Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science)

DOI: 10.16452/j. cnki. sdkjzk. 2023.04.003

文章编号:1672-3767(2023)04-0021-11

利用 Stacking/SBAS 技术在滇西北地区 滑坡隐患的识别对比

董继红^{1,2},张 肃¹,梁京涛¹,杨 磊¹,赵 聪¹

(1.四川省综合地质调查研究所稀有稀土战略资源评价与利用四川省重点实验室四川成都610081;
 2.四川省智慧地质大数据有限公司,四川成都610081)

摘 要:文章以滇西北地区为例,分别利用 Stacking 和 SBAS 技术对 92 期 Sentinel-1 数据进行处理,并结合可视性 开展滑坡隐患识别对比研究。Stacking 和 SBAS 技术分别识别出 32、26 处滑坡隐患,其中,Stacking 技术对滇西北 地区滑坡隐患识别更具优势,尤其是在透视收缩区域也能保持较好的滑坡隐患识别效果;而 SBAS 技术识别准确 率高,在获取形变速率的同时还可提取时序信息。研究表明,在西南区域利用升降轨数据开展滑坡隐患识别,首选 Stacking 技术,并结合 SBAS 技术,可有效防止隐患的漏判。

关键词:滑坡;隐患识别;Stacking技术;SBAS技术;可视性分析

中图分类号:P237 文献标志码:A

Comparison of landslide hazard identification in Northwest Yunnan using Stacking/SBAS technology

DONG Jihong^{1,2}, ZHANG Su¹, LIANG Jingtao¹, YANG Lei¹, ZHAO Cong¹

(1. Evaluation and Utilization of Strategic Rare Metals and Rare Earth Resource Key Laboratory of Sichuan

Province, Sichuan Institute of Comprehensive Geological Survey, Chengdu 610081, China;

2. Sichuan Intelligent Geological Big Data Co. Ltd, Chengdu 610081, China)

Abstract: Taking Northwest Yunnan as the study area, this paper processed the 92-period Sentinel-1 data by using Stacking technology and SBAS technology respectively and carried out a comparative analysis of potential landslide identification by combining visibility analysis. 32 potential landslides were successfully identified by Stacking technology and 26 potential landslides were identified by SBAS technology. Stacking technology has certain advantages in the identification of potential landslides in Northwest Yunnan and can keep better potential landslide hazard identification especially in the perspective shrinkage area. SBAS technology has a higher accuracy of potential landslides identification and can obtain time-series information while obtaining deformation rate. The results show that Stacking technology should be the first choice for potential landslide identification in southwestern China and the combination of Stacking technology and SBAS technology can effectively prevent the misjudgment of potential landslide hazards.

Key words: landslide; potential geohazards identification; Stacking technology; SBAS technology; visibility analysis

收稿日期:2022-10-17

基金项目:自然资源部地质勘查管理司全国高易发区地质灾害隐患综合遥感识别与调查项目(0733-20180876);2021 年四川 省地质灾害隐患遥感识别监测采购项目(510201202110324)

作者简介:董继红(1994—),男,甘肃天水人,助理工程师,硕士,主要从事利用 InSAR 技术进行地质灾害研究. 梁京涛(1982—),男,四川成都人,高级工程师,主要从事地质灾害遥感调查及检测研究工作,本文通信作者. E-mail:liangjingtao0419@163.com

滑坡是全球最常见、分布最广泛的地质灾害类型之一,不仅造成人员伤亡和基础设施破坏,还会形成链 式灾害,产生二次破坏^[1]。据统计,1995—2014年,全球共发生3876处灾难性滑坡,造成16万余人死亡和 1.1万余人受伤^[2]。准确识别潜在滑坡并绘制滑坡隐患分布图是防灾减灾工作的重点内容^[3]。预先获知滑 坡隐患的分布位置、发育特征和变形趋势,对预测潜在风险区和防灾治理尤为重要。目前滑坡隐患识别手段 多基于光学影像和现场调查等,工作强度大且效率低,亟需寻找一种高效、高精度技术手段对滑坡隐患进行 识别和监测。

