**引文格式**:刘晓杰,赵超英,李滨,等.基于InSAR技术的甘肃积石山震区活动滑坡识别与动态形变监测[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(2):297-312.DOI:10.13203/j.whugis20240054

**Citation**:LIU Xiaojie,ZHAO Chaoying,LI Bin,et al.Identification and Dynamic Deformation Monitoring of Active Landslides in Jishishan Earthquake Area (Gansu, China) Using InSAR Technology[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(2):297-312.DOI:10.13203/j.whugis20240054

# 基于InSAR技术的甘肃积石山震区活动滑坡识别与动态形变监测

刘晓杰[1] 赵超英[2] 李 滨[3] 王文达[1] 张 勤[2] 高 杨[3]
陈立权[2] 王宝行[4] 郝君明[1] 杨校辉[1]

1 兰州理工大学土木工程学院,甘肃 兰州,730050
2 长安大学地质工程与测绘学院,陕西 西安,710054
3 中国地质科学院地质力学研究所,北京,100081
4 闽江学院地理与海洋学院,福建 福州,350108

**摘 要**:2023-12-18,甘肃省临夏回族自治州积石山县发生Ms 6.2地震,造成150余人遇难及大量建筑物倒塌,并诱发了同震滑坡灾害。此外,地震还将加速活动滑坡的形变,严重威胁人民生命财产和基础设施的安全,亟需开展震区活动滑坡快速识别与动态形变监测研究。基于此,提出了一种基于合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)技术的地震区活动滑坡自动化识别与动态形变监测框架。采用2017年3月至2023年12月的升轨与降轨Sentinel-1影像,反演获得InSAR相位梯度速率、年平均形变速率及时间序列,建立了DeepLabv3深度学习滑坡自动化识别方法,快速绘制研究区域的活动滑坡编目图,并开展滑坡空间分布特征研究;并采用序贯InSAR技术实现了新获得的合成孔径雷达影像的快速处理,进行滑坡形变的动态监测,及时捕获地震造成的滑坡形变加速信号。研究结果表明,在积石山震中70 km范围内分布有2 021个不同尺度的潜在活动滑坡,集中在6个高密度分布区,主要分布在距断层22 km、距河流28 km、距道路10 km范围内和高程3 400 m以下、坡度为15°~35°的区域,且主要沿着正北向、东北及正东向分布;本次地震造成积石山县及黄河沿线部分区域的滑坡形变出现显著加速,降低了斜坡的稳定性,现场调查验证了动态形变监测结果的可靠性。所提方法可为类似地震事件的活动滑坡快速调查及动态监测提供重要技术指导,研究成果可为震后灾区重建及次生滑坡灾害风险评估提供科学数据支撑。

**关键词**:积石山地震;滑坡识别;动态形变监测;序贯InSAR技术;Sentinel-1影像

**中图分类号**:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-02-17

**DOI**:10.13203/j.whugis20240054 **文章编号**:1671-8860(2025)02-0297-16

# Identification and Dynamic Deformation Monitoring of Active Landslides in Jishishan Earthquake Area (Gansu, China) Using InSAR Technology

*LIU Xiaojie*[1] *ZHAO Chaoying*[2] *LI Bin*[3] *WANG Wenda*[1] *ZHANG Qin*[2] *GAO Yang*[3]
*CHEN Liquan*[2] *WANG Baohang*[4] *HAO Junming*[1] *YANG Xiaohui*[1]

1 School of Civil Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China
2 School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China
3 Institute of Geo-Mechanics, Chinese Academy of Geo-Sciences, Beijing 100081, China
4 School of Geography and Oceanography, Minjiang University, Fuzhou 350108, China

**Abstract**: **Objectives**: On December 18, 2023, an Ms 6.2 earthquake occurred in Jishishan County, Gansu Province, China. The earthquake caused more than 150 deaths and extensive collapse of buildings, and triggered a mass of coseismic landslides. In addition, the earthquake will also accelerate the deformation of

**基金项目**:国家重点研发计划(2022YFC3004302);甘肃省科技重大专项(23ZDFA007);甘肃省青年科技基金(23JRRA830)。

**第一作者**:刘晓杰,博士,博士后,讲师,研究方向为InSAR地质灾害监测。Xiaojie_Liu_cd@163.com

**通信作者**:赵超英,博士,教授。zhaochaoying@163.com

active landslides, seriously threatening the safety of people's lives and property and infrastructure. Therefore, it is imperative to carry out research on the rapid identification and dynamic deformation monitoring of active landslides in earthquake-affected areas. **Methods:** We propose a novel framework for the automatic identification and dynamic deformation monitoring of active landslides in earthquake areas based on interferometric synthetic aperture radar (InSAR) technology. First, the InSAR phase-gradient rate, deformation rate and time series are calculated by utilizing both the ascending and descending Sentinel-1 synthetic aperture radar (SAR) images acquired during March 2017 to December 2023; and then, an approach for the automatic identification of active landslides is established using DeepLabV3 deep learning algorithm. As a result, the inventory map of active landslides in the study area was produced using the proposed method, and the spatial distribution characteristics of the landslides were investigated. Second, newly acquired SAR images were rapidly processed using the sequential InSAR method, thus achieving the dynamic deformation monitoring of landslides and the timely capture of earthquake-induced acceleration deformation signal. **Results:** The InSAR results revealed that there are 2 021 active landslides with varying dimensions within a 70 km radius of the epicenter, and six regions exhibited particularly dense landslide distributions. The spatial distribution of the mapped landslides exhibited a clustering pattern: primarily within 22 km of faults, 28 km of rivers, and 10 km of roads. Additionally, they were predominantly located at elevations below 3 400 m and on slopes ranging 15°-35°, and also mainly distributed along the north, north-east, and east directions. **Conclusion:** The deformation of some detected landslides within Jishishan County and along the Yellow River were significantly accelerated as a result of the earthquake event, thus reducing the stability of the slope. The reliability of the InSAR-derived results was verified through the field geological investigation. The proposed method offers significant technical value for the rapid investigation and dynamic monitoring of active landslides in similar seismic events, and the research findings provide scientific data support for post-earthquake reconstruction and secondary landslide disaster risk assessment.

**Key words**: Jishishan earthquake; landslide identification; dynamic deformation monitoring; sequential InSAR; Sentinel-1 image

黄土高原地处中国南北地震带,地质环境复杂、新构造活动强烈,是中国地震多发的地区之一,历史上曾多次发生8级以上强震[1]。2023-12-18T23:59:30,甘肃省临夏回族自治州积石山县(35.70°N,102.79°E)发生Ms 6.2逆冲型地震,最大烈度达到Ⅷ度,波及甘肃省3个市(州)及青海省2个市(州),造成大量人员伤亡,并导致大量建筑物、基础设施被毁。山区强震常常会诱发大量的崩塌、滑坡及泥石流等次生地质灾害,进一步加重人员伤亡与经济财产损失,如此次地震诱发的青海省民和县中川乡泥流灾害造成13人遇难、19条道路中断和95间房屋被毁[2]。地震触发的滑坡灾害通常表现为两种形式,一是直接发生在地震过程中的同震滑坡;二是地震造成古滑坡的复活或活动滑坡形变的加速,受极端降雨等外部因子诱发而极易失稳滑动。这两类滑坡具有分布广、规律大、数量多及震后效应持续时间长等特点,严重威胁灾区人民生命财产安全和基础设施健康运营[3-4]。因此,开展震后同震滑坡、潜在活动滑坡快速调查及动态形变监测对于地震灾害应急救援、安置规划和灾后恢复重建至关重要。

地震发生后,国内多个研究团队迅速开展了同震滑坡识别、分布特征及影响因素分析等研究,如王立朝等[5]基于现场地质灾害隐患核查,在灾区共计发现隐患点2 044处,其中包括1 878处无明显变形的在册隐患点,88处地震加剧变形的在库隐患点,78处新增地质灾害隐患,并发现同震地质灾害主要沿着发震断层分布,且分布密度与地震烈度呈现出正相关;陈博等[6]通过对比分析地震前后的高分辨率光学卫星遥感影像,共计解译出3 767处同震滑坡,主要以黄土滑坡为主,覆盖面积为9.67 $km^2$;李为乐等[7]通过已有研究结果对比分析和卫星遥感解译,在地震Ⅷ度及以上区域发现1 535处同震滑坡灾害,主要表现为中小规模的浅表层岩质崩塌和黄土滑坡。地震对斜坡稳定性的影响是长期的,除了这些同震滑坡外,地震还会导致活动滑坡后效应及链式致灾效应增强。例如,震区地质环境在地震作用下变得更加脆弱,斜坡岩土体破碎,多暴雨天气易诱

发滑坡进入高发状态,发生在水系及河流区域易形成滑坡-堰塞坝-溃决洪水链式灾害[8]。因此,亟需深入开展卫星遥感震区活动滑坡识别与分布特征研究,并对滑坡灾害数据库进行更新,为防范地质灾害后效应风险提供科学数据支撑。

在调查识别的基础上,开展滑坡动态形变监测并捕获地震诱发的加速形变信号对于震后高风险隐患点的精准防控具有重要的意义。然而,当前研究主要集中在积石山地震诱发同震滑坡识别与分布特征分析,对震区活动滑坡的动态形变监测及时空演化研究较少。王立朝等[5]基于野外地质调查资料发现积石山地震造成88处地质灾害形变出现加剧,但该研究未采用任何地面或卫星监测数据对滑坡变形加剧进行定量分析。黄观文等[9]通过研究甘肃黑方台、兰州什川镇、青海西宁市大石沟及甘肃舟曲县大小湾4处滑坡的全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)和加速度计观测数据,发现积石山地震造成这4处滑坡的变形出现不同程度的加剧,增加了滑坡失稳的风险。该研究受观测数据限制聚焦于距震中64～240 km远场区域的滑坡研究,地震对震中及活动断层附近区域的滑坡影响如何,未有公开研究。

合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)作为一种先进的影像大地测量技术,因其无接触量测、高精度及全天候、全天时的工作优势,当前已被深入应用到地震和滑坡研究的各方面,如震间形变观测[10]、同震形变反演[11]、大范围滑坡识别编目与监测[12-13]、滑前形变加速信号捕获[14]、滑坡类型与失稳模式研究等[15]。本文针对上述研究存在的问题并为科学防范积石山震区滑坡灾害的后效应及链式致灾效应,收集了2017-03-20—2023-12-26的升轨与降轨Sentinel-1影像,采用序贯InSAR技术并基于深度学习方法开展了震区70 km范围内活动滑坡自动化识别与动态形变监测研究,更新了震区活动滑坡数据库,揭示了地震造成震中及黄河沿线部分区域滑坡形变加速的过程。在此基础上,采用高分辨率光学遥感影像并结合野外地质调查对本文获得结果的准确性进行了验证。

