

基于相位恢复的 SBAS-InSAR 技术与光学影像结合的攀枝花地区滑坡早期识别

仲鹏宇¹, 张王菲¹, 戴可人², 郭世鹏³, 许政勇¹

(1. 西南林业大学 地理与生态旅游学院, 云南 昆明 650224; 2. 成都理工大学 地球科学学院, 四川 成都 610000;

3. 昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650224)

摘要:为克服传统 SBAS-InSAR 技术存在的相干性高估以及高相干点密度、质量低的问题,将相位恢复引入 SBAS-InSAR 中,采用改进的高相干点选取方法提高形变速率反演精度;同时利用 GF-1 号高分辨率光学影像辅助 InSAR 形变监测结果,以提高研究区滑坡体早期识别准确性及全面性。研究发现,经过相位恢复后,选取的高相干点密度及质量明显提高;共识别出隐患点 28 处,其中 11 处与已知隐患点完全匹配,新识别出 17 个滑坡隐患点,在随机选取的隐患点现场调查验证时均存在地表裂缝等滑坡隐患特征。因此,将相位恢复的思想引入 SBAS-InSAR 中,可以有效提高高相干点选取的密度和质量,使得相干性得到有效校正,从而提高形变监测的精度;此外,光学影像辅助获取形变信息,是对 InSAR 滑坡隐患点识别结果精度及可解释性的有效补充。

关键词:SBAS-InSAR; 相位恢复; 光学遥感; 早期滑坡识别

中图分类号:P237

文献标志码:A

Early identification of landslides in Panzhihua area using SBAS-InSAR technique and optical images based on phase recovery

ZHONG Pengyu¹, ZHANG Wangfei¹, DAI Keren², GUO Shipeng³, XU Zhengyong¹

(1. College of Geography and Ecotourism, Southwest Forestry University, Kunming 650224, China;

2. College of Earth Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610000, China;

3. Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650224, China)

Abstract: To overcome the problems of the overestimation of coherence and the low density and quality of high coherence points existing in the traditional SBAS-InSAR technique, this paper introduced phase recovery into SBAS-InSAR and used the method of selecting high-coherence points to enhance the accuracy of deformation rate inversion. It also utilized the high-resolution optical image of GF1 to identify the deformation monitoring results of InSAR and then to improve the accuracy and comprehensiveness of the early identification of landslides in the study area. The results showed that the density and quality of the selected high-coherence points were significantly improved after the use of phase recovery method. A total of 28 hazardous points were identified in the study area, among which 11 points were completely matched with the known hazardous points and 17 points were newly identified landslide hazardous points, which were confirmed by the randomly-selected on-site investigations. Therefore, introducing phase recovery into SBAS-InSAR can effectively improve the density and quality of high coherence point

收稿日期:2023-05-04

基金项目:国家自然科学基金项目(42161059)

作者简介:仲鹏宇(1996—),男,四川成都人,硕士研究生,主要从事 InSAR 自然灾害的研究。

E-mail:zpy20201108021@swfu.edu.cn

张王菲(1979—),女,山西阳城人,教授,博士生导师,主要从事微波遥感机理及应用研究,本文通信作者。

E-mail:mewhff@163.com

selection, through which the coherence can be effectively corrected, thus improving the accuracy of deformation monitoring. In addition adding the deformation information obtained by the optical image is an effective supplement for the early identification and interpretability of the landslide hazard points.

Key words: SBAS-InSAR; phase recovery; optical remote sensing; early landslide identification

星载合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)因其高精度、高分辨率及全天候监测的特点被广泛应用于城市沉降、地震及滑坡灾害监测^[1]。滑坡是岩土体沿滑坡面迅速发生位移的过程,岩土体变形规模大、数量多、危害严重、性质复杂。依据滑坡灾害潜在区域各种环境要素的空间分布和地形形变特点,预测滑坡易发程度,可为滑坡防灾减灾提供科学参考。因此,地质灾害的早期防范对确保人民生命财产与基础设施安全具有重要意义^[2]。2000年,永久散射体 InSAR(persistent scatterer InSAR, PS-InSAR)技术首次成功应用于意大利 Ancona 地区的滑坡监测^[3-4],随后该技术被应用于美国 Berkley 地区的滑坡监测^[5]。此外,诸多学者^[6-8]利用或结合永久散射体 InSAR 及小基线集 InSAR(small baseline subsets InSAR, SBAS-InSAR)技术进行滑坡监测研究。

利用永久散射体 InSAR 技术进行滑坡隐患监测解决了传统差分 InSAR 技术(differential InSAR, D-InSAR)监测中仅能探测两个时相的相对形变,无法获取滑坡形变在时间维度演化信息的缺陷,推动了 InSAR 技术在滑坡灾害监测中的应用^[9]。然而,在实际应用中滑坡灾害多发生在地形起伏较大、植被覆盖茂密的山区,几何畸变、大气效应、植被覆盖等引起的相干噪声使得高相干点选取困难^[10],高相干点精度的下降直接影响到利用 PS-InSAR 技术进行滑坡监测结果的准确性^[11]。SBAS-InSAR 基于高相干点恢复研究区域的时间序列形变信息,克服了 PS-InSAR 技术的不足并提高了运算效率^[12]。但 SBAS 通过常规多视或空间滤波处理来增加散射体的信噪比,进而提高相干性,这使得当影像细节丰富或滑坡前期形变信号复杂时,该方法由于损失较多细节信息引起对形变非形变区域的误读。特别是在地形起伏较大、干涉影像大气误差及随机噪声较大时,采用 SBAS-InSAR 技术进行滑坡灾害早期识别需要克服该缺陷^[13]。随着光学遥感影像分辨率的提高,针对仅采用 InSAR 技术可能遗漏滑坡隐患点的不足,引入光学影像的图谱信息进行补充,是滑坡隐患识别的有效手段^[14]。

