

引文格式:张勤,赵超英,陈雪蓉.多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势[J].测绘学报,2022,51(6):885-896. DOI:10.11947/j. AGCS.2022.20220132.
ZHANG Qin, ZHAO Chaoying, CHEN Xuerong. Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(6): 885-896. DOI: 10. 11947/j. AGCS.2022.20220132.

多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势

张 勤^{1,2}, 赵超英^{1,2}, 陈雪蓉¹

1. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054; 2. 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西 西安 710054

Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing

ZHANG Qin^{1,2}, ZHAO Chaoying^{1,2}, CHEN Xuerong¹

1. School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China; 2. Key Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, China

Abstract: With the intensification of global climate change mineral resource exploitation and human engineering activities, the geological disasters including ice collapse, collapse, landslide, land subsidence and ground fissure are triggered with the trend of high frequency and in chain mode, which result in serious consequence. The early identification of geological disasters in large area and with high efficiency is the prerequisite for the hazard mitigation and prevention and the technical support of the engineering safety. In this paper, the characteristics of diverse geological disasters and traditional methods of their identification are introduced firstly. Then we focus on optical remote sensing, synthetic aperture radar, LiDAR and the fusion of multi-source remote sensing, where the technical flow and typical applications are given. Lastly, the current difficulties and the future trends are summarized and forwarded.

Key words: geological disasters; early identification; optical remote sensing; synthetic aperture radar; LiDAR; deep learning

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (Nos. 41731066; 41929001; 41874005)

摘 要:随着全球气候变化、矿产资源开采和大型人类工程活动的不断加剧,冰崩、塌陷、滑坡、地面沉降和地裂缝等多类型地质灾害呈现高频性和链生性的趋势,灾害后果更加严重。大范围高效率地质灾害的早期识别是防灾减灾的重要前提,也是工程安全的技术保障。本文首先介绍了多类型地质灾害的特点和常规识别方法;然后,重点介绍了光学遥感、微波遥感、机载 LiDAR 及多源遥感数据融合技术在不同类型地质灾害识别中的技术特点和典型应用,并对当前地质灾害早期识别存在问题和下一步发展趋势进行了总结与展望。

关键词:地质灾害;早期识别;光学遥感;合成孔径雷达;LiDAR;深度学习

中图分类号:P228

文献标识码:A

文章编号:1001-1595(2022)06-0885-12

基金项目:国家自然科学基金(41731066;41929001;41874005)

地质灾害指在地球发展演化过程中,由自然地质作用和人类活动等形成的灾害性地质事件,具有突发性、多发性、群发性和链生性等特点,造成严重的人员伤亡和巨大的财产损失^[1]。按照

灾害的动力条件和灾害事件的后果,地质灾害一般可分为崩塌、滑坡、泥石流、地面沉降、地裂缝和地面塌陷等。随着全球气候变化和人类活动的延伸,在高山地区发生的冰崩、冰川活动、冰湖溃决、

碎屑流等链式灾害^[2],也可归入地质灾害中。随着极端气候和大型人类工程活动等影响,人类的生存环境面临频繁的地质灾害威胁。其中很多地质灾害发生在西部大开发、“一带一路”倡议及黄河流域生态保护和高质量发展等重要战略实施区。为保障人类活动与自然和谐共处,实施地质灾害普查、监测和防治十分迫切,也是一项长久艰巨的任务。

地质灾害的早期识别是实现监测、评估、防治等工作的重要前提。但由于各类地质灾害特点不同,分布范围各异,早期识别的程度和难度也不同。滑坡是全球分布最广、破坏最为严重的地质灾害之一。据统计,滑坡地质灾害 80% 发生在已有编目之外,全世界仅有不到 1% 的区域有滑坡编目^[3]。因此,开展滑坡灾害广域早期识别对于防灾减灾工作势在必行。地面沉降一般是由于大量的人类活动引起的,包括地下物质的超常采动、挖山造城及填海造地等。地裂缝往往与地面沉降相伴而生,主要发生在我国华北平原、汾渭盆地及长三角区域。地面沉降一般具有长期性和缓变性等特点,会对建筑物、道路、堤坝和地下工程造成结构性破坏,对其的识别一般通过地表裂缝等调查来进行。地下矿产开采或大型地下工程施工会引起地表塌陷灾害,该类灾害一般与地下工程相对应,具有突发性的特点,严重会导致基础设施破坏和生命财产的损失。冰川是全球气候变化的指示器,近几十年来,在全球变暖的背景下,冰川流速加快,冰崩^[4]、冰川跃动^[5]、冰湖溃决洪水^[4]、冰川泥石流^[6]等灾害频发。

长期以来,地质人员主要依赖专家经验,通过识别灾害体满足的基本地质环境条件,并采取地质测绘、物探等手段对灾害体进行识别与编目,绘制区域、省级和全国地质灾害分布图,为地质灾害监测预警与防治奠定了重要基础。然而受到传统技术的限制,已有的地质灾害编目图的完整性、准确性和现势性均难以满足经济发展和防灾减灾的需要。

20 世纪 60 年代以来,遥感技术得以迅猛发展,平台由卫星到低空无人机,波段覆盖了紫外-可见光-红外-微波范围,空间分辨率由近百米提高到 0.5 m,重访周期由数十天缩短至 1 天,卫星影像和地形产品极为丰富,为地质灾害的识别和监测提供了重要的技术支撑。特别是以无人机为平台搭载多类型传感器包括光学、合成孔径雷达

(synthetic aperture radar, SAR)、红外、激光等^[7],提供了更加迅捷、经济、可控的遥感数据获取手段,且其产品的分辨率和精度均可提高到厘米级,为小范围、重点灾害区的应急调查与快速识别提供了有效的补充。近年来基于“天-空-地”多源遥感数据的滑坡隐患识别取得较好成效^[8],针对多源遥感数据的机器学习和深度学习算法已成为地质灾害研究的热点。

本文主要介绍了光学遥感、微波遥感、机载三维激光扫描及多源遥感数据融合方法对不同类型地质灾害早期识别技术方法进展,总结了目前面临的难题和解决思路。

1 光学遥感用于地质灾害识别

光学遥感主要基于遥感图像特征来定性或定量判断灾害的位置、范围或其活动性^[9],主要分为 3 类方法:①基于单一影像特征的目视解译法;②基于多时相影像特征的变化检测法;③基于多期影像地表形变提取法。

