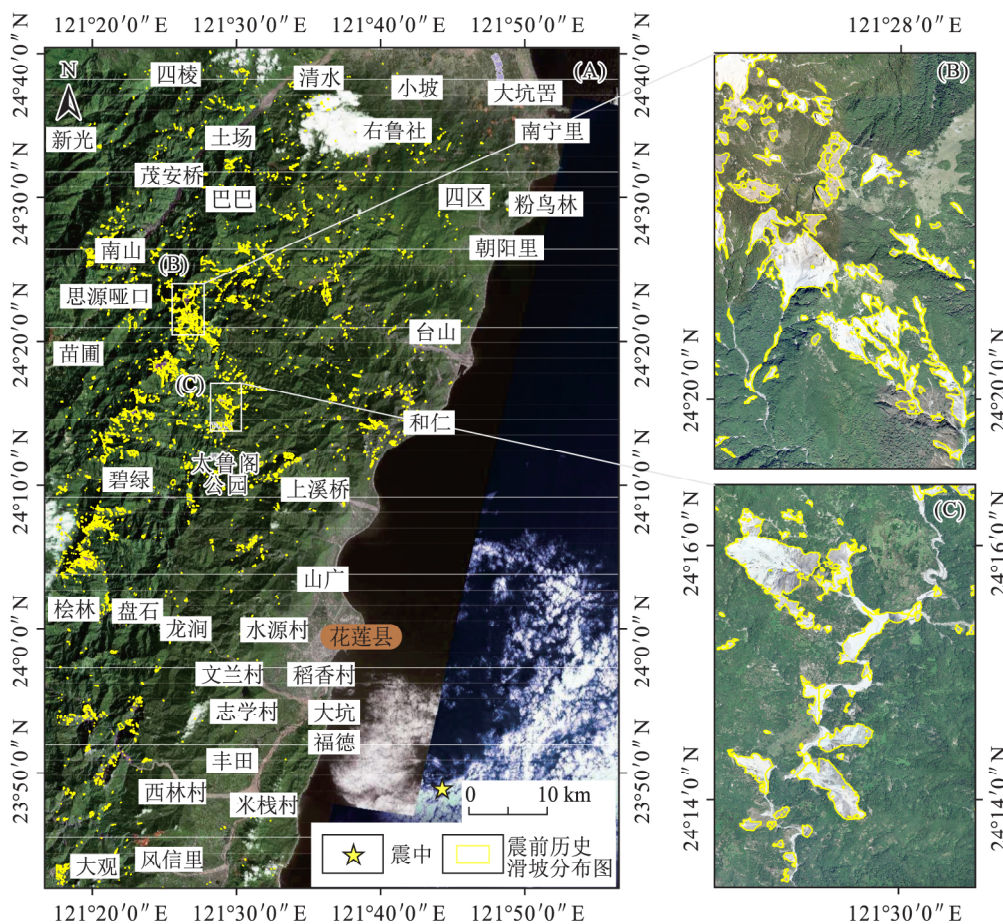


图 7 震前历史滑坡分布结果
 Fig. 7 Pre-earthquake distribution of landslides

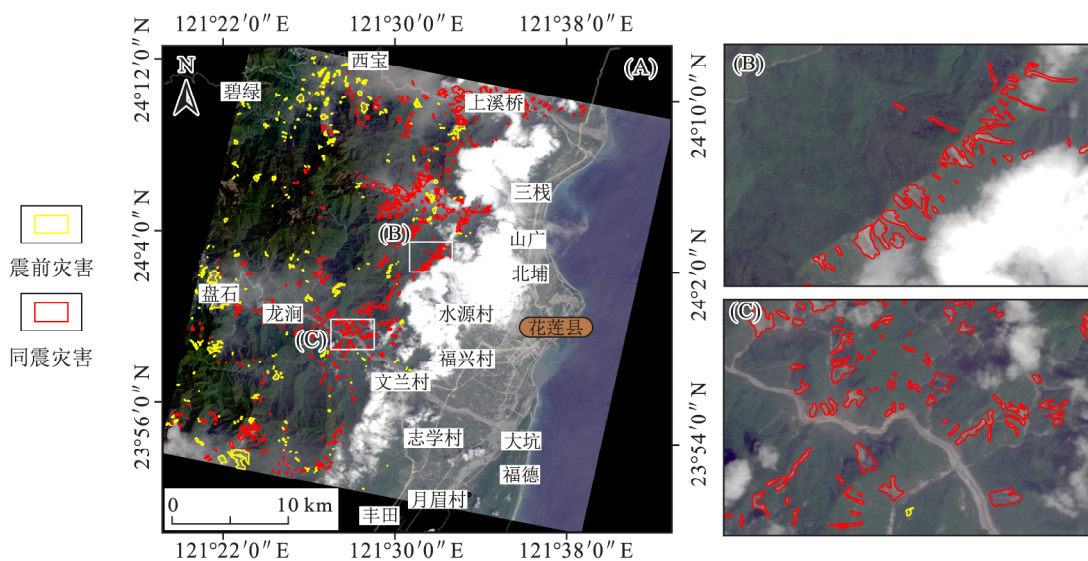


图 8 基于多时相光学影像的震后滑坡解译结果
 Fig. 8 Post-earthquake Interpretation of landslides based on multi-temporal optical images

