



引文格式:丁明涛,陈浩杰,李振洪,等.利用光学遥感影像光流场模型进行地表形变分析[J].武汉大学学报(信息科学版),  
2024,49(8):1314-1329.DOI:10.13203/j.whugis20240071

Citation: DING Mingtao, CHEN Haojie, LI Zhenhong, et al. Analysis of Surface Deformations on the Basis of Optical Flow Field Models from Optical Remote Sensing Images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(8): 1314-1329. DOI: 10.13203/j.whugis20240071

# 利用光学遥感影像光流场模型进行 地表形变分析

丁明涛<sup>1,2,3,4,5</sup> 陈浩杰<sup>1,2,3</sup> 李振洪<sup>1,2,3,4</sup> 刘振江<sup>1,2,3</sup>

1 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安, 710054

2 黄土科学全国重点实验室, 陕西 西安, 710054

3 长安大学地学与卫星大数据研究中心, 陕西 西安, 710054

4 自然资源部生态地质与灾害防控重点实验室, 陕西 西安, 710054

5 智慧地球重点实验室, 北京, 100029

**摘要:**光学遥感影像像素偏移量追踪是反演同震形变场和监测滑坡的一种重要手段。基于相关性匹配的传统像素偏移量追踪方法,通过搜索相关性最强的匹配窗口估计中心像素的位移,计算效率低且在大梯度形变区域失相关现象严重,存在形变边界提取不精确的问题。为高效获取精确的地表形变,将计算机视觉领域的光流场模型引入像素偏移量追踪问题,提出适用于光学遥感影像反演地表形变的光流场方法,给出像素偏移量时序反演的加权改进算法。通过塔吉克斯坦同震形变场模拟实验,评估光流场方法估计地表形变场的可行性及其在最小可探测形变方面的性能;通过加州地震同震形变场反演和白格滑坡偏移量估计实验,讨论光流场方法的计算效率优势和形变区域提取的精确性;通过白格滑坡时序形变分析,进一步论述利用光流场方法估计大梯度形变的有效性和时序反演加权改进算法的鲁棒性。结果显示,相比于传统窗口相关性匹配方法,光流场方法的偏移量追踪精度为0.032像素,计算效率提升了20倍左右,形变区范围提取精度提升了25.9%;改进的加权时序反演算法将光学遥感影像东西向和南北向位移估计的不确定性分别降低了16.2%和12.4%。

**关键词:**光流场方法;滑坡;同震形变;计算效率;加权时序反演算法

中图分类号: P237

文献标识码: A

收稿日期: 2024-03-01

DOI: 10.13203/j.whugis20240071

文章编号: 1671-8860(2024)08-1314-16

## Analysis of Surface Deformations on the Basis of Optical Flow Field Models from Optical Remote Sensing Images

DING Mingtao<sup>1,2,3,4,5</sup> CHEN Haojie<sup>1,2,3</sup> LI Zhenhong<sup>1,2,3,4</sup> LIU Zhenjiang<sup>1,2,3</sup>

1 College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

2 Key Laboratory of Loess, Xi'an 710054, China

3 Big Data Center for Geosciences and Satellites, Xi'an 710054, China

4 Key Laboratory of Ecological Geology and Disaster Prevention, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710054, China

5 Laboratory of Smart Earth, Beijing 100029, China

**Abstract:** Objectives: Pixel offset tracking (POT) for optical remote sensing imagery is widely used to invert coseismic deformation fields and monitor landslides. Traditional pixel offset tracking method estimates the displacement of the central pixel by searching for the matching window with the highest correlation, which is computationally inefficient and suffers from inaccurate deformation boundary extraction due to the

**基金项目:**国家重点研发计划(2021YFC300400);国家自然科学基金(42374027);陕西省科技创新团队(2021TD-51);陕西省地学大数据与地质灾害防治创新团队(2022);智慧地球重点实验室基金(KF2023YB04-01);高分专项川藏区域综合治理应用与规模化产业化示范项目(87-Y50G28-9001-22/23);中央高校基本科研业务费专项资金(300102262203,300102262902)。

**第一作者:**丁明涛,博士,副教授,主要从事机器学习、遥感影像处理研究。mingatoding@chd.edu.cn

**通讯作者:**李振洪,博士,教授。zhenhong.li@chd.edu.cn

decoherence effects in the region with dynamical deformation. We introduce the optical flow field model commonly used in computer vision to the pixel offset tracking problem to obtain accurate surface deformation efficiently. **Methods:** The optical flow field method applicable to optical remote sensing images and the improved inversion algorithm for the time series analysis are proposed to inverse the surface deformation. Experiments on the simulated coseismic deformation fields in Tajikistan are detailed to assess the feasibility and the minimum detectable deformation of the optical flow field method. The advantages of the proposed method over computational cost and deformation boundary extraction accuracy are illustrated by the co-seismic deformation field of the California earthquake and the displacement of the Baige landslide. Furthermore, the performance on estimating large gradient deformation and the robustness of the improved time series inversion algorithm are discussed by analyzing the time series deformation of the Baige landslide. **Results:** The results show that compared with the traditional window correlation matching method, the optical flow field method has an offset tracking accuracy of 0.032 pixel, which improves the computational efficiency by about 20 times, and the accuracy of the deformation zone is improved by 25.9%. The time series weighted inversion algorithm reduces the uncertainties in the estimation of east-west and north-south displacements of optical remote sensing images by 16.2% and 12.4%, respectively. **Conclusions:** The proposed method alleviates the pixel offset tracking problem in the boundary region with large gradient deformation.

**Key words:** optical flow field method; landslides; coseismic deformation; computational efficiency; weighted time series inversion algorithm

山体滑坡和地震作为自然界中最具破坏力的地质灾害之一,每年在全球范围内造成数十亿元的财产损失和数千人的伤亡<sup>[1-2]</sup>。地表形变是理解地震、滑坡活动的重要参数。准确、及时地估计地表形变对获取同震形变场参数和预测滑坡灾害的发生,以及采取缓解措施以减轻其影响至关重要。

随着遥感卫星时空分辨率的迅猛发展,合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)和光学卫星逐渐成为监测地表形变的理想平台。其中,干涉 SAR(interferometric SAR, InSAR)技术通过计算两次采集之间电磁回波的相位差,提供了在卫星视线方向毫米级精度的地面形变测量<sup>[3-5]</sup>。然而,地表植被覆盖和短期大位移往往导致 SAR 图像的失相干<sup>[6-7]</sup>,难以提取稠密的形变信息。相比之下,像素偏移追踪(pixel offset tracking, POT)技术能够通过计算两次获取影像之间的像素位移来测量地表形变,对中等分辨率遥感影像中几十厘米到几米的大量级位移相对敏感<sup>[8-9]</sup>。遥感影像的 POT 方法在过去的几十年里蓬勃发展,应用广泛,如 COSI-Corr<sup>[10]</sup>、MicMac<sup>[11]</sup>、QPEC/Medicis<sup>[12]</sup>等方法在地震断层偏移、冰川流速、滑坡和沙丘迁移等形变监测领域得到了广泛应用<sup>[13-16]</sup>。上述 POT 方法都是在空间域或频率(傅里叶)域中计算强度图像的互相关系数,量测匹配窗口的相似性。在地表大梯度形变区域,

特别是形变边界区域,匹配窗口内包含着多种运动特征的像素:部分像素位移较大、部分像素位移较小或者没有位移。像素的多种运动模式往往导致匹配窗口中地物发生变化,进而使得模板匹配方法失效,造成位移无法估计或估计不精确的现象。

为解决大梯度形变区域的 POT 问题,文献[17]提出了一种自适应窗口匹配方法,通过生成仅包含具有相似运动特征像素的自适应匹配窗口,提高了美国科罗拉多州 Slumgullion 滑坡形变边缘区域的位移估计精度。文献[18]在此基础上结合幅度信息、矩形窗口初始形变量以及匹配的互相关系数,优化了自适应窗口的构建过程,成功提取了中国四川省理县黄泥坝子滑坡失稳后较为完整的表面形变。文献[19]提出了一种基于均匀样本的自适应非相干散斑 POT 方法,有效提取了滑坡边缘区域的大梯度形变。然而,这些方法都是在传统 POT 结果的基础上,通过改变窗口大小确保窗口内像素具有相似的运动特征,迭代计算偏移量。

光流场模型起源于计算机视觉中的运动目标追踪任务<sup>[20]</sup>,它通过“灰度恒定假设”和“位移规则化约束”定义图像位移场的目标函数,以像素为运算单位逐像素估计稠密位移,具有高计算效率和适用于大梯度位移估计的优点。自 20 世纪 80 年代以来,光流场模型逐渐在光学遥感影像

处理中得到应用,如影像配准<sup>[21]</sup>和冰川运动<sup>[22]</sup>等。文献[23]首次将地学扩展的Lucas-Kanade光流迭代法(geoscience extended flow optical Lucas-Kanade iterative, GeFolki)用于研究Sechillienne滑坡的演化,利用无人机影像得到了与POT方法相同数量级且更加稠密的位移结果。文献[24]在研究快速高山滑坡时采用光流场模型——稠密逆搜索,通过无人机影像证明了其具有更大的可观测速度区间和对快速高山滑坡的适用性。文献[5]开发了一套集成MicMac像素偏移量追踪方法与GeFolki光流场方法的地表形变反演工具包MPIC-OPT,展示了光流场方法在滑坡位移、同震形变、冰川表面流速等场景的应用潜力。由于季节、阴影等因素的影响,光学卫星影像剧烈的灰度变化限制了光流场模型在地表形变分析中的性能,光学卫星影像的地面形变估计面临严峻挑战,系统性分析对比偏移量追踪方法与光流场方法的研究较少。

本文采用对灰度变化鲁棒的光流场模型,提出了适用于利用光学遥感影像估计地表形变的光流场方法,通过稳定区域标准差加权的方式改进像素位移时序反演算法,并开展实验评估所提方法的性能。首先,通过塔吉克斯坦同震形变场模拟实验分析了采用光流场方法反演地表形变场的可行性以及理论上可探测的最小形变量;其次,在加州地震区域反演了2019年7月的同震形变场,验证了光流场方法在提取不连续形变方面的有效性和效率优势;最后,在白格滑坡区域进行了长时间位移序列反演,论述了光流场方法在估计大梯度形变方面的优势以及改进的像素位移时序反演算法对系统噪声的鲁棒性。

