

武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目： 基于光学遥感影像光流场模型的地表形变分析  
作者： 丁明涛，陈浩杰，李振洪，刘振江  
DOI： 10.13203/j.whugis20240071  
网络首发日期： 2024-05-20  
引用格式： 丁明涛，陈浩杰，李振洪，刘振江. 基于光学遥感影像光流场模型的地表形变分析[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).  
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20240071>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20240071

引用格式：丁明涛，陈浩杰，李振洪，等. 基于光学遥感影像光流场模型的地表形变分析[J]. 武汉大学学报（信息科学版），2024, DOI:10.13203/J.whugis20240071

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, DOI:10.13203/J.whugis20240071

## 基于光学遥感影像光流场模型的地表形变分析

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，北京市 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，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，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 26%；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%。本文对解决大梯度形变区域的像素跟踪问题具有一定的促进作用。

**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：P23；P694 文献标志码：A

**基金项目：**国家重点研发计划项目（2021YFC300400）；国家自然科学基金项目（42374027）；陕西省科技创新团队项目（2021TD-51）；陕西省地学大数据与地质灾害防治创新团队项目（2022）；智慧地球重点实验室基金资助项目（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项目（300102262203、300102262902）

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

**共同第一作者：**陈浩杰，男，1999 年生，硕士研究生，主要从事地表形变监测。E-mail: chj0322@qq.com

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

# 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 a widely used approach to inverting co-seismic deformation fields and monitoring landslides. The 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 decoherence effects in the region with dynamical deformation. This paper introduces 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 co-seismic 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 pixels, which improves the computational efficiency by about 20 times, and the accuracy of the deformation zone is improved by 26%. 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: Our method alleviates the pixel offset tracking problem in the boundary region with large gradient deformation.

**Key words:** optical flow field method; landslides; co-seismic deformation; computational efficiency; weighted time-series inversion

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（SAR）和光学卫星逐渐成为监测地表形变的理想平台。其中，干涉合成孔径雷达（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（POT）技术能够通过确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，Cai et al. (2017)<sup>[17]</sup>提出了一种自适应匹配窗口方法，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。Li et al. (2019)<sup>[18]</sup>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，成功提取了四川理县黄泥坝子滑坡失稳后较为完整的表面形变。Jia et al. (2020)<sup>[19]</sup>提出一种基于均匀样本的自适应非相干散斑 POT 方法，有效地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。2021 年 Chanut et al.<sup>[23]</sup>首次将 GEFolki(Geoscience Extended Flow Optical Lucas-Kanade Iterative)光流场方法用于研究 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。Hermle et al. (2022)<sup>[24]</sup>在研究快速高山滑坡时利用光流场模型 DIS(Dense Inverse Search)，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。Provost et al.(2022)<sup>[5]</sup>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、同震形变场、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。

因此，本文采用对灰度变化鲁棒的光流场模型，提出适用于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和算法的性能。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；随后，在白格滑坡区域进行了长时间位移序列反演，详细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 Sentinel-2 光学影像作为实验数据来源, Sentinel-2 是欧空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、红、绿、蓝波段为 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 天。在模拟实验中, 利用了 2015 年 12 月 5 日塔吉克斯坦地区的 1 景影像; 在加州地震实验中, 利用了 2019 年 6 月 28 日和 2019 年 7 月 8 日的 2 景影像; 在白格滑坡区域, 挑选了 2015 年 11 月 13 日至 2018 年 7 月 25 日期间 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。所有的 Sentinel-2 数据均是来自 Google Earth Engine 的 L1C 产品(<https://earthengine.google.com>)。

## 1.2 方法

本文提出的光流场地表形变分析方法, 主要包括三个关键步骤: (1) 影像预处理: 首先, 下载感兴趣区域的 Sentinel-2 光学影像以及数字高程模型 (DEM) 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, 最后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 (图 1)。

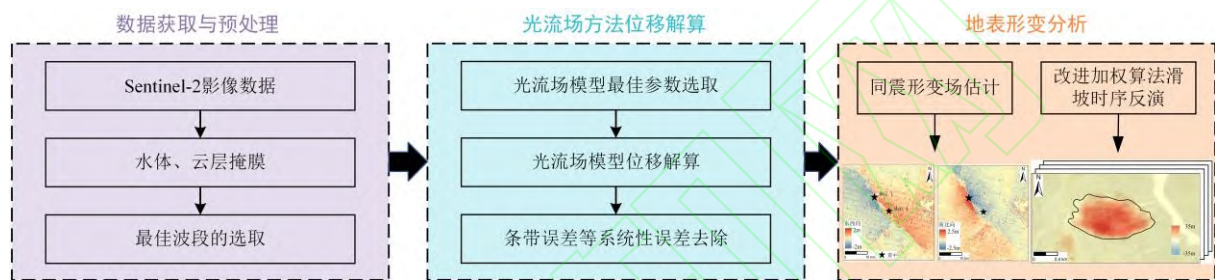


图 1 光流场方法地表形变分析流程

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

### 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作为评价标准, 选取地表形变监测能力最强的波段。以白格滑坡场景为例 (图 6), 在太阳高度角差异较大的夏季和冬季, 分别选取一对影像, 对红、绿、蓝、近红外四个 10 m 分辨率的波段以及 SR (simple ratio) 波段<sup>[26]</sup>和灰度 (Gray) 合成波段<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, 突出由健康植被组成的地面特征<sup>[26]</sup>。计算方式为

$$SR = NIR/Red. \quad (1)$$

灰度 (Gray) 波段是根据人眼对颜色的敏感程度对红绿蓝三波段进行加权线性组合得到。计算方式为

$$Gray = 0.3 \times Red + 0.59 \times Green + 0.11 \times Blue. \quad (2)$$

通过表 1 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, 将灰度波段作为本次实验的光学影像数据。

表 1 Sentinel-2 不同波段稳定区域标准差比较

Table 1 Comparison of Standard Deviations of Sentinel-2 in Different Wavebands

		标准差(STD)/m					
影像对		蓝色波段	绿色波段	红色波段	近红外波段	SR 波段	灰度波段
夏季 20170715- 20180725	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
冬季 20151113- 20161107	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（如图2所示），反映了图像中像素位置和灰度的变化模式。

