

时序 InSAR 技术青海省化隆县滑坡隐患识别与三维形变监测

熊志强¹, 李龙^{2,3}, 熊萌⁴, 马生清^{2,5}, 李文军^{2,5}, 冯光财¹

1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083;
2. 青海省自然资源遥感中心, 西宁 810001;
3. 青海师范大学 地理科学学院, 西宁 810008;
4. 中国人民解放军61206部队, 北京 100094;
5. 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室, 西宁 810008

摘要: 合成孔径雷达干涉测量 InSAR (Interferometric Synthetic Aperture Radar) 技术虽然已经在滑坡隐患识别和监测中得到了广泛应用, 但是整合 InSAR 数据处理、滑坡识别、三维形变监测, 尤其是威胁对象分析的流程并不多。本文整合 InSAR 数据处理、滑坡识别和多维形变监测的流程, 并将其应用于青海省化隆县。利用时序 InSAR 技术处理 2021 年 1 月至 2023 年 6 月成像的升降轨 Sentinel-1 影像, 本文获取了化隆县的 InSAR 地表平均形变速率。结合 InSAR 结果、C 指数与 GoogleEarth 影像共识别出 334 个滑坡隐患, 其中升降轨影像识别出 233 个, 升降轨影像识别出 265 个, 164 个滑坡隐患可以被升降轨影像同时识别到, 滑坡隐患总面积约 95.56 km²。54 个滑坡隐患威胁到建筑物、11 个滑坡隐患威胁到黄河/水库、两个滑坡隐患威胁到国道、12 个滑坡隐患威胁到省道。识别出的滑坡隐患坡度分布在 5°—40°, 且近南北走向的滑坡隐患明显少于其他坡向的滑坡隐患。利用坡向平行流动模型 APFM (Aspect Parallel Flow Model) 计算了面积最大的初麻乡安具乎村滑坡的三维形变序列, 并从理论上说明了 APFM 在滑坡呈近南北走向时, 解算得到的三维形变场受观测值误差影响较大。分析发现安具乎村滑坡的水平形变远大于垂直形变, 最大水平累积形变超过 1 m。该滑坡威胁到两个村庄、一条省道和部分种植区, 还需要进行持续性监测。本研究将为化隆县地质灾害防治提供参考, 同时为类似滑坡隐患识别和三维形变监测提供技术支持。

关键词: InSAR, SBAS, 滑坡识别, C 指数, 滑坡监测, 三维形变, 化隆县, 升降轨

中图分类号: P2

引用格式: 熊志强, 李龙, 熊萌, 马生清, 李文军, 冯光财. 2026. 时序 InSAR 技术青海省化隆县滑坡隐患识别与三维形变监测. 遥感学报, 30(4): 1102-1116

Xiong Z Q, Li L, Xiong M, Ma S Q, Li W J and Feng G C. 2026. Landslide detection and three-dimensional deformation monitoring in Hualong County, Qinghai Province, based on the multitemporal InSAR technique. National Remote Sensing Bulletin, 30(4):1102-1116[DOI:10.11834/jrs.20254527]

1 引言

滑坡是指斜坡上的岩土体, 受到构造运动、降水、河流侵蚀和人类活动等因素的影响, 在自身重力的作用下, 沿着一个或多个滑动面向下滑动的现象 (殷跃平等, 2018)。作为一种常见的自然灾害, 滑坡每年都会造成大量的人员伤亡和经

济损失。据统计, 2014 年 1 月至 2016 年 12 月间, 全球共发生 4862 次滑坡 (不包括地震触发的滑坡), 造成 55997 人死亡 (Froude 和 Petley, 2018)。如今, 有人类居住或者有工程建设的山地区域均有滑坡灾害的发生。特殊的地质条件和加剧的人类活动使得中国成为世界上受滑坡灾害威胁最严重的国家之一 (葛大庆等, 2019)。目前, 滑坡已

收稿日期: 2024-12-05; 预印本: 2025-06-24

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42174039); 湖南省自然科学基金(编号: 2021JJ30807); 中南大学中央高校基本科研业务费(编号: 2022ZZTS0082)

第一作者简介: 熊志强, 研究方向为 InSAR 数据处理与滑坡监测。E-mail: zqxiong_flhs@csu.edu.cn

通信作者简介: 冯光财, 研究方向为广域 InSAR 数据处理与参数反演。E-mail: fredgps@csu.edu.cn

经成为发生频率最高、造成经济损失最多的一种地质灾害(黄润秋, 2007)。因此,对滑坡进行识别和监测对于保障人民群众的生命财产安全和经济社会发展具有重要意义。

合成孔径雷达干涉测量InSAR(Interferometric Synthetic Aperture Radar)技术具有覆盖范围广、劳动强度低、全天时全天候、能对地面调查人员难以到达的地方进行监测等优势。利用InSAR技术可以在较大空间范围内识别出正在发生缓慢变形的滑坡隐患的位置和变形范围,同时能在单体尺度上实现滑坡隐患的长时间序列动态形变监测,判断滑坡的变形特征和发展趋势(许强等, 2022)。因此,InSAR技术无论是在大范围滑坡隐患识别(Bekaert等, 2020; Kang等, 2021; 李媛茜等, 2021; Chen等, 2023; Xiong等, 2024; Lu等, 2024)还是在单体滑坡监测(Hu等, 2018; Dong等, 2018; Zheng等, 2023; Li等, 2024)中都得到了十分广泛的应用(廖明生等, 2021; 李晓恩等, 2021)。InSAR获取的为雷达视线LOS(Line-Of-Sight)向形变,与斜坡变形之间可能存在差异(Xiong等, 2023),这为滑坡识别造成干扰。同时LOS向形变难以直观展示滑坡变形特征。随着InSAR技术地质灾害监测逐步实现业务化应用,大范围InSAR数据处理方法、滑坡识别方法和三维形变监测方法也相继被应用于滑坡中。但是实际研究多为上述步骤单独的方法研究,或者滑坡识别监测应用。这些步骤较少被整合,并流程化使用,尤其是多数研究在进行大范围滑坡隐患识别后,并未分析每个滑坡的威胁对象。本文整合InSAR数据处理方法、滑坡识别、滑坡威胁对象分析和三维形变监测的方法,形成在有升降轨SAR影像覆盖的地方的InSAR滑坡识别和监测流程。这一流程将服务于InSAR滑坡流程化识别与监测,评估滑坡的威胁对象,为滑坡灾害的防治提供技术支持。

本文以青海省化隆回族自治县为研究区,用上述流程对该县的滑坡隐患进行识别和监测。青海省化隆回族自治县地处青藏高原东北,境内滑坡十分发育,对当地的人员、建筑物和基础设施等构成巨大威胁。对该县全境进行滑坡识别,并确定各滑坡的威胁对象显得十分必要。目前已有少量利用InSAR或光学影像进行化隆县滑坡识别和监测的研究(Huang等, 2023; Ma等, 2023;

Wei等, 2024; Wang等, 2024)。但这些研究主要侧重于滑坡识别、滑坡易发性评估和单体滑坡监测,对InSAR滑坡识别和监测的流程化研究较少,且未评估各滑坡的威胁对象。

本文首先介绍研究区域的基本情况和数据,然后介绍InSAR滑坡识别和监测流程,并将其应用于化隆县,最后分析了各滑坡隐患的威胁对象,形成滑坡隐患目录。研究成果将为化隆县滑坡防治及类似InSAR滑坡识别和监测提供参考和技术指导。

2 研究区概况与数据

化隆回族自治县(经度范围: $101^{\circ}39'E-102^{\circ}42'E$, 纬度范围: $35^{\circ}48'N-36^{\circ}17'N$)位于青海省东部,全县共有17个乡镇,行政区划上隶属于海东市(图1),处于青藏高原与黄土高原的过渡地带,东西长约98.5 km,南北宽约48.5 km,总面积约2740 km²,最低和最高海拔分别为1884 m和4484 m,通常在2600—2800 m。该县地处青藏高原干旱区,属高原大陆性气候,降水量较少,主要集中在夏季,年均降水量470 mm,年均气温2.2℃,常住人口约20万。化隆县多低山丘陵地形,多数区域地表植被覆盖较少,该县发育有较多滑坡,对当地居民的正常生活构成巨大威胁。

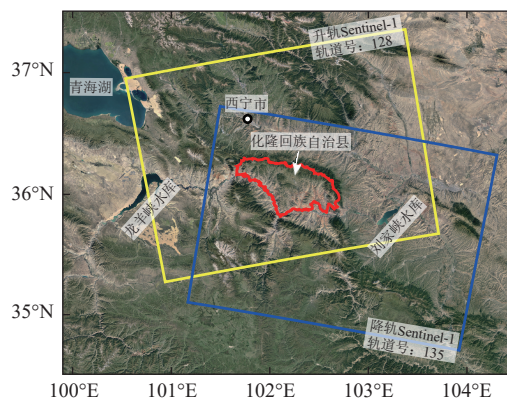


图1 研究区域位置及影像覆盖

Fig. 1 Location of the study area and the coverage of SAR data

所用SAR数据为覆盖化隆回族自治县的升轨和降轨C波段Sentinel-1影像(图1),其中,升轨影像68景,降轨影像66景。SAR影像覆盖时间为2021年1月10日至2023年6月5日。所用SAR影像的具体参数如表1所示。

表1 所用SAR影像的基本参数
Table 1 Parameters of the used SAR images

参数	升轨影像	降轨影像
轨道号/cm	128	135
雷达波长	5.6	
分辨率/(距离向×方位向)	5 m×20 m	
采样间隔/(距离向×方位向)	2.3 m×14 m	
入射角/(°)	38.9	42.2
航向角/(°)	347	193
影像数量	68	66
时间范围	2021-01-10—2023-06-05	