## 1 数据和方法

### 1.1 光学影像数据

本文选用免费开放的哨兵2号(Sentinel-2)光学影像作为实验数据来源,Sentinel-2是欧洲空间局哥白尼计划下的一个地球观测任务,由具有中等分辨率(近红外(near infrared, NIR)、红(red, R)、绿(green, G)、蓝(blue, B)波段为10 m)的Sentinel-2 A和Sentinel-2 B两颗卫星组成,确保地表在任何时间的重访周期都不超过5 d。在模拟实验中,利用了2015-12-05塔吉克斯坦地区的1景影像;在加州地震实验中,利用了2019-06-28和2019-07-08的2景影像;在白格滑坡区域,挑选了2015-11-13—2018-

07-25期间31景没有被薄雾或云层覆盖的影像,以探究白格滑坡在首次垮塌前的地表位移历史演变,详细参数信息见表1。所有的Sentinel-2数据均是来自Google Earth Engine的L1C产品(<https://earthengine.google.com>)。

表1 Sentinel-2影像参数

Tab. 1 Parameters of Sentinel-2 Images

影像编号	采集时间	季节	影像编号	采集时间	季节
0	2015-11-13	冬季	16	2017-12-02	冬季
1	2015-12-23	冬季	17	2017-12-07	冬季
2	2016-05-11	春季	18	2017-12-17	冬季
3	2016-11-07	秋季	19	2017-12-22	冬季
4	2016-12-07	冬季	20	2018-01-11	冬季
5	2017-01-16	冬季	21	2018-01-16	冬季
6	2017-02-05	冬季	22	2018-01-26	冬季
7	2017-05-16	春季	23	2018-02-05	冬季
8	2017-07-15	夏季	24	2018-03-22	春季
9	2017-08-04	夏季	25	2018-04-16	春季
10	2017-08-24	夏季	26	2018-05-21	春季
11	2017-10-18	秋季	27	2018-06-05	夏季
12	2017-10-28	秋季	28	2018-06-10	夏季
13	2017-11-07	秋季	29	2018-06-25	夏季
14	2017-11-17	秋季	30	2018-07-25	夏季
15	2017-11-27	秋季			

### 1.2 方法

本文提出的光流场地表形变分析方法主要包括3个关键步骤:(1)影像预处理。下载感兴趣区域的Sentinel-2光学影像以及数字高程模型数据,进行云和水体的掩膜处理,并选择最佳波段以进行后续处理;(2)光流场方法位移解算。选择光流场模型最佳参数解算位移场获取准确地表位移信息,进行系统性误差的去除;(3)地表运动分析。针对地表形变估计的需求背景,设计实验方案将光流场方法应用于同震形变场估计和滑坡形变时序反演问题(见图1)。

#### 1.2.1 影像预处理

为充分利用Sentinel-2光学影像的波段信息<sup>[25]</sup>,本文以稳定区域的标准差为评价标准,选取地表形变监测能力最强的波段。以白格滑坡场景为例,在太阳高度角差异较大的夏季和冬季,分别选取影像对2017-07-15—2018-07-25和2015-11-13—2016-11-07,对红、绿、蓝、近红外4个10 m分辨率的波段以及简单比例(simple ratio, SR)波段<sup>[26]</sup>和灰度波段<sup>[27]</sup>进行测试。其中,SR波段是利用叶绿素对红色辐射的高吸收和植物冠层对近红外能量的高反射率,突出由健康植

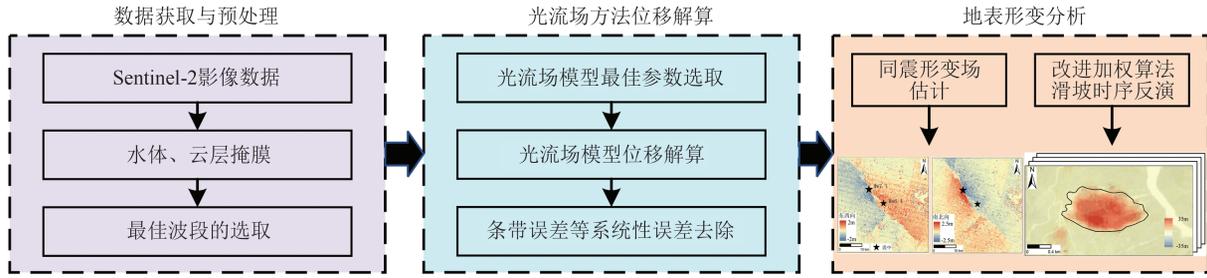


图 1 光流场方法地表形变分析流程

Fig. 1 Analysis Process of Surface Deformation Based on Optical Flow Field Model

被组成的地面特征<sup>[26]</sup>。计算公式为:

$$B_{SR} = B_{NIR} / B_R \quad (1)$$

式中,  $B_{SR}$ 、 $B_{NIR}$ 、 $B_R$  分别表示 SR、NIR、R 波段的反射值。灰度波段是根据人眼对颜色的敏感程度对红、绿、蓝 3 波段进行加权线性组合得到。计算公式为:

$$B_{Gray} = 0.3B_R + 0.59B_G + 0.11B_B \quad (2)$$

式中,  $B_{Gray}$ 、 $B_G$ 、 $B_B$  分别表示 Gray、G、B 波段的反射值。

通过表 2 中的统计数据,发现东西向和南北向形变场中,灰度波段的标准差均表现为最小,其测量的不确定性最小,监测能力最强。因此,将灰度波段作为本文实验的光学影像数据。

表 2 Sentinel-2 不同波段稳定区域标准差比较

Tab. 2 Comparison of Standard Deviations of Sentinel-2 in Different Wavebands

影像对	方向	标准差/m					
		蓝色波段	绿色波段	红色波段	近红外波段	SR 波段	灰度波段
2017-07-15—2018-07-25	东西向	0.675	0.429	0.372	1.109	0.597	0.361
	南北向	0.543	0.496	0.445	0.834	0.864	0.436
2015-11-13—2016-11-07	东西向	0.673	0.563	0.571	1.488	0.614	0.531
	南北向	0.393	0.258	0.295	0.813	0.421	0.213

1.2.2 光流场原理与方法

本文将计算机视觉领域的光流场模型引入像素偏移量追踪问题,以发展出适用于利用光学遥感影像反演地表形变的光流场方法。光流场是一个二维矢量场,可看成是像素点在图像平面上运动而产生的位移场(见图 2),反映了图像中像素位置和灰度的变化模式。

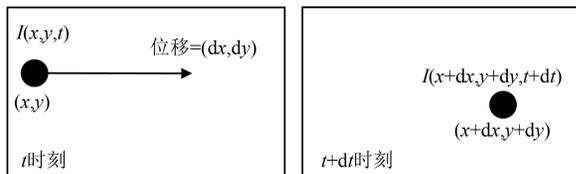


图 2 光流场模型

Fig. 2 Optical Flow Field Model

对于图像中的一个像素,假设它在 时间内移动了  $(dx, dy)$  的距离后灰度保持不变,即:

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (3)$$

将式(3)等号右边按泰勒展开,得:

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) + I_x dx + I_y dy + I_t dt + O_{H.O.T} \quad (4)$$

式中,  $O_{H.O.T}$  是泰勒级数中的高阶无穷小项;

$I_x = \partial I / \partial x$  和  $I_y = \partial I / \partial y$  是像素灰度在  $x$  和  $y$  方向上的梯度;  $I_t = \partial I / \partial t$  是该位置上图像灰度对  $t$  的导数。图像灰度呈时-空线性变化时,一阶泰勒展开式严格成立。将式(4)中的  $O_{H.O.T}$  高阶项忽略不计并代入式(3),光流  $(dx, dy)$  则满足灰度恒定条件下的光流约束方程:

$$I_x dx + I_y dy + I_t dt = 0 \quad (5)$$

当式(3)灰度恒定假设受噪声影响时,可定义误差函数  $\epsilon(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) - I(x, y, t)$ ,将式(4)代入误差函数可得:

$$\epsilon(x, y, t) \approx I_x dx + I_y dy + I_t dt \quad (6)$$

为了增强对灰度变化的鲁棒性,设像素  $I(x, y)$  邻域半径为  $R$  的窗口内共有  $n$  个像素点  $p_1, p_2, \dots, p_n$ ,光流  $(dx, dy)$  可通过使邻域窗口内加权误差之和  $J(dx, dy)$  达到最小进行求解:

$$J(dx, dy) = \sum_{i=1}^n W(p_i) \epsilon^2(p_i) = \sum_{i=1}^n W(p_i) (I_x(p_i) dx + I_y(p_i) dy + \Delta I(p_i))^2 \quad (7)$$

式中,  $W(p_i)$  为高斯加权函数;  $\Delta I(p_i) = I(p_i, t + dt) - I(p_i, t)$ 。为了获取能使目标函数(7)最小的光流  $(dx, dy)$ , 可通过最小二乘法求解线性方程组:

$$W \begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_n) & I_y(p_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} = -W \begin{bmatrix} \Delta I(p_1) \\ \Delta I(p_2) \\ \vdots \\ \Delta I(p_n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中,  $W = \text{diag}(W(p_1), W(p_2), \dots, W(p_n))$ 。由最小二乘法可得:

$$V = (A^T W A)^{-1} A^T W B \quad (9)$$

式中,  $A = \begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_x(p_2) & \dots & I_x(p_n) \\ I_y(p_1) & I_y(p_2) & \dots & I_y(p_n) \end{bmatrix}^T$ ;  $V = \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix}$ ;  $B = [\Delta I(p_1) \quad \Delta I(p_2) \quad \dots \quad \Delta I(p_n)]^T$ 。