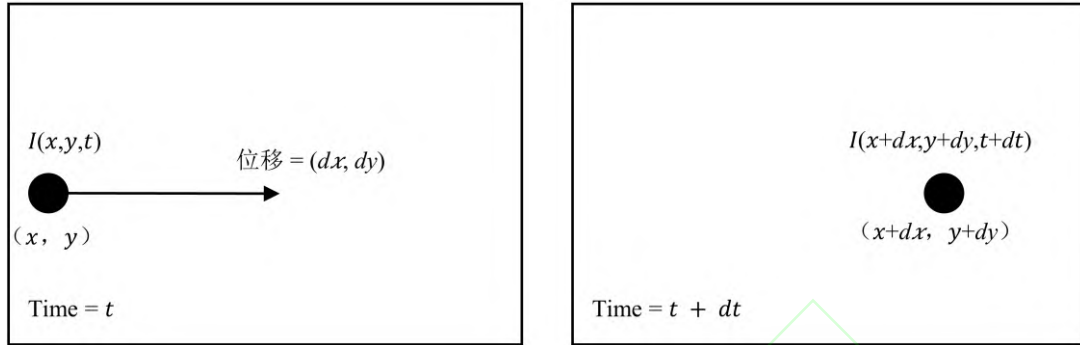


图2 光流场模型

Fig 2 Optical Flow Field Model

对于图像中的一个像素 $I(x, y, t)$ ，假设它在 $dt$ 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(3)式右端进行泰勒展开，得：

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt + H.O.T. \quad (4)$$

其中， $H.O.T.$ 是泰勒级数中的高阶无穷小项，图像灰度呈时-空线性变化时，一阶泰勒展式严格成立。将(4)式中的 $H.O.T.$ 高阶项忽略不计并代入(3)式，光流 $(dx, dy)$ 则满足灰度恒定条件下的光流约束方程

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

其中 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$ 和 $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$ 是像素灰度在 $x$ 和 $y$ 方向上的梯度， $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ 是该位置上图像灰度对 $t$ 的导数。

当(3)式灰度恒定假设受噪声影响时，可定义误差函数 $\varepsilon(x, y, t) \triangleq I(x + dx, y + dy, t + dt) - I(x, y, t)$ ，将(4)式代入误差函数可得

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

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如下加权误差之和达到最小进行求解，

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

其中 $W(p_i)$ 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以下线性方程组：

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

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

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

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

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>；接着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为，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：

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

其中， $L$  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：

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

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的分层累计，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，我们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( $N-S$ )和东西向( $E-W$ )方向上推导稳健的位移时间序列。假设有  $N+1$  景影像，时间跨度从  $[t_0, t_1, \dots, t_N]$  依次排序。对于每一个像素，有如下矩阵：

$$A * D = \Delta D \quad (13)$$

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

其中， $D = (D(t_1), D(t_2), D(t_3), \dots, D(t_N))^T$  是在时间  $t_1, t_2, t_3 \dots t_N$  的累积位移； $\Delta D = (\delta D_1, \delta D_2, \delta D_3, \dots, \delta D_M)^T$  是基于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。 $A$  是一个  $M \times N$  的矩阵，对于所有  $j \in 1, 2, 3, \dots, M$ ，有  $A[j, p] = 1$  和  $A[j, q] = -1$ ，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  $w_i = 1/\sigma_i$ <sup>[30]</sup>。

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，我们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 结果和分析



## 2.1 光流场方法理论精度分析

为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，我们以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>模拟了 2015 年 12 月 7 日塔吉克斯坦 Ms7.4 级地震的同震形变场，作为真实形变场。随后，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。接着，以 2015 年 12 月 5 日塔吉克斯坦区域的 Sentinel-2 光学影像（图 3(a)）作为震前影像，采用三次卷积插值的方法，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（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）。