## 1　研究区域概况及实验数据

### 1.1　研究区域概况

积石山县地处甘肃省西南部,隶属临夏回族自治州,面积约为910 km$^2$,西部毗邻青海省循化县,东南接壤于甘肃省临夏县,东北与甘肃省永靖县以黄河为界,北隔黄河相望于青海省民和县,如图1所示。区域内地势由西北向东南逐步降低,黄河自西向东穿越研究区域。在地质构造上,研究区属于黄土高原与青藏高原的交汇过渡带及青藏地块向东北挤压扩展的前缘地区,导致区域内发育有多条深大断裂,如拉脊山断裂、青海南山-循化南山断裂、西秦岭北缘断裂等,构造活动强烈[5, 16]。根据历史记载及中国地震台网中心数据,积石山地震震中250 km范围内历史上曾发生7.0级及以上地震8次、6.0～6.9级地震24次、5.0～5.9级地震101次。本次地震发生于拉脊山南缘断裂带,为一条活动性的断裂带,该断裂南北两侧在历史上发生5.0级以上破坏地震超过20次。多项前人研究结果揭示,发源于拉脊山断裂带的历史古地震曾造成研究区出现大量的山体崩塌,阻断黄河形成严重的堰塞湖,堰塞坝体溃决造成洪峰近35 000 m$^3$/s的异常洪水事件[17-18]。

### 1.2　实验数据

本研究选取C波段的升轨与降轨Sentinel-1合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)数据开展积石山地震区活动滑坡识别编目与动态形变监测研究。Sentinel-1卫星为欧洲航天局哥白尼计划中的地球观测卫星,由Sentinel-1A与Sentinel-1B两颗卫星组成,其免费开源的影像获取政策为InSAR地表形变测量提供了丰富的SAR数据支撑。C波段影像波长介于X波段与L波段之间,相比X波段影像,其具有较好的相干性保持能力,而相比L波段影像,其对地表形变更敏感,因此它能较好地适合于开展积石山震区活动滑坡的识别与形变监测。由于SAR卫星侧视成像的几何关系,升轨与降轨不同飞行方向的SAR影像产生的几何畸变区及对地表形变的敏感度不同,因此,为减轻SAR几何畸变的影响,并实现活动滑坡的高可靠识别,本研究采用升轨与降轨SAR影像相结合的方式。升轨Sentinel-1影像来自两个标准的Frame,覆盖时间段为2017-03-20—2023-12-26,每个Frame包含184景影像,可以较好地识别与监测沿东向运动的滑坡;降轨影像在2018年3月之前缺少数据,故其覆盖时间段为2018-03-27—2023-12-26,来自一个标准的Frame,共计157景,可以较好地识别与监测沿西向运动的滑坡。本文选取2017-03-20—2023-06-05的182景升轨影像和2018-03-27—2023-12-02

的155景降轨影像作为历史存档数据,开展震区活动滑坡识别与编目研究,将2023-10-27、2023-12-26获取的2景升轨影像以及2023-12-14、2023-12-26获取的2景降轨影像作为新增数据,开展滑坡形变动态监测研究,捕获地震造成的形变加速信号。升轨与降轨SAR影像的空间覆盖分别如图1中黄色与绿色矩形所示,基本参数如表1所示。

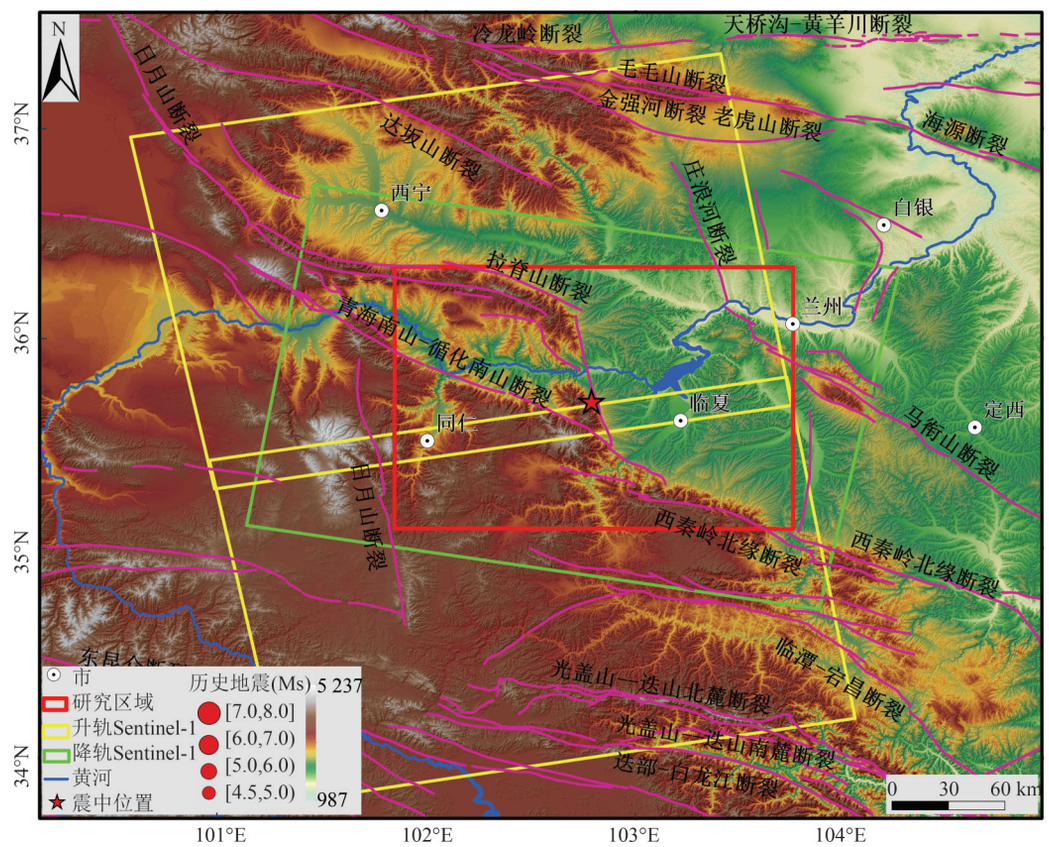



图1 研究区域概况及地震构造背景

Fig. 1 Overview of the Study Area and Seismotectonic Background

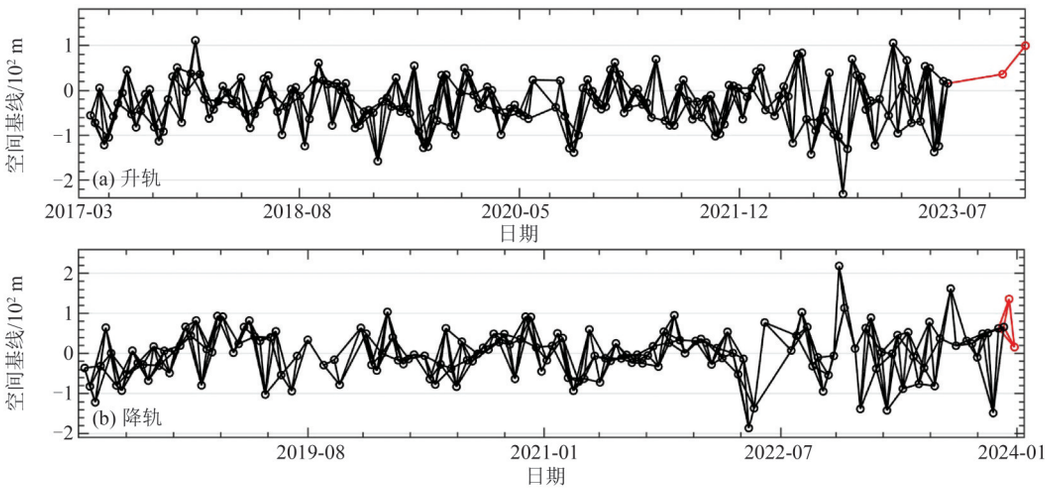
**表1 升轨与降轨Sentinel-1影像基本参数**

Table 1 Basic Parameters of the Ascending and Descending Sentinel-1 Images

| 统计项 | Sentinel-1升轨 | Sentinel-1降轨 |
|---|---|---|
| 方位角/(°) | −13.16 | −166.93 |
| 入射角/(°) | 39.48 | 33.75 |
| 距离向与方位向分辨率/m | 2.33×13.97 | 2.33×13.97 |
| 多视空间分辨率/m | 15 | 15 |
| 时间跨度 | 2017-03-20—2023-12-26 | 2018-03-27—2023-12-26 |
| 影像数量/景 | 184 | 157 |

为去除地形相位、计算几何畸变区及进行结果地理编码,采用30 m空间分辨率的哥白尼数字高程模型(digital elevation model, DEM)进行差分处理,该DEM数据由2010—2015年TanDEM-X传感器获取的全球雷达卫星数据经干涉处理而生成。此外,收集了覆盖震区地震前、后的高分一号与吉林一号高分辨率光学遥感影像进行In-SAR识别滑坡结果的验证。

为提高SAR影像信噪比及实现小尺度滑坡的探测与监测,对升轨与降轨SAR影像在方位向与距离向进行4:1多视处理,之后采用小基线集(small baseline subset, SBAS)干涉图组合策略进行所有可能干涉图的组合,本文时间与空间基线分别设置为40 d与250 m。生成的干涉图经滤波、相位解缠及误差改正后,最终选取高质量的解缠干涉图进行地表形变速率及时间序列反演。图2(a)、2(b)分别为升轨与降轨高质量干涉图的时空基线分布。




注:黑线表示历史存档SAR数据的干涉图;红线表示新增SAR数据的干涉图。

图2　升轨(a)与降轨(b)干涉图时空基线分布

Fig. 2　Temporal and Spatial Baseline Distribution of the Ascending (a) and Descending (b) Interferograms