1.1 光学遥感用于滑坡识别

1.1.1 光学遥感目视解译法

在滑坡遥感解译中,主要是基于兼有空间信息的遥感图像特征(灰度、色调、亮度、纹理、阴影),通过人机交互,以目视方法为主识别滑坡的地质环境信息,获取其位置、形态、边界范围等特征信息^[9]。一个完整的滑坡包括 17 个滑坡要素^[10],而其中滑坡后壁、滑坡体和滑坡边界是遥感识别中 3 个滑坡基本地形(形态)要素^[9]。如滑坡在遥感影像上的表现有“圈椅状”洼地、“双沟同源”及“凹岸突出”等特征(图 1(a))。据此,便可在光学影像中判读滑坡的 3 个部位:滑坡后壁、滑坡体和滑坡舌(图 1(b))。文献[11]评估了不同类型和特征的光学影像对滑坡识别的影响,并总结出具有不同光谱和空间特征的光学影像可有效应用于滑坡识别,此外,提出影像特征、滑坡特征、研究区域的大小及其他相关外部数据定义了用于滑坡编目的遥感影像数据选择标准。

我国利用光学遥感进行滑坡识别起源于 20 世纪 80 年代,21 世纪初开始用于大规模单体滑坡调查与区域滑坡调查。文献[12]利用 Landsat TM、IKONOS、Quickbird 3 种光学影像和 1:10 000 地形图绘制了 2004 年发生的四川省天台乡滑坡。文献[13]综合利用 SPOT5、Quickbird、CBERS-02B 等遥感影像精细解译了

2008年汶川地震诱发的次生地质灾害,共解译出约4万余处崩塌、滑坡、泥石流等地震次生地质灾

害,灾害总面积约687.1 km²。

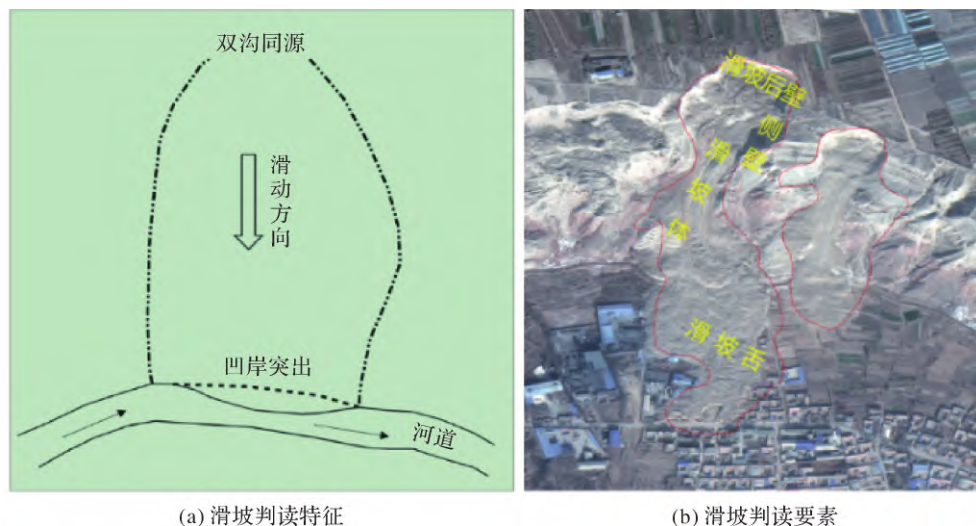


图1 滑坡目视解译要素

Fig.1 Features of landslides visual interpretation

针对特殊地形条件下崩塌危岩灾害体的识别,张祖勋院士提出无人机贴近摄影测量,利用无人机自动高效采集非常规地面或人工物体表面高分辨、高质影像,实现对被摄目标的精细化三维重建。该技术已成功应用于长江三峡巫山段8.7 km范围摄影测量,实现了对箭穿洞危岩体、岩壁和消落带的识别与精细建模^[14-15]。

基于光学影像目视解译法,主要应用于新发生的滑坡灾害体或地表形态特征明显的古滑坡。工作强度较大,自动化程度较低,且受专家的地质知识和遥感专业知识的影响。

1.1.2 多时相光学遥感变化检测法

选取滑坡前后的多时相影像通过光学遥感变化检测来识别滑坡主要是依据归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)的变化信息来进行的。该方法主要基于像素的多阈值和面向对象分析相结合的方法来进行。文献[16]提出了基于马尔科夫随机场的变化检测方法用于滑坡识别。此外还有主成分分析(principal component analysis, PCA)、独立成分分析(independent component analysis, ICA)法用于自动化检测地表变化,从而达到识别滑坡的目的^[17]。文献[18]利用时序 Sentinel-2 影像捕捉到四川理县黄泥坝子滑坡启动与加速阶段、前侧和横向边缘扩展阶段及稳定阶段,并利用 NDVI 识别滑坡破坏区域,利用无人机正射影像验证了识

别结果的准确性。文献[19]提出了一种基于多时态数据和时空模型的实用方法。首先,利用差异 NDVI 和建筑存在指数(PanTex)特征序列,分别反映植被区和建筑区的变化。然后,采用时空上下文视觉跟踪(spatio-temporal context, STC)算法从特征序列中检测滑坡。通过对深圳光明村滑坡和贵州张家湾滑坡进行试验,识别效果最好。

采用多时相光学遥感变化检测主要用来识别已发生的单体滑坡,对遥感影像的选择和预处理有很高的要求,需要影像具有相似的获取视角、光照条件和季节特征。预处理中需要尽可能减弱多时相影像中与地形相关及季节变化相关的误差影响。

1.1.3 光学影像互相关技术

光学影像互相关技术是利用互相关函数,快速识别两幅影像的同名点,从而计算其水平方向二维位移信息。当互相关达到峰值时确定两个同名点的二维位移^[20],其精度可达1/40至1/10像元^[21]。通过多期光学影像具有空间相似特征的位移信息,结合相关地形地质资料可用于活跃滑坡的识别与监测。文献[22]利用高分辨率光学遥感影像基于互相关匹配技术获取了位于基武裂谷中的Ikoma滑坡地表形变以实现该滑坡的有效识别,并基于无人机数字地表模型(digital surface model, DSM)变化监测结果反演了该滑坡厚度。

利用影像互相关方法识别滑坡,取决于滑坡的空间范围以及滑坡的形变速率,主要适用于形

变明显且滑坡范围较大的未发生的滑坡,其识别精度受到影像的空间分辨率、地表植被和影像重复周期等影响。

1.2 光学影像用于冰川识别研究

光学遥感技术是识别冰川并监测表面流速的重要手段,通过冰川在遥感影像的几何形态可识别冰川的空间分布。而通过光学影像互相关技术可以监测冰川的二维运动速率,从而实现冰川的动态监测的目的。

COSI-Corr (co-registration of optically sensed images and correlation) 软件基于亚像素的互相关技术可实现光学影像的自动配准和精确校正,准确测量地表位移^[19]。文献[23]利用 ASTER 数据对互相关技术进行了改进,主要体现在互相关匹配结果的后处理上,包括:去除残余的卫星姿态影响,即消除正射影像上出现的交叉轨道方向的伪阴影现象;去除与 DEM 相关的误差,主要体现在东西方向的位移上,采用方向上滤波以提高形变结果的精度。图 2 为采用 Planet Scope 光学影像对 2009—2015 年西藏地区念青唐古拉山脉林芝市区波密县附近的冰川进行流速监测结果。

