

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: 联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 形变解算方法
作者: 李晓田, 谢磊, 江坤, 单宝俊, 朱凌杰, 许文斌
DOI: 10.13203/j.whugis20240125
收稿日期: 2024-06-21
网络首发日期: 2024-07-18
引用格式: 李晓田, 谢磊, 江坤, 单宝俊, 朱凌杰, 许文斌. 联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 形变解算方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20240125>



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.whugis20240125

引用格式：

李晓田, 谢磊, 江坤, 等. 联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 形变解算方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240125 (LI Xiaotian, XIE Lei, JIANG Kun, et al. A joint M-estimation and bayesian estimation method for DS-InSAR deformation estimation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240125)

联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 形变解算方法

李晓田¹, 谢磊^{1*}, 江坤¹, 单宝俊¹, 朱凌杰¹, 许文斌¹

¹ 中南大学 地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙, 410083

摘要：联合永久散射体 (Persistent Scatterer, PS) 和分布式散射体 (Distributed Scatterers, DS) 估计地表形变, 可增加非城市区域的相干目标监测密度。然而, 目前仍存在相干目标点数量与参数估计精度难以兼顾的问题。鉴于此, 提出一种联合 M 估计和贝叶斯估计的时序 DS-InSAR (Distributed Scatterers- Interferometric Synthetic Aperture Radar) 形变解算方法 (Joint M-estimation and Bayesian Estimation- InSAR, MB-InSAR)。该方法使用三弧段构建 PS-DS 弧段网, 将加权贝叶斯估计和 M 估计分别应用于不同方差水平的 DS 点形变参数估计。模拟实验结果表明 MB-InSAR 对长时间序列的速率估计精度相较于传统最大似然估计和普通贝叶斯估计提高了 47%, 且受 PS 点密度和噪声的影响较小。在休斯顿地区实验中与三个 GPS 站点结果比对显示良好的一致性。模拟实验和真实实验验证了 MB-InSAR 方法在分布式目标形变参数估计中的有效性, 提高了 DS-InSAR 技术在复杂地表环境下的形变解算精度并保证相干目标点密度, 有助于揭示精细地表形变特征。

关键词：多时相合成孔径雷达干涉测量技术; 分布式散射体; M 估计; 贝叶斯估计

A joint M-estimation and bayesian estimation method for DS-InSAR deformation estimation

LI Xiaotian¹, XIE Lei^{1*}, JIANG Kun¹, SHAN Baojun¹, ZHU Lingjie¹, XU Wenbin¹

¹ School of Geoscience and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract: Objectives : Distributed scatterers interferometry (DS-InSAR) significantly increases the number of coherent target pixels in non-urban areas without losing spatial resolution. However, there remains a challenge in balancing the quantity of coherent targets with the accuracy of deformation estimation in conventional DS-InSAR method. To address this issue, we propose a new DS-InSAR method that integrates M-estimation and Bayesian estimation (MB-InSAR). **Methods:**

收稿日期: 2024-06-21

基金项目：国家自然科学基金 (42304037, 42174023), 国家杰出青年基金 (41925016), 国家重点研发计划课题 (2022YFB3903602), 湖南省自然科学基金重点项目 (2024JJ3031), 中南大学前沿交叉研究项目 (2023QYJC006)

第一作者：李晓田, 硕士生, 主要研究方向为 InSAR 的城市地表形变。215012178@csu.edu.cn

通讯作者：谢磊, 博士, 讲师。leixie_geo@csu.edu.cn

The method proposes a three-arc strategy to construct the Persistent Scatterer-Distributed Scatterer (PS-DS) arcs network, which provides a more accurate prior distribution for the DS estimator. Subsequently, the DS points are divided into different categories based on interpolation errors through the velocity interpolation variance. The points with small interpolation errors are solved based on weighted Bayesian estimation, while the remains with large interpolation error are solved based on M-estimation. **Results:** Applications on simulated datasets demonstrate that MB-InSAR improves the accuracy of long time series velocity estimation by 47%, compared with traditional maximum likelihood estimation and Bayesian estimation. Moreover, MB-InSAR exhibits less sensitivity to PS density and noise. The experiment in Katy and Sienna, Houston, indicated that the MB-InSAR method increased the number of measurement points by 160% and 125%, respectively. Furthermore, the velocity obtained by the MB-InSAR method shows strong consistency with GPS observation, and the maximum difference between the MB-InSAR method and GPS is less than 2.5 mm/a. **Conclusions:** The MB-InSAR method is effective in improving the estimation accuracy for the DS targets, which can shed more lights in deciphering the fine-scale deformation characteristics with the complex surface environment.

Keywords: Multi Temporal Interferometric Synthetic Aperture Radar; Distributed Scatterer; M estimation; Bayesian estimation

近年来,多时相合成孔径雷达干涉测量技术(Multi Temporal Interferometric Synthetic Aperture Radar, MT-InSAR)已逐渐成为形变监测的主流方法,应用范围覆盖了火山^[1-2]、地震活动^[3-5]、滑坡^[6-7]和城市沉降^[8-10]等方面。其中,干涉图堆叠(Stacking InSAR)技术假设大气延迟在时间上随机^[11],而形变呈线性趋势,通过平均大量干涉图来减少大气延迟效应引起的误差,但受限于以地表形变为线性作为前提并不适用复杂场景。永久散射体干涉测量技术(Persistent Scatterer-InSAR, PS-InSAR)能有效地削弱大气延迟对于形变监测所产生的影响^[12],但是在非城市区域存在PS点数量少的问题限制了该技术的可用范围。基于分布式散射体的小基线集技术(Small Baseline Subset-InSAR, SBAS-InSAR)以牺牲空间分辨率为代价^[13],增强观测相位信噪比获取形变信息,然而SBAS方法模糊了形变的空间细节,损失了部分相干信息;与全分辨率影像相比,较少的相干点也限制了形变解算精度。不同于SBAS方法,SqueeSAR[®]技术严格区分了永久散射体与分布式散射体^[14],利用时序统计推断方法进行同质点筛选,基于相位三角测量算法(Phase Triangulation Algorithm, PTA)对样本协方差阵进行极大似然估计获取时序优化相位,从而增加低相干区域的点密度和解算精度。此后,更多学者开始从同质点筛选、相位优化和DS时序解算三个方面对分布式散射体技术开展大量研究^[15-16]。

Goel等^[17]利用Anderson-Darling非参数假设检验方法在小样本情况下提取同质像元。Jiang等^[18]提出了快速同质像元选取(Fast Statistically Homogeneous Pixel Selection, FaSHPS)算法,在正态分布假设下,通过使用平均幅度的置信区间逻辑判断代替同质像元识别过程的假设检验问题,显著提高了计算效率。Fornaro等^[19]提出了(Component extraction and selection -SAR, CAESAR)方法,采用主成分分析得到DS相位的最优估计。Jiang等^[20]发布了针对DS点时序处理的开源软件,该算法基于FaSHPS方法选择DS点,并使用自适应Goldstein滤波技术优化DS干涉相位。然而,目前对于DS点的时序解算研究还较为有限。Shi等^[21]应用自适应波束形成估计器从低信噪比的DS点协方差矩阵中获取形变参数。文献[20]中采用最小二乘估计法得到与最邻近PS连接的DS点形变参数,但仍存在提高估计精度会导致DS点数量减少的问题。为了解决测量精度和DS点覆盖率之间的矛盾,Li等^[22]提出了结合PS和DS的贝叶斯估计方法,通过最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation,

MLE) 求得第一层高质量点的参数, 将 DS 点与最邻近 PS 点连接后基于贝叶斯理论求解 DS 点形变参数。但是, 在贝叶斯理论中, 先验参数的精度会影响参数估算准确性, 对于参数空间相关性低或形变梯度较大的区域, 使用克里金插值为 DS 点提供先验参数, 插值误差过大时会影响后续参数估计。