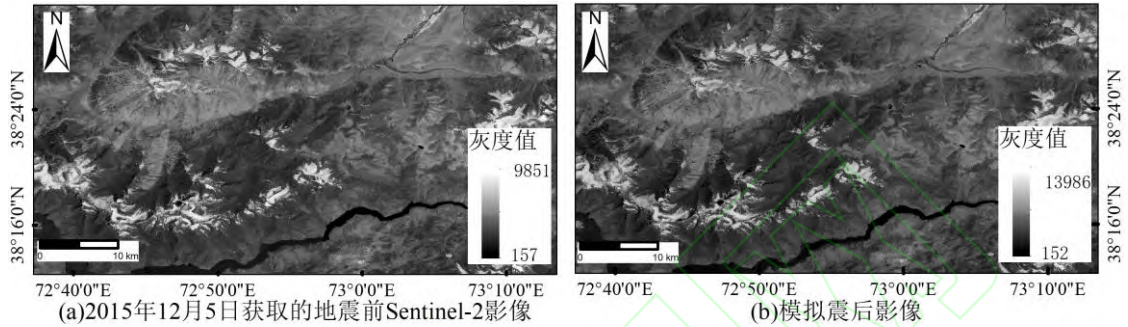


图 3 2015 年 12 月 5 日塔吉克斯坦 Sentinel-2 影像及模拟震后影像

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

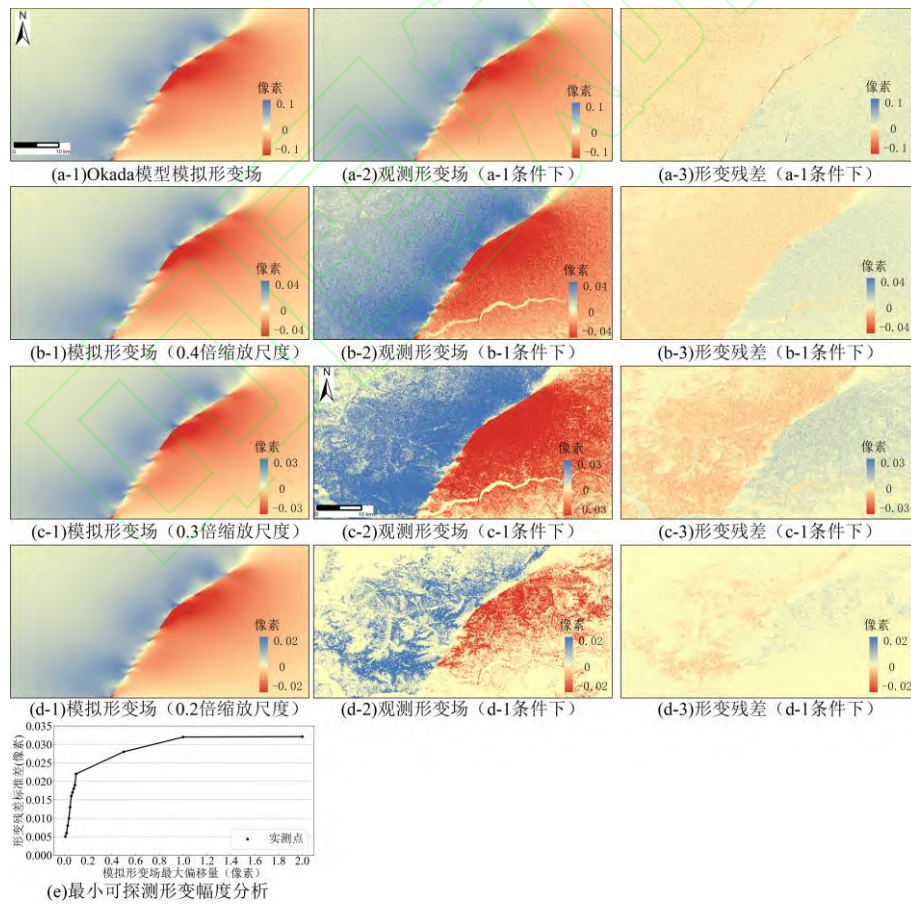


图 4 模拟形变场、光流场方法观测结果、形变残差及最小可探测形变幅度分析

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



图 4(a-1)-图(a-3)和图 4(b-1)-图(b-3)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(c-1)-图(c-3)和图 4(d-1)-图(d-3)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。

以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(e)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 年 7 月 4 日 (UTC, 17:33:49.04) 加利福尼亚州发生 Mw6.4 地震 (震中位于 35.70°N, 117.50°W)，距离里奇克雷斯特镇大约 11 km，34 小时后 (2019 年 7 月 6 日, 03:19:53.04)，距 Mw6.4 前震震中 35 km 的 Mw7.1 主震被激发 (震中位于 35.77°N, 117.60°W)。图 5 展示了南加利福尼亚州地震前后的 Sentinel-2 影像，可以看到里奇克雷斯特镇大部分地区都受到地震影响，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，我们以美国南加州里奇克雷斯特同震形变场为例，验证光流场方法估计同震形变场的有效性和高效性。

