



引文格式:杨成生,李晓阳,张勤,等.基于InSAR技术的尼泊尔辛杜帕尔乔克区震后滑坡监测与分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(10):1684-1696.DOI:10.13203/j.whugis20230258

Citation: YANG Chengsheng, LI Xiaoyang, ZHANG Qin, et al. Monitoring and Analysis of Post-Earthquake Landslide in Sindhupalchowk District, Nepal Based on InSAR Technology[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(10): 1684-1696. DOI:10.13203/j.whugis20230258

基于InSAR技术的尼泊尔辛杜帕尔乔克区 震后滑坡监测与分析

杨成生¹ 李晓阳¹ 张勤¹ 魏云杰² 李祖锋³ 朱赛楠²

¹ 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安, 710054

² 中国地质环境监测院, 北京, 100081

³ 中国电建集团西北勘测设计研究院有限公司, 陕西 西安, 710065

摘要: 2015年尼泊尔 Mw 7.8大地震诱发了大量的山体滑坡,对尼泊尔境内与周边地区造成了严重的影响。选取离震中最近的辛杜帕尔乔克地区作为研究区,基于L波段ALOS-2和C波段Sentinel-1A两种合成孔径雷达数据,采用堆叠合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)技术开展震后滑坡的探测与识别,结合光学影像图定出滑坡隐患点14处。在此基础上,联合升降轨数据和多维小基线集(multidimensional small baseline subset, MSBAS)-InSAR技术获取了典型滑坡的二维时间序列形变特征,结果表明,该典型滑坡的主要形变发生在水平东西向,最大形变速率为-69 mm/a。同时,通过对该典型滑坡时间序列中的趋势项与周期项形变信号进行分析,发现地震对于滑坡运动具有明显的加速作用,且降雨量的增加使得滑坡位移在每年的8月—11月呈现出周期性变化,可为震后滑坡监测研究提供参考。

关键词: 尼泊尔;堆叠InSAR技术;多维短基线集技术;滑坡识别;形变监测

中图分类号: P227

文献标识码: A

收稿日期: 2023-08-14

DOI: 10.13203/j.whugis20230258

文章编号: 1671-8860(2023)10-1684-13

Monitoring and Analysis of Post-Earthquake Landslide in Sindhupalchowk District, Nepal Based on InSAR Technology

YANG Chengsheng¹ LI Xiaoyang¹ ZHANG Qin¹ WEI Yunjie² LI Zufeng³ ZHU Sainan²

¹ School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

² China Institute of Geo-Environment Monitoring, Beijing 100081, China

³ PowerChina Northwest Engineering Co. Ltd., Xi'an 710065, China

Abstract: Objectives: In 2015, the Mw 7.8 earthquake in Nepal caused landslides and seriously impacted Nepal and its surrounding areas. **Methods:** In this paper, the Sindhupalchowk area, which is close to the epicenter of the earthquake, is selected as the study area. First, based on the L-band ALOS-2 and C-band Sentinel-1A synthetic aperture radar data, the detection and identification of post-earthquake landslides are carried out by using stacking-InSAR(interferometric synthetic aperture radar) technology. Second, the two-dimensional time series deformation characteristics of a typical landslide are obtained by combining the ascending and descending orbit data and multi-dimensional small baseline subset-InSAR technology. **Results:** Combined with optical images, 14 hidden points of landslide are delineated. The main deformation of the typical landslide occurs in the horizontal east-west direction, and the maximum deformation rate is -69 mm/a. **Conclusions:** By analyzing the trend and periodic term deformation signals in time series of the

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFC3000404);国家自然科学基金(42174032);中央高校基本科研业务费项目(30102262206)。

第一作者: 杨成生, 博士, 教授, 主要从事地质灾害监测与机理反演相关方面的研究。yangchengsheng@chd.edu.cn

通讯作者: 李晓阳, 硕士。1610751021@qq.com

typical landslide, it is found that the earthquake has a significant acceleration effect on the landslide movement, and the increase of rainfall makes the landslide displacement show a periodic change from August to November every year. This paper can provide a reference for post-earthquake landslide monitoring research.

Key words: Nepal; stacking-InSAR; multidimensional small baseline subset (MSBAS); landslide identification; deformation monitoring

大地震的发生不仅会严重破坏震区环境,对人类的生命和财产安全构成威胁,还会诱发滑坡、崩塌、泥石流等多种次生地质灾害^[1]。2015 年 4 月 25 日 14 时 11 分,位于尼泊尔境内加德满都西北约 77 km 处的廓尔喀县发生了 Mw 7.8 地震。此次地震导致 9 000 多人死亡,2 万余人受伤,使得连接中国与尼泊尔的交通要道严重受损^[2-3],对双方的经济贸易与社会发展产生了巨大的影响。文献[4]通过震后考察和遥感影像对比分析表明,震后发生的多次强余震及强降雨触发了大量的山体滑坡及雪崩等次生地质灾害,加剧了震区的受灾程度,并波及印度与中国藏东南地区。

地震发生后,许多学者针对此次地震触发的大量滑坡开展了调查与研究。首先,文献[5-6]基于地面调查和影像解译等方法识别出同震滑坡,建立了包含滑坡位置、面积、边界范围等信息的滑坡编目。此后,国内外学者陆续开展了区域地震滑坡的空间分布特征和危险性评价等工作。如文献[7-8]通过绘制尼泊尔中部山区的滑坡敏感性图,发现滑坡的分布主要受到了局部地形地貌和地层岩性的控制作用,与大的板块构造背景的相关性较小。文献[9]结合已有的滑坡编目图,采用基于网格单元的判别模型将滑坡敏感性划分为 5 类,并且选取建筑物和道路两种因素做出风险评价,为城市规划及防灾减灾工作提供指导。文献[10-11]基于 Landsat 8 影像分别采用亚像素相关性匹配技术和主成分分析法,结合目视解译对震区滑坡的分布与数量进行了统计分析,结果表明滑坡易发于河谷两侧,与地形坡度有关。文献[12]利用多时相遥感影像解译出尼泊尔地震触发的滑坡 1 431 处,通过引入关联维数结合区域背景进行分析,发现大多数滑坡为新生滑坡体,且滑坡分布的空间关联性随着地震烈度的增加逐渐减弱。

以往关于 2015 年尼泊尔地震触发滑坡的研究主要是对地区滑坡分布规律及影响因素的分析,较少开展与滑坡形变监测相关的研究。由于尼泊尔境内地形复杂,多为高山峡谷,降水量大

且分布不均,极易诱发滑坡灾害,而实地滑坡调查在该地区难以开展。合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)技术凭借其覆盖范围广、穿透力强、全天候、全天时、精确获取微小形变等优势,克服了基于光学遥感影像识别滑坡主观性强、效率低等缺点,被广泛应用于滑坡探测与识别中^[13]。随着多模式、多平台、多波段合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)卫星的成功发射和 SAR 数据的不断积累,为利用 InSAR 技术开展地表形变的多维监测提供了有利条件^[14-16]。

开展青藏高原西南缘地区震后滑坡灾害调查和监测工作对服务沿线国家防灾减灾具有重要意义。本文在前人研究的基础上,以受地震影响严重的尼泊尔辛杜帕尔乔克区作为研究区,基于 Sentinel-1A 和 ALOS-2 两种 SAR 数据,开展了该地区震后滑坡隐患识别与监测研究,获取了研究区的地表形变速率图,并结合光学影像进行了滑坡隐患点的探测与识别;选取典型滑坡,利用多维小基线集(multidimensional small baseline subset, MSBAS)技术开展二维时间序列形变场分析,并探讨了地震和降雨事件对滑坡的影响,为青藏高原西南缘滑坡的灾害调查与防治工作提供技术服务和指导。

1 研究区域与数据

1.1 研究区概况

尼泊尔位于青藏高原南缘、喜马拉雅山南麓,由于印度板块与欧亚板块发生碰撞,形成了长达 2 500 km 的近东西向喜马拉雅造山带^[17]。区域内发育有多条活动逆冲断层,从北向南依次为西藏南部拆离断裂、主中央断裂(main central thrust, MCT)、主边界断裂(main boundary thrust, MBT)和主前缘断裂(main frontal thrust, MFT)。研究区及数据覆盖范围如图 1 所示。2015 年的 Mw 7.8 主震(28.230°N, 84.731°E)和 Mw 7.3 强余震(27.809°N, 86.066°E)发生在印度和欧亚板块俯冲-逆冲界面之间,该处为 MCT、MBT 和