针对 SBAS-InSAR 技术滑坡监测中降低影像空间分辨率而导致相干性失真的弊端,进行影像干涉时引入相位恢复可有效地保持影像的空间分辨率,获取更真实的相干性和丰富的形变细节。本研究将 BWS(baumgartner-wei-schindler)算法^[13]引入 SBAS-InSAR 技术进行相位恢复,并以高分一号光学影像作为滑坡隐患识别补充数据源,探索基于相位恢复的 SBAS-InSAR 技术与光学影像结合的方法在攀枝花地区滑坡灾害早期识别中的可行性,为准确识别区域内滑坡隐患点寻找科学可靠的方法。

1 研究区概况及实验数据

1.1 研究区概况

攀枝花地处川滇交界处,区内山区面积占总面积的 88.38%,第四系堆积层较厚,易发生滑坡地质灾害^[15]。该地区属于亚热带季风湿润气候,降雨量充沛且雨季集中(6—10月),年总降雨量 760~1 200 mm。研究区分旱、雨两季,其中雨季降雨量约占年降雨量的 90%,区域内大多数滑坡灾害的发生与降雨关系密切。研究区位于攀枝花市金沙江下流域(图 1 红色框内),地势陡峭、土质疏松,且降雨量集中,水土流失严重,易发生滑坡等地质灾害。

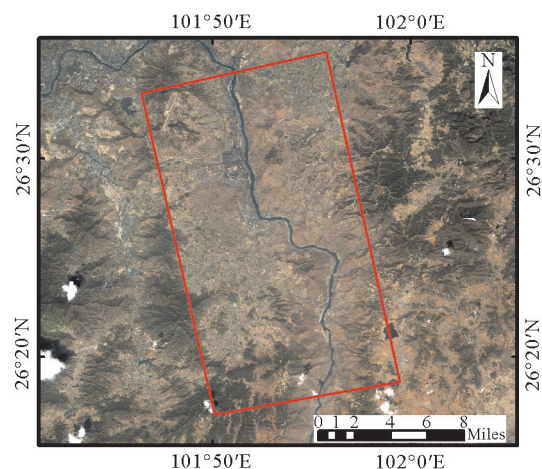


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Location of study area

1.2 实验数据获取

本研究获取欧洲航空航天局 2018 年 1 月—2020 年 12 月拍摄的 42 景 C 波段 Sentinel-1A SAR 影像。SAR 影像像元距离向和方位向采样分别为 2.33 和 13.99 m, 影像其他参数信息如表 1 所示。

利用 InSAR 技术进行山区滑坡体早期监测时, 往往会由于地表植被覆盖度过高造成失相干现象严重, 对形变监测结果的准确性影响较大。为提高滑坡早期识别结果的有效性, 本研究获取了

2018—2020 年的三景 GF1 数据, 通过辐射定标、大气校正、地理编码等步骤得到最终的光学影像, 用于补充解译早期滑坡体的光学特征, 辅助 InSAR 监测结果进行滑坡体早期识别。

表 1 Sentinel-1A 数据集

Table 1 Sentinel-1A data set

影像数量	轨道方向	入射角/(°)	极化方式	干涉图对数
42 景	升轨	33.90	VV+VH	69

2 研究方法

2.1 基于 InSAR 获取形变速率的基本原理

基于相位恢复的 SBAS-InSAR 技术是在传统 SBAS-InSAR 方法基础上, 基于同质样本点的相位恢复优化了传统方法中的差分干涉相位与相干性估计, 从而提高了相位和相干性计算的精度^[13]。其基本原理如下。

首先, 通过设置严格的时间、空间基线阈值, 对 N 景 SAR 影像进行组合和差分干涉处理, 得到 M 幅初步干涉图, 且满足:

$$\frac{N+1}{2} \leq M \leq \frac{N(N+1)}{2} \quad (1)$$

其次, 将恢复的相位引入 SBAS 算法中, 该算法的原理是利用 BWS 非参数检验方法判断参考像元与待估测像元的相似程度, 以进行同质样本点的提取。BWS 检验方法采用秩近似加权的方法计算参考像元与待估测像元的时间样本分布特征:

$$B_{\text{ref}} = \frac{1}{2N_1^2} \sum_{i=1}^{N_1} \frac{(R_i - 2i)^2}{\frac{i}{N_1+1} \left(1 - \frac{i}{N_1+1}\right)},$$

$$B_{\text{neig}} = \frac{1}{2N_1^2} \sum_{i=1}^{N_1} \frac{(H_i - 2i)^2}{\frac{i}{N_1+1} \left(1 - \frac{i}{N_1+1}\right)} \quad (2)$$

其中: B_{ref} 、 B_{neig} 分别表示参考像元与待估测像元的时间样本分布特征; N_1 为时间样本数; i 为第 i ($i=1, 2, \dots, N_1$) 个时间样本; R_i 、 H_i 表示时间序列中参考像元和待估测像元的秩。取 B_{ref} 、 B_{neig} 的平均值表示检验统计量 B ,

$$B = \frac{B_{\text{ref}} + B_{\text{neig}}}{2} \quad (3)$$

根据检验统计量 B 的分布特征, 得出拒绝域, 当待估测像元的检验统计量 B 满足拒绝域时, 则判定该待估测像元为非同质样本点; 反之则判定为同质样本点。

然后, 基于式(2)、式(3)获得恢复后的相位, 并在此基础上重新进行差分干涉处理, 得到相位恢复后的 M_1 幅新干涉图以及相干性值:

$$\eta_{\text{DS}} = \frac{1}{N(N+1)} \sum_{n=1}^N \sum_{m \neq n}^N \exp^{j[\varphi_{mn} - (\hat{\varphi}_{om} - \hat{\varphi}_{on})]} \quad (4)$$