为克服光照和传感器模式引起的灰度差异, 本文选用一种适用于异构遥感影像配准, 对灰度变化鲁棒性强的 GeFolki 光流场求解算法<sup>[8, 21-22]</sup>。该算法使用图像金字塔策略求解最优光流: 在每一层图像中, 首先利用秩函数对局部区域内像素灰度进行排序, 压缩灰度范围增强图像<sup>[21]</sup>; 然后通过高斯-牛顿迭代法不断用最小二乘估计逼近严格泰勒展式的最优位移, 并在迭代过程中由大到小改变窗口的半径, 提高结果的精细度。金字塔分层的处理方式: 对每一景影像建立高斯金字塔, 上层的金字塔分辨率低, 下层金字塔分辨率高。设原图像中目标位移为  $d$ , 则第  $L$  层的位移为:

$$d^L = \frac{d}{2^L} \quad (10)$$

式中,  $L$  代表金字塔图像的层数。将顶层光流的结果反映到次顶层, 并作为该层的光流估计值  $g$ , 则次顶层的光流可表示为:

$$g^{L-1} = 2(g^L + d^L) \quad (11)$$

在每一层图像中, 通过最小化目标函数(6)获得该层的光流, 依次迭代可得金字塔底层的目标位移  $d$ :

$$d = g^0 + d^0 \quad (12)$$

通过对金字塔不同层级的光流结果由粗到细地分层累计, 实现目标像素点位移的稳定估计。

由于 Sentinel-2 包括 12 个推扫式传感器, 沿不同轨道扫描地面, 因此光流场模型解算获得的形变场中不可避免地存在沿轨道方向可见的规则条纹状伪影和沿交叉轨道方向的由卫星姿态

角抖动造成的系统性误差。为了消除光流场模型解算位移结果中的异常值, 采用改进的均值相减法消除沿轨道方向的系统性条带误差<sup>[16]</sup>, 同时采用 Daubechie 5 小波以消除沿交叉轨道方向由卫星姿态角抖动造成的系统性误差<sup>[8, 28]</sup>。

### 1.2.3 改进的加权时序反演算法

为了提高位移估计的时间分辨率并利用数据冗余以提高信噪比, 可通过构建累积位移和相对位移之间的方程, 为每个像素在南北向和东西向方向上推导稳健的位移时间序列。假设有  $N+1$  景影像, 时间跨度按  $t_0, t_1, \dots, t_N$  依次排序。对于每一个像素, 有如下矩阵:

$$ED = \Delta D \quad (13)$$

$$d(t_p) - d(t_q) = \delta D_i \quad (14)$$

式中,  $D = [D(t_1) \quad D(t_2) \quad \dots \quad D(t_N)]^T$  是在时间  $t_1, t_2, \dots, t_N$  的累积位移;  $\Delta D = [\delta D_1 \quad \delta D_2 \quad \dots \quad \delta D_M]^T$  是采用光流场方法计算出的  $M$  幅影像对的相对位移;  $t_p$  对应第  $i$  幅影像对中的参考影像;  $t_q$  为目标影像;  $E$  是一个  $M \times N$  的矩阵, 对于所有  $j \in \{1, 2, \dots, M\}$ , 有  $E[j, p] = 1, E[j, q] = -1$ , 矩阵  $A$  中的其他元素都为零。

为了有效利用测量冗余、改善时序反演的结果, 必须考虑系统内噪声幅值的异质性, 对  $\Delta D$  进行校正。校正  $\Delta D$  的方法是给  $\Delta D$  加权, 其中权重可以是每幅影像对的时间间隔的函数  $w_i(\Delta t) = 1/(1 + \Delta t^2)^{2[13, 29]}$ , 或者是每幅相关影像对的标准差的函数  $w_i = 1/\sigma_i^{[30]}$ 。

光学偏移量追踪形变监测的不确定性与太阳天顶角的差异存在显著相关性, 而与时间间隔的相关性不显著<sup>[31]</sup>。在考虑时间间隔进行加权时, 可能存在低估累积位移的风险。在单体滑坡监测中, 由于滑坡区域占据影像的主要部分, 整幅影像的标准差会随着累积位移的增加而增加, 导致无法准确地反映出相关影像对受系统噪声的影响。相比之下, 稳定区域的标准差是不确定性(噪声)的可靠度量<sup>[29-30]</sup>。因此, 本文提出以相关影像对稳定区域的标准差  $\delta_i$  加权, 即  $w_i = 1/\delta_i$ , 以充分利用测量冗余获得稳健的时间序列结果。

## 2 结果与分析

### 2.1 光流场方法理论精度分析

为评估采用光流场方法估计地表形变场的可行性及其在最小可探测形变方面的性能, 采用形变

模式相对复杂的同震形变场进行模拟实验。首先,采用 Okada 模型<sup>[32]</sup>模拟 2015-12-07 塔吉克斯坦 Ms 7.4 级地震的同震形变场,作为真实形变场。接着,在保持该模拟形变场形变方向不变的情况下,将形变值乘以不同的缩放比例系数(如 0.4、0.3、0.2),生成一系列形变方向相同但形变值大小不同的模

拟形变场。然后,以 2015-12-05 塔吉克斯坦区域的 Sentinel-2 光学影像(见图 3(a))作为震前影像,采用三次卷积插值方法,分别将模拟的同震形变场添加至 Sentinel-2 光学影像上,生成模拟震后影像(见图 3(b))。最后,在震前影像和生成的模拟震后影像间应用光流场方法,获得偏移量结果(图 4)。

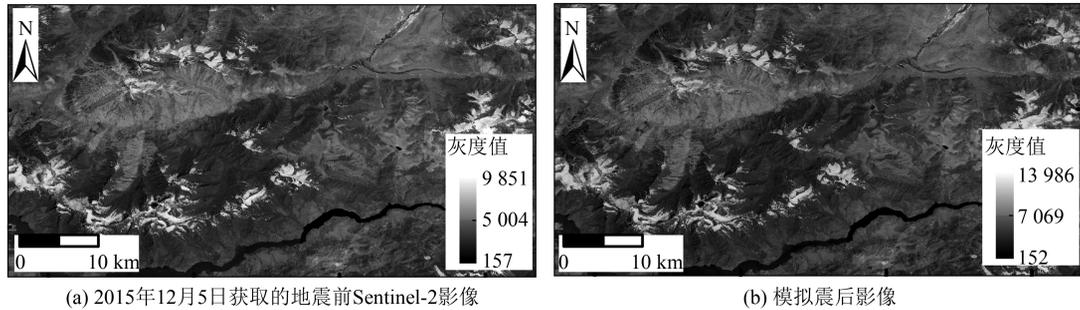


图 3 2015-12-05 塔吉克斯坦 Sentinel-2 影像及模拟震后影像

Fig. 3 Sentinel-2 Image of Takixtan on December 5, 2015 and Simulated Post-Earthquake Image

图 4(a)~4(c)和图 4(d)~4(f)分别展示了模拟形变场为 Okada 模型模拟和其 0.4 倍缩放尺度下的模拟形变场、光流场方法观测结果和形变残差分布图。在这两种情况下,模拟形变场中的最大形变量分别为 0.1 像素和 0.04 像素,此时光流场方法的观测结果与模拟形变场在幅度和分布上具有较高的一致性,清晰地揭示了地表形变场的分布和地表破裂带的长度。图 4(g)~4(i)和图 4(j)~4(l)分别展示了对 Okada 模型模拟形变场进行 0.3 倍缩放和 0.2 倍缩放尺度下的模拟形变场、光流场方法观测结果和形变残差分布图。此时,模拟形变场中的最大形变量分别为 0.03 像素和 0.02 像素,随着形变值的减小,光流场方法逐渐失效。

将光流场方法观测的形变值与模拟形变值之间的形变残差的标准差作为最小可探测的形变幅度的评价指标。图 4(m)展示了形变残差的标准差随模拟形变场中最大形变量变化的曲线。可以看到,随着施加的模拟形变场中最大形变值的增加,标准差逐渐收敛于 0.032 像素,与目视解译观察到的情况一致。结果表明,光流场方法理论上最小可探测形变的幅度为 0.032 像素,与广泛应用于地表形变分析的传统 POT 方法 COSI-Corr<sup>[10]</sup>具有相同数量级的精度,可用于地表形变分析。

## 2.2 光流场方法用于地表形变估计

### 2.2.1 同震形变场估计

美国南加州地区位于太平洋板块和北美板块的交界处,活跃的板块运动导致该地区地震频

发<sup>[33]</sup>。2019-07-04T17:33:49.04 加利福尼亚州发生 Mw 6.4 地震,震中位于(117.50°W, 35.70°N),距离里奇克雷斯特镇大约 11 km,34 h 后(2019-07-06T03:19:53.04),距 Mw 6.4 前震中 35 km 的 Mw 7.1 主震被激发,震中位于(117.60°W, 35.77°N)。图 5 展示了南加利福尼亚州地震前后的 Sentinel-2 影像,可以看出里奇克雷斯特镇大部分地区都受地震影响,并产生地表破裂。走滑型的震源机制和大于 1 m 的水平运动幅度使得 POT 技术适用于测量此次同震形变场。此外,该地震发生在沙漠地区,非常适合使用光学遥感影像对地面变形进行监测<sup>[34-35]</sup>。因此,本文以美国南加州里奇克雷斯特同震形变场为例,验证采用光流场方法估计同震形变场的有效性和高效性。

本文按照图 1 所示的数据处理流程,利用 2019-06-28 和 2019-07-08 两幅 Sentinel-2 影像,获取了 2019 年 7 月里奇克雷斯特同震形变场结果。为验证本文提出的光流场方法,以传统 POT 方法 COSI-Corr 观测结果作为参考,将光流场方法观测结果与 COSI-Corr 方法观测结果进行定性和定量比较。图 6(a)、6(b)和图 6(d)、6(e)分别展示了光流场方法和 COSI-Corr 方法在东西向和南北向上的结果。图 6(c)和图 6(f)分别展示了以 COSI-Corr 方法观测结果为参考值,光流场方法观测结果在东西向和南北向上的残差分布。通过目视解译可以看出,光流场方法观测结果和 COSI-Corr 方法观测结果在幅度和空间分布上几乎一致。进一步分析残差结果发现,大部分区域的残