MFT 3个逆冲断裂的聚集处(如图1中红色线段所示),即主喜马拉雅断裂。震源机制显示,本次地震为低角度逆冲断层型强震,震源深度为15 km,倾角极缓为 7° ,滑动角为 $101^{\circ}\sim 108^{\circ}$ [18]。根据震后公布的伤亡损失情况,中尼边境的东部山区受灾最为严重,震后的强降雨事件使得滑坡、泥石流等次生地质灾害频发且广泛分布。

文献[12]的滑坡解译结果表明,地震使得一些旧滑坡被重新激活,表现为范围扩大;同震滑坡大多数为新生滑坡体,以浅层中小型滑坡为主;滑坡数量随着地震烈度的增强急剧增加,有2/3的滑坡分布在IX度地震烈度区,其中辛杜帕尔乔克区最为密集。本文选取受地震影响严重的辛杜帕尔乔克地区开展滑坡灾害调查与监测研究,具体位置如图1中蓝色框所示。研究区内地形复杂,多为高山峡谷,地势起伏明显,由北向南逐渐增加,最高海拔可达8 848 m。气候为典型的热带-亚热带季风气候,降雨主要集中在

夏季(6月—9月),7月达到峰值。受到印度季风气候的影响,雨量充沛,明显高于中国南部地区,且随地形变化伴有分布不均的特点。

1.2 数据来源

本文收集了来自日本宇航局的L波段ALOS-2数据和欧洲空间局的C波段Sentinel-1A两种SAR数据。其中,ALOS-2数据的时间跨度为2014-09—2019-10,共23景;Sentinel-1A升/降轨数据的时间跨度为2017-01—2021-10,分别为141景和137景,时间间隔为12 d。两种SAR数据的空间覆盖情况如图1所示,基本参数见表1。同时,采用了美国国家航空航天局发布的30 m空间分辨率的航天飞机雷达地形测绘任务(shuttle radar topography mission, SRTM)数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据,用于SAR数据的适用性分析以及在SAR数据处理过程中进行地理编码和地形相位的去除。此外,Sentinel-1A卫星的精密定轨星历数据被用来纠正干涉图基线误差。

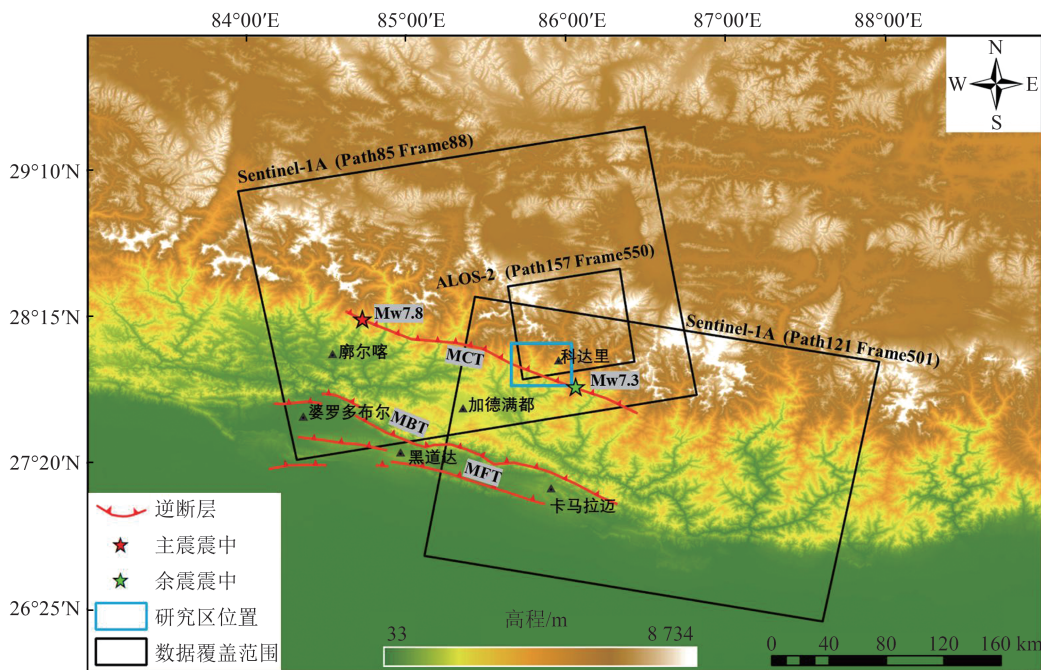


图1 研究区及数据覆盖范围示意图

Fig. 1 Diagram of the Study Area and InSAR Data Coverage Areas

2 研究方法及数据处理

2.1 相位堆叠 InSAR 技术

本文主要采用相位堆叠 InSAR 技术进行滑坡隐患点的识别,其基本假设是在独立的干涉图中,大气相位可看作时间上的随机信号,而区域上的形变表现为线性变化。在这种假设的基础上,将多幅差分干涉图的解缠相位进行叠加,

并以时间基线作为权重因子进行加权平均,有效削弱大气误差和DEM误差的影响,从而获取更为精确的地表形变信息[19-20]。该方法获取的结果为监测周期内的年均形变速率 r ,计算式为:

$$r = \left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot \varphi_i \right) / \sum_{i=1}^n w_i \quad (1)$$

其中, w_i 为第 i 幅干涉图的权, $w_i = \Delta t^{-1}$, Δt 为单

表 1 SAR 数据集的基本参数

Tab. 1 Basic Parameters of SAR Data Set

参数	ALOS-2	Sentinel-1A	
轨道方向	升轨	升轨	降轨
轨道号	157	85	121
入射角/(°)	40.555	39.326	33.901
航向角/(°)	-10.096	-10.053	-169.990
波段	L	C	C
影像数量	23	141	137
获取时间	2014-09— 2019-10	2017-01— 2021-10	2017-01— 2021-10

个干涉组合的时间基线; φ_i 为单个干涉图的解缠相位值。

2.2 多维短基线集技术

单一轨道卫星影像仅能获取滑坡沿视线向的一维形变场,不能反映地表的真实形变状态。根据雷达成像的几何关系,可以将视线向(light of sight, LOS)形变沿垂直、东西、南北 3 个方向进行分解,得到 3 个位移分量,可以表示为:

$$V_{\text{LOS}} = \cos \theta V_{\text{U}} - \sin \theta \cos \epsilon V_{\text{E}} + \sin \theta \sin \epsilon V_{\text{N}} =$$
$$\begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \cos \epsilon & \sin \theta \sin \epsilon \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{\text{U}} \\ V_{\text{E}} \\ V_{\text{N}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, V_{U} 、 V_{E} 、 V_{N} 分别代表垂直向、东西向、南北向的形变量; θ 和 γ 分别表示卫星传感器的入射角和方位角; $\epsilon = \gamma - 3\pi/2$ 。

由于雷达卫星近轨飞行的特点,导致 SAR 成像对于南北向形变不敏感,因此在实际情况中,通常忽略南北向位移,联合升/降轨数据的 InSAR 观测值,基于两个不同的入射角解算滑坡在垂直向和水平东西向的位移分量。2012 年, Sam-

sonov 等^[21]提出了 MSBAS 的概念,该技术是基于小基线集 (small baseline subset, SBAS) 技术对升/降轨数据进行处理后得到的解缠相位图进行地理编码,首先选取高相干的参考位置,通过地形校正将两组数据重采样至同一基准下,然后利用 Tikhonov 正则化方法构造时间矩阵,通过奇异值分解的方法进行解算,从而得到垂直分向和东西分向的二维形变速率,最后通过对形变速率进行数值积分重构得到二维时间序列结果。在南北向位移忽略不计的情况下,联合不同轨道 SAR 数据反演二维形变场的矩阵可以表示为:

$$\begin{pmatrix} -\cos \theta \sin \gamma \cdot E & \cos \gamma \cdot E \\ \lambda L \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} v_{\text{E}} \\ v_{\text{U}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\phi} \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中, E 为连续获取 SAR 影像的时间间隔; λ 为正则化参数; L 为零阶、一阶、二阶差分算子组成的正则化矩阵; v_{E} 和 v_{U} 分别表示水平东西向和垂直向的地表形变速率; $\hat{\phi}$ 代表统一坐标系下干涉对的位移测量结果。

