引文格式:何国庆,李为乐,陆会燕,等.基于Spearman滤波与HNSW-DBSCAN聚类的滑坡隐患InSAR形变区自动识别[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(8):1682-1693.DOI:10.13203/j.whugis20240484

Citation: HE Guoqing, LI Weile, LU Huiyan, et al. Automated Identification of InSAR Deformation Concentration Zones for Landslide Hazards Using Spearman Coefficient Filtering and HNSW-DBSCAN Clustering[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(8):1682-1693.DOI:10.13203/j.whugis20240484

基于Spearman滤波与HNSW-DBSCAN聚类的滑坡隐患InSAR形变区自动识别

何国庆[1] 李为乐[1,2] 陆会燕[1] 李雨森[1] 秦佳松[1] 范禄震[1]

1 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

2 滑坡灾害风险预警与防控应急管理部重点实验室,四川 成都,610059

摘 要:小基线集合成孔径雷达干涉测量(small baseline subset interferometry synthetic aperture radar,SBAS-InSAR)是一种常用的滑坡隐患识别方法,然而,SBAS-InSAR结果中包含大量非单调变形像素点,这些像素点可视为噪声,影响滑坡真实形变区的精准提取。提出一种高效的滑坡形变区识别方法,首先,计算Spearman秩相关系数,并设定阈值剔除非单调变化的像素点;然后,结合分层导航小世界图与基于密度的空间聚类算法对形变区进行聚类分析,有效抑制空间噪音。结果表明,所提方法可去除96%以上的噪声,实现大范围滑坡快速识别,在形变较慢或信号较弱的区域表现出显著优势,显著提升了滑坡隐患识别的精度。

关键词:SBAS-InSAR;滑坡隐患;Spearman秩相关系数;分层导航小世界图;基于密度的空间聚类算法

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-12-24

DOI:10.13203/j.whugis20240484 **文章编号**:1671-8860(2025)08-1682-12

Automated Identification of InSAR Deformation Concentration Zones for Landslide Hazards Using Spearman Coefficient Filtering and HNSW-DBSCAN Clustering

HE Guoqing[1] *LI Weile*[1,2] *LU Huiyan*[1] *LI Yusen*[1] *QIN Jiasong*[1] *FAN Luzhen*[1]

1 State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

2 Laboratory of Landslide Risk Early-Warning and Control, Ministry of Emergency Management, Chengdu 610059, China

Abstract: **Objectives**: Landslides are common natural disasters that cause significant casualties and economic losses worldwide. The small baseline subset (SBAS) interferometric synthetic aperture radar (InSAR) technique is widely used for the early identification of landslides. However, conventional SBAS-InSAR processing is often compromised by the presence of non-monotonic deformation pixels, which introduce substantial noise and obscure the precise delineation of landslide-prone regions. These non-monotonic deformation signals may arise from atmospheric disturbances, unmodeled topographic errors, or other environmental factors, making it challenging to differentiate actual landslide displacement from noise. Consequently, accurately extracting landslide deformation areas remains a significant challenge in InSAR-based geohazard monitoring. **Methods**: To overcome this limitation, an advanced landslide deformation identification framework is proposed, integrating statistical filtering and clustering techniques. First, the Spearman rank correlation coefficient is calculated to evaluate the monotonicity of displacement time series at each pixel. A statistical threshold is then applied to remove pixels exhibiting non-monotonic deformation trends, en-

基金项目:四川省重点研发项目(2023YFS0435);自然资源部-四川省合作项目(SCDZRS-2023);地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室自主研究课题(SKLGP2022Z007)。

第一作者:何国庆,硕士生,研究方向为地质灾害预测评价。hgq@stu.cdut.edu.cn

通信作者:李为乐,博士,教授。liweile08@mail.cdut.edu.cn

suring the retention of only those showing a consistent increase or decrease in displacement over time. This process substantially reduces noise interference while preserving meaningful deformation signals. Subsequently, a hybrid clustering framework is employed, combining the hierarchical navigable small-world (HNSW) network with the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm. The HNSW network enhances the efficiency of high-dimensional nearest neighbor searches, while DBSCAN effectively clusters pixels with similar deformation characteristics, further mitigating spatial noise. This combined approach facilitates the precise identification of landslide deformation areas while maintaining computational efficiency. **Results:** Experimental validation confirms that the proposed method eliminates over 96% of background noise, significantly improving the accuracy of landslide detection. The filtering process enhances the signal-to-noise ratio of SBAS-InSAR results, allowing for the reliable identification of deformation zones across diverse topographic and climatic conditions. **Conclusions:** Additionally, the method demonstrates superior performance in detecting landslides characterized by slow displacement rates or weak signal responses, which are often overlooked by traditional approaches. By improving the precision and reliability of landslide hazard assessment, the proposed methodology offers an effective and scalable solution for large-scale landslide monitoring.

Key words: SBAS-InSAR; landslide hazards; Spearman rank correlation coefficient; hierarchical navigable small-world; density-based spatial clustering of applications with noise

滑坡隐患早期识别与监测预警是有效降低滑坡导致人员伤亡和财产损失的重要途径[1-5]。在高海拔、地形陡峭或人类无法进入的地区，通过传统地质调查及监测设备进行滑坡监测仍具挑战[6-7]。相比之下，合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar，InSAR)是识别滑坡的有效方法[8-10]。InSAR具有空间覆盖范围广、空间分辨率高、监测精度高等优点[11-13]，已成为大范围地面形变监测的重要技术[14-16]。如今，时序InSAR技术，如永久散射体(persistent scatterer，PS) InSAR、小基线集(small baseline subset，SBAS) InSAR和分布式散射体InSAR等[17]，其精度能达到毫米级，大幅提升了InSAR数据处理的精度和效率[18]。时序InSAR克服了差分InSAR的大气延迟、时间相关性等一些限制[19-20]，并已被广泛用于地质灾害监测，包括城市沉降[21-22]、山体滑坡[23-24]、火山[25-26]和地震[27-28]等。

尽管时序InSAR技术极大地提高了形变监测的精度，但滑坡隐患的识别仍主要依赖于对时序InSAR结果的直观解释，目前，滑坡隐患识别方法包括人工目视判译、深度学习模型和滑坡变形的空间信息分析。人工目视判译效率低、主观性强，而深度学习方法虽然具备强大的特征学习能力，能够有效处理复杂的空间信息，但在InSAR影像中，背景区域通常占较大面积，小范围滑坡的变形特征与噪声相似，导致模型难以准确区分微小且渐进的变形[29]，从而降低了对小型滑坡的识别能力。基于空间聚类算法可通过分析时间序列数据的空间分布特征来识别滑坡隐患。例如，文献[30]将基于密度的空间聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise，DBSCAN)与InSAR技术相结合，成功滤除低相干区域的空间噪声，增强了形变区特征。文献[31]将DBSCAN与SBAS、PS相结合，用于对城市中心区域进行分类。然而，基于空间聚类的方法未能充分利用时序InSAR结果中的时间序列信息，导致对仅涉及少量像素的小型滑坡识别能力有限。

目前仅有少数学者尝试利用时间序列位移信息来提取滑坡特征[32-33]。基于滑坡累积位移随时间呈单调变化趋势的假设，本文提出一种新的滑坡形变区识别方法，并在四川省小金县和理县进行了验证。首先，利用SBAS-InSAR对研究区进行长时间序列监测，获得累积形变数据；然后，设定Spearman秩相关指数阈值，对时间-位移序列进行筛选，以去除非单调变化趋势的像素点；最后，利用分层导航小世界图(hierarchical navigable small-world，HNSW)与DBSCAN对筛选后的数据进行空间聚类分析，进一步去除空间噪声，从而精确识别滑坡形变区。

