引文格式:闫开云,李江,许强,等.综合遥感精准解译红层岩质滑坡四维特征:以垮梁子滑坡为例[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(7):1404-1414.DOI:10.13203/j.whugis20230118

Citation: YAN Kaiyun, LI Jiang, XU Qiang, et al. Accurate Interpretation of Four-Dimensional Characteristics of Red-Bed Rock Landslide by Comprehensive Remote Sensing: Taking Kualiangzi Landslide as an Example[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(7):1404-1414.DOI:10.13203/j.whugis20230118

综合遥感精准解译红层岩质滑坡四维特征:以垮梁子滑坡为例

闫开云[1] 李 江[1,2] 许 强[2] 吴宁安[1] 张 继[1]
龚 涛[1] 刘 义[3]

1 四川省地质工程勘察院集团有限公司,四川 成都,610072
2 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室,四川 成都,610059
3 北京兴遥数据科技有限公司,北京,102211

摘 要:红层滑坡具有隐蔽性强、突发性高、成因机理复杂等特点,人工地面调查或单一遥感手段难以对其精准解译。以垮梁子特大型红层岩质滑坡为例,采用机载激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)、光学遥感、合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)综合遥感技术,对滑坡标志三维空间形态、滑坡水平方向及沿雷达视线方向时空变形演化规律的综合四维特征开展精准解译。结果表明,LiDAR成果解译出滑坡边界与裂缝33条、鼓丘5处、垮塌3处;采用多时相光学影像数据结合高分辨率数字高程模型山体阴影图,捕捉典型特征点变形位移,解译了研究区53 a内时空演化规律,最大水平位移量为40 m,位于滑坡中部;小基线集、干涉图堆叠时序InSAR技术破译滑坡中部近年来持续抬升,最大抬升速率为55 mm/a。研究成果可实现对红层岩质滑坡四维特征的精准解译,为红层地区滑坡灾害识别与防治提供指导。

关键词:综合遥感;红层岩质滑坡;四维特征;垮梁子滑坡

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-07-06

DOI:10.13203/j.whugis20230118 **文章编号**:1671-8860(2025)07-1404-11

Accurate Interpretation of Four-Dimensional Characteristics of Red-Bed Rock Landslide by Comprehensive Remote Sensing: Taking Kualiangzi Landslide as an Example

YAN Kaiyun[1] *LI Jiang*[1,2] *XU Qiang*[2] *WU Ning'an*[1] *ZHANG Ji*[1] *GONG Tao*[1] *LIU Yi*[3]

1 Sichuan Institute of Geological Engineering Investigation Group Co. Ltd, Chengdu 610072, China
2 State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenviroment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China
3 Beijing Xingyao Data Technology Co. Ltd, Beijing 102211, China

Abstract: **Objectives**: Due to the characteristics of red-bed landslide, such as strong concealment, high suddenness and complex formation mechanism, it is difficult to accurately interpret the landslide by artificial ground survey or single remote sensing method. **Methods**: Taking Kualiangzi super-large red-bed rock landslide as an example, light detection and ranging (LiDAR), optical remote sensing and interferometric synthetic aperture radar (InSAR) comprehensive remote sensing technologies are used to accurately interpret the comprehensive four-dimensional characteristics of the three-dimensional spatial form of landslide signs, the horizontal direction of landslide and the spatio-temporal deformation evolution law in the line of sight direction. **Results**: LiDAR results have interpreted 33 landslide boundaries and cracks, 5 drums and 3

基金项目:四川省科技计划(2021YFSY0036,2022YFG0047);四川省地矿局科技创新项目(SCDKZCKJXM-2021064)。

第一作者:闫开云,硕士,从事综合遥感数据处理、数据融合、地质灾害研究。keringyan@163.com

通信作者:李江,博士生,高级工程师。815332772@qq.com

collapses. Multi-temporal optical image data were combined with high-resolution digital elevation model hillshade map to capture the deformation and displacement of typical feature points, and interpret the spatio-temporal evolution law of the study area in 53 years. The maximum horizontal displacement is 40 m, which is located in the middle of the landslide. The InSAR technique of small baseline subsets and interferometer stacking shows that the central part of the landslide has been continuously uplifted in recent years, and the maximum uplifting rate is 55 mm/a. **Conclusions:** The research results can accurately interpret the four-dimensional characteristics of red-bed rock landslide, and provide guidance for the identification and prevention of landslide disasters in red-bed areas.

Key words: comprehensive remote sensing; red-bed rock landslide; four-dimensional characteristics; Kualiangzi landslide

红层是典型的易滑地层,在中国广泛分布,红层滑坡具有群发性和突发性高、隐蔽性强等特点[1]。传统的地面调查手段受作业装备、人员效率、地质环境条件、调查成本等因素限制,难以精准解译滑坡特征。近年来,随着机载激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)、光学遥感、合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)等技术的快速发展,借助以上手段可获得滑坡灾害多尺度、全方位、高精度的调查成果,为大型复杂红层滑坡这类隐蔽性灾害识别研究提供重要途径。

近年来,LiDAR技术作为"三查"体系的重要手段[2-4],广泛应用于植被茂密、地形复杂地区地质灾害范围解译[5-8],文献[9]总结了各类地质灾害地貌识别标志、解译方法,给出了高植被覆盖山区地质灾害激光点云采样密度建议值。目前,机载LiDAR技术多用于确定滑坡边界等宏观信息,但针对红层岩质滑坡常见的拉陷槽、鼓丘、前缘垮塌等微地貌特征未建立相应的识别标志,难以实现对滑坡的精细化解译。对于滑坡识别及其空间形态变化规律分析,高精度光学遥感影像具有覆盖范围广、分辨率高、影像信息丰富等优势。文献[10-12]通过灾害发生前后的高精度遥感影像,完成了对九寨沟、金沙江地质灾害特征解译,文献[13]利用多期次光学遥感影像对比分析滑坡的空间形态变化规律。对于变形周期超长的复杂滑坡,变形前期的影像资料对于变形规律的研究至关重要,随着美国锁眼卫星影像数据的公开,相关学者开展了基于锁眼卫星数据的地震破坏分析[14-15]、滑坡变化特征分析[16],由于锁眼卫星影像拍摄历史久远,存在无坐标系、地形起伏引起的畸变差大等问题,需要进行配准及畸变差改正后才可应用于滑坡变形研究。将锁眼历史影像与近期高精度遥感影像相结合,对探索滑坡长期变形规律提供了有力的数据支持。时序InSAR技术因高效率、高精度、低成本等优点成为滑坡的识别和变形监测的重要手段[17-18],但InSAR监测数据受到地形、植被影响较大[19-20],以中国四川红层地区为例,红层分布地形以丘陵为主,地表植被覆盖度较高,小基线集(small baselines subset,SBAS)和干涉图堆叠(stacking)时序InSAR技术在四川红层区域的监测适用性仍需进一步论证。