3 InSAR滑坡识别和监测流程

所提InSAR滑坡识别和监测流程包括InSAR数据处理、滑坡识别和滑坡三维形变监测3个部分，滑坡隐患识别和三维形变监测的流程见图2。

3.1 InSAR数据处理

滑坡多发于山区，综合考虑监测点数量和数据处理效率，通常基于小基线集SBAS (Small Baseline Subset) 技术 (Berardino等, 2002) 进行广域滑坡监测，具体流程如下：

(1) 数据预处理。将所有SAR影像与主影像进行配准，然后裁剪研究区域，根据时空基线选择干涉对进行差分干涉。由于Sentinel-1影像间的垂直基线较短，本文在选择干涉对时仅考虑时间基线。按照每景影像与其后相邻时间获取的两景影像相连的原则形成干涉对。

(2) 差分干涉。对选择的干涉对按照距离向和方位向分别为4和1的多视数进行干涉。在此基础上，利用基线数据去除平地相位，再利用30 m

分辨率的哥白尼数字高程模型DEM (Digital Elevation Model) 数据去除地形相位，得到差分干涉相位。对差分干涉相位进行滤波去噪后，再利用最小费用流MCF (Minimum Cost Flow) 方法进行相位解缠。

除形变信号外，此时的解缠相位中还包含有轨道误差、大气延迟 (主要是对流层延迟)、地形残差和噪声等误差成分。其中，轨道误差和大气延迟对形变结果有较大影响，且部分能被数学模型表示。本文利用多项式曲面拟合的方式去除轨道误差。大气延迟相位包括地形相关大气和湍流大气。其中，利用式(1)可以对地形相关大气进行建模。

$$\varphi_{\text{atm}} = kh + \varphi_0 \quad (1)$$

式中， φ_{atm} 表示地形相关大气， h 表示高程， k 和 φ_0 分别表示斜率和截距。需要注意的是，当干涉图覆盖范围较大时，地形相关大气在空间上表现出较强的差异性。因此，仅用一套参数难以较好改正干涉图中的地形相关大气 (Bekaert等, 2015)。通常采用分块拟合的方法进行地形相关大气改正 (Liang等, 2019; Wang等, 2022)。本文将每个窗口大小设置为512×512 (单位为像素)，相邻窗口之间保持25%的重叠估计地形相关大气。去除地形相关大气后通过Stacking得到初始形变速率。为了削弱形变像素对地形相关大气改正的影响，本文根据Stacking获取的形变速率的标准差 (升轨：9.5 mm/a、降轨：10 mm/a) 设定阈值掩膜 (10 mm/a) 变形像素。同时通过像素膨胀 (膨胀半径为4) 掩膜各形变像素的邻域像素。掩膜变形像素后再迭代改正地形相关大气，然后解算形变序列。

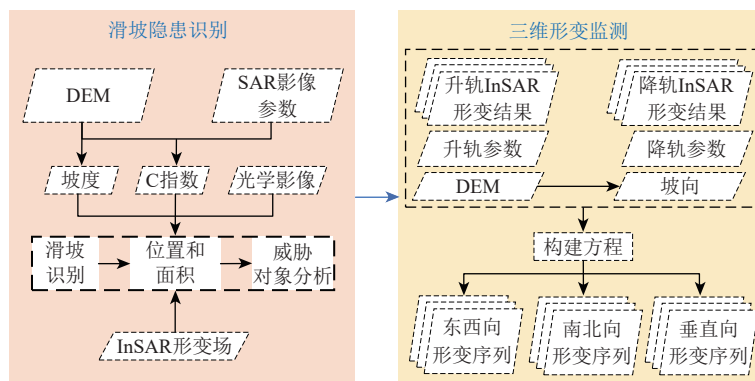


图2 InSAR滑坡隐患识别和三维形变监测流程

Fig. 2 Flowchart of potential landslide detection and three-dimensional deformation monitoring using InSAR

(3) 时序形变解算。此时各像元的相位 φ_{unw} 可以用式 (2) 表示。

$$\varphi_{\text{unw}} = \frac{4\pi B^\perp}{\lambda R \sin\theta} \Delta z + \frac{4\pi}{\lambda} \Delta T \cdot v + \varphi_{\text{res}} \quad (2)$$

式中, B^\perp 表示两景影像之间的垂直基线, λ 表示雷达波长, R 表示雷达与地面点之间的距离, θ 为雷达入射角, Δz 表示地形残差, ΔT 表示主从

$$\frac{4\pi}{\lambda} \begin{bmatrix} t_2 - t_1 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & t_3 - t_2 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & t_{i+1} - t_i & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & t_n - t_{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 4\pi B_1^\perp / \lambda R \sin\theta \\ 0 & 4\pi B_2^\perp / \lambda R \sin\theta \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 4\pi B_j^\perp / \lambda R \sin\theta \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 4\pi B_m^\perp / \lambda R \sin\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_i \\ \vdots \\ v_n \\ \Delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{\text{unw}}^1 \\ \varphi_{\text{unw}}^2 \\ \vdots \\ \varphi_{\text{unw}}^j \\ \vdots \\ \varphi_{\text{unw}}^m \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, t_i 表示第 i 景影像的获取时间, B_j^\perp 表示第 j 个干涉对的垂直基线, v_i 表示第 i 景影像与第 $i+1$ 景影像之间的线性形变速率。

通过求解式 (3) 即可算出每个像素各时间段的形变速率和地形残差。通过形变速率可以求得各景影像相对于第一景影像的累积形变量。从累积形变中减去线性形变可得到残余相位, 其成分主要包括非线性形变、湍流大气和噪声。对残余相位进行时空滤波即可得到非线性形变, 将其与线性形变相加即得到最终的形变序列。

3.2 滑坡隐患识别

InSAR 形变解算得到的形变场中通常包含形变和误差等成分。从形变场中识别滑坡时, 需要考虑到滑坡变形与地面沉降等变形信号以及误差之间的区别。为了提高滑坡识别的准确性, 需要结合雷达 LOS 向形变和滑坡变形之间的关系 (C 指数) (Xiong 等, 2023)、DEM 和光学影像等数据。首先通过 DEM 提取坡度剔除非斜坡变形, 然后结合 C 指数和光学影像对疑似滑坡变形进行判断。下面阐述利用 C 指数辅助滑坡识别的原理。

InSAR 技术获取的形变为地物形变在 LOS 向上的投影 (假定形变靠近卫星方向为正, 远离卫星方向为负), 而滑坡的形变总体上沿斜坡向下。因此, LOS 向形变并不一定能够反映滑坡的真实变形特征, 即不同的 SAR 影像对滑坡形变的敏感性不同。在利用 InSAR 得到的形变结果对滑坡进行解译时, 需要考虑到 LOS 向形变和滑坡坡向形变的差异。LOS 向形变和三维形变场之间的关系可以用式 (4) 表示。当假设斜坡的变形沿斜坡向下时, 其

影像的时间差, v 代表线性形变速率, φ_{res} 表示残余相位, 其主要成分为非线性形变、湍流大气和噪声。

假设有 $n+1$ 景 SAR 影像, 共形成 m 个干涉对, 则可以将式 (2) 写为式 (3) 所示的矩阵形式。再利用奇异值分解 SVD (Singular Value Decomposition) 法求解式 (3)。

形变与三维形变场之间的关系可以用式 (5) 表示。

$$D_{\text{LOS}} = -D_E \sin\theta \cdot \cos\gamma + D_N \sin\theta \cdot \sin\gamma + D_V \cos\theta \quad (4)$$

$$D_{\text{slp}} = -D_E \cos\alpha \cdot \sin\beta - D_N \cos\alpha \cdot \cos\beta + D_V \sin\alpha \quad (5)$$

式 (4) 和式 (5) 中, D_{LOS} 和 D_{slp} 分别表示 LOS 向形变和滑坡坡向形变, D_E 、 D_N 和 D_V 分别表示东西向、南北向和垂直向形变, θ 和 γ 分别表示雷达入射角和卫星飞行方向角, α 和 β 分别表示斜坡坡度和坡向。结合式 (4) 和 (5) 可以得到 C 指数, 即 LOS 向形变所占坡向形变的比例 C (式 (6)):

$$C = \sin\theta \cdot \cos\gamma \cdot \cos\alpha \cdot \sin\beta - \sin\theta \cdot \sin\gamma \cdot \cos\alpha \cdot \cos\beta + \cos\theta \cdot \sin\alpha \quad (6)$$

当 C 指数小于 0 时, 说明当滑坡沿斜坡向下滑时, 对应轨道的 InSAR 测得的形变值为正值, 即靠近雷达方向, 此种情况通常发生在坡面朝向雷达照射方向时。反之, 当 C 指数大于 0 时, 说明当滑坡沿斜坡向下滑动时, 对应轨道的 InSAR 测得的形变值为负值, 即远离雷达方向, 这种情况通常发生在坡面背离雷达照射方向时。利用这一关系式可以对 InSAR 获得的形变结果是否为误差进行初步判断。在具体识别时, 首先设置形变阈值提取疑似形变区, 本文所用形变速率阈值为 10 mm/a。然后计算每个疑似形变区 C 指数。结合 C 指数和形变速率的关系排除非形变区。最后结合滑坡隐患在光学影像上的迹象 (滑动痕迹和裂缝等) 和形变速率获取滑坡的面积、高程等基本信息, 同时判断滑坡威胁对象, 并对重点滑坡进行监测。