1　研究区和数据

1.1　研究区概况

本文研究区位于四川省的西北部、阿坝藏族羌族自治州南端，主要覆盖小金县及其周边地

区,核心区域为小金川河和沃日河的干流段。该区域属于季风性高原山地气候,年平均气温为8~9 ℃,年降雨量为500~700 mm,降雨集中在5月—9月,占全年降雨量的75.4%。

如图1所示,研究区位于鲜水河断裂带东部和龙门山断裂带西部,区域内地质构造活动强烈,受河流侵蚀和地质构造影响,小金川河沿岸大部分地区呈现典型的V形峡谷地貌。地层主要由三叠系和第四系组成,岩性以三叠系变质砂岩为主,辅以第四系风化堆积物。

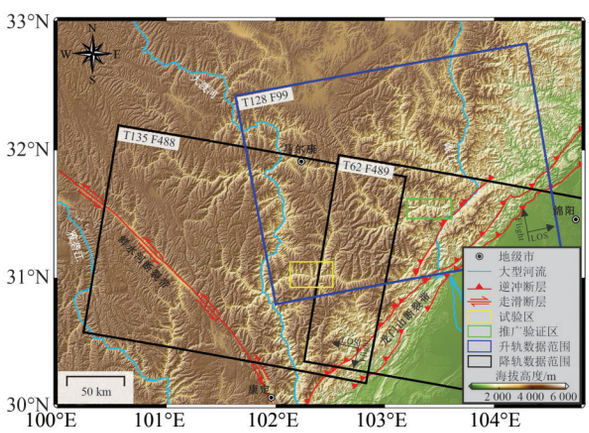


图1 研究区位置及地形构造概况图

Fig. 1 Location and Geomorphological and Structural Overview of the Study Area

推广验证区位于四川省理县部分区域,该区域属亚热带季风气候,年平均气温为6.9~11 ℃,年降雨量为650~1 000 mm。该区域跨龙门山逆冲构造带,构造活动显著,岩性以变质岩与岩浆岩为主。

1.2 研究数据

本文收集了覆盖小金县的Sentinel-1A升轨雷达影像121景(2018-01-02—2021-12-24)和降轨雷达影像85景(2018-06-19—2021-11-30),以及覆盖理县的Sentinel-1A升轨雷达影像117景(2019-01-09—2022-11-25)和降轨雷达影像110景(2019-01-04—2022-09-21)。Sentinel-1A数据重访周期为12 d,方位向分辨率为20 m,距离向分辨率为5 m,升、降轨数据覆盖情况见图1。为消除地形误差对差分干涉测量结果的影响,数据处理引入了覆盖研究区域的12.5 m分辨率高级陆地观测卫星数字高程模型(digital elevation model,DEM)作为参考DEM。此外,研究还使用了0.8 m分辨率的高分2号遥感影像和0.5 m分辨率的Google Earth遥感影像数据,进一步补充和验证分析结果。

2 研究方法

本文提出一种自动识别滑坡形变区的方法,旨在通过分析像素点累积位移曲线的变化趋势特征,利用滤波处理抑制InSAR结果中的噪声,并自动识别研究区的滑坡隐患形变区。为实现这一目标,首先采用SBAS-InSAR技术获取累积形变数据,然后通过Spearman秩相关指数阈值进行滤波,进一步利用聚类分析去除空间噪声,最终细化变形结果,明确滑坡隐患形变区域。该方法包括4个主要步骤(图2):

1) SBAS-InSAR处理。数据处理使用GAMMA商业软件,对Sentinel-1A升轨共121景单视复数影像和降轨共85景影像数据,使用SBAS-InSAR技术反演地表形变。

2)Spearman指数滤波。分析视线方向(line-of-sight,LOS)累积位移数据,计算Spearman秩相关指数。参考文献[33]选定的±0.97作为Spearman阈值,以筛选形变点,保留具有明显单调变化趋势的像素点。

3)形变点聚类分析。将滤波后的像素点组成数据库,结合HNSW与DBSCAN对形变点进行聚类分析,从而明确形变区的范围。

4)形变结果边界细化。基于步骤3)中的初步结果,采用最小凸多边形算法连接所有边界点,生成单个区域的最小凸多边形边界。结合边界的拓扑关系,进一步精确构建每个滑坡形变区域的边界。

2.1 SBAS-InSAR技术

SBAS-InSAR是由文献[34]提出的差分干涉测量算法,基于多期合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)影像,设置时空基线阈值生成干涉图,通过DEM消除地形相位,结合滤波和多视方法提高相干性,并利用大气延迟与形变在时间域与空间域的不同特性,区分残余相位中的大气相位,解缠干涉相位,并利用奇异值分解(singular value decomposition,SVD)估算形变速率,通过时间积分获得累积形变量[35-36]。

2.2 Spearman系数滤波技术

基于SBAS-InSAR得到的累积位移结果,采用Spearman系数来量化每个像素位移曲线的单调趋势,通过设定阈值筛选出具有单调变化趋势的像素点,以识别滑坡形变区。Spearman相关系数通过对两个变量的数据进行排序,将其转换为秩次后,计算秩次之间的相关性。计算公式如下:

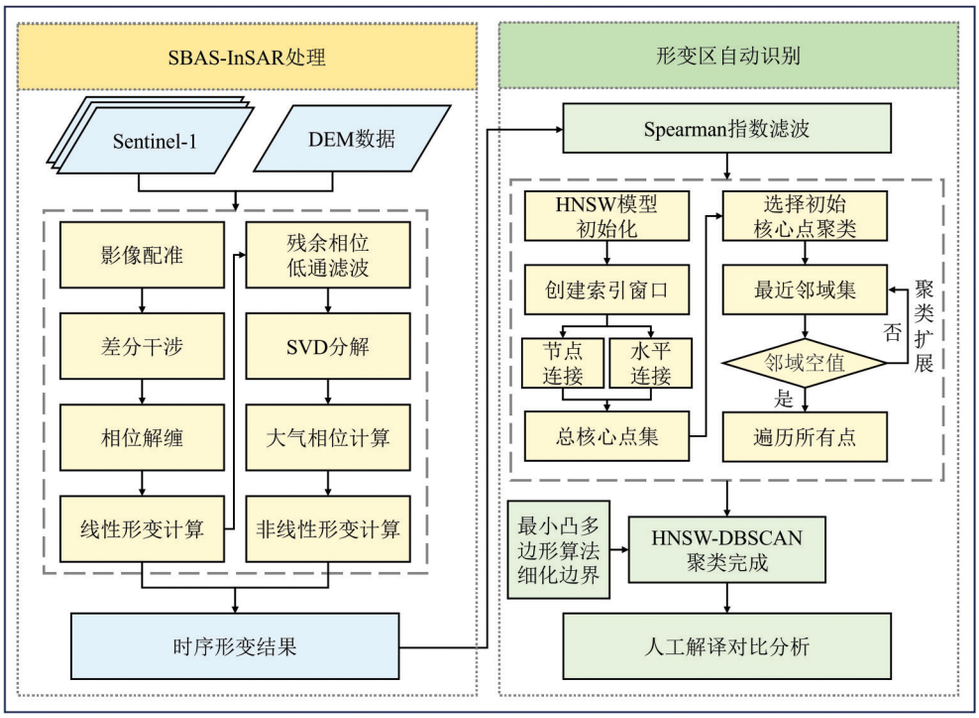


图2　本文技术流程图

Fig. 2　Technical Workflow of This Study

$$r=1-\frac{6\sum_{i=1}^{n}d_i^2}{n(n^2-1)},d_i=x_i'-y_i' \tag{1}$$

式中，r为Spearman相关系数；n为SAR影像的总数；x_i'、y_i'分别表示时间点x_i、y_i的秩次，即在对时间值从早到晚排序后其对应的位置；d_i为x_i'、y_i'之间的差值。

r的取值在−1～1范围内，其中，r=1表明位移单调增加；r=−1表明位移单调递减。图3展示了升轨结果时间序列中选取的3个像素点。像素点1（图3(a)）的r值较低，表明该像素点负位移随时间持续增大；像素点3（图3(c)）的r值较高，说明正位移随时间持续增大；而像素点2（图3(b)）具有中等r值，反映出时间序列的复杂变化。