利用光学影像互相关技术获取冰川流速的精度在很大程度上取决于光学遥感的地面分辨率以及冰川的运动速率,该技术相对成熟。但是,在云层覆盖区域存在明显的误匹配现象,目前改进之处多聚焦于对互相关匹配结果的精化。

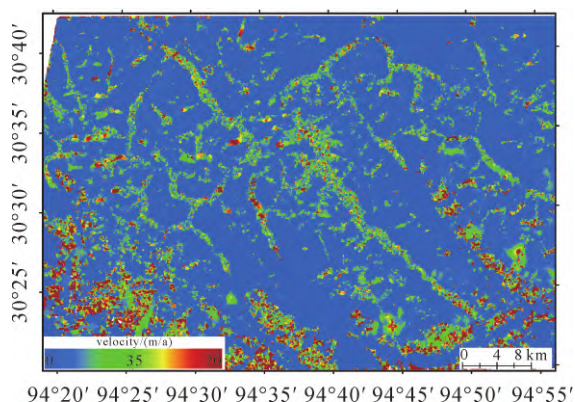


图 2 林芝市波密县 2009—2015 年冰川流速

Fig.2 Glacier flow map of Bomi county, Lingzhi from 2009 to 2015

2 SAR 数据用于地质灾害识别

SAR 影像由于采用的微波成像具有穿透云

雾的能力,能够实现全天时、全天候观测,特别在地质灾害多发的高山区,SAR 数据能够克服光学影像仅限白天工作且易受云雾雨雪天气影响而导致数据缺失的困难,成为光学遥感重要的补充。而且随着 SAR 卫星的不断发射,多源海量 SAR 数据为大尺度、多类型地质灾害精准识别和高精度长时序监测等提供了可能。SAR 数据用于地质灾害识别可分为定性与定量两种方法。定性方法类似于光学遥感目视解译,与光学影像相似,SAR 强度图包含了地表后向散射的统计特性,受到地表坡度、粗糙度和含水量等影响,表现为不同的强度值或灰度信息。因此利用 SAR 影像信息(灰度、亮度、纹理、阴影)通过目视解译方式来确定灾害体的位置和范围。该方法一定程度上弥补了光学影像受到云层影响导致数据缺失问题,但由于 SAR 强度图缺少光谱信息,且为侧视成像,采用单期 SAR 数据识别地质灾害体具有较大困难。而定量的方法是通过多期 SAR 数据,解算地表形变信息或强度变化信息,通过设定阈值,并结合地质环境条件进行灾害体的识别与监测。与光学影像不同,单视复数(single look complex, SLC)SAR 影像具有相干性,因此利用合成孔径雷达干涉测量(interferometric SAR, InSAR)技术,可以以毫米/年的精度量级获得地表形变信息^[24],是目前大范围识别潜在地质灾害最有效的技术手段。图 3 为陕西省 InSAR 形变速率图,采用存档 Sentinel-1 SAR 影像,总覆盖面积达 20.58 万 km²,其中图 3(b)为陕北神木煤矿采矿沉陷分布图,图 3(c)为渭河盆地地面沉降地裂缝形变图,图 3(d)为汉中市滑坡分布图。此外利用多期 SAR 影像互相关技术,也可以获得亚像元精度的二维位移信息;同时利用多期 SAR 幅度图的比率及相干性变化信息,即地表变化检测方法,可以对已发生灾害体进行识别^[25-26]。

2.1 SAR 数据用于滑坡识别

2.1.1 InSAR 形变监测技术

与光学遥感识别已发生滑坡不同,InSAR 技术通过大范围连续跟踪“微小”地表形变,逐渐成为潜在滑坡早期识别的重要技术方法。文献[27]在 2012 年针对美国加利福尼亚北部和俄勒冈州南部开展了 InSAR 大范围潜在滑坡识别工作,共识别 50 余处潜在滑坡。文献[28]采用永久散射体合成孔径雷达干涉测量(persistent scatterers InSAR, PS-InSAR)技术监测了意大利 Arno 流域

的滑坡,验证了 PS-InSAR 技术在探测大范围缓变形滑坡上的优势。为了进一步提高 InSAR 技术在滑坡形变观测中的精度和适用性,近年来多时域 InSAR 技术(multi-temporal InSAR, MT-InSAR)开始广泛应用于滑坡形变研究中,该方法

将短基线和 PS-InSAR 技术联合起来,用于克服 PS-InSAR 技术中对影像数量较高的要求以及滑坡体 PS 点偏少的问题,MT-InSAR 技术是目前用于缓变型滑坡早期识别的主要方法(图 3(d))。