综上, 目前 DS-InSAR 形变参数估计仍存在如下不足: (1) 使用 MLE 方法估计 DS 点参数面临测量精度和测量点数之间的矛盾; (2) 普通贝叶斯估计依赖于最邻近 PS 点参数和先验参数精度。鉴于此, 本文提出了一种联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 解算方法 (joint M-estimation and Bayesian estimation- InSAR, MB-InSAR)。首先, 基于三弧段对 PS-DS 弧段网络进行重定权; 利用克里金插值获取 DS 点参数的先验分布, 根据速率插值方差阈值筛选出插值误差较小的 DS 点, 通过加权贝叶斯估计求解其形变参数以提高参数估计的鲁棒性; 对于速率插值方差较大的 DS 点, 则使用 M 估计获取其形变参数, 以减少插值误差对参数估计的影响。本研究利用模拟数据和休斯顿地区真实数据验证了方法的有效性, 并讨论了 MB-InSAR 的适用场景和局限性。

1. MB-InSAR 数据处理方法

本文提出的 MB-InSAR 方法以传统 PS 作为起算第一层网络, 建立 PS-DS 联合估算方法, 主要包含以下关键步骤 (图 1): 1) 基于三弧段的 PS-DS 弧段网络加权; 2) 基于贝叶斯理论的最大后验估计的 DS 形变参数解算^[17,23]; 3) 基于 M 估计方法的 DS 形变速率重解算。

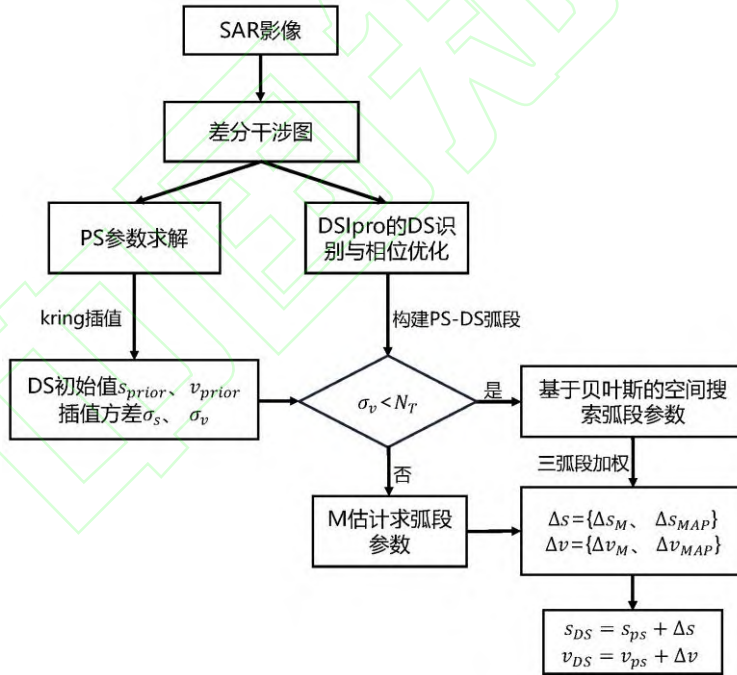


图 1 MB-InSAR 算法流程图 (N_T : 速率插值方差阈值)

Fig. 1 Pipeline of Proposed MB-InSAR Method (N_T : Threshold for Velocity Interpolation Variance)

将 SAR 影像集通过单主影像原则形成差分干涉图, 对干涉图进行去地形和去平地处理, 得到的差分干涉相位:

$$\Delta\varphi_{m,n} = \Delta\varphi_{m,n}^{\text{topo}} + \Delta\varphi_{m,n}^{\text{def}} + \Delta\varphi_{m,n}^{\text{APS}} + \Delta\eta_{m,n} \quad (1)$$

式中, $\Delta\varphi_{m,n}^{\text{topo}}$ 表示由外部 DEM 不准确导致的地形相关误差相位, $\Delta\varphi_{m,n}^{\text{def}}$ 表示与线性形变速率相关的相位, $\Delta\varphi_{m,n}^{\text{APS}}$ 表示大气延迟效应相关的相位, $\Delta\eta_{m,n}$ 表示由时间和空间去相关等引

起的噪声相位。然后，分别进行 PS 参数求解与 DS 点提取和相位优化，将解得的第一层网络中的 PS 点与 DS 点构成弧段后，联合弧段参数与 PS 参数求解 DS 点参数。

不同于普通贝叶斯估计直接将 DS 和最近的 PS 点构成弧段，第二层网络的估计很大程度上依赖于邻近 PS 点的参数精度。为了提升 DS 参数估计的鲁棒性，顾及最近 PS 点参数估计存在误差的情况，本文将 DS 点与最邻近的三个 PS 点相连构成三弧段网（图 2）。

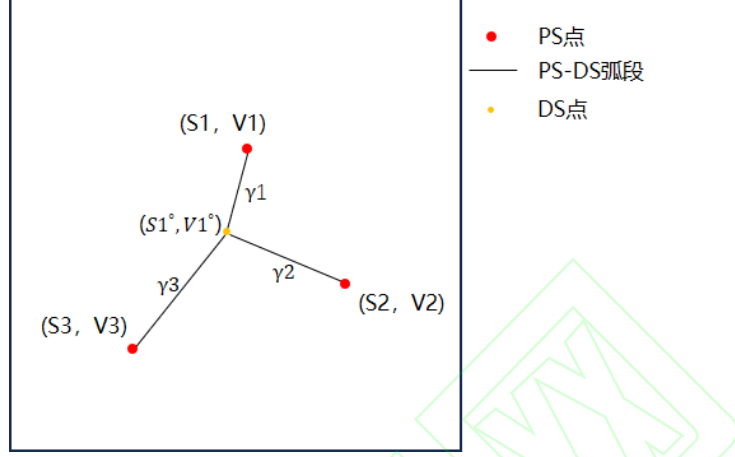


图 2 PS-DS 三弧段网表示图

Fig. 2 Weighted Arc Sements for PS-DS Network

由于大气在空间上具有相关性，假设距离较近的两点大气延迟效应相同，则相邻点 i 、 j 在第 n 幅差分干涉图中的相位作差为：

$$\Delta\phi_{i,j}^n = \text{Wrap}(\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{topo}} + \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{def}} + \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}) \quad (2)$$

$$\begin{cases} \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{topo}} = \frac{4\pi}{\lambda R \sin\theta} B_{\perp}^n \Delta s_{i,j} \\ \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{def}} = \frac{4\pi}{\lambda} T^n \Delta v_{i,j} \\ \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}} = \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{non-linear}} + \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{APS}} + \Delta\phi_{i,j}^{n,\text{noise}} \end{cases} \quad (3)$$

式中， λ 、 R 、 θ 分别表示波长、斜距和入射角， B_{\perp}^n 、 T^n 分别表示第 n 幅差分干涉图的垂直

基线和时间基线， $\Delta s_{i,j}$ 、 $\Delta v_{i,j}$ 分别表示 i 、 j 两点间弧段的 DEM 误差之差和线性形变速率之

差， $\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}$ 表示与非线性形变、大气延迟和噪声相关的残差相位。由于观测相位是缠绕的，

则不能基于线性模型对未知参数求解。因此，基于时序相干系数 γ 建立得到目标函数，并利用

空间搜索估计参数 $(\Delta s, \Delta v)$ 使目标函数最大，即：

$$\underset{\Delta s, \Delta v}{\text{argmax}} (\gamma) = \underset{\Delta s, \Delta v}{\text{argmax}} \left(\left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \exp(-j\phi_n(\Delta s, \Delta v)) \right| \right) \quad (4)$$

$$\phi_n(\Delta s, \Delta v) = \Delta\phi_{i,j}^n - \frac{4\pi}{\lambda R \sin\theta} B_{\perp}^n \Delta s_{i,j} - \frac{4\pi}{\lambda} T^n \Delta v_{i,j} \quad (5)$$