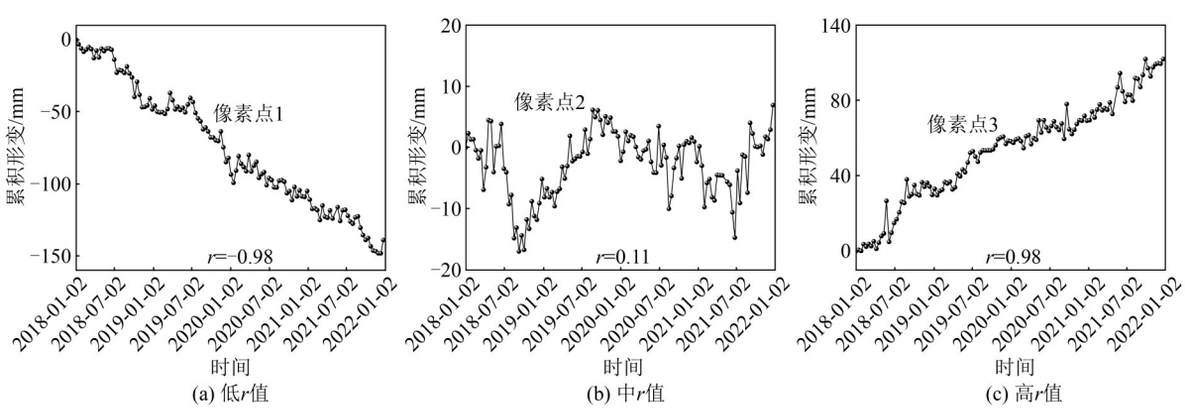


图3　低、中、高r指数时间位移曲线图

Fig. 3　Time-Displacement Curves for Low, Medium, and High r Indices

2.3　HNSW-DBSCAN聚类算法

DBSCAN算法通过分析点的邻域密度，将数据集划分为不同的簇。该算法将数据点分为核心点、边界点和噪声点，能够识别任意形状的聚类簇，并通过调整算法参数有效去除空间噪声。

DBSCAN有两个基本参数：邻域半径R_{Eps}和密度阈值N_{MinPts}。设$A(i,j)$和$B(m,n)$分别表示数据集D中的两个点，邻域半径R_{Eps}定义了以A为圆心、半径为R_{Eps}的领域范围；而N_{MinPts}表示在该邻域内至少包含N_{MinPts}个点时，A可被标记为核心点（图4）。DBSCAN算法具体流程如下：

1）在数据集D中选择点A，计算其邻域半径

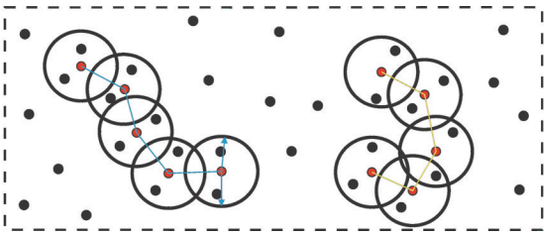


图4 DBSCAN算法原理图

Fig. 4 DBSCAN Algorithm Diagram

为R_{Eps}内的点量,记为numEps(A)。若numEps(A)$\geqslant N_{MinPts}$,则将A标记为核心点,并创建一个新的聚类簇;若numEps(A)$<N_{MinPts}$,则将A视为噪声点。

2)从点A的邻域中选择下一个点B,计算B在半径为R_{Eps}邻域内的点数numEps(B),并将B纳入点A所在的聚类簇。

3)重复步骤2),持续扩展该聚类簇,直到无新点可纳入。

4)重复步骤1)~3),直到所有像素点被标记为核心点或噪声点。

HNSW是一种高效的最近邻搜索算法,采用多层次图结构来加速查询。每层的节点表示一个向量,并保留一定数量的候选节点,这些候选节点相互连接,形成层次化的搜索空间。如图5所示,算法通过从高层向低层逐步筛选候选节点,以定位最接近查询向量的目标节点。通过调整候选节点的数量,HNSW在搜索速度与准确性之间实现平衡,使其能够在高维数据中高效执行最近邻搜索[37]。

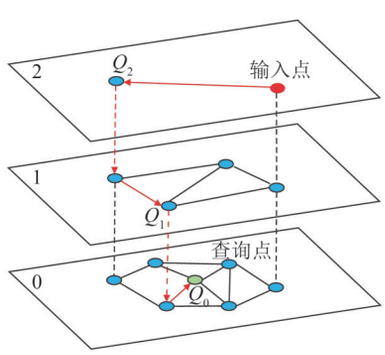


图5 HNSW算法原理图

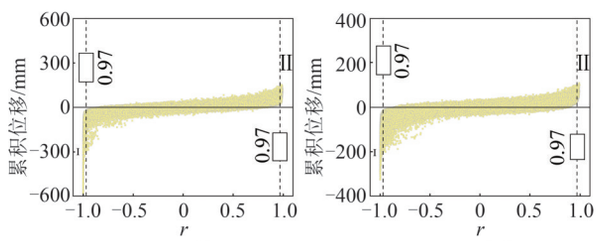
Fig. 5 HNSW Algorithm Diagram

将HNSW应用于DBSCAN算法中[38],可有效降低空间消耗并缩短查询时间,从而提升聚类效率。

3 结果分析

3.1 时间序列筛选

利用研究区SBAS-InSAR形变结果提取升、降轨的时间位移序列,并计算Spearman秩相关系数。升、降轨分别包含596 004个和672 280个有效r值的像素点。图6显示了升、降轨所有像素点的r值与累积位移的散点分布。其中,水平0 mm位移线及垂直$r=-0.97$和$r=0.97$阈值线将面板划分为6个区域。区域Ⅰ中的像素点具有较小的r值和负位移,表明这些像素在LOS方向上单调地远离卫星;区域Ⅱ中的点具有较大的r值和正位移,表明这些像素在LOS方向上单调地靠近卫星。