针对以上问题,本文以垮梁子特大型红层岩质滑坡为例,利用综合遥感技术对滑坡标志三维空间形态、滑坡水平方向及视线向(line of sight,LOS)时空变形演化规律的综合四维特征展开精准解译:采用LiDAR技术获取滑坡三维空间形态,利用锁眼卫星、谷歌地球与无人机航测多时相光学影像数据结合高分辨率数字高程模型(digital elevation model,DEM)山体阴影图解译滑坡水平变形规律,采用SBAS、Stacking时序InSAR技术获取滑坡近年来的LOS时空演化规律。

1　垮梁子特大型红层岩质滑坡概况

垮梁子滑坡位于四川盆地中部中江县冯店镇,滑坡区属于构造剥蚀深丘地貌,滑坡纵向长约590 m,横向宽约1 170 m,高差约110 m,滑体平均厚度为50 m,体积约为31.5×10^6 m^3,滑坡总体呈缓陡相间的台阶状,滑坡区域平均坡度10°~20°,前缘存在多级陡坎,具有较好的临空条件。

滑坡区出露基岩主要为侏罗系蓬莱镇组上段和第四系全新统滑坡堆积层,其中侏罗系蓬莱镇组上段岩性为砂岩与泥岩、粉砂岩互层,砂岩占65%以上。岩层整体倾向330°~340°,倾角为2°~5°。滑坡堆积层主要分布在垮梁子滑坡拉陷槽西侧的滑体部分,成分为完整的砂岩夹泥岩。

据现场调查访问,自20世纪40年代以来,坡

体先后经历1949年、1981年两次剧烈滑动。1949年暴雨导致坡体第一次产生大的滑动,后续受降雨影响坡体持续变形,地表裂缝逐渐贯通扩张形成拉陷槽,滑坡后缘形成陡壁。1981年滑坡发生第二次剧烈滑动,坡体整体向前推进导致前缘大量房屋破坏,后缘形成3级拉陷槽地貌。1981年至今,滑坡处于持续蠕滑阶段[21-22]。

2 综合遥感精准解译红层岩质滑坡

2.1 实验数据

本文采用机载LiDAR、光学遥感、InSAR技术精准解译垮梁子特大型红层岩质滑坡四维特征:利用机载LiDAR获取高精度点云数据生成山体阴影图,用于解译滑坡标志;采用多时相光学遥感影像结合DEM山体阴影图解译滑坡平面变形规律;InSAR技术用于获取滑坡的LOS变形信息。相关数据主要技术参数如表1所示。

2.2 机载LiDAR精细化解译滑坡标志

数据获取时间为2021年12月,采用6旋翼无人机KWT-X6L-15搭载RIEGL VUX-1LR LiDAR,飞行航高300 m,飞行速度8 m/s,获取的激光点云数据平均密度优于200点/m^2。点云数据处理采用Terra Solid软件,通过宏命令经点云去噪、滤波、分类,同时结合人工判读修正分类结果,获取研究区的真实地表点云数据,分类后地面点平均密度优于22点/m^2。利用分类出的地面点构建了高精度DEM,分辨率为0.5 m,坐标系为2000国家大地坐标系,1985国家高程基准。同时,对同轴获取的光学影像采用Pix4Dmapper进行处理,制作了研究区正射影像图,分辨率0.1 m,用于辅助滑坡解译。

表1 研究数据汇总表

Table 1 Summary of Research Data

技术手段	数据类型	实验数据	数据获取时间	分辨率	用途
机载LiDAR	点云	DEM(山体阴影图)	2021年	0.5 m	滑坡标志解译、平面变形分析
光学遥感	多时相光学影像	锁眼卫星影像	1968年	2.7 m	平面变形分析
		谷歌地球影像	2003年	0.27 m	平面变形分析
		无人机航测DOM	2021年	0.1 m	平面变形分析
InSAR	SAR影像	哨兵1号A星	2018-01—2022-03	5 m × 20 m	LOS变形分析

2.2.1 利用LiDAR点云生成山体阴影图

利用DEM生成山体阴影时需要考虑太阳方位角及高度角参数[23],不同方位角和高度角的配置对于局部特征的展现效果差异较大。垮梁子滑坡坡向大约为270°,分别设置90°、180°、270°、360°这4个方向(见图1)的光照,可以发现90°方向(与坡向相反)的山体纹理最清晰且色彩均匀,180°、360°两个方向(与坡向垂直)的山体纹理较为清晰且滑动方向山脊左、右侧色彩不一致,270°方向(与坡向一致)山体纹理最弱。太阳高度角根据地形坡度进行调整,同一方位角,太阳高度角越大,区域范围明暗对比越弱。

观察不同太阳方位角照射的山体阴影图,初步确定滑坡边界及各区域变形特征,同时以三维地表模型为基础绘制剖面线,用于解译裂缝宽度,裂缝深度等信息。将山体阴影图解译成果与区域高精度正射影像相结合,对解译成果进行优化,从而获取滑坡微地貌标志。

2.2.2 滑坡典型标志解译

确定滑坡边界旨在找准滑坡前、后缘以及左、右侧边界的位置。滑坡的后缘主要是对拉陷槽、拉裂缝进行识别。滑坡前缘的确定,临空条件较差区域主要是通过斜坡前缘隆起现象判定,临空条件较好的区域通过出现局部溜滑、垮塌等现象进行识别。左、右侧边界可结合山脊、山谷等等地形特征以及拉裂缝的走向进行确定。

垮梁子滑坡后缘拉陷槽通过山体阴影图(图2(a)、图2(b))观察因滑坡移动产生的陡崖,陡崖区域整体较暗。同时沿滑坡滑动方向绘制剖面线,通过剖面线(图2(c))可直观发现拉陷槽宽度以及陡崖高差。

滑坡裂缝在色彩亮度上表现为明显的阴影区,结合区域地形起伏情况对阴影区进行佐证,出现明显的凹地形可初步判别为拉裂缝(图3)。

鼓丘与周围地貌特征呈现出一定的差异性(图4),在地形特征上存在明显的“反翘”,鼓丘的判别主要通过3种途径:(1)通过山体阴影图的亮度差异进行判断,在图像上鼓丘一侧的亮度一般明显高于附近其他区域;(2)通过三维模型进行直接识别,旋转三维模型,根据地形起伏的变化