差值都在0值附近,仅在里奇克雷斯特城镇区域出现较大残差值。因为地震发生后,里奇克雷斯特城镇建筑物被严重损毁,导致COSI-Corr方法和光流场方法失效,从而导致城镇区域残差分布

出现异常。观察残差分布特征发现,残差变化不连续,呈现出条带状分布,这可能是由于去除系统性条带误差时,小波滤波与均值相减法无法精确去除条带,从而导致残差呈现出条带状分布。

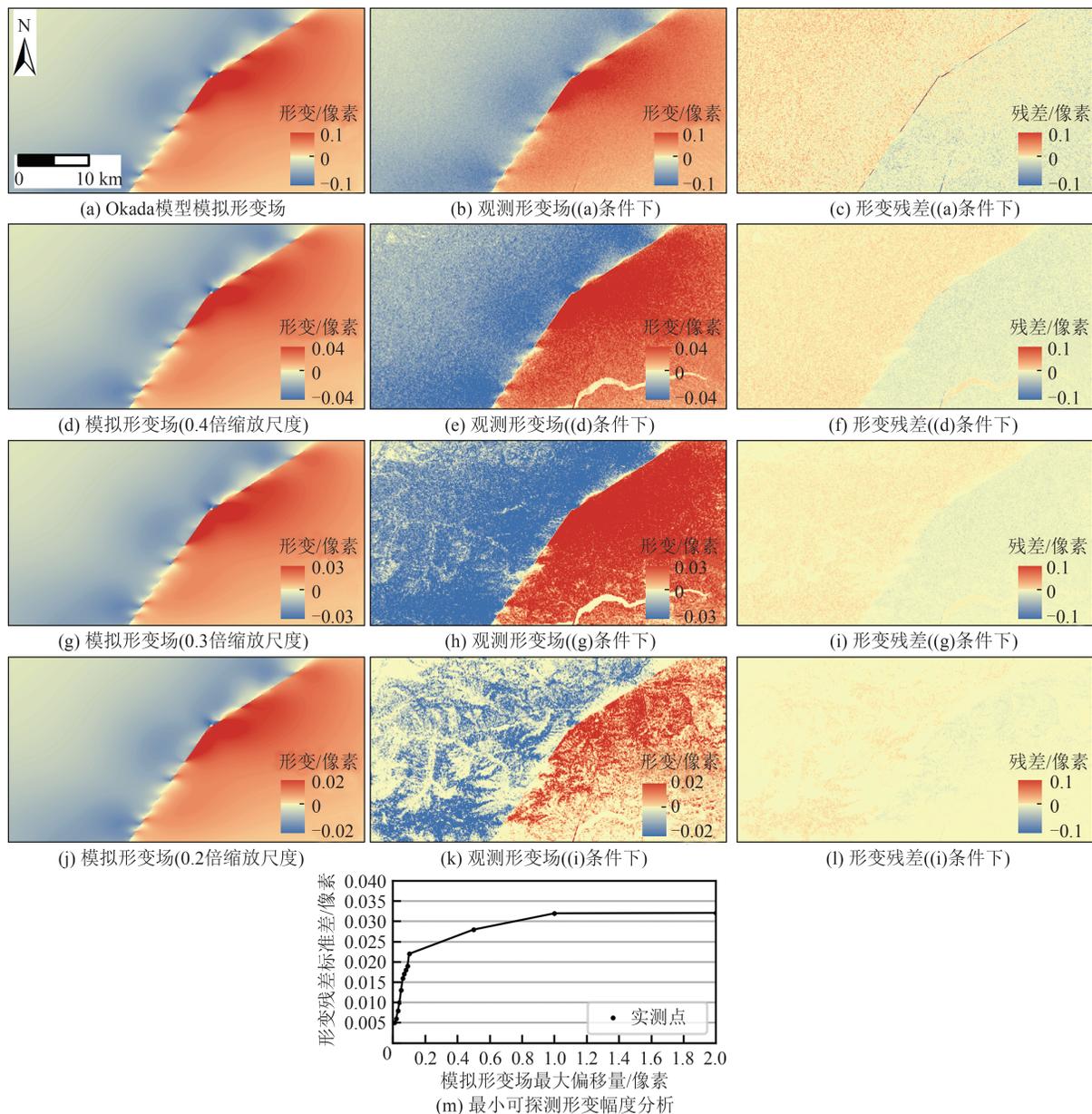


图4 模拟形变场、光流场方法观测结果、形变残差及最小可探测形变幅度分析

Fig. 4 Simulated Deformation Fields, Observations Based on Optical Flow Field Methods, Analysis of Deformation Residuals and Minimum Detectable Deformation Amplitude

表3统计了以COSI-Corr方法观测结果为参考值,光流场方法观测结果在东西向和南北向上的形变残差平均值和标准差,以及两种方法在远场稳定区域(图5红色边框)的标准差。结果显示,两种方法在东西向和南北向的残差的平均值均小于0.02 m(0.002像素),残差的标准差均小于0.45 m(0.045像素),并且远场稳定区域(图5)的标准差均小于0.4 m(0.04像素),与§2.1给出的

理论精度一致。此外,在东西向和南北向形变场中各选取了78 540个和67 825个点,采用最小二乘算法对光流场方法和COSI-Corr方法观测结果进行线性拟合,以分析两种方法的差异性和相关性。图7展示了光流场方法观测结果与COSI-Corr方法观测结果在东西向和南北向的线性拟合散点密度图。数据点的颜色映射其密度分布情况,黑色线为线性回归拟合线,橘红色线表示

95% 置信区间,红色线为 1:1 线。数据点到 1:1 线的垂直距离反映了两种方法获取结果的差异性。光流场方法与 COSI-Corr 方法在东西向和南北向上的相关性分析结果中, $P$  值均为 0,表明其线性分析具有显著关系;线性拟合的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 分别为 0.27 m

(0.027 像素)和 0.28 m(0.028 像素),95% 置信区间内的点与 1:1 线的垂直距离均小于 0.5 m(0.05 像素),表明拟合结果具有较高的可信性;皮尔逊相关系数分别为 0.785 和 0.882,表明光流场方法和 COSI-Corr 方法在数值上存在强相关性。

从表 3 可知,在保证光流场方法与 COSI-

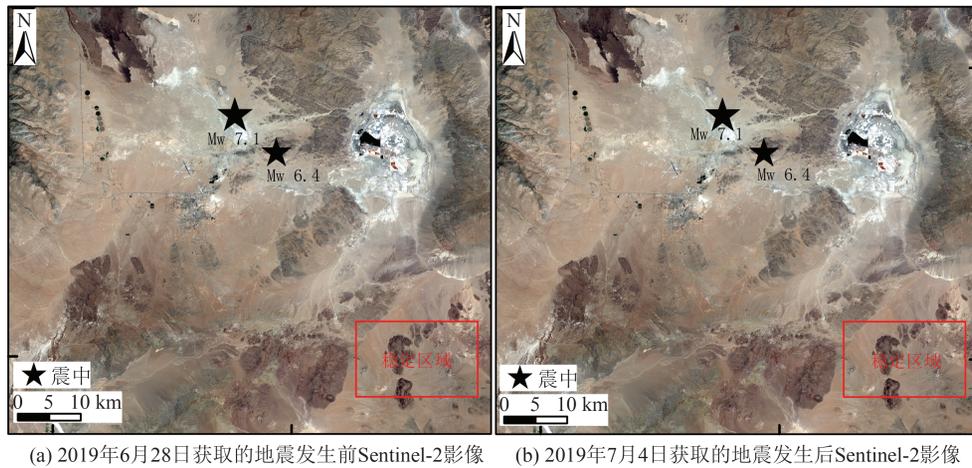


图 5 南加州区域里奇克雷斯特地震发生前后 Sentinel-2 影像

Fig. 5 Sentinel-2 Images Taken Before and After the Ridgecrest Earthquake in the Southern California

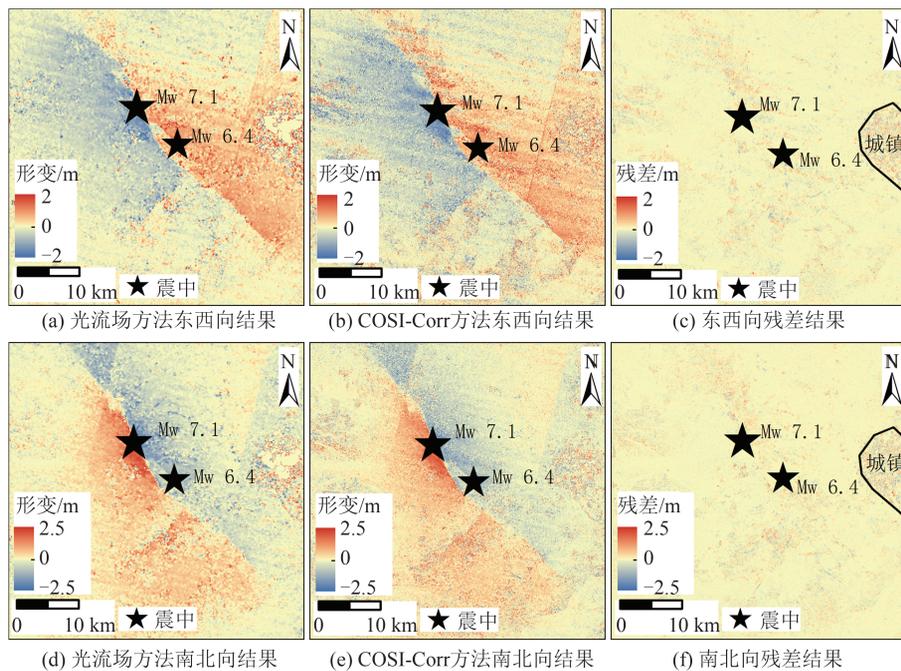


图 6 光流场方法观测结果与 COSI-Corr 方法观测结果对比分析

Fig. 6 Comparative Analysis of Observation Results of Optical Flow Field Method and COSI-Corr Method

表 3 加州地震 COSI-Corr 方法与光流场方法结果定量对比

Tab. 3 Quantitative Comparison of Results from the COSI-Corr Method and Optical Flow Field Method for the California Earthquake

