

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.272>



耦合 InSAR 形变与稳定指数的降雨突发型滑坡早期识别

黄 健, 曾 探, 王 英 凡, 张 谱 升, 贺 美 森*

成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 四川成都 610059

摘 要: 针对 InSAR 技术在短时强降雨诱发滑坡前兆识别中的不足, 以四川理县西山村滑坡和黄泥坝子滑坡为研究对象, 提出了一种耦合 InSAR 形变监测与 SINMAP 稳定性指数的降雨型突发滑坡早期识别方法. 首先基于长期地表形变监测数据, 通过可视性和测量敏感性分析定量评价 InSAR 的先验适用性; 在低适用性区域, 联合解析 InSAR 形变时序与稳定性指数时空演化特征, 并构建时空交叉验证规则实现两类指标的有效融合与隐患综合判识. 结果表明: 西山村滑坡整体基本稳定, 但降雨条件下前缘易发生局部失稳; 黄泥坝子滑坡降雨敏感性强, 但受几何畸变影响, InSAR 难以捕捉其前兆变形. 进一步利用该方法对 2019 年贵州鸡场镇降雨型突发滑坡进行重演验证, 结果显示形变-稳定性指数耦合分析可有效识别 InSAR 单独监测难以发现的前兆信号, 显著提升了降雨诱发突发滑坡的早期识别能力, 为复杂地形区滑坡早期预警提供了新技术路径.

关键词: 降雨突发型滑坡; InSAR; 稳定指数; 先验适用性; 早期识别; 工程地质学.

中图分类号: P694

文章编号: 1000-2383(2026)04-1287-14

收稿日期: 2025-07-19

Early Detection of Rainfall-Triggered Landslides Using InSAR and Stability Index

Huang Jian, Zeng Tan, Wang Yingfan, Zhang Pusheng, He Meisen*

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

Abstract: Rainfall-induced rapid landslides triggered by short-duration heavy precipitation often exhibit undetectable precursory deformation in InSAR time series due to geometric distortions and limited temporal sampling. To address this limitation, this study develops an early identification framework that couples InSAR surface deformation monitoring with the physically based SINMAP stability index. Using long-term monitoring data from the Xishancun and Huangnibazi landslides (Lixian County, Sichuan Province), InSAR applicability was first quantitatively evaluated via visibility and measurement sensitivity analyses. In areas of poor InSAR performance, a spatiotemporal cross-validation strategy was established to integrate deformation trends with evolving stability index patterns for comprehensive hazard assessment. Results reveal that the Xishancun landslide is generally stable with only localized frontal instability under rainfall, whereas the Huangnibazi landslide is highly rainfall-sensitive yet challenging to monitor using InSAR alone due to layover and shadow effects. The approach was successfully validated on the 2019 Jichang rainfall-induced rapid landslide (Guizhou Province), effectively capturing pre-failure signals missed by InSAR. This coupled deformation - stability index method significantly enhances early detection of rainfall-triggered rapid landslides and offers a

基金项目: 国家重点研发项目(No. 2022YFC3003200); 四川省自然科学基金面上项目(No. 2023NSFSC0264).

作者简介: 黄健(1984-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事地质灾害风险量化评价与监测预警方面的研究工作. ORCID: 0000-0001-9134-4391. E-mail: huangjian2013@cduet.edu.cn

* **通讯作者:** 贺美森(1997-), 男, 硕士研究生, 主要从事地质灾害风险评价方面的研究工作. E-mail: 1258677041@qq.com

引用格式: 黄健, 曾探, 王英凡, 张谱升, 贺美森, 2026. 耦合 InSAR 形变与稳定指数的降雨突发型滑坡早期识别. 地球科学, 51(4): 1287-1300.

Citation: Huang Jian, Zeng Tan, Wang Yingfan, Zhang Pusheng, He Meisen, 2026. Early Detection of Rainfall-Triggered Landslides Using InSAR and Stability Index. *Earth Science*, 51(4): 1287-1300.

transferable technique for early warning in complex mountainous regions.

Key words: rainfall-triggered landslide; InSAR; stability index; prior applicability; early detection; engineering geology.

0 引言

自然斜坡在降雨、地震及工程活动等外营力作用下,常表现出地表裂缝、坡面隆起等宏观变形迹象,并逐步演化为整体失稳破坏,造成严重人员伤亡和财产损失.西南山区崩塌与滑坡灾害的传统演化过程通常具有明显的“孕育—发展—破坏”显性特征.然而,近年来短时强降雨事件频发,诱发了一系列无明显前兆变形的突发性滑坡.此类滑坡具有高度的时空不确定性和隐蔽性,极易酿成灾难性后果(许强, 2020; 吴昊等, 2021).例如,2019年7月23日贵州水城鸡场镇滑坡在无任何早期变形迹象的情况下,仅因短时强降雨即触发高位远程滑坡,造成52人伤亡(郑光等, 2020);2021年4月5日四川洪雅铁匠湾高位崩塌—碎屑流同样突发,造成3人失踪及重大财产损失(Liu *et al.*, 2022).上述案例表明,此类高隐蔽性、强突发性和破坏性的降雨诱发滑坡,在早期识别中面临极大挑战,亟需突破.

过去几十年,滑坡识别技术经历了从传统野外地质调查与航空像片解译,到无人机、光学遥感及InSAR等现代遥感手段的快速发展,识别精度与效率显著提升.早期研究主要依赖野外调查和历史档案分析,但受地形复杂、植被茂密及视角限制影响,滑坡边界往往难以准确圈定.相比之下,合成孔径雷达干涉测量(InSAR)以其全天候、大范围、高精度、非接触和低成本优势,在滑坡早期识别与监测中得到广泛应用(冯文凯等, 2020).其中,小基线集技术(SBAS-InSAR)因支持长时序监测、点密度高、运算效率优异等特点,成为目前主流方法之一(何佳阳等, 2023; 表1; 罗祎沅等, 2024).多项研究证实,SBAS-InSAR可有效识别复杂地形中具有早期变形迹象的滑坡(Teshebaeva *et al.*, 2015; 冯文凯等, 2020; 闫怡秋等, 2021; Yan *et al.*, 2024).

然而,InSAR技术在实际应用中仍存在显著局限.李振洪等(2019)指出,SAR成像易受阴影、叠掩和透视收缩等几何畸变影响,形成大范围观测盲区,尤其对无形变、无地貌特征的突发性滑坡隐患难以直接识别.为此,学者们发展了InSAR适用性评价方法,如R指数法(Notti *et al.*, 2014)、LSM结合R指数法(卓冠晨, 2021)以及几何畸变掩模处理

(Guo *et al.*, 2021),以量化其监测能力.此外,受卫星重访周期限制,InSAR难以捕捉高变形速率事件(廖明生等, 2021; 图1),在短时强降雨诱发滑坡场景中表现尤为突出.大量研究表明,短时强降雨是此类滑坡的主要触发因素,如鸡场镇滑坡滑前6 d累计降雨近160 mm,临滑前1 d达98 mm(戴可人等, 2020),但现有InSAR先验适用性评估无法反映降雨瞬态影响,也难以捕捉非显性前兆变形(Wang *et al.*, 2021).

综上,仅依赖InSAR难以有效识别具有显著非显性特征的降雨诱发突发滑坡,必须引入可定量表征降雨作用的辅助手段.SINMAP模型基于无限边坡理论和稳态水文假设,通过地形湿度指数与土壤参数计算斜坡稳定性指数(SI),已被广泛用于区域滑坡易发性评价(Rabonza *et al.*, 2016; Lin *et al.*, 2021).尽管其稳态假设限制了其对瞬态降雨的响应能力,通过引入时序降雨数据驱动模型,构建动态稳定性指数序列,从而显著提升其对短时强降雨触发机制的敏感性.此外,该方法可有效弥补InSAR无法直接融入降雨因子的缺陷.

为此,本文提出一种“形变—稳定性指数”双指标耦合的降雨型突发滑坡早期识别框架:首先通过R指数与测量敏感性分析评估InSAR先验适用性,在适用性较低区域以SINMAP输出的时序稳定性指数(SI)显著下降区作为潜在隐患的先验指示;反之,利用SBAS-InSAR监测的形变速率验证SINMAP高风险区的真实活跃性;特别地,对于SI骤降但形变仍保持平稳的区域,表明斜坡内部应力已发生调整,具有较高的突发失稳风险.该框架从形变监测与降雨驱动的水文响应双重视角,系统刻画了斜坡在强降雨前后的动态演化过程,显著提升了对非显性突发滑坡的早期辨识能力.