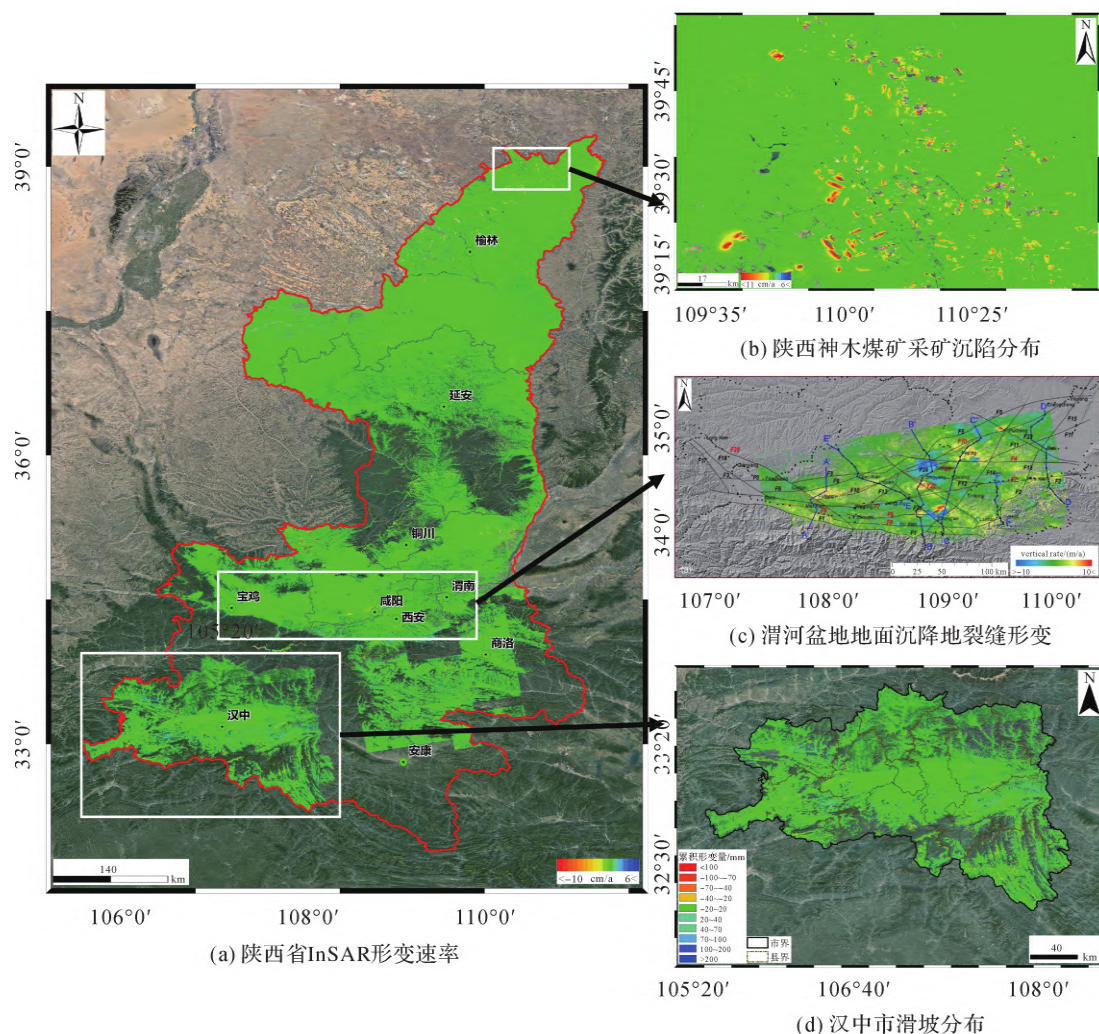


图 3 陕西省 InSAR 形变速率

Fig.3 Annual deformation map in Shaanxi with InSAR technique

随着 SAR 卫星技术的发展和多源 SAR 数据的便捷获取 InSAR 滑坡识别进入流域尺度阶段,如文献[29]基于 InSAR 技术开展了金沙江全流域约 2200 km 的滑坡识别,共识别各类滑坡 900 余处。特别是 Sentinel-1 数据的免费开放以及云平台快速处理技术的发展,推动 InSAR 滑坡识别迈入国家尺度及洲级尺度[30-32]。

InSAR 技术滑坡识别的前提是滑坡的特征谱[33]与 InSAR 可监测的形变特征相吻合,主要包括滑坡的空间尺度与 InSAR 的相干点密度,滑

坡的形变梯度与 InSAR 视向形变可监测能力。前者受到 InSAR 几何畸变以及各种去相干因素的影响;后者受到 InSAR 形变监测精度和最大与最小形变监测梯度的影响[34],以及滑坡几何与 SAR 成像几何的转换关系及波长的联合影响[28],即形变灵敏度。任一特征不匹配将导致 InSAR 滑坡识别漏判或错判。

2.1.2 SAR 偏移量跟踪技术

当滑坡形变超过 InSAR 技术可监测的最大形变梯度时,一般而言,当年形变速率达到米级

时,基于相位信息的 InSAR 技术均失效。与光学遥感互相关技术类似,采用基于 SAR 强度信息的像元偏移量跟踪法(offset tracking)也可以获取地表二维形变信息。据此给定形变阈值,可以实现识别潜在且快速形变的滑坡灾害。目前,SAR 偏移量技术主要用于单个或多个滑坡体的二维形变监测。文献[34]在 2014 年利用 SAR 偏移量跟踪技术获取滑坡二维时序变形。文献[35]联合 ALOS/PALSAR-1 及 PALSAR-2 数据利用改进的交叉平台 SAR 偏移量跟踪技术恢复了金沙江白格滑坡 2007—2018 年 11 年累计达 60 m 的历史形变。

2.1.3 SAR 强度比值法

文献[36]提出了一种基于 SAR 强度变化检测的滑坡识别编目方法,具体是计算两期 SAR 强度比值来探测地表变化,并结合地质环境条件来识别滑坡灾害体。使用多时相 Sentinel-1 SAR 数据并基于 Google Earth Engine(GEE)实现大范围滑坡识别。文献[37]基于 36 景 SAR 强度图展示了 2018 年巴布亚新几内亚地震引起的 3000 km² 范围内的滑坡识别结果。

该方法主要针对已发生的灾害进行大范围自动化识别,可以准确识别滑坡体的滑源区和堆积区,但对小尺度滑坡以及滑坡边界的识别精度不高。

2.1.4 极化 SAR 分类滑坡识别

滑坡识别往往受到地表植被的影响,而极化 SAR 散射特性可用来表征地物的不同特性。地表散射谱及体散射是影响极化 SAR 数据用于滑坡探测的重要因素。文献[38]为了突破极化 SAR 用于植被覆盖区滑坡识别的限制,提出了一种新的结合变化检测和基于 Yamaguchi 分解模型的层次分析处理方法,以减少滑坡识别误判现象。文献[39]基于多期 SAR 数据,以台湾南部高雄县的普坦普那斯河部分流域为研究区域,利用 SAR 强度图计算地表局部空间自相关指数和纹理指数,同时利用极化 SAR 分解获得构成熵、各向异性等参数,并最终利用面向对象分类进行滑坡识别。文献[40]探索利用升降轨、多极化 Sentinel-1 SAR 强度图进行滑坡编目的方法,提出了 SAR 强度图用于滑坡探测的标准,同时,探究了对强度图采取不同滤波方式对滑坡编目结果的影响,结果表明采用自适应滤波能够获得较好探测结果。文献[41]利用 SAR 层析成像通过确定不同散射机制相位中心反演了森林高度和下垫

地形,此研究为解决高植被覆盖区地形变化反演提供了参考。

2.2 SAR 影像用于冰川识别

2.2.1 InSAR 形变监测技术

目前,InSAR 技术在冰川应用主要体现在 3 方面:①利用 InSAR 相干图提取冰川边界。由于冰川融化冻结作用以及年均米级以上形变速率,冰川表面相干性普遍低于非冰川表面,快速活动冰川的相干值相对较低,利用相干图可以识别冰川的边界^[42]。②利用 InSAR 技术监测并识别年形变为分米级的冰川。差分干涉测量(differential InSAR, D-InSAR)技术被广泛应用于南极^[43]、格陵兰岛^[44]等区域的冰川流速监测中。③由于 InSAR 技术获取的是沿着雷达视线方向的一维形变,无法反映冰川真实的流速信息,为此提出融合升降轨 InSAR 技术和附加冰川表面平行于河床流动假设约束的冰川三维流速监测方法。该方法应用于格陵兰岛 Storstrommen 冰川三维流速获取^[45]。

2.2.2 SAR 偏移量跟踪技术

当冰川流速较大且存在跃动时,InSAR 形变监测技术便失效了,而 SAR 偏移量跟踪技术是最有效的手段。文献[46]分别对升降轨 TerraSAR-X 影像进行像元偏移量小基线集(pixel offset-small base line subset, PO-SBAS)处理,基于形变分量时间序列求解冰川三维形变,其精度比非时序监测提高了 15%。文献[47]提出了一种基于互相关技术的极化 SAR 监测冰川表面速度的新方法,使用不同波段和偏振方式的 SAR 影像试验表明,冰川表面积雪的存在会影响不同偏振和频率通道中相位中心的位置。