其中: η_{DS} 为分布式目标的相干性值, $\hat{\varphi}_{om}$ 为第 m 幅影像与主影像 o 之间恢复后的相位, $\hat{\varphi}_{on}$ 为第 n 幅影像与主影像 o 之间恢复后的相位, φ_{mn} 表示第 m 幅影像与第 n 幅影像之间相位恢复前的差分干涉相位, j 表示复数单位, N 为 SAR 影像数量。

在 M_1 幅新干涉图中,第 u ($u = 1, 2, \dots, M_1$) 幅干涉图中的像元 (x, y) 所对应的相位和可表示为:

$$\phi_{x,y}^u = \phi_{\text{top},x,y}^u + \phi_{\text{orb},x,y}^u + \phi_{\text{atm},x,y}^u + \phi_{\text{noi},x,y}^u + \phi_{\text{def},x,y}^u \quad (5)$$

其中: $\phi_{\text{top},x,y}^u$ 、 $\phi_{\text{orb},x,y}^u$ 、 $\phi_{\text{atm},x,y}^u$ 、 $\phi_{\text{noi},x,y}^u$ 分别表示地形相位误差、基线轨道相位误差、大气延迟相位误差、噪声相位误差,统称为残余相位; $\phi_{\text{def},x,y}^u$ 表示形变相位。残余相位通过外部 DEM 模拟、添加精密轨道文件以及时空滤波等方法去除,最终得到形变相位 $\phi_{\text{def},x,y}^u$ 。在经过差分处理后, t_A 、 t_B 时刻之间的累计形变量 $\Delta\phi_{\text{def},x,y}^u$ 可由不同时刻干涉图之间的形变速率 $v_{k,k+1}$ 表示为:

$$\Delta\phi_{\text{def},x,y}^u = \frac{4\pi}{\lambda} \sum_{t_A}^{t_B-1} v_{k,k+1} (t_{k+1} - t_k) \quad (6)$$

其中, λ 为雷达波长。由式(6)可建立 SAR 影像成像时刻的形变值与差分干涉相位之间的线性方程:

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\phi} = \Delta\boldsymbol{\phi} \quad (7)$$

其中, $\Delta\boldsymbol{\phi}$ 为 M_1 幅新干涉图中解缠相位组成的矩阵;对于 N 景 SAR 影像,共有 N_2 个成像时刻,因此 $\boldsymbol{\phi}$ 为 N_2 个成像时刻的未知形变相位组成的矩阵; \mathbf{A} 为 $M_1 \times N$ 的系数矩阵,每一行表示一幅新干涉图,每一列表示一景 SAR 影像,当 $M_1 < N$ 时,采用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)与最小二乘法可求得形变速率。

2.2 InSAR 获取形变速率的实验方法及关键步骤

本实验采用传统 SBAS-InSAR 与基于相位恢复的 SBAS-InSAR 两种方法分别处理研究区 2018—2020 年的 Sentinel-1A 共 42 景影像,两种方法的数据前期预处理过程相同,主要包括:①利用精密轨道测定(precise orbit determination, POD)精密轨道文件对每一景 SAR 影像进行轨道精细化处理,生成单视复数(single look complex, SLC)影像并裁剪出适合研究区的影像范围;②选取 2018 年 9 月 28 日的影像作为主影像,同时采用 30 m 分辨率的数字高程模型(digital elevation model, DEM)对影像进行配准,配准精度达 1/1 000 像元;③基于多次实验经验将时间基线的阈值设为 60 d,空间基线的阈值设为 300 m,形成 69 对干涉像对;④对每景影像进行 5×1 多视处理,生成强度序列图,并在此基础上进行差分干涉处理,得到初始干涉图集。

传统 SBAS-InSAR 方法沿用了初始干涉图集进行地表形变监测,而基于相位恢复的 SBAS-InSAR 方法增加了相位恢复的步骤,具体包括:①采用 BWS 算法分别对干涉图集进行同质点识别;②对同质点集采用自适应多视^[16]的方法完成相位估计,并进行相干性估计,生成相位恢复后的干涉图集与相干性图集。后续时序处理包括:①采用最小费用流(minimum cost flow, MCF)进行相位解缠;②选取高相干点,通过引入外部的 DEM 数据、时间维滤波和空间维滤波等去除残余相位;③采用 SVD 与最小二乘法求得研究区平均形变速率与累计形变量。

2.3 光学影像的辅助识别

通过对 SAR 实验数据同期多景 GF-1 影像的综合判读,结合研究区域的 InSAR 反演结果及表 2 中滑坡隐患光学直接解译标志(几何形态、色调、纹理)或间接解译标志(地形地貌),对研究区滑坡隐患的空间位置、范围以及威胁对象进行识别,光学影像的遥感解译标志如图 2 和表 2 所示。



图 2 研究区部分已知隐患点 GF-1 光学影像图

Fig. 2 Optical image of some known landslide hazards GF-1

表 2 研究区滑坡隐患光学影像遥感解译标志

Table 2 Sign of remote sensing interpretation of optical images of landslide hazards in the study area

解译标志类型	解译标志名称	影像特征
直接解译标志	几何形态	后壁呈圈椅状、双沟同源、不规则多边形等,上部较为平缓;坡体为舌状或弧状,斜坡后缘裂缝和前缘小规模崩塌
	色调、纹理	光学影像中的色调呈浅色,与周围岩体具有明显区分;纹理表现为粗糙不平的颗粒感,坡体植被覆盖较少
间接解译标志	地形地貌	多分布在河沟山谷等陡峭斜坡处,常伴有裂缝分布,在地形上隐患点前缘见土壤崩塌作用形成的堆积现象

3 结果与分析

3.1 基于相位恢复的 SBAS-InSAR 技术优势

3.1.1 相干性对比

图 3 展示了同一干涉图传统方法与相位恢复后的相干性对比。大黑色框内表示城市区域,小黑色框内表示植被覆盖区域。基于传统方法得到的城市区域的相干性均值为 0.79,经过相位恢复后城市区域的相干性均值为 0.53,虽然整个区域总体相干性有所降低,但建筑物覆盖区的高相干性略有提高且建筑物的轮廓更加清晰;对于植被覆盖区域,基于传统的 SBAS-InSAR 方法得到的相干性均值为 0.76,表现出明显高估,在经过相位恢复后,其相干性均值为 0.35,更接近真实情况。研究结果表明,相位恢复后,相干影像结果在保持影像分辨率的同时可获得更真实的相干性。