3.3 滑坡三维形变监测

进行滑坡监测时, 现有研究多利用升降轨 InSAR 形变结果, 结合滑坡的变形特征作为约束条

件解算滑坡三维形变场。常用的方法有表面平行流动模型 SPFM (Surface Parallel Flow Model) 和坡向平行流动模型 APFM (Aspect Parallel Flow Model) (Sharifi 等, 2024)。SPFM 假设滑坡运动方向和地表平行, 因此该模型仅适用于平移式滑坡。APFM 假设滑坡的水平运动方向与斜坡坡向一致来计算三维形变场。Sharifi 等 (2024) 通过 GPS 对比验证发现常用的滑坡三维形变场解算模型中, APFM 得到的结果精度最高。因此, 本文使用 APFM 解算滑坡三维形变场。

假设获取了某滑坡的升轨和降轨 InSAR 形变结果, 根据 APFM 建立如式 (7) 所示的方程组。

$$\begin{bmatrix} -\sin\theta_{asc} \cos\alpha_{asc} & \sin\theta_{asc} \sin\alpha_{asc} & \cos\theta_{asc} \\ -\sin\theta_{des} \cos\alpha_{des} & \sin\theta_{des} \sin\alpha_{des} & \cos\theta_{des} \\ -\cos\beta & \sin\beta & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_E \\ D_N \\ D_V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{asc} \\ D_{des} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, θ_{asc} 和 θ_{des} 分别表示升轨和降轨影像的入射角, α_{asc} 和 α_{des} 分别表示升轨和降轨影像的飞行方向角, β 为滑坡的坡向角, D_E 、 D_N 和 D_V 分别表示东西向、南北向和垂直向形变, D_{asc} 和 D_{des} 分别表示升轨和降轨 InSAR 形变结果。

通常而言, 同一个滑坡升轨和降轨影像获取时间不同步, 导致求解滑坡三维形变序列时, 式 (7) 中左边的系数矩阵秩亏, 一般采用正则化的方法求三维形变序列。本文研究区域的升轨和降轨影像都在同一天获取, 因此可以直接利用式 (7) 求解滑坡的三维形变序列。需要指出的是, 由于数据缺失, 升轨和降轨影像的获取时间并不完全相

同, 其同步时间获取的影像共有 61 景。因此, 后文仅计算升降轨影像均有观测的日期的三维形变序列。

4 结果与分析

4.1 滑坡识别结果

经过时序 InSAR 数据处理后, 得到了化隆县的升轨和降轨 InSAR 平均形变速率 (图 3)。从图 3 中可以发现化隆县境内大部分区域处于稳定状态, 但是包含有大量的小范围地表形变区域, 且升降轨 InSAR 形变结果具有较高的一致性。本文从外部数据和内符合精度两方面评估 InSAR 监测结果的可靠性。在外部数据方面, 本文收集到了研究区域的一个质量较好, 且升降轨 InSAR 都有监测结果的 GNSS 点 (图 3) 用于验证得到的 InSAR 形变结果。GNSS 监测点的数据获取时间为 2021 年 5 月 10 日至 2022 年 2 月 22 日。InSAR 和 GNSS 监测结果之间具有很好的一致性 (图 4), 其中, 升轨影像获取的形变速率和 GNSS 监测点获取的形变速率之差为 2 mm/a, 降轨影像获取的形变速率和 GNSS 监测点获取的形变速率之差为 4 mm/a。内符合精度方面, 本文通过标准差和中位数来评估形变速率的整体精度。升轨和降轨获取的形变速率的标准差均为 5 mm/a、形变速率的中位数分别为 -0.1 mm/a 和 0.2 mm/a。外部数据和内符合精度证明获取的 InSAR 监测结果是可靠的。

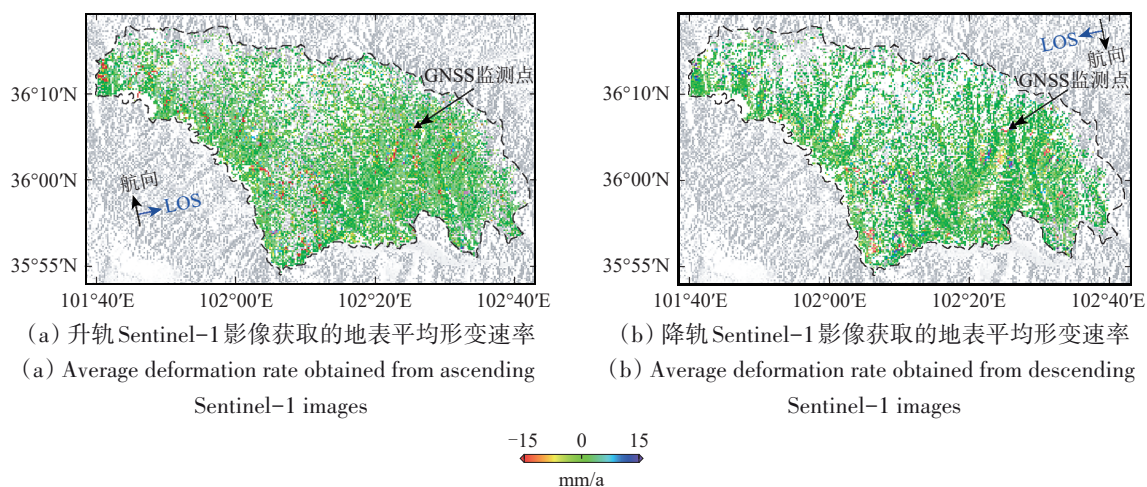


图3 升轨和降轨影像获取的地表平均形变速率

Fig. 3 Average deformation rate obtained from the ascending and descending SAR images

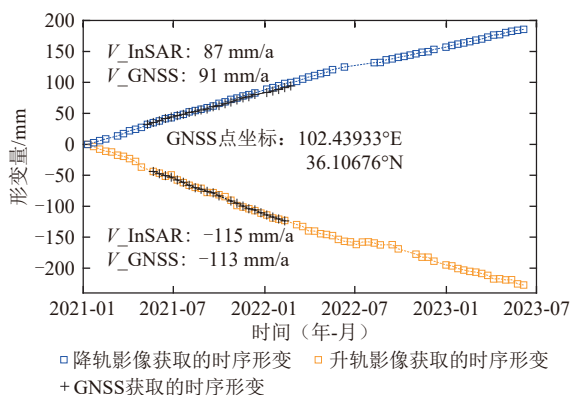


图4 InSAR和GNSS监测结果对比

Fig. 4 Comparison between deformation times series obtained from InSAR and GNSS

本文利用InSAR形变速率、C指数和光学影像(GoogleEarth)进行滑坡识别,目视解译发现化隆回族自治县境内的形变以滑坡为主,少部分形变区为地面沉降。共识别出334个滑坡隐患(图5),其中,69个滑坡隐患仅能被升轨影像识别到,101个滑坡隐患仅能被降轨影像识别到,164个滑坡隐患可以被升轨和降轨影像同时识别到。识别出的滑坡隐患的最大面积约2.61 km²,最小面积约0.01 km²,总面积约95.56 km²,约占化隆回族自治县总面积的0.03%。184个滑坡隐患具有明显的威胁对象(房屋、道路、河流、种植区等),其中,54个滑坡隐患威胁到建筑物(有16个滑坡隐患威胁到大量房屋)、11个滑坡隐患威胁到黄河/水库、两个滑坡隐患威胁到国道、12个滑坡隐患威胁到省道。

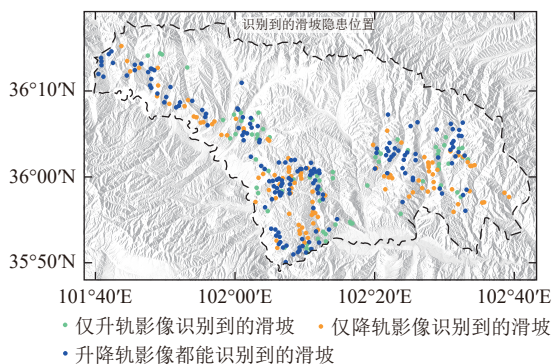


图5 识别到的滑坡隐患的位置

Fig. 5 Location of the detected potential landslides

图6和图7所示分别为威胁到大量房屋的滑坡隐患的GoogleEarth影像和InSAR获取的平均形变速率。可以发现这些滑坡面积较大,且威胁对象

较多,大部分滑坡隐患的光学影像能看到明显的变形迹象。大部分滑坡隐患除威胁到大量房屋外,通常还威胁到道路和种植区。尤其一些村庄直接修建在滑坡隐患的威胁范围内。例如,H268滑坡(初麻乡安具乎村滑坡)为识别到的面积最大的滑坡,该滑坡威胁到初麻乡多个村庄的安全;H270滑坡(初麻乡沙尔洞村大庄社滑坡)威胁到整个沙尔洞村几十栋房屋和种植区的安全。图8和图9所示分别为识别出的威胁到黄河/水库的滑坡隐患的GoogleEarth影像和InSAR获取的平均形变速率。从这些滑坡隐患的光学影像和形变速率图上都能发现十分明显的变形迹象。11个滑坡隐患中,两个隐患(H21和H22)位于李家峡水库岸边。李家峡水库与黄河相连,因此,H21和H22滑坡如果失稳,将会对该水库和黄河造成较大影响。其余9个滑坡隐患中,有8个滑坡隐患与黄河相连,其活动性会受到黄河水位变化的影响,同时,这些滑坡隐患的失稳破坏也会对黄河造成较大影响。在这些滑坡隐患中,H97滑坡隐患除了威胁黄河外,还对其下方的国道和建筑物构成威胁,对这些隐患点还需要进行持续监测。