## 2　研究方法

为实现地震后震区活动滑坡灾害的快速识别及近实时动态形变监测,本文提出了一种基于InSAR技术的活动滑坡自动化快速识别与动态形变监测框架,总体技术流程如图3所示。所提技术框架包括深度学习活动滑坡自动化识别与序贯InSAR滑坡形变动态监测两个主要模块,即地震发生后,快速对震区存档的升轨与降轨SAR影像进行配准和干涉图的生成,并采用基于局部条纹谱的自适应滤波方法[18]对干涉相位进行滤波以减轻噪声的影响,生成的滤波干涉图首先进行InSAR相位梯度计算,生成InSAR相位梯度速率图,并采用DeepLabV3深度学习模型进行初始活动滑坡的识别,生成初始活动滑坡分布图;其次,对滤波后的干涉图采用最小费用流算法[19]进行相位解缠,顾及研究区域山区地貌特征造成对流层大气延迟在空间上不均匀分布,采用分块方法进行大气延迟误差改正[20],进而生成高质量的解缠干涉图,并采用最小二乘算法反演地表形变速率及时间序列;最后,基于形变阈值法对InSAR相位梯度探测的初始活动滑坡进行交叉验证,即当地表形变速率超过2倍的形变速率标准差时可认为是活动滑坡,此操作可以剔除失相干噪声、水体、植被等误差引起的误判滑坡,生成最终活动滑坡分布编目图。在活动滑坡分布编目基础上,利用序贯InSAR方法对新增的震后SAR影像进行快速动态处理,即首先选取几景恰当的存档SAR影像与新增SAR影像进行干涉图生成和滤波处理,然后对滤波后的差分干涉图进行相位解缠和大气延迟误差改正,生成高质量的新增SAR影像解缠差分干涉图,并结合存档数据的地表形变采用序贯最小二乘算法反演获得更新的地表形变速率及时间序列,进行滑坡形变加速信号的捕获,实现InSAR滑坡形变的动态监测。

### 2.1　InSAR相位梯度速率反演

干涉相位堆叠、SBAS干涉测量等时间序列InSAR方法被广泛应用于活动滑坡识别研究中,且大量研究案例已证明了其在隐患识别与地表形变监测中的独特优势[12-13, 15, 20]。但也存在两方面的缺点妨碍了其在低相干区快速活动滑坡识别中的应用,一是冰雪及茂密植被覆盖等复杂观测条件导致InSAR干涉图失相干严重,有效的观测点目标难以获取,致使常规时序InSAR技术失效;二是时序InSAR方法需要进行相位解缠、时序建模等复杂的数据处理,面对海量的数据需要消耗大量的时间,滑坡识别效率低,较难满足地震后快速响应的需求。针对这些问题,本文首先采用InSAR相位梯度方法快速进行活动滑坡的初始识别,即在不涉及相位解缠和时序建模等复杂运算情况下,直接对滤波后的InSAR差分干涉图进行梯度运算,反演出潜在的不连续变形区。

对于滤波后的差分干涉图,其距离向与方位向的相位梯度可通过如下公式进行计算[21]:

$$\begin{cases}\Delta\varphi_{\mathrm{Ra}}(i,j)=U\left\{W\left\{\varphi_{i,j+1}\right\}-W\left\{\varphi_{i,j}\right\}\right\}\\ \Delta\varphi_{\mathrm{Az}}(i,j)=U\left\{W\left\{\varphi_{i+1,j}\right\}-W\left\{\varphi_{i,j}\right\}\right\}\end{cases}\tag{1}$$

式中,$\Delta\varphi_{\mathrm{Ra}}(i,j)$与$\Delta\varphi_{\mathrm{Az}}(i,j)$分别表示像素$(i,j)$在距离向与方位向的相位梯度;$W\left\{\varphi_{i,j}\right\}$表示缠绕的干涉相位;$U\{x\}$表示相位梯度计算算子。对距离向与方位向的相位梯度进行合成,则可得到合方向相位梯度$\Delta\varphi_f(i,j)$:

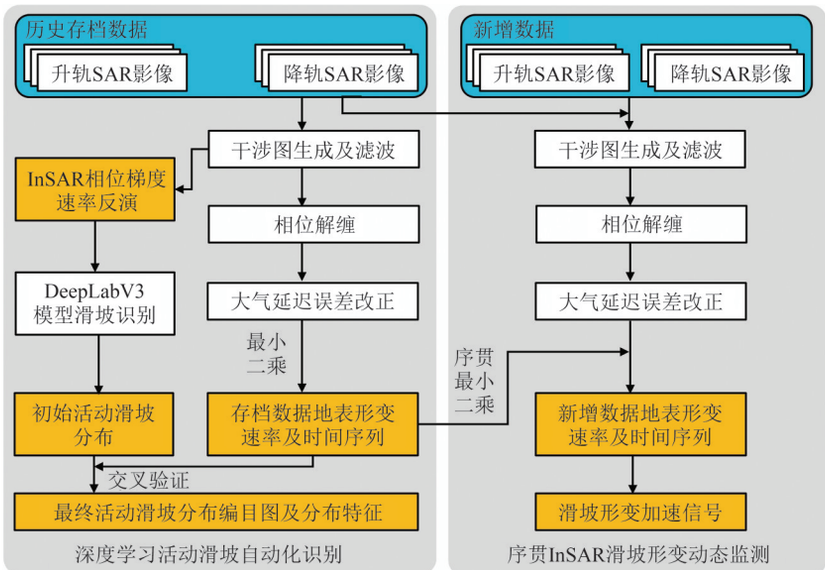



图3 深度学习活动滑坡自动化识别与序贯InSAR形变动态监测流程图

Fig. 3 Flowchart of Automatic Landslide Identification Using Deep Learning and Dynamic Deformation Monitoring Using Sequential InSAR

$$\Delta\varphi_f(i,j)=\sqrt{\Delta\varphi_{\mathrm{Ra}}(i,j)^2+\Delta\varphi_{\mathrm{Az}}(i,j)^2} \quad (2)$$

假设生成$M$幅滤波后的差分干涉图,则可计算获得$M$个合方向的相位梯度$\Delta\varphi_f(i,j)$:

$$\Delta\varphi_f(i,j)=\left[\Delta\varphi_f^1(i,j) \quad \Delta\varphi_f^2(i,j) \quad \cdots \quad \Delta\varphi_f^M(i,j)\right]^{\mathrm{T}} \quad (3)$$

对式(3)所示的$M$个相位梯度进行叠加处理(即求取平均值),即可得到InSAR相位梯度速率$\Delta V_{Gf}(i,j)$:

$$\Delta V_{Gf}(i,j)=\frac{\sum_{x=1}^{M}\Delta\varphi_f^x(i,j)}{\sum_{x=1}^{M}t_x} \quad (4)$$

式中,$x$表示干涉图;$t$表示时间基线(单位:a)。

图4(a)、4(b)分别为升轨、降轨SAR影像计算获得的2017年3月至2023年12月的InSAR相位梯度速率图。由图4可以看到,InSAR相位梯度速率一方面有效避免了InSAR失相干效应,另一方面可以完整获取滑坡运动产生的不连续地表变形区。

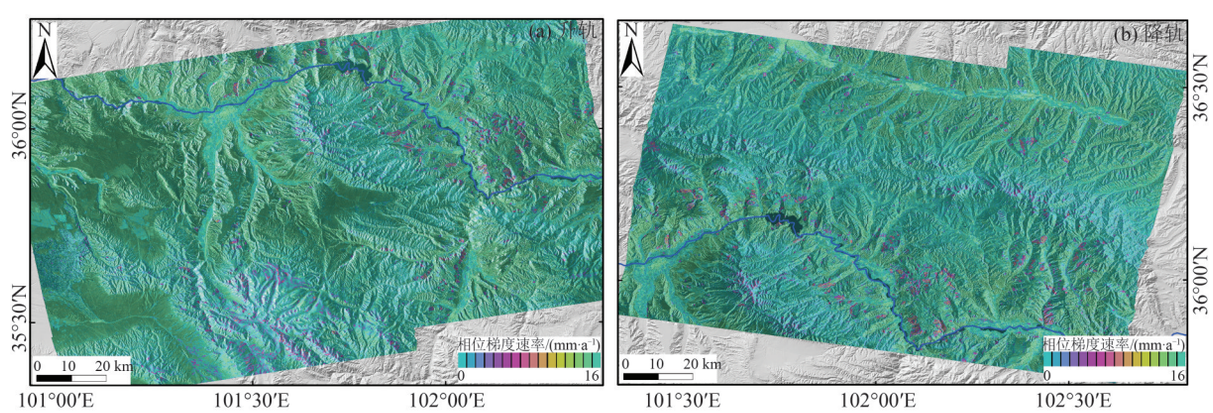



图4 2017年3月至2023年12月升轨(a)与降轨(b)InSAR相位梯度速率图

Fig. 4 InSAR Phase Gradient Velocity of Ascending(a) and Descending(b) Images During March 2017 to December 2023

## 2.2 DeepLabV3深度学习活动滑坡自动化识别

近些年,深度学习算法在遥感图像分割、分类以及目标检测等领域取得了极大的发展。本文在InSAR相位梯度速率反演基础上,建立了一种结合残差网络ResNet[22]和DeepLabV3[23]全卷积神经网络的活动滑坡自动化识别方法,其基本框架如图5所示。DeepLabV3模型是谷歌提出的深度学习语义分割模型,因其清晰的网络结构和利用并行空洞卷积捕获多尺度信息的优点被广泛应用于图像分类领域中。在图5中,采用ResNet50残差网络作为骨干网络来进行特征提取,包括一个Init Block、4个Stage以及最后全局平局池化层(AdaptAvgPool)和Final Block。首先,输入的InSAR相位梯度速率图通过Init

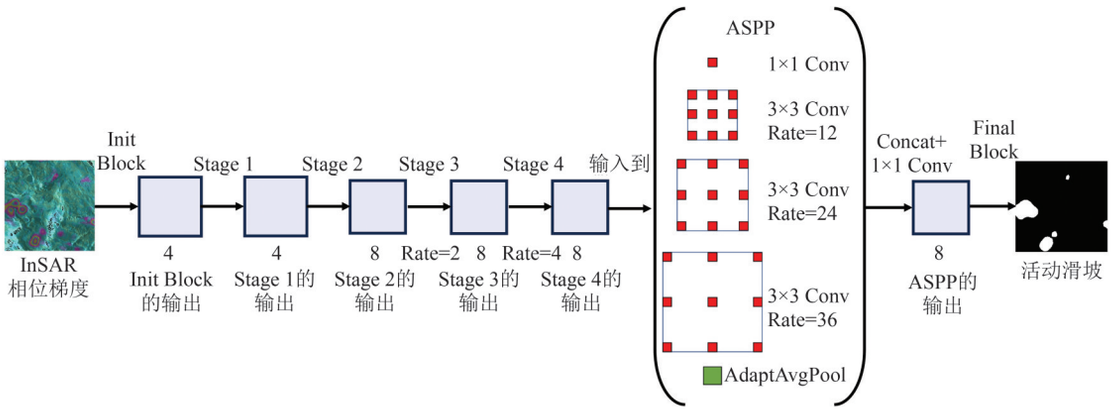



图5　基于DeepLabV3模型的InSAR相位梯度速率活动滑坡自动化识别框架

Fig. 5　Automatic Identification Framework of Active Landslides Using InSAR Phase Gradient Rate Based on the DeepLabV3 Model