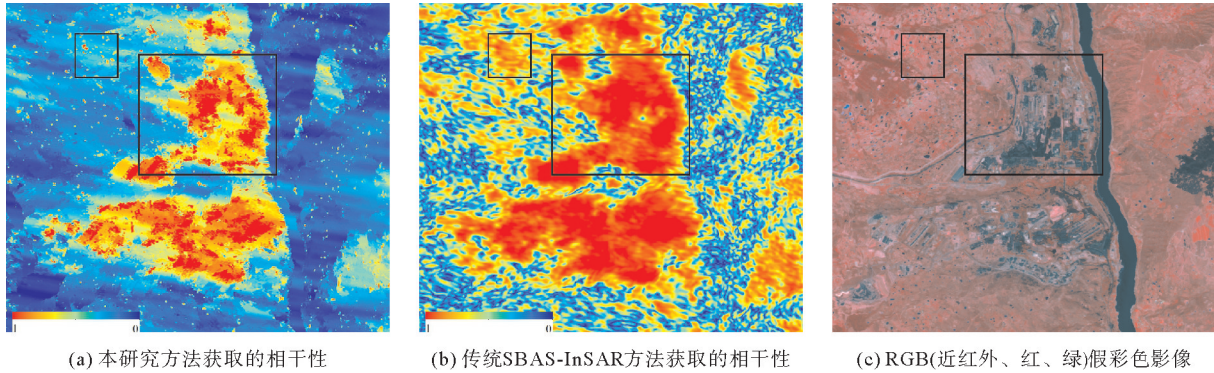


图 3 不同方法相干性对比

Fig. 3 Coherence comparison of different methods

3.1.2 高相干点质量与密度对比

高相干点的数量与质量可直接反映 InSAR 形变监测的准确性与精度。为了定量分析相位恢复前后 SBAS-InSAR 方法对地表形变反演的差异,对比两种方法提取的高相干点的质量和密度。两种方法均采用振幅离差指数法与多视全影像点集法的融合来提取高相干点。图 4 表示高相干点的分布及密度,表 3 定量描述了高相干点信息。由图 4 和表 3 可以看出,经过相位恢复后得到的高相干点密度更大,为 207 点/km²,传统的 SBAS-InSAR 获取的高相干点的密度为 111 点/km²。从高相干点质量看,前者获得的高相干点比后者的 Sigma 标准差降低了 8.1%,平均值降低了 3.4%,因此经过相位恢复后高相干点密度与质量均得到了不同程度的优化。

表 3 两种方法的高相干点数量质量对比

Table 3 Comparison of the number and quality of high coherence point between the two methods

参数名称	传统 SBAS	本研究方法
高相干点密度/(点/km ²)	111	207
Sigma 平均值	0.89	0.86
Sigma 标准差	0.25	0.23