2.3 数据处理

对 ALOS-2 数据集,设置时间基线阈值为 ± 700 d,空间基线阈值为 ± 500 m,共得到 146 个干涉对组合,经过对解缠相位连续性及噪声影响检查后,挑选出 70 个高质量干涉对进行后续处理(见图 2(a))。对于数据量较大的 Sentinel-1A 升/降轨数据,为了提高效率,在影像配准完成后进行了批量裁剪,仅保留了覆盖研究区的影像部分进行处理。时间基线与空间基线阈值分别设置为 ± 50 d 和 ± 100 m,升轨和降轨 SAR 影像分别生成 461 个和 445 个干涉对,剔除干涉质量较差的干涉对后,分别选取了 201 个和 209 个干涉对用于获取地表形变(见图 2(b)、图 2(c))。

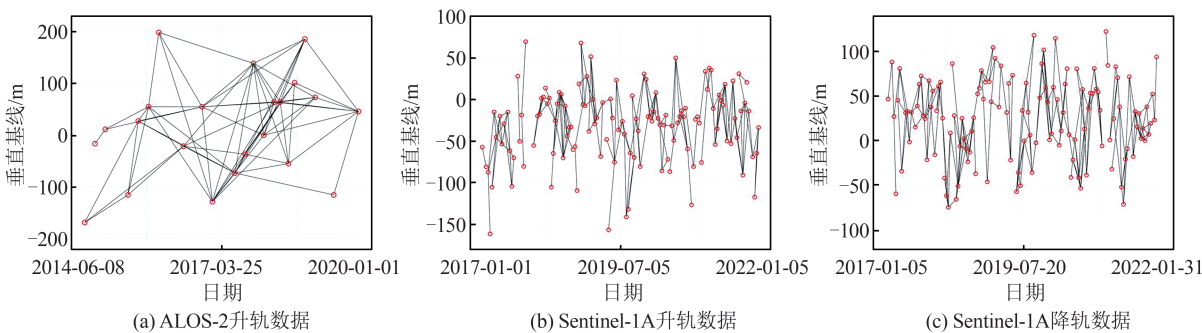


图 2 ALOS-2 和 Sentinel-1 SAR 影像时空基线

Fig. 2 Spatio-Temporal Baselines of ALOS-2 and Sentinel-1 SAR Images

图 3 为本文进行滑坡灾害调查与监测的技术方法流程图。主要步骤包括:(1)将每个 SAR 数据集分别通过差分处理生成干涉图,利用已有

DEM 作为外部高程数据去除地形及平地效应的影响;(2)采用自适应滤波方法去除干涉图中相位噪声的影响,选取高相干点,采用基于 Delau-

ray三角网的最小费用流方法进行相位解缠；(3)在解缠相位中通过多项式拟合去除影像中的大气和轨道误差,挑选高质量的解缠相位图,采用相位堆叠方法计算得到滑坡沿视线向的形变速率结果,在此基础上结合光学影像进行滑坡隐患点的圈定；(4)准备升/降轨解缠相位,并重采样至公共区域,按照式(3)进行MSBAS处理,得到典型滑坡的垂直向和东西向的二维形变速率及时序形变序列结果,并对典型滑坡时间序列中的趋势项与周期项形变信号进行分析,探讨地震和降雨事件对滑坡运动的影响。

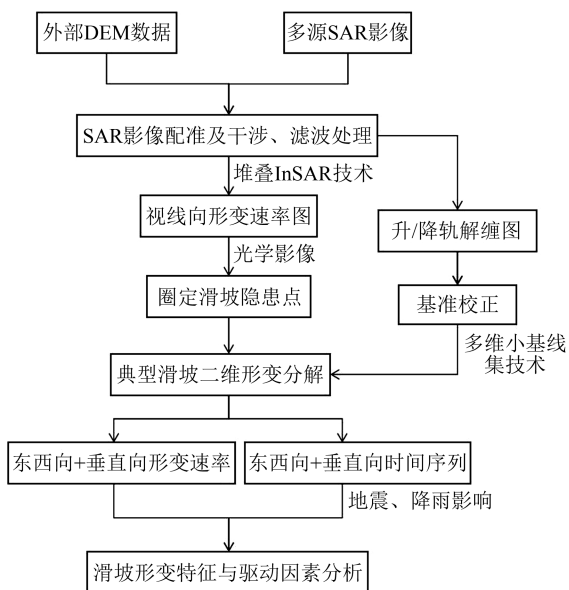


图3 滑坡灾害调查与监测技术方法流程图

Fig. 3 Flowchart of Landslide Hazard Investigation and Monitoring

3 监测结果与分析

3.1 滑坡隐患点识别与分析

3.1.1 滑坡隐患点识别

为了避免单一SAR数据源受几何畸变影响而造成滑坡的漏判与误判,尽可能地提高研究区地质灾害监测的精度与可靠性,本文采用相位堆叠InSAR技术分别对ALOS-2升轨数据和Sentinel-1A升/降轨数据进行处理,并获取了研究区的视线向年均形变速率,结果如图4所示。结合InSAR监测结果和光学影像,圈定了潜在滑坡体共14处,其中12个滑坡隐患点为两个及以上轨道数据共同识别。最大形变速率发生在4#滑坡,由ALOS-2升轨数据的监测结果可知,该滑坡2014—2019年的形变速率可达94 mm/a。虽然单个滑坡体可以被不同方向、不同轨道的数据共同识别,但是不同数据表现的形变量级和范围都略有不同,如6#滑坡体可以被3个不同轨道的数据共同识别,但Sentinel-1A降轨数据监测到该滑坡的形变范围和量级均低于其他两个轨道;4#滑坡可以被ALOS-2升轨数据和Sentinel-1A降轨数据共同识别,且两个轨道数据监测到的形变量级较为接近,但是最大形变发生位置有所不同,前者显示该滑坡的最大形变主要集中于坡体前缘,而后者显示该滑坡的最大形变发生在坡体后缘。究其原因,一方面是由于所采用的ALOS-2数据和Sentinel-1A数据时间跨度不同,另一方面是由于升/降轨卫星飞行姿态的不同所造成的形变敏感性不同。

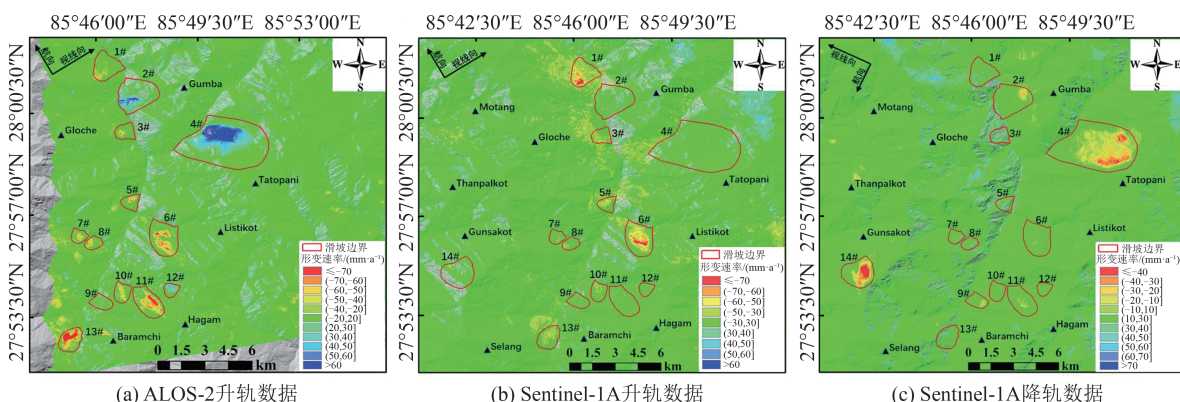


图4 研究区域视线向形变速率

Fig. 4 LOS Linear Deformation Rate of the Study Area

3.1.2 滑坡的分布特征

本文采用30 m分辨率的SRTM DEM数据提取到研究区的高程和坡度数据,结果如图5所示。研究区的高程范围分布在810~5 524 m,将

高程数据划分为8个级别: $\leq 1\ 000\text{ m}$ 、 $(1\ 000\text{ m}, 1\ 500\text{ m}]$ 、 $(1\ 500\text{ m}, 2\ 000\text{ m}]$ 、 $(2\ 000\text{ m}, 2\ 500\text{ m}]$ 、 $(2\ 500\text{ m}, 3\ 000\text{ m}]$ 、 $(3\ 000\text{ m}, 3\ 500\text{ m}]$ 、 $(3\ 500\text{ m}, 4\ 000\text{ m}]$ 、 $>4\ 000\text{ m}$,将斜坡