有蓝色瓦片范围内都包含了新生的同震滑坡, 表明基于 SAR 影像的自动识别方法能够有效检测

震后的新生滑坡, 但是针对震后历史滑坡复活的检测能力有限。在 PlanetScope 影像未能覆盖的

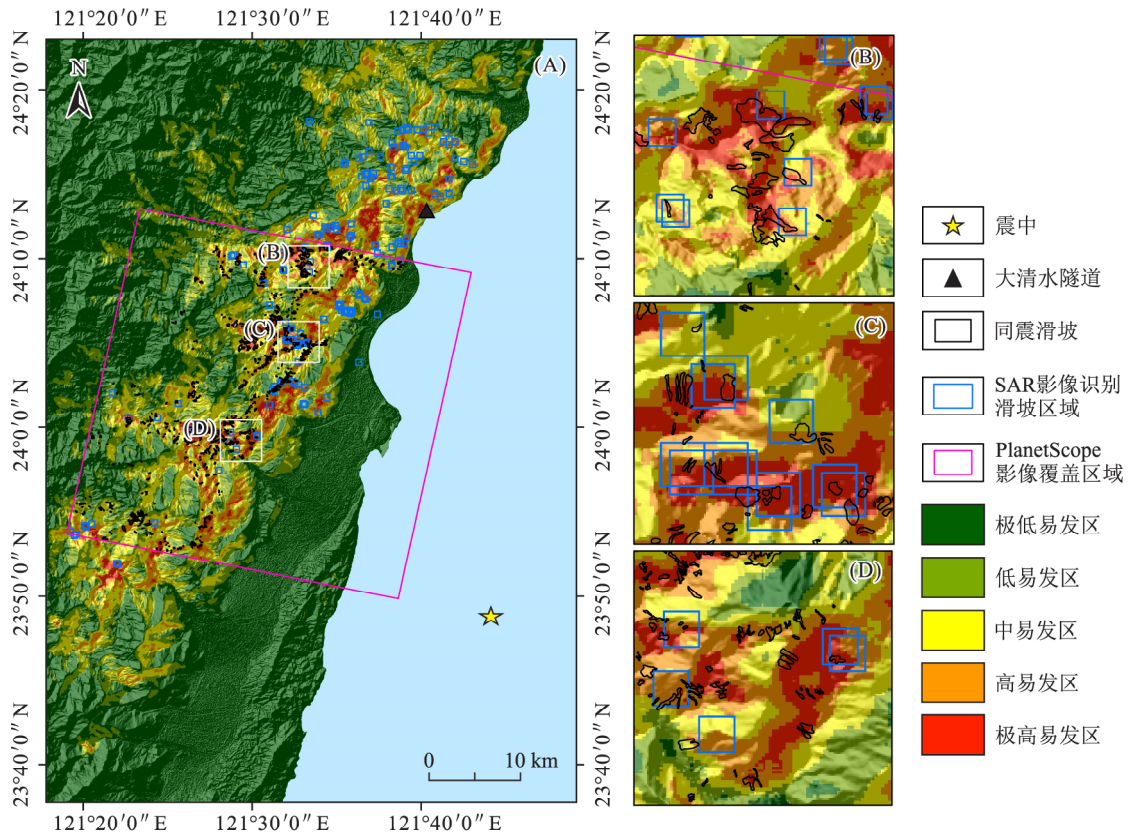


图 9 基于光学和 SAR 影像识别结果的同震滑坡预测验证

Fig. 9 Validation of predictions of co-seismic landslides based on results of recognition of optical and SAR images