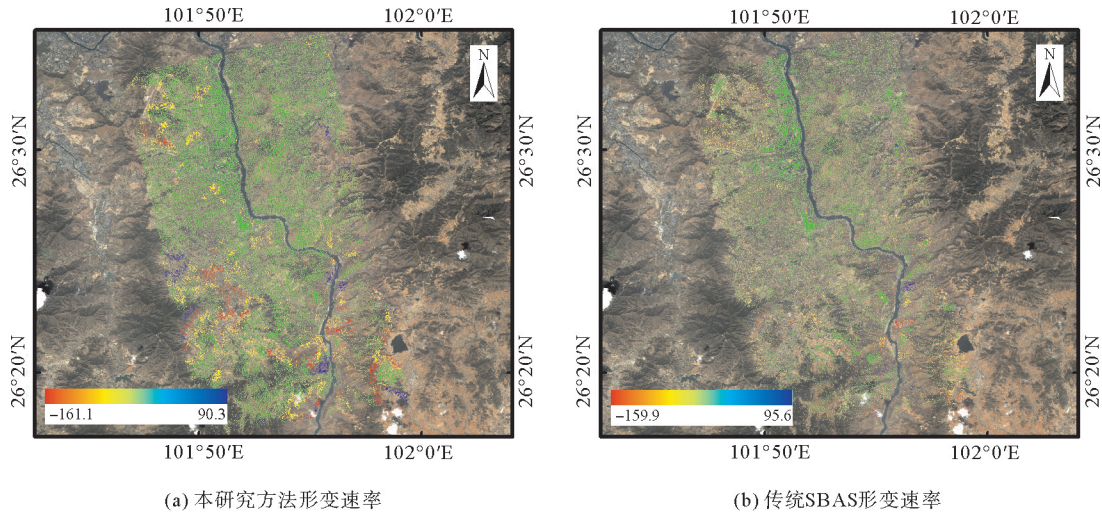


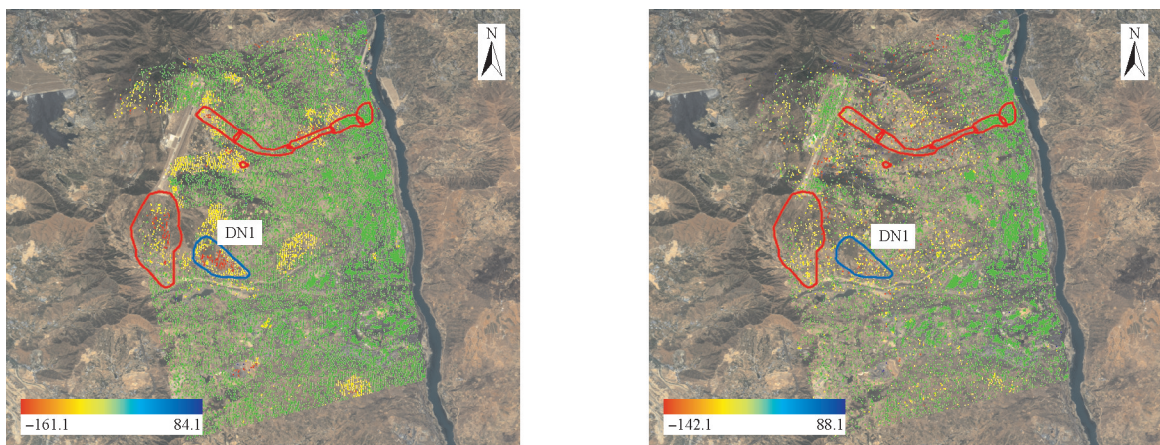
图4 两种方法 InSAR 反演结果对比图

Fig. 4 Comparison of InSAR inversion results between the two methods

3.2 滑坡隐患点总体识别

图5展示了两种方法反演的滑坡隐患点形变速率,对比分析后可知,基于相位恢复的 SBAS-InSAR 技术反演的滑坡隐患点相较于传统 SBAS-InSAR 技术表现出更为丰富的形变细节,降低了滑坡隐患的误判、漏判概率,可有效提高滑坡隐患识别的准确性。综合基于相位恢复的 SBAS-InSAR 技术获取的形变速率和光学影像的目视解译结果,共识别出 28 处正在发生蠕变的滑坡隐患点。根据其空间分布特征,将研究区分为 I、II、III 三个区域(图5): I 区域,滑坡群主要集中在攀枝花保安营机场附近,机场的长期开发导致土壤抗剪强度降低,与降水相互作用导致该区域滑坡形成; II 区域,滑坡隐患主要为山体不稳定斜坡,该区域滑坡隐患的形变速率普遍偏高,同时农田村落密度大导致其植被覆盖率低,且山体土质松软,遇强降雨后易发生泥石流和滑坡混合灾害; III 区域,滑坡隐患主要集中在沿江两岸,位于攀枝花市盐边县,该区中小型矿场密集,矿物开采导致其沿江斜坡山体结构不稳定,且斜坡坡度较大,易发生滑坡灾害,对金沙江造成堵塞。

将攀枝花市国土资源局提供的地面调查数据与形变监测结果结合分析可知,28 处隐患点中有 11 处与攀枝花市国土资源局通过地面调查手段获取的滑坡隐患点匹配,由红色框图标出;其他 17 处隐患点未在国土资源局记录的隐患点序列中,由蓝色框图标出。为验证隐患点识别结果的准确性,随机进行现场调查,发现确实存在地表裂缝等滑坡隐患特征。