基于此,本研究以四川理县西山村滑坡和黄泥坝子滑坡长期地面形变监测数据为依托,集成InSAR适用性评价与降雨驱动的时序SINMAP模型,构建完整技术流程:(1)开展先验适用性评估并圈定潜在隐患区;(2)耦合SBAS-InSAR形变时序与动态稳定性指数进行隐患动态跟踪与综合判识;(3)以2019年贵州鸡场镇降雨型突发滑坡为典型案例进行方法验证.研究成果为突破短时强降雨诱发突发滑

表 1 常用 InSAR 技术对比分析(李晓恩等,2021)
Table 1 Comparison of the common InSAR techniques

InSAR 技术	优点	缺点
D-InSAR	覆盖范围广、数据量少、监测精度达厘米至分米级	易受时空失相干、大气效应制约对时空基线有一定要求,不适用于缓慢变形监测结果受 DEM 影响、无法得到时序数据
SBAS-InSAR	无需考虑时空基线、主影像选择问题、运算效率较高、监测精度可达毫米级别、可提取非线性形变	高相干点选取较难、应用推广存在一定的局限性、复杂形变环境易损失细节信息
PS-InSAR	对 DEM、时空基线要求不高、适合监测城区、监测精度达毫米、亚毫米级别	形像解算精度依赖于 PS 点的空间密度、不适合大范围监测应用
POT	适合监测快速、大量级形变等滑坡、无面相位解缠处理、不受高相干性限制	形变监测精度受影像空间分辨率影响对大气相位的变化和低相干性不敏感
MAI	无需进行地形相位消除、相位解缠、能抑制大气相位延迟、可用于三维形变提取	MAI 干涉图易受电离层影响、对干涉相位噪声提取敏感、低相干区适用性差、测量精度受限(依赖于相干性、精度不高)
RSSI	可测量大梯度形变,相对 POT 对地表特征依赖性小	对像素信号的杂波比敏感性高、对地表形变敏感性弱、小梯度形变区监测精度低
GB-InSAR	较低时间去相关,高时间分辨率、监测精度高、受外界影响小,采样周期短	只适用于单体已知滑坡、植被茂密区失相干严重、仅能观测视线向形变

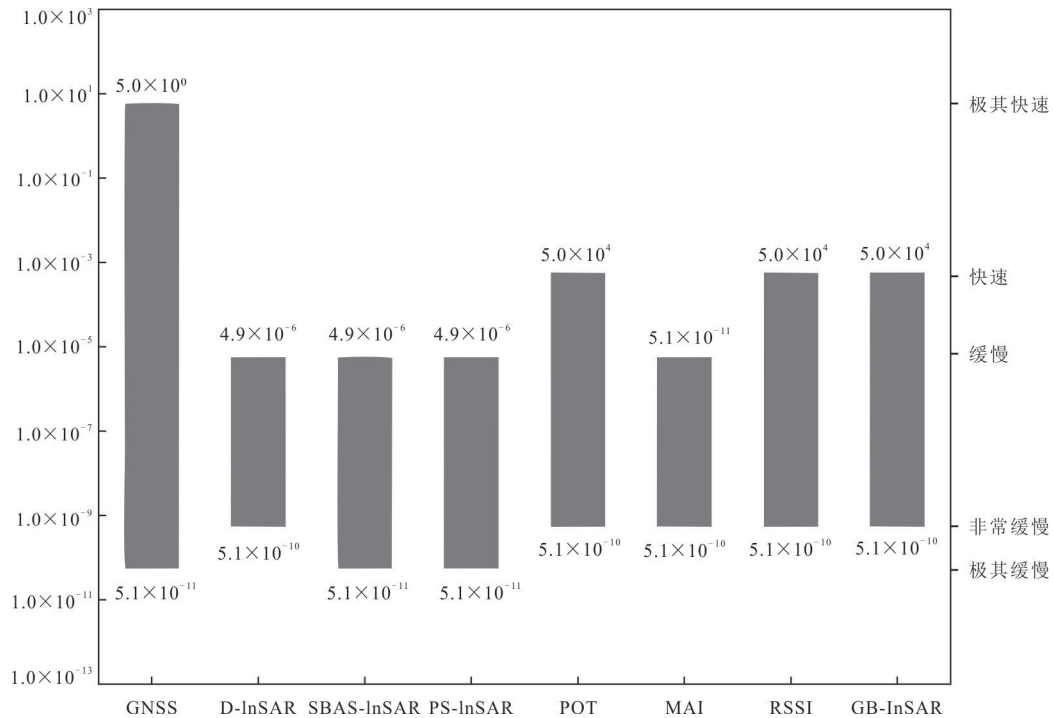


图 1 常用 InSAR 技术可监测变形速率范围(单位:m/s)

Fig. 1 Deformation rate range monitored by the common InSAR techniques

坡早期识别难题提供了可靠技术路径,可为山区崩滑灾害预警与重大工程防灾减灾提供有效支撑。

1 研究区概况

研究区位于四川省阿坝藏族羌族自治州理县通化乡(图 2)。区内地势由西北向东南倾斜,海拔高差悬殊,地形起伏剧烈、沟壑纵横。杂谷脑河发源于

西北侧鹧鸪山,向东注入岷江,两岸受强烈下切作用形成典型的“V”型高山峡谷地貌。受西南季风和印度洋暖湿气流影响,区内降雨高度集中于 5~10 月,占年降雨量的 70% 以上在此期间发生。

研究区发育两处典型滑坡:西山村滑坡和黄泥坝子滑坡。西山村滑坡为一巨型古滑坡(何朝阳等, 2019),纵长约 4 200 m、横宽约 1 700 m、前后缘高差约 2 000 m,整体坡度 $25^\circ \sim 45^\circ$,主滑方向约 170° 。黄

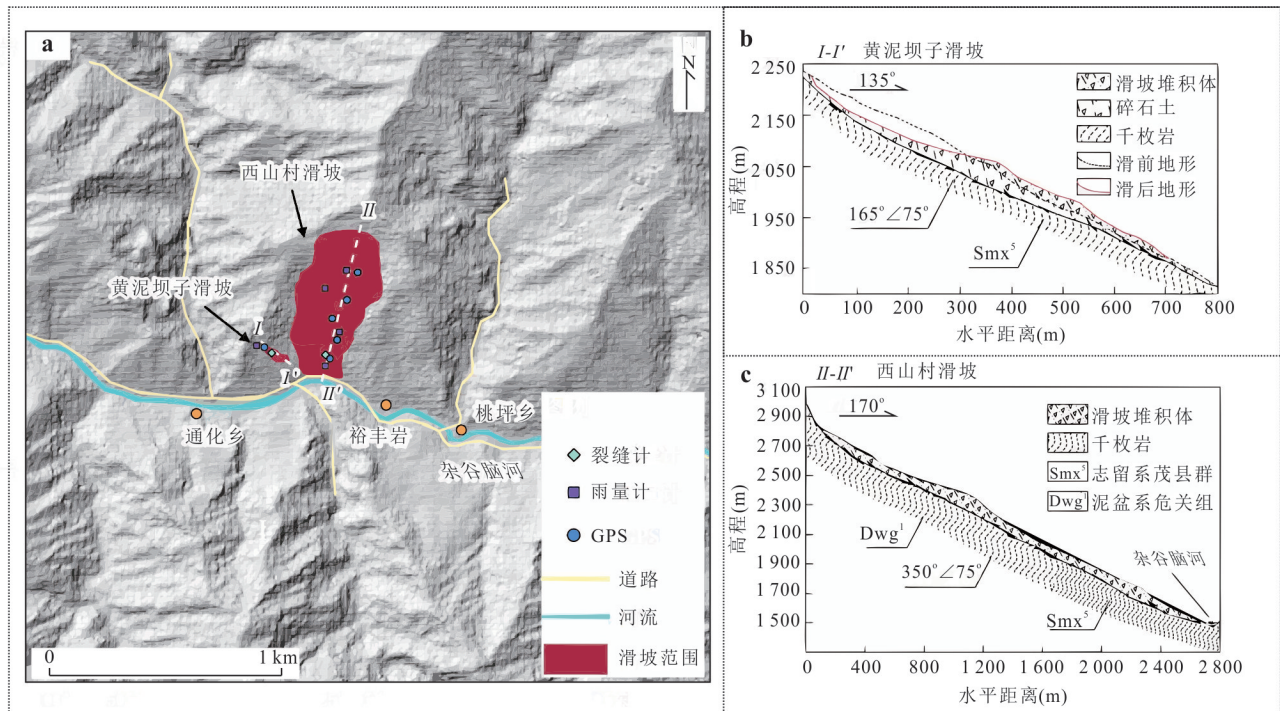


图2 研究区概况

Fig. 2 Overview of the study area

a. 滑坡平面位置示意图; b. 黄泥坝子滑坡工程地质剖面图; c. 西山村滑坡工程地质剖面图

泥坝子滑坡位于西山村滑坡右侧,属高位滑坡(Wang *et al.*, 2022),纵长约 700 m、最大横宽约 220 m、前后缘高差约 370 m、坡度 $30^{\circ}\sim 36^{\circ}$ 、主滑方向约 135° 。两处滑坡变形均受降雨显著控制,尤其是黄泥坝子滑坡(图 3)。统计显示,其 2017 年滑动前 3 个月(5 月 1 日至 8 月 9 日)累计降雨量接近 2016 年全年的 70%,6 月单日最大降雨量亦高于 2016 年极值,导致 2017 年 8 月 9 日发生明显加速变形,InSAR 监测同期出现严重失相干(石固林等,2021)。滑坡产生的巨量松散堆积体位于国道 G317 内侧高位坡体,直接威胁公路安全运行。西山村滑坡虽总体变形量较小,但因其规模巨大,一旦整体复活具有较高堵江风险。目前已布设雨量站及地表裂缝监测设备,结合 InSAR 长期开展多手段联合监测。