(a) 升轨 (b) 降轨

图6 研究区Spearman系数与位移散点图

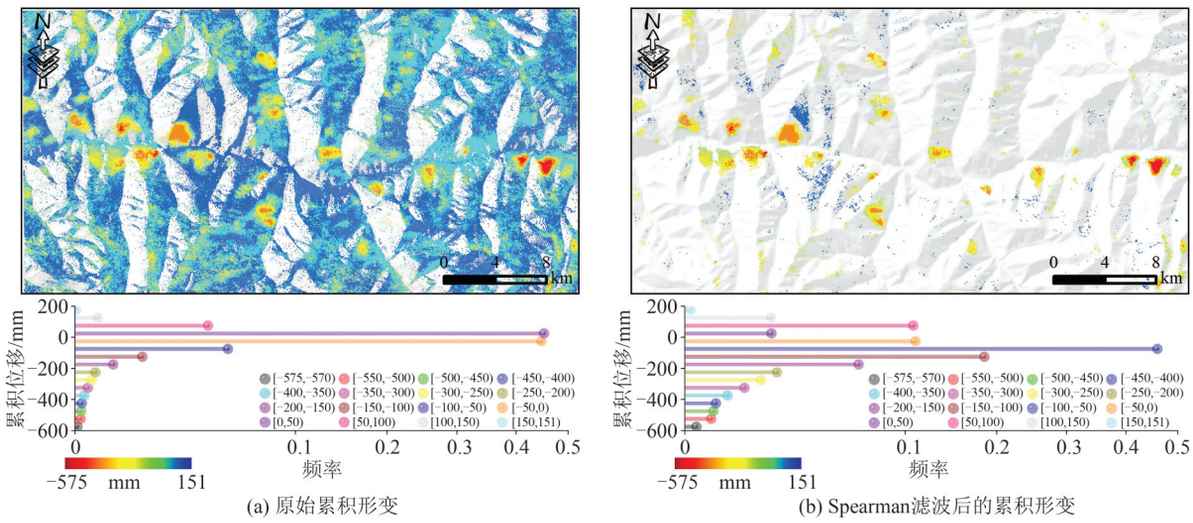
Fig. 6 Scatter Plot of Spearman Index and Cumulative Displacement in the Study Area

图7(a)显示了升轨SBAS-InSAR在LOS向的累积位移。在可视性差的区域,SBAS-InSAR未能获取有效像素点。升轨累积形变量范围为−575~151 mm,其中约89.7%的累积位移分布在±50 mm以内,超过50 mm的累积形变量约占10%。负形变像素点约占51%,略多于正形变像素点(约48%)。

尽管研究区大部分地区存在变形,但并非所有变形都与滑坡有关。为剔除非滑坡相关的形变信号,在散点图中设定±0.97的阈值,并过滤掉r值介于−0.97~0.97之间的像素点,图7(b)展示了Spearman滤波后升轨像素点及其累积位移,这些像素点约占原始SBAS-InSAR时间位移序列的4.7%。其中,累积位移范围在±50 mm以内的像素点比例降至12.4%。保留的像素点可视为具有单调变化趋势的形变点。

图8(a)为降轨SBAS-InSAR结果导出的累积位移。与升轨结果类似,大多数像素点(超过94%)的累积形变量集中在−50~50 mm之间。图8(b)显示了Spearman滤波后的降轨结果,保留下的像素点占原始像素点的3.3%。滤波后,累积位移超出±50 mm的像素点占比从5%显著增加至80.6%,其中,累积位移介于50~100 mm之间的像素点比由4.2%提升至54.5%。

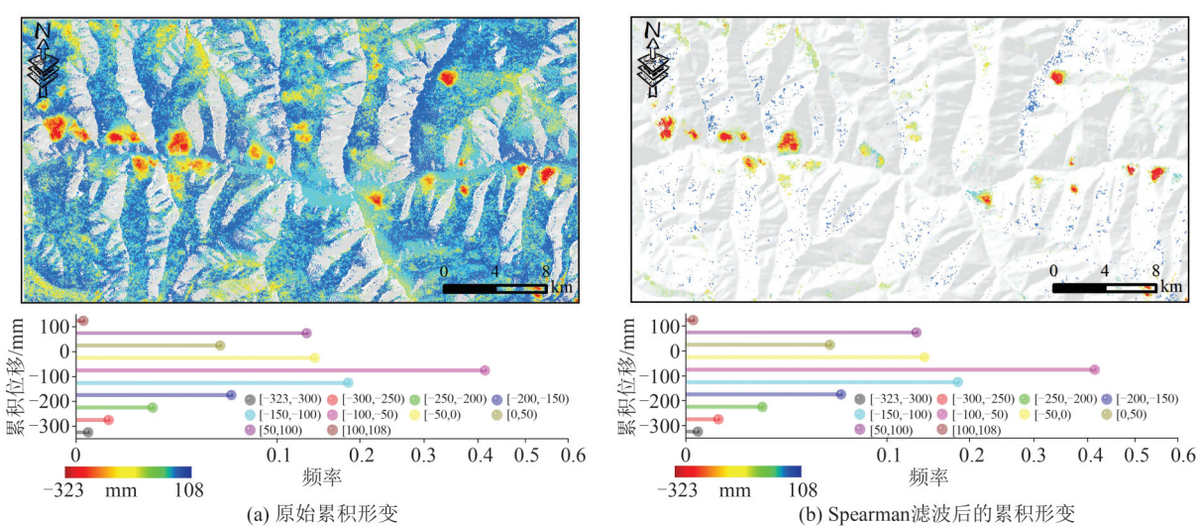
经过Spearman秩相关系数阈值滤波后,升轨



(a) 原始累积形变　　(b) Spearman滤波后的累积形变

图 7　Spearman 系数滤波升轨结果图

Fig. 7　Spearman Correlation Filtered Results of Ascending Orbit Data



(a) 原始累积形变　　(b) Spearman滤波后的累积形变

图 8　Spearman 系数滤波降轨结果图

Fig. 8　Spearman Correlation Filtered Results of Descending Orbit Data

在累积位移范围－300～150 mm 的 9 个区间，降轨在－250～100 mm 的 7 个区间，像素点数量均有所减少。在升、降轨数据中，累积位移介于－50～50 mm 之间的像素点被滤除的比例均超过 98%。此外，位移量在－575～－300 mm 之间的像素点被完全保留，而位移量大于 150 mm 的像素点被筛除比例最低。在大多数位移区间中，被滤除的像素点占比均未超过 90%。

Spearman 秩相关指数的±0.97 阈值分别滤除了升轨 SBAS-InSAR 形变结果中的 95.3% 像素点和降轨中的 96.7% 像素点。图 9 显示了滤波后剩余像素点的 r 值与累积位移之间的关系。所有保留的点均分布在Ⅰ区和Ⅱ区，其中，Ⅰ区内 r 值最小的像素点通常对应较大的负位移，而Ⅱ区内 r 值最大的像素点则表现出较大的正位移。

3.2　空间聚类分析

经过 Spearman 秩相关系数滤波，提取了研究区内呈单调变化趋势的像素点，初步识别出多个形变区域。然而，这些区域中仍包含大量离散噪声点，这些点通常呈孤立分布或无规律的异常形式，可能由大气效应、数据处理误差或复杂地形等因素引起。若直接依据可见形变区进行滑坡识别，可能导致较高的误判率。因此，需进一步去除噪声点，以提升识别结果的准确性。

为有效识别并消除噪声点，本文结合 HNSW 与 DBSCAN 对升、降轨变形区域进行筛选。通过调整 R_{Eps} 和 N_{MinPts} 等关键参数，优化聚类结果。若 R_{Eps} 过小，变形区域较为分散，识别效果较差；若 R_{Eps} 过大，则可能出现过度聚合[32]。本文将 R_{Eps} 设为 80 m，N_{MinPts} 设为 15，以确保变形区域的