合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)作为一种非接触获取地表形变的技术^[4],具有全天时、全天候、穿云透雾等优点,在滑坡隐患识别中被广泛应用^[5]。随着 InSAR 技术的不断发展,形变监测从起初精度较低且提取信息单一的 D-InSAR 技术,发展到后来的时间序列 InSAR(time series interferometric synthetic aperture radar, TS-InSAR)技术^[6]。TS-InSAR 技术能利用较多 SAR 影像,最大限度克服时空去相干、大气延迟和数字高程模型(digital elevation model, DEM)误差等的影响,拓展了 InSAR 技术的应用领域^[7:8]。特别是 Sandwell 等^[9]提出的 Stacking 技术,能通过较少 SAR 数据生成的差 分干涉图进行相位堆叠,快速获取地表形变结果而被广泛应用于滑坡隐患的早期识别^[10]。Berardino等^[11]提出的小基线集(small baselines subset, SBAS)技术通过将较短时空基线干涉对组合,在提高监测点密度的同时获取监测点形变量。目前上述两种技术均被广泛应用于滑坡隐患识别^[12],如 Liang 等^[13]以川西片区为例,开展大范围 Stacking 技术与 SBAS 技术滑坡隐患识别对比分析,何佳阳等^[14]利用 InSAR 和 SAR 技术 开展雅砻江沿线西昌区域滑坡隐患识别。上述文献对比了不同 InSAR 技术在滑坡隐患识别和对比分析尤为重要。

本研究利用 Stacking 和 SBAS 技术处理 Sentinel-1 数据以获取地表形变速率,并结合 SAR 数据的可视 性进行隐患识别。将不同技术的隐患识别效果进行对比,详细分析两种 InSAR 技术在滑坡隐患识别中的差 异性和影响因素。

1 研究区域

研究区位于云南省丽江市与怒江、大理两州的交界处(图 1),属云贵高原与横断山脉结合部位,地势西 北高,东南低。金沙江、澜沧江和怒江流经该区域,为泛三江源区域,地貌复杂多样,属于低纬高原季风气候。 受断裂、构造的影响,该区滑坡频繁发生^[15],使得当地居民的生命财产和安全长期受到威胁。因此,对该区 滑坡隐患识别进行系统分析,不仅对该区域具有重要意义,也能为地质环境相似的西南山区滑坡隐患识别、 治理提供参考。

2 数据和采用的技术方法

2.1 数据

收集研究区 2018 年 11 月—2021 年 12 月 期间 92 期 Sentinel-1 卫星 SAR 影像数据,如 图 1 所示,由于 Sentinel-1 数据幅宽较大,需根 据研究区大小对 SAR 影像进行裁剪,图 1 为数 据覆盖范围。表 1 为所采用 SAR 数据集的基 本参数。收集 Sentinel-1 卫星对应的 POD (precise orbit ephemerides)精密轨道星历数 据,用于去除因轨道误差引起的系统误差。引 入 AW3D30 DSM 数据去除 InSAR 干涉处理



中的地形相位并辅助 SAR 影像地理编码,该数据也被用来计算研究区的可视性分布情况。

2.2 技术方法

本研究基于 Stacking 和 SBAS 技术获取地表 形变结果,因 SAR 数据为侧视雷达成像,在地形起 伏区域存在几何畸变现象,故首先采用改进后的 *R* 指数进行可视性计算,分析地形特征对结果的影响。 2.2.1 *R* 指数

SAR 卫星采用侧视雷达成像,因此在地形起伏 较大的区域容易形成几何畸变,不仅降低了 SAR 影 像的质量,还会对隐患识别造成漏判、误判,因此有 必要准确识别几何畸变区域,以提高 InSAR 识别隐 患的准确率^[15]。常见的几何畸变现象包括叠掩、阴 影和透视收缩。

表 1 Sentinel-1 数据参数列表 Table 1 Sentinel-1 data paramet

Table 1 Sentinel-1 data parameters				
方向	升轨			
波段	С			
波长/cm	5.6			
Path_Frame	99_1285			
飞行方位角/(°)	-12.53			
视线入射角/(°)	37.03			
视线方位角/(°)	77.47			
日期	2018-11-08-2021-12-10			
影像数量/个	92			