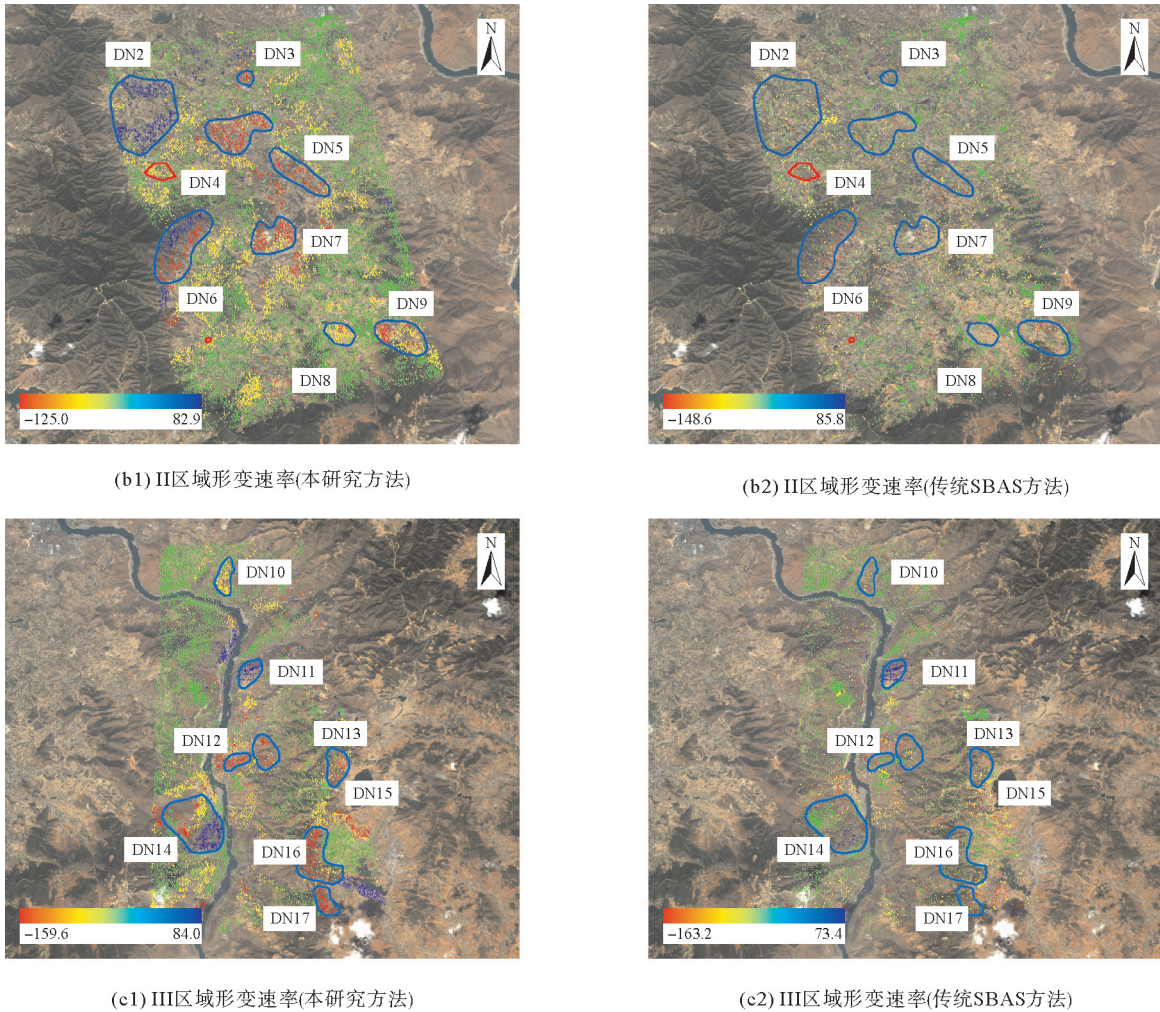


图 5 识别滑坡隐患分布图

Fig. 5 Distribution of the identified hazardous points

本研究对新发现的 17 处隐患点进行重点分析,依次编号为 DN1~DN17,结合研究区形变监测结果分析,隐患点最大形变速率 125.0 mm/a,如表 4 所示。其中,面积在 1 km² 以上的大型隐患点 9 处,占 52.9%,最大隐患点面积达 3.84 km²;面积 0.5~1.0 km² 的中型隐患点 5 处,占 29.4%;面积小于 0.5 km² 的小型隐患点 3 处,占 17.6%。

表 4 17 处新识别隐患点概况

Table 4 Overview of 17 newly-identified hazardous points

编号	最大形变速率/(mm/a)	面积/km ²	威胁对象	编号	最大形变速率/(mm/a)	面积/km ²	威胁对象
DN1	-67.2	1.10	道路	DN10	-66.9	0.69	金沙江
DN2	124.7	3.84	村庄	DN11	83.5	0.70	村庄+金沙江
DN3	-74.8	0.18	村庄+道路	DN12	-65.6	0.46	村庄+金沙江
DN4	-101.3	1.63	村庄	DN13	-81.7	0.99	村庄+道路
DN5	-100.9	1.18	村庄+道路	DN14	-77.2	3.64	村庄
DN6	-125.0	2.33	学校	DN15	-75.2	0.98	村庄+水库
DN7	-88.4	1.17	村庄	DN16	-85.8	2.26	村庄
DN8	-57.2	0.48	村庄	DN17	-119.3	0.72	村庄
DN9	-74.9	1.26	村庄				

3.3 典型隐患点分析

本研究选取两处典型隐患点(DN1、DN10)进行分析,在两处典型隐患点的形变区域分别选取 4 处特征点(T1~T4),对两种方法反演结果的累计形变量进行相关性分析(图 6),分别为 0.958 4(T1)、0.952 9(T2)、0.836 7(T3)、0.981 6(T4)。两种方法的反演结果一致性较好,表明基于相位恢复的 SBAS-InSAR 方法结果的可靠性。

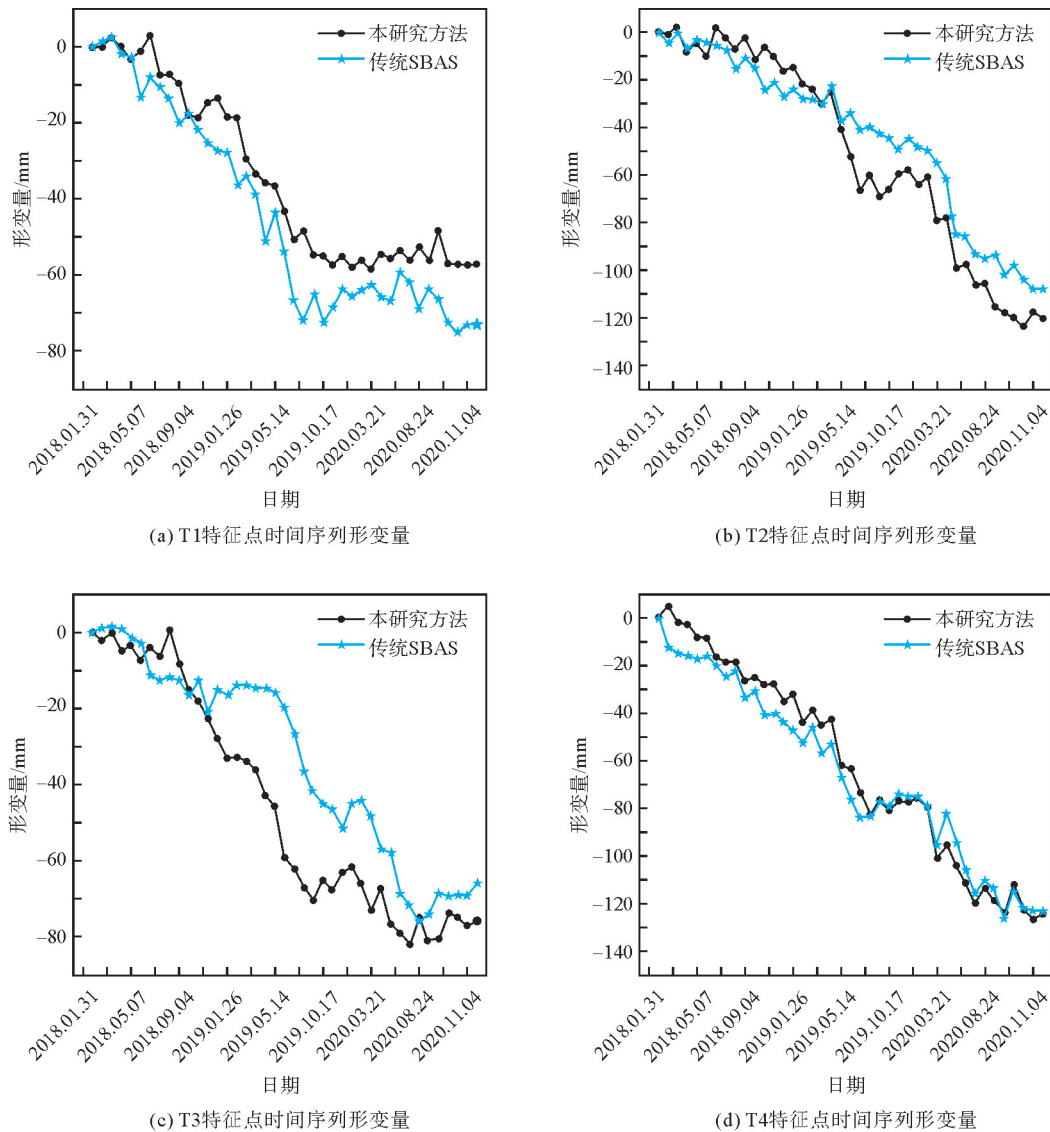
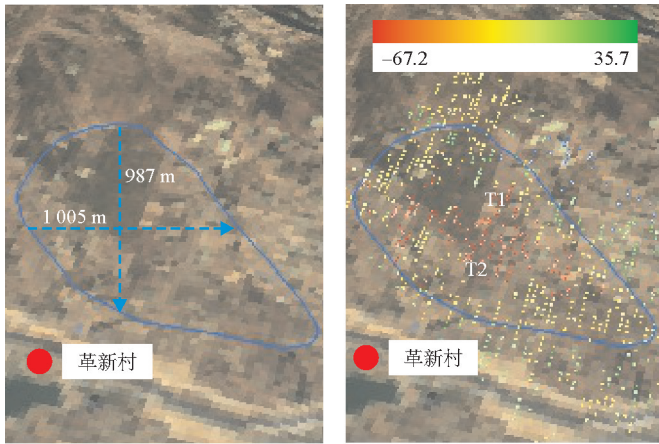