为了减少求解中空间搜索范围与步长的影响，可基于从一级网络估计的结果以及形变空间相关性，使用克里格模型^[24]获得低质量 DS 处形变和高程参数的概率密度函数。假设输出预测值为 s_{prior} 和 v_{prior} ，方差分别为 σ_s 和 σ_v ，则 s 和 v 的先验联合高斯分布可以表示为：

$$P(s, v) = \frac{1}{2\pi\sigma_s\sigma_v} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(s-s_{\text{prior}})^2}{\sigma_s^2} + \frac{(v-v_{\text{prior}})^2}{\sigma_v^2}\right)\right] \quad (6)$$

将最大时序相干系数作为似然函数（式(4)）并利用插值已得到的 DS 点先验函数（式(6)），则根据最大后验估计可得该 PS-DS 弧段相对参数：

$$\Delta s_{MAP}, \Delta v_{MAP} = \underset{\Delta s, \Delta v}{\operatorname{argmax}} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \exp(-j\phi_n(\Delta s, \Delta v)) \right\} P(\Delta s + s_r, \Delta v + v_r) \quad (7)$$

式中, s_r 和 v_r 分别表示与 DS 点连接的 PS 点的 DEM 误差和线性形变速率, N 表示干涉图数量。在获取 PS-DS 弧段满足最大后验概率解的相对参数后($\Delta s_{MAP}, \Delta v_{MAP}$), 可进一步通过 PS-DS 间的空间关系对 DS 形变参数进行加权和更新。时序相干系数反映了噪声水平以及估计的弧段参数的质量, 已知 PS 点参数(s, v), 通过时序相干性值加权得到 DS 的形变参数:

$$\begin{cases} s_{DS} = (G_1 s_{DS}^1 + G_2 s_{DS}^2 + G_3 s_{DS}^3)/G \\ v_{DS} = (G_1 v_{DS}^1 + G_2 v_{DS}^2 + G_3 v_{DS}^3)/G \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} s_{DS}^i = \Delta s_{MAP}^i + s^i \\ v_{DS}^i = \Delta v_{MAP}^i + v^i \\ G = G_1 + G_2 + G_3 \\ G_i = \gamma_i \end{cases} \quad (9)$$

式中, γ_i 代表估计弧段的时序相干值。除此之外, 构建弧段依旧需要满足弧段长度小于 1 km, 以保证 $|\Delta\phi_{i,j}^{n,res}| < \pi$ 的假设。

在贝叶斯估计后, 本文针对插值得到的 σ_v , 通过阈值 N_T 挑选形变梯度和插值误差较大的加权最大后验估计点。其中, 速率插值方差阈值 N_T 可根据速率插值方差分布的拐点位置确定。利用插值初始值协助进行初步的相位解缠, 并进一步利用 M 估计重新计算 PS-DS 弧段的形变速率和地形误差: 即基于式(2), 先将 $\Delta\phi_{i,j}^{n,res}$ 作为一个小量忽略, 使用插值得到的参数初始值求出不含残差相位的双差解缠相位 $\Delta\phi_{i,j}^{n,topo} + \Delta\phi_{i,j}^{n,def}$, 并将其缠绕后与观测相位作差, 即:

$$\Delta\phi_{i,j}^{n,res} = \Delta\phi_{i,j}^n - \operatorname{Wrap}\left(\frac{4\pi}{\lambda R \sin\theta} B_{\perp}^n \Delta s_{i,j} + \frac{4\pi}{\lambda} T^n \Delta v_{i,j}\right) \quad (10)$$

若假设残差相位 $|\Delta\phi_{i,j}^{n,res}| < \pi$, 则可利用缠绕与解缠后的双差相位更新观测相位。此时, 弧段参数估计问题转化为连续反演:

$$\Delta\phi = DJ = \begin{bmatrix} 2\pi\xi_1 & 2\pi\eta_1 \\ \vdots & \vdots \\ 2\pi\xi_N & 2\pi\eta_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta s \\ \Delta v \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \xi_i = \frac{2B_{\perp}^i}{\lambda R \sin\theta} \\ \eta_i = \frac{2T^i}{\lambda} \end{cases} \quad (12)$$

为了克服解缠相位可能存在的异常值, 本文利用 M 估计对弧段参数 J 迭代求解。M 估计器采用加权最小二乘思想^[25,26], 通过迭代地将较小的权重分配给较大的残余相位, 在连续搜索空间中估计参数:

$$\hat{j}^{(t)} = (D^T W^{(t)} D)^{-1} D^T W^{(t)} \Delta\phi \quad (13)$$

式中, W 是初始值为单位阵的对角权矩阵, t 是迭代次数; 利用残差相位 $r_i^{(t)} = \Delta\phi - D\hat{j}^{(t)}$

计算迭代过程中的权矩阵, 即可估计出弧段参数后与 PS 点参数相加得到 DS 点的形变参数:

$$W^t = \begin{cases} 1 & |r_i^{(t)}| > C \\ \frac{C}{|r_i^{(t)}|} & |r_i^{(t)}| < C \end{cases} \quad C = 1.345 \quad (14)$$

2. 实验与分析

2.1 模拟实验

为验证本文算法的可行性与有效性，以单主影像基线配置模拟了一组时间跨度为 7 年，尺寸为 1000*1000 大小的 141 幅干涉图。模拟相位由线性形变信号、周期形变信号、残余高程误差和噪声相位组成（图 3）。模拟实验设定的速率插值方差阈值均为 $25 \text{ mm}^2/\text{a}^2$ 。

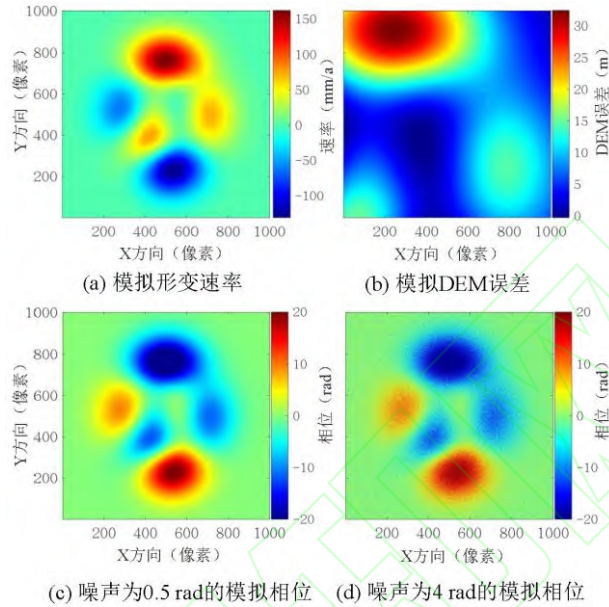


图 3 模拟数据

Fig. 3 Simulated Dataset

随机模拟 2000 个 PS 点和 4000 个 DS 点，分别为 PS 像素和 DS 像素添加均值为 0 rad，标准差分别为 0.5 rad、1 rad 的随机噪声。利用最大似然估计、贝叶斯估计和 MB-InSAR 方法对 DS 参数求解。结果显示，MB-InSAR 方法的速率均方误差 (RMS_v) 为 0.35 mm/a，相比贝叶斯估计 (2.71 mm/a) 提高了 87%，相比最大似然估计 (0.98 mm/a) 提高了 64% (图 4(a-c))。贝叶斯估计的残差分布结果显示 (图 4(b))，残差较大的点集中在形变速率梯度较大的区域 (图 3(a))。最大似然估计的 DEM 误差的残差分布无明显空间分布特征，其 DEM 误差均方误差为 4.77 m，贝叶斯估计和 MB-InSAR 方法均能很好的估计 DEM 误差 (图 4(d-f))。