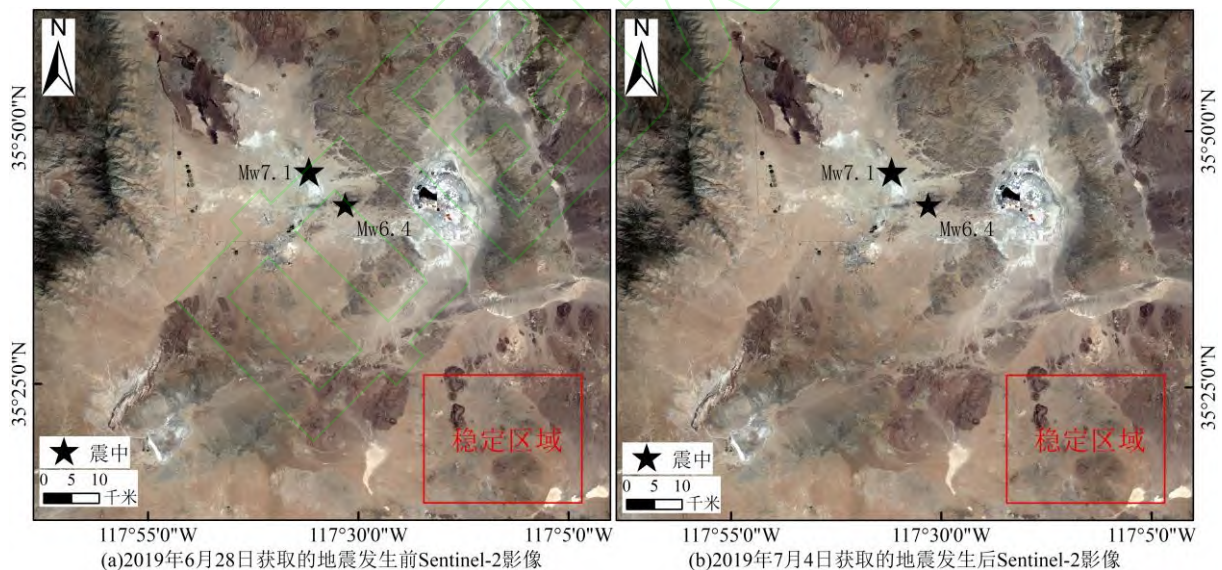


图 5 南加州区域里奇克雷斯特地震发生前后 Sentinel-2 影像

Fig 5 Sentinel-2 images taken before and after the Ridgecrest earthquake in the Southern California

本文按照图 1 所示的数据处理流程，利用 2019 年 6 月 28 日和 2019 年 7 月 8 日两幅 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)和图 6(b) 展示了光流场方法和 COSI-Corr 方法在东西向上获取的光学偏移量结果，图 6(e)和图 6(f)展示了它们在南北向上的结果。图 6(c)和图 6(g)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，可以看到光流场方

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的残差值。这是因为地震发生后，里奇克雷斯特城镇建筑物受到了严重损毁，导致 COSI-Corr 方法和光流场方法失效，从而造成城镇区域残差分布出现异常。观察残差的分布特征发现，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。

另外，表 2 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平均值均小于 0.02 m（0.002 像素），残差标准差均小于 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 3.1 节给出的理论精度一致。此外，我们在东西向和南北向形变场中各选取了 78 540 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 6(d)和图 6(h)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散点密度图和线性回归拟合结果。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；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（PCC）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。

此外，在保证光流场方法与 COSI-Corr 方法获得相同空间分辨率的情况下，表 2 比较了两者的效率。对于大小为 10 980×10 980 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。

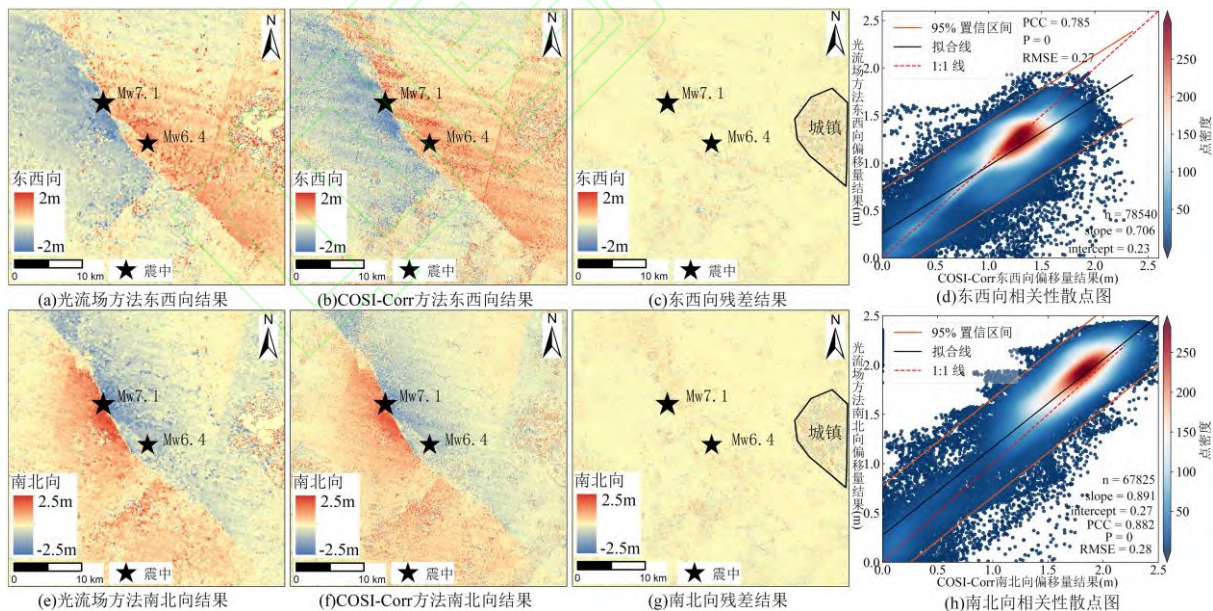


图 6 光流场方法观测结果与 COSI-Corr 方法观测结果对比分析

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



表 2 加州地震 COSI-Corr 方法与光流场方法结果定量对比

Table 2 Quantitative Comparison of Results from the COSI-Corr Method and the 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	截距/m	拟合均方根误差/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	0.23	0.27	5	96
南北向	0.017	0.443	0.29	0.37	0.882	0.27	0.28		

### 2.2.2 滑坡形变场估计

金沙江白格滑坡位于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°42'7"E, 31°4'57"N), 沿金沙江西岸山脊发育, 走向 10°N~15°N, 倾斜方向为 80°~100°, 在一个“V”型山谷上方, 海拔从 2 880 m 到 3 720 m<sup>[36]</sup>。白格滑坡在 2018 年 10 月 11 日发生滑移事件, 在此之前, 岩体的变形过程至少持续了 50 年<sup>[37]</sup>。相对于同震形变场, 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 2017 年 7 月 15 日和 2018 年 7 月 25 日两景 Sentinel-2 光学影像(图 7), 对光流场方法观测结果与传统 POT 方法 COSI-Corr 观测结果进行比较, 并以目视解译得到的滑坡边界(图 7 黑色边框)作为参考。