方向	残差平均值/m	残差标准差/m	光流场方法稳定区域标准差/m	COSI-Corr 方法稳定区域标准差/m	皮尔逊相关系数	拟合 RMSE/m	光流场方法解算时间/min	COSI-Corr 方法解算时间/min
东西向	0.012	0.449	0.25	0.36	0.785	0.27		
南北向	0.017	0.443	0.29	0.37	0.882	0.28	5	96

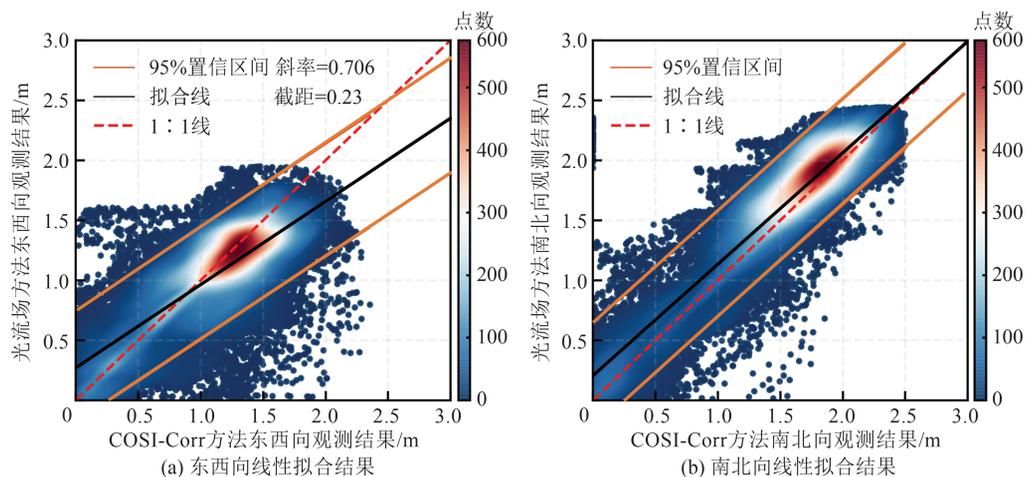


图7 光流场方法观测结果与COSI-Corr方法观测结果线性拟合散点密度图

Fig. 7 Scatter Diagram of Linear Fitting Between Optical Flow Field Observation Results and COSI-Corr Observation Results

Corr方法获得相同空间分辨率的情况下,对于大小为 $10\,980 \times 10\,980$ 像素的光学影像,光流场方法和COSI-Corr方法的解算时间分别为5 min和96 min,时间相差20倍。光流场方法相比于COSI-Corr方法有着更高的计算效率。综上所述,在大范围同震形变场地表形变估计中,光流场方法相比于传统POT方法COSI-Corr在提取不连续形变方面更具有有效性和高效性。

### 2.2.2 滑坡形变场估计

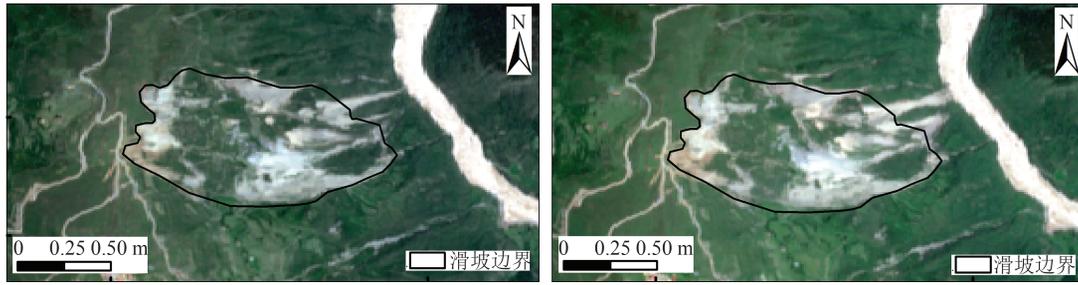
金沙江白格滑坡位于中国西藏自治区昌都市江达县和四川省甘孜藏族自治州白玉县交界处的金沙江上游西岸( $98^{\circ}42'07''\text{E}$ ,  $31^{\circ}04'57''\text{N}$ ),沿金沙江西岸山脊发育,走向 $10^{\circ}\text{N} \sim 15^{\circ}\text{N}$ ,倾斜方向为 $80^{\circ} \sim 100^{\circ}$ ,在一个V形山谷上方,海拔从2 880 m到3 720 m<sup>[36]</sup>。白格滑坡在2018-10-11发生滑坡事件,在此之前,岩体的变形过程至少持续了50 a<sup>[37]</sup>。相比于同震形变场,白格滑坡范围小,形变边缘区域易区分。为验证光流场方法在提取大梯度形变边界区域可靠性方面的优势,本文利用白格滑坡发生垮塌前的2017-07-15和2018-07-25两景Sentinel-2光学影像(图8),对光流场方法的观测结果与传统POT方法COSI-Corr的观测结果进行比较,并以目视解译得到的滑坡边界作为参考。

图9(a)为利用光流场方法获得的東西向偏移量结果,图9(b)、图9(c)、图9(d)分别为利用COSI-Corr方法在不同窗口大小获得的東西向偏移量结果。通过目视解译发现,COSI-Corr方法在提取边坡位移时,使用较小窗口尺寸( $8 \times 8$ )时,偏移量精细度较高,但存在着严重的匹配异常点;随着窗口的增大( $8 \times 8 \rightarrow 32 \times 32 \rightarrow 64 \times 64$ ),匹配异常点逐渐减少,但是在形变边缘区

域,窗口内像素运动模式的差异性增大,牺牲了形变边界区域的位移估计的可靠性和精细度。而光流场方法获取的结果既有COSI-Corr方法小窗口下的精细度,又有大窗口下的可靠性,这是因为光流场方法在迭代解算过程中改变窗口大小(从 $49 \times 49 \rightarrow 41 \times 41 \rightarrow 33 \times 33 \rightarrow \dots \rightarrow 9 \times 9$ ),从最初的大半径开始,提供平滑可靠的估算,然后逐步减小半径至最优结果结束,以获得较高分辨率的细节。以位移大于计算不确定性的像素数除以目视解译得到的滑坡区域内所有像素数作为观测结果的覆盖范围,光流场方法和COSI-Corr方法( $64 \times 64$ )观测结果的覆盖范围分别为98.2%和72.3%,光流场方法将大梯度滑坡形变范围提取精度提升了25.9%。

由于COSI-Corr方法在半径 $8 \times 8$ 和 $32 \times 32$ 情况下包含了大量噪声和匹配异常值,缺乏统计显著性,因此,表4列出了光流场方法和COSI-Corr方法( $64 \times 64$ )在边坡形变区域内的平均位移、最大位移、解算时间和稳定区域标准差。可以看出,光流场方法和COSI-Corr方法( $64 \times 64$ )计算出的東西向最大位移分别为34.15 m和34.76 m,相差0.61 m(0.061像素);平均位移分别为27.75 m和28.13 m,相差0.38 m(0.038像素)。这些差异均小于最小可检测的位移量<sup>[10,19,29]</sup>,这表明光流场方法可以获得与传统POT方法COSI-Corr在统计上相似的可靠位移。此外,对于 $4\,311 \times 2\,033$ 像素大小的区域,光流场方法和COSI-Corr方法( $64 \times 64$ )的光学影像解算时间分别为7 s和177 s,时间相差近25倍。光流场方法在效率上远高于传统POT方法COSI-Corr。

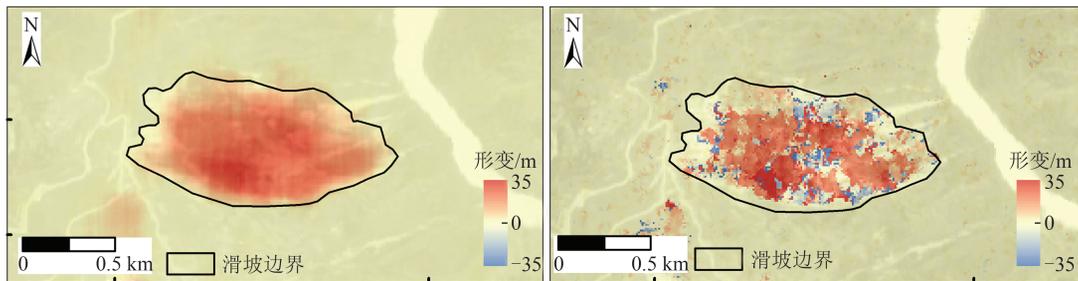
综上所述,光流场方法相较于传统POT方



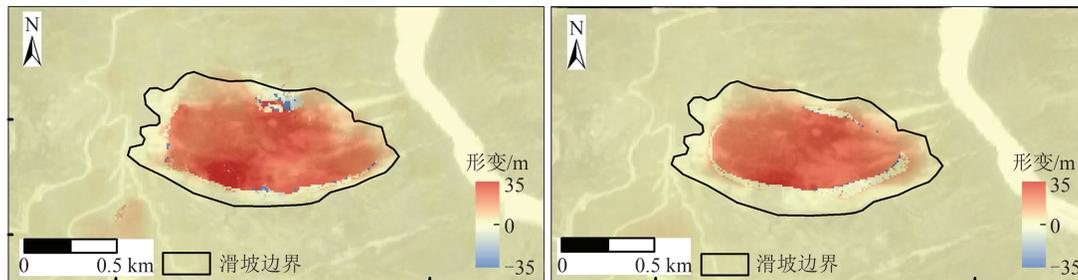
(a) 2017年7月15日白格滑坡Sentinel-2影像 (b) 2018年7月25日白格滑坡Sentinel-2影像

图 8 白格滑坡灾前不同时期的 Sentinel-2 影像

Fig. 8 Sentinel-2 Images Taken at Different Times Before the Baige Landslide Disaster



(a) 光流场方法观测结果 (b) COSI-Corr 8×8窗口下观测结果



(c) COSI-Corr 32×32窗口下观测结果 (d) COSI-Corr 64×64窗口下观测结果

图 9 光流场方法观测结果与 COSI-Corr 方法观测结果定性对比

Fig. 9 Qualitative Comparison of Optical Flow Field Method Observations with COSI-Corr Method Observations