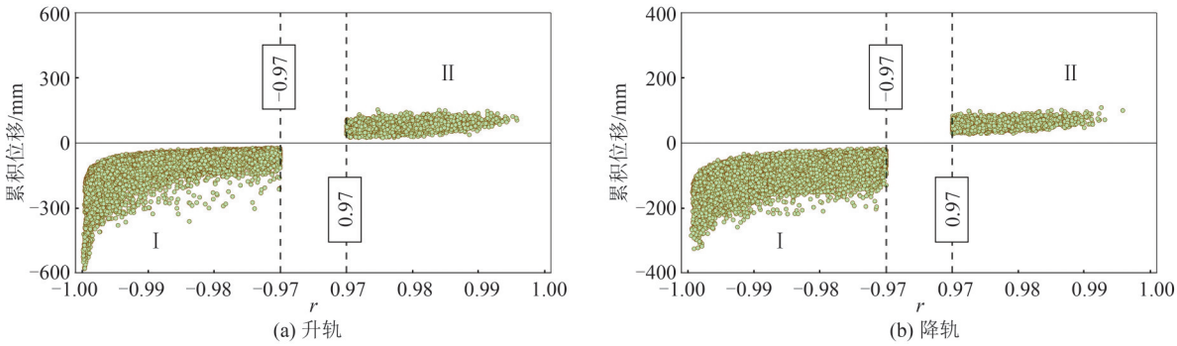


图9 Spearman滤波剩余像素与位移散点图

Fig. 9 Scatter Plot of Residual Pixels and Displacement After Spearman Filtering

准确识别,并有效剔除噪声点。

由图10可见,在升、降轨监测下,研究区内大部分离散噪声点经过HNSW与DBSCAN得到了有效消除,尤其是在研究区南北区域原本分布的大量离散点显著减少,表明该算法能够有效抑制空间噪声。结果表明,滤波后的噪声点通过聚类算法能够被高效识别并剔除,从而显著提升了滑坡变形区识别的精度。

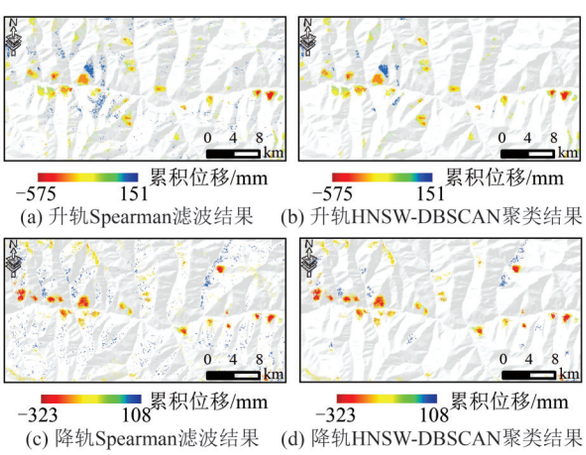


图10 HNSW-DBSCAN聚类结果图

Fig. 10 Results of the HNSW-DBSCAN

3.3 结果验证

为验证Spearman系数滤波和HNSW-DBSCAN聚类算法的可靠性,将其结果与人工目视判译滑坡结果进行对比分析。由于人工目视判译在识别形变较慢的滑坡时易出现漏判,且雷达影像的成像机制不同,升轨数据在监测东向坡时表现最佳,而降轨数据对西向坡的监测精度更高,因此,本文分别对升、降轨数据与人工目视判译结果进行了对比。

在升轨数据与人工目视判译的对比分析中,本文方法成功识别出25处人工解译漏判的滑坡形变区(图11(a)),图12展示了其中的H_{01}、H_{07}和H_{21} 3个典型滑坡。研究表明,人工目视判译未能准确识别的滑坡通常位于形变较慢或信号较弱的区域。在这些区域内,累积位移像素点往往被背景噪声掩盖,导致潜在变形特征难以捕捉。如H_{01}和H_{07}滑坡因形变缓慢而未被人工目视判译及时识别,而H_{21}滑坡因信号噪声干扰导致其形变区域未被准确判定。这表明本文方法在识别低信号区域或形变较慢的滑坡方面具有显著优势。

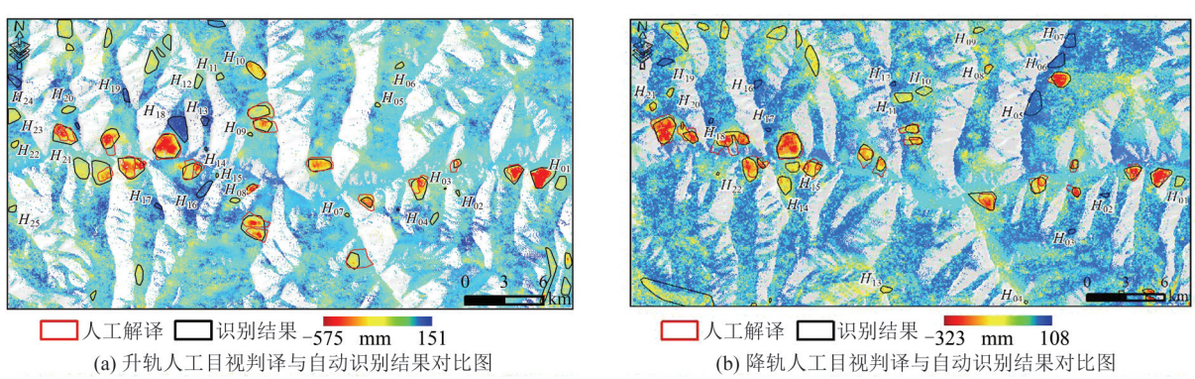
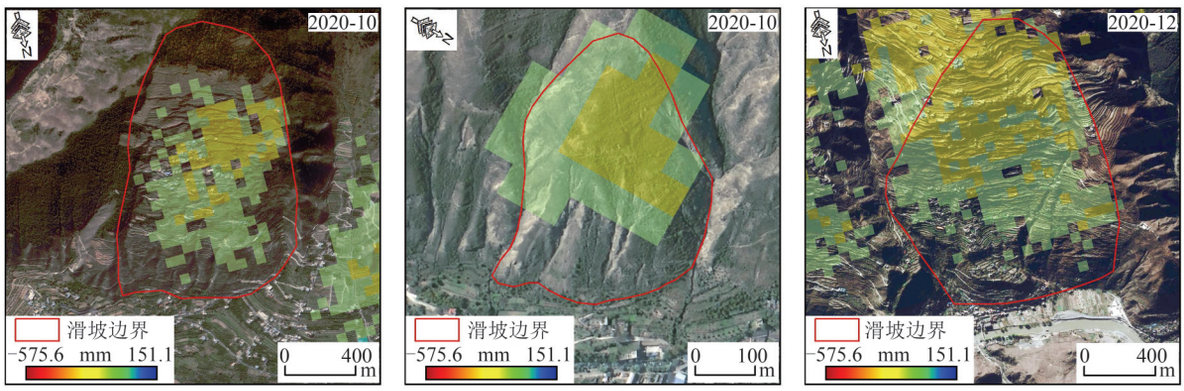


图11 升、降轨人工目视判译与自动识别结果对比图

Fig. 11 Comparison of Manual Interpretation and Automated Identification Results for Ascending Orbit and Descending Orbit

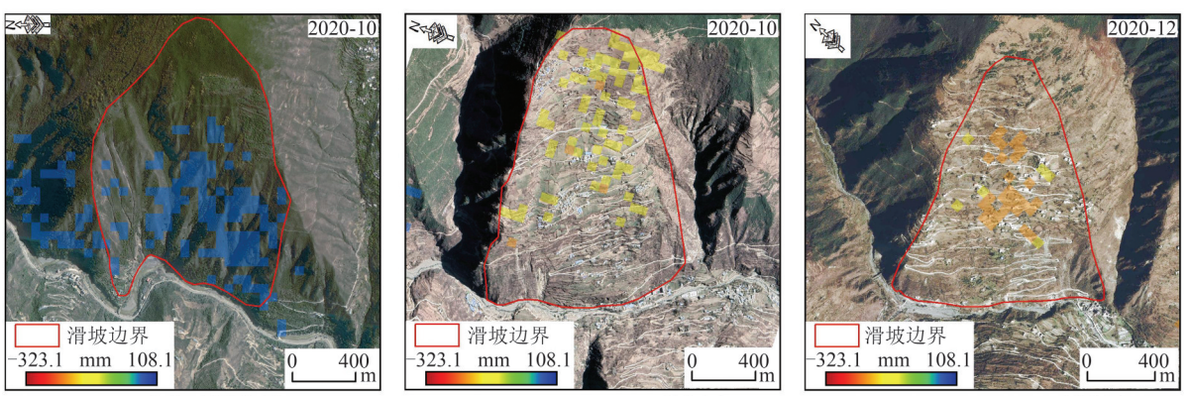
在降轨数据与人工目视判译对比分析中,本文方法成功识别出21处人工目视判译漏判的滑坡形变区(图11(b)),图13展示了其中的H_{05}、H_{11}和H_{21} 3个典型滑坡。分析发现,在研究区西北和