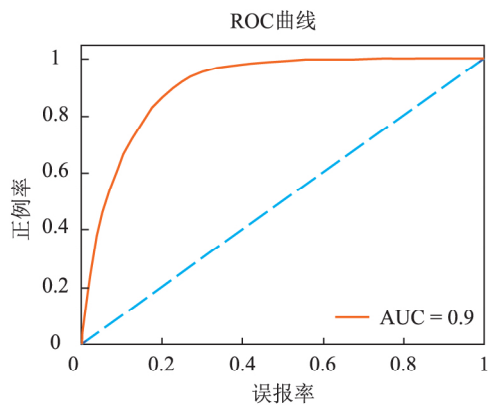


图 10 同震滑坡预测结果的 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curve of the results of prediction of co-seismic landslides

北东区域,此处有大量蓝色瓦片分布于同震滑坡预测模型的高和极高概率区域,也从另一个角度反应了本次研究预测模型的有效性。据《海峡导报》2024 年 4 月 4 日报道,台湾苏花公路的大清水隧道因山体滑坡完全中断(图 11),该隧道所处位置为清水断崖附近,预测模型显示该区域为极高概率区域,同时 SAR 影像的自动识别结果也显

示该区域存在新生滑坡,进一步证明了预测模型准确性和应急救援的指导意义。

5 结论

a. 2024 年 4 月 3 日中国台湾地区花莲县发生的 7.4 级大地震,在花莲西部紧邻中央山脉的崇山峻岭与峡谷地带,诱发了大规模的同震滑坡。本项研究依托台湾地区的地震地质数据库资源,并结合前沿的人工智能预测算法,在地震发生后 1 小时内即完成了对同震滑坡潜在空间分布的概率预测。其后,在震后的 5 天内,通过整合获得的部分受灾区域的 PlanetScope 卫星提供的高分辨率光学遥感图像数据以及欧洲航天局 Sentinel-1A 卫星合成孔径雷达(SAR)影像资料,对该预测进行了进一步验证与细化分析。

b. 一方面,研究利用基于神经网络和 SAR 的同震滑坡识别算法,对新生滑坡的范围进行快速定位;另一方面,结合地震前后双时相光学遥感影像,对部分震区的历史滑坡和同震滑坡进行了精细化对比解译,获得无云范围滑坡的具体信息,