基于 SAR 偏移量跟踪方法监测冰川形变,其精度取决于互相关算法或特征匹配算法的质量,且受到冰川表面纹理和 SAR 数据分辨率的影响。传统的归一化的互相关(normalization cross-correlation, NCC)算法不是最大似然解, NCC 算法的准确性会受到“像素锁定”效应的显著影响^[48]。此外,在匹配过程中使用的平方相关窗口会引起窗口效应^[49],降低了匹配结果的精度和分辨率。因此,该方法的选择取决于 SAR 数据的可获得性、冰川的大小、表面覆盖条件和流速,以及期望获得的精度和空间分辨率等。

2.3 SAR 数据用于塌陷灾害识别

SAR 数据用于矿区塌陷识别与监测可分为

多时相 InSAR 技术和大梯度形变监测技术两大类。由于采空区形变梯度很大,InSAR 干涉图的相干性往往低于周围稳定区域,因此通过 InSAR 形变图(图 3(a))和相干图可以对矿区开采塌陷范围进行识别。

地下采动引起的塌陷形变普遍表现为时间短、梯度大两个特点。采用 InSAR 技术仅能恢复塌陷边缘的小量级形变,而塌陷中心大量级形变需要采用基于 SAR 偏移量技术。为保证塌陷形变场的完整性和监测精度,文献[50]提出 InSAR 相位与偏移量相结合的方法,并用于大同煤矿塌陷监测;文献[51]采用偏移量与概率积分模型相结合用于陕北大柳塔煤矿的三维形变监测。

2.4 InSAR 技术用于地面沉降与地裂缝识别

基于 PS-InSAR 或小基线集(small baseline subset,SBAS)InSAR 技术可以获得毫米/年的地表形变时间序列结果,基于该方法获取的形变场可用于识别大范围缓变地面沉降灾害,该研究是 InSAR 目前最为成熟的应用领域之一。

而地裂缝表现为在空间上具有一定走向且垂直走向方向存在不连续形变的特征,其空间影响范围呈带状分布^[50],该现象既可以采用 InSAR 形变图来揭示,也可以通过 InSAR 相干图来反映。文献[52]采用伪相干图调查了西安市数十年地裂缝的活跃分布特点,文献[53]采用 PS-InSAR 技术监测了河北隆尧地区地裂缝形变特征。图 3(c)为渭河盆地地面沉降与地裂缝分布图。

3 机载 LiDAR 用于地质灾害识别

3.1 LiDAR 用于崩塌、滑坡泥石流识别

机载雷达(light detection and ranging,LiDAR)以每秒 40 万个点,侧向 60°的扫描范围,在短时间内实现大范围三维地貌、地物和植被扫描,其水平和垂直方向上精度可达到厘米级。基于机载 LiDAR 的广义滑坡识别通常联合多种航测产品,其中常用的产品类型有:高分辨率、高精度的数字高程模型(digital elevation model,DEM)产品,以及点云分类产品。前者通过测量地表高程的变化来识别并监测灾害体;后者通过对点云数据进行分类,识别地表及其上层目标点的类别属性(如植被等),特别适用于植被覆盖区的灾害体识别。

利用 LiDAR 生成的 DEM 和正射影像

(digital orthophoto map,DOM)可以精细化地提取灾害体的地质环境信息,如高程、坡度、坡向、地表曲率、径流强度指数(stream power index,SPI)、地形湿度指数(the wetness index,TWI)、地形粗糙度指数(terrain roughness index,TRI)及沉积物迁移指数(sediment transport index,STI),文献[54]联合其他外部数据实现了马来西亚林格莱特地区滑坡识别及易发性评价。文献[55]利用 LiDAR 生成的高分辨率 DEM 及差分 DEM,采用 GIS 技术实现滑坡快速编目。同时基于点云数据,利用多尺度 M3C2 算法(the multiscale model-to-model cloud comparison)获取地表坡体的变形信息,进而实现滑坡编目^[56]。基于 3D 点云的差分滤波、获取的高精度 DEM,采用随机森林(random forest,RF)、支持向量机(support vector machine,SVM)等机器学习方法,可以实现半自动化的滑坡探测。文献[57]提出了一种基于融合概率变化检测和滑坡表面特征的滑坡提取方法,基于支持向量机利用多时相 LiDAR 衍生 DEM 来获取地表变化并最终实现滑坡探测。

与 InSAR 技术进行地表形变监测原理不同,LiDAR 技术获取的地表形变精度为厘米级甚至更低,因此对大范围缓变滑坡识别有技术难度,且作业效率相对较低。

3.2 LiDAR 用于采矿塌陷识别

LiDAR 技术厘米级地表形变监测能力可成功应用于采矿引起的厘米级地表塌陷的识别与立体监测^[58]。另外机载 LiDAR 具有作业方式灵活、可穿透植被及不受地域限制等优势,在植被覆盖、交通不便的区域可推广应用。

LiDAR 技术受地面坡度、粗糙度等因素的影响,其推广应用需要解决固有的点云数据降噪、抽稀、内插和多期配准等问题。因此,一方面基于 LiDAR 获取的 DEM 可与机器学习、深度学习等技术相结合,用于矿区地表裂缝^[59]、地形特征等识别、分类研究^[60];另一方面融合无人机 LiDAR 与光学遥感、InSAR 等多源、多平台监测数据也是当前的研究热点^[61]。

4 多源遥感数据融合地质灾害识别

4.1 面向对象的机器学习方法

利用多源遥感影像进行地质灾害识别经历了面向像素、面向对象到基于深度学习的识别 3 个

发展阶段。面向像素的灾害识别,主要利用单个像素在不同波段的光谱特征差异进行灾害区域识别。根据识别过程中是否需要训练样本,可分为监督、非监督两种方式。其中,非监督方式是指在识别过程中不需要对样本训练,直接对遥感影像进行分类,并利用归一化植被指数(NDVI)、DEM等数据来辅助,实现对灾害场景的识别。常采用的方法有变化向量分析、K 均值分类器等。

随着计算机技术的不断发展和海量遥感数据的涌现,基于机器学习的地质灾害识别成为研究热点,利用图像目标分割和机器学习对已有滑坡样本的特征因子进行相关性分析,同样利用多尺度影像分割技术和机器学习相结合的方法实现对滑坡的编目。面向对象的方法通过一定的分割参数,将地面的像素聚合为对象。这种方法更多地考虑到像素的空间属性。从而大大降低了椒盐噪声,提取出更多的光谱、形态和环境特征(如形状指数、结构、局部纹理等)用于滑坡制图,因此可以提取更详细的滑坡特征。