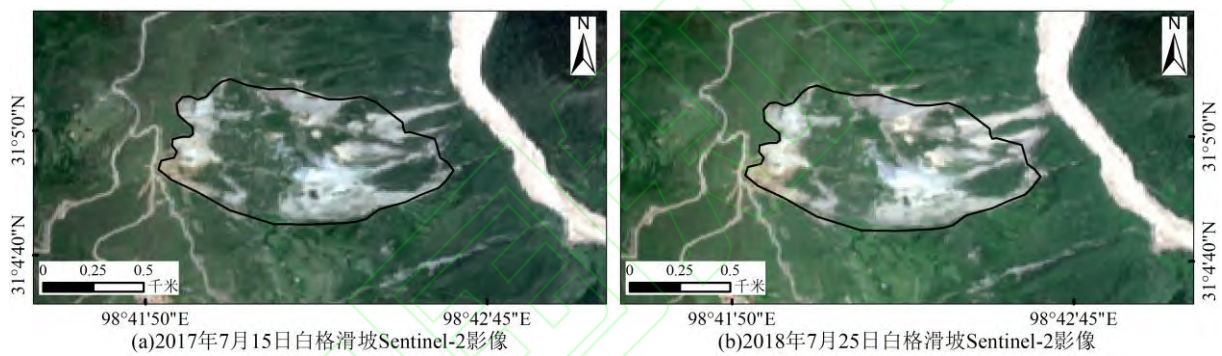


图 7 白格滑坡灾前不同时期 Sentinel-2 影像

Fig 7 Sentinel-2 Images Taken at Different Times Before the Baige Landslide Disaster

图 8(a)展示了利用光流场方法和 COSI-Corr 方法获得的東西向偏移量结果, 图 8(b)、图 8(c)、图 8(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(8×8)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(8×8→32×32→64×64), 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 49×49→41×41→33×33……→9×9), 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(64×64)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 26%。

由于 COSI-Corr 方法在半径 8×8 和 32×32 的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, 在表 3 中列出了光流场方法和 COSI-Corr 方法(64×64)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。光流场方法和 COSI-Corr 方法(64×64)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 4 311×2 033 像素大小的区域，光流场方法和 COSI-Corr 方法（64×64）的光学影像解算时间分别为 7 s 和 177 s，时间相差 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。

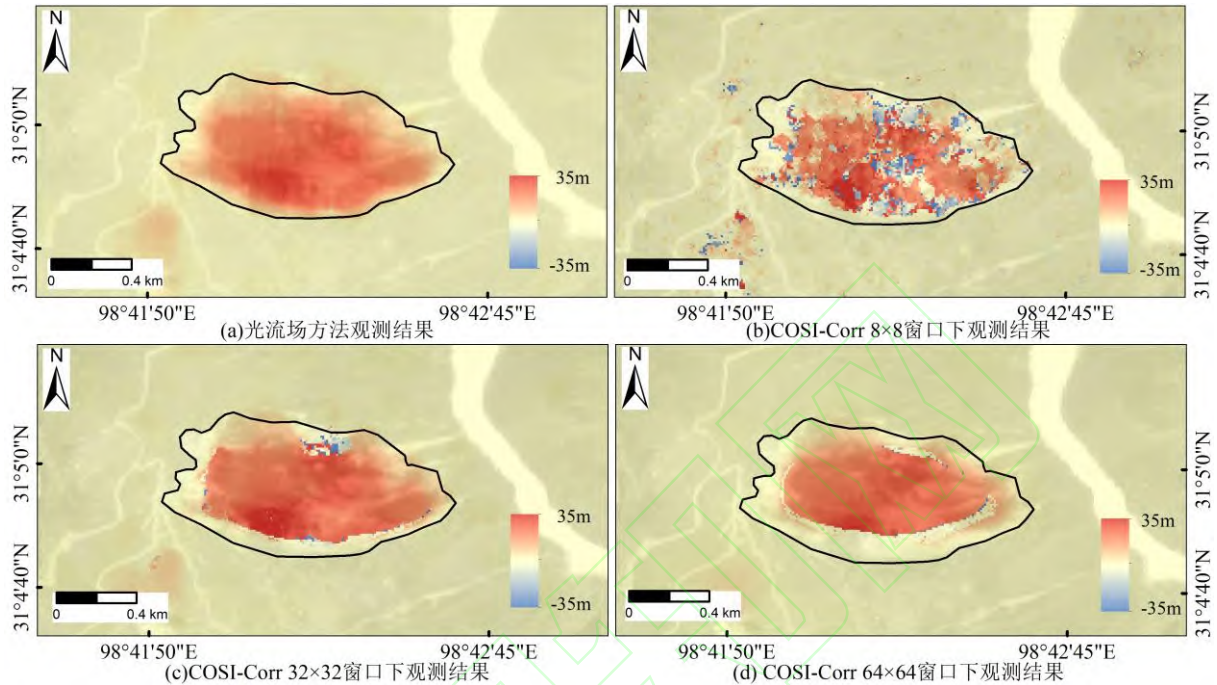


图 8 光流场方法观测结果与 COSI-Corr 方法观测结果定性对比

Fig 8 Qualitative Comparison of Optical Flow Field Method Observations with COSI-Corr Method Observations

表 3 白格滑坡 COSI-Corr 方法与光流场方法结果定量对比

Table 3 Quantitative Comparison of the Results of the COSI-Corr Method and the Optical Flow Field Method for the Baige Landslide