2 降雨与形变耦合的滑坡早期识别方法

为实现短时强降雨诱发突发性滑坡有效早期识别,本文构建了一种 InSAR 适用性评估(R 指数法与测量敏感性法)与降雨驱动 SINMAP 稳定性指数相耦合的综合技术框架,技术路线如图 4 所示。主要流程如下:

(1) 采用 R 指数法和滑坡测量敏感性法,定量计算研究区的 InSAR 可视性(Visibility)和测量敏感性(Sensitivity),识别几何畸变与监测盲区;

(2) 基于 SINMAP 模型,结合地形、土壤参数及逐日(或逐时段)降雨数据,动态计算时序稳定性指数(SI)并分级,圈定潜在不稳定区;

(3) 叠加地形地貌、岩土体性质及步骤(1)中 InSAR 先验适用性结果,提取低适用性(低可视性+低敏感性)且 SI 显著偏低的隐患优先区;

(4) 在上述隐患区内,采用 SBAS-InSAR 提取高精度地表形变时序,表征实际位移演化;同时持续以最新降雨数据驱动 SINMAP,生成与 InSAR 同周期的动态稳定性指数序列,从而在形变信号尚未显现的极早期阶段,即捕捉到 SI 骤降的前兆信息;

(5) 通过时空交叉验证规则,耦合 SBAS-InSAR 形变速率曲线与时序稳定性指数变化趋势,综合判定斜坡当前稳定状态、演化阶段及发展趋势,最终圈定降雨型突发滑坡隐患范围与风险等级。

该方法既发挥 InSAR 高精度形变监测优势,又通过降雨实时驱动 SINMAP 模型弥补了其在快速触发滑坡中的形变监测盲区,显著提高早期识别灵敏度和时效性。

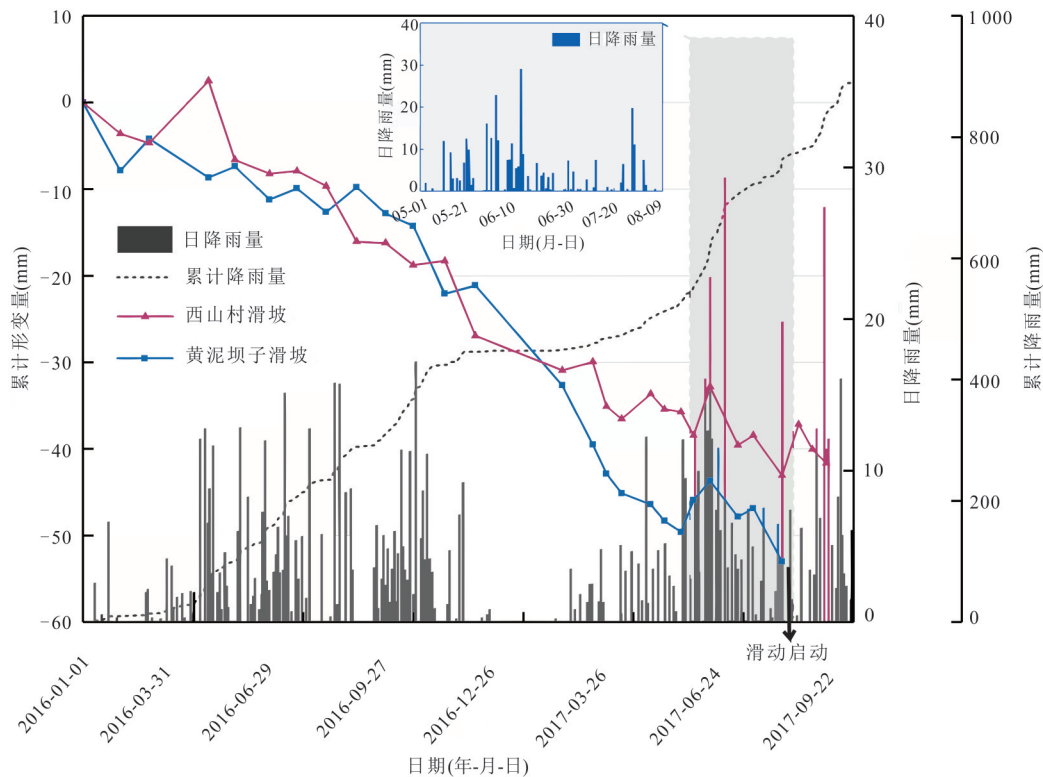


图 3 前期 InSAR 监测累积形变量与日降雨量

Fig.3 Cumulative shape variables and daily rainfall from InSAR monitoring in the early stage

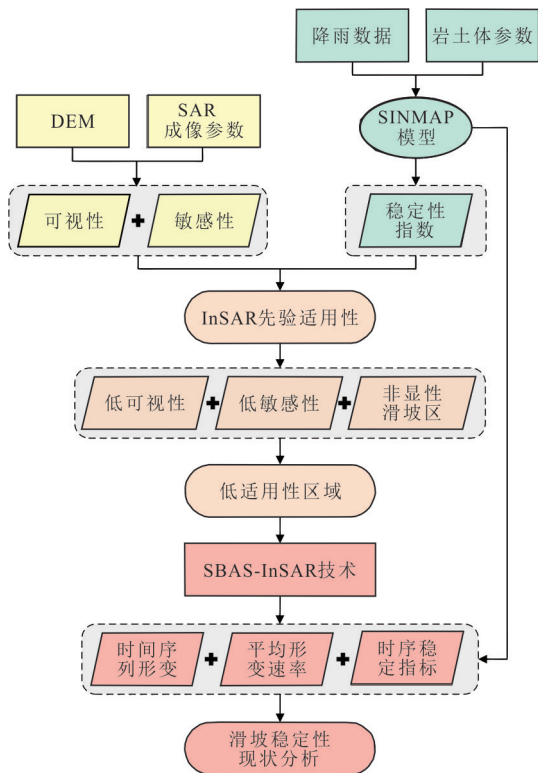


图 4 技术路线图

Fig.4 Technology roadmap

2.1 InSAR 可视性分析

InSAR 影像易受地形引起的叠掩 (layover)、透视收缩 (foreshortening) 和阴影 (shadow) 影响, 形成大范围监测盲区. 为此, 本文采用 Notti *et al.* (2014) 提出的 R 指数法定量识别几何畸变区:

$$R = \sin(\theta - \beta \sin(A)), \quad (1)$$

式中: R 为地形效应综合指数. θ 为视线向入射角 ($^\circ$), β 为坡度 ($^\circ$), α 为坡向 ($^\circ$), ϵ 为卫星飞行方向与正北向的夹角 ($^\circ$). A 为坡向校正因子, 对于升轨数据 $A = \alpha + \epsilon + 180^\circ$; 对于降轨数据 $A = \alpha - \epsilon$. 当斜坡位于主动叠掩区域时, $-1 \leq R < 0$; 当斜坡位于透视收缩区域时, $0 \leq R < \sin(\theta)$; 当斜坡位于主动阴影区域时, $\arcsin(R) > 90^\circ$. 被动叠掩与阴影则采用 ArcGIS 山体阴影模型模拟 (Cigna *et al.*, 2014).

2.2 测量敏感性分析

测量敏感性反映三维真实位移在雷达视线向 (LOS) 方向的投影比例 (Wang *et al.*, 2021). 敏感性的大小与滑坡位移方向有关, 其值越大, 可探测滑坡形变的比例越大. 当敏感性为 1 时, 滑坡变形方向与雷达视向一致; 当敏感性为 0 时, 滑坡变形方向与雷达视向垂直; 当敏感性低于 0.2 时为低敏感性. 计

算公式为:

$$\text{sensitivity} = \cos \langle \vec{A}, \vec{B} \rangle = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{|\vec{A}| \cdot |\vec{B}|} = \vec{A} \cdot \vec{B} =$$

$$\sin(\epsilon + 90^\circ) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\beta) \cdot \sin(\alpha) + \cos(\epsilon + 90^\circ) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\beta) \cdot \cos(\alpha) + \cos(\theta) \cdot \sin(\beta) \quad (2)$$

式中: \vec{A} 为雷达视向单位向量, \vec{B} 为滑坡形变单位向量, ϵ 为卫星飞行方向与正北向的夹角($^\circ$), θ 为视线向入射角($^\circ$), β 为坡度($^\circ$), α 为坡向($^\circ$).

2.3 地表形变监测

选用 SBAS-InSAR 技术 (Berardino *et al.*, 2002) 提取长时序形变. 数据源为 Sentinel-1A IW 模式升、降轨影像 (表 3): 升轨 31 景 (2019-06-02~2020-05-27, 入射角 39.44° , 航向角 -12.7°); 降轨 29 景 (2019-06-09~2020-06-15, 入射角 41.86° , 航向角 192.7°). 时间基线阈值 75 d、空间基线阈值 5%, 分别生成 165 和 174 个干涉对 (图 5). 经金字塔式相位解缠、时空滤波、大气校正及 SVD 反演后, 获得年均 LOS 向形变速率及累积形变时序.