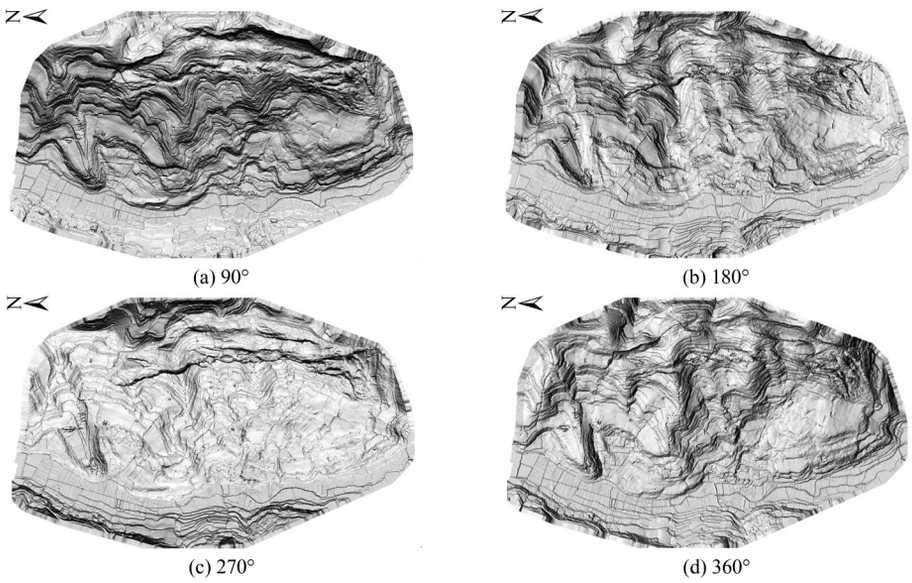
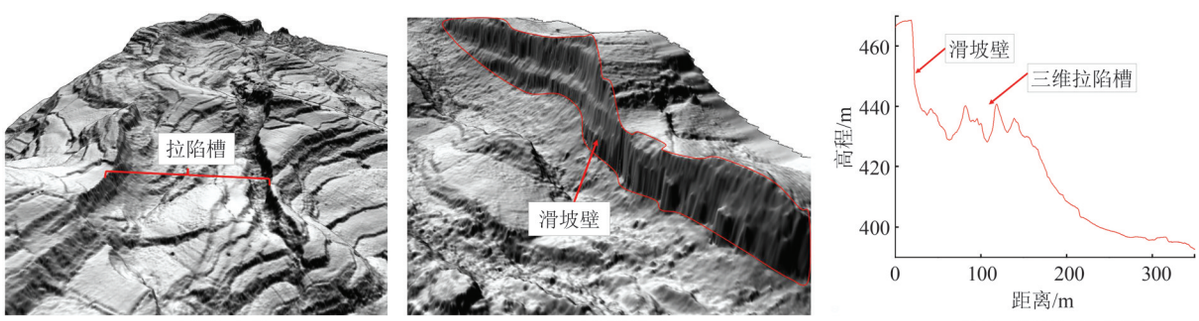


图 1　不同太阳方位角生成的山体阴影

Fig. 1　Hillshade Maps Generated by Different Solar Azimuths



(a) 后缘拉陷槽　　(b) 后缘滑坡壁　　(c) 滑坡后缘剖面线解译

图 2　滑坡后缘解译标志

Fig. 2　Identification Mark of Landslide Trailing Edge

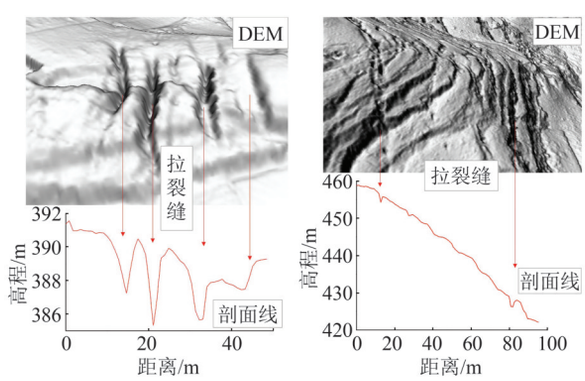


图 3　滑坡裂缝解译标志

Fig. 3　Identification Mark of Landslide Crack

识别鼓丘;(3)通过绘制滑坡剖面线识别,鼓丘在曲线上存在明显凸起部分,可用于直接识别鼓丘的宽度和高度特征。

前缘垮塌区域主要是利用区域地形特征和图像纹理特征进行确定,以垮梁子滑坡前缘左侧垮塌为例,滑坡前缘垮塌通常具有较好的临空条件,观察区域整体地形特征,初步筛选出疑似垮塌区,进一步通过局部地形特征(图 5)发现:滑坡垮塌区域地形与未变形区域地形存在明显的差异,垮塌的发生导致原始耕地阶梯状地表形态消失,陡缓分明的区域变成坡度一致的斜坡。结合区域纹理特征,相对于未发生垮塌区域,垮塌区域纹理较为粗糙,且区域颜色较深。

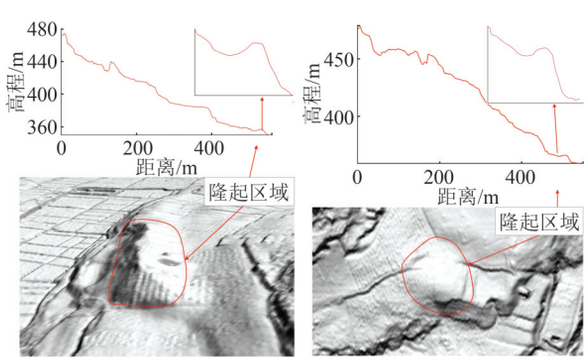
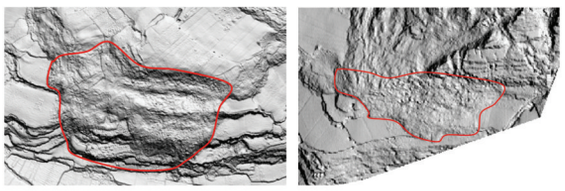


图 4　滑坡隆起区域解译标志

Fig. 4　Identification Mark of Landslide Uplift Area



(a) 前缘垮塌区 (b) 左侧垮塌区

图5 滑坡前缘垮塌区解译标志

Fig. 5 Identification Mark of Landslide Front Collapse Area

2.3 多时相影像+DEM解译滑坡平面变形规律

研究垮梁子滑坡形态历史变形规律,采用的影像数据包括:锁眼卫星获取的1968年地面分辨率为2.7 m全色影像,谷歌地球获取的2003年地面分辨率0.27 m多光谱影像,无人机获取的2021年滑坡区域高精度数字正射影像(digital orthophoto map,DOM))和DEM(山体阴影图)。

2.3.1 多时相影像数据融合

将多源、多时相影像数据与DEM整合,分析滑坡变形规律[24]。对锁眼卫星影像、谷歌地球影像两类数据成果进行如下融合处理:

1)影像拼接。锁眼卫星获取一景影像包括多个图幅,每一个图幅为单独的TIF文件,且没有位置信息,实际应用过程中,需要将多张像片进行拼接处理,影像的拼接采用Photoshop基于相邻图幅之间重叠区域进行匹配完成。谷歌地球影像的拼接采用ArcGIS软件完成。

