

doi: 10.6046/zrzyyg.2021333

引用格式:董继红,马志刚,梁京涛,等.基于时序 InSAR 技术的滑坡隐患识别对比研究[J].自然资源遥感,2022,34(3):73-81.(Dong J H, Ma Z G, L J T, et al. A comparative study of the identification of hidden landslide hazards based on time series InSAR techniques[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(3): 73-81.)

# 基于时序 InSAR 技术的滑坡隐患识别对比研究

董继红<sup>1,2</sup>, 马志刚<sup>3</sup>, 梁京涛<sup>1</sup>, 刘彬<sup>1</sup>, 赵聪<sup>1</sup>, 曾帅<sup>3</sup>, 鄢圣武<sup>1</sup>, 马晓波<sup>1</sup>

(1. 四川省地质调查院, 稀有稀土战略资源评价与利用四川省重点实验室, 成都 610081; 2. 四川省智慧地质大数据有限公司, 成都 610081; 3. 四川省国土空间生态修复与地质灾害防治研究院, 成都 610081)

**摘要:**星载合成孔径雷达干涉测量技术(interferometric synthetic aperture Radar, InSAR)具有非接触、大范围、空间覆盖范围广、监测精度高等优势,目前广泛用于地质灾害监测。该文以植被密集区域四川省雅安市为研究区,利用时序 InSAR 技术(Stacking 技术、小基线集(small baseline subset, SBAS)技术)开展滑坡隐患识别对比分析,通过对基于 Sentinel-1 数据利用不同时序 InSAR 技术获取的地表形变速率图,发现 SBAS 结果受各种误差影响较小,监测效果较 Stacking 结果更好;对基于地表形变速率图解译的滑坡隐患结合野外调查结果进行统计分析发现,Stacking 技术识别的隐患点数目最高,SBAS 技术的隐患识别准确率最高,因此,在顾及滑坡隐患点的漏判和准确率上,在雅安市建议采用 SBAS 技术和 Stacking 技术相结合的形式开展滑坡隐患早期识别。

**关键词:**滑坡; 隐患识别; 时序 InSAR 技术; 雅安市

**中图法分类号:** TP 79; P 237 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)03-0073-09

## 0 引言

滑坡作为频繁发生、破坏强烈的全球自然灾害之一,对于人民生命财产安全造成了巨大的威胁,同时也制约着当地经济的发展<sup>[1-2]</sup>。四川省位于中国西南山区,地质环境条件复杂,构造发育,是地质灾害高易发区,同时也是我国地质灾害防治工作的重点区域<sup>[3]</sup>。川西片区不仅地质构造复杂,活动断裂和强震也极为发育,被多条断裂带穿越,同时该区域海拔变化剧烈,降雨充沛,使得该区域地质灾害尤为频发。2017 年 6 月 24 日,四川省茂县叠溪镇新磨村发生高位隐伏滑坡,造成 13 人死亡,73 人失踪<sup>[4-6]</sup>;2020 年 8 月 21 日雅安市汉源县富泉镇发生山体滑坡,造成 7 人死亡 2 人失踪。

面对频发的地质灾害,合成孔径雷达干涉测量技术(interferometric synthetic aperture Radar, InSAR)作为一种大范围地表形变监测的新技术,因其非接触、大范围、空间覆盖范围广、监测精度高等优势,已

经广泛用于地震、地面沉降、冰川、地裂缝、滑坡等地质灾害调查与监测研究中,并取得了很好的效果<sup>[7-10]</sup>。赵超英等<sup>[11]</sup>基于 InSAR 技术对甘肃省黑方台区域的黄土滑坡利用多源合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)数据进行滑坡编目,长时间序列监测,并以新源 2 号滑坡体为例进行失稳模式识别研究,将识别与监测采用的方式方法进行区分与介绍;刘星洪等<sup>[12]</sup>利用光学遥感解译技术与 InSAR 技术对巴塘—芒康段的地质灾害进行了调查,并通过野外地质调研、地理信息系统(geographic information system, GIS)空间分析和工程类比等工作,证明综合遥感技术方法在青藏高原高山峡谷区的应用,文中通过对光学与 InSAR 结果对比进行分析,讨论了 InSAR 技术对隐患的识别效果;韩冬建等<sup>[13]</sup>利用小基线集(small baseline subset, SBAS)技术和干涉图堆叠技术基于不同波段的 SAR 数据对樟木口岸在尼泊尔地震引发的山体滑坡进行识别和形变特征研究,成功识别出了 13 处滑坡隐患,文中只是对不同波段的 SAR 数据识别能力进行了对比,

收稿日期:2021-10-12;修订日期:2022-03-07

基金项目:四川省地质灾害隐患遥感识别监测(2020 年)项目第三包“川西片区地质灾害隐患遥感识别监测”(编号:510201202076888)、“全国地质灾害高易发区灾害识别‘滇西北地区地质灾害隐患综合遥感识别与调查’”(编号:0733-20180876)及四川省自然资源厅 2021 年四川省地质灾害隐患遥感识别监测采购项目“川西南片区地质灾害隐患遥感识别监测”(编号:510201202110324)共同资助。