表 3 研究区 Sentinel-1 数据基本参数

参数	Sentinel-1A	
轨道方向	升轨	降轨
空间分辨率(m)	5×20	5×20
航向角($^\circ$)	-12.7	192.7
视线入射角($^\circ$)	39.44	41.86
影像数量	31	29
影像时间	2019-06-21~2020-05-27	2019-06-09~2020-06-15

2.4 稳定指数评估

针对 Sentinel-1 最短 6 d 重访周期内可能发生的短时强降雨型突发滑坡, 本文采用 Pack *et al.* (1998) 提出的 SINMAP 模型, 并以实测日降雨量动态驱动, 实现时序稳定性指数计算:

$$F_s = \frac{C + \cos\beta \left[1 - \min\left(\frac{Ra}{T\sin\beta}, 1\right) r \right] \tan\varphi}{\sin\beta} \quad (3)$$

式中: F_s 为稳定性系数. T 为土壤导水系数 (m^2/d), $T = kZ \cos\beta$, k 为渗透系数 (m/d), Z 为土层厚度 (m). R 为有效降雨量 (m/d), c 为黏聚力 (kPa), φ 为内摩擦角 ($^\circ$), r 为水与土壤密度之比. β 为坡度 ($^\circ$), a 为集水面积 (m^2/m).

针对参数 c 、 $\tan\varphi$ 、 R/T 在时间和空间上的随机性和不确定性, 该模型通过设定参数上下限, 得到区间范围内斜坡稳定性指数: $SI = \text{Prob}(F_s > 1)$. 对斜坡稳定状况最有利条件, 即 c 、 $\tan\varphi$ 最大, R/T 最小, $F_s = F_{s_{\max}}$. 若 $F_{s_{\max}} < 1$, 则斜坡不稳定, 稳定性指数 $SI = \text{Prob}(F_s > 1) = 0$. 对斜坡稳定状况最不利条件, 即 c 、 $\tan\varphi$ 最小, R/T 最大, $F_s = F_{s_{\min}}$. 若 $F_{s_{\min}} > 1$, 则稳定性指数 $SI = F_{s_{\min}}$. 根据上述斜坡稳定状况评判标准, 对降雨诱发滑坡稳定状况划分为: 极稳定、稳定、基本稳定、潜在不稳定、不稳定、极不稳定 6 类, 如表 4 所示. 针对 InSAR 识别的潜在滑坡区域, 利用 SINMAP 模型结合实测日降雨量数据, 可以获取斜坡稳定性指数, 快速评估区域的斜坡稳定状况.

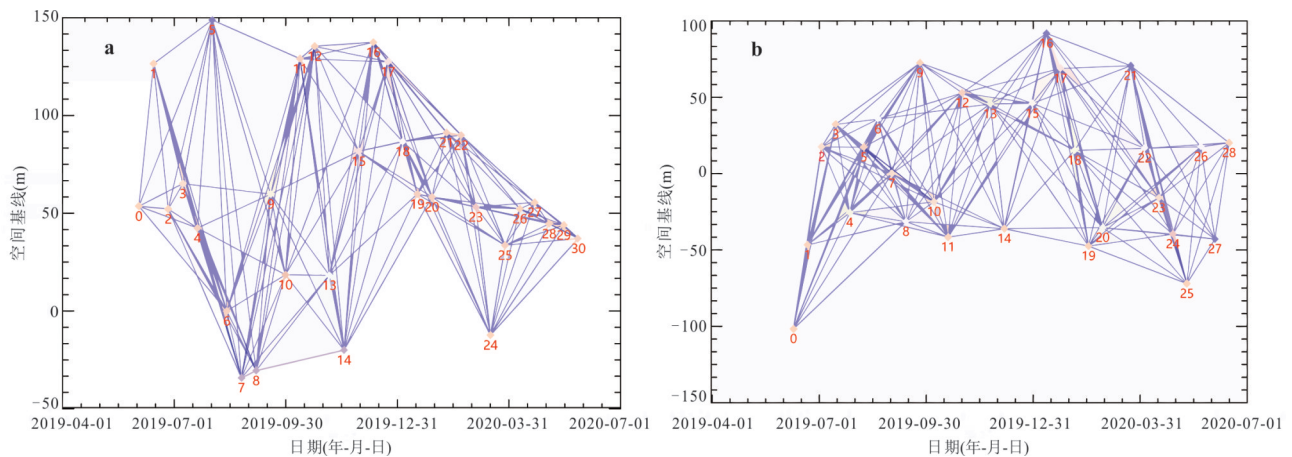


图 5 数据集时空基线

Fig. 5 The spatial and temporal baselines

a. 升轨数据时空基线; b. 降轨数据时空基线

表 4 稳定状况分级表

Table 4 Stability classification

稳定状况分级	稳定指数	稳定状况划分	稳定状态对应概率
稳定滑坡区域	$SI > 1.5$	极稳定	无条件稳定
	$1.5 > SI > 1.25$	稳定	无条件稳定
	$1.25 > SI > 1.0$	基本稳定	无条件稳定
非显性滑坡区域	$1.0 > SI > 0.5$	潜在不稳定	不稳定概率小于 50%
	$0.5 > SI > 0$	不稳定	不稳定概率大于 50%
	0	极不稳定	无条件不稳定

表 5 计算参数

Table 5 Calculation parameters

计算参数	土体密度 (kg/m^3)	渗透系数 (m/d)	黏聚力(kPa)		内摩擦角($^\circ$)		R/T	
			下限	上限	下限	上限	下限	上限
黄泥坝子滑坡	1 590	1.036 8	16	24	20	36	1/60	1/200
西山村滑坡	1 760	1.296 0	25	38	30	35		

研究区参数取值参考林强(2016)、段诚仕(2019)、解明礼等(2020)(表 5).有效降雨量 R 采用监测期内实测最大日降雨量 $64.56 \text{ mm}/\text{d}$ 驱动模型,每获取一次新降雨数据即更新一次 SI 时序,从而实现与 InSAR 同周期的动态稳定性评估.

3 结果分析

3.1 InSAR 先验适用性评估

采用上述 R 指数法与测量敏感性方法,对研究区进行 InSAR 先验适用性分析,结果如图 6 所示.可视性方面,升轨和降轨叠掩区分别占研究区总面积的 5.39% 和 5.12%,阴影区分别占 1.03% 和 1.02%.联合升、降轨后,几何畸变盲区(叠掩+阴影)大幅降至仅 0.04%,有效削弱了地形干扰.西山村滑坡在升轨数据中受中部及左侧严重透视收缩和叠掩影响,最低可视性仅 0.05;降轨数据则整体较好,平均可视性 0.74.黄泥坝子滑坡情况相反:升轨平均可视性 0.81,降轨中部最低仅 0.22.

测量敏感性方面,升轨低敏感区($S < 0.2$)占 30.01%,降轨占 24.99%,联合升降轨后综合低敏感区降至 2.94%.其中,黄泥坝子滑坡升轨敏感性较高(平均 0.65),而降轨一半以上区域为低敏感区;西山村滑坡升轨大部分为低敏感区,降轨左侧敏感性 0.61,但右侧仍以低敏感区为主.

综上,黄泥坝子滑坡以升轨数据适用性最佳,西山村滑坡则更适合降轨监测.研究区内均存在一定比例的低可视性、低敏感性区域,单一轨道易遗

漏关键变形信号.因此,本研究后续均采用升、降轨联合策略,最大程度降低观测盲区,确保形变监测结果的完整性和可靠性.

3.2 SINMAP 识别潜在滑坡区域

对应 InSAR 监测期的最大日降雨量,利用 SINMAP 模型得到研究区稳定指数分级结果,如图 7 所示.可见,研究区不稳定等级范围占比 5.12%,潜在不稳定区域占比 7.35%,极不稳定区域占比 0.11%.斜坡不稳定区域主要集中在叠掩、阴影区,该部分区域地形陡峭,坡度为 $35^\circ \sim 75^\circ$,成像信号极易叠掩或被遮挡,易产生几何畸变.此外,西山村滑坡整体稳定性较好,仅前缘因靠杂谷脑河,稳定性相对较低.黄泥坝子滑坡中部、后缘都存在潜在的不稳定区域,在短时强降雨的作用下,产生变形失稳的可能性较高.

通过 SINMAP 模型计算斜坡稳定指数可见斜坡仍存在潜在不稳定区域(如黄泥坝子滑坡中部和后缘),在降雨条件下具备滑坡产生的可能性. SINMAP 稳定指数分级图提供了一种量化降雨影响的方式,但其假设条件较为理想,尤其在非显性滑坡探测中存在一定模糊性,可能难以有效区分真正滑坡体与外围不稳定区域.因此,需与其他方法(如 InSAR 形变监测)进行耦合分析以提高识别精度.

3.3 SBAS-InSAR 形变监测结果

基于 SBAS-InSAR 技术处理研究区 2019 年 6 月至 2020 年 6 月的升降轨数据,获取了西山村滑坡与黄泥坝子滑坡的雷达视向形变速率分布(图 8).