坡度划分为 7 个等级: $(0^{\circ}, 10^{\circ}]$ 、 $(10^{\circ}, 20^{\circ}]$ 、 $(20^{\circ}, 30^{\circ}]$ 、 $(30^{\circ}, 40^{\circ}]$ 、 $(40^{\circ}, 50^{\circ}]$ 、 $(50^{\circ}, 60^{\circ}]$ 、 $>60^{\circ}$, 将高程和坡度数据分别与滑坡隐患点的分布数量进行统计分析, 结果如图 6 所示。由图 6 可以看出, 探测到的滑坡主要分布在高程 1 500~2 500 m, 该范围内的滑坡数量占总体的 60% 以上; 滑坡分布在坡度 25° ~ 40° 最为集中, 占比达到 78%。一般而言, 坡度角越大, 斜坡的滑动势能越大, 越容

易发生滑动。但从图 6(b) 可以看出, 该地区的滑坡数量在 20° ~ 35° 范围内逐渐增加, 超过 35° 后滑坡数量随着坡度的增加开始减少, 这一滑坡分布特征与 2017 年四川九寨沟地震诱发的滑坡分布结果具有相似性^[22]。究其原因, 可能是由于地震滑坡坡度的分布受到了地层岩性的影响, 坡度较陡的地方多为坚硬的基岩, 在地震条件下不容易发生滑动^[23]。

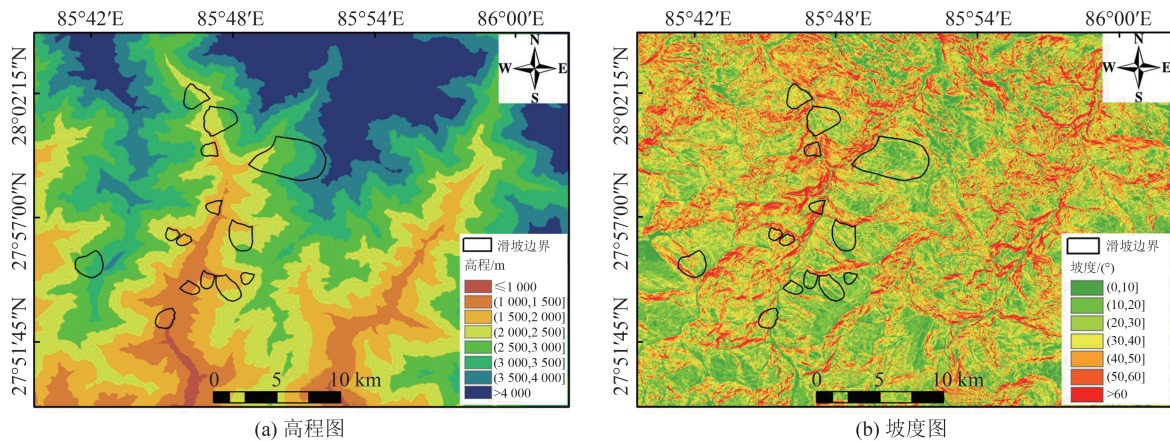


图 5 研究区域高程与坡度图

Fig. 5 DEM and Slope Map of the Study Area

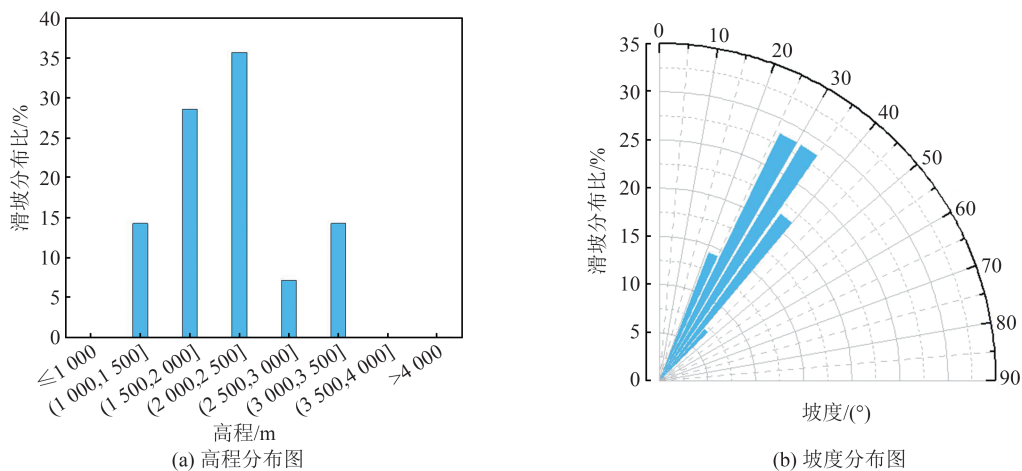


图 6 滑坡分布与高程和坡度统计分析

Fig. 6 Landslide Distribution with Statistical Analysis of Elevation and Topography Slope

3.2 典型滑坡形变结果

3.2.1 一维视线向形变

从图 4 可以看出, 4#滑坡体存在明显形变特征, 且面积最大, 因此本文选择 4#滑坡体作为典型滑坡进行形变特征详细分析, 其形变速率结果如图 7 所示。图 7(a) 为 4#滑坡的光学影像图, 可见该滑坡为一大型古滑坡, 滑坡边界清晰, 整体呈圈椅状, 后缘存在古滑坡壁, 中部可见滑坡台坎且发育有多处裂缝, 两侧存在冲沟和局部塌滑现象。图 7(b) 和图 7(c) 分别为 ALOS-2 升轨

数据和 Sentinel-1A 降轨数据重叠时间段 (2017—2019 年) 4#滑坡体的形变速率, 可以发现 4#滑坡在两种影像监测结果中表现出了不同的形变特征。对于 ALOS-2 升轨卫星成像情况, 滑坡的滑动方向朝向卫星, 年均形变速率为正值, 形变主要发生在坡体前缘, 最大视线向形变速率为 54 mm/a; 对于 Sentinel-1A 降轨卫星成像情况, 滑坡的滑动方向远离卫星, 年均形变速率为负值, 最大形变发生在坡体后缘, 且呈现出从坡顶到坡脚逐渐减弱的趋势, 最大形变速率为 -48 mm/a。

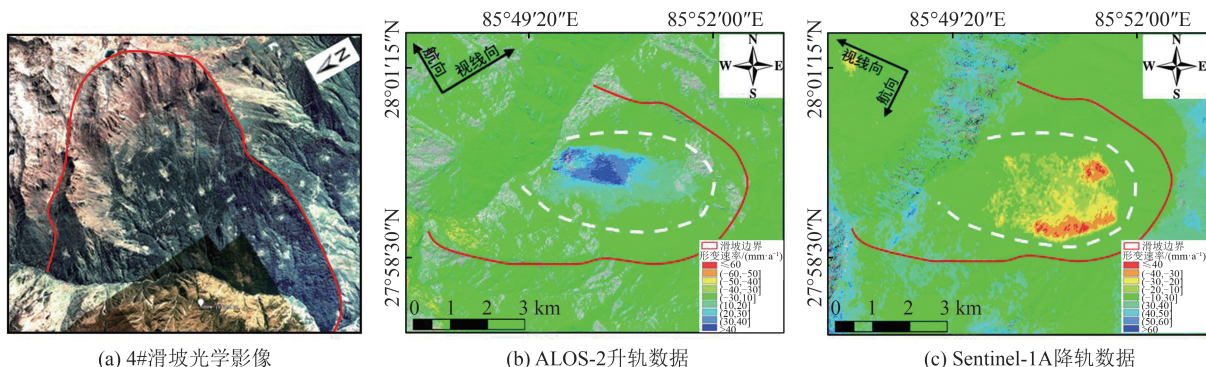


图7 4#滑坡视线向形变速率

Fig. 7 Deformation Rate of Landslide 4# in LOS Direction

3.2.2 二维形变特征提取

由于InSAR一维视线向形变监测受到航向、入射角及局部地形等因素的影响,导致不同平台获取的滑坡形变在空间位置和范围上存在差异,很难确定具体的运动方向。为此,本文联合ALOS-2升轨影像和Sentinel-1A降轨影像,利用MSBAS技术反演了4#滑坡的二维形变场,得到了该滑坡2017-09—2019-10的水平东西向和垂

直向形变速率,如图8所示。图8(a)为水平东西向形变速率图,正值表示向东运动,负值表示向西运动;图8(b)为垂直向形变速率图,正值表示抬升,负值表示沉降。从图8可以看出,滑坡在水平东西向的形变范围较大,且发生在滑坡体的中部及前缘,最大形变速率为 -69 mm/a ,而垂直向形变主要发生在滑坡后缘,最大形变速率为 -44 mm/a 。