第一作者:董继红(1994-),硕士,助理工程师,主要从事利用 InSAR 技术进行地质灾害研究。Email:1767095201@qq.com。

通信作者:马志刚(1982-),硕士,高级工程师,主要从事地质灾害防治与生态修复研究。Email:18149262@qq.com。

其中 SBAS 技术只是用来监测典型滑坡隐患,并没有探讨 SBAS 技术对滑坡隐患的识别能力差异性。

Stacking 技术利用对解缠图进行相位堆叠,可以快速获取地表形变速率,广泛用于滑坡隐患的早期识别,SBAS 技术通过时间域和空间域的解算,可以有效消除对地观测过程中各种误差对结果的影响,在获取地表形变速率的同时可以获得地表形变点长时间序列监测信息。因此本文选择在植被密集区域,开展不同时序 InSAR 技术在滑坡隐患识别数目和准确率方面对比研究,探讨这 2 种技术用于滑坡隐患识别效果的优劣,并选择典型滑坡隐患变形特征进行对比分析。

## 1 研究区概况及数据源

### 1.1 研究区概况

雅安位于四川盆地与青藏高原的过渡地带,其西侧边缘地带的山地海拔高达 5 000 余 m,东侧低山丘陵地带海拔仅 1 000 余 m,区内地形高差极大。龙门山断裂带、鲜水河断裂带、安宁河断裂带三大活动活动断裂带均穿过雅安地区,导致区内构造活动强烈,地震频发。同时,雅安是我国内陆降雨最为充沛的地区之一,素有“雨城”之称。极为复杂的地质条件以及充沛的降雨构成了雅安地区脆弱的地质环境,加之日益增多的人类工程活动,使得雅安成为全国地质灾害最易发的区域之一<sup>[14-15]</sup>。

### 1.2 数据源

本文收集了覆盖研究区的 Sentinel-1A 卫星 SAR 影像数据,其覆盖范围如图 1 所示。由于研究区域面积较大,升轨数据需要 4 个轨道数据(图 1 绿

色框),降轨数据需要 2 个轨道数据(图 1 蓝色框)可以完全覆盖研究区域,时间范围为 2018 年 10 月—2020 年 10 月,单个轨道是 91 景数据。表 1 列出了本文研究中所使用的 SAR 数据集的基本参数。

表 1 Sentinel-1A 卫星参数与数据选用时间范围

Tab. 1 Sentinel-1A satellite parameters and data selection time range

参数	Sentinel-1A	Sentinel-1A
轨道方向	升轨	降轨
航向角/(°)	-12.7	-169.3
入射角/(°)	33.45	33.87
波段	C	C
方位向分辨率×距离向分辨率/m	2.3×13.9	2.3×13.9
影像数量	92×4	91×2
时间范围	2018 年 10 月— 2020 年 10 月	2018 年 10 月— 2020 年 10 月

使用 AW3D30 数字表面模型来消除 InSAR 干涉处理过程中的地形相位,同时该数据也被用来辅助 SAR 影像进行地理编码及计算 SAR 数据的叠掩与阴影区域。Sentinel-1 卫星的精密轨道星历(precise orbit ephemerides, POD)数据被用来辅助 Sentinel-1 数据的预处理和基线误差改正<sup>[9]</sup>。

同时在数据处理中对于与高程不相干的随机大气扰动误差,本文利用李振洪教授团队研制的通用型卫星雷达在线大气改正系统(generic atmospheric correction online service for InSAR, GACOS)来去除<sup>[16]</sup>。

## 2 时序 InSAR 技术数据处理流程及结果分析

时序 InSAR 技术相比于传统 D-InSAR 技术,采用更多的 SAR 数据,通过数据处理能够最大限度地克服观测误差(如时空去相干、对流层延迟及数字高程模型(digital elevation model, DEM)误差等)对获取真实地表形变的影响,极大拓宽了 InSAR 技术的应用领域及研究深度。时序 InSAR 数据处理中,干涉相位可表示为<sup>[16]</sup>:

$$\varphi_{\text{int}} = \varphi_{\text{fla}} + \varphi_{\text{top}} + \varphi_{\text{def}} + \varphi_{\text{nois}} + \varphi_{\text{atm}} + \varphi_{\text{orb}}, \quad (1)$$

式中: $\varphi_{\text{fla}}$ 为平地相位; $\varphi_{\text{top}}$ 为 DEM 误差引入的残余地形相位; $\varphi_{\text{def}}$ 为地表形变相位; $\varphi_{\text{nois}}$ 为噪声相位; $\varphi_{\text{atm}}$ 为大气延迟相位; $\varphi_{\text{orb}}$ 为轨道误差引起的相位。因此最终想从 $\varphi_{\text{int}}$ 中获取到形变相位 $\varphi_{\text{def}}$ ,需要经过相位解缠及一系列的误差去除处理。