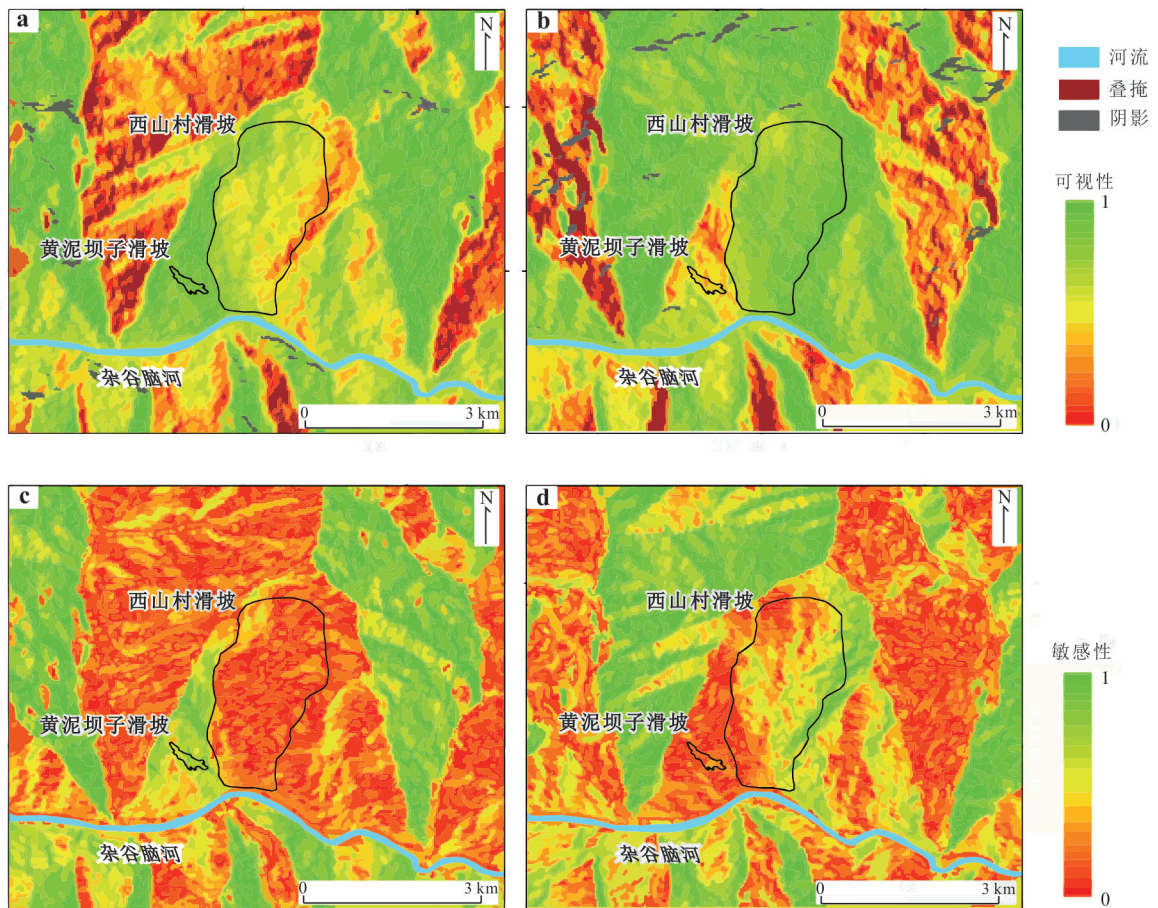


图 6 InSAR 技术可视性与敏感性分析

Fig.6 Visibility and sensitivity analysis for InSAR techniques

a. 升轨数据可视性; b. 降轨数据可视性; c. 升轨数据敏感性; d. 降轨数据敏感性

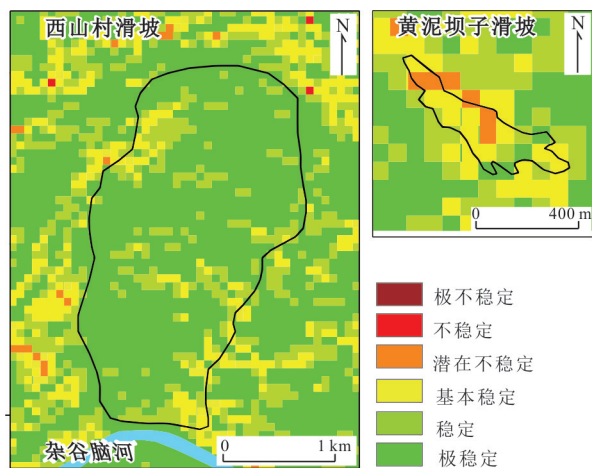


图 7 稳定指数分级图

Fig.7 Stability classification diagram

根据前述 InSAR 先验适用性分析结果,黄泥坝子滑坡的升轨数据质量较好,而降轨数据因受几何畸变影响,存在明显失相干现象.此外,黄泥坝子滑坡中

部(降轨)及西山村滑坡大部分区域(降轨)亦出现严重失相干,导致这些区域的形变速率特征不明显.

监测结果显示,西山村滑坡升轨与降轨的雷达视向形变速率范围分别为 $-29.04\sim 39.25$ mm/a和 $-34.87\sim 27.78$ mm/a.从升轨数据(图 8a)可见,滑坡 II 区左上部与 III 区中部变形速率较小($-15\sim 15$ mm/a),表现为黄色至浅绿色.而在滑坡 I 区后缘(B点)及 II 区右侧(C点),升降轨数据均显示较大位移(达 -29.04 mm/a与 -34.87 mm/a),该区域位于滑坡前缘,变形主要受道路建设等人类工程活动及河谷下切作用影响.

黄泥坝子滑坡的升轨数据及前人研究结果(图 9)表明,该滑坡可划分为 2 个明显变形区:上半部为滑源区(形变速率约 $-25\sim -15$ mm/a,橙色),下半部为堆积区(形变速率约 $-15\sim 0$ mm/a,黄色).沿主滑方向选取剖面 D-D'(图 8)提取形变速率曲线(图 9),可见滑源区后缘坡度陡峭,形变速率最高达

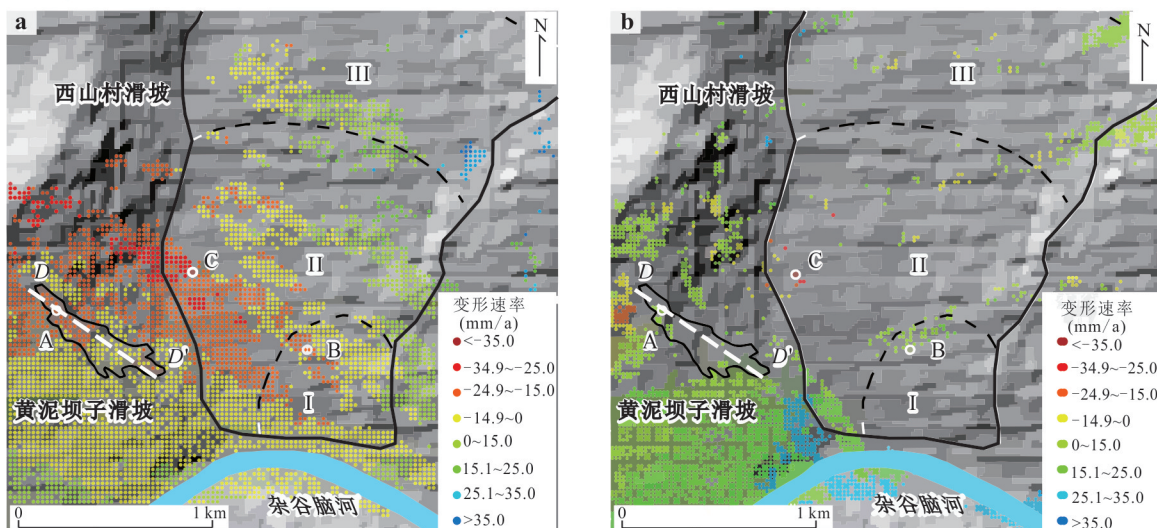


图 8 西山村滑坡、黄泥坝子滑坡雷达视向形变速率

Fig.8 Radar deformation rate of Xishancun landslide and Huangnibazi landslide in apparent direction
a. 升轨;b. 降轨

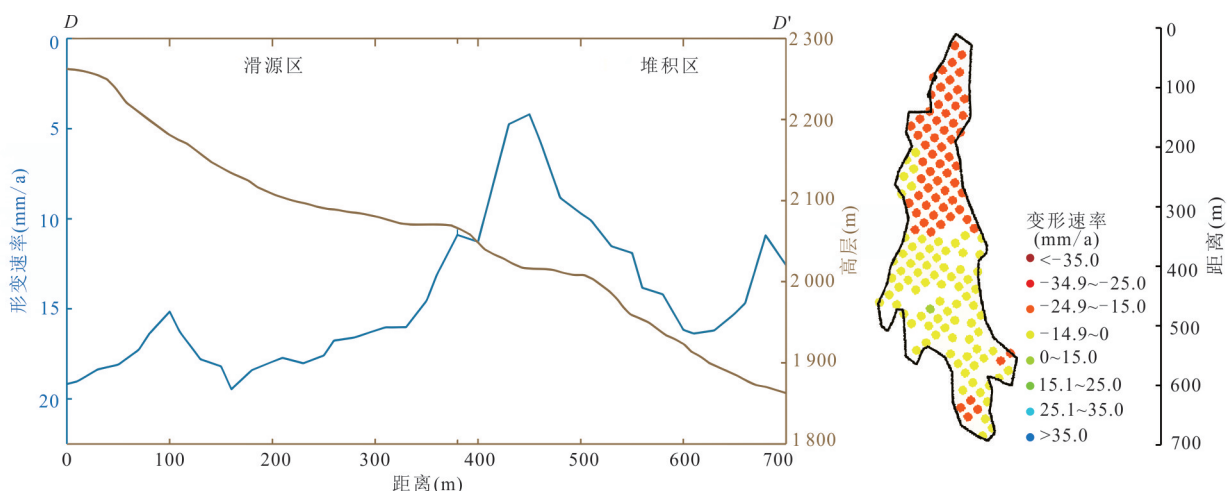


图 9 黄泥坝子滑坡 D-D'剖面 InSAR 形变速率

Fig.9 InSAR deformation rate diagram of D-D' section of Huangnibazi landslide

-19.18 mm/a; 滑坡中部(堆积区顶部)地形平缓, 形变速率降至 -5.2 mm/a; 堆积区下部坡度再次增大, 运移至此的堆积体加速运动, 形变速率增加至 -16.38 mm/a. 该变形特征与滑坡地形结构及在自重、降雨作用下的物质运移过程相一致.