SAR 影像的几何畸变与雷达卫星的入射角、方位角、地面坡度、坡向有关,本研究采用由 Notti 等^[16]提出的 R 指数模型,以及 Ren 等^[20]为识别较远被动叠掩区域而提出的改进 R 指数公式计算 SAR 影像几何畸变区域。

$$R = \sin\{\theta + \arctan[\tan(\alpha) \times \cos(\varphi - \beta)]\} \times S_{\rm h} \times L_{\rm a} \times F_{\rm a} \quad (1)$$

其中: θ 为卫星的入射角; φ 为卫星的方位角; α 为地面坡度; β 为坡向; S_h 为山体阴影系数,阴影区域取 0, 其他区域取 1.0; L_a 为顶底倒置(Layover)系数,主动顶底倒置和被动顶底倒置区域的值为 0,其他区域的值 为 1.0; F_a 为较远被动叠掩系数,主动叠掩区域和被动叠掩区域的值为 0,其他区域的值为 1.0。 S_h 、 L_a 、 F_a 三个系数由 ArcGIS 计算获得,通过计算可视性分析,可直观了解不同地形特征对结果的影响。 2.2.2 Stacking 技术

Stacking 技术通过对多幅差分干涉图加权平均获取地表形变速率结果。该技术的前提是假设地表形 变趋势为线性形变,通过相位堆叠有效抑制大气相位和 DEM 误差,从而提高形变信息的精度^[17]。该技 术通过处理少量 SAR 数据快速获取大范围滑坡隐患分布图,结果可靠,被广泛应用于滑坡隐患的早期 识别^[18]。

2.2.3 SBAS 技术

SBAS 技术基于配准后的多幅 SAR 影像,根据设置的时间基线阈值和空间基线阈值生成小基线集,进行差分干涉处理,经滤波降低相位噪声增加高相干点位,再对滤波后的干涉图进行相位解缠,利用奇异值分解(singular value decomposition,SVD)小基线集得到形变速率,最后对形变速率积分得到监测时间段内的累积形变量^[19]。

3 数据处理过程

利用 GAMMA 软件对所获取的 92 景 Sentinel-1A 数据进行 InSAR 数据处理,具体处理流程如图 2 所示。主要包括以下 5 个步骤:

1)数据预处理:选择位于中间的一期 SAR 影像作为主影像,根据研究区范围对其进行裁剪,完成主影像与 DEM 的配准、裁剪,得到 SAR 坐标系下的 DEM 数据;同时完成主影像与其他 SAR 数据配准;限制时间基线不超过 60 d,垂直基线不大于±250 m,生成时空基线,共获取 380 对组合干涉对。

2) 干涉工作流处理:对上述组合干涉对进行主辅影像共轭相乘得到差分干涉图;采用精密轨道数据去除平地相位;采用 DEM 数据模拟并剔除地形相位;采用自适应滤波的方法对差分干涉图进行滤波处理,以 消除或减弱噪声,生成相干系数图;根据 R 指数计算阴影叠掩区域,同时因水域没有有效干涉信息,对差分 干涉图进行掩膜处理,去除阴影叠掩区域和水域。采用最小费用流(minimum costflow,MCF)法进行相位 解缠,使用相干性掩模避开相干性较低、相位不可靠的区域,设定 0.3 为相干值的阈值,低于此相干值的区域 设为空值并不参与解缠计算。 3) Stacking 计算对相位解缠结果进行相位堆叠计算,获取形变速率结果,然后将形变转换到 LOS 向, 借助 DEM 数据进行地理编码获取地理坐标系下形变结果。

4) 时间/空间域变形估算

该步骤是在上述第 2)步完成之后进行,①相邻点间参数估计:将点目标连接构成不规则三角网,依据点 间连接关系求解相邻点差分相位差;②残余高程计算和线性变形:依据基线组合,估算相邻点间的线性变形 速率和 DEM 误差;③残余相位低通滤波:从差分干涉相位中减去步骤①中差分相位得到残余相位,对残余 相位进行空间域低通滤波得到滤波后的残余相位;④奇异值分解处理:根据短基线像对组合关系,对上一步 得到的滤波后残余相位进行奇异值分解(Singular Value Decomposition,SVD)处理,求解每个影像对应时刻 的大气相位和非线性变形相位;⑤大气相位和非线性变形相位计算:对奇异值分解得到的大气相位和非线性 变形相位进行空间域高通滤波,得到大气相位,并对滤波后的相位序列进行时域低通滤波,得到非线性变形 相位。