影像类型	方法	稳定区域标准差(m)	最大值(m)	平均值(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%

### 2.3 光流场方法用于时序形变反演

2018 年 10 月 11 日，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 9(a)给出了白格滑坡的发生位置及区域地形，图 9(b)和(c)分别为白格滑坡发生前 2017 年 10 月 28 日和发生后 2018 年 10 月 28 日的 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 年 11 月 13 日至 2018 年 7 月 25 日期间 31 张没有被薄雾或云层覆盖的影像，按照图 1 所示流程进行测试。



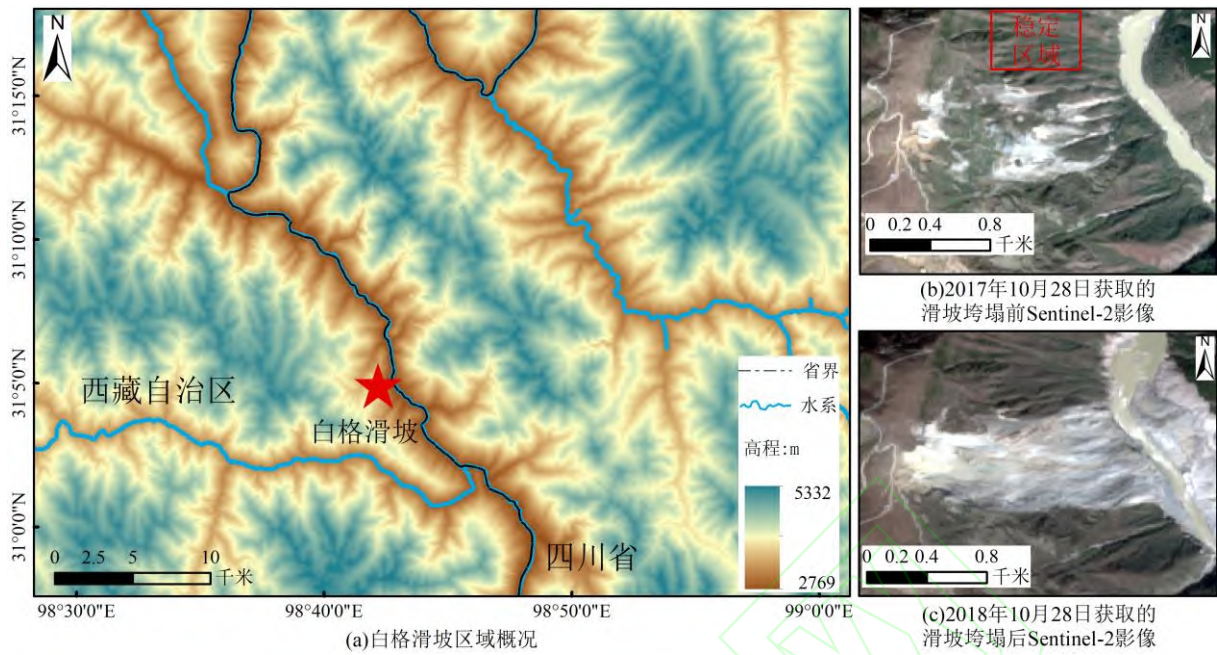


图9 白格滑坡区域概况及其垮塌前后 Sentinel-2 影像

Fig 9 Regional Overview of the Baige Landslide and the Sentinel-2 Images Taken Before and After the Collapse

利用光流场方法对 2017 年 7 月 15 日至 2018 年 7 月 25 日获取的 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，采用奇异值分解最小二乘法反演，获取白格滑坡位移时间序列。

根据白格滑坡的先前研究成果<sup>[36]</sup>，其主滑方向为东西向，南北向位移较小。因此，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 10(a)展示了以 2015 年 11 月 13 日为基准影像的白格滑坡在 2015 年 11 月 13 日至 2018 年 7 月 25 日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（P1）、中部（P2、P3）和趾部（P4）四个点（图 10(a)）进行测量。图 10(b)展示了 P1-P4 的累积位移量，2015 年 11 月 13 日到 2018 年 7 月 25 日，白格滑坡中部南侧的 P3 出现最大滑移，达到 52 m，而滑坡头部 P1、滑坡趾部 P4 和滑坡中部北侧 P2 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，我们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 10(c)展示了 P1-P4 的日平均位移速率。在 2015 年 11 月 13 日到 2017 年 5 月 16 日期间，整个白格滑坡以小于 5 cm/d 的速度匀速下滑，处于匀速下滑的阶段。而在 2017 年 5 月 16 日至 2018 年 3 月 22 日期间，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 年 3 月 22 日起，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 P1 的滑动速率从 4 cm/d 逐渐增加到 14 cm/d，滑坡中部北侧 P2 与滑坡脚趾 P4 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 P3，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>。