2)地理配准。锁眼卫星影像无位置属性,谷歌地球影像也存在一定的位置偏差,影像地理配准工作采用ArcGIS软件完成,将所有影像设置到同一坐标系下,通过选择河流转折点、道路交叉点等不易发生变化的区域为控制点进行配准。由于研究区域可获取最早的锁眼卫星数据距今已有50余年,区域地形地貌变化较大,以及植被覆盖的影响,采用谷歌地球获取的2003年卫星影像、机载LiDAR获取的DEM生成的山体阴影图辅助控制点的选择。

3)锁眼卫星影像正射校正。通过地理配准结果发现,在研究区域范围内,锁眼卫星影像在靠近河流、沟谷等低海拔地区的地理配准效果较好,地形起伏较大的区域投影差显著增加。以1968年锁眼卫星影像为例,测量研究区四周未变形山地区域发现,海拔增加100 m产生的投影差约为29.3 m,变形区域投影差平均变形方位角近似相等,约为9.5°。研究滑坡区域的变形,在完成地理配准后的影像上选取特征点,利用DEM获取特征点对应的高程信息,根据区域投影差的变形规律完成特征点的正射校正并恢复到正确位置。

2.3.2 影像特征点匹配

利用某一期影像在滑坡区域范围内确定特征点,并查找该特征点在他期影像中的相应位置,以分析滑坡平面变形规律。根据锁眼卫星获取的1968年影像(图6(a))、谷歌地球获取的2003年影像(图6(b))、无人机获取的2021年区域正射影像(图6(c))对比发现,1968年历史影像植被覆盖率极低,便于直接观察滑坡各区域的地形信息。2003年影像植被覆盖率较低,除滑坡后缘左侧发育大面积植被以外,其他区域植被较少,能较为清晰地识别地形信息。2021年正射影像植被覆盖率较高,除在滑坡前缘左、右侧存在较少区域的耕地以外,其他区域植被发育较好,难以识别地形信息。由于锁眼卫星分辨率相对较低,区域地表环境变化大,仅通过不同时期可见光遥感影像选取特征点数量有限,难以准确反映滑坡整体变化情况。采用LiDAR获取区域地面点,生成滑坡区域山体阴影图(图6(d)),可直接观察典型地形特征点,有效解决植被覆盖导致特征点选择困难的问题。

对比光学影像选择特征点,特征点一般选择在不同期次影像中色彩差异较大、明暗界线清晰且有明显转角等容易识别的位置。滑坡研究区域特征点的选择主要包括耕地的L形边界、耕地林地交界处、道路交叉点等区域(图7(a)、图7(b))。

利用山体阴影图选择特征点,主要包括具有明显转折角的陡坎边界、坡体范围内小型凹槽等(图7(c)~7(e))在小范围具有明显地形变化的区域,相关区域在影像中明暗差异较大。

2.4 InSAR解译滑坡LOS变形规律

结合研究区地形特征,选用哨兵1号A星合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)影像数据,包括2018-01—2022-03共计122景升轨数据。DEM采用由日本经济产业省和美国航空航天局联合研制并免费面向公众分发空间分辨率为30 m的ASTER GDEM数据用于去除地形相位。轨道数据采用精密定轨星历数据,用于对卫星轨道信息进行修正,去除因轨道误差产生的影响。