(a) H_{01}高分2号影像图　(b) H_{07}高分2号影像图　(c) H_{21}Google Earth Pro影像图

图 12　人工目视判译升轨漏判的 H_{01}、H_{07}、H_{21} 3 处典型滑坡图

Fig. 12　H_{01}, H_{07} and H_{21} Typical Landslides Missed by Manual Visual Interpretation in Ascending Orbit



(a) H_{05}高分2号影像图　(b) H_{11}Google Earth Pro影像图　(c) H_{21}Google Earth Pro影像图

图 13　人工目视判译降轨漏判的 H_{05}、H_{11}、H_{21} 3 处典型滑坡图

Fig. 13　H_{05}, H_{11} and H_{21} Typical Landslides Missed by Manual Visual Interpretation in Descending Orbit

东南方存在大量的形变区域，这些区域分布在海拔约为 4 500 m 的山顶区域。通过 Google Earth 遥感影像核实发现，这些形变区域与冻融效应密切相关。

整体对比分析表明，Spearman 系数滤波与 HNSW-DBSCAN 聚类算法在噪声抑制与形变区识别方面表现出较高的可靠性，相比人工目视判译，该方法在处理形变较慢或信号较弱的区域中展现出显著优势。

3.4　推广验证

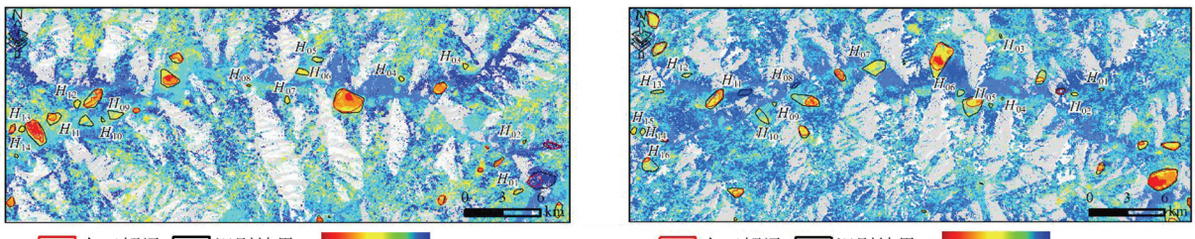
另选取四川省理县部分区域作为推广验证区，采用±0.97 的 Spearman 阈值进行滤波，并应用 HNSW-DBSCAN 聚类算法（邻域半径 R_{Eps}=80 m，密度阈值 N_{MinPts}=15）识别形变区域。与人工目视判译结果（图 14）相比，本文方法在升轨方向额外识别出 16 处、降轨方向额外识别出 14 处形变集中区。图 15、图 16 分别展示了人工目视判译漏判的 2 处典型滑坡，通过激光雷达山体阴影图可清晰辨识滑坡隐患边界，进一步验证了该方法在滑坡识别中的可靠性。

4　结论与讨论

通过结合时空信息与聚类分析方法，本文充分考虑了每个像素的时间序列特征，确保即使是小型滑坡也能被准确识别。该方法有效去除了原始结果中超过 96% 的噪声，并保留了 SBAS-InSAR 结果中位移与时间高度相关的像素点，克服了传统 SBAS-InSAR 分析中的主观性和低效率问题，显著提高活动滑坡识别的准确性，为广域滑坡识别提供了一种更加自动化、精确的技术方法。主要结论如下：

1）通过计算时间和位移的 Spearman 秩相关系数，并设定±0.97 阈值滤除非单调变化趋势的像素点，有效去除了大多数背景噪声。结合 HNSW 与 DBSCAN 算法，进一步抑制空间噪声，精确提取滑坡形变区。

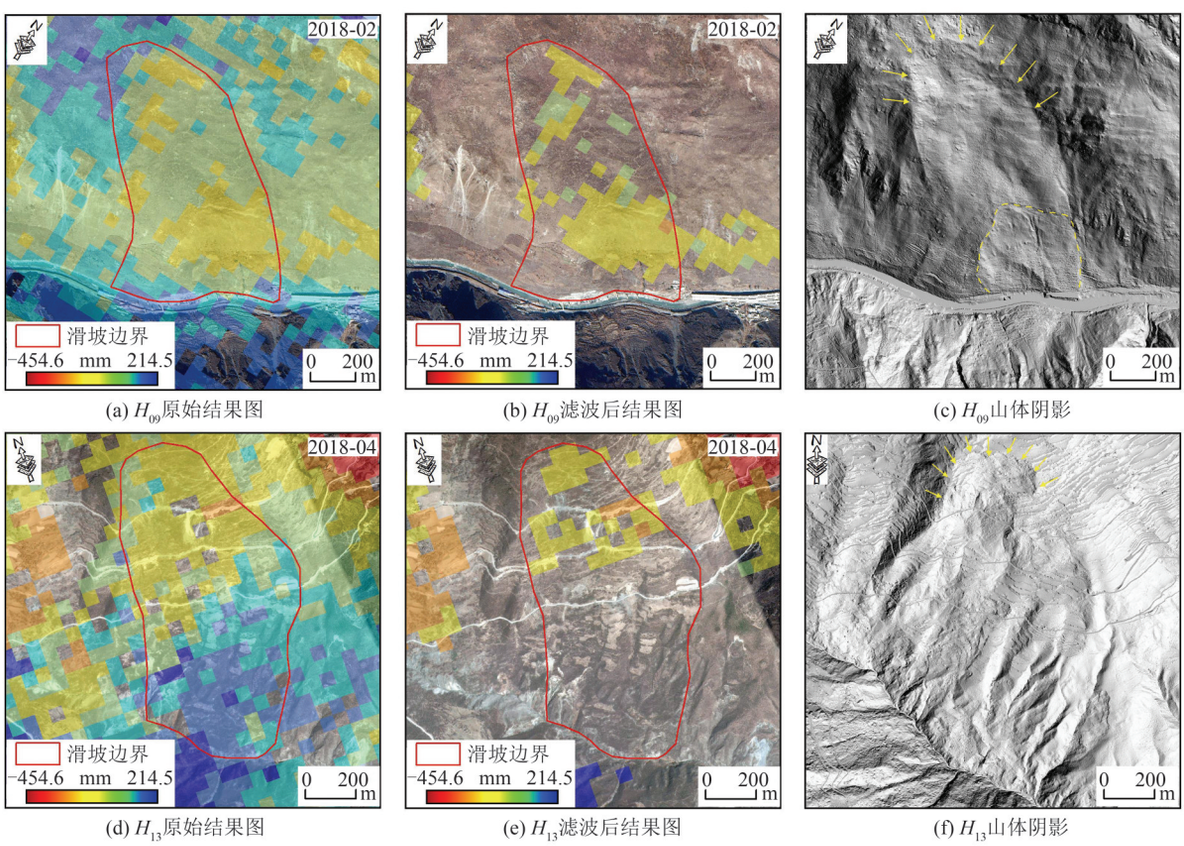
2）与人工目视判译结果对比，本文方法在升、降轨数据中分别额外识别出 25 处和 21 处滑坡，表明其在有效抑制小变形噪声的同时，能够弥补因形变缓慢导致的漏判。此外，在小金县和理县