图 6 特征点时间序列形变量

Fig. 6 Time series morphological variables of characterization points

DN1 隐患点位于革新村马鹿塘组上方。由图 7 可以看出, DN1 隐患点坡度较大, 整体呈舌状, 表面粗糙, 颗粒感明显。最大横轴 1 005 m, 最大纵轴 987 m; 2018—2020 年, 隐患点最大形变速率为 -62.7 mm/a 。由 T1、T2 特征点的累计形变量与降水量结合分析(图 8)发现: T1、T2 特征点的最大累计形变量分别为 -57.2 、 -120.1 mm 。T1 在 2019 年雨季后期累积形变量趋于平缓, 原因可能是顶部坡度较小, 经过雨水冲刷后, 泥土累积造成形变缓慢; T2 特征点形变量均随降雨量的累计而稳定增加, 特别是在 2019 年与 2020 年雨季前期形变量呈断崖式增加, 说明该隐患点可能在降水量达到临界值后发生滑坡, 直接威胁革新村的安全。



(a) DN1隐患点光学影像 (b) DN1隐患点形变速率(本研究方法)

图7 DN1 隐患点遥感特征

Fig. 7 Optical satellite images of DN1

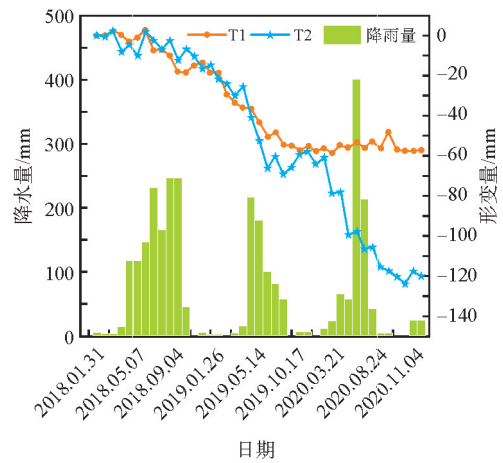
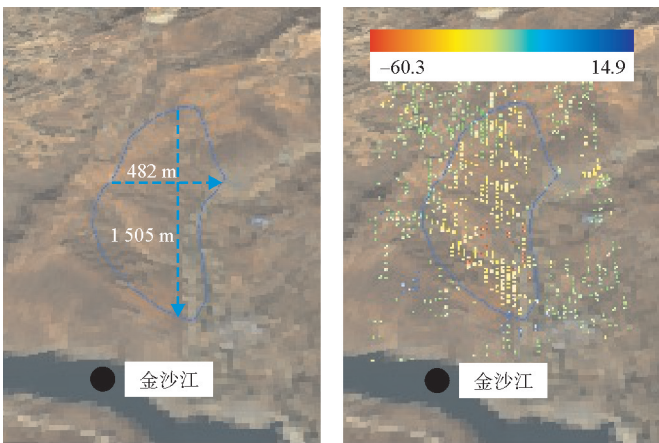


图8 DN1 特征点时间序列形变量与降雨量

Fig. 8 Time series curve and rainfall of DN1

DN10 隐患点位于金沙江左岸的山体斜坡处。由图 9 可以看出,该隐患点地势左高右低、坡度大、植被稀少,紧邻沟壑,整体呈半扇型,其最大横轴约 482 m,最大纵轴约 1 505 m。若发生滑坡则泥土向沟壑堆积,具有明显的冲积扇特征,有堵江风险。2018—2020 年,隐患点最大形变速率为 -60.3 mm/a 。图 10 为 T3、T4 特征点在 2018—2020 年形变量与降水量的关系图,由图 10 可以看出,T3、T4 特征点在 2018—2020 年的最大形变量分别为 -75.9 、 -124.1 mm ,且累计形变量随降水量的增加稳定增加,但由于 T4 特征点更靠近左侧坡顶,坡度较大,形变速率明显增加。因此,随降水量的累积, DN10 隐患点发生滑坡的概率也随之增加,有较大堵江风险。



(a) DN10隐患点光学影像 (b) DN10隐患点形变速率(本研究方法)