2.4.1 区域植被覆盖度分析

由于InSAR技术难以适用于高植被覆盖地区的滑坡识别与监测,因此,计算研究区区域归

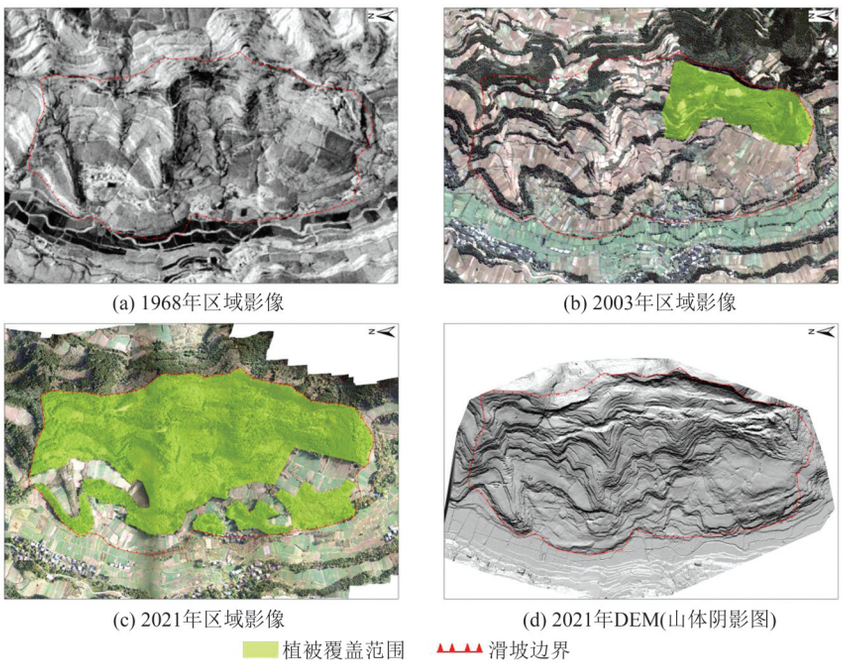


图 6　多时相遥感影像

Fig. 6　Multi-temporal Remote Sensing Images

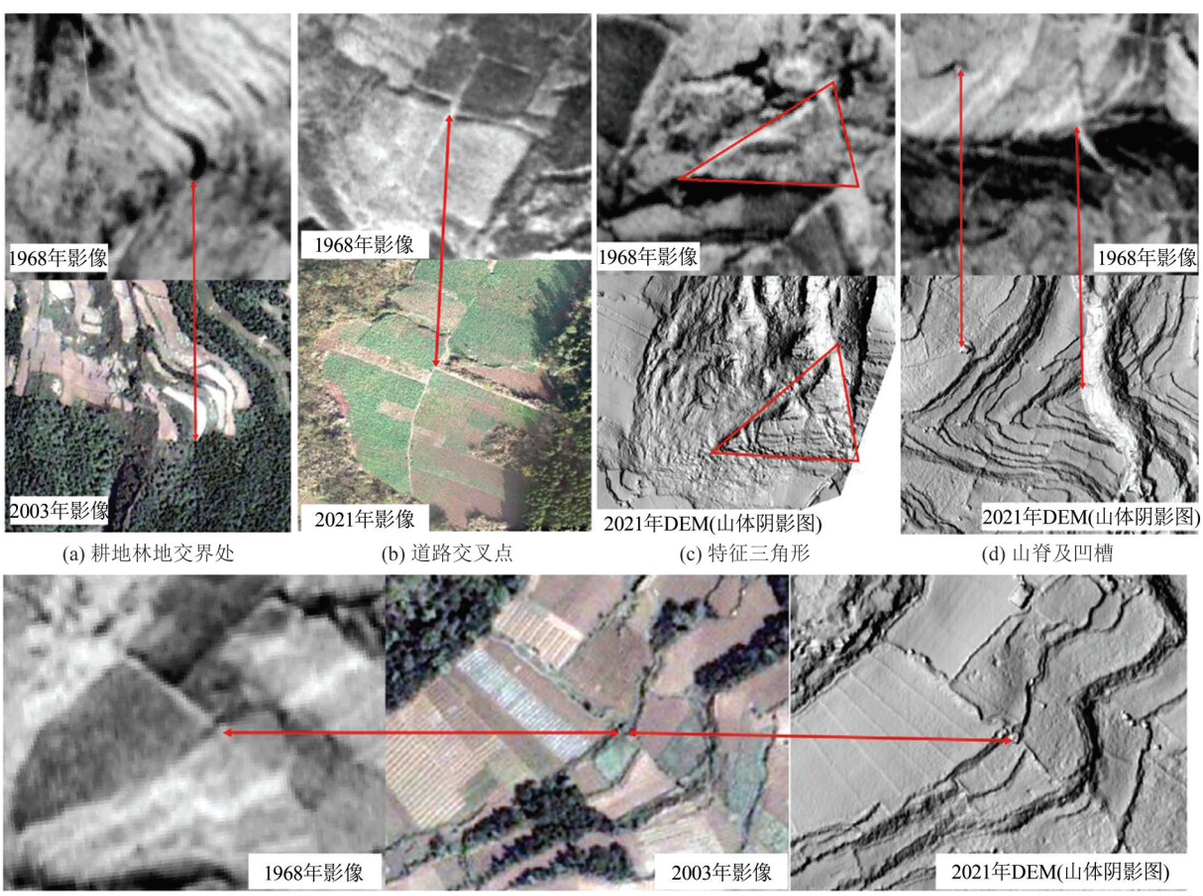


图 7　多时相光学影像和 DEM 提取特征点

Fig. 7　Extraction of Feature Points Based on Multi-temporal Optical Image and DEM

一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)(图 8),通过对比区域 NDVI 和 SBAS、Stacking 时序 InSAR 成果,了解不同植被指数下的 InSAR 成果的数据相关性,用于判别时

序InSAR技术在不同植被覆盖情况下的适用情况,为InSAR在高植被覆盖地区进行滑坡识别与监测提供参考。分析研究区域夏、冬两季植被覆盖情况,夏季NDVI为0.47~0.89,均值为0.78,从分布情况来看,滑坡西侧(中前缘)植被覆盖度较低,NDVI为0.47~0.89,滑坡东侧(后缘)植被覆盖度较高,NDVI为0.71~0.89。冬季NDVI为0.33~0.9,均值为0.75,在滑坡中部植被覆盖度较低。对比夏、冬两季NDVI发现,该滑坡区域常年植被覆盖度较高,NDVI均值长期大于0.7。

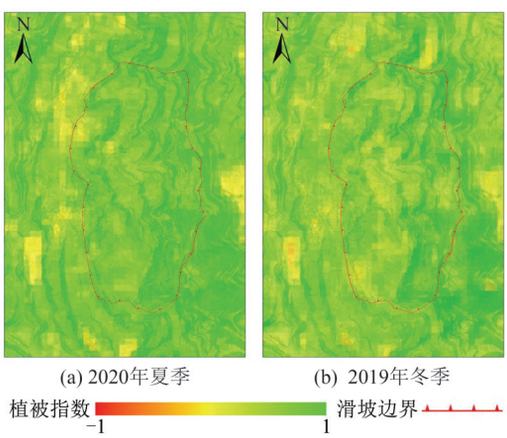


图8 研究区NDVI

Fig. 8 NDVI in the Study Area

2.4.2 时序InSAR监测

采用SBAS、Stacking两种时序InSAR方法进行数据处理,SBAS是为解决差分干涉测量(differential InSAR,D-InSAR)方法中空间基线过长导致失相干问题而提出,充分利用短基线高相关性的相干目标点,采用最小二乘法获得相干目标点的时序形变结果。Stacking数据处理方法是基于D-InSAR生成干涉图结果,经过解缠将相位加权叠加,最终获取地表的形变速率结果[25]。根据两种时序InSAR结果综合分析,初步掌握时序InSAR技术在研究区域的适用性,并解译滑坡的LOS变形规律。

3 垮梁子滑坡四维变形特征综合分析

采用综合遥感技术精准解译垮梁子特大型红层岩质滑坡平面、LOS历史变形四维特征:LiDAR解译滑坡典型微地貌特征,多时相影像与高精度DEM融合分析滑坡53 a内水平变形,时序InSAR技术精准掌握滑坡LOS变形。

3.1 滑坡标志解译结果

LiDAR结果(图9)显示滑坡长约590 m,宽约1 170 m,面积为0.62 km^2,明确滑坡后缘拉陷槽范围,拉陷槽长约975 m,最大宽度约为193 m,约0.15 km^2。识别滑坡体裂缝33条,其中横向裂缝27条,纵向裂缝6条。前缘隆起区5处,最大隆起区域面积为6 160 m^2,位于前缘中右侧,最小隆起区域面积为2 120 m^2,位于滑坡前缘中部左侧。垮塌3处,位于滑坡前缘左侧,面积约36 327 m^2。