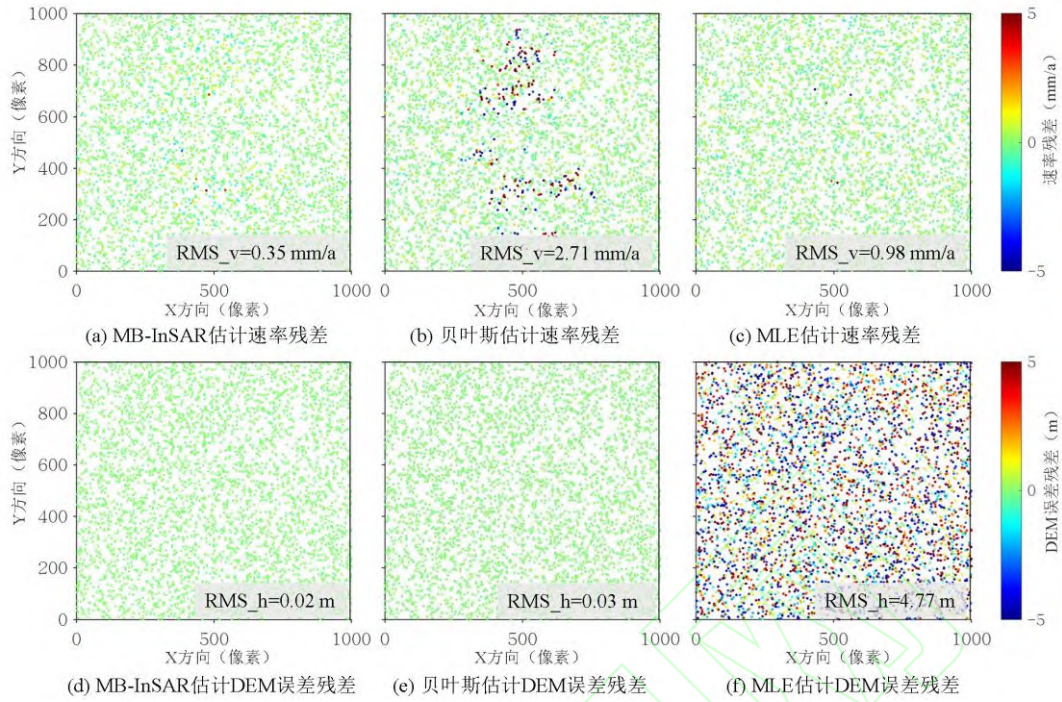


图 4 不同方法形变速率求解与 DEM 误差对比

Fig. 4 Comparison of Deformation Velocity and DEM Error from Different Methods

在抗噪水平测试中，本文为 PS 像素添加均值为 0 rad、标准差为 0.5 rad 的随机噪声，为 DS 像素添加均值为 0 rad，标准差分别为 1-8 rad 的随机噪声。随着噪声标准差从 1 rad 增大至 2 rad，最大似然估计（MLE）的速率精度迅速劣化，当噪声达到 4 rad 以后，MLE 估计均方误差（RMS）保持约 13.7 mm/a；相比而言，贝叶斯估计具有更稳定的抗噪能力，其速率均方误差约 3 mm/a；而 MB-InSAR 方法的速率均方误差最大约 1 mm/a 且对 1-8rad 的噪声始终保持稳定。

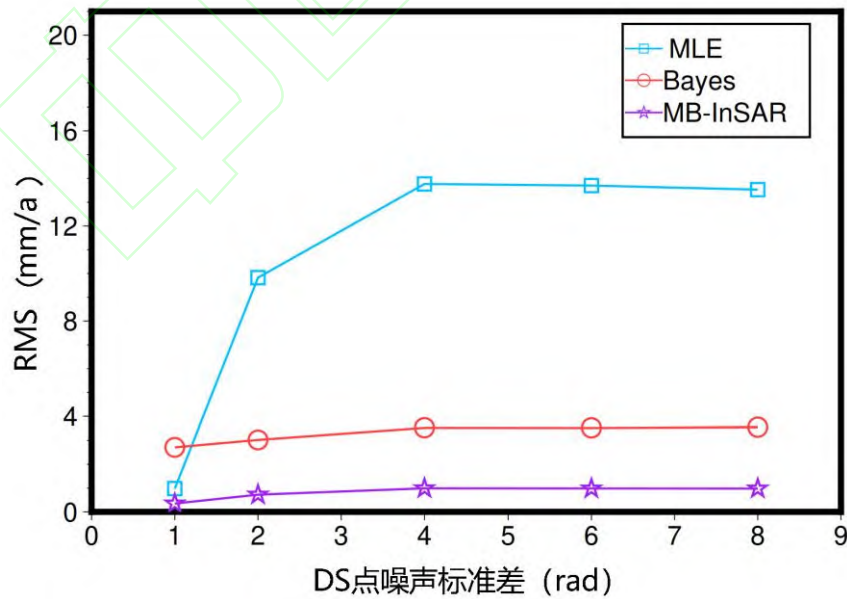


图 5 三种方法的抗噪性能

Fig. 5 The Sensitivity Tests for the Observation Noises.

为了进一步模拟真实变形情况下 PS 点分布不均匀以及存在形变梯度较大的情况，本文在上述模拟实验条件下，对模拟数据的三个区域进行掩膜，并加入一条形变突变边界。利用最大似然估计、贝叶斯估计和 MB-InSAR 方法对 DS 参数求解。图 7(a)显示 MB-InSAR 方法的残差分布，其 DS 参数残差明显小于其余两种方法，MB-InSAR 方法速率均方误差为 1.93 mm/a，相较于贝叶斯估计，该方法对于缺少 PS 点的边界明显有更好的估计并且速率均方误差降低了 47%；与最大似然估计相比，MB-InSAR 方法估计的速率均方误差降低了 64%。图 7(b)显示了贝叶斯估计的 DS 速率残差分布，残差较大的点分布在缺少 PS 点区域的边界和形变梯度变化较大的地方。图 7(c)显示了最大似然估计的 DS 速率残差分布中，残差较大的点分布在缺少 PS 点的区域。