为了统计分析识别到的滑坡隐患的基本特征,本文绘制了这些滑坡隐患的坡度、坡向、面积和高程分布直方图(图10)。坡度分布直方图显示这些滑坡的坡度主要集中在10°—30°,63%的滑坡坡度在15°—25°,仅有一个滑坡坡度在10°以下,没有滑坡坡度在40°以上。坡向分布直方图显示识别到的滑坡坡向主要集中在两个区间,其中一个区间是60°—160°,另一个区间是200°—300°。尤其本文未识别到坡向在40°以下和在320°以上的滑坡,在160°—200°区间内识别到的滑坡数量也相对较少。这是因为SAR影像极轨侧视成像的方式使其对南北向的变形不敏感。尽管InSAR对垂直方向变形敏感,且滑坡变形中包含垂直运动成分,但是滑坡变形以水平运动为主。因此,InSAR对近南北走向的滑坡并不敏感,而本文的识别结果也正好反映出这一特征。面积分布直方图显示86%的滑坡面积都小于0.5 km²,其中66%的滑坡面积小于0.25 km²,有14个滑坡的面积大于1 km²。高程分布直方图显示这些滑坡主要分布在2400—2900 m,和研究区域的主要高程分布一致。

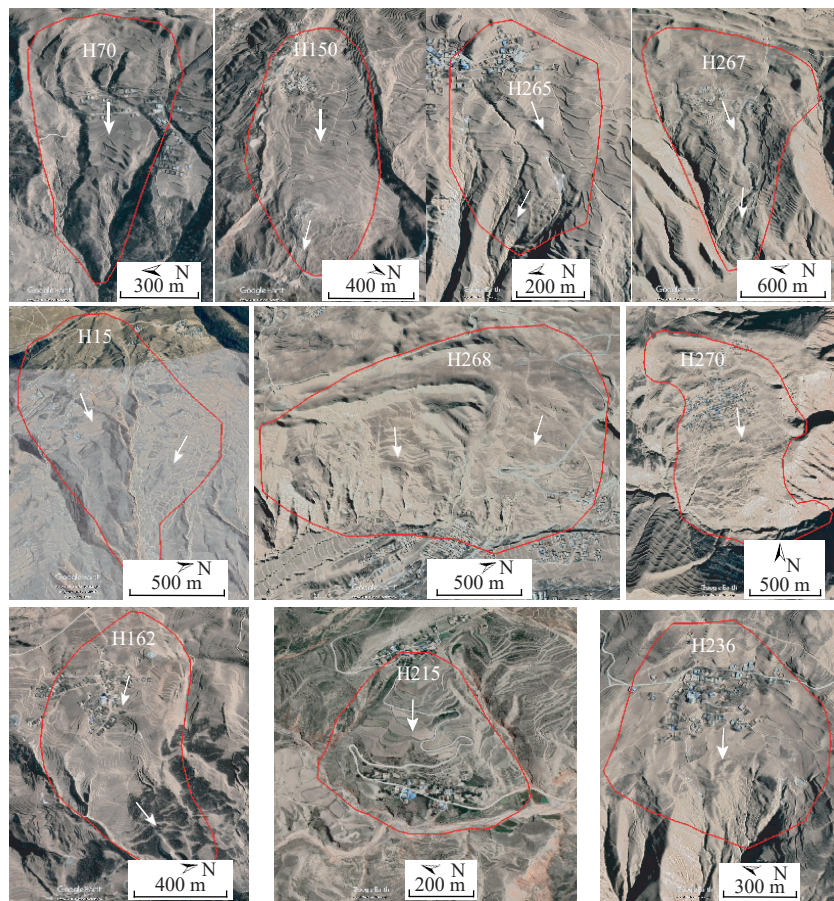


图6 威胁到大量房屋的滑坡隐患的GoogleEarth影像(白色箭头表示滑坡隐患的主滑方向,红色多边形表示滑坡隐患边界)
Fig. 6 GoogleEarth™ images of the potential landslides threatening a large number of houses (White arrows indicate the main sliding directions of these potential landslides. Red polygons denote the boundaries of the potential landslides)

需要指出的是,文中识别到的滑坡理论上会低于当地的实际滑坡数量,可能的原因如下:(1)部分滑坡在InSAR监测时间段内处于休眠状态,而InSAR只能监测到正在变形的滑坡;(2)部分滑坡的形变量级超过了InSAR可监测变形梯度,导致InSAR不能对这些滑坡进行有效监测;(3)InSAR对部分滑坡的敏感性过低,使得InSAR难以有效识别出其变形,例如上一段所述的近南北走向的滑坡;(4)部分滑坡相干性较差,导致InSAR未能获取其形变;(5)部分滑坡面积太小,难以用本文的InSAR结果进行识别。因此,在条件允许的情况下,需要结合多波段、多分辨率SAR数据和高分辨率光学影像进行遥感滑坡识别,同时未来的非极轨SAR卫星和机载SAR影像能在一定程度上解决星载InSAR对南北走向滑坡变形

不敏感的问题。

4.2 滑坡三维形变监测

本文以面积最大、威胁对象最多的H268滑坡(初麻乡安具乎村滑坡)为例进行三维形变监测,并分析其变形特征。初麻乡安具乎村滑坡位于化隆回族自治县初麻乡安具乎村(图6),其面积约 2.61 km^2 ,滑坡最长约 1.57 km ,最宽约 2.21 km ,高程范围在 $2867\text{—}3105 \text{ m}$,最大高差约 238 m ,平均坡度为 13° ,平均坡向为 138° 。该滑坡的坡度和坡向条件使得升轨和降轨InSAR都能对其进行较好的监测。图11所示为InSAR获取的该滑坡地表平均形变速率。可以发现,该滑坡在升轨和降轨形变结果中都具有量级较大的地表形变,升轨影像获取的最大地表平均形变速率约为 -30 cm/a ,降轨影像获取的最大地表平均形变速率约为 22 cm/a 。

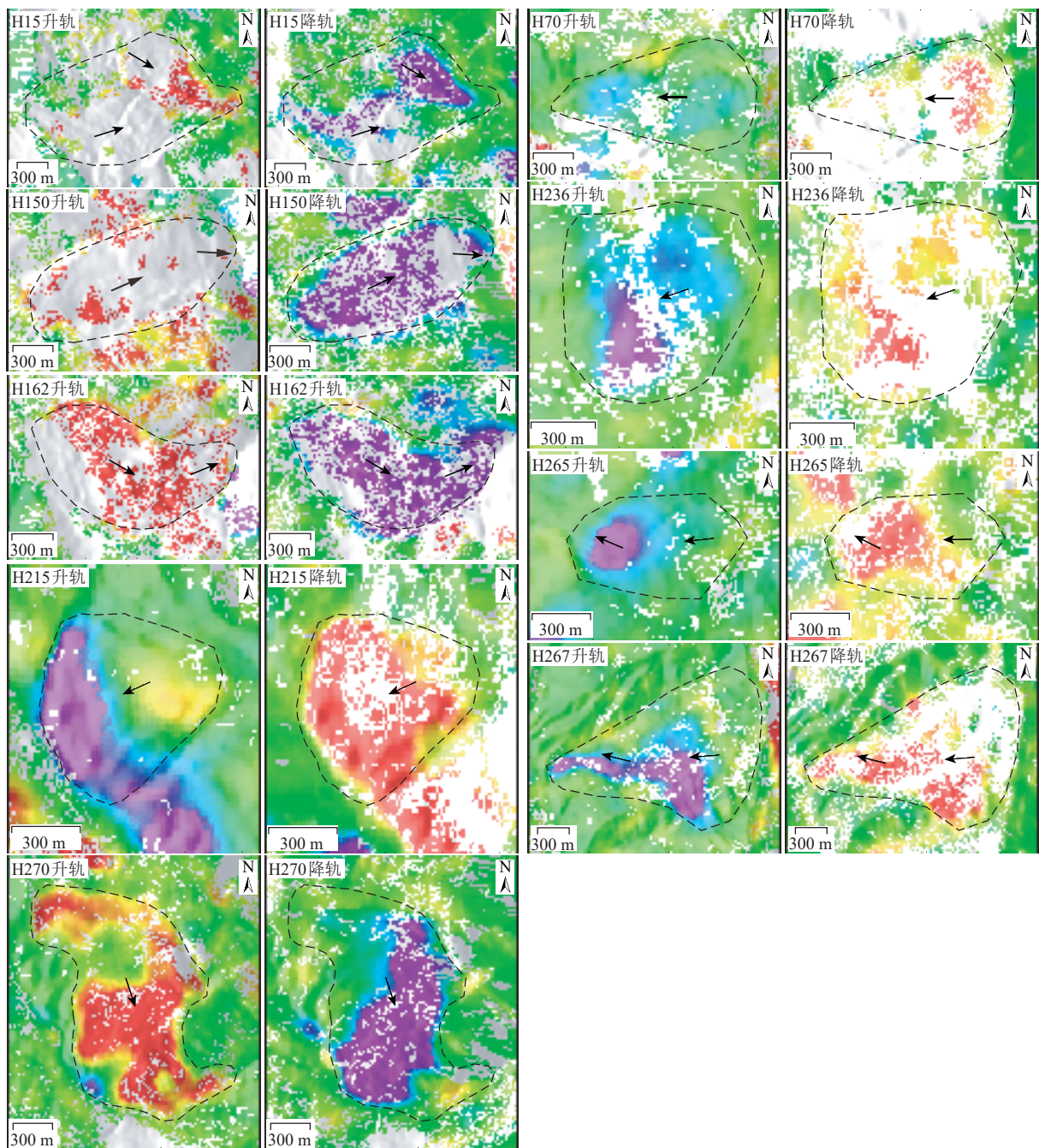
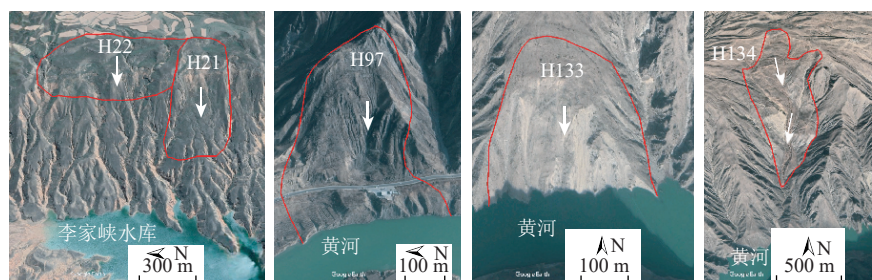