文献[62]提出了基于面向对象分析和随机森林算法的监督分类识别滑坡的方法。采用波段比、坡度和地形纹理等方法可以提高精度。文献[63]采用基于区域的主动学习启发式方法,并且通过分层抽样解决了分类不平衡的问题。文献[64]利用国产 ZY-3 卫星影像和随机森林,并采用数学形态学提高模型精度,实现了三峡库区滑坡识别。文献[65]提出了一套基于 Landsat-8、Sentinel-2 光学影像及极化 SAR 数据相融合,利用面向对象的图像分析(object-based image analysis,OBIA)方法以及随机森林等方法,结合 NDVI 及 DEM 产品实现对滑坡、泥石流等大范围探测以及滑后滑坡编目。文献[66]联合面向对象影像分析法(OBIA)及 InSAR 技术实现了包括意大利南蒂罗尔、台湾等多个地区内的潜在滑坡识别。文献[67]采用不同的机器学习方法,基于 InSAR 变形监测和高分辨率光学遥感数据,提取出相关滑坡影响因素,对滑坡的形态和纹理特征进行表征,验证了机器学习方法结合变形信息和多源滑坡影响因素进行滑坡灾害早期识别的可行性。

4.2 深度学习方法

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)深度学习架构改变了从图像中提取信息的方式。深度学习算法在遥感分类和识别领域应用

已取得了较好的结果,近年来,该方法也被尝试用于滑坡编目。文献[68]最早对比了不同的机器学习方法和 CNN 在滑坡检测中的应用,并证明 CNN 优于 SVM、RF 等传统的机器学习方法。文献[69]利用 CNN 结合光学影像和 DEM 进行滑坡识别。文献[70]利用变化检测和 CNN 的方法进行滑坡编目,并进一步提取了滑坡要素。文献[71]提出通过建立一个卷积神经网络模型来监测形变,并以英国为研究区,探测出英国境内几个区域内的采矿塌陷和由降水、隧道工程等活动诱发的地面抬升,证明了深度学习具有探测地表形变的能力。但深度学习方法进行地质灾害识别仍然面临数据库不足^[69]、样本不平衡^[68]、特征可解释性差等难题亟待解决。

5 结 论

地质灾害的早期识别与动态编目是防灾减灾的重要前提和基础。本文针对滑坡、冰川、采矿塌陷、地面沉降地裂缝等地质灾害的时空分布特点,综述了基于光学遥感、微波遥感(SAR)、机载 LiDAR 和多源遥感技术进行不同类地质灾害早期识别的技术进展,并总结了各自存在的问题,对当前地质灾害的监测预警与防治提供技术参考。

(1) 利用光学影像进行灾害体的识别可分为已发生灾害体的快速调查和潜在灾害体的早期识别两类,前者因为具有明显的地表变化特征,综合采用目视解译、自动化变化检测和智能化学习等方法,均可取得满意的效果;后者主要依据滑坡满足的地质环境条件来进行,由于受到植被覆盖、灾害体空间尺度和时间活动性等影响,进行大范围识别还存在技术瓶颈。随着遥感影像分辨率的提高、时相数据的增多,特别是无人机多视角多传感器遥感数据的便捷获取,基于地表位移信息的灾害识别将会得到进一步发展与应用。

(2) SAR 数据由于不受云雨天气的影响,是光学遥感的重要补充。不仅 SAR 数据的强度信息、相干信息和极化信息可直接用来识别与定位已发生的灾害体以及潜在不稳定灾害体,更重要的是基于地表形变信息的 InSAR 技术和 SAR 偏移量技术,已广泛应用于缓变型和快速变形阶段的潜在灾害体的大范围识别。地表长时序形变信息大大提高了地质灾害早期识别的成功率。目前该技术主要受到 SAR 成像几何畸变、地表植被引起的失相干、对流层大气误差、电离层大气误差和

解缠误差等影响,导致存在一定比例的漏判和错判现象。

2022年1月26日和2月27日我国分别成功发射了L波段陆地探测一号A/B卫星,开始编队差分形变测量。此外欧空局即将发射世界上第一颗P波段SAR卫星,美国与印度合作即将发射全球第一颗L波段与S波段双频SAR卫星。新型SAR卫星分辨率更优,波段更加丰富,全极化模式,将大大提高地质灾害早期识别的精准性和动态性。

(3) LiDAR技术是高精度、高分辨率获取DEM的重要手段,通过DEM的变化识别已发生灾害和潜在灾害体均取得重要进展,特别在植被覆盖区域发挥了独特的价值。如何进一步提高DEM精度,增加数据获取频率,降低成本是LiDAR技术需要解决的问题。

(4) 基于多源遥感的机器学习和深度学习,充分顾及各类遥感数据的特点,构建了针对性的学习网络,在已发生灾害的识别方面取得重要进展。该技术的主要瓶颈是大量灾害体正负样本的积累和基于知识或机理驱动的网络模型的构建。

目前仍有大量地质灾害发生在编目图以外,如何对编目图进行动态更新,并开展地质灾害的机理和易发性评价,对于易发性高的灾害体进行实时监测与预警是一项长期而极富挑战的任务。

参考文献:

- [1] 李铁锋. 灾害地质学[M]. 北京: 北京大学出版社, 2002.
- [2] ROWAN A V, EGHOLM D L, QUINCEY D J, et al. Modelling the feedbacks between mass balance, ice flow and debris transport to predict the response to climate change of debris-covered glaciers in the Himalaya[J]. Earth and Planetary Science Letters, 2015, 430: 427-438.
- [3] BRABB E E. The world landslide problem[J]. Episodes, 1991, 14(1): 52-61.
- [4] KÄÄB A, LEINSS S, GILBERT A, et al. Massive collapse of two glaciers in western Tibet in 2016 after surge-like instability[J]. Nature Geoscience, 2018, 11(2): 114-120.
- [5] QUINCEY D J, BRAUN M, GLASSER N F, et al. Karakoram glacier surge dynamics[J]. Geophysical Research Letters, 2011, 38(18): L18504.
- [6] HU Kaiheng, ZHANG Xiaopeng, YOU Yong, et al. Landslides and dammed lakes triggered by the 2017 Ms6.9 Milin earthquake in the Tsangpo gorge[J]. Landslides, 2019, 16(5): 993-1001.
- [7] 张永军, 张祖勋, 龚健雅. 天空地多源遥感数据的广义摄影测量学[J]. 测绘学报, 2021, 50(1): 1-11. DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20200245.
- [8] 许强, 陆会燕, 李为乐, 等. 滑坡隐患类型与对应识别方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(3): 377-387.
- [9] 王治华. 滑坡遥感[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [10] CRUDEN D M, VARNES D J. Landslide types and processes[J]. Special Report-National Research Council, Transportation Research Board, 1996, 247: 36-75.
- [11] FIORUCCI F, GIORDAN D, SANTANGELO M, et al. Criteria for the optimal selection of remote sensing optical images to map event landslides[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2018, 18(1): 405-417.
- [12] 王治华. 数字滑坡技术及其在天台乡滑坡调查中的应用[J]. 岩土工程学报, 2006, 28(4): 516-520.
- [13] 许冲, 戴福初, 陈剑, et al. 汶川 Ms8.0 地震重灾区次生地质灾害遥感精细解译[J]. 遥感学报, 2009, 13(4): 754-762.
- [14] HE Jianan, SUN Mingwei, CHEN Qi, et al. An improved approach for generating globally consistent seamline networks for aerial image mosaicking[J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(3): 859-882.
- [15] 何佳男. 贴近摄影测量及其关键技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
- [16] LI Zhongbin, SHI Wenzhong, LU Ping, et al. Landslide mapping from aerial photographs using change detection-based Markov random field[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 187: 76-90.
- [17] KYRIOU A, NIKOLAKOPOULOS K. Landslide mapping