基于国内外研究<sup>[17-21]</sup>并结合本文的研究内容,本文采用 SBAS 技术与相位堆叠技术(Stacking)进

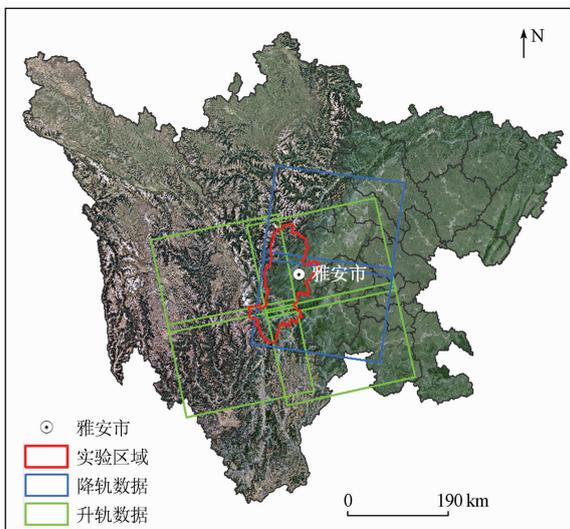


图 1 研究区域示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the study area

行滑坡隐患识别对比分析研究。SBAS 技术是由 Berardino 等<sup>[22]</sup>于 2002 年提出的,是针对覆盖同一区域的多幅 SLC(single look complex)数据,按照规范设置一定的垂直基线阈值和时间基线阈值进行组合,通过这种形式可以有效降低因垂直基线和时间基线过大引起的失相干现象,同时利用空间滤波提高相干性,通过牺牲分辨率提高信噪比的方式进行多视处理,进一步减弱失相干对地表监测的影响;利用差分干涉计算获得差分干涉图和相干图,对差分干涉图进行相位解缠,并对解缠相位进行时间域和空间域的形变量估算,减去趋势误差;通过时空域滤波来去除大气误差的影响,从而更高精度地获

取相对于第一幅 SAR 影像的累积形变时间序列及平均形变速率。

Stacking 技术是由 Sandwell 等<sup>[23]</sup>在 1998 年提出的,该技术原理是对多幅干涉图进行加权平均解算,以达到削弱空间上不相关的噪声的影响,在本文的数据处理中对基线精化之后的解缠图进行相位堆叠解算,通过地理编码获取其在地理坐标系下的平均形变速率图<sup>[24]</sup>。图 2 为本文数据处理流程图。通过不同时序 InSAR 技术获取的地表形变速率图,依据形变阈值,结合 DEM、解缠图、差分干涉图及光学影像等信息进行滑坡隐患的早期识别解译。

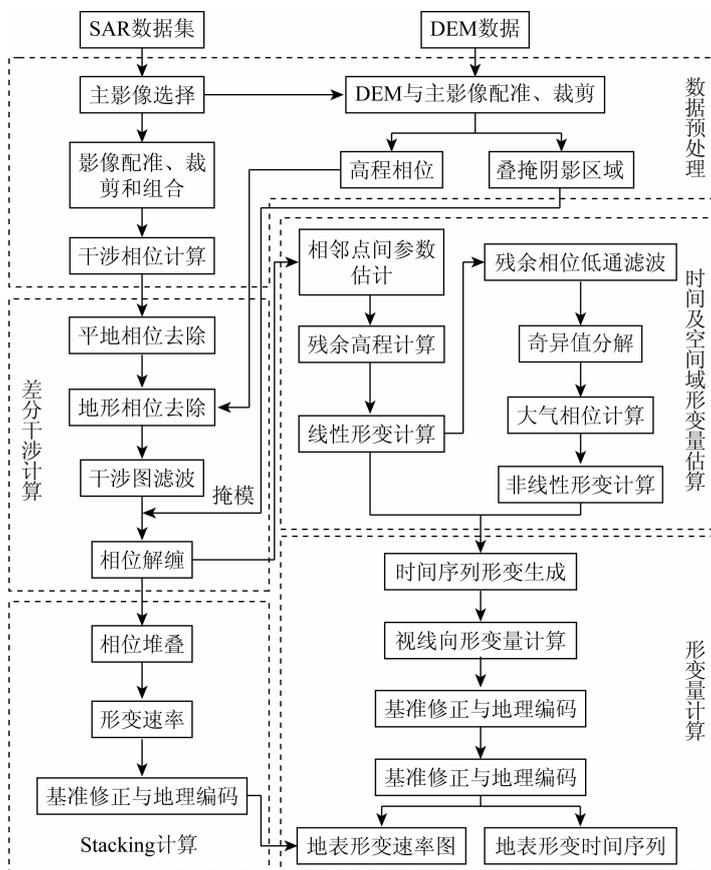


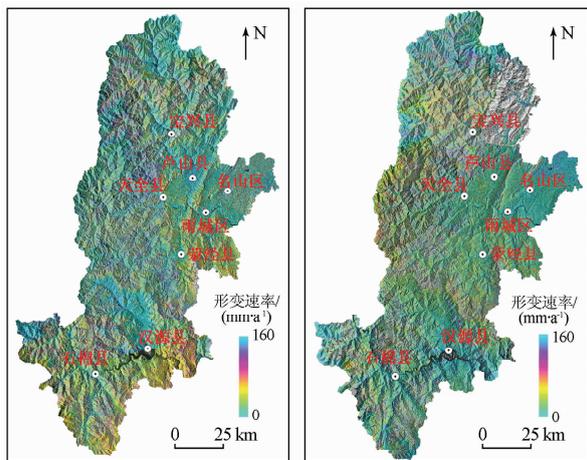
图 2 时序 InSAR 技术数据处理流程

Fig. 2 Time-series InSAR technology data processing flow

### 2.1 基于 Stacking InSAR 技术地表形变监测结果分析

在雅安市数据处理中,在距离向和方位向采用  $10 \times 2$  的多视比,垂直基线不大于 150 m,时间基线不大于 48 d 进行干涉对组合,然后对所有干涉对开展差分干涉、自适应滤波、相位解缠处理及大气改正。解缠方法采用最小费用流法,解缠参考点选择在相干性高、且稳定的区域,利用 GACOS 在线大气改正系统对解缠图进行残余大气延迟误差改正<sup>[25]</sup>,最后对解缠图进行筛选,筛选标准依据相干性较好、解缠误差较少,对筛选之后的解缠图进行 Stacking