图7 图6中各滑坡隐患的升轨和降轨InSAR平均形变速率(黑色箭头表示滑坡隐患的主滑方向,黑色多边形表示滑坡隐患边界)

Fig. 7 Average deformation rates of the potential landslides displayed in Fig. 6, obtained from ascending and descending InSAR observations (Black arrows indicate the main sliding directions of these potential landslides. Black polygons denote the boundaries of the potential landslides)



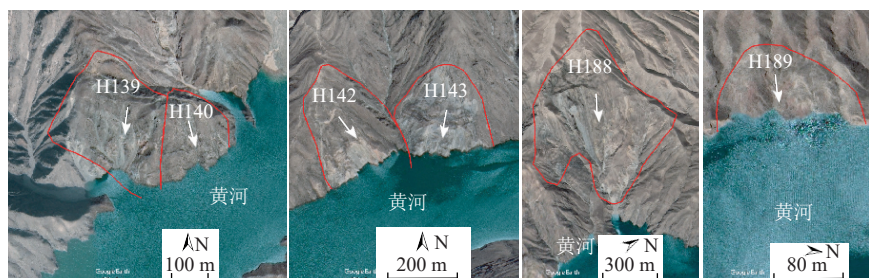


图8 威胁黄河/水库的滑坡隐患的GoogleEarth影像(白色箭头表示滑坡的主滑方向,红色多边形表示滑坡隐患边界)
 Fig. 8 GoogleEarth™ images of the potential landslides threatening the Yellow River/Reservoir (White arrows indicate the main sliding directions of these potential landslides. Red polygons denote the boundaries of the potential landslides)

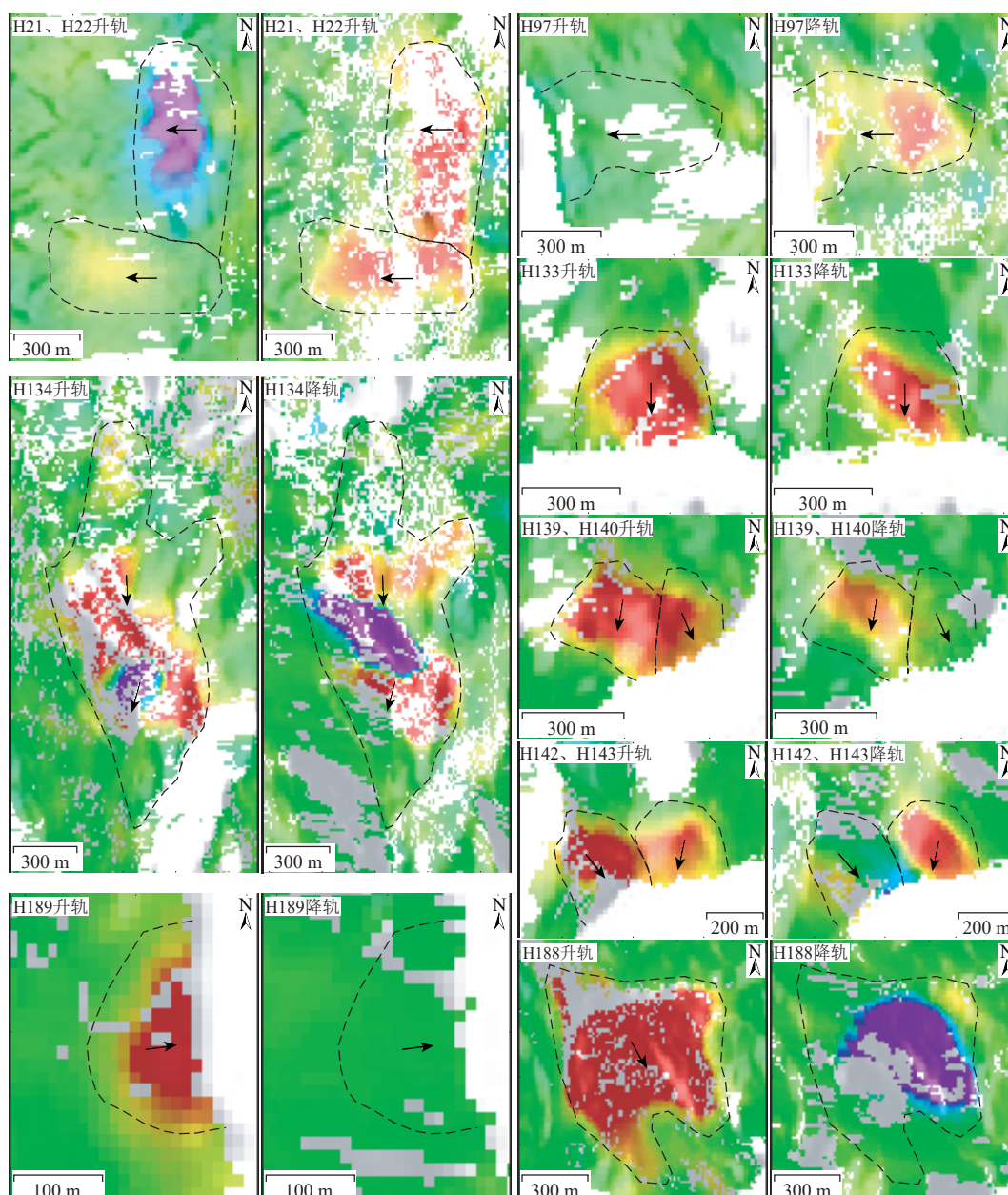


图9 图8中各滑坡隐患的升降轨InSAR平均变形速率(黑色箭头表示各滑坡隐患的主滑方向,黑色多边形表示滑坡隐患边界)
 Fig. 9 Average deformation rates of the potential landslides displayed in Fig. 8, obtained from ascending and descending InSAR observations (Black arrows indicate the main sliding directions of these potential landslides. Black polygons denote the boundaries of the potential landslides)