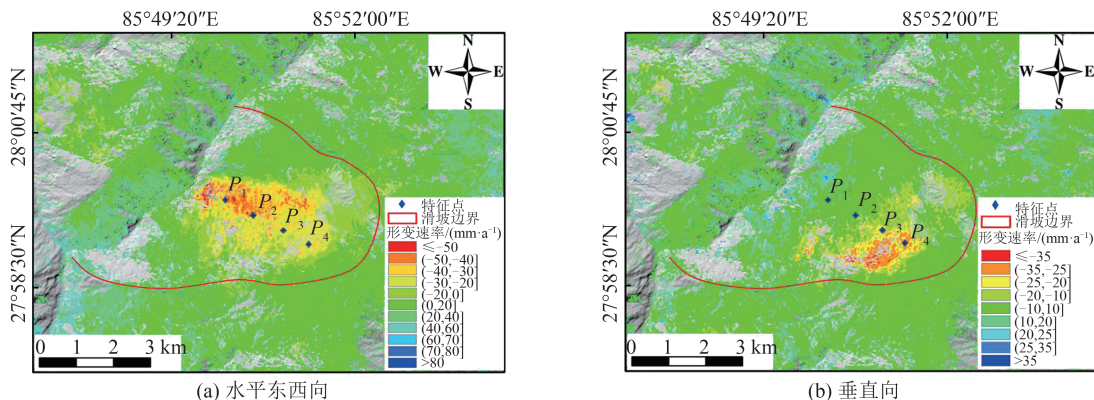


图8 4#滑坡二维形变速率

Fig. 8 2D Deformation Rate of Landslide 4#

在形变区域上选取了4个特征点 $P_1 \sim P_4$ (图8),分别提取4个点的水平东西向和垂直向时间序列形变结果,如图9所示。从图9(a)可以看出,4个点具有相似的形变趋势。位于坡体前缘的 P_1 点形变量级最大,累积形变量可达 -110 mm ,中部及后缘形变相对较小,从坡底到坡顶呈递减趋势,后缘 P_3 点的最大累积形变量为 -62 mm 。从图9(b)可以看出,位于坡体前中部的 P_1 、 P_2 点与中后部的 P_3 、 P_4 点形变趋势相反,且中后部累积形变量级更大, P_4 点最大累积形变量为 -61 mm , P_1 、 P_2 点累计形变量分别为 42 mm 和 22 mm 。由此可见,该滑坡是以滑移为主的推移式滑坡。

4 讨论

4.1 监测结果精度评定

由于没有研究区的外部测量数据,如GPS、水准数据等,本文选取4#滑坡,在滑坡的公共区域统计两个不同轨道监测结果的差值,进行内符合精度评定。考虑到ALOS-2和Sentinel-1卫星获取SAR影像的视线向形变基准存在差异,首先根据卫星的几何参数将各自的视线向形变结果转换至坡向,然后在4#滑坡形变区内统计两者坡向形变速率的差值,最后对求得的差值进行直方图统计。

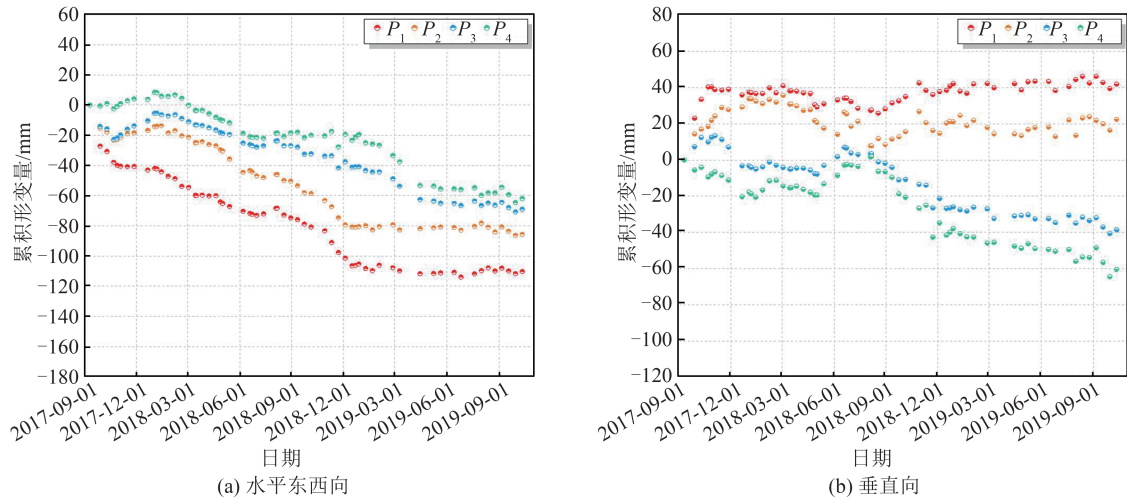


图9 滑坡特征点累积形变时间序列图

Fig. 9 Time Series of Cumulative Deformation of Landslide Characteristic Points

视线向与坡向间的转换因子 δ 以及形变

结果转换关系的计算式分别为:

$$\delta = \begin{bmatrix} -\sin \alpha \cos \beta & -\cos \alpha \cos \beta & \sin \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\sin \theta \cos \gamma \\ -\sin \theta \sin \gamma \\ \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$V_s = \frac{V_L}{\sigma} \quad (5)$$

式中, α 、 β 分别为斜坡的坡向、坡度,二者可利用相应的 DEM 数据计算得到; V_s 、 V_L 分别为视线向、坡向形变结果; σ 为转换系数。同时,为了避免转换过程中出现异常值,参见文献[24]提出的 ± 0.3 作为阈值,将 $|\delta|$ 的值限制在 0.3,从而保证转换结果中不会出现极端变化值。

图 10 为采用上述方法对 4# 滑坡的坡向形变残差进行统计分析得到的残差分布图。从图 10 可以看出,两种数据结果的残差呈近似正态分布,主要集中在 0 附近,差值范围在 $-2.06 \sim 2.14$ cm,标准差为 4.41 mm,低于最大形变速率的 10%,说明两种 SAR 数据获取的形变结果具有一定的可靠性。

4.2 升/降轨结果差异性分析

图 4 中典型滑坡在升/降轨形变速率中表现出不同的形变特征,本文将从可视性和灵敏度两个方面进行分析。研究区复杂的地形地貌和 SAR 卫星侧视成像的特点对雷达影像的几何畸变产生了重要的影响,主要表现为透视收缩、叠掩和阴影。几何畸变分为主动几何畸变和被动几何畸变^[25]。主动几何畸变是由于坡体本身与卫星入射角的关系对影像采集所造成的影响,而被动几何畸变是由邻近山体的地形影响所产生的叠掩、阴影现象。

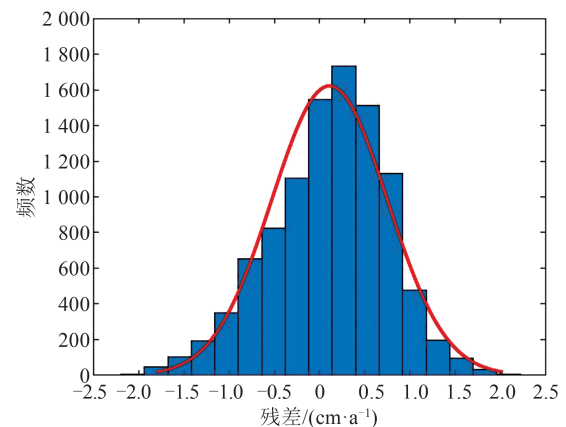


图10 4#滑坡坡向形变残差分布

Fig. 10 Distribution of Residual Deformation in Slope Direction of Landslide 4#

本文首先结合卫星的几何参数和文献[26]提出的 R-Index 模型计算了研究区的主动几何畸变,然后又基于 ArcGIS 的山体阴影模型计算了对应区域的被动几何畸变^[27],其中 R-Index 的计算式为:

$$R_{\text{Index}} = \sin(\theta - \beta \cdot \sin C) \quad (6)$$

式中, C 为方位校正因子,升轨数据 $C = \alpha - \gamma$,降轨数据 $C = \alpha + \gamma + 180^\circ$ 。