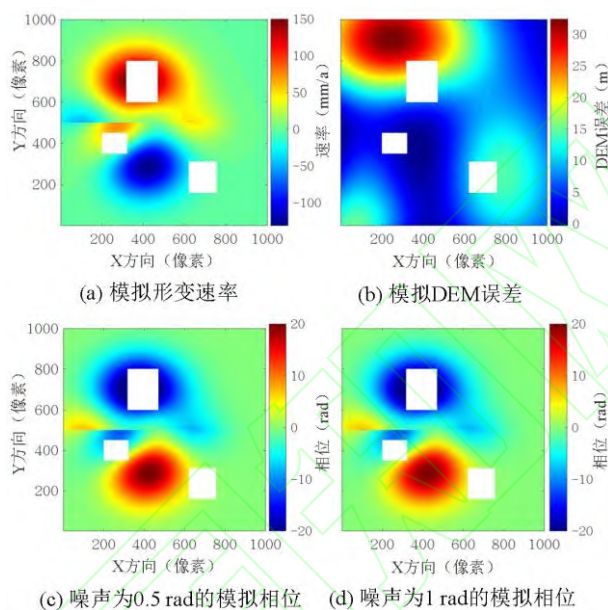


图 6 模拟形变梯度与空洞条件的模拟数据

Fig. 6 Simulation Data Under Deformation Gradient and Cavity Conditions

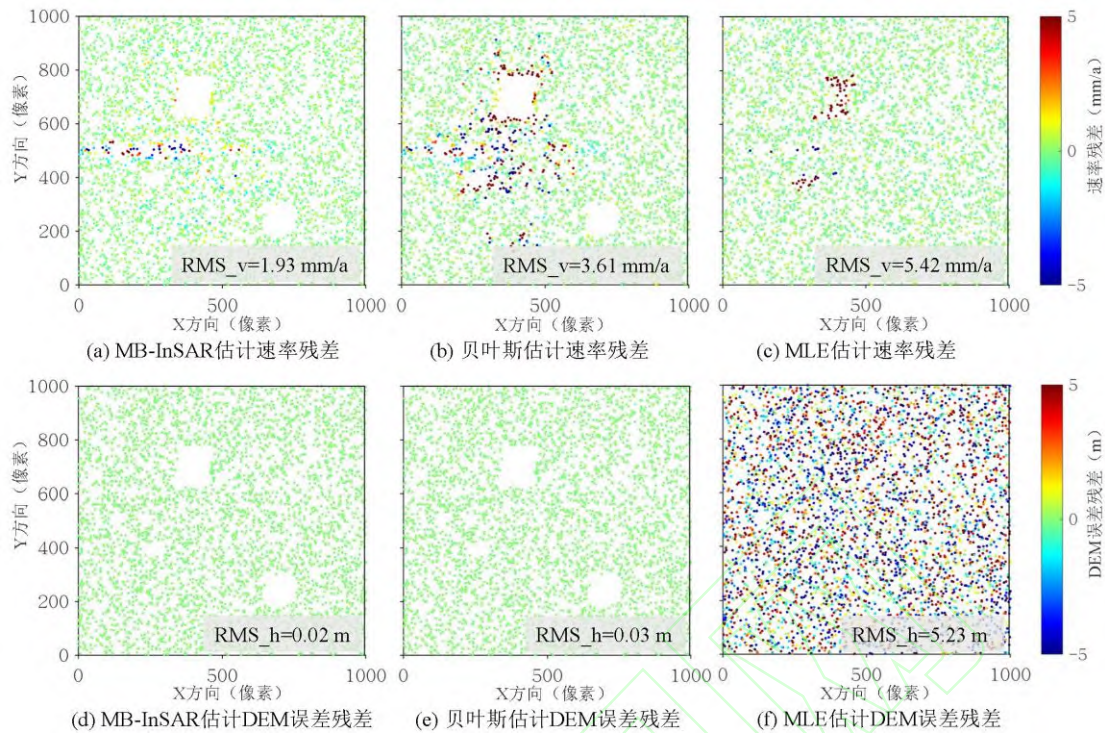


图7 不同方法形变速率求解与DEM误差对比

Fig. 7 Comparison of Deformation Velocity and DEM Error from Different Methods

为了探索三种方法在不同 PS 点密度条件下的估计精度变化，本文增加了两组对比实验：1000 个 PS 点、2000 个 DS 点和 3000 个 PS 点、6000 个 DS 点。在 PS 和 DS 相位中添加均值为 0 rad，标准差为 0.5 rad 和 1 rad 的随机噪声，三种估计方法求解的 DS 点速率均方误差结果如下表 1 所示。结果显示随着点密度的变化，MB-InSAR 方法的形变参数估计性能稳定，速率均方误差约为 1.97 mm/a，而 MLE 估计和贝叶斯估计的速率均方误差的波动较大，且始终大于 MB-InSAR 方法。

表 1 三种方法在不同点密度下的速率均方误差

Tab. 1 RMS for Three Methods at Different Point Densities

估计方法	PS/DS: 1000/2000 的均方误差(mm/a)	PS/DS: 2000/4000 的均方误差(mm/a)	PS/DS: 3000/6000 的均方误差(mm/a)
最大似然估计	4.91	5.42	4.71
贝叶斯估计	4.51	3.61	2.91
MB-InSAR 估计	1.97	1.93	1.96

与最大似然估计相比，MB-InSAR 方法与贝叶斯估计方法获取先验信息而增加的插值步骤增加了算法耗时。与贝叶斯估计相比，MB-InSAR 方法为提高估计鲁棒性增加了弧段数量使得计算量增加。下表列出三种方法与弧段数量相关的时间效率，结果显示 MLE 估计计算简单，耗时最少；MB-InSAR 估计的效率与参与加权贝叶斯估计的弧段数量有关。模拟实验结果显示 MLE 估计易受点密度与 DS 点噪声影响，MB-InSAR 方法相比贝叶斯估计可以损失部分计算效率以获取鲁棒性更高的估计结果。

表 2 三种方法与弧段数量相关的时间效率

Tab. 2 Time efficiency of three methods in relation to the number of arcs

方法	弧段数量/时间 (秒)	弧段数量/时间	弧段数量/时间
MLE 估计	2000/14	4000/29	6000/44
贝叶斯估计	1935/76	3983/159	5981/250
MB-InSAR 估计	5805/218	11949/450	17943/687

2.2 真实数据实验

本文选择美国德克萨斯州休斯顿市的 Sienna 和 Katy 两个地区作为实验区域验证 MB-InSAR 算法在真实监测场景中的有效性 (图 8)。自上个世纪以来, 休斯顿市经历了严重的地面沉降, 主要原因是地下水和碳氢化合物的开采^[27]。为应对城市地表的显著形变问题, 休斯敦市建立了密集的 GPS 网络。本文自欧洲空间局 (ESA) 获取了 2018 年 1 月 8 日到 2019 年 12 月 29 日共 56 幅 Sentinel-1 数据, 以 2019 年 1 月 15 日的 SAR 影像作为参考主影像, 生成了 55 幅干涉图, 使用 30 m 分辨率的 SRTM 数字高程模型^[28]去除地形相位分量以及作为地理编码的参考地形模型。研究区内共有四个可用的 GPS 站点, 包括分别为 Sienna 地区的 RPFB 站点和 Katy 地区的 UHCR、OKEK、UHKD 三个站点。其中, 由于站点 UHKD 与 InSAR 数据重合时间只有 2019-2020 年, 最终选择 UHCR、OKEK、RPFB 三个站点进行对比试验。

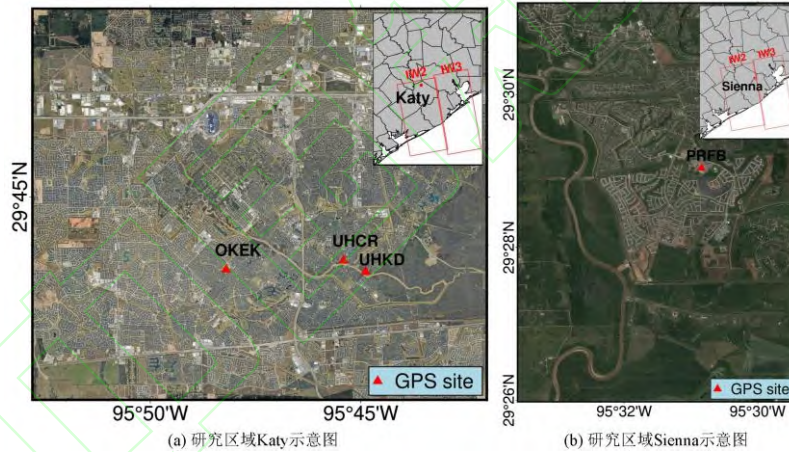


图 8 研究区域概况

Fig. 8 Overview of the Study Area

本文分别使用了 StaMPS、MB-InSAR 方法和贝叶斯估计方法对研究区域的形变速率进行求解, StaMPS 方法初始候选点的振幅离差阈值设为 0.4。将 MB-InSAR 方法与 StaMPS 对比, 结果显示 Katy 地区测量点的数量明显增加, 由 34,036 个增加至 88,574 个, 点密度提升 160% (图 9(a)(c)); Sienna 地区经过 MB-InSAR 处理后左下角形变场被部分恢复, 测量点由 3,051 个增加至 6,876 个, 点密度提升 125% (图 9(d)(f))。图 9(g)与(h)显示的平均速率差的残差主要集中于 PS 点稀疏区域。Katy 地区密集的 PS 点为 DS 点提供了精确的先验参数, 因此贝叶斯估计和 MB-InSAR 估计结果均具有较高精度。而 Sienna 地区西南部由于没有密集的 PS 点对插值进行约束, 导致 DS 点先验参数的插值误差较大。因此, 贝叶斯估计方法在这一场景下参数估计精度不佳, 而 MB-InSAR 方法中使用 M 估计对这一部分 DS 点进行重估计, 提高了参数估计精度。