解算,获取了覆盖研究区域沿雷达视线向的形变速率图,如图 3 所示。从图 3 中可以看出升轨数据结果在石棉县、荣经县出现较多空白区域,在整个实验区的左半部分出现较多的解缠误差,主要是为了让植被更加密集的区域(荣经县、汉源县、石棉县等)可以获取更多的观测信息,通过对覆盖该区域的平均相干图的相干性进行检查,选择大于相干性阈值面积占比 80% 以上的值作为相干性阈值,对低于相干性的区域进行掩模处理。然而在这些区域相干性过低,使得存在较多的解缠误差;因为研究区域不能被单景 Sentinel-1 数据所覆盖,这也就使得两景



(a) 升轨数据 (b) 降轨数据

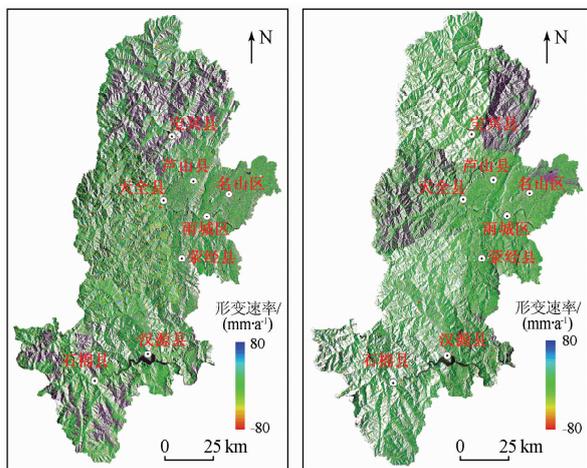
图3 基于 Stacking 技术获取的雅安市地表形变速率图

Fig. 3 The surface deformation rate map of Ya'an City based on Stacking technology

之间影像边界处存在颜色的差异性,后期在图幅拼接的时候未做校正处理,但是对滑坡隐患的识别、解译并不影响。将石棉县区域结果放大,可以很明显发现因升降轨数据卫星飞行方向不同,石棉县等地区的结果出现明显的差异性,正是由于升降轨数据收集处理分析,避免了单个轨道数据对隐患点的漏判。

### 2.2 基于 SBAS InSAR 技术地表形变监测结果分析

在 SBAS 数据处理过程中,参数设置与 Stacking 计算过程设置基本一致。通过时间域和空间域的解算获得了沿卫星雷达视线向方向的地表形变速率结果(图4),其中负值表示远离卫星飞行方向,正值表示接近卫星飞行方向。



(a) 升轨数据 (b) 降轨数据

图4 基于 SBAS 技术获取的雅安市地表形变速率图

Fig. 4 The surface deformation rate map of Ya'an City based on SBAS technology

通过解译图4发现升轨数据 SBAS 结果中存在

较大的空白区域,主要集中在宝兴县、天全县和荣经县,结合该区域植被覆盖情况,分析认为这与地表植被覆盖情况相关,造成这些区域在时间域上相干性不连续造成空缺。同时一些区域存在部分解缠误差,分析原因是在相位解缠过程中为了顾及更多的信息,基于相干性设置的掩模阈值过低所导致。

通过对比 Stacking 结果与 SBAS 结果发现,在 SBAS 结果中山脊处存在部分空白区域,以宝兴县降轨结果表现最为明显,主要原因是在 SBAS 处理过程中剔除了叠掩、阴影区域。同时升轨数据 SBAS 结果较升轨数据 Stacking 结果有较大范围空白,主要是由于空白区域在时间域上相干性不连续所造成的。SBAS 结果明显好于 Stacking 数据结果,分析原因主要是 Stacking 技术只是简单的进行相位加权平均,对一些残余大气误差、DEM 误差等未进行去除,而 SBAS 技术通过时间域和空间域的解算,能有效地消除或削弱解缠粗差、大气误差以及 DEM 误差等因素的影响,因此后者结果优于前者。

通过以上对比分析,从地表形变监测结果和处理效果来分析,在雅安市 SBAS 技术获取结果明显优于 Stacking 技术获取结果。

## 3 时序 InSAR 结果对比分析

### 3.1 汉源县区域地表形变监测结果分析

选取雅安市汉源县区域单独展示对比分析。使用升轨数据获取了其年平均形变速率图(图5)。发现 Stacking 结果与 SBAS 结果具有较大的差异性,从 Stacking 结果中并不能看到明显形变信息,结合 SBAS 解译的结果在 Stacking 结果中识别出 2 处形变区域,并且主要集中在城镇区域,且形变信息不明显,受大气影响严重。在山区出现许多嘈杂点和颜色拉伸现象,如图 5(a)中黄色方框所示,分析原因一方面是一些区域相干性差,解缠阈值过低,存在解缠误差;另一方面是叠掩现象的存在,经地理编码之后,叠掩区域出现拉伸现象。图 5(b)为利用 SBAS 技术获取的结果,可以看到整个结果干净,但是前期处理中设置的相干性掩模阈值过低,因为剔除了一个误差,所以结果中没有出现左图对应位置的嘈杂点,但是在山区还是表现出一些效果差的区域;同时对叠掩阴影区域的剔除,使得 SBAS 结果中在一些地形起伏区域出现空白,但是结果更加精确。基于 SBAS 结果初步可以解译出 5 处明显的疑似隐患形变点(红色圆圈所示),中间圆圈所圈的 3 处隐患点,一处形变信息与另外两处相反,主要是该结果为雷达视线向形变信息。