3.4 时序稳定指数分析

为探究西山村与黄泥坝子滑坡稳定性随时间的变化趋势, 选取滑坡上 3 处典型观测点(A、B、C 点, 位置见图 8). 在获取 InSAR 历史时序形变数据的基础上, 结合野外布设的 GNSS 监测点, 对升降轨 InSAR 形变量与 GNSS 三维位移观测数据进行融合处理, 得到各点累积形变与日降雨量的关系

(图 10b).

观测点 A 位于黄泥坝子滑坡形变速率较大的滑源区. 2019 年 6 月至 10 月雨季期间, 该点累积形变曲线波动显著; 雨季后曲线渐趋平缓, 最终累积形变量分别为 -2.85 mm、6.44 mm 和 6.31 mm. 观测点 B 位于西山村滑坡 I 区后缘, 其降轨累积形变量明显高于升轨, 曲线呈缓慢增长趋势, 最终升轨、降轨及裂缝计监测的累积形变量分别为 -1.97 mm、38.01 mm 和 -8.1 mm. 观测点 C 位于西山村滑坡 II 区右侧, 受 2019 年 6~10 月较强降雨影响(其中 8 月 20 日降雨量达 64.56 mm), 该点升轨与 B 点升轨累积形变曲线在观测期内向正值变化, 雨

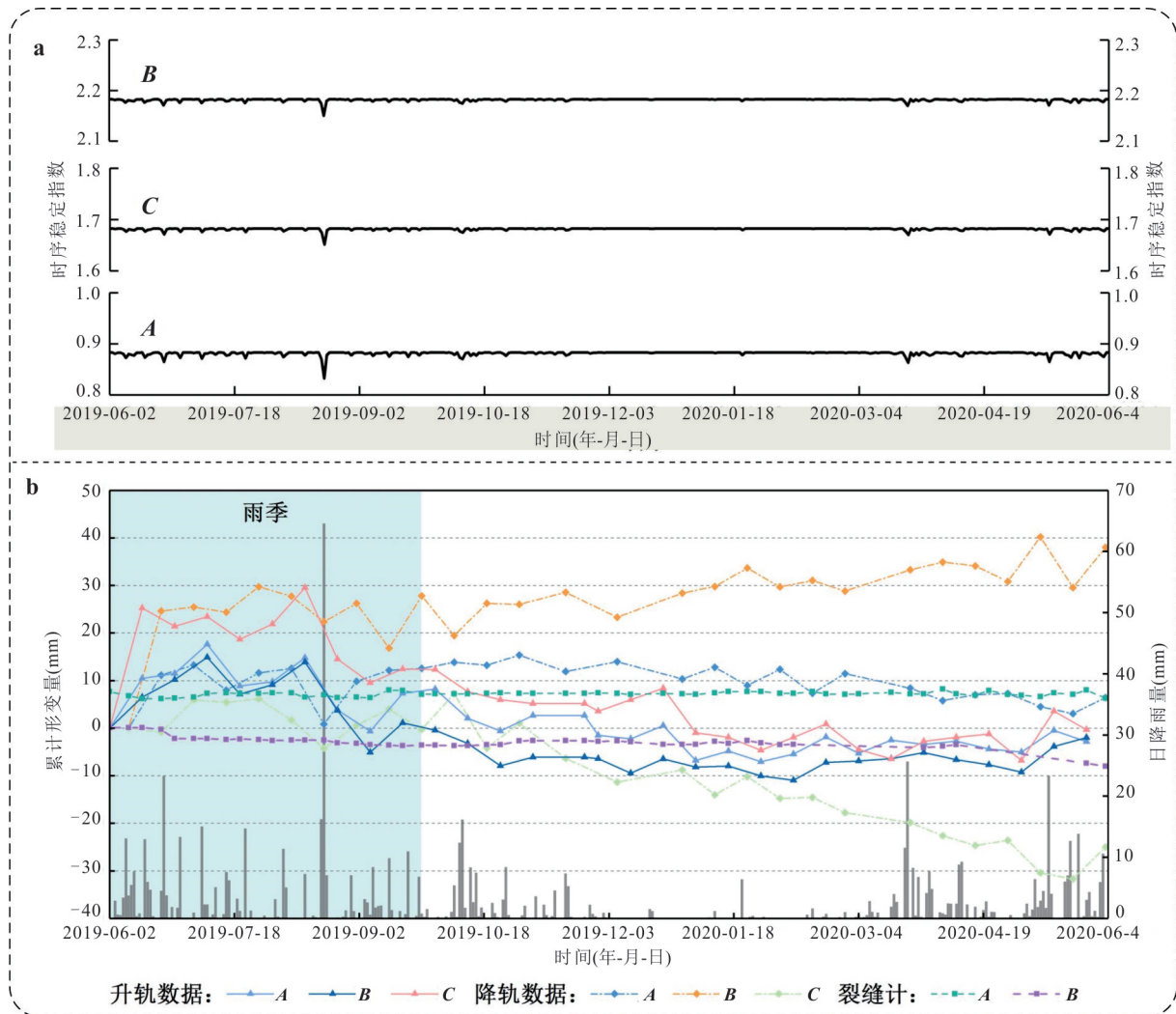


图 10 西山村滑坡、黄泥坝子滑坡

Fig.10 Xishancun landslide and Huangnibazi landslide

a. 时序稳定指数; b. 时序累积形变

季后则转为下降并向负值发展,最终C点升降轨累积形变量分别为 -0.31 mm和 -22.23 mm.整体上,降雨量与滑坡变形具有显著相关性,且C点累积形变曲线波动较B点更为明显.

进一步提取各观测点随时间变化的稳定指数(图10a).其中A点岩土体参数取黏聚力18 kPa、内摩擦角 25° ;B、C点取黏聚力35 kPa、内摩擦角 33° .结果显示,位于黄泥坝子滑源区的A点稳定指数最低为0.832,最高为0.883;西山村滑坡前缘的B点和C点稳定指数分别介于2.150~2.182和1.651~1.683之间.值得注意的是,在2019年8月20日(日降雨量最大日),A、B、C三点的稳定指数均迅速下降至谷值,表明降雨对斜坡稳定性具有即时影响.

将时序稳定指数与InSAR形变速率进行对照分析发现,C点形变速率最大,A点次之,B点最小.

其中A点(黄泥坝子滑源区)在强降雨后稳定指数骤降,形变速率同步上升,反映出该区域已进入潜在活跃状态;而B点稳定指数始终维持较高水平,形变速率最低,显示坡脚区域暂未发生明显滑移.

综上,InSAR形变与稳定指数的联合分析表明,黄泥坝子滑坡整体稳定性低于西山村滑坡,在降雨条件下更易发生变形破坏.

4 案例应用:贵州鸡场镇滑坡

在滑坡发生前,基于升轨与降轨Sentinel-1A影像的形变场均未显示显著位移信号.结合滑坡发生当日及前期累计降雨量分析,该滑坡被认为是一起由强降雨触发的突发性滑坡事件(刘排英等,2022).

为探索InSAR技术在降雨诱发突发性滑坡早

期识别中的应用局限与改进途径,本文以西山村与黄泥坝子滑坡为例,构建了一套融合历史形变分析与时序稳定性跟踪评价的滑坡早期识别方法.贵州水城鸡场镇滑坡是一处典型的短时强降雨诱发灾害,曾导致严重损失(Zhao *et al.*, 2020; Wang *et al.*, 2021).因此,本研究以此为例,对该方法进行应用检验.

对鸡场镇滑坡区 InSAR 先验适用性分析结果如图 11 所示.该区域受叠掩与阴影影响较小(图 11a,11b),升降轨可视性指数分别为 0.71 与 0.52.在测量敏感性方面,升轨数据除坡脚处较低外,其余

区域敏感性可达 0.65;而降轨数据敏感性普遍偏低,大部分区域低于 0.2,属低敏感性区(图 11c,11d).

滑坡稳定性评价结果(图 12b),其中后部存在潜在不稳定区域.进一步提取观测点 A 的时序稳定性指数与日降雨量关系(图 12a):表明滑坡发生前 12 d 内,持续降雨导致稳定性逐步下降,时序稳定指数维持在 1.0 左右.7 月 12 日出现 84 mm 强降雨后,该指数迅速降至 0.846.滑坡前 6 d 累计降雨量近 160 mm,期间稳定指数在 0.91~0.99 范围内波动,反映斜坡已处于不稳定状态.