(a) 升轨人工目视判译与自动识别结果对比图　(b) 降轨人工目视判译与自动识别结果对比图

图14　验证区域升、降轨人工目视判译与自动识别结果对比图

Fig. 14　Comparison of Manual Interpretation and Automated Identification Results for Ascending Orbit and Descending Orbit in Verification Area



(a) H_{09}原始结果图　(b) H_{09}滤波后结果图　(c) H_{09}山体阴影

(d) H_{13}原始结果图　(e) H_{13}滤波后结果图　(f) H_{13}山体阴影

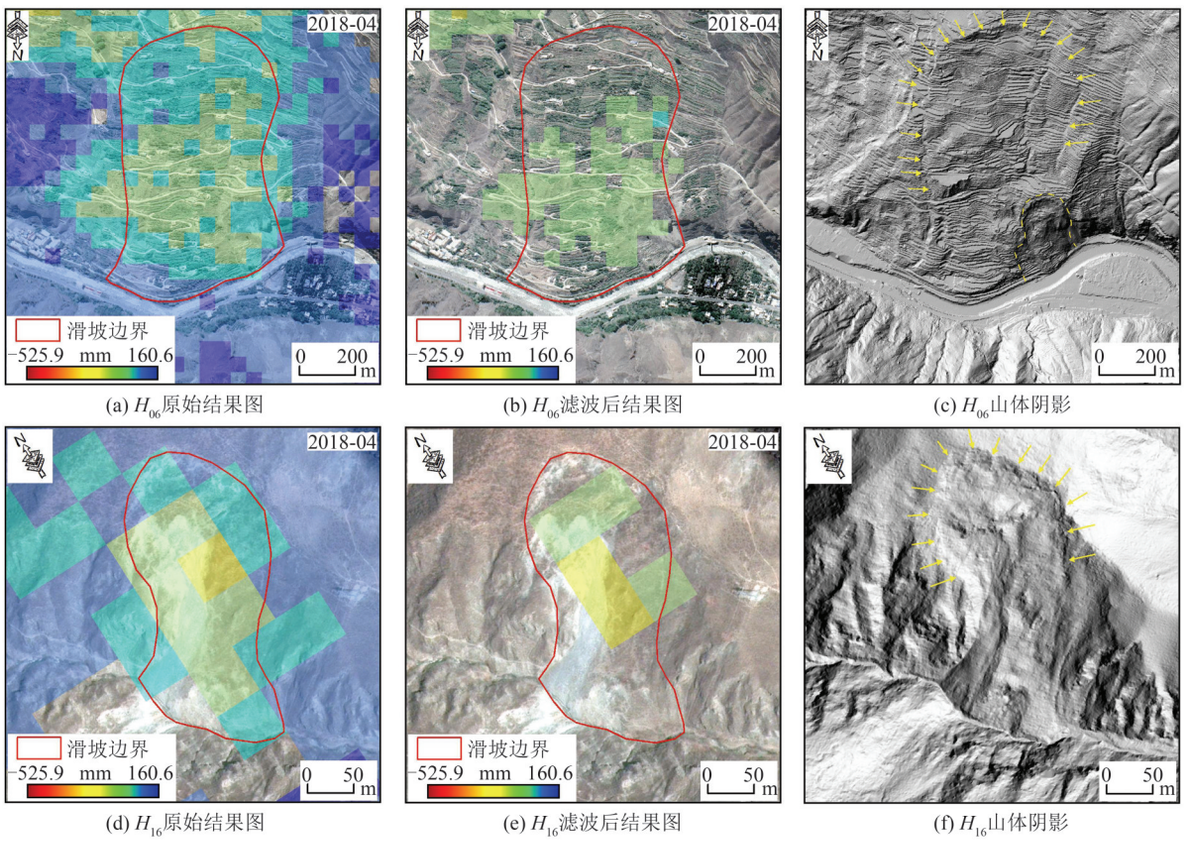
图15　验证区域人工目视判译升轨漏判的H_{09}、H_{13}两处典型滑坡图

Fig. 15　H_{09}, H_{13} Typical Landslides Missed by Manual Visual Interpretation in Ascending Orbit in Verification Area

的实验验证结果表明,该方法能够高效地提取最优像素点,准确呈现滑坡的时间序列位移变化特征。

3)尽管本文方法在滑坡识别中表现良好,但仍存在一定挑战。首先,SBAS-InSAR技术仅能反映滑坡在LOS向上的变形趋势,无法直接获取三维形变。未来研究应结合多轨道雷达数据,以获取滑坡的多维形变信息[11]。此外,在复杂地形与气象条件下,监测精度可能受到影响,因此需进一步优化数据处理方法,以提高滑坡识别的准确性和可靠性。

4)本文采用±0.97的Spearman阈值进行滤波,以抑制背景噪声,该阈值具有一定的经验性,适用于区域尺度,而非单一斜坡。更严格的阈值(如±0.99)虽然能够去除更多像素点,但同时也会滤除部分真实变形像素点。因此,未来研究中应进一步确定固定阈值,以提取真正呈单调变化趋势的像素点,从而提高方法的适用性和稳健性。



(a) H_{06}原始结果图　(b) H_{06}滤波后结果图　(c) H_{06}山体阴影

(d) H_{16}原始结果图　(e) H_{16}滤波后结果图　(f) H_{16}山体阴影

图 16　验证区域人工目视判译降轨漏判的H_{06}、H_{16}两处典型滑坡图

Fig. 16　H_{06}, H_{16} Typical Landslides Missed by Manual Visual Interpretation in Descending Orbit in Verification Area

参　考　文　献

[1] XU Q, ZHAO B, DAI K R, et al. Remote Sensing for Landslide Investigations: A Progress Report from China [J]. *Engineering Geology*, 2023, 321: 107156.

[2] 余金星，许强，杨武年，等. 九寨沟地震地质灾害隐患早期识别与分析研究[J]. 工程地质学报，2023, 31(1): 207-216.
SHE Jinxing, XU Qiang, YANG Wunian, et al. Early Identification and Analysis of Earthquake and Geological Hazards in Jiuzhaigou[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2023, 31(1): 207-216.

[3] 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.

[4] 许强，朱星，李为乐，等. “天-空-地”协同滑坡监测技术进展[J]. 测绘学报，2022, 51(7): 1416-1436.
XU Qiang, ZHU Xing, LI Weile, et al. Technical Progress of Space-Air-Ground Collaborative Monitoring of Landslide[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(7): 1416-1436.

[5] 邓李政，袁宏永，张鸣之，等. 滑坡变形监测预警技术研究进展[J]. 清华大学学报(自然科学版)，2023, 63(6): 849-864.
DENG Lizheng, YUAN Hongyong, ZHANG Mingzhi, et al. Research Progress on Landslide Deformation Monitoring and Early Warning Technology[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2023, 63(6): 849-864.

[6] 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.

[7] 葛大庆，戴可人，郭兆成，等. 重大地质灾害隐患早期识别中综合遥感应用的思考与建议[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2019, 44(7): 949-956.
GE Daqing, DAI Keren, GUO Zhaocheng, et al. Early Identification of Serious Geological Hazards with Integrated Remote Sensing Technologies:

Thoughts and Recommendations[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 949-956.

[8] COLESANTI C, FERRETTI A, PRATI C, et al. Monitoring Landslides and Tectonic Motions with the Permanent Scatterers Technique[J]. *Engineering Geology*, 2003, 68(1/2): 3-14.