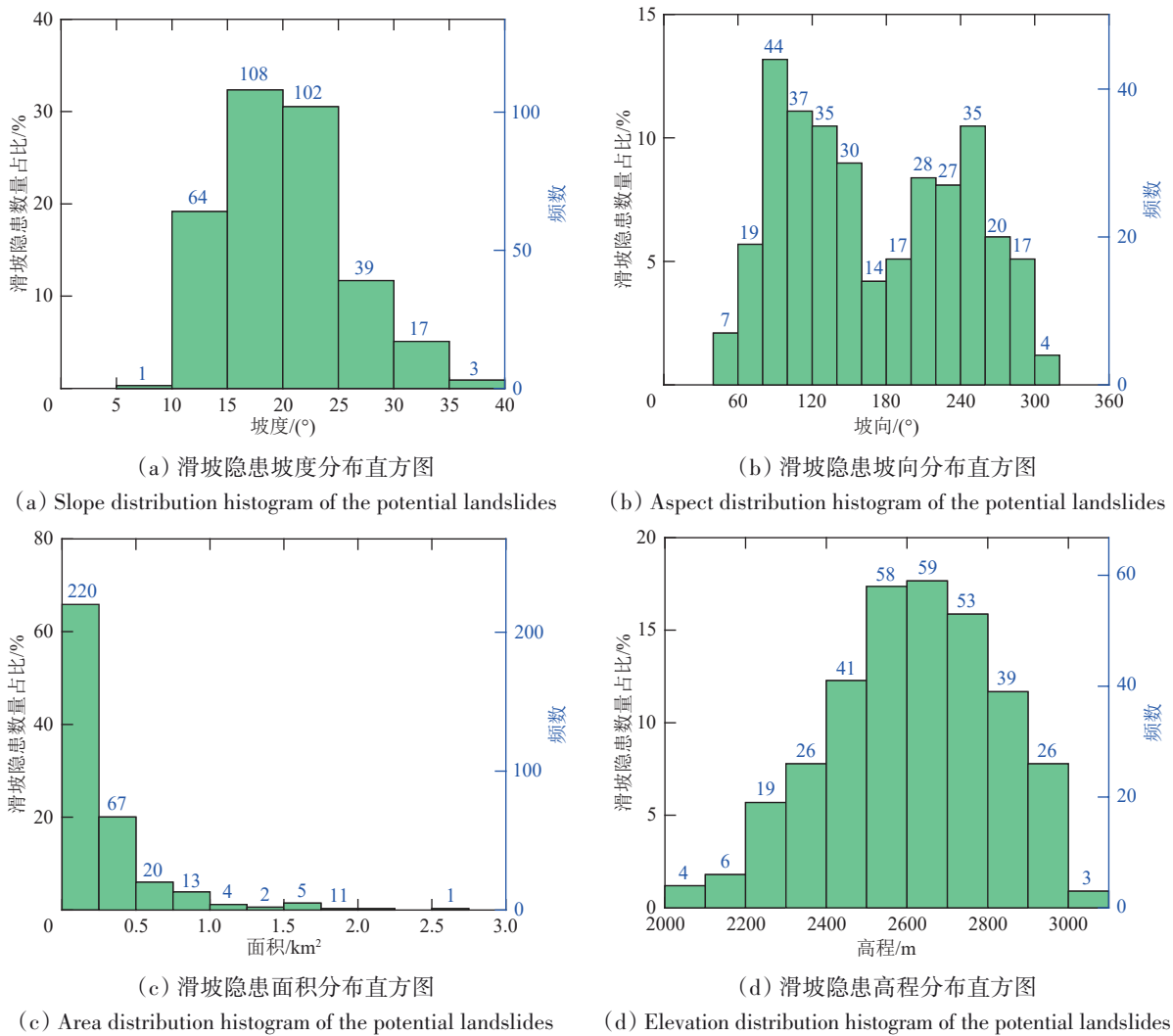


图 10 滑坡隐患基本信息统计直方图

Fig. 10 Histograms of the basic information of the detected potential landslides

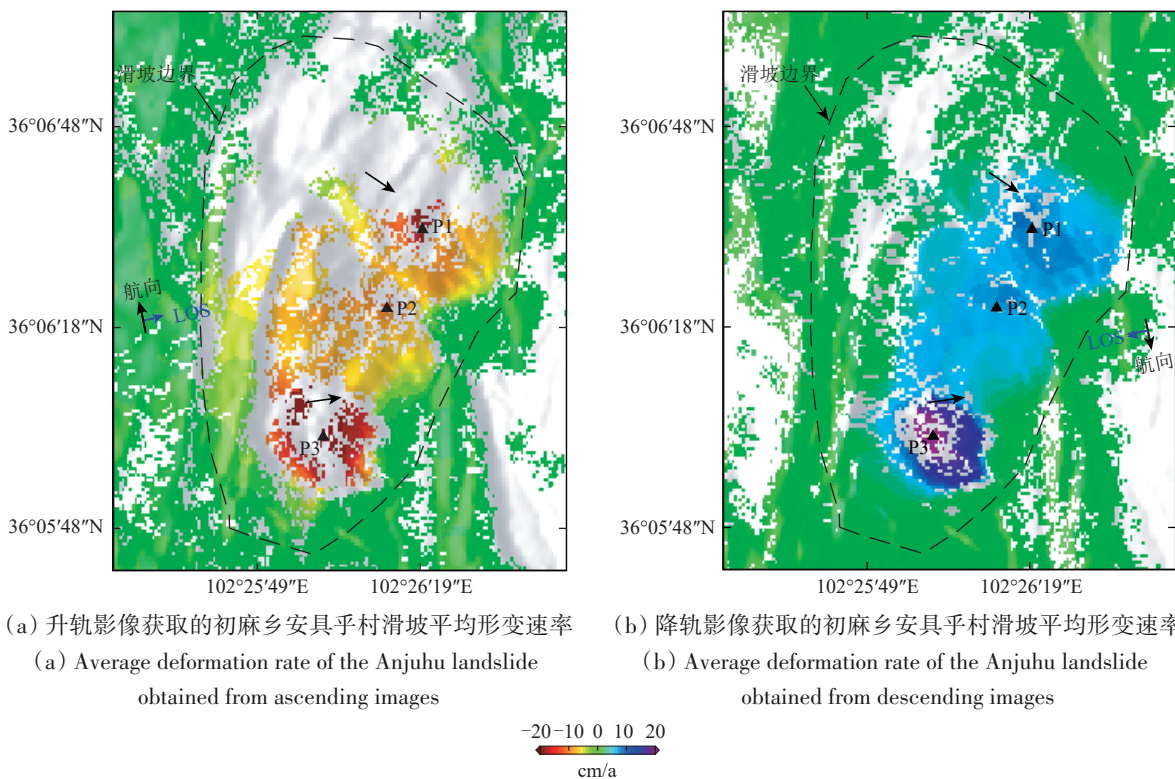
在利用 APFM 计算滑坡三维形变场时, 不同坡向的滑坡得到的结果精度往往不同。这是因为 InSAR 对南北向变形不敏感, 导致式 (7) 在一些坡向条件下病态。在获取安县乎村滑坡的三维形变场之前, 本文利用升轨和降轨影像的平均入射角和飞行方向角计算了式 (7) 的条件数 (图 12)。方程的条件数越大, 其解算结果受到观测值误差的影响越大。当滑坡走向为近东西向时, 方程条件数较少, 当滑坡为近南北走向时, 方程的条件数陡增。为了保证计算的三维形变场的可靠性, 本文仅计算条件数小于 3 的像素的三维形变场。最终计算得到的三维形变场如图 13 所示。三维形变结果显示初麻乡安县乎村滑坡以东西向变形为主, 垂直向形变量级远小于水平形变量级。其中东西向、南北向和垂直向最大形变速率分别约 40 cm/a、

30 cm/a 和 12 cm/a。

根据滑坡的变形特征, 可以将滑坡分为图 13 (d) 所示的 6 个区域。这 6 个区域中, 区域 I、II 和 III 为主要形变区。区域 IV、V 和 VI 的形变量级较小, 威胁对象相对较少。区域 I 的威胁对象最多, 主要威胁安县乎村、主庄村的上主庄、省道 307 及部分普通道路和种植区。图 14 (a) 所示为该区域中 P1 点处的形变序列。升轨影像对该点形变的敏感性高于降轨影像, 东西向形变远大于南北向和垂直向形变。在 2021 年 1 月至 2023 年 6 月的两年半时间内, P1 点的东西向累积形变量达 60 cm, 南北向和垂直向累积形变分别约 22 cm 和 20 cm。区域 II 主要威胁主庄村的下主庄及少量种植区。与区域 I 和 III 相比, 这一区域的形变速率较小。P2 为区域 II 形变量级最大的点, 该点以东西向形变为

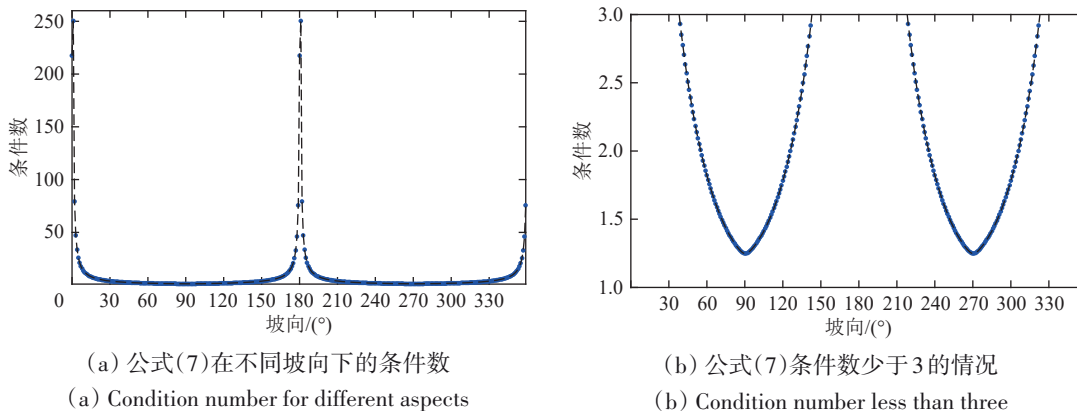
主, 南北向和垂直向形变相当。2023年4月份后, 该点形变量级逐渐减小, 处于稳定状态。区域Ⅲ形变量级最大, 从光学影像上也能发现明显的地表破裂迹象。P3点为区域Ⅲ内形变量级较大的点, 其水平形变远大于垂直形变, 尤其南北向累积形

变量近 1.2 m。该区域的威胁对象相对较少, 主要威胁其下方的种植区域。后续还需要对这一滑坡, 尤其是区域Ⅰ和区域Ⅱ进行持续性监测, 防止其造成进一步破坏。



(a) 升轨影像获取的初麻乡安具乎村滑坡平均形变速率 (a) Average deformation rate of the Anjuhu landslide obtained from ascending images
 (b) 降轨影像获取的初麻乡安具乎村滑坡平均形变速率 (b) Average deformation rate of the Anjuhu landslide obtained from descending images

图 11 初麻乡安具乎村滑坡 InSAR 平均形变速率(黑色箭头表示主滑方向, 黑色多边形表示滑坡边界)
 Fig. 11 Average deformation rate of the Anjuhu landslide obtained from InSAR (The black arrows indicate the main sliding directions. Black polygon denotes the boundary of the landslide)



(a) 公式(7)在不同坡向下的条件数 (a) Condition number for different aspects
 (b) 公式(7)条件数少于3的情况 (b) Condition number less than three

图 12 公式(7)的条件数
 Fig. 12 Condition number of equation (7)