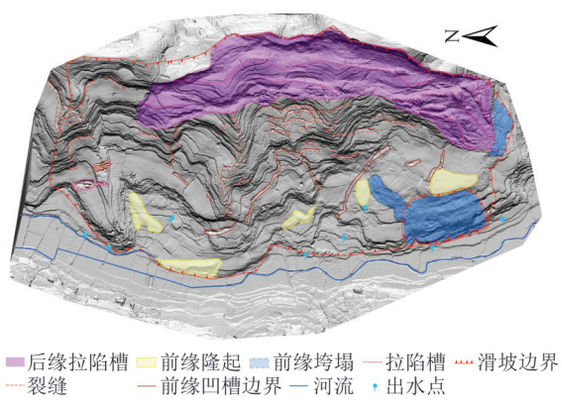


图9 垮梁子滑坡LiDAR解译图

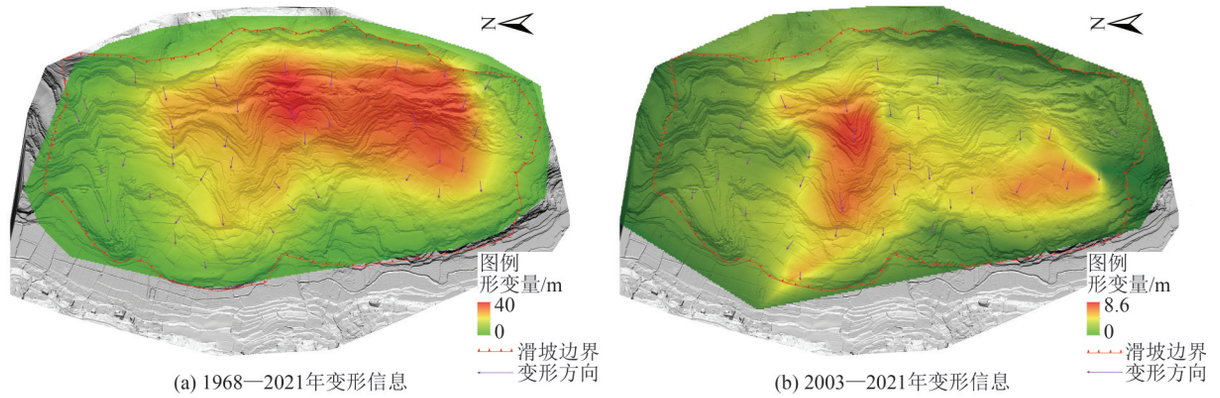
Fig. 9 LiDAR Interpretation Map of Kualiangzi Landslide

3.2 滑坡平面变形规律

在不同期次影像中选择特征点并进行匹配,特征点经插值后得到滑坡整体变形信息。确定1968—2021年变形特征点59对,且均匀地分布在斜坡范围内(图10(a)),其中变形较大的点位于滑坡后缘中部及滑坡后缘左侧,最大变形量为40 m,滑坡整体变形方向与坡向一致。匹配2003至2021年变形特征点43对(图10(b)),变形较大区域位于滑坡中部山脊线附近以及滑坡左侧中部。最大变形量为8.6 m,位于滑坡中部山脊。

3.3 滑坡LOS变形规律及时序InSAR适用性

根据SBAS方法得到垮梁子滑坡年均变形速率图(图11):SBAS滑坡后缘失相干严重,存在大面积空白区域;在滑坡中前缘具有一定的相干性,得到部分区域的变形信息。从相干性较好区域的变形结果分析,滑坡前缘变形量较小,较为稳定;滑坡中部存在大面积的抬升区域,最大抬升速率约为30 mm/a;滑坡南侧(左侧)出现沉降局部沉降,最大沉降速率约为30 mm/a。从在滑坡变形区域提取1~4号共4处特征点,绘制2018-01—2022-03累积沉降图(图12)所示,最大抬升位于2号点区域(滑坡中部),累积抬升量为90 mm,最大沉降量位于4号点区域(滑坡前缘左侧),累积沉降量约为100 mm。



(a) 1968—2021年变形信息　　(b) 2003—2021年变形信息

图 10　垮梁子滑坡历史变形图

Fig. 10　Historical Deformation Maps of Kualiangzi Landslide

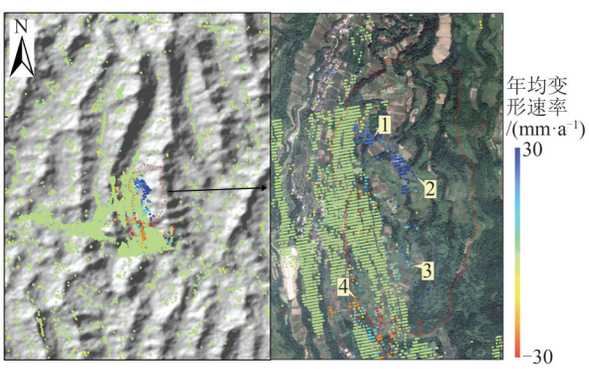


图 11　基于SBAS的年均变形速率图(2018—2022年)

Fig. 11　Average Annual Deformation Velocity Rate by SBAS(2018—2022)

Stacking探测结果显示,2018—2022年期间年均变形速率图(图13),在垮梁子滑坡范围内出现宽约800 m、长约300 m的抬升区域,最大抬升位于滑坡东部(滑坡中后缘),抬升速率为55 mm/a,滑坡西部(前缘)变形相对较为缓慢。

时序InSAR结果显示,SBAS获取最大年均变形速率为30 mm/a,Stacking为55 mm/a,SBAS和Stacking获取的滑坡年平均变形趋势总体一致。垮梁子滑坡与其他典型滑坡InSAR探测结果相反,相比滑坡以沉降为主的变形特征,垮梁子滑坡本次InSAR探测结果未发现明显的后缘沉降区域,滑坡变形主要表现为大范围的抬升,这与垮梁子滑坡属于平推式滑坡的变形机理相吻合,由于滑坡倾角较小,滑坡中、后缘地形坡度远大于滑坡倾角,滑坡发生时,滑体中、后缘高海拔区域向前移动代替原有地形,从而滑坡监测结果表现为抬升。

对比区域NDVI和SBAS、Stacking时序InSAR成果表明,SBAS探测结果在植被指数低于0.7的区域能够获取一定的相干点,植被指数大于0.7的区域失相干严重,相关区域存在空白。Stacking结果受地形误差、大气误差以及耕地区域人为活动等因素的影响,探测结果中出现的局部变形主要为误差产生的噪点,垮梁子滑坡区域Stacking探测结果显示,滑坡出现明显的抬升变形,且抬升变形在较大范围内表现出一致性。相比于SBAS结果而言,Stacking结果对于滑坡区域整体变形信息获取更加完整,形变区探测结果与实际调查滑坡范围较为一致。

3.4　垮梁子滑坡四维变形特征

综合多源遥感数据结果,LiDAR成果数据解译垮梁子滑坡面积约为0.62 km^2,经过多年的变形逐步形成三级拉陷槽,在滑坡前缘出现明显鼓丘及垮塌地形。利用1968年锁眼历史影像与2021年影像数据、高精度山体阴影图进行对比分析,滑坡整体变形方向与坡向基本一致,局部变形朝着优势面发展,其中滑坡中左区域、中右区域坡体位移方向朝着中部凹地形发展,滑坡历史整体变形中部及左侧变形明显,最大变形量约为40 m,但2003—2021年期间,滑坡中部山脊区域变形相对活跃,最大变形量约为8.6 m。通过2018—2022年InSAR监测结果发现,垮梁子滑坡中部变形明显,滑坡年均变形量较为均衡,并表现出整体抬升情况,符合平推式滑坡变形规律。由于平推式滑坡倾角小,滑坡整体滑动时,滑坡前缘至后缘拉陷槽之前地形整体前移,滑坡中前缘低海拔区域地形被后缘高海拔区域地形替代,从而在InSAR监测结果上表现为整体抬升,区域最大抬升速率为55 mm/a。