表 4 白格滑坡 COSI-Corr 方法与光流场方法结果定量对比

Tab. 4 Quantitative Comparison of the Results of COSI-Corr Method and Optical Flow Field Method for the Baige Landslide

影像类型	方法	稳定区域标准差/m	最大位移/m	平均位移/m	解算时间/s	覆盖范围/%
光学影像	光流场方法	0.36	34.15	27.75	7	98.2
	COSI-Corr(64×64)	0.28	34.76	28.13	177	72.3

法,在小范围大梯度滑坡形变的边界区域获取了更加完整可靠的位移信号,提供了更高空间分辨率的偏移量结果。

### 2.3 光流场方法用于时序形变反演

2018-10-11,青藏高原东南缘金沙江西岸发生特大山体滑坡,堵塞了金沙江。图 10(a)给出了白格滑坡的发生位置及区域地形,图 10(b)和图 10(c)分别为白格滑坡发生前 2017-10-28 和发生后 2018-10-28 的 Sentinel-2 影像。白格滑坡发生前有明显的裂缝拉张和较小的垮塌,发生后坡面的植被覆盖几乎被完全破坏,留下了巨大的滑

坡疤痕。为揭示白格滑坡的历史运动行为,本文利用白格滑坡区域 2015-11-13—2018-07-25 期间 31 张没有被薄雾或云层覆盖的影像,按照图 1 流程进行测试。

利用光流场方法对 2017-07-15—2018-07-25 获取的 31 张 Sentinel-2 L1C 光学影像进行位移时间序列反演。考虑到光学影像易受云雾或地表植物变化等引起的失相关噪声、轨道误差、条带误差、地形阴影误差及卫星姿态角误差影响,选择月份差小于 3 个月的影像进行匹配,形成了 207 张影像对,以稳定区域的标准差加权,采用奇异

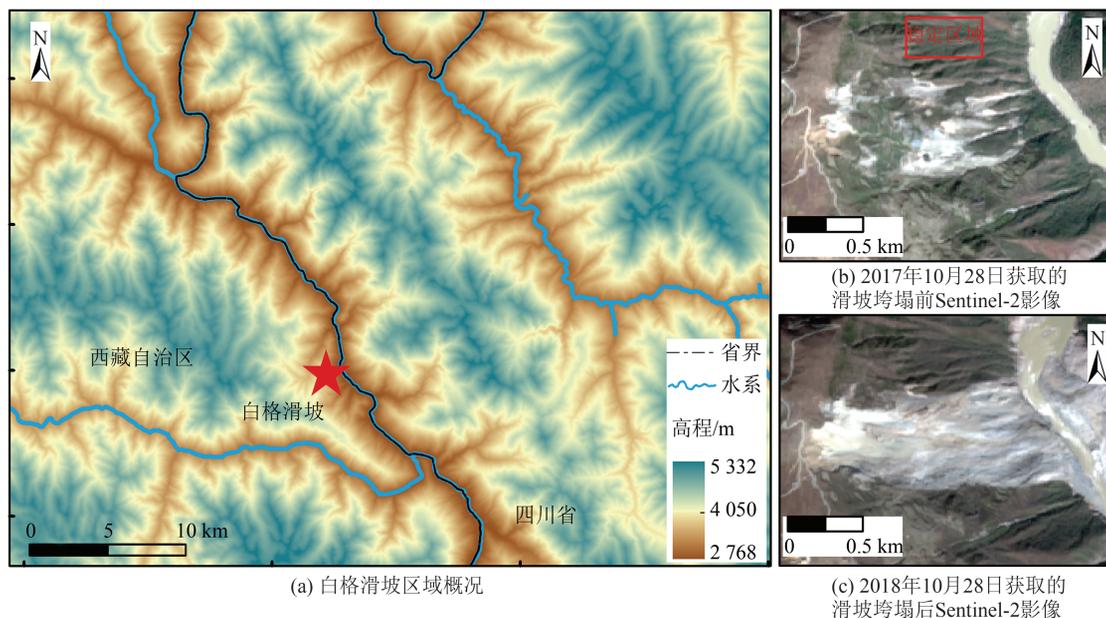


图 10 白格滑坡区域概况及其垮塌前后 Sentinel-2 影像

Fig. 10 Regional Overview of the Baige Landslide and the Sentinel-2 Images Taken Before and After the Collapse

值分解最小二乘法反演,获取白格滑坡位移时间序列。

根据先前白格滑坡的研究成果<sup>[36]</sup>,其主滑方向为东西向,南北向位移较小。因此,这里主要展示东西向位移时间序列以说明白格滑坡的时空演化过程。图 11(a)展示了以 2015-11-13 为基准影像的白格滑坡在 2015-11-13—2018-07-25 的位移时间序列变化图。该位移场主要由白格滑坡区域主导,在白格滑坡区域以外的其他地方,位移值接近于 0 m。最大累积位移出现在滑坡中部南侧,滑坡中部北侧与滑坡头部和滑坡趾部累积位移较小。

为定量分析白格滑坡时空演化过程,选取了位于滑坡头部( $P_1$ )、中部( $P_2$ 、 $P_3$ )和趾部( $P_4$ )4 个点进行测量(图 11(a))。图 11(b)展示了  $P_1 \sim P_4$  的累积位移量,2015-11-13—2018-07-25,白格滑坡中部南侧的  $P_3$  出现最大滑移,达到 52 m,而滑坡头部  $P_1$ 、滑坡趾部  $P_4$  和滑坡中部北侧  $P_2$  的最大位移分别为 30 m、40 m 和 37 m,呈现出坡底和坡顶形变较小、坡中部较大的形变特征。

为了更全面地了解白格滑坡的滑动情况,可将时序位移转换成日平均速度。由于位移形变结果中存在一些经过处理后仍难以避免的噪声,直接计算滑移速率可能导致过高估计和负速率,因此,在不产生振荡的情况下,尽可能使用更多次的多项式对位移时序结果进行拟合,求解滑移速率。图 11(c)展示了  $P_1 \sim P_4$  的日平均位移速率。在 2015-11-13—2017-05-16 期间,整个白格

滑坡以小于 5 cm/d 的速度匀速下滑。而在 2017-05-16—2018-03-22 期间,滑坡运动速率加快,进入了加速下滑阶段,滑坡体以 5~10 cm/d 的速度下滑。自 2018-03-22 起,滑动速率继续加快,滑坡体各个块体均呈现加速下滑趋势。滑坡头部  $P_1$  的滑动速率从 4 cm/d 逐渐增加到 14 cm/d,滑坡中部北侧  $P_2$  与滑坡趾部  $P_4$  从 9 cm/d 逐渐增加到 18 cm/d,最大滑动速率出现在滑坡中部南侧的  $P_3$ ,从 8 cm/d 逐渐增加到 23 cm/d。这一结果与大量已发表的研究结果具有一致性<sup>[36-39]</sup>。

## 3 讨论

### 3.1 光流场方法相关参数设定

在同震形变场反演中,应用光流场方法的研究较为有限,为了给后续研究提供参考,本文对光流场方法的关键参数进行了敏感性测试。光流场方法涉及几个重要的参数:(1)最大窗口半径  $R$ ; (2)图像金字塔的层数  $L$ ; (3)迭代次数  $K$ ; (4)秩函数半径  $R_{秩}$ 。逐一改变这些参数中的一个,保持其他 3 个参数不变,以远场稳定区域(图 5 中红色边框)的标准差作为评价标准进行测试,实验结果如图 12 所示。图 12(a)展示了仅改变  $R_{秩}$  和仅改变图像金字塔层数情况下,图像稳定区域标准差的变化。图 12(b)展示了仅改变最大窗口半径和迭代次数情况下,图像稳定区域标准差的变化。仅改变图像金字塔层数的情况下,稳定区域的标准差几乎不变,这是因为图像金字塔是