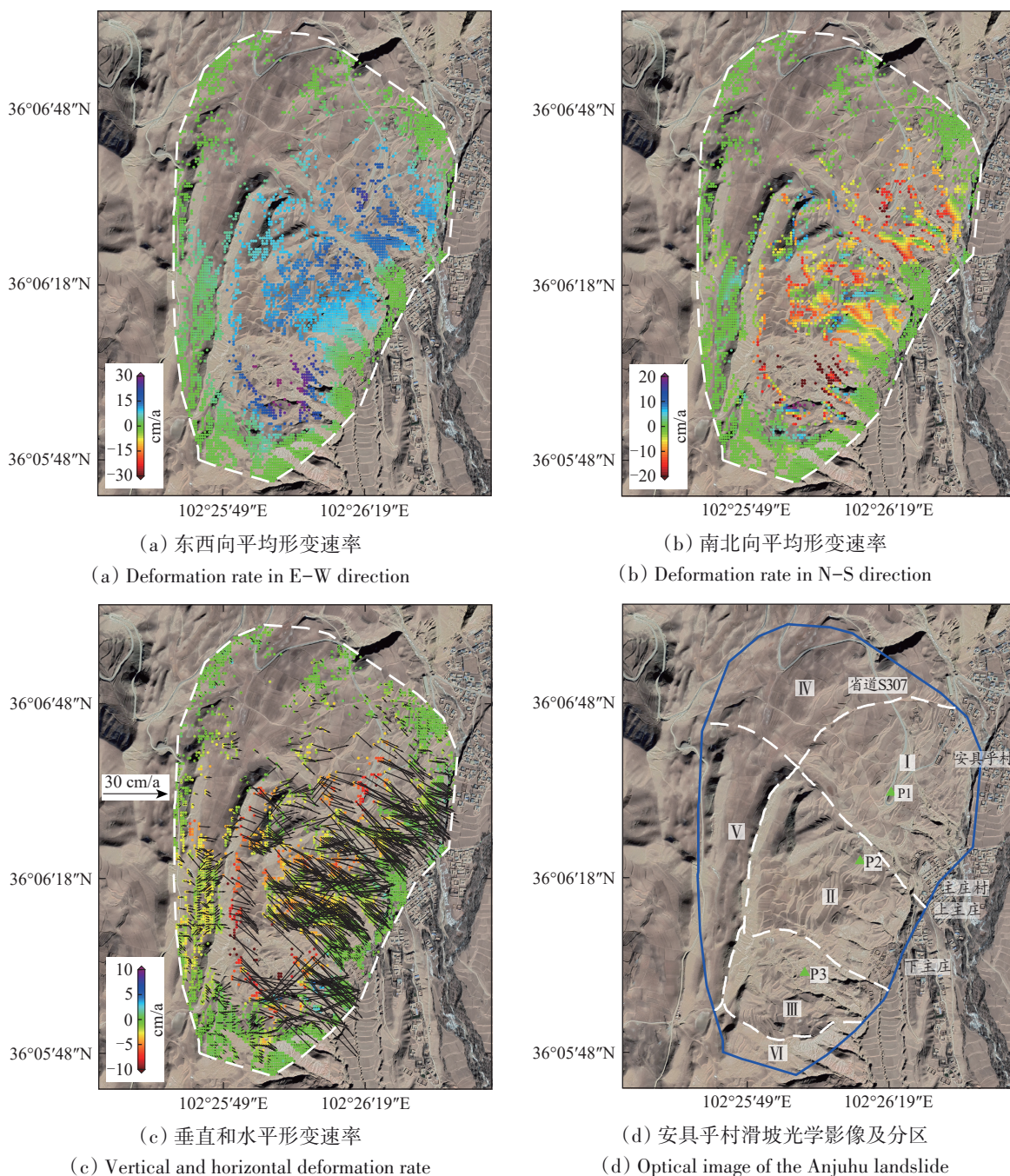
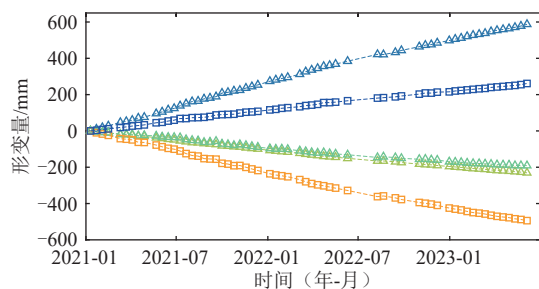
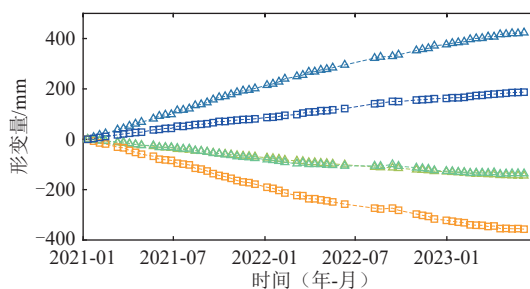


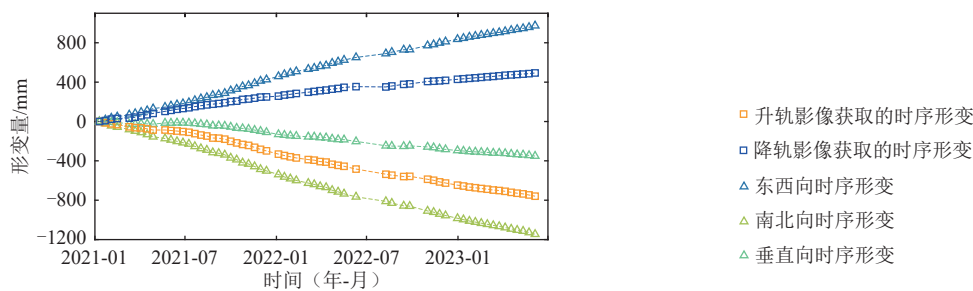
图 13 初麻乡安具乎村滑坡三维形变场(黑色箭头表示水平形变速率的大小和方向,白色/蓝色多边形表示滑坡边界)
Fig. 13 Three-dimensional displacement field of the Anjuhu landslide (Black arrows indicate the magnitude and direction of the horizontal deformation rate. White/blue polygon denotes the boundary of the landslide)



(a) P1 点的时序形变
(a) Deformation time series of point P1



(b) P2 点的时序形变
(b) Deformation time series of point P2



(c) P3点的时序形变

(c) Deformation time series of point P3

图 14 P1—P3 点的时序形变

Fig. 14 Deformation times series of points P1—P3

5 结论

本文利用升轨和降轨 Sentinel-1 影像对青海省海东市化隆回族自治县进行了县域尺度的滑坡识别, 并对重点滑坡进行了三维形变监测。结合 InSAR 地表平均形变速率、C 指数和 GoogleEarth 影像共识别出 334 个滑坡, 其中 184 个滑坡具有明显的威胁对象。识别出的滑坡坡度主要分布在 10° — 30° 。面积最大的滑坡约 2.62 km^2 。受 InSAR 形变监测敏感性的影响, 识别到的近南北走向的滑坡明显少于其余走向的滑坡。三维形变监测结果显示初麻乡安具乎村滑坡 (识别到的面积最大的滑坡) 水平形变远大于垂直形变, 最大累积形变量超过 1 m 。该滑坡威胁到两个村庄、一条省道和部分种植区的安全, 需要进行持续性监测。

研究结果也表明目前的极轨 SAR 卫星在近南北走向滑坡识别中存在不敏感、三维形变解算误差较大等问题, 在滑坡识别和监测中需要仔细考虑这些问题带来的影响。同时也体现出发展非极轨 SAR 卫星和机载 SAR 的重要性。本文提出的 InSAR 滑坡识别和监测流程同样也适用于类似情况的滑坡识别和监测。

志 谢 文中所用 Sentinel-1 数据由欧洲航天局免费提供, 所有图形为 GMT 绘制, 在此表示衷心的感谢! 同时感谢三位审稿人和编辑部对论文修改所提的宝贵意见。

参考文献 (References)

Bekaert D P S, Handwerger A L, Agram P and Kirschbaum D B. 2020. InSAR-based detection method for mapping and monitoring slow-moving landslides in remote regions with steep and mountainous

terrain: an application to Nepal. *Remote Sensing of Environment*, 249: 111983 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111983]

Bekaert D P S, Hooper A and Wright T J. 2015. A spatially variable power law tropospheric correction technique for InSAR data. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 120(2): 1345-1356 [DOI: 10.1002/2014JB011558]

Berardino P, Fornaro G, Lanari R and Sansosti E. 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 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.803792]

Chen L Q, Zhao C Y, Chen H Y, Kang Y, Li B and Liu X J. 2023. The detection and control factor analysis of active landslides in Guizhou province, China, using Sentinel-1 SAR imagery. *Remote Sensing*, 15(23): 5468 [DOI: 10.3390/RS15235468]

Dong J, Zhang L, Tang M G, Liao M S, Xu Q, Gong J Y and Ao M. 2018. Mapping landslide surface displacements with time series SAR interferometry by combining persistent and distributed scatterers: a case study of Jiayu landslide in Danba, China. *Remote Sensing of Environment*, 205: 180-198 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.11.022]

Froude M J and Petley D N. 2018. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(8): 2161-2181 [DOI: 10.5194/nhess-18-2161-2018]

Ge D Q, Dai K R, Guo Z C and Li Z H. 2019. Early identification of serious geological hazards with integrated remote sensing technologies: thoughts and recommendations. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44(7): 949-956 (葛大庆, 戴可人, 郭兆成, 李振洪. 2019. 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. *武汉大学学报(信息科学版)*, 44(7): 949-956) [DOI: 10.13203/j.whugis20190094]

Hu X, Lu Z, Pierson T C, Kramer R and George D L. 2018. Combining InSAR and GPS to determine transient movement and thickness of a seasonally active low-gradient translational landslide. *Geophysical Research Letters*, 45(3): 1453-1462 [DOI: 10.1002/2017GL076623]