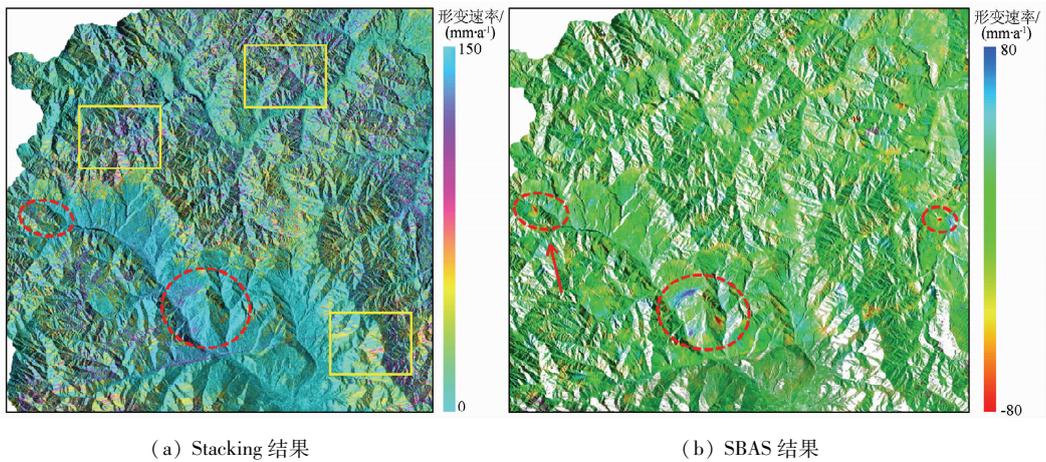


图 5 不同技术方法获取的年平均形变速率图

Fig. 5 The annual average deformation rate obtained by different technical methods

选择图 5(b) 左边第一个隐患点,即红色箭头所示,利用 SBAS InSAR 技术进行时序分析,获取了该隐患点在时间域上的累积形变曲线图,如图 6 所示。

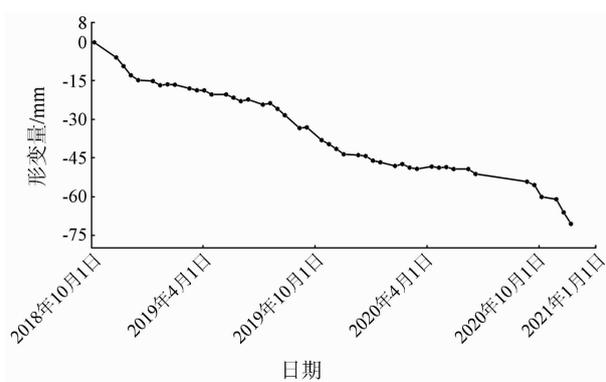


图 6 疑似隐患点累积形变

Fig. 6 Cumulative deformation of suspected hidden danger points

由图 6 可知,该点从 2018 年 10 月—2020 年 10 月一直处于不断变形状态,并且目前处于加速变形期,累积形变量超过了 0.07 m,佐证了此点为隐患点。结合图 3—6 对比分析发现在雅安区域 SBAS 技术更加适合于滑坡隐患的早期识别及监测工作。

### 3.2 典型滑坡隐患识别对比分析

选取一经野外验证的滑坡隐患点进行不同时期 InSAR 技术识别对比分析,该点位于宝兴县陇东镇先锋村。初步通过利用升轨数据基于 Stacking 技术及 SBAS 技术处理获取了形变速率图,结合光学影像进行解译,获取了该滑坡的边界信息,如图 7 所示。从 SBAS 结果中可以发现明显形变信息,形变区与滑坡范围基本一致,最大形变速率超过了 -80 mm/a,最大形变区域位于滑坡体左侧及前部

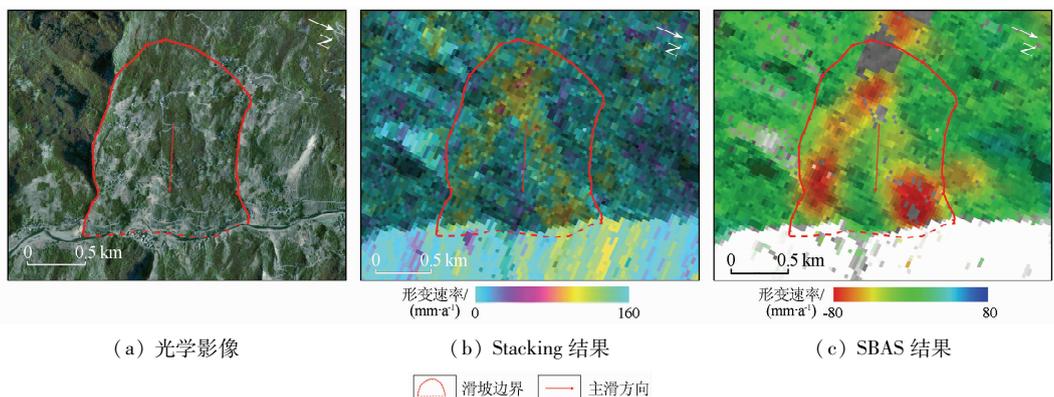


图 7 典型滑坡隐患解译信息

Fig. 7 Interpretation information of typical landslide hazards

区域,同时将解译的边界信息叠加至 Stacking 结果上,发现在 Stacking 结果中变形信息并不明显,与 SBAS 结果形变速率最大区域所对应位置一致。对比可知该隐患点的 SBAS 技术识别效果明显优于 Stacking 技术的识别效果,SBAS 结果中形变信息空