Block、Stage 1、Stage 2、Stage 3及Stage 4进行8倍的下采样,提取影像特征并生成特征图。然后,该特征图经过空洞空间金字塔池化(atrous spatial pyramid pooling, ASPP)模块进一步提取影像的多尺度特征。为了达到该目的,ASPP模块中使用4个并行的膨胀卷积,即一个1×1的卷积和3个3×3的卷积(膨胀率分别为12、24和36),并为避免膨胀率增大时有效的滤波参数权重逐渐减小的问题,使用AdaptAvgPool来增加图像级的特征。最后,使用1×1的卷积将多尺度特征图连接(Concat)生成新的特征图,该特征图经过Final Block分类获得最终的活动滑坡识别结果,并通过上采样将识别结果恢复至原来图像的大小,完成InSAR相位梯度速率活动滑坡自动化识别。采用深度学习方法进行活动滑坡自动化识别时,一个重要的步骤是生成训练数据集,训练数据集的质量将直接关系到滑坡识别的结果。本文通过人工目视解译的方式产生训练样本,即选取适当区域人工目视解译精确勾画出滑坡分布的位置和边界,进而生成训练数据集,包括InSAR相位梯度速率和滑坡边界掩膜两个文件。

### 2.3　序贯InSAR滑坡形变动态监测

为快速获取震后地表形变并揭示地震对滑坡的影响,本文采用序贯InSAR方法[24]进行新获得SAR影像的动态处理,其核心思想为采用现代测量平差中的序贯最小二乘算法进行InSAR时序建模,即当新增加一景或几景SAR影像时,仅需利用存档影像估计的地表形变值和协因数阵即可估计出新的形变值和协因数阵。该方法的优点为:不论SAR影像如何增加,既不需要存储大量的历史SAR影像和解算过程文件(如解缠干涉图),也不需要进行高阶矩阵求逆,计算效率高且需要存储空间小。

假设有$N$景历史存档SAR影像,生成$M$幅高质量的解缠干涉图,则可采用下式反演地表形变速率及时间序列:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & +1 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & +1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{A}_1} \underbrace{\begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{X}_1} = \underbrace{\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_M \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{L}_1} \tag{5}$$

式中,$d_i(i=1,2,\cdots,N)$为待求的雷达视线向累积地表形变;$\phi_i(i=1,2,\cdots,M)$为解缠干涉图。采用最小二乘算法对式(5)进行求解,即可得到未知参数$\boldsymbol{X}_1$的估值及其协因数矩阵$\boldsymbol{Q}_{X_1}$:

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_1=(\boldsymbol{A}_1{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_1\boldsymbol{A}_1)^{-1}\boldsymbol{A}_1{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_1\boldsymbol{L}_1 \\ \boldsymbol{Q}_{X_1}=(\boldsymbol{A}_1{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_1\boldsymbol{A}_1)^{-1} \end{cases} \tag{6}$$

当新增一景或几景SAR影像时,首先和历史存档数据与之相邻的几景SAR影像进行干涉处理,生成高质量解缠干涉图$L_2$,建立动态形变解算观测方程[22]:

$$\boldsymbol{V}_2=\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{B}\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{L}_2,\boldsymbol{P}_2 \tag{7}$$

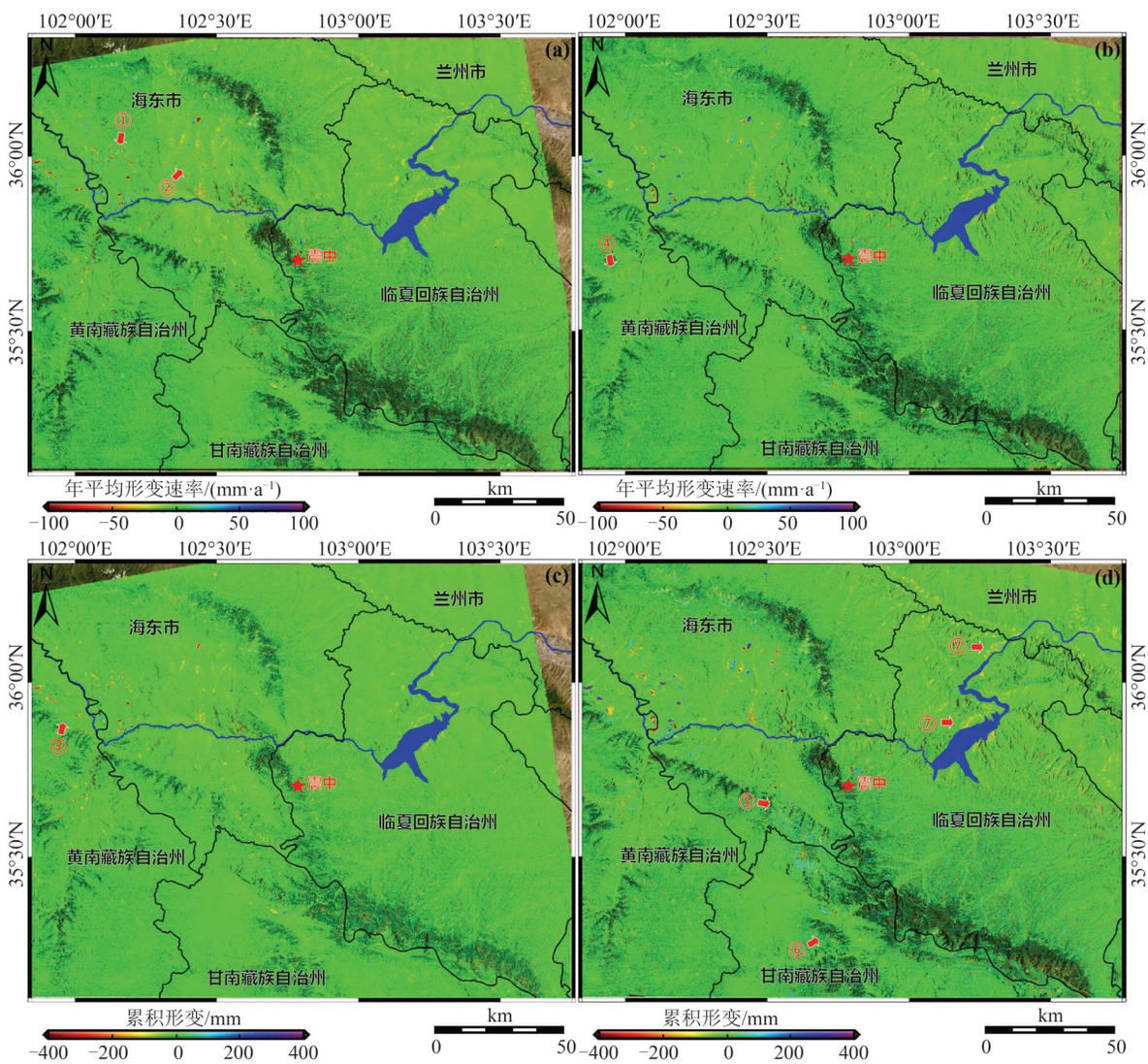
式中,$\boldsymbol{X}_2$为上一阶段参数$\boldsymbol{X}_1$更新后的值;$\boldsymbol{Y}$为新增SAR影像的时序地表形变;$\boldsymbol{A}_2$与$\boldsymbol{B}$为新的系数矩阵;$\boldsymbol{P}_2$与$\boldsymbol{V}_2$分别为新的权矩阵及相位误差。采用序贯最小二乘算法对式(7)进行求解,即可得到未知参数$\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}_2 & \boldsymbol{Y}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$的估值及其协因数矩阵$\boldsymbol{Q}_{[X_2;Y]}$:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_2 \\ \boldsymbol{Y} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{Q}_{X_1}^{-1}+\boldsymbol{A}_2{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{A}_2 & \boldsymbol{A}_2{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{B} \\ \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{A}_2 & \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{B} \end{bmatrix}^{-1}\begin{bmatrix} \boldsymbol{Q}_{X_1}^{-1}\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{A}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{L}_2 \\ \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{L}_2 \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{Q}_{[X_1;Y]}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{Q}_{X_1}^{-1}+\boldsymbol{A}_2{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{A}_2 & \boldsymbol{A}_2{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{A}_2 \\ \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{A}_2 & \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_2\boldsymbol{B} \end{bmatrix}^{-1} \end{cases} \tag{8}$$

## 3 结果与分析

### 3.1 研究区域地表形变分析

采用2017年3月至2023年6月的升轨与2018年3月至2023年12月的降轨存档Sentinel-1影像，基于§2及图3所述的深度学习活动滑坡自动化识别方法，计算获得研究区域2017年3月至2023年12月的存档SAR影像地表形变速率及时间序列，如图6所示。图6(a)、6(c)分别为存档升轨Sentinel-1影像计算获得的研究区域2017年3月至2023年6月的地表形变速率及累积形变，图6(b)、6(d)分别为存档降轨Sentinel-1影像计算获得的2018年3月至2023年12月的地表形变速率及累积形变。从升、降轨InSAR形变图中可以看出，研究区域在整体上处于稳定状态(形变速率位于－10～10 mm/a)，未发现大尺度的地表形变信号，但在局部区域存在密集的小尺度地表形变，最大年形变速率超过80 cm/a，最大累积形变超过130 cm。




注：负值(红色)表示远离SAR卫星视线方向的地表形变，正值(蓝色)表示靠近卫星视线方向的地表形变。

图6 研究区域2017年3月至2023年12月升轨(a, c)与2018年3月至2023年12月降轨(b, d) Sentinel-1影像地表形变速率及累积形变

Fig. 6 Deformation Rate and Cumulative Deformation of the Study Area Calculated with Ascending(March 2017 to December 2023) (a, c) and Descending(March 2018 to December 2023) (b, d) Sentinel-1 Images