4　结　语

以垮梁子特大型红层岩质滑坡为例,采用LiDAR、光学遥感、InSAR综合遥感技术,从红层滑坡典型微地貌、空间变形等方面对红层岩质滑坡

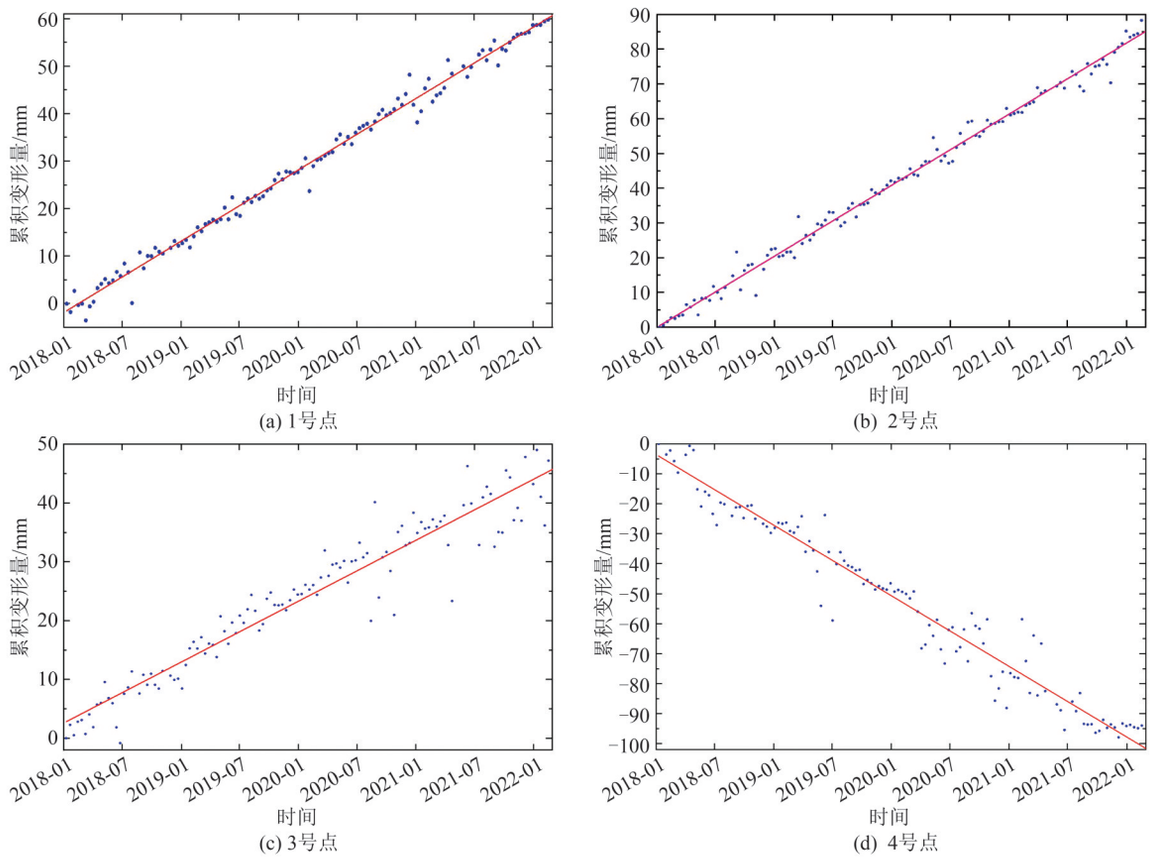


图12 典型特征点累积变形时间序列

Fig. 12 Accumulative Deformation Time Series of Typical Characteristic Points

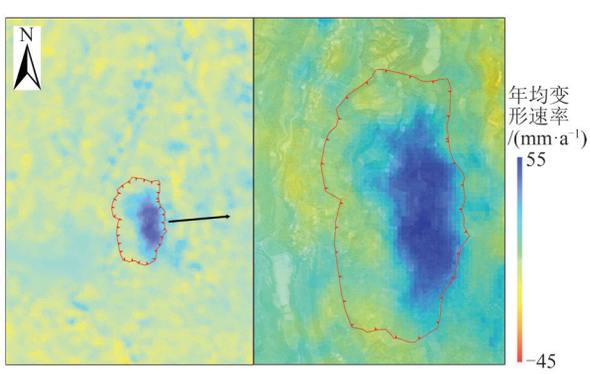


图13 基于Stacking的年均变形速率图(2018—2022年)

Fig. 13 Average Annual Deformation Velocity Rate Map by Stacking(2018—2022)

四维特征精准解译展开研究,得到如下结论:

1)针对红层高植被覆盖区域,通过机载LiDAR成果数据精准解译了研究区红层岩质滑坡拉陷槽、鼓丘、前缘垮塌等典型微地貌。

2)利用锁眼卫星、谷歌地球无人机航测多时相光学影像数据与高分辨率DEM山体阴影图进行对比分析,精准识别滑坡各区域变形量及变形方向,滑坡变形活跃区域由前期的中左侧转为现在的中部山脊附近,揭示了垮梁子滑坡53 a内的滑坡体平面变形规律。

3)利用时序InSAR技术获取滑坡LOS变形。相比传统滑坡以区域沉降进行识别,垮梁子为代表的红层岩质平推式滑坡在InSAR探测结果表现出明显的抬升,该特征可为同类型滑坡灾害的识别及机理研究提供参考。

参 考 文 献

[1] 许强,唐然. 红层及其地质灾害研究[J]. 岩石力学与工程学报,2023,42(1):28-50.
XU Qiang,TANG Ran. Study on Red Beds and Its Geological Hazards[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*,2023,42(1):28-50.

[2] 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.
XU Qiang,LU Huiyan,LI Weile,et al. Types of Potential Landslide and Corresponding Identification Technologies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2022,47(3):377-387.

[3] 许强,董秀军,李为乐. 基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(7):957-966.
XU Qiang,DONG Xiujun,LI Weile. Integrated Space-Air-Ground Early Detection,Monitoring and

Warning System for Potential Catastrophic Geohazards [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2019,44(7): 957-966.

[4] 葛大庆. 地质灾害早期识别与监测预警中的综合遥感应用[J]. 城市与减灾, 2018(6): 53-60.
GE Daqing. Comprehensive Application of Remote Sensing in Early Identification, Monitoring and Early warning in Geological Disasters [J]. *City and Disaster Reduction*,2018(6):53-60.

[5] 贺鹏,颜瑜严,文艳,等. 机载LiDAR技术在缓倾地层滑坡及其拉裂槽识别中的应用[J]. 自然资源遥感,2022,34(4): 307-316.
HE Peng, YAN Yuyan, WEN Yan, et al. Application of the Airborne LiDAR Technology in the Identification of Flat Landslides and Their Crack Grooves [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*,2022,34(4): 307-316.

[6] 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.
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.

[7] 郭晨,许强,董秀军,等. 复杂山区地质灾害机载激光雷达识别研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2021,46(10):1538-1547.
GUO Chen, XU Qiang, DONG Xiujun, et al. Geohazard Recognition by Airborne LiDAR Technology in Complex Mountain Areas[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1538-1547.