缺区域是因为在时间域上相干性不连续所造成的。因为该隐患点在降轨数据中处于叠掩区域,故没有展示降轨结果。

从光学影像上可知解译区植被分布茂密,可见多处明显小规模溜滑迹象,土地裸露。滑坡呈舌状,

两侧以冲沟为界,前缘临沟,外凸较明显,无新近堆积,后缘可见早期滑坡壁,坡体上分布有较多农户。

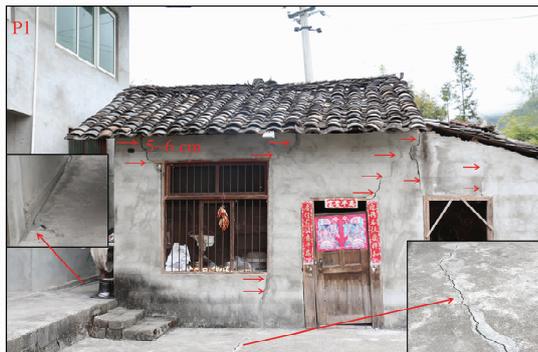
通过野外调查发现该点为已知点滑坡隐患:唐包滑坡,地理位置为 E102°42'53.1",N30°26'52.7"。

滑坡变形区域主要集中在滑坡前缘右侧和中部,变形强烈区域与 InSAR 识别结果吻合性较好(图 8)。

图 8(a)为滑坡上半部分照片轮廓,从图中可以看到植被发育茂密,植被以灌木为主,乔木次之,可以看



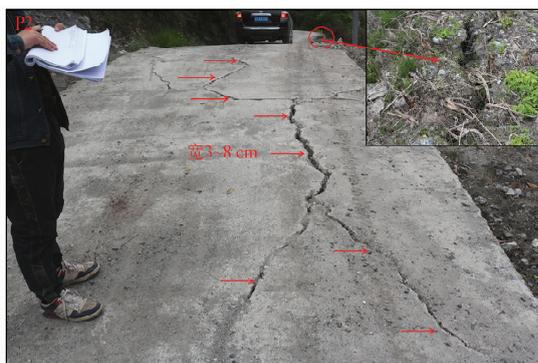
(a) 滑坡上半部分



(b) P1 附近居民点院坝及房屋



(c) P1 处公路



(d) P2 处公路

图 8 典型滑坡野外调查照片

Fig. 8 Field survey photos of typical landslides

到多处滑塌区域,土地裸露。P1 位于滑坡前缘右侧,附近居民点院坝开裂长约 10 m,宽 3~4 cm,房屋也见多条裂缝存在,宽约 5~6 cm 不等;公路错开 25 cm,裂缝宽约 30 cm,长约 5 m,局部下陷 25 cm。P2 位于滑坡前缘中部,地面可见网状拉裂,宽 3~8 cm,公路外侧见明显裂缝,路面破坏长度约 30 m。

### 3.3 雅安市滑坡隐患识别对比分析

基于不同时序 InSAR 技术获取的结果进行滑坡隐患识别解译,并通过野外进行验证结果的准确性,统计了雅安市不同 InSAR 技术识别滑坡隐患分布情况(图 9)。如图 9 所示,图中蓝色“共同识别”为基于 Stacking 技术和 SBAS 技术均识别出来,并经过野外调查验证为正确的隐患点;“SBAS 识别正确”为单独由 SBAS 技术识别出来并经过野外调查验证为正确的隐患点,“SBAS 识别错误”为仅由 SBAS 技术识别并经过野外调查验证为错误的隐患点;“Stacking 识别正确”为单独由 Stacking 技术识别出来并经过野外调查验证为正确的隐患点,“Stacking 识

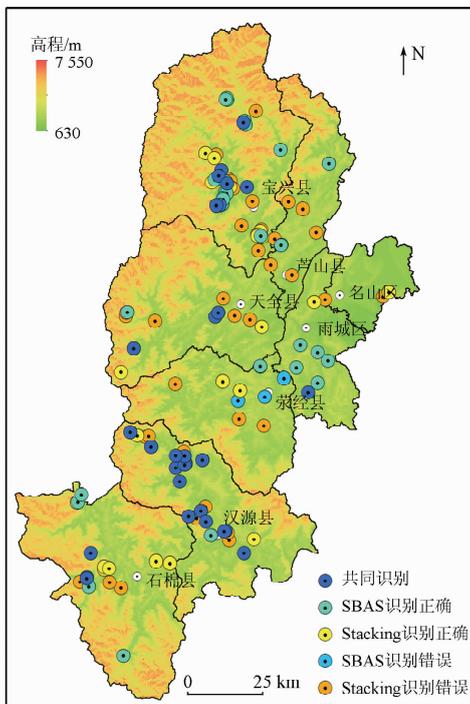


图 9 雅安市滑坡隐患识别分布图

Fig. 9 Distribution map of landslide hidden danger identification in Ya'an City

别错误”为仅由 Stacking 技术识别并经野外调查验证为错误的隐患点。

对识别的隐患点进行统计分析(图 10)。可知基于 Stacking 技术共识别出隐患点 83 处,经野外验证、核查,共计有 48 处隐患点被识别出来。Stacking 技术识别准确率为 57.8%。对识别错误的隐患点进行分析发现,造成隐患识别错误的原因一方面是植被茂密,相干性较差,解缠过程中为了获取更多的信息设置较低的相干性掩模阈值,使得在结果中有较多的解缠误差存在;另一方面是 Stacking 技术只是单纯对解缠图进行加权平均,结果中存在较多的残余误差。