灵敏度 S 是指 SAR 卫星能测量到的斜坡滑动总量的百分比,即地面三维变形在雷达 LOS 方向上的投影,可以根据雷达 LOS 方向与滑坡运动的关系来计算^[28-29],计算式为:

$$S = \frac{\vec{V}_L \cdot \vec{V}_s}{|\vec{V}_L| \cdot |\vec{V}_s|} = (-\sin \alpha \cos \beta)(-\sin \theta \cos \gamma) + (-\cos \alpha \cos \beta)(-\sin \theta \sin \gamma) + \sin \beta \cos \theta \quad (7)$$

式中, \vec{V}_L 代表视线向的单位向量; \vec{V}_s 代表滑坡滑动方向的单位向量。灵敏度值越大, 滑坡运动的可测量百分比越高。当形变方向与 LOS 方向一致时, 灵敏度值为 1, 且可测量的百分比达到 100%; 当形变方向垂直于 LOS 方向时, 灵敏度值为 0。

依据上述方法, 分别计算研究区 Sentinel-1A 升/降轨数据的可视性和灵敏度, 图 11 为 4# 滑坡区域的计算结果。由图 11 可以看出, 降轨数据在该区域具有较好的可视性和较高的灵敏度, 更适合对该滑坡进行监测。升轨数据在该区域存在透视收缩和阴影现象, 且灵敏度明显

低于降轨数据, 不利于获取该滑坡体的形变特征。此外, 从光学影像(图 7(a))可以看出, 坡体植被覆盖茂密, 极易使得 InSAR 产生失相干现象。相较于 Sentinel-1A 数据而言, L 波段的 ALOS-2 数据波长较长, 可以较好地穿过植被, 能够保持较高的相干性, 有利于获取该区域的形变特征, 因此图 4 中 ALOS-2 升轨数据也很好地探测到了该滑坡。由于上述原因, 4# 滑坡在 Sentinel-1A 降轨数据和 ALOS-2 升轨数据获取的形变速率图上表现出了明显的形变特征, 而 Sentinel-1A 升轨数据未在该滑坡区域监测到明显形变。

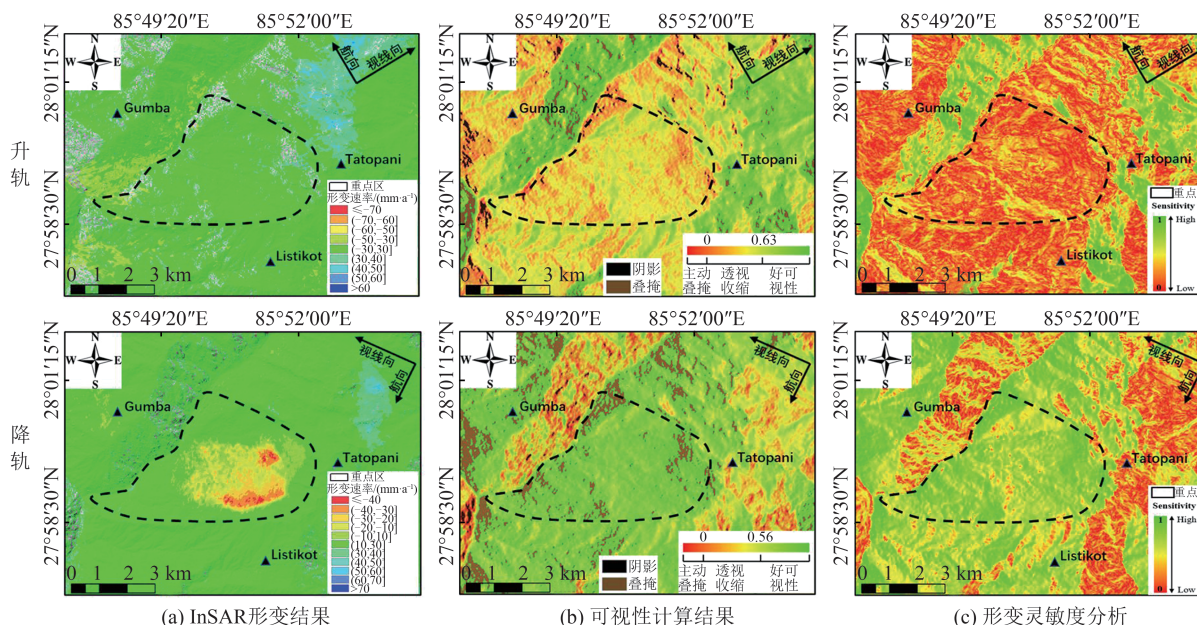


图 11 4#滑坡区域可视性和灵敏度计算结果

Fig. 11 Visualization and Sensitivity Results of Landslide 4#

4.3 地形及降水对滑坡活动的影响

获取 4# 滑坡 ALOS-2 升轨数据 (2014-09—2019-10) 的形变速率和时间序列结果, 如图 12 和图 13 所示。图 12(a) 为 4# 滑坡 5 年间的年均形变速率, 最大形变速率为 94 mm/a。在形变速率图上沿主滑方向绘制剖面 A-A', 提取相应的形变值, 如图 12(b) 所示, 可以看出坡体上部从上至下位移逐渐增大, 中部整体变形强烈, 最大形变发生在距离起点 730 m 处, 形变速率为 92 mm/a。

考虑到滑坡位移的演化过程非常复杂, 受到坡体自身地质条件和外界因素的共同影响, 本文采用文献 [30] 提出的奇异谱分析法 (singular spectral analysis, SSA) 对 ALOS-2 升轨数据的一

维时间序列进行分解与重构, 得到了形变特征点 $Q_1 \sim Q_5$ (位置见图 12(a)) 累积形变的趋势项 (图 13(a)) 与周期项信号 (图 13(b))。可以发现, 在地震发生前, 滑坡变形呈非线性趋势, 形变速率逐渐递减, 地震的发生加速了滑坡的变形, 速率明显增大, 加速过程持续了 8~9 个月, 之后形变速率开始趋于稳定, 整体呈现出近似线性变化趋势。本文收集了研究区 2015—2019 年的月降雨量数据, 与滑坡时间序列形变的周期项进行对比 (图 13(b)), 分析发现, 该地区的降雨主要集中在每年的 6 月—9 月, 降雨量的增大使得滑坡位移在每年的 8 月—11 月呈现出周期性变化, 之后随着降雨量的减少, 位移增长趋势逐渐变缓。