在青海省化隆回族自治县西南(图6中箭头①)及东南(图6中箭头②)区域发现最密集分布的变形区，该区域距离积石山震中约64 km，西南区域的活动变形区靠近黄河分布。经对比光学遥感影像，该区域的变形区主要表现为大尺度的活动滑坡运动，最大变形区在长度上接近1 km及在宽度上达到2.13 km，最大年形变速率为－14.2 cm/a，最大累积形变为－87.9 cm。此外，在青海省黄南藏族自治州尖扎县东部靠近黄河的区域(图6中箭头③)、同仁县西北区域(图6中

箭头④)、循化撒拉族自治县东南区域(图6中箭头⑤)、甘肃省甘南藏族自治州夏河县东部(图6中箭头⑥)及甘肃省永靖县(图6中箭头⑦)等区域也发现较为密集分布的大尺度变形区,最大变形区在长度上达到3.98 km、宽度上达到2.49 km,最大年形变速率为－5.2 cm/a,最大累积形变为－30.2 cm。在震中甘肃省积石山县发现8处较大尺度的变形区,其中最大的变形区位于震中北部的刘集乡,距离震中约5.2 km,长度约为1.2 km、宽度约为0.5 km,升轨与降轨Sentinel-1影像同时观测到该变形区,最大降轨形变速率为－6.2 cm/a,累积形变为－50.1 cm。经现场调查验证和甘肃省地矿局第三地质矿产勘查院资料核对,该变形区为一历史古滑坡体,此次地震造成滑坡体的部分区域出现明显裂缝。

### 3.2　研究区域活动滑坡分布编目图

基于InSAR得到的相位梯度速率(图4)、地表形变速率(图6(a)、6(b))和累积形变(图6(c)、6(d)),采用§2.2所述方法获取了震中70 km范围内的活动滑坡分布编目图及密度,分别如图7(a)、7(b)所示。在研究区域共计探测到2 021个活动滑坡,其中升轨Sentinel-1影像探测到1 401个,如图7(a)中红色多边形所示;降轨Sentinel-1影像探测到1 250个,如图7(a)中黑色多边形所示;升轨与降轨影像共同探测到630个。本文难以获取研究区域在库的滑坡分布数据,无法采用外部数据对InSAR识别的活动滑坡结果进行定量评估,但通过野外地质调查与高分辨率光学遥感影像相结合方式对InSAR识别的结果进行了逐一验证。结果表明,InSAR识别的2 021个滑坡在现场及光学遥感影像上均表现出明显的滑坡形态特征。升轨与降轨影像探测的结果出现较大差异的主要原因是研究区域地形起伏较大且变化剧烈,导致单一轨道(升轨或降轨)的SAR影像中存在严重的几何畸变,这也进一步说明了在山区结合升轨与降轨SAR影像进行滑坡识别与监测的重要性。

由图7(b)所示的滑坡分布密度图可以看出,研究区域存在6个高密度的滑坡分布区(红色箭头所示),且滑坡的分布与构造断裂分布密切相关。青海省化隆回族自治县的南部(图7(b)中箭头①、②)发现两个高密度滑坡分布区,最大滑坡分布密度超过390个/km$^2$,且其中一个高密度区沿着黄河分布。该区域为黄河谷地,在黄河及其他支沟的长期侵蚀与切割下,高陡边坡众多,再者受到青藏高原整体隆升的影响,构造活动强烈,形成了深沟与梁峁相间排列的破碎地形,这些因素共同为滑坡的发育提供了有利的地形地貌条件。青海省循化撒拉族自治县的南部及甘肃省夏河县的北部区域(图7(b)中箭头④)发现一个高密度滑坡分布区,最大滑坡分布密度超过560个/km$^2$。该区域是西秦岭块体与南祁连块体的交接部位,地质构造复杂多样,青海南山-循化南山断裂带穿越该高密度滑坡分布区。西秦岭北缘断裂带发现两个高密度滑坡分布区(图7(b)中箭头⑤、⑥),最大滑坡分布密度接近280个/km$^2$。该断裂带是青藏高原北缘强烈活动断裂带之一,历史上曾经诱发多次强震,如1936年6.8级康乐强震。经光学遥感目视解译,滑坡分布密集区山高沟深,断裂带从高山处穿越滑坡分布密集区,断层崖、断层陡坎等地貌特征广泛分布。此外,在青海省同仁县的北部(图7(b)中箭头③)也发现一个高密度滑坡分布区,最大滑坡分布密度超过260个/km$^2$。该区域地处青藏高原与黄土高原的过渡地带,光学遥感影像揭示其地质环境较为脆弱,沟壑纵横、坡陡沟深及地形破碎。在震中积石山县虽未发现高密度的滑坡分布区,但其东南部发现低密度的滑坡分布,最大分布密度达到122个/km$^2$,因此在后续居民区及基础设施重建过程中应避开这些滑坡分布区。

图8所示为InSAR探测的4个典型滑坡的光学遥感影像及年平均形变速率,图9所示为滑坡*P*1～*P*4点2018-03-27—2023-12-26动态形变监测结果。第1个滑坡位于青海省黄南藏族自治州同仁县,坐标为102°01′54″E、35°36′21″N,图8(a)、8(a1)及图9(a)分别为该滑坡的Google Earth影像(2021年2月获取)、年平均形变速率和时间序列。该滑坡体长约1.93 km,宽约1.03 km,光学遥感影像揭示其为古滑坡体,后缘陡坎清晰可见,表明历史上曾发生过失稳滑动。InSAR结果揭示变形集中在滑坡体后缘与中部,最大变形发生在后缘,2018年3月至2023年12月的年形变速率为－62 mm/a,累积形变为－112 mm。动态监测(图9(a))未发现该滑坡存在加速形变信号,但其失稳滑动将严重威胁两个村庄及两条高速公路的安全,后续应持续开展动态形变监测。第2个滑坡位于青海省尖扎县,坐标位于101°56′48″E、35°55′27″N,图8(b)、8(b1)及图9(b)分别为该滑坡的Google Earth影像(2020年4月获取)、年平均形变速率和时间序列。该滑坡体长约3.65 km,

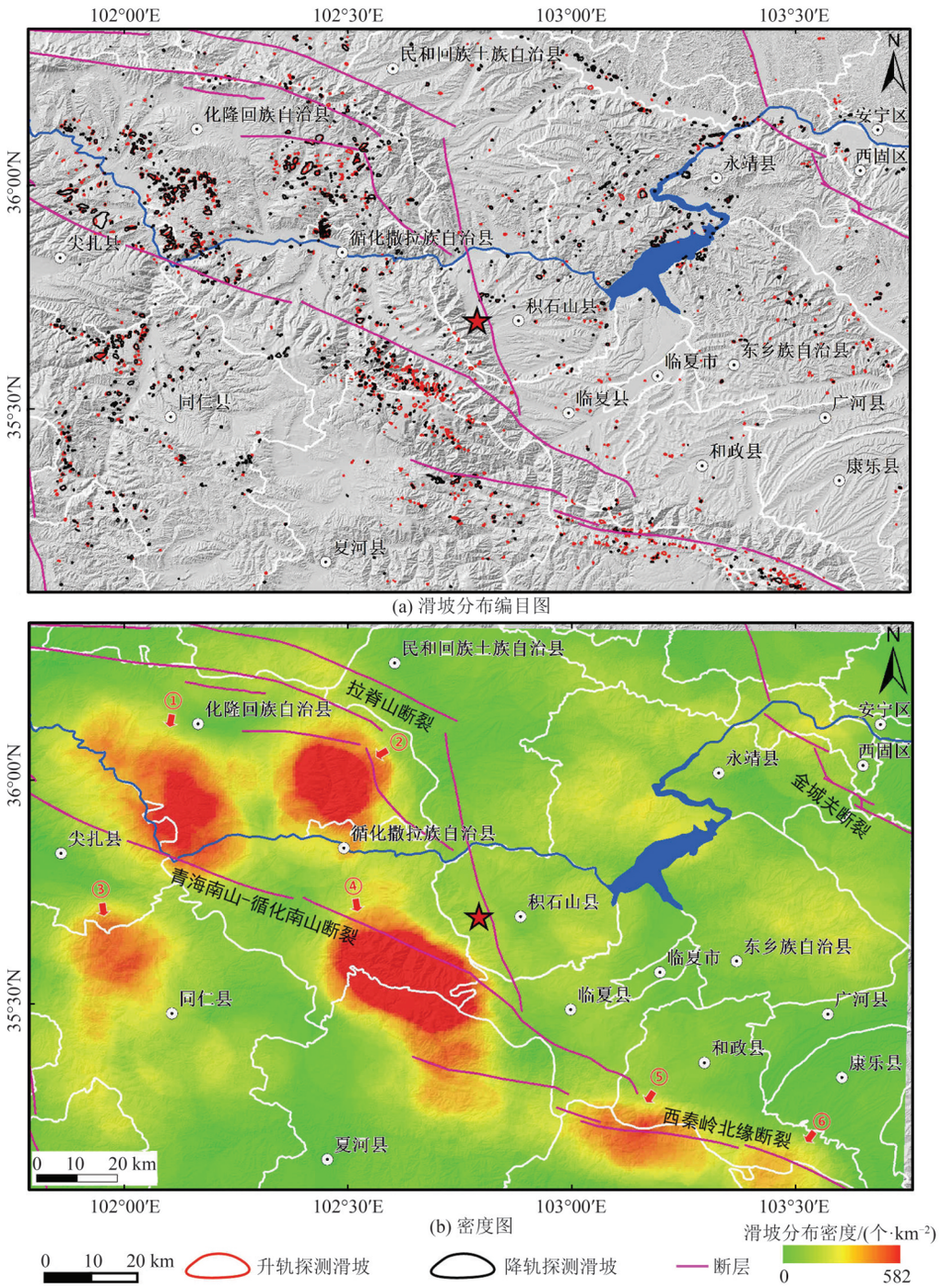



图7 InSAR探测活动滑坡分布编目图及密度图

Fig. 7 Inventory Map and Distribution Density Map of Active Landslides Detected by InSAR Deformation