5) 形变量计算

将上一步获取的非线性形变结果和线性形变结果相加,根据时间基线参数获得形变量结果,将结果转换 到视线向形变,利用 DEM 数据进行基准修正和地理编码,获取地理坐标系下形变速率和时间序列结果。



图 2 InSAR 数据处理流程图

Fig. 2 InSAR data processing flow chart

4 结果分析

4.1 可视性分析

假设 SAR 卫星为太阳所在位置,利用表 1 中 Sentinel-1 数据参数,通过 ArcGis 软件对卫 星高度角和方位角计算 S_h 、 F_a 和 L_a 系数值, 然后通过式(1)计算得到最终的 SAR 地形可视 性分布图(图 3)。当 $R > \sin\theta$,为好可视性区 域;当 $0 < R \le \sin\theta$,为透视收缩区域,可视性中 等;当 $R \le 0$,为叠掩和阴影区域,可视性中 等;当 $R \le 0$,为叠掩和阴影区域,可视性较 差^[20]。图 3(a)为研究区几何畸变的分布情况, 可以看出在河谷区容易出现透视收缩现象。由 图 3(b)可知,透视收缩区占研究区总面积的 51.9%,阴影区域占总面积的 3.7% 且集中在 研究区海拔较高、坡度较陡的左上角和右上角。 由于本次实验仅采用升轨数据,"好可视性"区 域仅占总面积的 44.4%,可以通过联合使用降



轨数据减少"阴影叠掩"和"透视收缩"区域的面积,从而提高"好可视性"区域的分布。

4.2 地表形变结果分析

利用 Stacking 和 SBAS 技术分别对 2018 年 11 月—2021 年 12 月的 Sentinel-1 数据进行处理,得到研究 区雷达视线向形变速率(图 4),正值表示地表形变靠近卫星飞行方向;负值表示地表形变背向卫星飞行方 向。分别利用 Stacking 和 SBAS 技术获取的 LOS 向形变速率为—83~51 和—79~29 mm/yr。对形变参 考区域的平均值和标准差进行统计分析,确定以—10~10 mm/yr 作为相对稳区,该阈值外的速率对应不同 程度的形变,值越大表示形变越强烈,其中形变最大区域主要集中在河谷两侧。通过对比监测结果发现, SBAS 技术获取的结果点位较稀疏,究其原因—方面受到几何畸变的影响,另一方面由某些区域相干性不连 续导致。



图 4 沿 LOS 向平均形变速率图

Fig. 4 Average deformation rate along the LOS direction

4.3 相关性分析

对两种不同 InSAR 技术获取的 Stacking 和 SBAS 结果进行相关性分析(图 5),发现两者线性相关性系

27°0'0"N

N...0.0

26°

雨江市

100°0'0"E

大理白族自治州

100°0'0"E

图 6 不同技术识别滑坡隐患分布图

Fig. 6 Distribution of identified potential

landslides by different methods

数达 0.72,表明两种方法得到的结果具有较高的一致性。通过相关性分析,一方面验证两种技术获取结果 的一致性,另一方面可验证内符合精度。

27°0'0"N

26°0'0"N

泸水市

99°0'0"F

99°0'0"E

怒江傈僳族自治州





Stacking technology and SBAS technology

4.4 地质灾害隐患识别对比分析

为了对比 Stacking 和 SBAS 两种技术对地质灾害隐患的识别能力,借助该区域的 DEM 数据和光学影像数据,分别对结果进行解译和统计。Stacking 和 SBAS 技术分别识别出隐患点 45 处和 36 处,结合野外验证得到滑坡隐患分布图(图 6),图中绿色圆点为 Stacking 和 SBAS 技术共同识别的滑坡隐患,红色圆点为仅 被 Stacking 技术识别出来的隐患点。表 2 为不同 InSAR 技术识别的滑坡隐患数目,可以看出,Stacking 技术识别的滑坡隐患数目较多,但 SBAS 技术识别隐患的准确率更高。