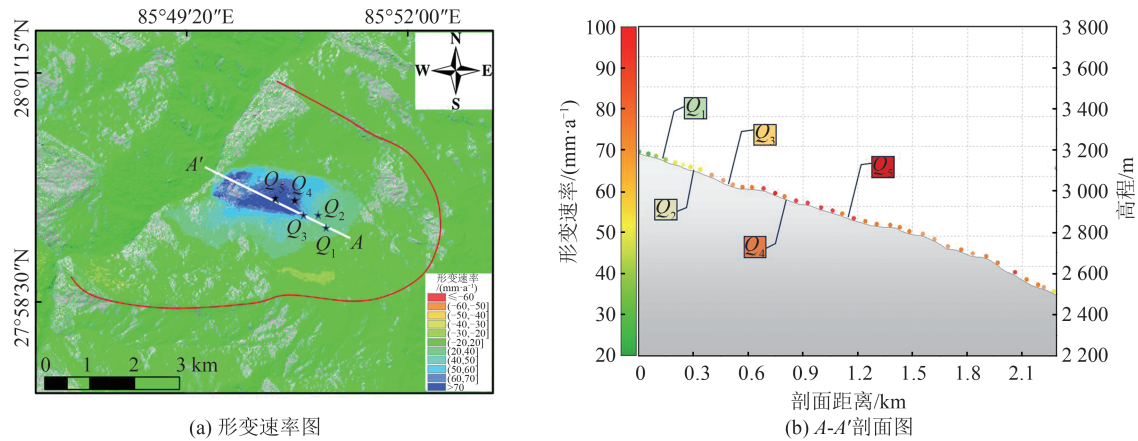


图 12 4#滑坡 2014—2019 年形变速率与剖面图

Fig. 12 Deformation Rate and Profile of Landslide 4# from 2014 to 2019

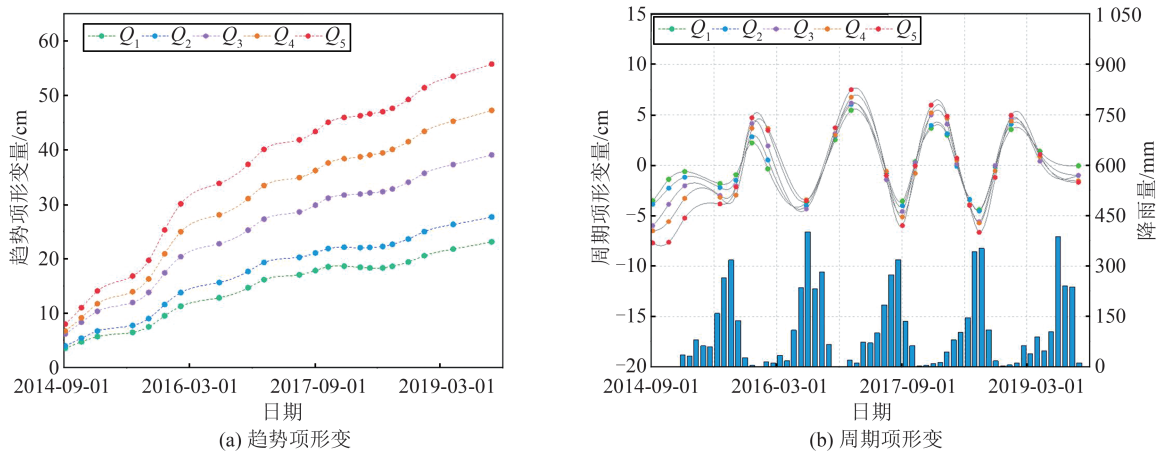


图 13 4#滑坡的趋势项与周期项形变时间序列

Fig. 13 Time Series of Trend Term and Periodic Term of Deformation of Landslide 4#

4.4 地震对滑坡活动的影响

图 14 为采用差分干涉测量技术获取的 ALOS-2 升轨影像在震前、跨越地震、震后 3 个时间段干涉对的滑坡形变结果。图 14(a)为震前干涉对(2014-11-15—2015-01-24)的形变速率结果,该时间段内滑坡区域未发生明显形变;图 14(b)、14(c)为跨越地震阶段(2015-04-25)的两个干涉对形变结果,2015-01-24—2015-06-27,仅在滑坡前缘发生了微小形变,2015-01-24—2015-11-14,形变图上表现出明显形变,且范围有所扩大;由图 14(d)、14(e)、14(f)可以看出,2015-06-27 之后震后滑坡的形变图中发现滑坡开始加速变形,且在形变量级和范围上逐渐递增。

通过对加速前后的变形曲线进行分段线性拟合,可以更好地认识地震作用对本次滑坡变形的影响。本文将 4#滑坡的形变过程划分为 3 个阶段:加速前、加速中和加速后。以 Q_3 点为例,对滑坡的时间序列结果进行线性拟合,如图 15 所示, a_1 、 a_2 、 a_3 分别表示不同加速阶段线性拟合的

斜率, R_1^2 、 R_2^2 、 R_3^2 分别表示不同加速阶段线性拟合的相关系数,其数值越接近 1 说明拟合效果越好。由图 15 可以看出,4#滑坡在受到地震影响的加速阶段结束后,滑坡的活动性相较于地震前有所减弱($a_3 < a_1$)。这里可以认为地震不仅加速了滑坡运动,而且也加速了坡体自身能量的释放,在能量释放以后,滑坡需要重新聚集足够的物质和能量来促使滑坡进行运动。由此可以推断,地震作用导致坡体的下滑力增加,抗剪强度降低,进而触发滑坡发生变形,并且在较长的时间内持续形变。夏季的持续降雨又使得坡体的孔隙压力升高,降低了边坡的稳定性,在一定程度上加速了滑坡变形。因此,推断该滑坡的运动受到了大地震与降雨共同作用的影响。

5 结 语

本文基于 ALOS-2 和 Sentinel-1A 两种 SAR 数据,对受 2015 年尼泊尔 Mw 7.8 地震影响严重

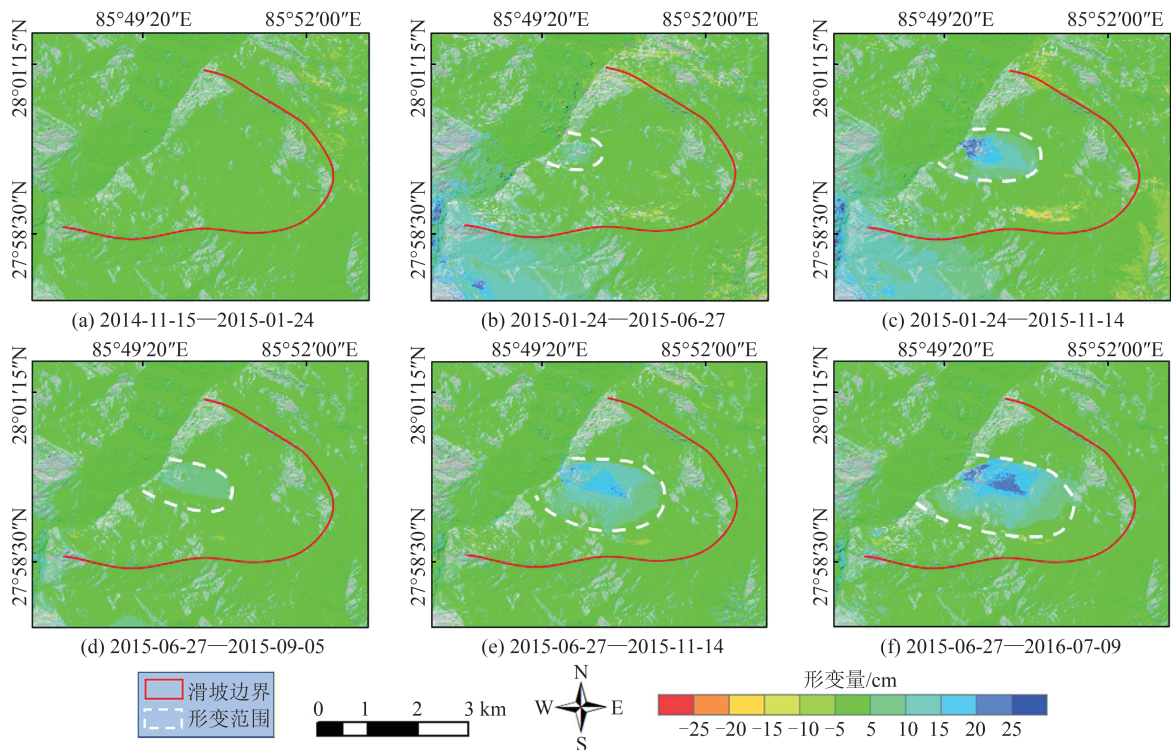


图 14 4#滑坡 ALOS-2 升轨数据震前、跨越地震与震后干涉对形变图

Fig. 14 Interferograms of Landslide 4# Before, over and After Earthquake from ALOS-2 Ascending Images

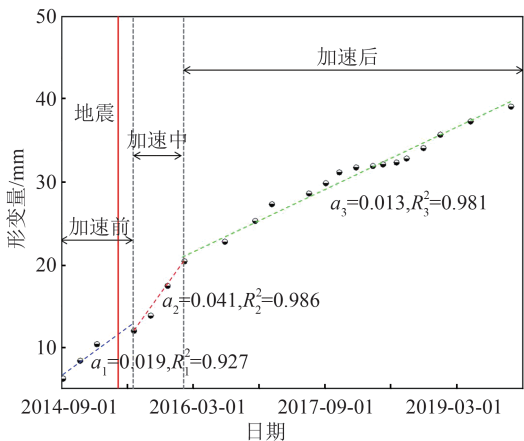


图 15 Q_3 点时间序列及线性拟合图

Fig. 15 Time Series and Linear Fitting at Q_3

的辛杜帕尔乔克地区进行了滑坡识别与监测研究。结合 InSAR 结果和光学影像,共圈定出滑坡隐患点 14 个,主要分布在高程 1 500~2 500 m 和坡度 20°~35°范围内。典型滑坡的二维形变结果表明,该滑坡的主要形变发生在水平东西向且后缘垂向形变较大,推测该滑坡为水平位移为主的推移式滑坡,最大水平位移速率为-69 mm/a,垂直向的最大形变速率为-44 mm/a。通过采用 SSA 方法分析典型滑坡时间序列中的趋势项与周期项形变信号,并结合不同时期的干涉对形变结果表明,该地区滑坡的运动受到了大地震与降雨共同作用的影响。

参 考 文 献

[1] Feng G C, Li Z W, Shan X J, et al. Geodetic Model of the 2015 April 25 Mw 7.8 Gorkha Nepal Earthquake and Mw 7.3 Aftershock Estimated from InSAR and GPS Data [J]. *Geophysical Journal International*, 2015, 203(2): 896-900.