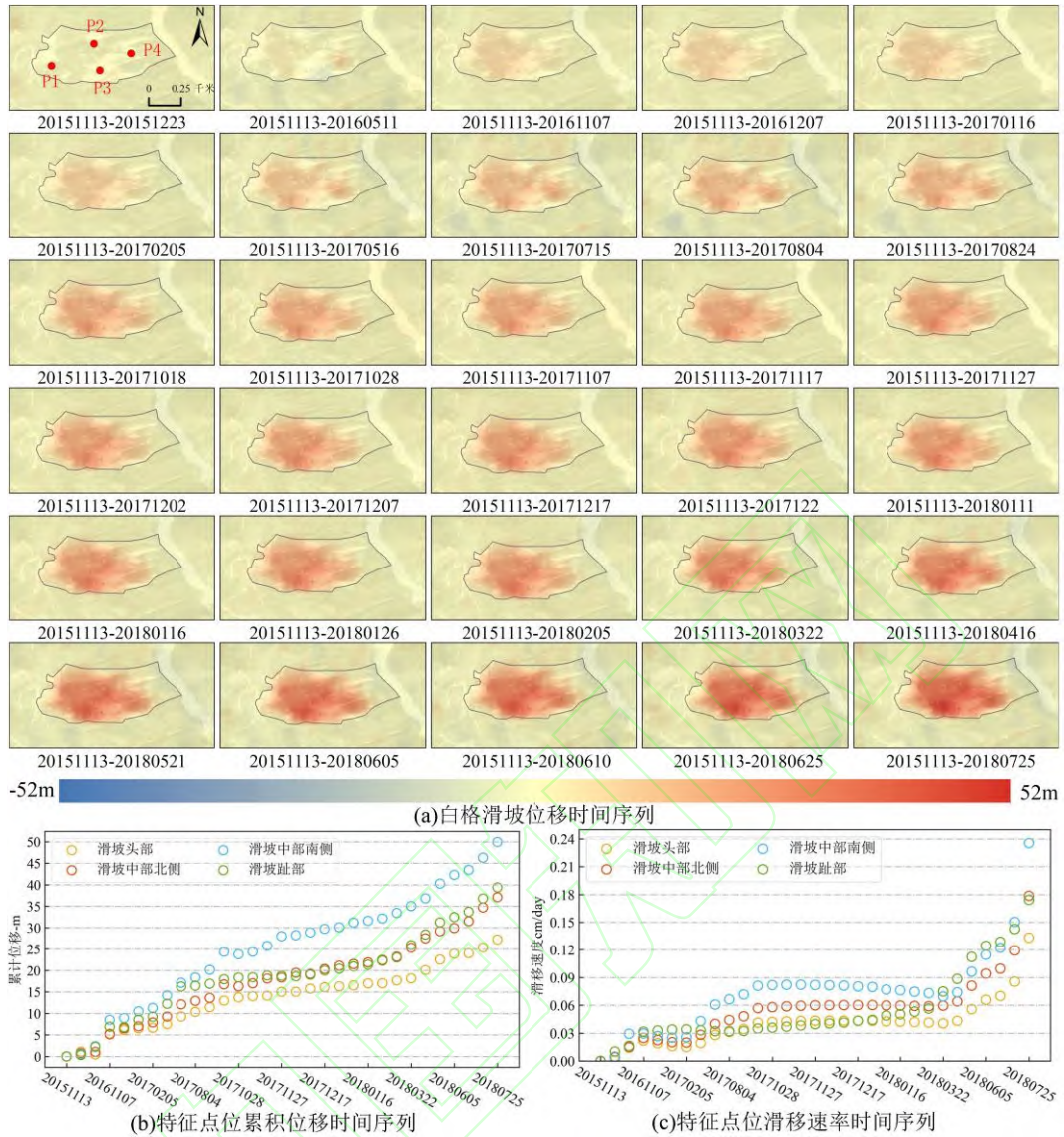


图 10 白格滑坡位移时间序列及特征点累计形变、滑移速率

Fig 10 Time Series of the Displacement of the Baige Landslide as well as the cumulative deformation and the slip rates at the feature points

### 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，我们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  $RANK$ 。

逐一改变这些参数中的一个，保持其他三个参数不变，以远场稳定区域（图 5 红色边框）的标准差作为评价标准进行测试，实验结果如图 11 所示。图 11(a)展示了仅改变秩函数半径  $RANK$  和仅改变图像金字塔层数情况下，图像稳定区域标准差变化。图 11(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。仅改变秩函数半径  $RANK$  的情况下，当  $RANK$  为 0，即不使用秩函数的时，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  $RANK$  为 1 时，稳定



区域的标准差最小，随着 RANK 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，我们建议将图像金字塔层数设置为 2，秩函数半径 RANK 设置为 1，最大窗口半径设置为 24，迭代次数设置为 1。此外，我们观察到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。