[8] 王绚,范宣梅,杨帆,等. 植被茂密山区地质灾害遥感解译方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(11):1771-1781.
WANG Xuan, FAN Xuanmei, YANG Fan, et al. Remote Sensing Interpretation Method of Geological Hazards in Lush Mountainous Area[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2020,45(11): 1771-1781.

[9] 董秀军,许强,佘金星,等. 九寨沟核心景区多源遥感数据地质灾害解译初探[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(3):432-441.
DONG Xiujun, XU Qiang, SHE Jinxing, et al. Preliminary Study on Interpretation of Geological Hazards in Jiuzhaigou Based on Multisource Remote Sensing Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2020,45(3): 432-441.

[10] 丁永辉, 张勤, 杨成生, 等. 基于高分遥感的金沙江流域滑坡识别: 以巴塘县王大龙村为例[J]. 测绘通报, 2022(4): 51-55.
DING Yonghui, ZHANG Qing, YANG Chengsheng, et al. Landslide Identification in Jinsha River Basin Based on High Resolution Remote Sensing: Taking Wangdalong Village of Batang County as an Example[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2022(4): 51-55.

[11] 唐尧, 王立娟, 马国超, 等. 基于“高分+”的金沙江滑坡灾情监测与应用前景分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 1082-1092.
TANG Yao, WANG Lijuan, MA Guochao, et al. Disaster Monitoring and Application Prospect Analysis of the Jinsha River Landslide Based on Gaofen+ [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,2019,44(7): 1082-1092.

[12] 戴岚欣, 许强, 范宣梅, 等. 2017年8月8日四川九寨沟地震诱发地质灾害空间分布规律及易发性评价初步研究[J]. 工程地质学报, 2017, 25(4): 1151-1164.
DAI Lanxin, XU Qiang, FAN Xuanmei, et al. A Preliminary Study on Spatial Distribution Patterns of Landslides Triggered by Jiuzhaigou Earthquake in Sichuan on August 8th, 2017 and Their Susceptibility Assessment [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2017,25(4): 1151-1164 .

[13] 解明礼, 赵建军, 巨能攀, 等. 多源数据滑坡时空演化规律研究: 以黄泥坝子滑坡为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(6): 923-932.
XIE Mingli, ZHAO Jianjun, JU Nengpan, et al. Research on Temporal and Spatial Evolution of Landslide Based on Multisource Data: A Case Study of Huangnibazi Landslide[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(6): 923-932.

[14] 张景发, 李强, 张庆云, 等. 多源遥感图像的1976年Ms 7.8唐山大地震等烈度区判定[J]. 遥感学报, 2018, 22(S1): 162-173.
Zhang Jingfa, Li Qiang, Zhang Qingyun, et al. Intensity Zone of the 1976 Ms 7.8 Tangshan Earthquake Based on Multisource Remote Sensing Images[J]. *Journal of Remote Sensing*,2018,22(S1):162-173.

[15] 卢乐浚, 周宇. 利用锁眼卫星影像提取历史地震同震位移: 以1976年土耳其Chaldiran地震为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(2): 289-295
LU Lejun, ZHOU Yu. Extracting Surface Displacements of Historical Earthquakes Using KH-9 Satelite Images: A Case Example of 1976 Chaldiran Earthquake, Turkey[J]. *Geomatics and Information*

Science of Wuhan University, 2021, 46(2): 289-295.

[16] 王哲, 赵超英, 刘晓杰, 等. 西藏易贡滑坡演化光学遥感分析与InSAR形变监测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1569-1578.
WANG Zhe, ZHAO Chaoying, LIU Xiaojie, et al. Evolution Analysis and Deformation Monitoring of Yigong Landslide in Tibet with Optical Remote Sensing and InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1569-1578.

[17] 向淇文,郭金城,汪娟,等. 时序InSAR在贵州区域地质灾害隐患识别的应用[J]. 测绘科学, 2022, 47(9): 112-119.
XIANG Qiwen, GUO Jincheng, WANG Juan, et al. Application of Time Series InSAR in Recognition of Hidden Dangers of Geological Hazards in Guizhou Area[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2022, 47(9): 112-119.

[18] 卓冠晨,戴可人,周福军, 等. 川藏交通廊道典型工点InSAR监测及几何畸变精细判识[J]. 地球科学, 2022,47(6):2031-2047.
ZHUO Guanchen, DAI Keren, ZHOU Fujun, et al. Monitoring Typical Construction Sites of SichuanXizang Traffic Corridor by InSAR and Intensive Distortion Analysis[J]. *Earth Science*, 2022, 47(6): 2031-2047.

[19] 陈学业, 齐小帅, 彭博, 等. 结合SBAS-InSAR技术与深度神经网络的滑坡早期识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(6): 1210-1224.
CHEN Xueye, QI Xiaoshuai, PENG Bo, et al. Early Landslide Identification by Integrating SBAS-InSAR and Deep Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(6): 1210-1224.

[20] 余祥伟, 薛东剑, 陈凤娇. 植被及坡度对SAR干涉相干性的影响分析[J]. 山地学报, 2020, 38(6): 926-934.
YU Xiangwei, XUE Dongjian, CHEN Fengjiao. Analysis of Influence of Vegetation Coverage and Slope on SAR Interferometric Coherence[J]. *Mountain Research*, 2020, (6): 926-934.

[21] 翟国军. 中江冯店垮梁子滑坡基本特征与变形机理研究[D]. 成都:成都理工大学, 2011.
ZHAI Guojun. Analysis of the Basic Characteristics and Deformation Mechanism of Kualiangzi Landslide in ZhongJiang[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2011.

[22] 郭晓光, 黄润秋, 邓辉, 等. 平推式滑坡多级拉陷槽形成过程及成因机理分析[J]. 工程地质学报, 2013, 21(5): 770-778.
GUO Xiaoguang, HUANG Runqiu, DENG Hui, et al. Formation and Mechanism Analysis of Multi-level Rift Trough in Translational Sliding Landslide [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2013: 21(5): 770-778.

[23] 刘小莎, 董秀军, 钱济人, 等. 高植被山区泥石流物源LiDAR遥感精细识别方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(3): 400-410.
LIU Xiaosha, DONG Xiujun, QIAN Jiren, et al. A Weighted Radial Basis Function Interpolation Method for High Accuracy DEM Modeling [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(3): 400-410.

[24] CONFORTI M, MERCURI M, BORRELLI L. Morphological Changes Detection of a Large Earthflow Using Archived Images, LiDAR Derived DTM, and UAV-Based Remote Sensing[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(1): 120.

[25] 沙永莲. 基于多时相InSAR的矿区形变场监测与综采面参数反演[D]. 成都:西南交通大学, 2020.
SHA Yonglian. Deformation Field Monitoring in Mining Area and Parameter Inversion of Fully-Mechanized Face Based on Multi-temporal InSAR [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020.