表 2 InSAR 技术识别隐患统计表 Table 2 Statistics of potential geohazards identified by InSAR technology

表 3 不同 InSAR 技术识别滑坡特征统计表

 Table 3
 Statistics of landslides characteristics

 identified by different InSAR technologies

类别	Stacking	SBAS	两种技术	类别	两种技术共同识别	由 Stacking 识别
	技术识别	技术识别	共同识别	数量	26	6
识别总数	45	34	33	Stacking 速率范围/(mm/yr)	15.6~54.8	14.2~24.8
野外验证正确	32	26	26	SBAS 速率范围/(mm/yr)	14.8~58.0	_
准确率/%	71.1	76.5	_	R 指数范围	0.84~0.99	0.52~0.63

为分析两种技术识别滑坡隐患差异的原因,对识别的 32 处隐患点的最大 LOS 向形变速率和 R 指数进行统计(表 3)。由表 3 可以看出,能被两种技术共同识别的隐患点中,SBAS 和 Stacking 技术能够识别的最小形变速率分别为 14.8、15.6 mm/yr,且 R 指数均大于 0.8,属于好可视性区域;仅被 Stacking 技术识别出的隐患点最小形变速率为 14.2 mm/yr,R 指数为 0.52~0.63,属于透视收缩区域。

为进一步分析两种技术识别的差异性,选择两处典型滑坡点进行分析:第一处滑坡点是被两种技术共同 识别的中村滑坡;第二处滑坡点为仅被 Stacking 技术识别的营盘镇滑坡。

中村滑坡位于兰坪县,坡向朝东。从光学影像(图 7(a))可以看出植被覆盖较差,滑坡前缘以澜沧江为 界,由 Stacking 和 SBAS 结果可以看出滑坡体存在两处明显变形区域,即滑坡的中前部右侧和中后部左侧。 对比两种技术可知,Stacking 结果的有效监测点更密集,SBAS 结果形变速率更大。为进一步分析不同 In-SAR 技术的监测结果和 R 指数值,沿图 7(b)中的剖面线提取形变曲线,如图 8(a)所示,其中图 7(c)中红色 箭头标注区域对应图 8(a)中灰色阴影区域,两种技术识别的变形区域一致,形变速率均超过-15 mm/yr,R 指数均大于 0.8。因此,能被两种技术共同识别的条件是形变速率大于-10 mm/yr 且斜坡处于好可视性区 域。另外,造成 SBAS 结果点位稀疏的主要原因是部分区域的相干性在时间域不连续。而 SBAS 技术获取 的形变速率更大是因为 Stacking 技术是对形变相位的加权平均,适用于线性形变,因此监测过程会丢失非 线性形变信息。



(a)光学影像;(b)可视性分布图;(c)Stacking 技术结果;(d)SBAS 技术结果

图 7 中村滑坡结果对比图





图 8 典型滑坡对比分析图

Fig. 8 Comparative analysis of typical landslides

营盘镇滑坡位于兰坪县,坡向朝西,光学影像如图 9(a)所示。SBAS 结果无明显形变信息且监测点位稀 疏,在 R 指数图中绝大部分区域为透视收缩区域。为深入分析不同 InSAR 技术和 R 指数对结果的影响,沿 图 9(b)中黑色剖线提取形变曲线,图 9(c)中红色箭头区域对应图 8(b)灰色阴影区域,两种技术在变形区域 均出现明显的变形趋势,但 SBAS 结果中仅有 4 个像素值超过 10 mm/yr,且最大值不超过 12 mm/yr;在 Stacking 结果中阴影区域速率均超过 10 mm/yr,部分区域变形速率超过 12 mm/yr,R 指数小于 0.6,属于 透视收缩区域。因此,该区域未被 SBAS 技术识别的原因是坡向朝西,在升轨数据中处于透视收缩区域,造 成在地理编码之后监测点位稀疏,形变信息丧失;在 Stacking 结果中有明显形变信息的原因是两者求解形 变速率的原理不同。但根据 SAR 数据成像几何关系可知该隐患点在降轨数据中应处于好可视性区域,可以 弥补 SBAS 结果在该区域识别的劣势,增加 SAR 数据的可观测区域。