- using optical and radar data: a case study from Aminteo, Western Macedonia Greece [J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2020, 53(S2): 17-27.
- [18] QU Feihang, QIU Haijun, SUN Hesheng, et al. Post-failure landslide change detection and analysis using optical satellite Sentinel-2 images[J]. *Landslides*, 2021, 18(1): 447-455.
- [19] HUANG Qingqing, WANG Chengyi, MENG Yu, et al. Landslide monitoring using change detection in multitemporal optical imagery[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(2): 312-316.
- [20] LEPRINCE S, BARBOT S, AYOUB F, et al. Automatic and precise orthorectification, coregistration, and subpixel correlation of satellite images, application to ground deformation measurements[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(6): 1529-1558.
- [21] ROSU A M, PIERROT-DESEILLIGNY M, DELORME A, et al. Measurement of ground displacement from optical satellite image correlation using the free open-source software MicMac[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 100: 48-59.
- [22] DILLE A, KERVYN F, HANDWERGER A L, et al. When image correlation is needed: Unravelling the complex dynamics of a slow-moving landslide in the tropics with dense radar and optical time series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 258: 112402. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112402.
- [23] SCHERLER D, LEPRINCE S, STRECKER M R. Glacier surface velocities in alpine terrain from optical satellite imagery—Accuracy improvement and quality assessment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3806-3819.
- [24] HILLEY G E, BÜRGMANN R, FERRETTI A, et al. Dynamics of slow-moving landslides from permanent scatterer analysis[J]. *Science*, 2004, 304(5679): 1952-1955.
- [25] STEPHENSON O L, KÖHNE T, ZHAN E, et al. Deep learning-based damage mapping with InSAR coherence time series[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-17.
- [26] SHIBAYAMA T, YAMAGUCHI Y, YAMADA H. Polarimetric scattering properties of landslides in forested areas and the dependence on the local incidence angle[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(11): 15424-15442.
- [27] ZHAO Chaoying, LU Zhong, ZHANG Qin, et al. Large-area landslide detection and monitoring with ALOS/PALSAR imagery data over Northern California and Southern Oregon, USA [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 348-359.
- [28] LU Ping, CASAGLI N, CATANI F, et al. Persistent scatterers interferometry hotspot and cluster analysis (PSI-HCA) for detection of extremely slow-moving landslides [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(2): 466-489.
- [29] LIU Xiaojie, ZHAO Chaoying, ZHANG Qin, et al. Integration of Sentinel-1 and ALOS/PALSAR-2 SAR datasets for mapping active landslides along the Jinsha River corridor, China[J]. *Engineering Geology*, 2021, 284: 106033. DOI:10.1016/j.enggeo.2021.106033.
- [30] WANG Chao, TANG Yixian, ZHANG Hong, et al. First mapping of China surface movement using supercomputing interferometric SAR technique[J]. *Science Bulletin*, 2021, 66(16): 1608-1610.
- [31] LANARI R, BONANO M, CASU F, et al. Automatic generation of sentinel-1 continental scale DInSAR deformation time series through an extended P-SBAS processing pipeline in a cloud computing environment [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 2961.
- [32] COSTANTINI M, FERRETTI A, MINATI F, et al. Analysis of surface deformations over the whole Italian territory by interferometric processing of ERS, Envisat and COSMO-SkyMed radar data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 250-275.
- [33] GUZZETTI F, MONDINI A C, CARDINALI M, et al. Landslide inventory maps: new tools for an old problem [J]. *Earth-Science Reviews*, 2012, 112(1-2): 42-66.
- [34] SINGLETON A, LI Z, HOEY T, et al. Evaluating sub-pixel offset techniques as an alternative to D-InSAR for monitoring episodic landslide movements in vegetated terrain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 147: 133-144.
- [35] LIU X, ZHAO C, ZHANG Q, et al. Deformation of the baige landslide, Tibet, China, revealed through the integration of cross-platform ALOS/PALSAR-1 and ALOS/PALSAR-2 SAR observations[J]. *Geophysical Research Letters*, 2020, 47(3): e2019GL086142.
- [36] HANDWERGER A L, JONES S Y, HUANG M-H, et al. Rapid landslide identification using synthetic aperture radar amplitude change detection on the Google Earth Engine[J]. *Natural Hazards Earth System Sciences Discussions*, 2020, 315: 1-24.
- [37] ESPOSITO G, MARCHESINI I, MONDINI A C, et al. A spaceborne SAR-based procedure to support the detection of landslides[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2020, 20(9): 2379-2395.
- [38] NIU Chaoyang, ZHANG Haobo, LIU Wei, et al. Using a fully polarimetric SAR to detect landslide in complex surroundings: case study of 2015 Shenzhen landslide[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 174: 56-67.
- [39] LIN S Y, LIN Chengwei, VAN GASSELT S. Processing framework for landslide detection based on synthetic aperture radar (SAR) intensity-image analysis[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(4): 644.
- [40] SANTANGELO M, CARDINALI M, BUCCI F, et al.