[2] Roback K, Clark M K, West A J, et al. The Size, Distribution, and Mobility of Landslides Caused by the 2015 Mw 7.8 Gorkha Earthquake, Nepal [J]. *Geomorphology*, 2018, 301: 121-138.

[3] Wu Xinning, Yi Junmei, Zhou Shuli, et al. A Study on the Active Faults Structures and Geohazards Triggered by the Ms 8.1 Earthquake in Nepal [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2017, 44(4): 137-144. (武新宁, 易俊梅, 周淑丽, 等. 尼泊尔 Ms 8.1 级地震活动构造及次生地质灾害研究 [J]. *水文地质工程地质*, 2017, 44(4): 137-144.)

[4] Rosser N, Densmore A, Owen K. Landslides Following the 2015 Gorkha Earthquake: Monsoon 2016 [EB/OL]. [2023-05-23]. <http://ewf.nerc.ac.uk/2016/06/15/landslides-following-2015-gorkha-earthquake-monsoon-2016>.

[5] Collins B, Jibson R. Assessment of Existing and Potential Landslide Hazards Resulting from the April 25, 2015 Gorkha, Nepal Earthquake Sequence [R]. New York: US Geological Survey, 2015.

- [6] Kargel J S, Leonard G J, Shugar D H, et al. Geomorphic and Geologic Controls of Geohazards Induced by Nepal's 2015 Gorkha Earthquake[J]. *Science*, 2016, 351: aac8353.
- [7] Regmi A D, Dhital M R, Zhang J Q, et al. Landslide Susceptibility Assessment of the Region Affected by the 25 April 2015 Gorkha Earthquake of Nepal[J]. *Journal of Mountain Science*, 2016, 13(11): 1941-1957.
- [8] Liu Kang, Li Haibing, Li Yigang, et al. Landslide Distribution Pattern in the Himalayan Subduction Zone Based on Mw 7.8 Earthquake in Nepal[J]. *Acta Geologica Sinica*, 2019, 93(10): 2666-2677. (刘亢, 李海兵, 李亦纲, 等. 基于尼泊尔 Mw 7.8 地震的喜马拉雅俯冲带滑坡分布规律研究[J]. 地质学报, 2019, 93(10): 2666-2677.)
- [9] Valagussa A, Frattini P, Crosta G B, et al. Regional Landslide Susceptibility Analysis Following the 2015 Nepal Earthquake [C]//Workshop on World Landslide Forum, Cham, the Netherlands, 2017.
- [10] Ding Chao, Feng Guangcai, Zhou Yushan, et al. Nepal Earthquake Triggered Landslides Recognition and Deformation Analysis of Avalanches' Region [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(6): 847-853. (丁超, 冯光财, 周玉杉, 等. 尼泊尔地震触发滑坡识别和雪崩形变分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(6): 847-853.)
- [11] Chen Wenlong, Hou Yong, Li Nan, et al. Post-earthquake Landslide Detection in Nepal Based on Principal Component Analysis[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2020, 37(1): 166-171. (陈文龙, 侯勇, 李楠, 等. 基于主成分变换的滑坡识别方法及其在 2015 年尼泊尔地震中的应用[J]. 长江科学院院报, 2020, 37(1): 166-171.)
- [12] Jiang Ning, Su Fenghuan, Xu Jinghua, et al. Fractal Characteristics and Causes of Co-seismic Landslides in the Nepal Earthquake Extremely Stricken Areas[J]. *Mountain Research*, 2020, 38(5): 699-709. (蒋宁, 苏凤环, 徐京华, 等. 尼泊尔地震重灾区同震滑坡的分形特征及其原因分析[J]. 山地学报, 2020, 38(5): 699-709.)
- [13] Farina P, Colombo D, Fumagalli A, et al. Permanent Scatterers for Landslide Investigations: Outcomes from the ESA-SLAM Project [J]. *Engineering Geology*, 2006, 88(3/4): 200-217.
- [14] Dai Keren, Zhuo Guanchen, Xu Qiang, et al. Tracing the Pre-failure Two-dimensional Surface Displacements of Nanyu Landslide, Gansu Province with Radar Interferometry[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(12): 1778-1786. (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.)
- [15] Wang Zhiwei. Research on Resolving of Three-Dimensional Displacement from Multi-source InSAR Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(9): 1206. (王志伟. 基于多源 InSAR 数据的三维地表形变解算方法研究[J]. 测绘学报, 2019, 48(9): 1206.)
- [16] Yang Liye, Zhao Chaoying, Yang Chengsheng. Three-Dimensional Time Series Movement Analysis of the Cuolangma Glacier with PO-SBAS Technique [J]. *Progress in Geophysics*, 2020, 35(6): 2116-2123. (杨丽叶, 赵超英, 杨成生. PO-SBAS 技术用于错朗玛冰川三维时序运动特征分析[J]. 地球物理学进展, 2020, 35(6): 2116-2123.)
- [17] Tian Yingying. Post-seismic Evolution of the Landslides Triggered by the 2015 Nepal Earthquakes [D]. Beijing: Institute of Geology, China Earthquake Administration, 2020. (田颖颖. 2015 年尼泊尔地震震区滑坡的继发性和震后演化研究[D]. 北京: 中国地震局地质研究所, 2020.)
- [18] Zhang Guangwei, Lei Jianshe. Focal Mechanism Solutions of Moderate-sized Aftershocks of the 2015 Ms 8.1 Nepal Earthquake [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2015, 58(11): 4298-4304. (张广伟, 雷建设. 2015 尼泊尔 Ms 8.1 地震中等余震震源机制研究[J]. 地球物理学报, 2015, 58(11): 4298-4304.)
- [19] Onn F. Modeling Water Vapor Using GPS with Application to Mitigating InSAR Atmospheric Distortions[D]. Stanford: Stanford University, 2006
- [20] Kang Ya. Landslide Detection and Monitoring over Southwestern Mountainous Area with InSAR [D]. Xi'an: Chang'an University, 2016. (康亚. InSAR 技术在西南山区滑坡探测与监测的应用[D]. 西安: 长安大学, 2016.)
- [21] Samsonov S, d'Oreye N. Multidimensional Time-series Analysis of Ground Deformation from Multiple InSAR Data Sets Applied to Virunga Volcanic Province [J]. *Geophysical Journal International*, 2012, 191(3): 1095-1108.
- [22] Wu C H, Cui P, Li Y S, et al. Seismogenic Fault and Topography Control on the Spatial Patterns of Landslides Triggered by the 2017 Jiuzhaigou Earthquake [J]. *Journal of Mountain Science*, 2018, 15(4): 793-807.

- [23] Xu Chong, Xu Xiwei, Zheng Wenjun. Compiling Inventory of Landslides Triggered by Minxian-Zhangxian Earthquake of July 22, 2013 and Their Spatial Distribution Analysis [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2013, 21(5): 736-749. (许冲, 徐锡伟, 郑文俊. 2013年7月22日岷县漳县 Ms 6.6 级地震滑坡编录与空间分布规律分析[J]. 工程地质学报, 2013, 21(5): 736-749.)
- [24] Herrera G, Gutiérrez F, García-Davalillo J C, et al. Multi-sensor Advanced DInSAR Monitoring of very Slow Landslides: The Tena Valley Case Study (Central Spanish Pyrenees) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128: 31-43.
- [25] Dai Keren, Zhang Lele, Song Chuang, et al. Quantitative Analysis of Sentinel-1 Imagery Geometric Distortion and Their Suitability Along Sichuan-Tibet Railway [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1450-1460. (戴可人, 张乐乐, 宋闯, 等. 川藏铁路沿线 Sentinel-1 影像几何畸变与升降轨适宜性定量分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1450-1460.)
- [26] Cigna F, Bateson L B, Jordan C J, et al. Simulating SAR Geometric Distortions and Predicting Persistent Scatterer 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.
- [27] 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.
- [28] Wang Y A, Liu D L, Dong J, et al. On the Applicability of Satellite SAR Interferometry to Landslide Hazards Detection in Hilly Areas: A Case Study of Shuicheng, Guizhou in Southwest China [J]. *Landslides*, 2021, 18(7): 2609-2619.
- [29] Plank S, Singer J, Minet C, et al. Pre-survey Suitability Evaluation of the Differential Synthetic Aperture Radar Interferometry Method for Landslide Monitoring [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(20): 6623-6637.
- [30] Broomhead D S, King G P. Extracting Qualitative Dynamics from Experimental Data [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1986, 20(2/3): 217-236.