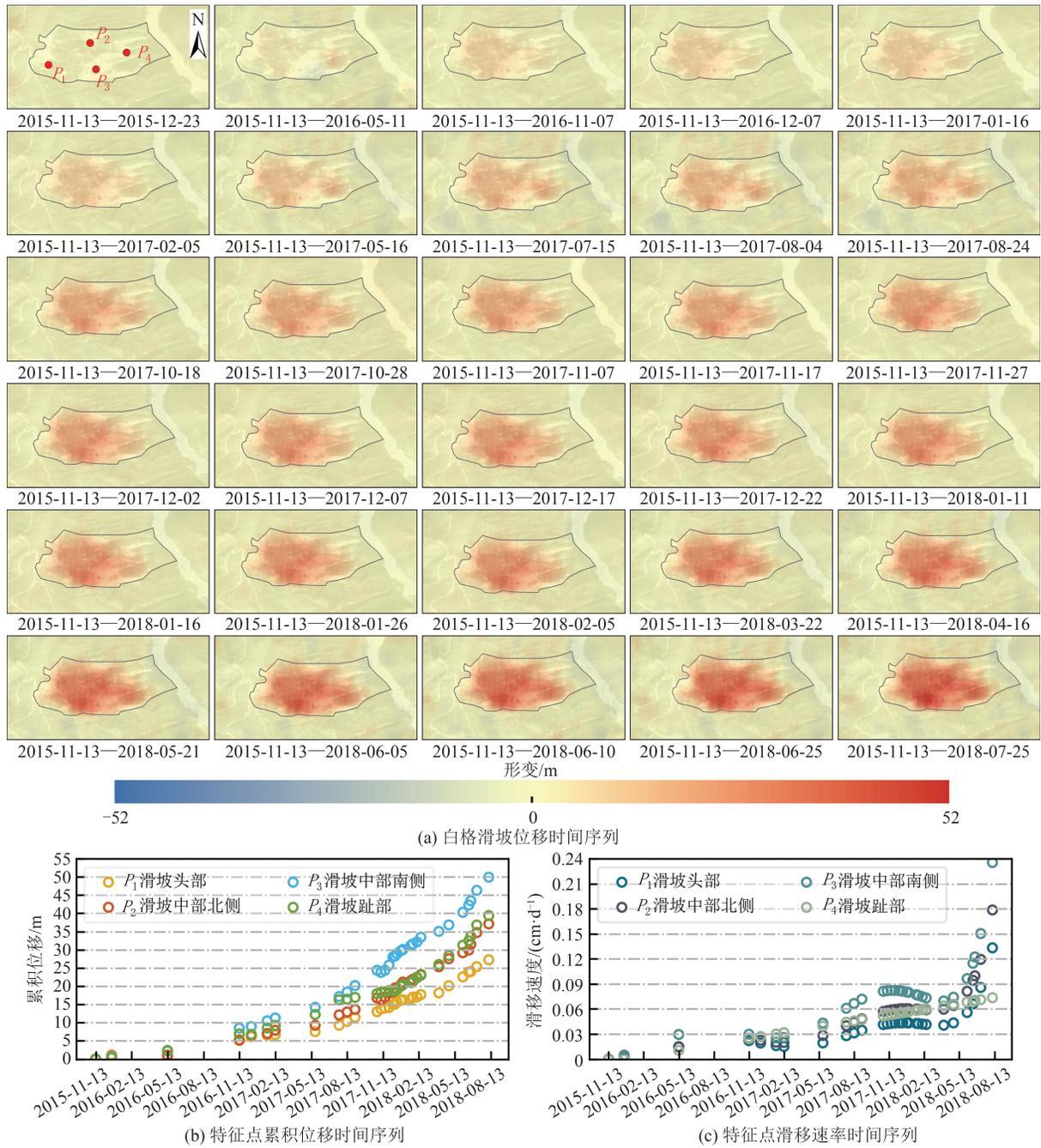


图 11 白格滑坡位移时间序列及特征点累计形变、滑移速率

Fig. 11 Time Series of the Displacement of the Baige Landslide as well as the Cumulative Deformation and the Slip Rates at the Feature Points

针对大位移设计的,而在地震形变监测时,期望的位移较小,图像金字塔的层数对结果几乎无影响。仅改变  $R_{秩}$  的情况下,当  $R_{秩}=0$  时,即不使用秩函数时,稳定区域的标准差达到 8.13 m,此时光流场方法无法估计位移;当  $R_{秩}=1$  时,稳定区域的标准差最小,随着  $R_{秩}$  的增大,标准差逐渐增大。在仅改变最大窗口半径的情况下,将最大窗口半径调整为 24 时,稳定区域的标准差达到最小,之后再改变窗口半径,稳定区域的标准差几乎不再变化。仅改变迭代次数的情况下,迭代次

数为 1 时,稳定区域的标准差达到最小。

综合考虑,为了使光流场方法在同震形变监测中获得最佳效果,建议将图像金字塔层数设置为 2,  $R_{秩}$  设置为 1,最大窗口半径设置为 24,迭代次数设置为 1;此外,秩函数半径和最大窗口的半径大小对结果的影响较大,因此在调整参数时,优先考虑调整秩函数半径和最大窗口的半径大小。

### 3.2 改进的加权时序反演算法的优势

在光学影像形变时序分析中,光照差异等因

素可能会对结果产生影响,因此对不同的相关影像对进行加权以获得最优的结果至关重要。目前常用的加权方法包括文献[13]、文献[29]采用的时间间隔加权方法,以及文献[30]采用的影像对全局标准差加权方法。然而,这些方法都存在着显著的系统性误差,未能充分利用测量冗余。

稳定区域内位移的标准差被广泛认为是可靠性的可靠度量<sup>[13,29-30]</sup>,它反映了相关影像对的噪声水平。图13(a)展示了形变场中东西向和南北向的位移标准差以及稳定区域的位移标准差随时间间隔增加的变化。部分时间间隔较长的影像对(如2015-11-13—2017-10-18、2015-11-

13—2017-11-07)的测量不确定性低于时间间隔较短的影像对(如2015-11-13—2017-05-16、2015-11-13—2017-08-04)。这表明以时间间隔进行加权时,低估了那些时间间隔长、计算不确定性小的影像对,导致反演后累积位移小于实际情况。当滑坡区域累积位移量超过20 m时,相关影像对的标准差开始受滑坡区域主导,随着滑坡区域累积位移的增加而线性增加,难以准确反映测量的不确定性,从而导致时序反演的结果低于实际情况。因此,使用稳定区域的标准差进行加权,可以最大限度地利用测量冗余,减小噪声,获取最佳时序结果。

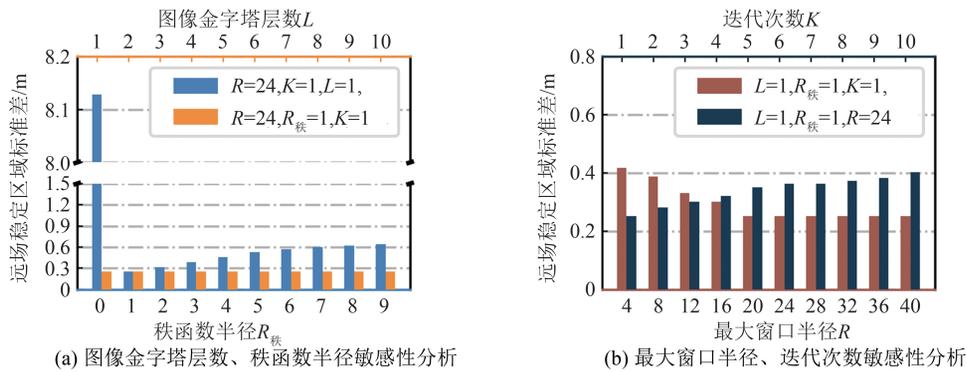


图12 光流场方法最佳参数选择

Fig. 12 Optimal Parameter Selection for Optical Flow Field Method

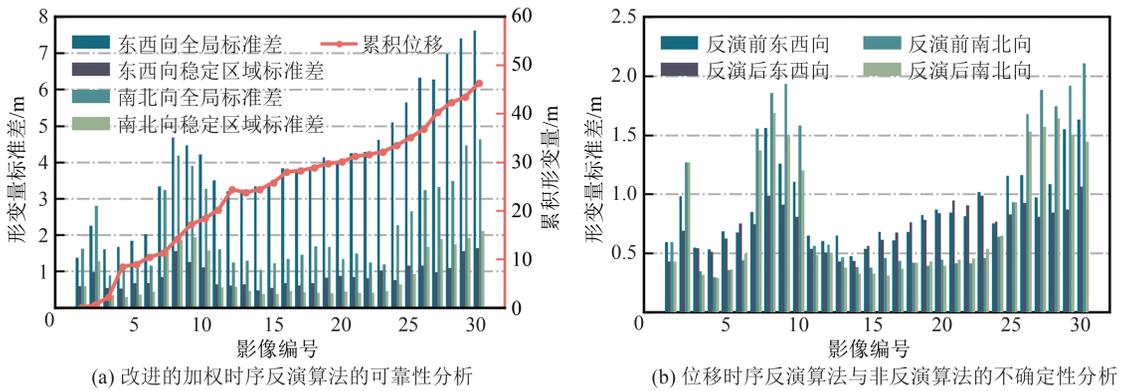


图13 改进加权时序反演算法的可靠性及有效性分析

Fig. 13 Reliability and Validity Analysis of Improved Weighted Time Series Inversion Algorithm

为了更好地理解反演算法的优势,对反演和非反演算法<sup>[29-30]</sup>在稳定区域内累积位移解的标准差进行比较。非反演算法的累积位移是以2015-11-13作为基准影像,其他日期的影像分别作为目标影像,直接利用光流场方法进行解算获得的。图13(b)展示了形变场中东西向和南北向位移计算不确定性随时间间隔增加的变化。经反演后,东西向和南北向位移标准差的平均值分别降低了16.2%和12.4%。在太阳高度角和太阳方位角相差较大的影像对中,改善效果更为显

著。如2015-11-13—2018-07-25,经反演后,东西向位移的计算不确定性降低了34.8%,南北向位移的计算不确定性降低了46.4%。对于月份相差小于3个月的影像对,在时序反演后,东西向和南北向位移计算的不确定性降低了约10%,略低于平均水平。这是因为未经反演的相关影像对的不确定性存在一定的时间模式<sup>[40]</sup>:相关影像对的不确定性每年都在波动,但对于不同年份但日期相近的影像,观测结果的不确定性较小,而同一年内的不同季节的影像观测结果的不确定性反

而更大。时序反演在一定程度上克服了由季节变化带来的地物、光影变化等影响,降低了测量不确定性的时间模式带来的影响。

## 4 结 语

基于相关性匹配的传统 POT 方法计算效率低且在大梯度形变边界区域提取位移信息不精确,为解决此问题,本文引入计算机视觉领域用于目标追踪的光流场模型,提出了一种适用于光学遥感影像估计地表形变的光流场方法,并给出了基于稳定区域标准差加权的像素位移时序反演算法。通过 2015 年塔吉克斯坦地震形变场模拟实验、2019 年加州地震同震形变场估计以及 2018-10-10 白格滑坡灾前位移时序反演研究,分析了光流场方法估计地表形变的有效性、高效性、可靠性以及改进的时序反演算法的鲁棒性。

研究结果表明:(1)光流场方法理论上可探测的最小形变量为 0.032 像素;(2)对于大范围同震形变场估计,光流场方法观测结果与传统 POT 方法观测结果精细度相近,能够有效估计同震形变场,并且效率相比传统方法有大幅提高,处理时间约为传统 POT 方法的 1/20;(3)对于小范围滑坡形变场估计,光流场方法通过获取窗口内像素位移的线性拟合,有效解决了边界区域位移信息提取不精确的问题,相比于传统 POT 方法观测结果,将滑坡形变范围提取精度提升了 25.9%;(4)基于稳定区域标准差加权的像素位移时序反演算法提高了对系统性噪声的鲁棒性,分别将东西向和南北向位移结果的不确定性精度提升了 16.2% 和 12.4%。总体来说,本文论证了光流场方法在同震形变场估计和大梯度滑坡形变边界区域位移估计中精度高和计算效率高的优势。