- Exploring event landslide mapping using Sentinel-1 SAR backscatter products [J]. *Geomorphology*, 2022, 397: 108021.
- [41] WAN Jie, WANG Changcheng, SHEN Peng, et al. Forest height and underlying topography inversion using polarimetric SAR tomography based on SKP decomposition and maximum likelihood estimation[J]. *Forests*, 2021, 12(4): 444.
- [42] 周建民, 李震, 邢强. 基于雷达干涉失相干特性提取冰川边界方法研究[J]. *冰川冻土*, 2010, 32(1): 133-138. ZHOU Jianmin, LI Zhen, XING Qiang. Deriving glacier border information based on analysis of decorrelation in SAR interferometry[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2010, 32(1): 133-138.
- [43] FOURNIER T J, PRITCHARD M E, RIDDICK S N. Duration, magnitude, and frequency of subaerial volcano deformation events: new results from Latin America using InSAR and a global synthesis[J]. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 2010, 11(1): Q01003.
- [44] BELL R E, STUDINGER M, SHUMAN C A, et al. Large subglacial lakes in East Antarctica at the onset of fast-flowing ice streams [J]. *Nature*, 2007, 445 (7130): 904-907.
- [45] MOHR J J, REEH N, MADSEN S N. Three-dimensional glacial flow and surface elevation measured with radar interferometry [J]. *Nature*, 1998, 391: 6664.
- [46] LI Jia, LI Zhiwei, WU Lixin, et al. Deriving a time series of 3D glacier motion to investigate interactions of a large mountain glacial system with its glacial lake; use of Synthetic Aperture Radar Pixel Offset-Small Baseline Subset technique[J]. *Journal of Hydrology*, 2018, 559: 596-608.
- [47] ERTEN E. Glacier velocity estimation by means of a polarimetric similarity measure[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51 (6): 3319-3327.
- [48] TONG Xiaohua, YE Zhen, XU Yusheng, et al. A novel subpixel phase correlation method using singular value decomposition and unified random sample consensus[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(8): 4143-4156.
- [49] HU Xie, WANG Teng, LIAO Mingsheng. Measuring coseismic displacements with point-like targets offset tracking [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(1): 283-287.
- [50] ZHAO Chaoying, LU Zhong, ZHANG Qin, et al. Mining collapse monitoring with SAR imagery data: a case study of Datong mine, China[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083574.
- [51] 彭建兵, 范文, 李喜安, 等. 汾渭盆地地裂缝成因研究中的若干关键问题[J]. *工程地质学报*, 2007, 15(4): 433-440. PENG Jianbing, FAN Wen, LI Xian, et al. Some key questions in the formation of ground fissures in the Fen-Wei Basin[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2007, 15(4): 433-440.
- [52] 赵超英, 张勤, 丁晓利, 等. 利用 InSAR 技术定位西安活动地裂缝[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2009, 34(7): 809-813. ZHAO Chaoying, ZHANG Qin, DING Xiaoli, et al. Positioning of Xi'an active ground fissures with SAR interferometry[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(7): 809-813.
- [53] YANG Chengsheng, LU Zhong, ZHANG Qin, et al. Deformation at Longyao ground fissure and its surroundings, North China plain, revealed by ALOS PALSAR PS-InSAR[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 67: 1-9.
- [54] ABDULWAHID W M, PRADHAN B. Landslide vulnerability and risk assessment for multi-hazard scenarios using airborne laser scanning data (LiDAR) [J]. *Landslides*, 2017, 14(3): 1057-1076.
- [55] PALENZUELA J A, MARSELLA M, NARDINOCCHI C, et al. Landslide detection and inventory by integrating LiDAR data in a GIS environment[J]. *Landslides*, 2015, 12(6): 1035-1050.
- [56] EKER R, AYDIN A, HÜBL J. Unmanned aerial vehicle (UAV)-based monitoring of a landslide: Gallenzerkogel landslide (Ybbs-Lower Austria) case study[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2017, 190(1): 1-14.
- [57] MORA O, LENZANO M, TOTH C, et al. Landslide change detection based on multi-temporal airborne LiDAR-derived DEMs[J]. *Geosciences*, 2018, 8(1): 23.
- [58] 杨必胜, 梁福逊, 黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1509-1516. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170351. YANG Bisheng, LIANG Fuxun, HUANG Ronggang. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46 (10): 1509-1516. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170351.
- [59] ZHANG Fan, HU Zhenqi, FU Yaokun, et al. A new identification method for surface cracks from UAV images based on machine learning in coal mining areas [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1571.
- [60] 熊艳, 高仁强, 徐战亚. 机载 LiDAR 点云数据降维与分类的随机森林方法[J]. *测绘学报*, 2018, 47(4): 508-518. DOI: 10.11947/J.AGCS.2017.20170417. XIONG Yan, GAO Renqiang, XU Zhanya. Random forest method for dimension reduction and point cloud classification based on airborne LiDAR [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(4): 508-518. DOI: 10.11947/J.AGCS.2017.20170417.
- [61] MAXWELL A E, WARNER T A, STRAGER M P, et al. Combining RapidEye satellite imagery and lidar for

- mapping of mining and mine reclamation[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2014, 80(2): 179-189. DOI: 10.11947/J.AGCS.2017.20170417.
- [62] STUMPF A, KERLE N. Object-oriented mapping of landslides using random forests[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(10): 2564-2577.
- [63] STUMPF A, LACHICHE N, MALET J P, et al. Active learning in the spatial domain for remote sensing image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5): 2492-2507.
- [64] CHEN Tao, TRINDER J, NIU Ruiqing. Object-oriented landslide mapping using ZY-3 satellite imagery, random forest and mathematical morphology, for the three-gorges reservoir, China[J]. Remote Sensing, 2017, 9(4): 333.
- [65] SIMON PLANK, DANIEL HÖBLING C E, BARBARA FRIEDL, SANDRO MARTINIS, ANDRÉ TWELE. Comparing object-based landslide detection methods based on polarimetric SAR and optical satellite imagery—a case study in Taiwan [C]//Proceedings of the 7th International Workshop on Science and Applications of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry, Frascati, Italy: [s.n.], 2015.
- [66] CASAGLI N, CIGNA F, BIANCHINI S, et al. Landslide mapping and monitoring by using radar and optical remote sensing: examples from the EC-FP7 project SAFER[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2016, 4: 92-108.
- [67] ZHENG Xiangxiang, HE Guojin, WANG Shanshan, et al. Comparison of machine learning methods for potential active landslide hazards identification with multi-source data [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(4): 253.
- [68] GHORBANZADEH O, BLASCHKE T, GHOLAMNIA K, et al. Evaluation of different machine learning methods and deep-learning convolutional neural networks for landslide detection[J]. Remote Sensing, 2019, 11(2): 196.
- [69] JI Shunping, YU Dawen, SHEN Chaoyong, et al. Landslide detection from an open satellite imagery and digital elevation model dataset using attention boosted convolutional neural networks [J]. Landslides, 2020, 17(6): 1337-1352.
- [70] SHI Wenzhong, ZHANG Min, KE Hongfei, et al. Landslide recognition by deep convolutional neural network and change detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(6): 4654-4672.
- [71] ANANTRASIRICHA N, BIGGS J, KELEVITZ K, et al. Detecting ground deformation in the built environment using sparse satellite InSAR data with a convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(4): 2940-2950.

(责任编辑:张艳玲)

收稿日期: 2022-02-25

修回日期: 2022-04-21

第一作者简介: 张勤(1958—),女,博士,教授,研究方向为空间定位技术理论与方法及地质灾害早期识别与监测预警。

First author: ZHANG Qin(1958—), female, PhD, professor, majors in space positioning technology theory and its geological hazard early identification, monitoring and forecast application.

E-mail: zhangqinle@263.net.cn

通信作者: 赵超英

Corresponding author: ZHAO Chaoying

E-mail: cyzhao@chd.edu.cn