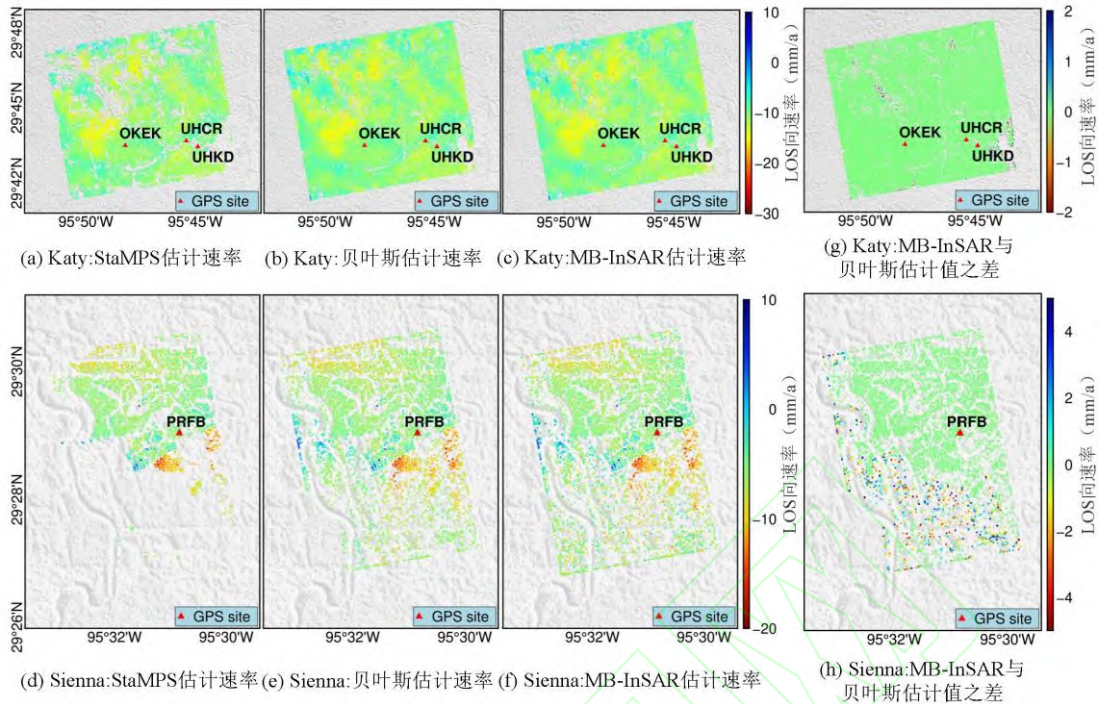


图 9 三种方法估计的 Katy 和 Sienna 的形变速率

Fig. 9 Deformation Velocity of Katy and Sienna Estimated by Different Methods

针对 MB-InSAR 方法估计形变速率结果中测量点密度明显增加的区域展开进一步分析。Katy 地区区域 1 的 MB-InSAR 结果显示明显的沉降漏斗，由于该地的植被覆盖率高，PS 结果中很难提取到足够多的可靠测量点，显然针对植被覆盖区域 MB-InSAR 方法有明显的优势(图 10)；区域 2 的 PS 监测结果显示了体育场的东南侧有稀疏的沉降点，而 MB-InSAR 则直接体现了体育场周围的整体形变特征。Sienna 地区的沉降区集中在区域 1 和区域 2 (图 11)，MB-InSAR 方法的处理结果显示沉降主要发生在两个区域的建筑群，由于 Sienna 地区的西南部被农田和浅层植被覆盖，导致此地能提取的 PS 点较少，但 MB-InSAR 方法可监测到该区域处于稳定状态，无明显的沉降信号。

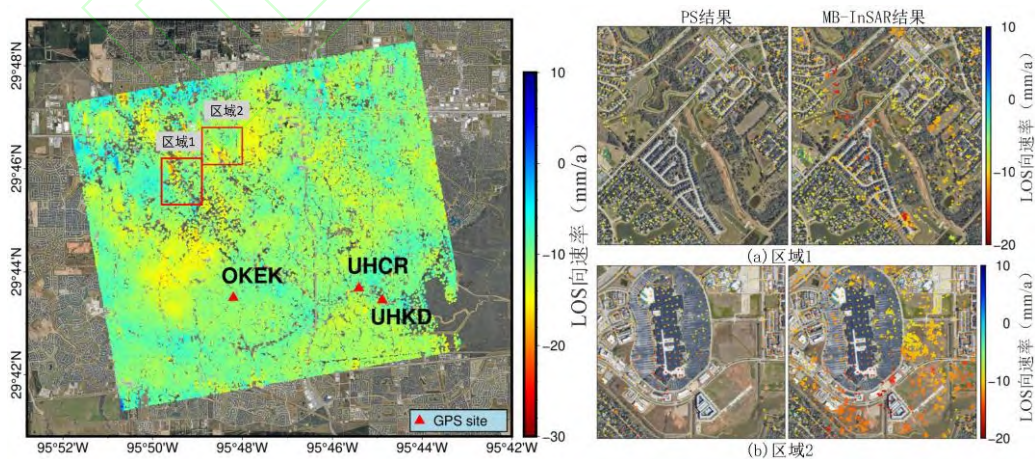


图 10 Katy 地区的形变速率对比(速率插值方差阈值为 $0.5 \text{ mm}^2/\text{a}^2$)

Fig. 10 Comparison of Deformation Velocity in the Katy Region

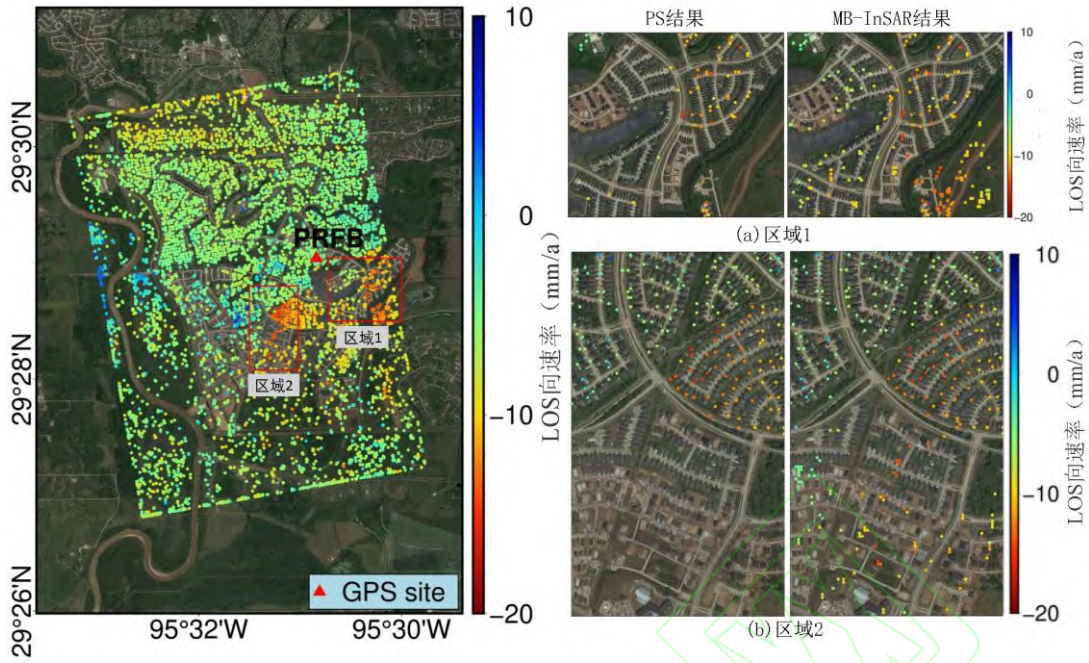


图 11 Sienna 地区的形变速率对比(速率插值方差阈值为 $2 \text{ mm}^2/\text{a}^2$)