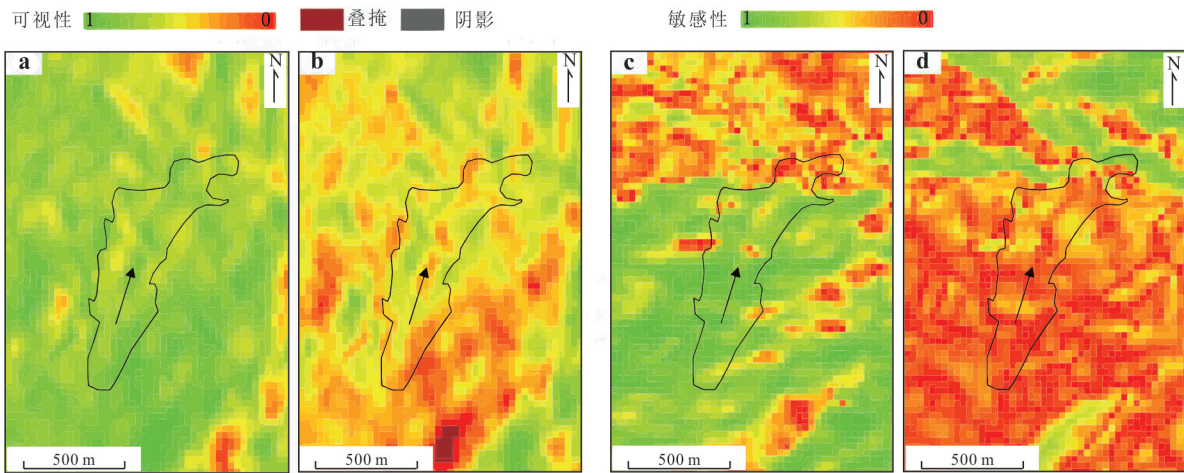


图 11 鸡场镇滑坡 InSAR 先验适用性分析结果

Fig. 11 InSAR prior applicability diagram of Jichang landslide

a. 升轨可视性; b. 降轨可视性; c. 升轨敏感性; d. 降轨敏感性

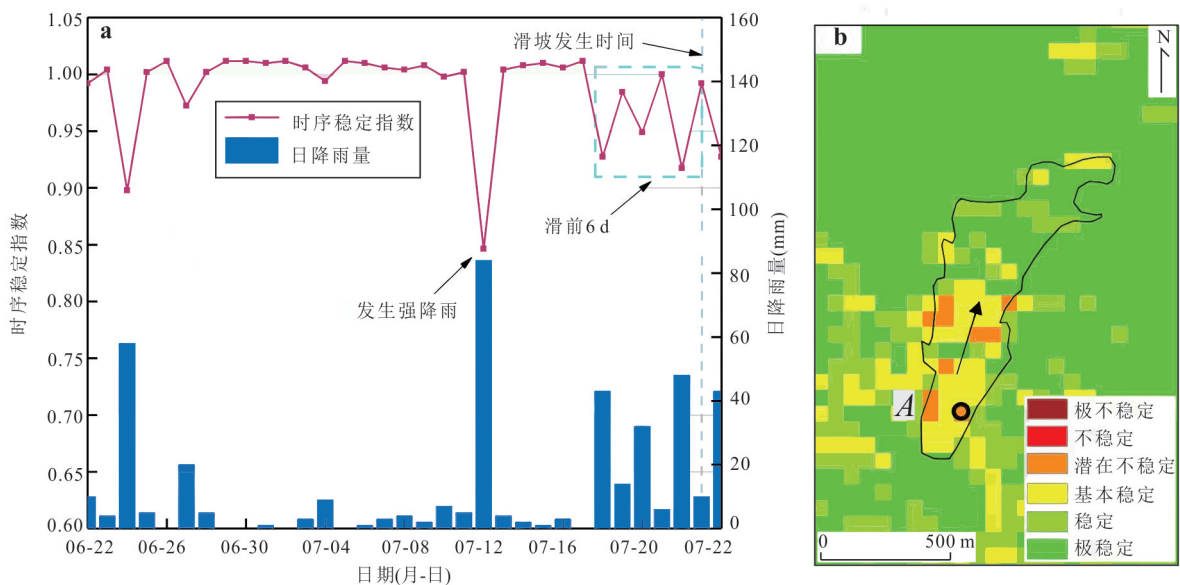


图 12 鸡场镇滑坡时序稳定指数

Fig. 12 Time series stability index of Jichang landslide

研究表明,短时强降雨是鸡场镇滑坡发生的关键诱因.本文所提出的耦合 InSAR 先验适用性分析、历史形变追踪与时序稳定性评价的方法,可有效识别此类降雨诱发的突发性滑坡,弥补了单一 InSAR 形变监测在早期识别中的不足.

5 讨论

尽管本文仅以鸡场镇滑坡为例对方法进行验证,尚未在更广范围内系统评估模型的普适性、识别成功率与漏报率等统计指标,但通过在西山村滑坡与黄泥坝子滑坡开展的历史数据建模、先验适用性分析、InSAR 形变速率监测及时序稳定性动态评估,所构建的方法已具备一定的通用性基础.

本方法的误差来源于以下两方面:

(1) SINMAP 模型参数的不确定性:模型所需参数(如内摩擦角、黏聚力、土层厚度等)在空间上具有变异性,其取值多依赖已有地质资料或文献估计,可能对稳定性指数的计算带来误差.

(2) InSAR 监测精度与大气影响:尽管采用升降轨融合提升了观测覆盖与适用性,但在植被茂密或地形陡变区域,仍易受大气延迟、失相干等问题干扰,影响形变监测的准确性.

在鸡场镇滑坡的识别中,通过交叉验证 InSAR 形变速率与 SINMAP 稳定指数的时序变化,初步表明该方法具有较好的敏感性与时间预警潜力.未来研究将纳入更多突发型滑坡案例,构建分类验证样本集,并系统计算识别准确率、漏报率与误报率等定量指标,以进一步检验与提升该方法的稳健性.

6 结论

本研究以西山村滑坡与黄泥坝子滑坡为例,提出了融合 R 指数法、滑坡测量敏感性分析、SINMAP 模型与 SBAS-InSAR 技术的降雨突发性滑坡早期识别方法,并以贵州鸡场镇滑坡为例进行了验证.主要结论如下:

(1) 基于西山村与黄泥坝子滑坡的长期监测数据分析,揭示了降雨与斜坡稳定状态之间的关联规律,提出耦合 InSAR 形变监测与时序稳定指数的方法,可有效识别强降雨诱发的滑坡隐患.

(2) 研究区滑坡的可视性、敏感性及稳定指数综合分析表明,在短时强降雨条件下,黄泥坝子滑坡更易发生变形失稳,而西山村滑坡整体稳定性相

对较好.

(3) 以鸡场镇滑坡为例验证本方法的结果显示,滑坡发生前 12 d 内稳定指数持续处于较低水平,时序波动显著,最小值达 0.846,表明该方法具备对降雨诱发滑坡的早期识别能力.

综上,InSAR 形变监测与时序稳定指数相耦合的方法,能弥补单一 InSAR 形变监测在降雨型滑坡识别中的不足,为突发性滑坡的早期预警提供了新的思路.今后将结合更多案例进行方法推广,并引入误差评估机制,进一步提升方法的适用性与可信度.

References

- Berardino, P., Fornaro, G., Lanari, R., et al., 2002. A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11): 2375–2383. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.803792>
- Cigna, F., Bateson, L. B., Jordan, C. J., et al., 2014. 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. *Remote Sensing of Environment*, 152: 441–466. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.025>
- Dai, K. R., Tie, Y. B., Xu, Q., et al., 2020. Early Identification of Potential Landslide Geohazards in Alpine-Canyon Terrain Based on SAR Interferometry—A Case Study of the Middle Section of Yalong River. *Journal of Radars*, 9(3): 554–568 (in Chinese with English abstract).
- Duan, C. S., 2019. Strength Characteristics of Slip Soil and Stability of Huangnibazi Landslide in Li County, Sichuan (Dissertation). Chengdu University of Technology, Chengdu (in Chinese with English abstract).
- Feng, W. K., Dun, J. W., Yi, X. Y., et al., 2020. Deformation Analysis of Woda Village Old Landslide in Jinsha River Basin Using SBAS-InSAR Technology. *Journal of Engineering Geology*, 28(2): 384–393 (in Chinese with English abstract).
- Guo, R., Li, S., Chen, Y., et al., 2021. Identification and Monitoring Landslides in Longitudinal Range-Gorge Region with InSAR Fusion Integrated Visibility Analysis. *Landslides*, 18(2): 551–568.
- He, C. Y., Ju, N. P., Xie, M. L., 2019. Application of In-