图 9 营盘镇滑坡结果对比图

Fig. 9 Comparison of results in Yingpan town landslide

为证明降轨数据可以提高升轨数据的好可视性范围,对营盘镇滑坡的降轨 Sentinel-1 数据进行处理,并 提取该滑坡体不同位置的 3 个时序监测点进行变形特点分析(见图 10 中的 P1、P2、P3),对比图 9(d)可以发 现,降轨 SBAS结果中变形特征明显,最大形变速率为-38 mm/yr,表明降轨数据可以提升升轨数据在透视 收缩区域的监测效果。图 11 为营盘镇滑坡时间序列曲线图,发现该滑坡中前部(点 P2、P3)变形强烈,且变 形趋势接近,最大形变量为-83.3 mm,目前仍处于持续变形状态,存在较大隐患。



图 10 营盘镇形变速率图

Fig. 10 Deformation rate of Yingpan town landslide



图 11 营盘镇滑坡时序曲线图

Fig. 11 Time series curve of Yingpan town landslide

5 结论

以云南大理为例,利用 Stacking 和 SBAS 技术对 Sentinel-1 数据进行处理,获取研究区地表形变速率,并结合 SAR 数据可视性开展滑坡隐患识别差异性及影响因素分析,结果表明:

1) 两种 InSAR 技术获取的结果线性相关性系数为 0.72,具有较高的一致性。

2)透视收缩区域占研究区总面积的 50%以上,在透视收缩区域内,Stacking 技术识别效果优于 SBAS 技术,因此采用 Stacking 技术识别的滑坡隐患数量多于 SBAS 技术,结果表明 Stacking 技术可以提高隐患 识别能力。

3)结合野外验证结果显示 Stacking 技术识别准确率为 71.1%, SBAS 技术识别准确率较高,为 76.5%,表明 SBAS 技术识别结果可靠性更强。

4)研究表明在西南山区开展滑坡隐患识别,应结合升降轨数据,以减少透视收缩区和叠掩阴影区面积 占比,数据处理方法首选 Stacking 技术。此外,为提高滑坡隐患识别准确率并获取时序变形结果应结合使 用 SBAS 技术。

参考文献:

- [1] CHIKALAMO E E, MAVROULI O C, ETTEMA J, et al. Satellite-derived rainfall thresholds for landslide early warning in Bogowonto Catchment, Central Java, Indonesia [J/OL]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 89. DOI:10.1016/j. jag. 2020.102093.
- [2] HAQUE U, SILVA P, DEVOLI G, et al. The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers(1995-2014)[J]. Science of The Total Environment, 2019, 682:673-684.
- [3] GONG W, JUANG C H, WASOWSKI J. Geohazards and human settlements: Lessons learned from multiple relocation events in Badong, China: Engineering geologist's perspective[J/OL]. Engineering Geology, 2021, 285. DOI:10.1016/j. enggeo. 2021.106051.
- [4] 郭华东,张露. 雷达遥感六十年:四个阶段的发展[J]. 遥感学报,2019,23(6):1023-1035. GUO Huadong,ZHANG Lu. 60 years of radar remote sensing:Four-stage development[J]. Journal of Remote Sensing, 2019,23(6):1023-1035.
- [5] 李晓恩,周亮,苏奋振,等. InSAR 技术在滑坡灾害中的应用研究进展[J]. 遥感学报,2021,25(2):614-629.
 LI Xiaoen,ZHOU Liang,SU Fenzhen, et al. Application of InSAR technology in landslide hazard: Progress and prospects
 [J]. National Remote Sensing Bulletin,2021,25(2):614-629.
- [6] REHMAN M U, ZHANG Y, MENG X, et al. Analysis of landslide movements using interferometric synthetic aperture radar: A case study in Hunza-Nagar valley, Pakistan[J/OL]. Remote Sensing, 2020, 12. DOI:10. 3390/rs12122054.
- [7] 牛玉芬. 基于 InSAR 技术的地震构造和火山形变获取及模型解译研究[J]. 测绘学报,2022,51(3):471. NIU Yufen. Applications of SAR interferometry for co-seismic, interseismic and volcano deformation monitoring, modeling and interpretation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2022,51(3):471.
- [8] 焦广棋,孙玉,杨琰.基于全球大气模型的日本关东平原 InSAR 对流层延迟改正研究[J].山东科技大学学报(自然科学版),2022,41(4):19-29.