Fig. 11 Comparison of Deformation Velocity in the Sienna Region

本文将研究区中的三个 GPS 站点的时序信号分解成周期信号与线性信号，由线性信号表征这三个地点两年间的年平均沉降速率（图 12）。将 GPS 年平均沉降速率与 MB-InSAR 获取的形变速率进行对比分析。GPS 结果计算出站点 OKEK 的形变速率为 -12.45 mm/a 、UHCR 为 -12.65 mm/a 、PRFB 的形变速率为 -3.73 mm/a 。MB-InSAR 估计出站点 OKEK 的形变速率为 -10.28 mm/a 、UHCR 为 -10.22 mm/a 、PRFB 为 -4.29 mm/a 。三个测点与 GPS 速率差值的最大值小于 2.5 mm/a ，图 12 显示出 GPS 与 MB-InSAR 结果具有较好的一致性，验证了 MB-InSAR 方法在地面监测中的有效性。

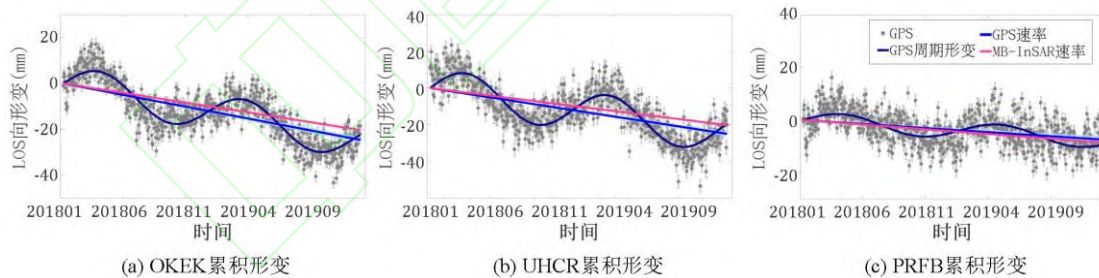


图 12 GPS 与 MB-InSAR 形变速率对比 (mm/a)

Fig. 12 Comparison of Deformation Velocity Between GPS and MB-InSAR (mm/a)

3. 讨论

本文提出了一种新的时序 DS-InSAR 方法，通过联合 M 估计和加权贝叶斯估计求解 DS 点的形变参数。新方法在精度和抗噪性能方面优于最大似然估计和普通贝叶斯估计，并且在 PS 点密度较低或出现空洞等不均匀分布时依然可以较好的进行参数估计。其主要原因在于：

1) 经过相位优化后的 DS 点仍然存在相位质量较差的情况。使用最大似然法估计弧段参数易受到噪声的干扰导致参数估计质量不佳，其中 DEM 误差受噪声影响最明显。而本文

利用贝叶斯估计考虑形变场的空间相关性，估计精度高于传统最大似然估计。分别设置两组实验，实验一将所有噪声项均设置为 0，实验二为 PS 点和 DS 点设置均值为 0，标准差分别为 0.5 和 1 rad 的噪声，利用 MLE 方法估计速率和 DEM 误差如图。结果显示，MLE 方法估计 DEM 误差对噪声极其敏感。

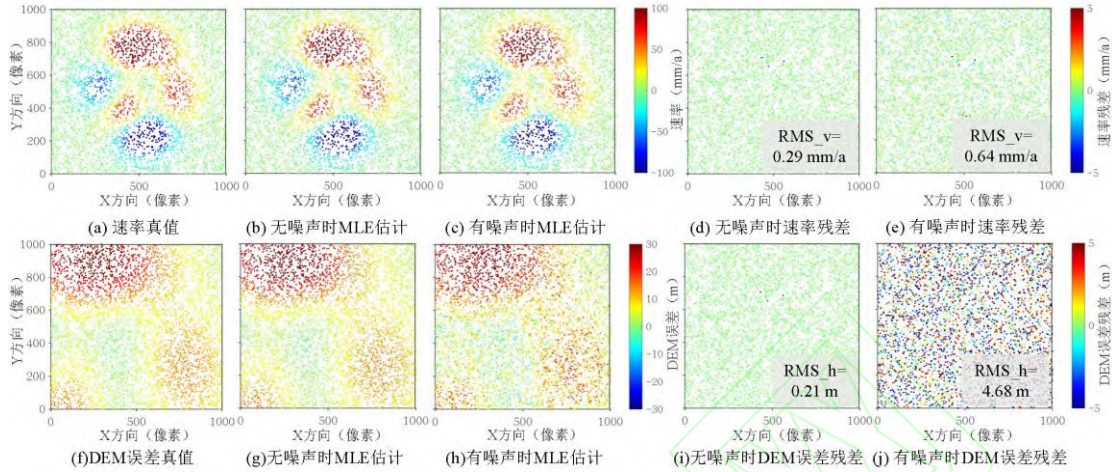


图 13 噪声对 MLE 估计的形变速率与 DEM 误差的影响

Fig. 13 The Influence of Noise on the Deformation Velocity and DEM Error of MLE Method

2) 普通贝叶斯估计将 DS 点与最邻近 PS 点构成弧段，然而此时 DS 点参数估计易受到邻近 PS 点的参数精度影响。本文所提方法通过将 DS 点与邻近 PS 点构成三弧段网以增加观测方程条件数，并通过加权贝叶斯估计提升 DS 参数估计的鲁棒性。

3) DS 弧段参数的贝叶斯估计结果受插值的先验参数影响。当出现 PS 点密度较小或无 PS 点时，边缘 DS 点起算数据(插值速率)存在异常，导致这些点的估计精度降低(如图 7(b)所示)。本文根据速率插值方差阈值提取边缘 DS 点，并使用 M 估计进行参数解算。当 DS 点本身相位质量差或由于解缠误差导致存在相位异常值时，M 估计可根据观测相位与初始相位的残余相位为相位分配不同权重，进一步提升弧段参数估计精度。

通过实验确定了新方法在分布式目标处理中的可行性，但是受限于设定的观测模型，本文方法仍存在不足。首先，方法需要人为设置速率插值方差阈值，有时在无 PS 点区域不能准确提取边缘 DS 点；其次，本文方法基于克里金插值得到先验参数依赖于参数空间相关性。MB-InSAR 方法目前适用于较强空间相关性的线性形变区域，例如由地下水开采、地下工程实施引起的沉降地区。

4. 结语

本文提出的联合 M 估计和贝叶斯估计的时序 DS-InSAR 解算方法，通过构建 PS-DS 三弧段网组成多余观测方程，联合了 M 估计和加权贝叶斯估计求解 DS 点的形变参数，解决了部分低相位质量 DS 观测对速率估计精度的影响以及传统贝叶斯 DS 参数解算对邻近 PS 参数的依赖。相较于传统最大似然估计和贝叶斯估计，模拟实验验证了本方法在针对观测噪声、观测点不均匀分布时的优势，结果显示 MB-InSAR 估计的速率均方误差比贝叶斯估计降低了 47%，比最大似然估计降低了 64%。本文利用 2018-2019 年的两年 SAR 数据在美国德克萨斯州的休斯顿市的 Katy 和 Sienna 两个地区开展实验，结果表明相较于 PS 处理结果，新方法的测量点数分别提升了 160%和 125%，MB-InSAR 估计的速率与该地区的 GPS 速率差值的最大值小于 2.5 mm/a。