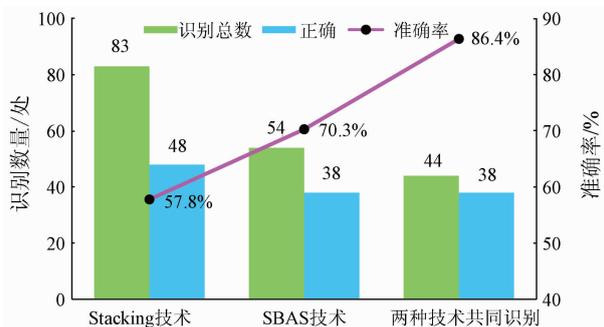


图 10 雅安市 InSAR 技术识别地质灾害统计图

Fig. 10 InSAR technology in Ya'an City to identify geological hazards statistical map

基于 SBAS 技术共识别出隐患点 54 处,经野外验证、核查,共计有 38 处隐患点被正确识别出来。SBAS 技术识别准确率为 70.3%。对识别错误的隐患点进行分析发现,造成隐患识别错误的原因一方面植被茂密,相干性较差,造成结果中有一些异常值;另一方面由于干涉图在时间域相干性不连续,对一些隐患点不能提取时序分析判识,造成误判,以及由其他因素引发的变形,经野外核查不能归为滑坡隐患。

基于 Stacking 技术和 SBAS 技术共同识别的隐患点为 44 处,经野外验证、核查,共计有 38 处隐患点被两种技术均被识别出来,识别准确率为 86.4%。

经过上述讨论可知,在植被密集区域,地形条件复杂,基于 InSAR 技术进行滑坡隐患识别,影响和限制因素较多,在顾及识别隐患点数目、准确率下,建议 SBAS 技术与 Stacking 技术相结合的形式用于该区域地质灾害隐患识别中。

## 4 结论

本文选择在植被密集区开展利用 2018 年 10

月—2020 年 10 月升降轨 Sentinel-1 数据进行基于 Stacking 技术和 SBAS 技术滑坡隐患早期识别对比分析实验,以雅安市为研究区。并选取典型滑坡体结合野外验证资料进行时间序列分析。主要有以下结论:

1) 利用 Sentinel-1 数据基于时序 InSAR 技术用于雅安市滑坡隐患早期识别具有较强的可行性,通过获取的结果经对比分析发现升降轨数据共同监测可以有效避免滑坡隐患的漏判,增加观测信息。

2) 通过统计发现基于 Stacking 技术识别的滑坡隐患数目最多,结合野外验证资料发现基于 SBAS 技术识别的滑坡隐患准确率最高。

3) 通过对时序 InSAR 技术识别的滑坡统计分析发现,在顾及识别隐患点数目、准确率等情况下,建议在植被密集区域采用 SBAS 技术与 Stacking 技术相结合的形式开展滑坡隐患识别。

## 参考文献 (References):

- [1] 殷跃平. 中国地质灾害减灾战略初步研究[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2004, 15(2): 4-11.
- [2] 廖明生, 董杰, 李梦华, 等. 雷达遥感滑坡隐患识别与形变监测[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 332-341.
- [3] 王海波. 雅安市石棉县后沟尾矿库泥石流防治工程研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [4] 殷跃平, 王文沛, 张楠, 等. 强震区高位滑坡远程灾害特征研究——以四川茂县新磨滑坡为例[J]. 中国地质, 2017, 44(5): 827-841.
- [5] Su L J, Hu K H, Zhang W F, et al. Erratum to: Characteristics and triggering mechanism of Xinmo landslide on 24 June 2017 in Sichuan, China[J]. Journal of Mountain Science, 2017, 14(10): 2134-2135.
- [6] 许强, 李为乐, 董秀军, 等. 四川茂县叠溪镇新磨村滑坡特征