宽约2.61 km,光学影像上滑坡周界十分清晰且右边界陡坎可见,前缘挤压河流。最大变形出现在滑坡体左侧,年平均形变速率为−94 mm/a,在InSAR观测期间以线性形变为主,累积形变为−318 mm。该滑坡体上及周边分布有众多村庄,其发生失稳滑动将直接威胁这些村庄的安全。第3个滑坡位于循化撒拉族自治县黄河左岸,坐标为102°08′22″E、35°50′57″N,图8(c)、8(c1)及图9(c)所示分别为该滑坡的Google Earth影像(2022年12月获取)、年平均形变速率和时间序列。遥感影像揭示该滑坡是一个土流型滑坡,全长约1.92 km,最大宽度400 m,滑坡周界及表面滑动迹象十分清晰。滑坡体前缘与后缘沿着远离卫星视线方向运动,最大年平均形变速率为−112 mm/a,累积形变为−509 mm。滑坡体中部沿着靠近卫星视线方向运动,最大年平均形变速率为64 mm/a。黄河穿越该滑坡体正下方,河道较为狭窄,发生失稳滑动易形成滑坡-堵江-溃决

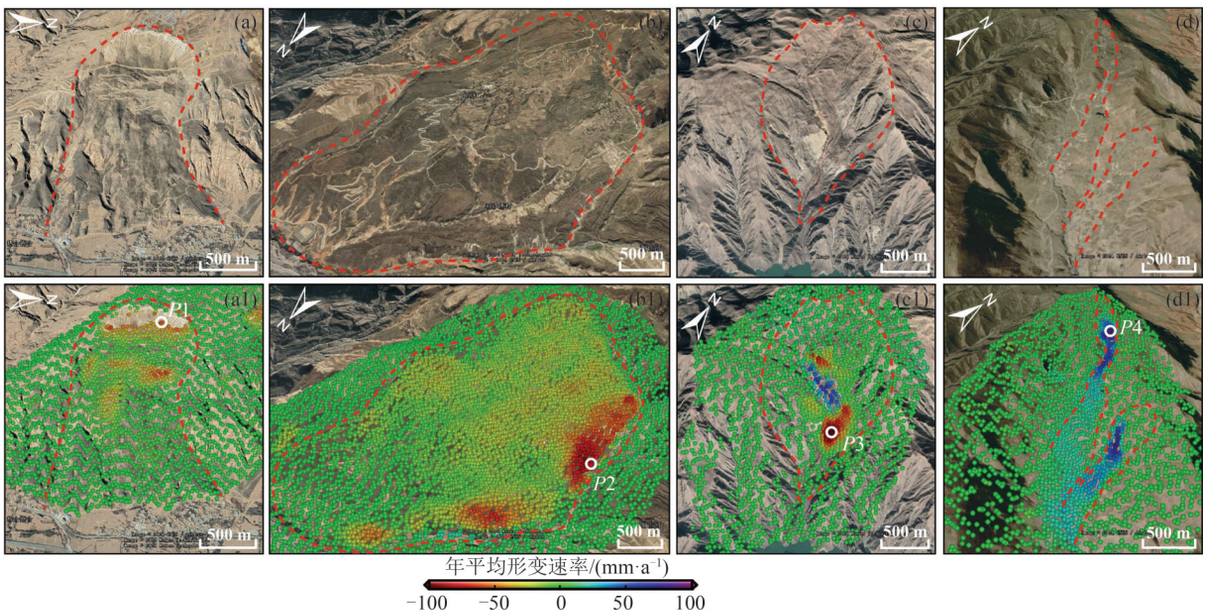



图 8　InSAR探测的4个典型滑坡的光学遥感影像(Google Earth)(a-d)及地表形变速率(a1-d1)

Fig. 8　Optical Remote Sensing Images (Google Earth) (a-d) and Deformation Rates (a1-d1) of Four Exemplary Landslides Mapped by InSAR

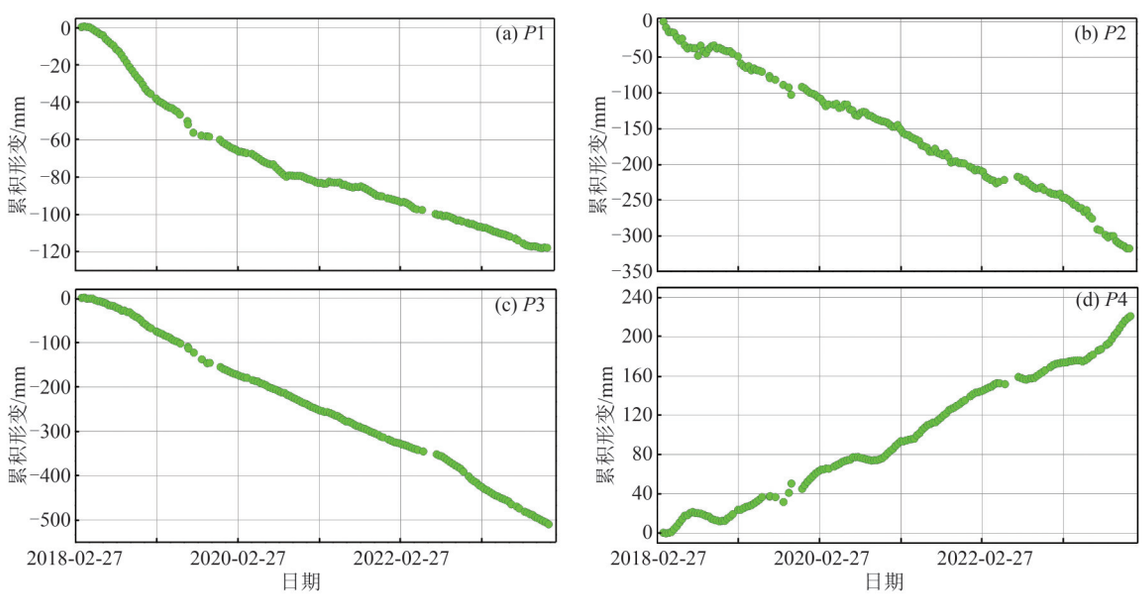



图 9　$P1\sim P4$点降轨 Sentinel-1影像形变时间序列

Fig. 9　Time Series of Deformation at Points $P1$–$P4$ Calculated with the Descending Sentinel-1 Images

洪水链生灾害,后续应给予重点关注。第4个滑坡位于甘肃省甘南藏族自治州夏河县,坐标为102°41′50″E、35°20′38″N,图8(d)、8(d1)及图9(d)所示分别为该滑坡的Google Earth影像(2020年5月获取)、年平均形变速率和时间序列。同样,从遥感影像上可以看到该滑坡是一个土流型滑坡,全长约3.75 km,最大宽度为500 m。最大变形发生在滑坡后缘,表面较为破碎,历史滑动迹象清晰,年平均形变速率为94 mm/a,累积形变为221 mm,表现出非线性形变趋势。一个村庄坐落于该滑坡体中部,发生失稳滑坡将直接威胁该村庄的安全。

## 4　讨　论

### 4.1　活动滑坡空间分布特征

为进一步揭示探测活动滑坡的空间分布特征,本文定量分析了滑坡空间分布与断层、高程、坡度、河流、道路及坡向的关系,如图10所示。构造活动断裂带及其附近区域通常地质环境复杂、岩体破碎、易形成高陡边坡且稳定性差,在地震作用下极易发生失稳滑动。根据研究区域概况,

将缓冲区按距主断层距离分为[0,2)、[2,4)、[4,6)、[6,8)、[8,10)、[10,12) km等几个等级,如图10(a)所示。从图10(a)可以看到,滑坡分布的数量随着距断层距离的增加而减少,距离断层2～4 km范围内滑坡分布数量最多,达到337个,活动滑坡多集中在距断层距离小于22 km的范围内,占到总数量的84%,而距断层距离大于22 km的范围内,活动滑坡分布仅占到总数量的16%,越不利于滑坡的发育。研究区域地势西南高、东北低,最高海拔4 312 m,最低海拔1 700 m。根据研究区域概况,本文将地表高程按200 m间距进行划分,如图10(b)所示。最高数量的滑坡分布出现在高程小于2 000 m及2 600～2800 m范围内,在数量上分别为290个与262个,分别占总数量的14%与13%。高程小于2 000 m的部分区域正好是黄河河谷深切的峡谷区域,岩体荷载强烈。超过3 600 m的区域滑坡分布数量较少,占总数量的23%。由于坡度直接决定斜坡应力的分布,因此其为影响滑坡稳定性的重要因素,坡度越大,滑坡的稳定性通常越低。本文将坡度划分为[0°,5°)、[5°,10°)、[10°,15°)、[15°,20°)、[20°,25°)等几个等级,图10(c)反映了不同坡度等级上的滑坡分布。可以看到,最高数量的滑坡分布出现在25°～35°的区间,占总数量的30%,且在0°～35°区间内,滑坡分布的数量随着坡度的增大而增加。研究区域的主要水系为黄河,其穿越研究区域,水量大、流速高。图10(d)展示了距河流不同距离的滑坡分布,可以看到,滑坡的分布与距河流距离存在密切的相关性,即距离河流越近、滑坡分布数量越多,而距离河流越远,滑坡分布数量越少,最高数量的滑坡分布出现在距河流小于4 km的范围内,占总数量的21%。由此可见,河流的冲刷与侧蚀对该区域的滑坡发育具有重要的影响。再者,研究区域分布有多条高速公路及省道,滑坡一旦发生失稳滑动将会直接影响这些交通干线的安全运行,因此本文定量分析了距道路不同距离内的滑坡分布,如图10(e)所示。可以看出,滑坡分布数量随着距道路距离的增加而显著降低,滑坡多集中在距道路距离小于10 km的范围内,占到总数量的74%,在一定程度上也说明了人类的活动对该区域滑坡的发育存在影响。坡向主要表现为山坡的水热比和小气候的规律性差异,与滑坡的孕育和失稳滑动息息相关。图10(f)展示了探测活动滑坡在不同坡向的分布特征,可看到最高数量的滑坡分布出现在北、东北和东3个坡向上,占总数量的47%,主要是由于这些坡向受到太阳光的强烈辐射,岩体破碎、风化程度高,极易孕育滑坡。