图9 DN10 隐患点遥感特征

Fig. 9 Optical satellite images of DN10

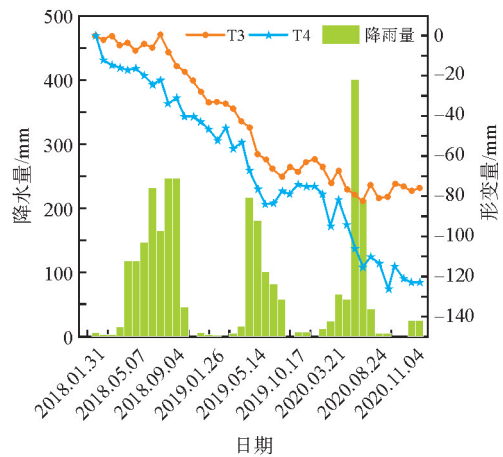


图10 DN10 特征点时间序列形变与降雨量

Fig. 10 Time series curve and rainfall of DN10

4 结论

本研究将相位恢复引入 SBAS-InSAR 技术,克服了传统 SBAS-InSAR 方法中多视处理造成的相干性高估问题。研究表明,改进的 SBAS-InSAR 技术使得干涉相干性得到有效校正,高相干点的相位质量明显提升。光学影像特征的加入可对 SBAS-InSAR 技术识别的滑坡点进行有效补充,从而增加识别结果的可信度及可解释性。此外,典型隐患点与降水数据的对比分析也表明,降雨量是滑坡隐患的重要成因之一。但本次仅选取攀枝花地区验证相位恢复方法对提高干涉相位精度的有效性,对不同地形起伏及植被覆盖地区的适用性仍需进一步探索明确。

参考文献:

- [1] 朱建军,李志伟,胡俊. InSAR 变形监测方法与研究进展[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1717-1733.
ZHU Jianjun, LI Zhiwei, HU Jun. Research progress and methods of InSAR for deformation monitoring[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1717-1733.
- [2] 屈新星,李道安,何云玲,等. 基于 MaxEnt 模型的滑坡易发性评价:以攀枝花市为例[J]. 水土保持研究, 2021, 28(2): 224-229.
QU Xinxing, LI Daoan, HE Yunling, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on MaxEnt model: Taking Panzhihua City as an example[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2021, 28(2): 224-229.
- [3] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Nonlinear subsidence rate estimation using permanent scatterers in differential SAR interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(5): 2202-2212.
- [4] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Permanent scatterers in SAR interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(1): 8-20.
- [5] HILLEY G E, BÜRGMANN R, FERRETTI A, et al. Dynamics of slow-moving landslides from permanent scatterer analysis[J]. Science, 2004, 304: 1952-1955.
- [6] 王之栋,文学虎,唐伟,等. 联合多种 InSAR 技术的龙门山-大渡河区域地灾隐患早期探测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(3): 451-459.
WANG Zhidong, WEN Xuehu, TANG Wei, et al. Early detection of geological hazards in Longmenshan-Dadu River Area using various InSAR techniques[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(3): 451-459.
- [7] DONG J, ZHANG L, TANG M G, et al. Mapping landslide surface displacements with time series SAR interferometry by combining persistent and distributed scatterers: A case study of Jiayu landslide in Danba, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 205: 180-198.
- [8] 石固林,徐浪,张璇钰,等. 西山村滑坡时序形变的 SBAS-InSAR 监测[J]. 测绘科学, 2021, 46(2): 93-98.
SHI Gulin, XU Lang, ZHANG Xuanyu, et al. Monitoring time series deformation of Xishancun landslide with SBAS-InSAR[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(2): 93-98.
- [9] 张路,廖明生,董杰,等. 基于时间序列 InSAR 分析的西部山区滑坡灾害隐患早期识别:以四川丹巴为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 2039-2049.
ZHANG Lu, LIAO Mingsheng, DONG Jie, et al. Early detection of landslide hazards in mountainous areas of West China using time series SAR interferometry: A case study of Danba, Sichuan[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12): 2039-2049.
- [10] 焦广祺,孙玉,杨琰. 基于全球大气模型的日本关东平原 InSAR 对流层延迟改正研究[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2022, 41(4): 19-29.
JIAO Guangqi, SUN Yu, YANG Yan. InSAR tropospheric delay correction based on global atmospheric models over the Kanto Plain in Japan[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2022, 41(4): 19-29.
- [11] DAI K R, LI Z H, XU Q, et al. Entering the era of earth observation-based landslide warning systems: A novel and exciting framework[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2020, 8(1): 136-153.
- [12] ZHAO X, LI G, ZHAO Z F, et al. Identifying the spatiotemporal characteristics of individual red bed landslides: A case study in Western Yunnan, China[J]. Journal of Mountain Science, 2022, 19(6): 1748-1766.
- [13] 蒋弥,丁晓利,李志伟. 时序 InSAR 同质样本选取算法研究[J]. 地球物理学报, 2018, 61(12): 4767-4776.
JIANG Mi, DING Xiaoli, LI Zhiwei, et al. Homogeneous pixel selection algorithm for multitemporal InSAR[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018, 61(12): 4767-4776.
- [14] 周定义,左小清,喜文飞,等. 基于 SBAS-InSAR 技术的深切割高山峡谷区滑坡灾害早期识别[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(2): 16-24.
ZHOU Dingyi, ZUO Xiaoqing, XI Wenfei, et al. Early identification of landslide hazards in deep cut alpine canyon using SBAS-InSAR technology[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(2): 16-24.
- [15] 王喜娜,黄华兵,班亚,等. GIS 辅助下滑坡灾害危险性区划图的绘制:以四川省攀枝花市为例[J]. 测绘通报, 2015(2): 46-50.
WANG Xina, HUANG Huabing, BAN Ya, et al. GIS-assisted drawing landslide zonation map: A case study of Panzhihua City Sichuan Province[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015(2): 46-50.
- [16] JIANG M, DING X L, TIAN X, et al. A hybrid method for optimization of the adaptive goldstein filter[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 98: 29-43.