Huang R Q. 2007. Large-scale landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th century. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 26(3): 433-454 (黄润秋. 2007. 20 世纪以来

- 中国的大型滑坡及其发生机制. 岩石力学与工程学报, 26(3): 433-454 [DOI: 10.3321/j.issn:1000-6915.2007.03.001]
- Huang Y D, Xu C, Li L, He X L, Cheng J, Xu X W, Li J L and Zhang X J. 2023. Inventory and spatial distribution of ancient landslides in Hualong County, China. *Land*, 12(1): 136 [DOI: 10.3390/land12010136]
- Kang Y, Lu Z, Zhao C Y, Xu Y K, Kim J W and Gallegos A J. 2021. InSAR monitoring of creeping landslides in mountainous regions: a case study in Eldorado National Forest, California. *Remote Sensing of Environment*, 258: 112400 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112400]
- Li X, Handwerker A L, Peltzer G and Fielding E. 2024. Exploring the behaviors of initiated progressive failure and slow-moving landslides in Los Angeles using satellite InSAR and pixel offset tracking. *Geophysical Research Letters*, 51(13): e2024GL108267 [DOI: 10.1029/2024GL108267]
- Li X E, Zhou L, Su F Z and Wu W Z. 2021. Application of InSAR technology in landslide hazard: progress and prospects. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(2): 614-629 (李晓恩, 周亮, 苏奋振, 吴文周. 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 [DOI: 10.11834/jrs.20209297])
- Li Y X, Zhang Y, Su X J, Zhao F M, Liang Y W, Meng X M and Jia J. 2021. Early identification and characteristics of potential landslides in the Bailong River Basin using InSAR technique. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(2): 677-690 (李媛茜, 张毅, 苏晓军, 赵富萌, 梁懿文, 孟兴民, 贾俊. 2021. 白龙江流域潜在滑坡 InSAR 识别与发育特征研究. *遥感学报*, 25(2): 677-690 [DOI: 10.11834/jrs.20210094])
- Liang H Y, Zhang L, Ding X L, Lu Z and Li X. 2019. Toward mitigating stratified tropospheric delays in multitemporal InSAR: a quadtree aided joint model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(1): 291-303 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2853706]
- Liao M S, Dong J, Li M H, Ao M, Zhang L and Shi X G. 2021. Radar remote sensing for potential landslides detection and deformation monitoring. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 332-341 (廖明生, 董杰, 李梦华, 敖萌, 张路, 史绪国. 2021. 雷达遥感滑坡隐患识别与形变监测. *遥感学报*, 25(1): 332-341) [DOI: 10.11834/jrs.20210162]
- Lu H Y, Li W L, Xu Q, Yu W L, Zhou S S, Li Z G, Zhan W W, Li W M, Xu S M, Zhang P, Dong X J, Liang J T and Ge D Q. 2024. Active landslide detection using integrated remote sensing technologies for a wide region and multiple stages: a case study in southwestern China. *Science of the Total Environment*, 931: 172709 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.172709]
- Ma S Y, Qiu H J, Zhu Y R, Yang D D, Tang B Z, Wang D Z, Wang L Y and Cao M M. 2023. Topographic changes, surface deformation and movement process before, during and after a rotational landslide. *Remote Sensing*, 15(3): 662 [DOI: 10.3390/RS15030662]
- Sharifi S, Macciotta R, Hendry M, Rotheram-Clarke D and Huntley D. 2024. Evaluating topography-based methods in 3D decomposition of InSAR 1D velocities obtained for translational landslides: Thompson River valley in Canada. *Landslides*, 21(2): 411-427 [DOI: 10.1007/s10346-023-02153-0]
- Wang X M, Chen W X, Ren H F and Guo H X. 2024. Automatic recognition of active landslides by surface deformation and deep learning. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 48(5/6): 671-697 [DOI: 10.1177/03091333241276523]
- Wang Y A, Dong J, Zhang L, Zhang L, Deng S H, Zhang G K, Liao M S and Gong J Y. 2022. Refined InSAR tropospheric delay correction for wide-area landslide identification and monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 275: 113013 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113013]
- Wei Y D, Qiu H J, Liu Z J, Huangfu W C, Zhu Y R, Liu Y, Yang D D, Kamp U. 2024. Refined and dynamic susceptibility assessment of landslides using InSAR and machine learning models. *Geoscience Frontiers*, 15(6): 101890 [DOI: 10.1016/J.GSF.2024.101890]
- Xiong Z Q, Feng G C, He L J, Wang H Y and Wei J C. 2024. Reactivation/acceleration of landslides caused by the 2018 Baige landslide-dammed lake and its breach floods revealed by InSAR and optical images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 1656-1672 [DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3339234]
- Xiong Z Q, Zhang M Z, Ma J, Xing G L, Feng G C and An Q. 2023. InSAR-based landslide detection method with the assistance of C-index. *Landslides*, 20(12): 2709-2723 [DOI: 10.1007/s10346-023-02120-9]
- Xu Q, Lu H Y, Li W L, Dong X J and Guo C. 2022. Types of potential landslide and corresponding identification technologies. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 47(3): 377-387 (许强, 陆会燕, 李为乐, 董秀军, 郭晨. 2022. 滑坡隐患类型与对应识别方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 47(3): 377-387) [DOI: 10.13203/j.whugis20210618]
- Yin Y P, Hu S Y, Shi S W and Zhao S J. 2018. *Guideline of Landslide Prevention*. Beijing: Geology Press (殷跃平, 胡时友, 石胜伟, 赵松江. 2018. 滑坡防治技术指南. 北京: 地质出版社)
- Zheng W J, Hu J, Lu Z, Hu X, Sun Q, Liu J H, Zhu J J and Li Z W. 2023. Enhanced kinematic inversion of 3-D displacements, geometry, and hydraulic properties of a north-south slow-moving landslide in Three Gorges reservoir. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 128(6): e2022JB026232 [DOI: 10.1029/2022JB026232]

Landslide detection and three-dimensional deformation monitoring in Hualong County, Qinghai Province, based on the multitemporal InSAR technique

XIONG Zhiqiang¹, LI Long^{2,3}, XIONG Meng⁴, MA Shengqing^{2,5}, LI Wenjun^{2,5}, FENG Guangcai¹

1. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Qinghai Remote Sensing Center for Natural Resources, Xining 810001, China;

3. School of Geographic Science, Qinghai Normal University, Xining 810008, China;

4. Chinese People's Liberation Army 61206 Unit, Beijing 100094, China;

5. Geomatics Technology and Application Key Laboratory of Qinghai Province, Xining 810001, China

Abstract: Landslide detection and deformation monitoring are critical for geological hazard prevention and risk mitigation. This study proposes an integrated framework for landslide detection and three-dimensional (3D) deformation monitoring using Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR). The proposed framework comprises three key components: (1) time-series InSAR data processing, (2) landslide detection based on InSAR results, optical images, and *C*-index, and (3) 3D deformation monitoring. The proposed framework is applied to Hualong County in Qinghai Province, a landslide-prone area. Initially, we employed multitemporal InSAR to analyze the ascending and descending Sentinel-1 satellite images acquired between January 2021 and June 2023 over Hualong County, Qinghai Province. Then, deformation rate maps were generated and cross-validated with field measurements from the Global Navigation Satellite System station. Landslide identification was performed by integrating InSAR-derived deformation signals, high-resolution Google Earth imagery, and the *C*-index of each potential deformation area. Subsequently, we applied the Aspect Parallel Flow Model (APFM) to calculate the 3D displacement field of representative landslides. The deformation results from InSAR and on-site equipment exhibit strong agreement, and the standard deviation of the obtained average deformation rates is 5 mm/a for the ascending and descending images. This performance shows the high reliability of the obtained InSAR deformation results. We detected 334 landslides by integrating InSAR deformation rate maps and Google Earth imagery. Among these, 233 landslides were discernible using ascending data, 265 using descending data, and 164 using both ascending and descending datasets. The total area of the detected landslides is approximately 95.56 km². The detected landslides have slope gradients ranging from 5° to 40°, with 184 landslides posing direct threats to infrastructure (e.g., buildings, roads) and natural features (e.g., rivers). Fewer landslides were detected in the near north-south direction than in other orientations. This observation suggests that InSAR may exhibit reduced sensitivity to deformations associated with landslides occurring along this axis. In theory, observational errors can notably influence the 3D displacement field obtained from APFM, particularly in the context of landslides occurring in a nearly north-south direction. The 3D deformation time series of the Anjuhu landslide in Chuma Township, which encompasses the largest area, was calculated by utilizing APFM. Analysis reveals that the horizontal deformation significantly outweighs the vertical deformation, with the maximum cumulative horizontal displacement surpassing 1 m. The landslide presents a threat to two villages, a provincial road, and agricultural areas. Thus, monitoring this landslide is necessary. This study demonstrates the effectiveness of InSAR for regional-scale landslide detection and 3D deformation monitoring while highlighting its limitations, particularly in areas with unfavorable slope orientations. The results illustrate the benefits and limitations of InSAR in landslide monitoring, thereby offering practical examples that can guide county-level efforts in landslide identification and 3D deformation monitoring while providing technical support.

Key words: InSAR, SBAS, landslide detection, *C*-index, landslide monitoring, three-dimensional deformation, Hualong County, ascending and descending

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42174039); Natural Science Foundation of Hunan Province (No. 2021JJ30807); Fundamental Research Funds for the Central Universities of Central South University (No. 2022ZZTS0082)