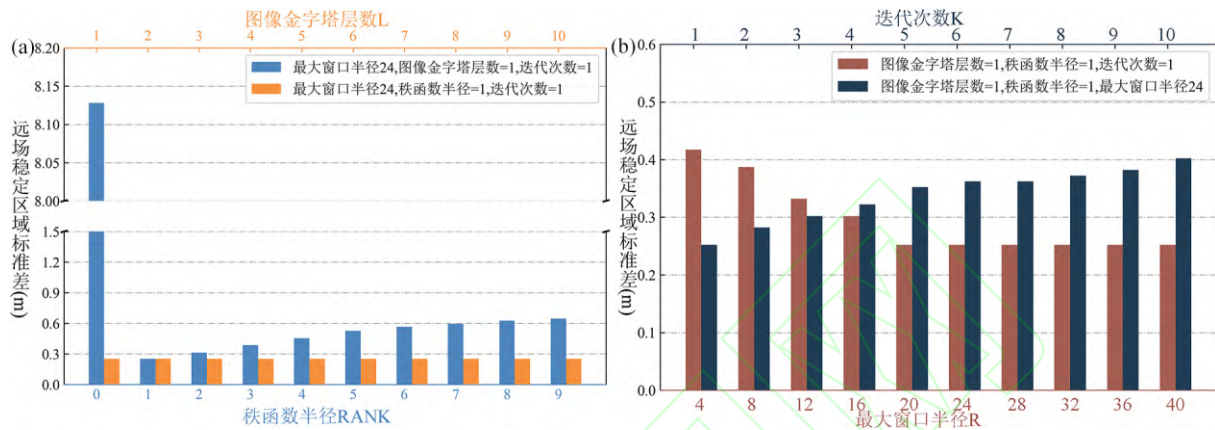


图 11 光流场方法最佳参数选择

Fig 11 Optimal Parameter Selection for Optical Flow Field Method

### 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 Lacroix et al. (2019)<sup>[13]</sup>，Ali et al. (2020)<sup>[29]</sup>采用的时间间隔加权方法，以及 Bontemps et al. (2018)<sup>[30]</sup>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不确定性的可靠度量<sup>[13,29,30]</sup>，它反映了相关影像对的噪声水平。图 12(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(例如 20151113-20171018、20151113-20171107)的测量不确定性低于时间间隔较短的影像对(例如 20151113-20170516、20151113-20170804)。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。

为了更好地理解反演算法的优势，我们比较反演和非反演算法<sup>[29,30]</sup>在稳定区域内(图 9(b)红色边框)累积位移解的标准差。非反演算法的累积位移是以 2015 年 11 月 13 日作为基准影像，其它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 12(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。例如，在 2015 年 11 月 13 日与 2018 年 7 月 25 日的相关影像对中，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，但对于不同年份但相似日期的影像，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。

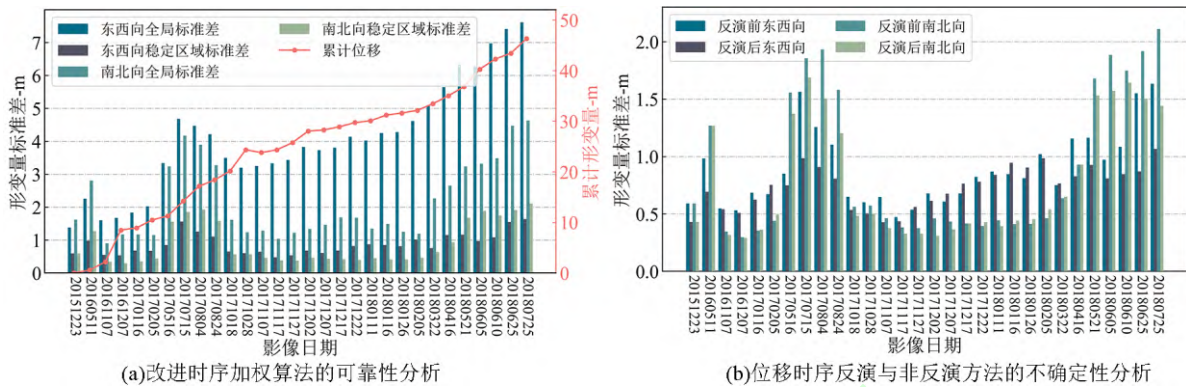


图 12 改进加权时序反演算法的可靠性及有效性分析

Fig 12 Reliability and Validity Analysis of Improved Weighted Time Series Inversion Algorithm

## 4 结语

为解决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的问题。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。通过进行 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 年 10 月 10 日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 方法的二十分之一；（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 26%；（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精度高和计算效率高的优势。

此外，由于太阳高度角、方位角差异，遥感影像强烈的灰度变化极大地限制光流场模型在地表形变时序分析时的性能。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（PC）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 A, 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 H, 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 A, 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]//2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Barcelona, Spain, 2007: 1943-1946.
- [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] Cournot M, Girou 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 S, et al. Quantifying the Spatio-Temporal 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. Coseismic 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 H, Wang C C, Mao X K, et al. An Adaptive Offset Tracking Method with SAR Images for Landslide Displacement Monitoring[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(8): 830.
- [18] Li M H, 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 Y, Wang Y J, Ge D Q, 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(1/2/3): 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 X, 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): 1-17.
- [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 B, Ding X L. 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 T, Liu L Y, Shi P J. 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]. *The Bulletin of the Seismological Society of America*, 1992, 82(2): 1018-1040.
- [33] Zhang Y J, 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 J, 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, Rufus Catchings, et al. Geometric and Kinematic Characteristics of Surface Ruptures of Ridgecrest Mw 6.4-Mw 7.1 Earthquake in Southern California. *Chinese Journal of Geophysics*[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 64(4): 1206-1214. (马振宁, 钱荣毅, Rufus Catchings, et al. 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, Zheng 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, et al. 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 H, 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, et al. 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 T. Selecting the Best Image Pairs to Measure Slope Deformation[J]. *Sensors*, 2020, 20(17): 4721.

### 网络首发:

**标题:** 基于光学遥感影像光流场模型的地表形变分析

**作者:** 丁明涛, 陈浩杰, 李振洪, 刘振江

**收稿日期:** 2024-03-01

**DOI:**10.13203/j.whugis20240071

### 引用格式:

丁明涛, 陈浩杰, 李振洪, 等. 基于光学遥感影像光流场模型的地表形变分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI:10.13203/J.whugis20240071

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, DOI:10.13203/J.whugis20240071

**网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!**

---

### 您感兴趣的其他相关论文:

**基于 InSAR 和光学影像解译的 2023 年甘肃积石山 Ms 6.2 震后地表形变和灾害分析**

陈鹏, 邱梁才, 姚宜斌, 朱成昌, 鲁杰瑞, 关星瑶, 洪扬, 孙世峥

武汉大学学报(信息科学版). DOI: 10.13203/j.whugis20240074

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20240074>