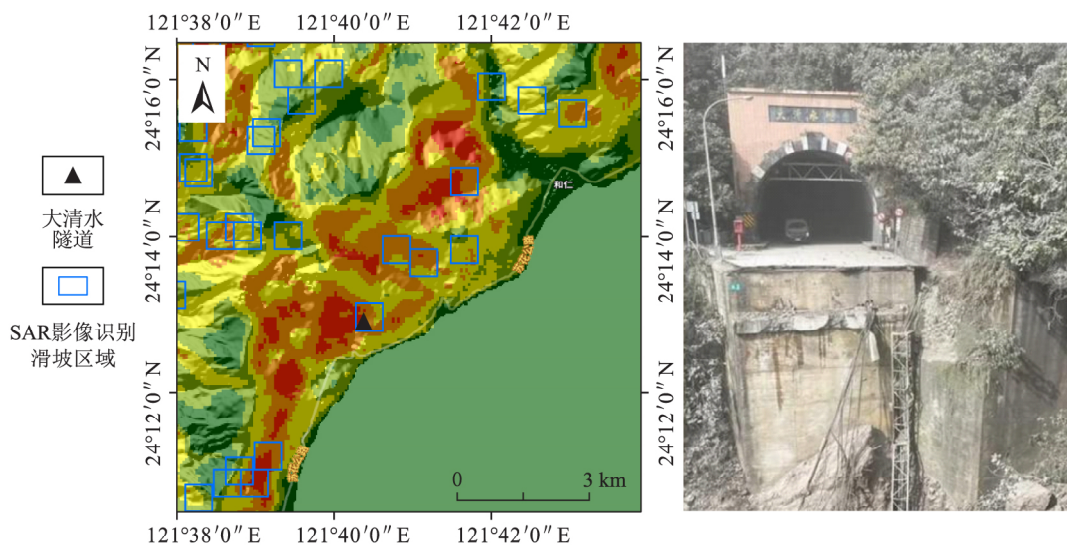


图 11 大清水隧道滑坡高概率区域及现场照片

Fig. 11 Field photographs of areas in which landslides were highly probable in the Daqingshui Tunnel

并对预测结果进行验证。基于现有影像,共解译同震滑坡 876 处,主要分布于中央山脉东侧坡度较陡的坡体,整体分布与纵谷断裂走向一致,同震滑坡总面积约为 12.6 km²,其中最小滑坡面积为 337 m²,最大滑坡面积达到 217 366 m²。

c. 通过对比模型预测与光学影像解译和 SAR 影像检测结果,证明了同震滑坡预测模型在此次地震事件中的可靠表现。本研究结合地震滑坡智能预测与遥感识别,实现了广域地震诱发滑坡灾害的快速响应需求,为灾后应急处置提供了有力的信息支持,同时为后续台湾地区地震滑坡发育分布规律的研究提供了良好的数据基础。

[参 考 文 献]

- 戴岚欣,许强,范宣梅,等,2017. 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,25(4):1151-1164.
- Dai L X, Xu Q, Fan X M, *et al.*, 2017. 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, 25(4): 1151-1164. (in Chinese)
- 范宣梅,方成勇,戴岚欣,等,2022a. 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,30(3):729-739.
- Fan X M, Fang C Y, Dai L X, *et al.*, 2022a. Near real time prediction of spatial distribution probability of earth-

- quake-induced landslide—Take the Lushan earthquake on June 1, 2022 as an example[J]. Journal of Engineering Geology, 30(3): 729-739. (in Chinese)
- 范宣梅,王欣,戴岚欣,等,2022b. 2022 年 Ms 6.8 级泸定地震诱发地质灾害特征与空间分布规律研究[J]. 工程地质学报,30(5):1504-1516.
- Fan X M, Wang X, Dai L X, *et al.*, 2022b. Characteristics and spatial distribution pattern of Ms 6.8 Luding earthquake occurred on September 5, 2022[J]. Journal of Engineering Geology, 30(5): 1504-1516. (in Chinese)
- 耿威,张训华,黄龙,等,2014. 台湾及其附近海域区域地质特征与新构造运动[J]. 海洋地质与第四纪地质, 34(6):73-82.
- Geng W, Zhang X H, Huang L, *et al.*, 2014. Regional geological features and neotectonic movement of Taiwan inland and offshore areas [J]. Marine Geology & Quaternary Geology, 34(6): 73-82. (in Chinese)
- 郭晓非,李江海,2024. 中国台湾岛流域地貌对构造活动的响应[J/OL]. 北京大学学报(自然科学版), [2024-04-11]. <https://doi.org/10.13209/j.0479-8023.2024.004>.
- Guo X F, Li J H, 2024. Fluvial geomorphic characteristics of Taiwan Island, China and its tectonic implications [J/OL]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, [2024-04-11]. <https://doi.org/10.13209/j.0479-8023.2024.004>. (in Chinese)
- 韩征,方振雄,傅邦杰,等,2022. 同震崩塌滑坡的光学遥感影像多特征融合解译方法[J]. 中国地质灾害与防治学报,33(6):103-113.