虽然本文使用的光流场方法中的秩函数在一定程度上增强了对灰度变化的鲁棒性,但本质上处理的仍是影像的灰度信息。因此,未来的研究可以考虑利用影像的结构特征,如相位一致性特征,以提高光流场方法的探测性能。

## 参 考 文 献

- [1] Lacroix P, Handwerker A L, Bièvre G. Life and Death of Slow-Moving Landslides [J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2020, 1(8): 404-419.
- [2] He Y, Zhao Z, Yang W, et al. A Unified Network of Information Considering Superimposed Landslide Factors Sequence and Pixel Spatial Neighbourhood for Landslide Susceptibility Mapping [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 104: 102508.
- [3] Song C, Yu C, Li Z, et al. Triggering and Recovery of Earthquake Accelerated Landslides in Central Italy Revealed by Satellite Radar Observations [J]. *Nature Communications*, 2022, 13(1): 7278.
- [4] Li Zhenhong, Han Bingquan, Liu Zhenjiang, et al. Source Parameters and Slip Distributions of the 2016 and 2022 Menyuan Qinghai Earthquakes Constrained by InSAR Observations [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(6): 887-897. (李振洪, 韩炳权, 刘振江, 等. InSAR 数据约束下 2016 年和 2022 年青海门源地震震源参数及其滑动分布 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(6): 887-897.)
- [5] He Y, Zhao Z, Zhu Q, et al. An Integrated Neural Network Method for Landslide Susceptibility Assessment Based on Time-Series InSAR Deformation Dynamic Features [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2295408.
- [6] Li Zhenhong, Song Chuang, Yu Chen, et al. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenges and Solutions [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 967-979. (李振洪, 宋闯, 余琛, 等. 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 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 967-979.)
- [7] Wang Leyang, Zou Ajian. Retrieving 3D Coseismic Deformation of 2016 Mw 7.8 Kaikoura Earthquake Using SAR and Optical Data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(2): 303-312. (王乐洋, 邹阿健. 结合 SAR 和光学数据检索凯库拉 Mw 7.8 地震三维形变 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(2): 303-312.)
- [8] Provost F, Michéa D, Malet J P, et al. Terrain Deformation Measurements from Optical Satellite Imagery: The MPIC-OPT Processing Services for Geohazards Monitoring [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 274: 112949.
- [9] Li Zhenhong, Zhu Wu, Yu Chen, et al. Development Status and Trends of Imaging Geodesy [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(11): 1805-1834. (李振洪, 朱武, 余琛, 等. 影像大地测量学发展现状与趋势 [J]. 测绘学报, 2023, 52(11): 1805-1834.)
- [10] Leprince S, Ayoub F, Klingner Y, et al. Co-Registration of Optically Sensed Images and Correlation (COSI-Corr): An Operational Methodology for

- Ground Deformation Measurements [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Barcelona, Spain, 2007.
- [11] Rosu A M, Pierrot-Deseilligny M, Delorme A, et al. Measurement of Ground Displacement from Optical Satellite Image Correlation Using the Free Open-Source Software MicMac [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 100: 48-59.
- [12] Courmet M, Giros A, Dumas L, et al. 2D Sub-Pixel Disparity Measurement Using QPEC/Medicis [J]. *ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, XLI(B1): 291-298.
- [13] Lacroix P, Araujo G, Hollingsworth J, et al. Self-entrainment Motion of a Slow-Moving Landslide Inferred From Landsat-8 Time Series [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2019, 124 (5): 1201-1216.
- [14] Xiong Junlin, Fan Xuanmei, Dou Xiangyang, et al. Seasonal Variation of Yalong Glacier's Velocity in Ranwu Lake Basin, Southeast Tibetan Plateau [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1579-1588. (熊俊麟, 范宣梅, 窦向阳, 等. 藏东南然乌湖流域雅弄冰川流速季节性变化 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1579-1588.)
- [15] Ding C, Zhang L, Liao M, et al. Quantifying the Spatiotemporal Patterns of Dune Migration Near Minqin Oasis in Northwestern China with Time Series of Landsat-8 and Sentinel-2 Observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 236: 111498.
- [16] He Lijia, Feng Guangcai, Feng Zhixiong, et al. Co-seismic Displacements of 2016 Mw 7.8 Kaikoura, New Zealand Earthquake, Using Sentinel-2 Optical Images [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(3): 339-351. (贺礼家, 冯光财, 冯志雄, 等. 哨兵-2号光学影像地表形变监测: 以2016年 Mw 7.8 新西兰凯库拉地震为例 [J]. 测绘学报, 2019, 48(3): 339-351.)
- [17] Cai J, Wang C, Mao X, et al. An Adaptive Offset Tracking Method with SAR Images for Landslide Displacement Monitoring [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(8): 830.
- [18] Li M, Zhang L, Dong J, et al. Characterization of Pre- and Post-Failure Displacements of the Huangnibazi Landslide in Li County with Multi-source Satellite Observations [J]. *Engineering Geology*, 2019, 257: 105140.
- [19] Jia H, Wang Y, Ge D, et al. Improved Offset Tracking for Predisaster Deformation Monitoring of the 2018 Jinsha River Landslide (Tibet, China) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111899.
- [20] Horn B K P, Schunck B G. Determining Optical Flow [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17: 185-203.
- [21] Brigot G, Colin-Koeniguer E, Plyer A, et al. Adaptation and Evaluation of an Optical Flow Method Applied to Coregistration of Forest Remote Sensing Images [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(7): 2923-2939.
- [22] Fu Y, Zhang B, Liu G, et al. An Optical Flow SBAS Technique for Glacier Surface Velocity Extraction Using SAR Images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [23] Chanut M A, Gasc-Barbier M, Dubois L, et al. Automatic Identification of Continuous or Non-continuous Evolution of Landslides and Quantification of Deformations [J]. *Landslides*, 2021, 18(9): 3101-3118.
- [24] Hermle D, Gaeta M, Krautblatter M, et al. Performance Testing of Optical Flow Time Series Analyses Based on a Fast, High-Alpine Landslide [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 455.
- [25] Drusch M, Del Bello U, Carlier S, et al. Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120: 25-36.
- [26] Xu Y, Lu Z, Schulz W H, et al. Twelve-Year Dynamics and Rainfall Thresholds for Alternating Creep and Rapid Movement of the Hooskanaden Landslide from Integrating InSAR, Pixel Offset Tracking, and Borehole and Hydrological Measurements [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2020, 125(10), DOI: 10.1029/2020JF005640.
- [27] Tang C H, Lin Y N, Tung H, et al. Nearby Fault Interaction Within the Double-Vergence Suture in Eastern Taiwan During the 2022 Chihshang Earthquake Sequence [J]. *Communications Earth & Environment*, 2023, 4(1): 333.
- [28] Kirst C, Skriabine S, Vieites-Prado A, et al. Mapping the Fine-Scale Organization and Plasticity of the Brain Vasculature [J]. *Cell*, 2020, 180(4): 780-795.
- [29] Ali E, Xu W, Ding X. Improved Optical Image Matching Time Series Inversion Approach for Monitoring Dune Migration in North Sinai Sand Sea: Algorithm Procedure, Application, and Validation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote*

- Sensing*, 2020, 164: 106-124.
- [30] Bontemps N, Lacroix P, Doin M P. Inversion of Deformation Fields Time-Series from Optical Images, and Application to the Long Term Kinematics of Slow-Moving Landslides in Peru[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210: 144-158.
- [31] Yang W, Liu L, Shi P. Detecting Precursors of an Imminent Landslide Along the Jinsha River[J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2020, 20(11): 3215-3224.
- [32] Okada Y. Internal Deformation Due to Shear and Tensile Faults in a Half-Space [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1992, 82(2): 1018-1040.
- [33] Zhang Y, Zheng X, Chen Q, et al. Automatic Inversion of Rupture Processes of the Foreshock and Mainshock and Correlation of the Seismicity During the 2019 Ridgecrest Earthquake Sequence [J]. *Seismological Research Letters*, 2020, 91(3): 1556-1566.
- [34] Chen K, Avouac J P, Aati S, et al. Cascading and Pulse-Like Ruptures During the 2019 Ridgecrest Earthquakes in the Eastern California Shear Zone [J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 22.
- [35] Ma Zhenning, Qian Rongyi, Catchings R, et al. Geometric and Kinematic Characteristics of Surface Ruptures of Ridgecrest Mw 6.4—Mw 7.1 Earthquake in Southern California[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021, 64(4): 1206-1214. (马振宁, 钱荣毅, Catchings R, 等. 美国南加州 Ridgecrest Mw 6.4~Mw 7.1 地震地表破裂几何学及运动学特征[J]. 地球物理学报, 2021, 64(4): 1206-1214.)
- [36] Fan X, Xu Q, Alonso-Rodriguez A, et al. Successive Landsliding and Damming of the Jinsha River in Eastern Tibet, China: Prime Investigation, Early Warning, and Emergency Response [J]. *Landslides*, 2019, 16(5): 1003-1020.
- [37] Xu Qiang, Zhang Guang, Li Weile, et al. Study on Successive Landslide Damming Events of Jinsha River in Baige Village on October 11 and November 3, 2018 [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2018, 26(6): 1534-1551. (许强, 郑光, 李为乐, 等. 2018年10月和11月金沙江白格两次滑坡-堰塞堵江事件分析研究[J]. 工程地质学报, 2018, 26(6): 1534-1551.)
- [38] Li M, Zhang L, Ding C, et al. Retrieval of Historical Surface Displacements of the Baige Landslide from Time-Series SAR Observations for Retrospective Analysis of the Collapse Event [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 240: 111695.
- [39] Liu Lin, Song Haofeng, Du Yanan, et al. Time-Series Offset Tracking of the Baige Landslide Based on Sentinel-2 and Landsat-8[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1461-1470. (柳林, 宋豪峰, 杜亚男, 等. 联合哨兵2号和Landsat 8估计白格滑坡时序偏移量[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1461-1470.)
- [40] Yang W. Selecting the Best Image Pairs to Measure Slope Deformation [J]. *Sensors*, 2020, 20(17): 4721.