- 与成因机制初步研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36(11): 2612–2628.
- Xu Q, Li W L, Dong X J, et al. The Xinmocu landslide on June 24, 2017 in Maoxian, Sichuan: Characteristics and failure mechanism[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36(11): 2612–2628.
- [7] 许强, 郑光, 李为乐, 等. 2018年10月和11月金沙江白格两次滑坡——堰塞堵江事件分析研究[J]. 工程地质学报, 2018, 26(6): 1534–1551.
- Xu Q, Z G, Li W L, et al. Study on successive landslide damming events of Jinsha River in Baige Village of October 11 and November 3, 2018 [J]. Journal of Engineering Geology, 2018, 26(6): 1534–1551.
- [8] Liu X, Zhao C, Zhang Q, et al. Deformation of the Baige landslide, Tibet, China, Revealed through the integration of cross-platform ALOS/PALSAR-1 and ALOS/PALSAR-2 SAR observations [J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47(3), e2019GL086142.
- [9] 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 C S, Dong J H, Zhu S N, 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.
- [10] Ao M, Zhang L, Dong Y, et al. Characterizing the evolution life cycle of the Sunkoshi landslide in Nepal with multi-source SAR data[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 1–12.
- [11] 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 C Y, Liu X J, Zhang Q, 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.
- [12] 刘星洪, 姚鑫, 於开炳, 等. 川藏高速巴塘—芒康段地质灾害遥感综合早期识别研究[J]. 工程科学与技术, 2020, 52(6): 49–60.
- Liu X H, Yao X, Yu K B, et al. Remote sensing integrated identification of geological hazards in the Batang–Mangkang section of the Sichuan–Tibet Highway [J]. Advanced Engineering Sciences, 2020, 52(6): 49–60.
- [13] 韩冬建, 杨成生, 董继红. 西藏樟木口岸震后滑坡灾害变形 InSAR 监测分析[J]. 地质力学学报, 2020, 26(4): 565–574.
- Han D J, Yang C S, Dong J H. InSAR monitoring and analysis of landslide deformation after the earthquake in Zhangmu Port, Tibet [J]. Journal of Geomechanics, 26(4): 565–574.
- [14] 韩冰. 雅安地区滑坡灾害监测预警研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2016.
- Han B. Research on landslide monitoring and early warning in Ya'an area [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2016.
- [15] 李树林, 余利峰, 陈丽霞. 雅安芦山县地震崩塌滑坡信息提取与发育规律分析[J]. 工程地质学报, 2014, 22(5): 861–868.
- Li S L, Yu L F, Chen L X. Extaction and analysis of Lushan earthquake triggered landslides a case study in Baosheng Town, Ya'an City [J]. Journal of Engineering Geology, 2014, 22(5): 861–868.
- [16] Chen Y, Li Z, Penna N T, et al. Generic atmospheric correction model for interferometric synthetic aperture Radar observations [J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2018, 123(10): 9202–9222.
- [17] 刘国祥, 陈强, 罗小军, 等. InSAR 原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
- Liu G X, Chen Q, Luo X J, et al. Principles and applications of InSAR [M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [18] 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 X E, Zhou L, Su F Z, et al. Application of InSAR technology in landslide hazard: Progress and prospects [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(2): 614–629.
- [19] 史绪国, 张路, 许强, 等. 黄土台塬滑坡变形的时序 InSAR 监测分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 1027–1034.
- Shi X G, Zhang L, Xu Q, et al. Monitoring slope displacements of loess terrace using time series InSAR analysis technique [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(7): 1027–1034.
- [20] Tazio S, Jan K, Holger F, et al. Satellite SAR interferometry for the improved assessment of the state of activity of landslides: A case study from the Cordilleras of Peru [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 111–125.
- [21] Kursah M B, Wang Y, Bayoh H D, et al. A comparative study on the predictive ability of archived and SBAS-InSAR inventories for landslide susceptibility using frequency ratio model in western area, Sierra Leone [J]. Environmental Earth Sciences, 2021, 80(10): 1–18.
- [22] 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.
- [23] Sandwell D T, Price E J. Phase gradient approach to stacking interferograms [J]. Journal of Geophysical Research Solid Earth, 1998, 103(B12): 30183–30204.
- [24] Funning G J, Burgmann R, Ferretti A, et al. Kinematics, asperities and seismic potential of the Hayward fault, California from ERS and RADARSAT PS-InSAR [C]// Agu Fall Meeting, 2005.
- [25] Xiao R Y, Yu C, Li Z H, et al. General survey of large-scale land subsidence by GACOS-Corrected InSAR stacking: Case study in North China Plain [J]. Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences, 2020, 382.

## A comparative study of the identification of hidden landslide hazards based on time series InSAR techniques

DONG Jihong<sup>1,2</sup>, MA Zhigang<sup>3</sup>, LIANG Jingtao<sup>1</sup>, LIU Bin<sup>1</sup>,  
ZHAO Cong<sup>1</sup>, ZENG Shuai<sup>3</sup>, YAN Shengwu<sup>1</sup>, MA Xiaobo<sup>1</sup>

(1. *Evaluation and Utilization of Strategic Rare Metals and Rare Earth Resource Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan Geological Survey, Chengdu 610081, China*; 2. *Sichuan Intelligent Geological Big Data Co., Ltd., Chengdu 610081, China*;  
3. *Sichuan Institute of Land and Space Ecological Restoration and Geohazards Prevention, Chengdu 610081, China*)

**Abstract:** The spaceborne interferometric synthetic aperture Radar (InSAR) techniques have been widely used in geological disaster monitoring at present due to their advantages of non-contact, large scope, wide space coverage, and high monitoring accuracy. With Ya'an City with dense vegetation as the experimental area, this study comparatively analyzed the identification of hidden landslide hazards based on time series InSAR techniques (stacking and SBAS). By comparing the surface deformation rate maps obtained using different time series InSAR techniques based on the Sentinel-1 data, it was found that the results of the SBAS technique were less vulnerable to various errors and achieved better monitoring results than the Stacking technique. The statistical analyses of hidden landslide hazards interpreted from the surface deformation rate map, as well as the field survey results, revealed that more hidden hazards were identified using the Stacking technique than those identified using the SBAS technique, while the SBAS technique yielded higher accuracy than the Stacking technique. Therefore, it is recommended to combine SBAS and Stacking techniques to carry out the early identification of landslide hazards in Ya'an City.

**Keywords:** landslide; identification of hidden hazards; time series InSAR technique; Ya'an City

(责任编辑: 李瑜)