JIAO Guangqi, SUN Yu, YANG Yan. InSAR tropospheric delay correction based on global atmospheric models over the Kanto Plain in Japan[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science),2022,41(4):19-29.

- [9] SANDWELL D T, PRICE E J. Phase gradient approach to stacking interferograms[J]. Journal of Geophysical Research Solid Earth, 1998, 103(B12): 30183-30204.
- [10] SHI X,ZHANG L,LIAO M, et al. Deformation monitoring of slow-moving landslide with L- and C-band SAR interferometry[J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(11):951-960.
- [11] BERARDINO P,FORNARO G,LANARI R, et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2002, 40(11): 2375-2383.
- [12] LIU Y, QIU H, YANG D, et al. Deformation responses of landslides to seasonal rainfall based on InSAR and wavelet analysis[J]. Landslides, 2022, 19(1):199-210.
- [13] LIANG J, DONG J, ZHANG S, et al. Discussion on InSAR identification effectivity of potential landslides and factors that influence the effectivity[J/OL]. Remote Sensing, 2022, 14. DOI:10.3390/rs14081952.
- [14] 何佳阳,巨能攀,解明礼,等. 高山峡谷地区地质灾害隐患 InSAR 识别技术对比 [J/OL]. 地球科学:1-20[2022-12-03]. ht-tp://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874. P. 20220829.1632.004. html.
 HE Jiayang, JU Nengpan, XIE Mingli, et al. Comparison of InSAR technology for identification of hidden dangers of geological hazards in Alpine and Canyon Areas[J/OL]. Earth Science, 1-20[2022-12-03]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/
- [15] CIGNA F, BATESON L B, JORDAN C J, et al. Simulating SAR geometric distortions and predicting persistent scatterer

42.1874. P. 20220829.1632.004. html.

densities for ERS-1/2 and ENVISAT C-band SAR and InSAR applications: Nationwide feasibility assessment to monitor the landmass of Great Britain with SAR imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 152:441-466.

- [16] NOTTI D, HERRERA G, BIANCHINI S, et al. A methodology for improving landslide PSI data analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(6):2186-2214.
- [17] 孔艳,王保云,杨昆,等.云南省泥石流灾害时空分布规律及典型区域孕灾特点分析[J].云南师范大学学报(自然科学版),2018,38(6):55-63.

KONG Yan, WANG Baoyun, YANG Kun, et al. Analysis on the spatial-temporal distribution and the typical areas disaster-pregnant features of debris flows in Yunnan Province[J]. Journal of Yunnan Normal University (Natural Science Edition), 2018, 38(6):55-63.

[18] 杨成生,董继红,朱赛楠,等.金沙江结合带巴塘段滑坡群 InSAR 探测识别与形变特征[J].地球科学与环境学报,2021,43 (2):398-408.

YANG Chengsheng, DONG Jihong, ZHU Sainan, et al. Detection, identification and deformation characteristics of landslide groups by InSAR in Batang section of Jinsha river convergence zone, China[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2021, 43(2):398-408.

[19] 戴可人,卓冠晨,许强,等. 雷达干涉测量对甘肃南峪乡滑坡灾前二维形变追溯[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44 (12):1778-1786.

DAI Keren, ZHUO Guanchen, XU Qiang, et al. Tracing the pre-failure two-dimension surface displacements of Nanyu landslide, Gansu Province with radar interferometry[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44 (12):1778-1786.

[20] REN T,GONG W,BOWA V M, et al. An improved R-Index model for terrain visibility analysis for landslide monitoring with InSAR[J/OL]. Remote Sensing, 2021, 13. DOI: 10. 3390/rs13101938.

(责任编辑:高丽华)