[9] DONG X J, YIN T, DAI K R, et al. Identifying Potential Landslides on Giant Niexia Slope (China) Based on Integrated Multi-Remote Sensing Technologies[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(24): 6328.

[10] LU H Y, LI W L, XU Q, et al. Active Landslide Detection Using Integrated Remote Sensing Technologies for a Wide Region and Multiple Stages: A Case Study in Southwestern China[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 931: 172709.

[11] ZHOU S S, CHEN B L, LU H Y, et al. Analysis of the Spatial Distribution and Deformation Types of Active Landslides in the Upper Jinsha River, China, Using Integrated Remote Sensing Technologies[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(1): 100.

[12] LI X Q, LI W L, WU Z L, et al. Identification and Deformation Characteristics of Active Landslides at Large Hydropower Stations at the Early Impoundment Stage: A Case Study of the Lianghekou Reservoir Area in Sichuan Province, Southwest China[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(17): 3175.

[13] 韦春豪,李为乐,吴章雷,等.白鹤滩库区活动滑坡识别及形变影响因素分析[J].地质科技通报,2024,DOI:10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240351.
WEI Chunhao, LI Weile, Wu Zhanglei, et al. Identification of Active Landslides and Analysis of Deformation Influencing Factors in the Baihetan Reservoir Area[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*,2024,DOI:10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240351.

[14] 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 Qiang, LI Weile, DONG Xiujun, et al. The Xinmocun 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.

[15] 王新程,伍鸾宇,李为乐,等."天-空-地"协同的滑坡监测:以川西小金县甘沟村为例[J/OL].成都理工大学学报(自然科学版),https://link.cnki.net/urlid/51.1634.N.20240919.1346.004,2024.
WANG Xincheng, WU Luanyu, LI Weile, et al. Landslide Monitoring Based on Cooperative Observation of Space-Air-Ground: A Case Study at Gangou Village, Xiaojin County, Western Sichuan[J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, https://link.cnki.net/urlid/51.1634.N.20240919.1346.004,2024.

[16] 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.

[17] 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.

[18] FERRETTI A, FUMAGALLI A, NOVALI F, et al. A New Algorithm for Processing Interferometric Data-Stacks: SqueeSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(9): 3460-3470.

[19] 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.

[20] MURA J C, PARADELLA W R, GAMA F F, et al. Monitoring of Non-Linear Ground Movement in an Open Pit Iron Mine Based on an Integration of Advanced DInSAR Techniques Using TerraSAR-X Data[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(5): 409.

[21] XU B, FENG G C, LI Z W, et al. Coastal Subsidence Monitoring Associated with Land Reclamation Using the Point Target Based SBAS-InSAR Method: A Case Study of Shenzhen, China[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(8): 652.

[22] 杨梦诗,廖明生,史绪国,等.联合多平台InSAR数据集精确估计地表沉降速率场[J].武汉大学学报(信息科学版),2017,42(6):797-802.
YANG Mengshi, LIAO Mingsheng, SHI Xuguo, et al. Land Subsidence Monitoring by Joint Estimation of Multi-Platform Time Series InSAR Observations[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(6): 797-802.

[23] 陆会燕,李为乐,许强,等.光学遥感与InSAR结合的金沙江白格滑坡上下游滑坡隐患早期识别[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44(9):1342-1354.
LU Huiyan, LI Weile, XU Qiang, et al. Early De-

tection of Landslides in the Upstream and Downstream Areas of the Baige Landslide, the Jinsha River Based on Optical Remote Sensing and InSAR Technologies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(9): 1342-1354.

[24] 代聪，李为乐，陆会燕，等. 甘肃省舟曲县城周边活动滑坡InSAR探测[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2021，46(7)：994-1002.
DAI Cong, LI Weile, LU Huiyan, et al. Active Landslides Detection in Zhouqu County, Gansu Province Using InSAR Technology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(7): 994-1002.

[25] 许文斌，罗兴军，朱建军，等. InSAR火山形变监测与参数反演研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2023，48(10)：1632-1642.
XU Wenbin, LUO Xingjun, ZHU Jianjun, et al. Review of Volcano Deformation Monitoring and Modeling with InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1632-1642.

[26] 许才军，何平，温扬茂. 利用PSInSAR研究意大利Etna火山的地表形变[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2011，36(9)：1012-1016.
XU Caijun, HE Ping, WEN Yangmao. Surface Deformation of Mt. Etna, Italy from PSInSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(9): 1012-1016.

[27] 李雨森，李为乐，许强，等. 2023年积石山Ms 6.2级地震InSAR同震形变探测与断层滑动分布反演[J]. 成都理工大学学报(自然科学版)，2024，51(1)：22-32.
LI Yusen, LI Weile, XU Qiang, et al. Coseismic Deformation and Slip Distribution of the 2023 Jishishan Ms 6.2 Earthquake Revealed by InSAR Observations[J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, 2024, 51(1): 22-32.

[28] 李雨森，李为乐，许强，等. 2024年新疆乌什Ms 7.1地震InSAR同震形变探测与断层滑动分布反演[J]. 成都理工大学学报(自然科学版)，2024，51(4)：641-653.
LI Yusen, LI Weile, XU Qiang, et al. Coseismic Deformation and Slip Distribution of the 2024 Ms 7.1 Wushi Earthquake Based on InSAR Observations[J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, 2024, 51(4): 641-653.

[29] 徐丹青，吴一全. 光学遥感图像目标检测的深度学习算法研究进展[J]. 遥感学报，2024，28(12)：3045-3073.
XU Danqing, WU Yiquan. Progress of Research on Deep Learning Algorithms for Object Detection in Optical Remote Sensing Images[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(12): 3045-3073.

[30] BAKON M, OLIVEIRA I, PERISSIN D, et al. A Data Mining Approach for Multivariate Outlier Detection in Heterogeneous 2D Point Clouds: An Application to Post-Processing of Multi-temporal InSAR Results[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 2016.

[31] ZHANG P, GUO Z H, GUO S F, et al. Land Subsidence Monitoring Method in Regions of Variable Radar Reflection Characteristics by Integrating PS-InSAR and SBAS-InSAR Techniques[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3265.

[32] VINUEZA A U, HANDWERGER A L, BAKKER M, et al. A New Method to Detect Changes in Displacement Rates of Slow-Moving Landslides Using InSAR Time Series[J]. *Landslides*, 2022, 19(9): 2233-2247.

[33] LIU M, YANG W T, YANG Y T, et al. Identify Landslide Precursors from Time Series InSAR Results[J]. *International Journal of Disaster Risk Science*, 2023, 14(6): 963-978.

[34] 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 and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2375-2383.

[35] HOOPER A, BEKAERT D, SPAANS K, et al. Recent Advances in SAR Interferometry Time Series Analysis for Measuring Crustal Deformation[J]. *Tectonophysics*, 2012, 514: 1-13.

[36] 陈宝林，李为乐，陆会燕，等. 基于SBAS-InSAR的黄河干流军功古滑坡形变分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2024，49(8)：1407-1421.
CHEN Baolin, LI Weile, LU Huiyan, et al. Deformation Analysis of Jungong Ancient Landslide Based on SBAS-InSAR Technology in the Yellow River Mainstream[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1407-1421.

[37] MALKOV Y A, YASHUNIN D A. Efficient and Robust Approximate Nearest Neighbor Search Using Hierarchical Navigable Small World Graphs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(4): 824-836.

[38] HAN J F, GUO X F, JIAO R C, et al. An Automatic Method for Delimiting Deformation Area in InSAR Based on HNSW-DBSCAN Clustering Algorithm[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(17): 4287.