- SAR Technology in Early Recognition of Geohazards. *Journal of Xihua University (Natural Science Edition)*, 38(1): 32–39 (in Chinese with English abstract).
- He, J. Y., Ju, N. P., Xie, M. L., et al., 2023. Comparison of InSAR Technology for Identification of Hidden Dangers of Geological Hazards in Alpine and Canyon Areas. *Earth Science*, 48(11): 4295–4310 (in Chinese with English abstract).
- Li, X. E., Zhou, L., Su, F. Z., et al., 2021. Application of InSAR Technology in Landslide Hazard: Progress and Prospects. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(2): 614–629 (in Chinese with English abstract).
- Li, Z. H., Song, C., Yu, C., et al., 2019. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenges and Solutions. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44(7): 967–979 (in Chinese with English abstract).
- Liao, M. S., Dong, J., Li, M. H., et al., 2021. Radar Remote Sensing for Potential Landslides Detection and Deformation Monitoring. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 332–341 (in Chinese with English abstract).
- Lin, Q., 2016. Research on Structure Analysis and Stability Evaluation of Xishan Landslide in Li County, Sichuan (Dissertation). Chengdu University of Technology, Chengdu (in Chinese with English abstract).
- Lin, W., Yin, K. L., Wang, N. T., et al., 2021. Landslide Hazard Assessment of Rainfall-Induced Landslide Based on the CF-SINMAP Model: A Case Study from Wuling Mountain in Hunan Province, China. *Natural Hazards*, 106(1): 679–700. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04483-x>
- Liu, B., Hu, X. W., He, K., et al., 2022. Preliminary Analyses of the Tiejiangwan Landslide Occurred on April 5, 2021 in Hongya County, Sichuan Province, China. *Landslides*, 19(8): 2047–2051. <https://doi.org/10.1007/s10346-021-01763-w>
- Liu, P. Y., He, S. S., Wang, P. S., et al., 2022. Early Identification of Landslide Hazards in Southwest Mountainous Area Using Ascending and Descending Sentinel-1A and SBAS InSAR. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 42(9): 892–897 (in Chinese with English abstract).
- Luo, H. Y., Xu, Q., Jiang, Y. N., et al., 2024. The Prediction Method of Large-Scale Land Subsidence Based on Multi-Temporal InSAR and Machine Learning. *Earth Science*, 49(5): 1736–1745 (in Chinese with English abstract).
- Notti, D., Herrera, G., Bianchini, S., et al., 2014. A Methodology for Improving Landslide PSI Data Analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 35(6): 2186–2214. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.889864>
- Pack, R. T., Tarboton, D. G., Goodwin, C. N., 1998. The SINMAP Approach to Terrain Stability Mapping. Congress of the International Association of Engineering Geology. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:17978986>
- Rabonza, M. L., Felix, R. P., Lagmay, A. M. F. A., et al., 2016. Shallow Landslide Susceptibility Mapping Using High-Resolution Topography for Areas Devastated by Super Typhoon Haiyan. *Landslides*, 13(1): 201–210. <https://doi.org/10.1007/s10346-015-0626-x>
- Shi, G. L., Xu, L., Zhang, X. Y., et al., 2021. Monitoring Time Series Deformation of Xishancun Landslide with SBAS-InSAR. *Science of Surveying and Mapping*, 46(2): 93–98, 105 (in Chinese with English abstract).
- Teshebaeva, K., Roessner, S., Ehtler, H., et al., 2015. ALOS/PALSAR InSAR Time-Series Analysis for Detecting Very Slow-Moving Landslides in Southern Kyrgyzstan. *Remote Sensing*, 7(7): 8973–8994. <https://doi.org/10.3390/rs70708973>
- Wang, D. P., Li, Y. Z., Wang, Z. W., et al., 2022. Threat from Above! Assessing the Risk from the Tonghua High-Localty Landslide in Sichuan, China. *Landslides*, 19(3): 731–746. <https://doi.org/10.1007/s10346-021-01836-w>
- Wang, Y. A., Liu, D. L., Dong, J., et al., 2021. On the Applicability of Satellite SAR Interferometry to Landslide Hazards Detection in Hilly Areas: A Case Study of Shuicheng, Guizhou in Southwest China. *Landslides*, 18(7): 2609–2619. <https://doi.org/10.1007/s10346-021-01648-y>
- Wu, H., Pei, X. J., Cui, S. H., et al., 2021. Study of Topographic and Geological Controls on Landslide Development and Distribution within Mountainous Regions Influenced by Strong Earthquakes. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 40(5): 972–986 (in Chinese with English abstract).
- Xie, M. L., Zhao, J. J., Ju, N. P., et al., 2020. Research on Temporal and Spatial Evolution of Landslide Based on Multisource Data: A Case Study of Huangnibazi Landslide. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(6): 923–932 (in Chinese with English abstract).
- Xu, Q., 2020. Understanding the Landslide Monitoring and Early Warning: Consideration to Practical Issues. *Journal of Engineering Geology*, 28(2): 360–374 (in Chinese with English abstract).

- nese with English abstract).
- Yan, Y. Q., Guo, C. B., Zhang, Y. N., et al., 2024. Development and Deformation Characteristics of Large Ancient Landslides in the Intensely Hazardous Xiongba-Sela Section of the Jinsha River, Eastern Tibetan Plateau, China. *Journal of Earth Science*, 35(3): 980–997. <https://doi.org/10.1007/s12583-023-1925-y>
- Yan, Y. Q., Guo, C. B., Zhang, Y. S., et al., 2021. Study of the Deformation Characteristics of the Xiongba Ancient Landslide Based on SBAS-InSAR Method, Tibet, China. *Acta Geologica Sinica*, 95(11): 3556–3570 (in Chinese with English abstract).
- Zhao, W. H., Wang, R., Liu, X. W., et al., 2020. Field Survey of a Catastrophic High-Speed Long-Runout Landslide in Jichang Town, Shuicheng County, Guizhou, China, on July 23, 2019. *Landslides*, 17(6): 1415–1427. <https://doi.org/10.1007/s10346-020-01380-z>
- Zheng, G., Xu, Q., Liu, X. W., et al., 2020. The Jichang Landslide on July 23, 2019 in Shuicheng, Guizhou: Characteristics and Failure Mechanism. *Journal of Engineering Geology*, 28(3): 541–556 (in Chinese with English abstract).
- Zhuo, G. C., 2021. InSAR Early Identification of Landslide Hazards in Typical Sections of Sichuan-Tibet Railway and SAR Geometric Distortion Analysis (Dissertation). Chengdu University of Technology, Chengdu (in Chinese with English abstract).
- 中文参考文献**
- 戴可人, 铁永波, 许强, 等, 2020. 高山峡谷区滑坡灾害隐患 InSAR 早期识别: 以雅砻江中段为例. *雷达学报*, 9(3): 554–568.
- 段诚仕, 2019. 理县黄泥坝子滑坡滑带土强度特性及稳定性分析(硕士学位论文). 成都: 成都理工大学.
- 冯文凯, 顿佳伟, 易小宇, 等, 2020. 基于 SBAS-InSAR 技术的金沙江流域沃达村巨型老滑坡形变分析. *工程地质学报*, 28(2): 384–393.
- 何朝阳, 巨能攀, 解明礼, 2019. InSAR 技术在地质灾害早期识别中的应用. *西华大学学报(自然科学版)*, 38(1): 32–39.
- 何佳阳, 巨能攀, 解明礼, 等, 2023. 高山峡谷地区地质灾害隐患 InSAR 识别技术对比. *地球科学*, 48(11): 4295–4310.
- 李晓恩, 周亮, 苏奋振, 等, 2021. InSAR 技术在滑坡灾害中的应用研究进展. *遥感学报*, 25(2): 614–629.
- 李振洪, 宋闯, 余琛, 等, 2019. 卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用: 挑战与对策. *武汉大学学报(信息科学版)*, 44(7): 967–979.
- 廖明生, 董杰, 李梦华, 等, 2021. 雷达遥感滑坡隐患识别与形变监测. *遥感学报*, 25(1): 332–341.
- 林强, 2016. 理县西山村滑坡结构分析及稳定性评价(硕士学位论文). 成都: 成都理工大学.
- 刘排英, 贺少帅, 王鹏生, 等, 2022. 基于升降轨 Sentinel-1A SBAS InSAR 的西南山区滑坡隐患早期识别研究. *大地测量与地球动力学*, 42(9): 892–897.
- 罗祎沅, 许强, 蒋亚楠, 等, 2024. 基于时序 InSAR 与机器学习的大范围地面沉降预测方法. *地球科学*, 49(5): 1736–1745.
- 石固林, 徐浪, 张璇钰, 等, 2021. 西山村滑坡时序形变的 SBAS-InSAR 监测. *测绘科学*, 46(2): 93–98, 105.
- 吴昊, 裴向军, 崔圣华, 等, 2021. 强震山区滑坡发育分布的地形地质控制作用研究. *岩石力学与工程学报*, 40(5): 972–986.
- 解明礼, 赵建军, 巨能攀, 等, 2020. 多源数据滑坡时空演化规律研究: 以黄泥坝子滑坡为例. *武汉大学学报(信息科学版)*, 45(6): 923–932.
- 许强, 2020. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考. *工程地质学报*, 28(2): 360–374.
- 闫怡秋, 郭长宝, 张永双, 等, 2021. 基于 SBAS-InSAR 技术的西藏雄巴古滑坡变形特征. *地质学报*, 95(11): 3556–3570.
- 郑光, 许强, 刘秀伟, 等, 2020. 2019年7月23日贵州水城县鸡场镇滑坡—碎屑流特征与成因机理研究. *工程地质学报*, 28(3): 541–556.
- 卓冠晨, 2021. 川藏铁路典型工段滑坡灾害隐患 InSAR 早期识别与 SAR 几何畸变分析(硕士学位论文). 成都: 成都理工大学.