- Han Z, Fang Z X, Fu B J, *et al.*, 2022. Interpretation methods for regional co-seismic collapses based on multi-feature fusion of optical remote sensing[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 33(6):103–113. (in Chinese)
- 祁生文,李永超,宋帅华,等,2022. 青藏高原工程地质稳定性分区及工程扰动灾害分布浅析[J]. *工程地质学报*,30(3):599–608.
- Qi S W, Li Y C, Song S H, *et al.*, 2022. Regionalization of engineering geological stability and distribution of engineering disturbance disasters in Tibetan Plateau [J]. *Journal of Engineering Geology*, 30(3):599–608. (in Chinese)
- 王欣,方成勇,唐小川,等,2023. 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)*, 48(1):25–35.
- Wang X, Fang C Y, Tang X C, *et al.*, 2023. Research on emergency evaluation of landslides induced by the Luding Ms 6.8 earthquake[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 48(1):25–35. (in Chinese)
- 新华社. 台湾花莲地震遇难人数上升至 13 人, 搜救在雨中持续[EB/OL]. [2024-04-06]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1795582534187052398&wfr=spider&for=pc>.
- 许冲,徐锡伟,吴熙彦,等,2013. 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*, 21(1):25–44.
- Xu C, Xu X W, Wu X Y, *et al.*, 2013. Detailed catalog of landslides triggered by the 2008 Wenchuan earthquake and statistical analyses of their spatial distribution[J]. *Journal of Engineering Geology*, 21(1):25–44. (in Chinese)
- 殷跃平,2008. 汶川八级地震地质灾害研究[J]. *工程地质学报*,16(4):433–444.
- Yin Y P,2008. Researches on the geo-hazards triggered by Wenchuan earthquake, Sichuan[J]. *Journal of Engineering Geology*,16(4):433–444. (in Chinese)
- 殷跃平,张永双,马寅生,等,2010. 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*,18(3):289–296.
- Yin Y P, Zhang Y S, Ma Y S, *et al.*, 2010. Research on major characteristics of geohazards induced by the Yushu Ms 7.1 earthquake[J]. *Journal of Engineering Geology*,18(3):289–296. (in Chinese)
- Bui D T, Tsangaratos P, Nguyen V T, *et al.*, 2020. Comparing the prediction performance of a deep learning neural network model with conventional machine learning models in landslide susceptibility assessment [J]. *Catena*,188:104426.
- Chen C W, Oguchi T, Hayakawa Y S, *et al.*, 2017. Relationship between landslide size and rainfall conditions in Taiwan[J]. *Landslides*,14(3):1235–1240.
- Chen C W, Tung Y S, Liou J J, *et al.*, 2019. Assessing landslide characteristics in a changing climate in northern Taiwan[J]. *Catena*,175:263–277.
- Dai L, Fan X, Wang X, *et al.*, 2023. Coseismic landslides triggered by the 2022 Luding Ms 6.8 earthquake, China[J]. *Landslides*,20(6):1277–1292.
- Hsiao N C, Wu Y M, Shin T C, *et al.*, 2009. Development of earthquake early warning system in Taiwan[J]. *Geophysical Research Letters*,36(5):L00B02.
- Huang R, Fan X, 2013. The landslide story [J]. *Nature Geoscience*,6(5):325–326.
- Kung Y W, Chen S H, 2012. Perception of earthquake risk in Taiwan; Effects of gender and past earthquake experience[J]. *Risk Analysis*,32:1535–1546.
- Lobo J M, Jiménez-Valverde A, Real R, 2008. AUC: A misleading measure of the performance of predictive distribution models[J]. *Global ecology and Biogeography*,17(2):145–151.
- Nava L, Mondini A, Bhuyan K, *et al.*, 2024. Sentinel-1 SAR-based globally distributed landslide detection by deep neural networks [EB/OL]. [2024-04-10]. <https://doi.org/10.31223/X59D6M>.
- Nowicki Jessee M A, Hamburger M W, Allstadt K, *et al.*, 2018. A global empirical model for near-real-time assessment of seismically induced landslides[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*,123(8):1835–1859.
- Saha S, Roy J, Hembram T K, *et al.*, 2021. Comparison between deep learning and tree-based machine learning approaches for landslide susceptibility mapping [J]. *Water*,13(19):2664.
- Sassa K, Dang K, He B, *et al.*, 2014. A new high-stress undrained ring-shear apparatus and its application to the 1792 Unzen-Mayuyama megaslide in Japan[J]. *Landslides*,11(5):827–842.
- Shin T C, Teng T L, 2001. An overview of the 1999 Chi-Chi, Taiwan, earthquake [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*,91(5):895–913.
- Shou K J, Chen J, 2021. On the rainfall induced deep-seated and shallow landslide hazard in Taiwan [J]. *Engineering Geology*,288:106156.