致谢

本文采用的 Sentinel-1 卫星数据由欧洲航天局提供；GPS 数据来自内华达大地测量实验室 (http://geodesy.unr.edu/NGLStationPages/gpsnetmap/GPSNetMap_MAG.html)。

参考文献

- [1] Xu W, Xie L, Bürgmann R, et al. The 2022 Eruption of Wolf Volcano, Galápagos: The Role of Caldera Ring-Faults During Magma Transfer From InSAR Deformation Data[J]. *Geophysical Research Letters*, 2023, 50(14): e2023GL103704.
- [2] Xu W, Ruch J, Jónsson S. Birth of Two Volcanic Islands in the Southern Red Sea[J]. *Nature Communications*, 2015, 6(1): 7104.
- [3] Zhao L, Xu W, Xie L, et al. Fault Geometry and Low Frictional Control of the Near-Field Postseismic Deformation of the 2021 Mw 7.3 Maduo Earthquake[J]. *Tectonophysics*, 2023, 863: 230000.
- [4] Zhao Lei, Chen Zhidan, Xie Lei, et al. Coseismic Deformation and Slip Model of the 2024 MW7.0 Wushi Earthquake Obtained from InSAR Observation. *Reviews of Geophysics and Planetary Physics*, 2024, 55(0): 1-8 (in Chinese). (赵磊, 陈志丹, 谢磊, 等. 2024年1月23日 MW7.0 乌什地震 InSAR 同震形变场和断层滑动分布. *地球与行星物理论评(中英文)*, 2024, 55(0): 1-8.)
- [5] LI Shaowei, XU Wenbin, LI Zhiwei, et al. Present Interseismic Deformation along the Tuosuo Lake Segment of the East Kunlun Fault Zone and its Interaction with the 2021 Madoi Earthquake. *Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*, 2023, 66(12): 4928-4943. (李少为, 许文斌, 李志伟, 等. 东昆仑断裂带托素湖段现今形变特征及其与 2021 玛多地震相互作用. *地球物理学报*, 2023, 66(12): 4928-4943)
- [6] Xiong Z, Feng G, He L, et al. Reactivation/Acceleration of Landslides Caused by the 2018 Baige Landslide-Dammed Lake and its Breach Floods Revealed by InSAR and Optical Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023.
- [7] Du Y N, Xu Q, Zhang L, et al. Recent Landslide Movement in Tsaoling, Taiwan Tracked by TerraSAR-X/TanDEM-X DEM Time Series[J]. *Remote Sensing*. 2017, 9, 353.
- [8] Albano M, Polcari M, Bignami C, et al. An Innovative Procedure for Monitoring the Change in Soil Seismic Response by InSAR Data: Application to the Mexico City Subsidence[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 53: 146-158.
- [9] Bai L, Jiang L M, Wang H S, et al. Spatiotemporal Characterization of Land Subsidence and Uplift (2009-2010) over Wuhan in Central China Revealed by TerraSAR-X InSAR Analysis[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(4): 350.
- [10] José, Manuel, Delgado, et al. Measuring Urban Subsidence in the Rome Metropolitan Area (Italy) with Sentinel-1 SNAP-StaMPS Persistent Scatterer Interferometry[J]. *Remote Sensing*, 2019, 2(11).
- [11] Sandwell D T, Price E J. Phase gradient approach to stacking interferograms[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1998, 103(B12): 30183-30204.
- [12] Ferretti A, Prati C, Rocca F. Nonlinear Subsidence Rate Estimation Using Permanent Scatterers in Differential SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(5): 2202-2212.

- [13] Berardino P, Fornaro G, Lanari R, et al. A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2375-2383.
- [14] Ferretti A, Fumagalli A, Novali F, et al. A New Algorithm for Processing Interferometric Data-Stacks: SqueeSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(9): 3460-3470.
- [15] WU Hongan, ZHANG Yonghong, KANG Yonghui, et al. Fine Mapping of Surface Deformation in Xinjing Open-Pit Mine, Inner Mongolia Using FS-InSAR Technique[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(3): 389-399. (吴宏安,张永红,康永辉,等.利用 FS-InSAR 技术精细监测内蒙古新井露天矿地表形变[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(03): 389-399.)
- [16] DU Yuling, YAN Shiyong, ZHANG Haolei, et al. Research and Application of DS-InSAR Phase Optimization Based on Regional Growth[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(2): 216-224. (杜玉玲, 闫世勇, 张豪磊, 等. 融合区域生长的 DS-InSAR 相位优化与应用[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(2): 216-224.)
- [17] Goel K, Adam N. A Distributed Scatterer Interferometry Approach for Precision Monitoring of Known Surface Deformation Phenomena[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(9): 5454-5468.
- [18] Jiang M, Ding X, Hanssen R F, et al. Fast Statistically Homogeneous Pixel Selection for Covariance Matrix Estimation for Multitemporal InSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 53(3): 1213-1224.
- [19] Fornaro G, Verde S, Reale D, et al. CAESAR: An Approach Based on Covariance Matrix Decomposition to Improve Multibaseline-Multitemporal Interferometric SAR Processing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(4): 2050-2065.
- [20] Jiang M, Monti-Guarnieri A. Distributed Scatterer Interferometry With the Refinement of Spatiotemporal Coherence[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, PP(99): 1-11.
- [21] Shi G, Lin H, Ma P. A Hybrid Method for Stability Monitoring in Low-Coherence Urban Regions Using Persistent and Distributed Scatterers[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, PP: 1-11.
- [22] Li G, Ding Z, Li M, et al. Bayesian Estimation of Land Deformation Combining Persistent and Distributed Scatterers[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3471.
- [23] Gauvain J L, Lee C H. Maximum a Posteriori Estimation for Multivariate Gaussian Mixture Observations of Markov Chains[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 1994, 2(2): 291-298.
- [24] Oliver M A, Webster R. Kriging: A Method of Interpolation for Geographical Information Systems[J]. *International Journal of Geographical Information System*, 1990, 4(3): 313-332.
- [25] Su Y, Peng J, Shi M, et al. An M-Estimation Method for InSAR Nonlinear Deformation Modeling and Inversion[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024.
- [26] Ma P, Lin H. Robust Detection of Single and Double Persistent Scatterers in Urban Built Environments[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016,54(4) : 2124-2139.
- [27] Michael H, Mohamed A, Esayas G, et al. Land Subsidence in the Texas Coastal Bend: Locations, Rates, Triggers, and Consequences[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(1): 192-192.

[28] Farr T G, Rosen P A, Caro E, et al. The Shuttle Radar Topography Mission[J]. *Reviews of Geophysics*, 2007, 45(2).

网络首发:

标题: 联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 形变解算方法

作者: 李晓田, 谢磊, 江坤, 单宝俊, 朱凌杰, 许文斌

收稿日期: 2024-06-21

DOI:10.13203/j.whugis20240125

引用格式:

李晓田, 谢磊, 江坤, 等. 联合 M 估计和贝叶斯估计的 DS-InSAR 形变解算方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240125 (LI Xiaotian, XIE Lei, JIANG Kun, et al. A joint M-estimation and bayesian estimation method for DS-InSAR deformation estimation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20240125)

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:

融合区域生长的 DS-InSAR 相位优化与应用

杜玉玲, 闫世勇, 张豪磊, 赵峰, 仇春平

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(2): 216-224.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210365>

利用 FS-InSAR 技术精细监测内蒙古新井露天矿地表形变

吴宏安, 张永红, 康永辉, 魏钜杰, 刘莹, 李柏鹏

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(3): 389-399.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20230080>

兰州新区平山造城竣工后地表形变 InSAR 时序监测与分析

龚翔, 许强, 蒲川豪, 陈婉琳, 修德皓, 纪续

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(2): 236-245.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210553>