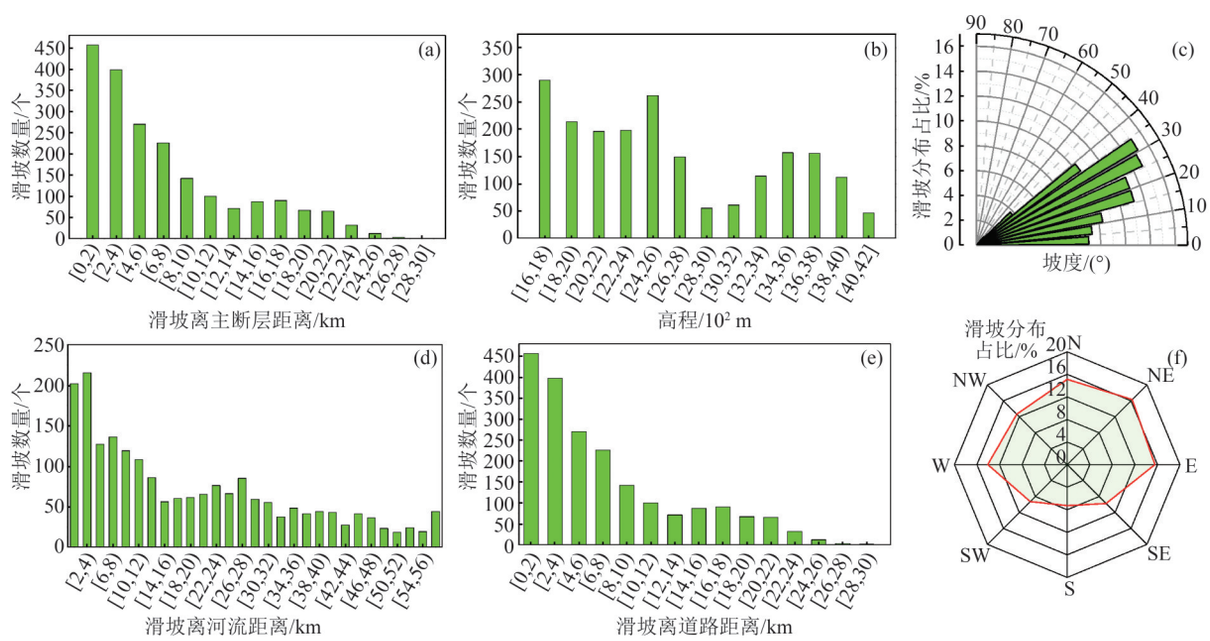



图10 滑坡分布与断层(a)、高程(b)、坡度(c)、河流(d)、道路(e)及坡向(f)的关系

Fig. 10 Relationship Between the Landslide Distribution and the Fault (a), Elevation (b), Slope Angle (c), River (d), Road (e) and Slope Aspect (f)

### 4.2 积石山地震对滑坡变形的影响

采用§2.3所述序贯InSAR方法对探测的活动滑坡开展了动态形变监测,发现积石山地震造成震中及附近区域的9个滑坡形变出现了加速,

本节选取其中两个典型的滑坡来深入研究积石山地震对滑坡变形的影响。

4.2.1　林边村滑坡

林边村滑坡位于甘肃省积石山县柳沟乡林边村,距离震中5.84 km,距离积石山县城4.92 km。图11(a)所示为林边村滑坡的Google Earth影像(2021年9月获取),该滑坡体长约630 m,宽约610 m。林边村坐落于该滑坡体上,S309省道在边缘通过该滑坡体,一河流流经该滑坡体的前缘。采用降轨Sentinel-1影像获取了该滑坡体2018-03-27—2023-12-26的地表形变速率及时间序列,分别如图11(b)、11(e)所示。InSAR地表形变速率揭示该滑坡体整体存在较大变形,最大年形变速率达到61 mm/a,最大变形出现在滑坡体的中部及前缘。图11(e)所示的地表形变时间序列揭示该滑坡体在2018年3月至2023年12月期间表现出明显的非线性变形特征,其在2019-07-20形变出现一次加速,随后在2023-10-03形变再一次出现加速,积石山地震造成该滑坡变形出现明显的加速。为验证InSAR形变监测结果的可靠性,本文进行了野外地质调查,经与当地居民交流,该滑坡体为一个历史古滑坡体,存在持续的变形,积石山地震造成滑坡体上的地面、道路等出现了新的裂缝,如图11(c)、11(d)所示,显著增加了滑坡体的活动性。后续应对该滑坡体的变形开展持续监测,尤其在雨季,及时掌握该滑坡的变形演化特征。

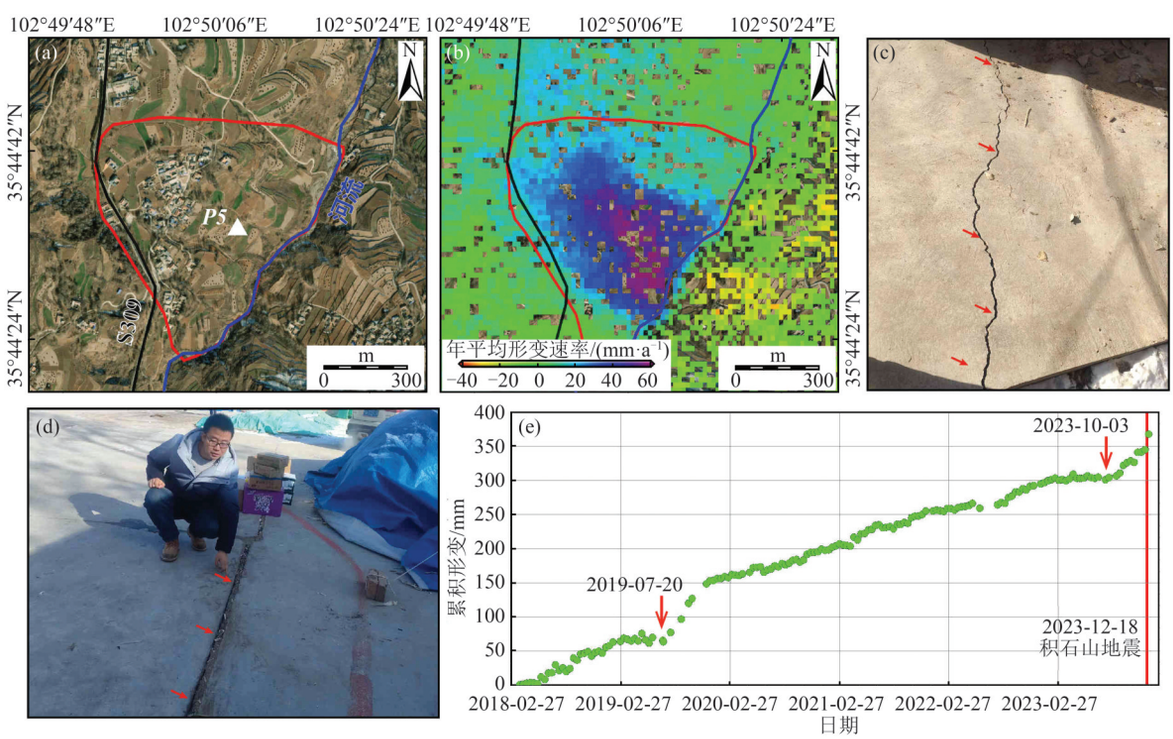



图11　林边村滑坡Google Earth影像(a)、年平均形变速率(b)、现场照片(c、d)及形变时间序列(e)

Fig. 11　Google Earth Image (a), Annual Average Deformation Rate (b), Scene Photos (c,d) and Deformation Time Series (e) of the Linbiancun Landslide

4.2.2　积石峡水库滑坡

积石峡水库滑坡位于青海省循化县的清水乡,地处积石峡水库的右岸,距离震中23 km。图12(a)所示为积石峡水库滑坡的Google Earth影像(2019年8月获取),该滑坡发育于一高陡斜坡体上,滑坡顶部高程2 340 m,斜坡底部积石峡水库高程1 840 m,形成了500 m的相对高差。从图12(a)中可以看到,滑坡正下方分布有大量建筑物及S201国道,坡体上有一建筑物及小型公路,滑坡后缘的陡坎显而易见。图12(b)、12(c)所示为采用降轨Sentinel-1影像计算获得的2018-03-27—2023-12-26的地表形变速率及时间序列,从图中可以看到,该滑坡体的最大年形变速率为−53 mm/a,2018-03-27—2023-12-14期间,滑坡体主要以线性形变为主,积石山地震造成其出现了超过3 cm的加速变形。该滑坡一旦发生失稳滑动,将会直接影响下方建筑物、公路等基础设施的安全和积石山水库的正常运营,因此在持续动态跟踪监测基础上,应对该滑坡体进行风险评估,避免产生链生灾害。

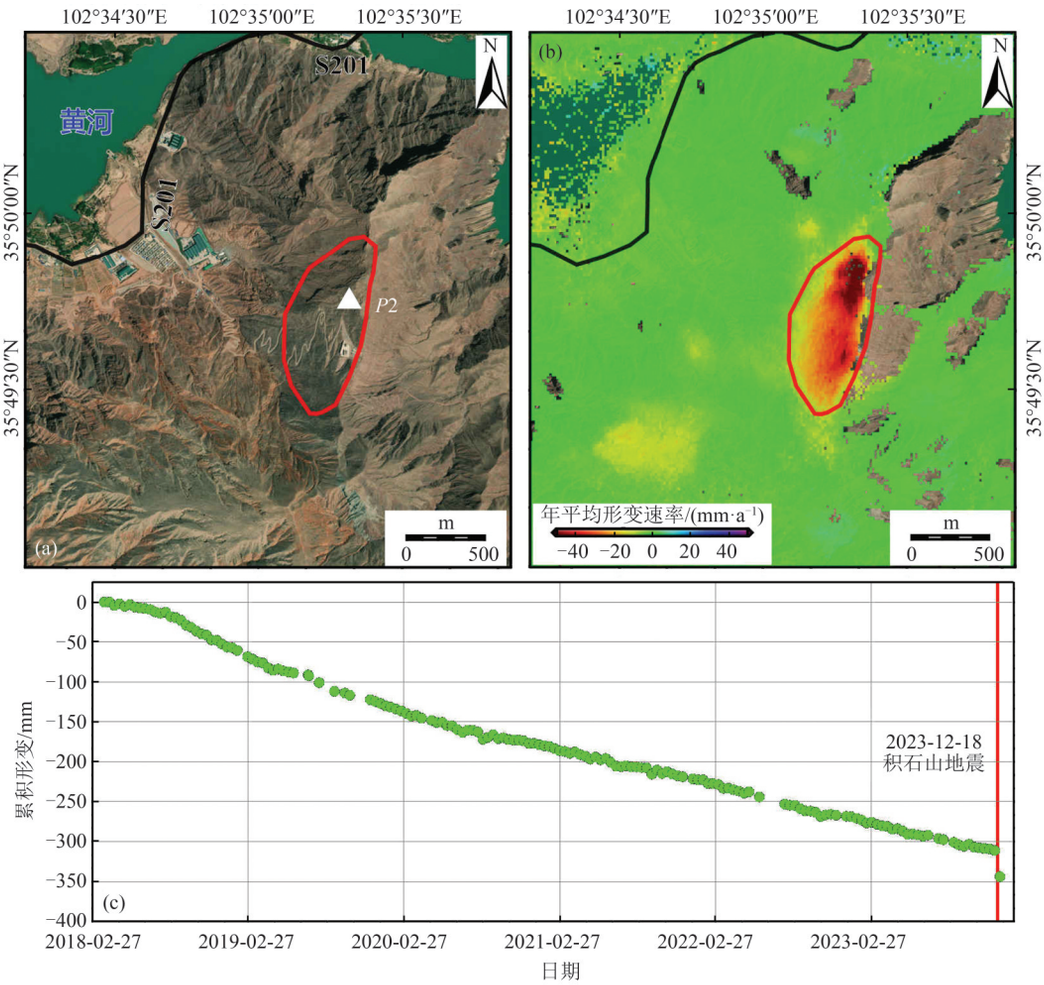



图12 积石峡水库滑坡Google Earth影像(a)、年平均形变速率(b)及时间序列(c)