- susceptibility analysis based on deep learning[J]. Journal of Geo-information Science, 23(12):2244—2260. (in Chinese)
- 伍敏婷,孙岳,周子腾,2023. 基于层次分析—信息量法的滑坡易发性评价——以江西省浮梁县为例[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 46(2):157—166.
- Wu M T, Sun Y, Zhou Z T, 2023. Susceptibility evaluation of landslide disaster based on AHP-information method: A case of Fuliang County in Jiangxi Province [J]. Journal of East China University of Technology (Natural Science), 46(2):157—166. (in Chinese)
- 许冲,戴福初,姚鑫,等,2010. 基于 GIS 与确定性系数分析方法的汶川地震滑坡易发性评价[J]. 工程地质学报, 18(1):15—26.
- Xu C, Dai F C, Yao X, *et al.*, 2010. GIS platform and certainty factor analysis method based Wenchuan earthquake-induced landslide susceptibility evaluation [J]. Journal of Engineering Geology, 18(1):15—26. (in Chinese)
- 张虹,辜庆渝,孙诚彬,等,2022. 基于可解释性机器学习的丘陵缓坡地区滑坡易发性区划研究[J]. 重庆师范大学学报:自然科学版, 39(3):78—92.
- Zhang H, Gu Q Y, Sun C B, *et al.*, 2022. Landslide susceptibility mapping in hilly and gentle slope region based on interpretable machine learning[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 39(3):78—92. (in Chinese)
- 周晓亭,黄发明,吴伟成,等,2022. 基于耦合信息量法选择负样本的区域滑坡易发性预测[J]. 工程科学与技
- 术, 54(3):25—35.
- Zhou X T, Huang F M, Wu W C, *et al.*, 2022. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method [J]. Advanced Engineering Sciences, 54(3):25—35. (in Chinese)
- Brückl E P, 2001. Cause-effect models of large landslides [J]. Natural Hazards, 23(2—3):291—314.
- Crosta G B, 2001. Failure and flow development of a complex slide: The 1993 Sesa landslide [J]. Engineering Geology, 59(1—2):173—199.
- Colkesen I, Sahin E K, Kavzoglu T, 2016. Susceptibility mapping of shallow landslides using kernel-based Gaussian process, support vector machines and logistic regression[J]. Journal of African Earth Sciences, 118:53—64.
- Rossi M, Guzzetti F, Reichenbach P, *et al.*, 2010. Optimal landslide susceptibility zonation based on multiple forecasts[J]. Geomorphology, 114(3):129—142.
- Wang X, Li S, Liu H, *et al.*, 2021. Landslide susceptibility assessment in Wenchuan County after the 5.12 magnitude earthquake[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 80(7):5369—5390.
- Wang X, Zhang S, Zhang H, *et al.*, 2023. Prediction of landslide susceptibility in Wenchuan County based on pixel-level samples[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 82(6):1—23.

(责任编辑:魏 崑)

(上接第 663 页)

- Wang F, Fan X, Yunus A P, *et al.*, 2019. Coseismic landslides triggered by the 2018 Hokkaido, Japan (M_w 6.6), earthquake: Spatial distribution, controlling factors, and possible failure mechanism[J]. Landslides, 16(8):1551—1566.
- Wang X, Fan X, Xu Q, *et al.*, 2022. Change detection-based co-seismic landslide mapping through extended morphological profiles and ensemble strategy[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 187:225—239.
- Xu C, Xu X, Yao X, *et al.*, 2014. Three (nearly) complete inventories of landslides triggered by the May 12, 2008 Wenchuan M_w 7.9 earthquake of China and their spatial distribution statistical analysis[J]. Landslides, 11(3):441—461.
- Yagi Y, Okuwaki R, Enescu B, *et al.*, 2023. Irregular rupture process of the 2022 Taitung, Taiwan, earthquake sequence[J]. Scientific Reports, 13(1):1107.

(责任编辑:黄维婷)