Fig. 12 Google Earth Image (a), Annual Average Deformation Rate (b) and Time Series (c) of the Jishixia Reservoir Landslide

## 5 结 语

本文针对积石山震区活动滑坡调查识别及地震对滑坡变形影响相关研究较少的问题,建立了基于深度学习的活动滑坡自动化识别方法及序贯InSAR滑坡动态形变监测方法,采用2017年3月至2023年12月的341景升轨与降轨Sentinel-1影像获取了震中70 km范围内的地表形变速率和时间序列,并生成了活动滑坡分布编目图与密度图,揭示了2023-12-28积石山地震对滑坡变形的影响。取得的主要研究成果如下:

1)结合升、降轨InSAR相位梯度速率、地表形变速率及时间序列,在研究区域共计探测到2 021个活动滑坡灾害,发现6个高密度的滑坡分布区,震中积石山县虽未发现高密度的滑坡分布,但在东部区域发现低密度的滑坡分布,达到122个/$km^2$,该研究成果可为震区灾后重建工作提供科学数据支撑。

2)探测滑坡分布与断层、高程、坡度、河流、道路及坡向的相关性分析揭示构造运动、地震、坡度及坡向等内动力因子为研究区域滑坡的孕育提供了良好的地质及地形地貌条件,而河流的冲刷、侧蚀及人类工程活动等外部因子加速了滑坡的变形破坏,该研究成果对滑坡灾害的科学防灾减灾具有重要的意义。

3)积石山地震造成震中及周边区域的部分滑坡变形出现明显加速,威胁居民区、公路等基础设施和水库的安全运营,一方面,后续应对这些加速变形滑坡开展持续动态形变监测,另一方面应及时进行风险评估,避免失稳滑动造成的人民生命财产损失。

致谢:感谢欧洲空间局提供的Sentinel-1 SAR影像及30 m空间分辨率的DEM数据;以及甘肃省地矿局第三地质矿产勘查院协助野外调查验证。

## 参 考 文 献


[1] 王兰民, 柴少峰, 薄景山, 等. 黄土地震滑坡的触发类型、特征与成灾机制[J]. 岩土工程学报, 2023, 45(8): 1543-1554.
WANG Lanmin, CHAI Shaofeng, BO Jingshan, et al. Triggering Types, Characteristics and Disaster Mechanism of Seismic Loess Landslides[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2023, 45(8): 1543-1554.

[2] 许强, 彭大雷, 范宣梅,等. 甘肃积石山Ms 6.2地震触发青海中川乡液化型滑坡-泥流特征与成因机理[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240007.
XU Qiang, PENG Dalei, FAN Xuanmei, et al. Preliminary Study on the Characteristics and Initiation Mechanism of Zhongchuan Town Flowslide Triggered by the Ms 6.2 Jishishan Earthquake in Gansu Province[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240007.

[3] FAN X M, SCARINGI G, KORUP O, et al. Earthquake-Induced Chains of Geologic Hazards: Patterns, Mechanisms, and Impacts[J]. *Reviews of Geophysics*, 2019, 57(2): 421-503.

[4] 马思远, 许冲, 陈晓利. 地震崩塌滑坡危险性应急评估模型效果对比: 以2022年6月1日Mw 5.8芦山地震为例[J]. 地震地质, 2023, 45(4): 896-913.
MA Siyuan, XU Chong, CHEN Xiaoli. Comparison of the Effects of Earthquake-Triggered Landslide Emergency Hazard Assessment Models: A Case Study of the Lushan Earthquake with Mw 5.8 on June 1, 2022[J]. *Seismology and Geology*, 2023, 45(4): 896-913.

[5] 王立朝,侯圣山,董英,等. 甘肃积石山Ms 6.2地震的同震地质灾害基本特征及风险防控建议[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024,35(3): 108-118.
WANG Lichao, HOU Shengshan, Dong Ying, et al. Basic Characteristics of Coseismic Geological Ha-zards Induced by Ms 6.2 Jishishan Earthquake and Suggestions for Their Risk Control[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2024,35(3): 108-118.

[6] 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.
CHEN Bo, SONG Chuang, CHEN Yi, et al. Emergency Identification and Influencing Factor Analysis of Coseismic 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.

[7] 李为乐, 许强, 李雨森, 等. 2023年积石山Ms 6.2地震同震地质灾害初步分析[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2024, 51(1): 33-45.
LI Weile, XU Qiang, LI Yusen, et al. Preliminary Analysis of the Coseismic Geohazards Induced by the 2023 Ms 6.2 Jishishan Earthquake[J]. *Journal of Chengdu University of Technology* (*Science & Technology Edition*), 2024, 51(1): 33-45.

[8] 唐川. 汶川地震区暴雨滑坡泥石流活动趋势预测[J]. 山地学报, 2010, 28(3): 341-349.
TANG Chuan. Activity Tendency Prediction of Rainfall Induced Landslides and Debris Flows in the Wenchuan Earthquake Areas[J]. *Journal of Mountain Science*, 2010, 28(3): 341-349.

[9] 黄观文,景策,李东旭,等. 甘肃积石山Ms 6.2地震对滑坡易发区的变形影响分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230490.
HUANG Guanwen, JING Ce, LI Dongxu. et al. Deformation Analysis of the Ms 6.2 Jishishan Earthquake on the Landslide Hazard Areas[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230490.

[10] HUSSAIN E, WRIGHT T J, WALTERS R J, et al. Constant Strain Accumulation Rate Between Major Earthquakes on the North Anatolian Fault[J]. *Nature Communications*, 2018, 9(1): 1392.

[11] ELLIOTT J R, WALTERS R J, WRIGHT T J. The Role of Space-Based Observation in Understanding and Responding to Active Tectonics and Earthquakes[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 13844.

[12] WANG Y A, DONG J, ZHANG L, et al. Refined InSAR Tropospheric Delay Correction for Wide-Area Landslide Identification and Monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 275: 113013.

[13] LIU X J, ZHAO C Y, ZHANG Q, et al. Three-Dimensional and Long-Term Landslide Displacement Estimation by Fusing C- and L-band SAR Observations: A Case Study in Gongjue County, Tibet, China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 267: 112745.

[14] LIU X J, ZHAO C Y, 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.

[15] 赵超英, 刘晓杰, 张勤, 等. 甘肃黑方台黄土滑坡InSAR识别、监测与失稳模式研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 996-1007.
ZHAO Chaoying, LIU Xiaojie, ZHANG Qin, et al. Research on Loess Landslide Identification, Monitoring and Failure Mode with InSAR Technique in Heifangtai, Gansu[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 996-1007.

[16] 陆诗铭, 吴中海, 李智超. 2023年12月18日甘肃省积石山6.2级地震的控震构造及特征[J]. 地震科学进展, 2024, 54(1): 86-93.
LU Shiming, WU Zhonghai, LI Zhichao. Seismic Structure Characteristics of the 18 December 2023 M 6.2 Jishishan Earthquake, Gansu Province[J]. *Progress in Earthquake Sciences*, 2024, 54(1): 86-93.

[17] 李智敏, 李延京, 田勤俭, 等. 拉脊山断裂古地震与喇家遗址灾变事件关系研究[J]. 地震研究, 2014, 37(S1): 109-115.
LI Zhimin, LI Yanjing, TIAN Qinjian, et al. Study on the Relationship Between the Ancient Earthquake of Lajishan Fault and the Catastrophic Event of Lajia Site[J]. *Journal of Seismological Research*, 2014, 37(S1): 109-115.

[18] 吴庆龙, 张培震, 张会平, 等. 黄河上游积石峡古地震堰塞溃决事件与喇家遗址异常古洪水灾害[J]. 中国科学: 地球科学, 2009, 39(8): 1148-1159.
WU Qinglong, ZHANG Peizhen, ZHANG Huiping, et al. Weir Dam Break of Jishixia Ancient Earthquake in the Upper Reaches of the Yellow River and Abnormal Ancient Flood Disaster in Lajia Site[J]. *Science China Earth Sciences*, 2009, 39(8): 1148-1159.

[19] GOLDSTEIN R M, WERNER C L. Radar Interferogram Filtering for Geophysical Applications[J]. *Geophysical Research Letters*, 1998, 25(21): 4035-4038.

[20] LIU X J, ZHAO C Y, YIN Y P, et al. Refined InSAR Method for Mapping and Classification of Active Landslides in a High Mountain Region: Deqin County, Southern Tibet Plateau, China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 304: 114030.

[21] CAO Y M, HAMLING I, MASSEY C, et al. Slow-Moving Landslides Triggered by the 2016 Mw 7.8 Kaikōura Earthquake, New Zealand: A New InSAR Phase-gradient Based Time-Series Approach[J]. *Geophysical Research Letters*, 2023, 50(4): e2022GL102064.

[22] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016.

[23] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation [EB/OL]. (2017-07-17). https://arxiv.org/abs/1706.05587v3.

[24] WANG B H, ZHAO C Y, ZHANG Q, et al. Sequential Estimation of Dynamic Deformation Parameters for SBAS-InSAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(6): 1017-1021.