引文格式: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),2026,51(3):519-530.DOI:10.13203/j.whugis20240125

Citation:LI Xiaotian,XIE Lei,JIANG Kun,et al.A Joint M-Estimation and Bayesian Estimation Method for DS-InSAR Deformation Solution[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(3):519-530.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:合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)中的联合永久散射体(persistent scatterer, PS)和分布式散射体(distributed scatterer, 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,因此,提出了一种联合M估计和贝叶斯估计的DS-InSAR形变解算方法(joint M-estimation and Bayesian estimation-InSAR, MB-InSAR)。所提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,相较于传统最大似然估计和普通贝叶斯估计,MB-InSAR对长时间序列的速率估计精度提高了47%,且受PS点密度和噪声的影响较小。在真实实验中,所提方法与3个GPS站点结果比对显示出了良好的一致性。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,并保证了相干目标点密度,有助于揭示精细地表的形变特征。

关键词:多时相InSAR;分布式散射体;M估计;贝叶斯估计

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-10-21

DOI:10.13203/j.whugis20240125 **文章编号**:1671-8860(2026)03-0519-12

A Joint M-Estimation and Bayesian Estimation Method for DS-InSAR Deformation Solution

LI Xiaotian[1] *XIE Lei*[1] *JIANG Kun*[1] *SHAN Baojun*[1] *ZHU Lingjie*[1] *XU Wenbin*[1]

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

Abstract: **Objectives**: As a deformation monitoring technique based on surface observation, interferometric synthetic aperture radar (InSAR) has been widely used in the study of surface deformation monitoring for its advantages of high precision and wide range. However, there is still a contradiction between the number of measuring points and the measurement accuracy in the common methods of surface deformation monitoring using InSAR, which limits its application in urban low-coherence areas. Distributed scatterer-InSAR (DS-InSAR) has emerged as a powerful remote sensing technique that significantly increases the number of coherent target pixels in non-urban areas without sacrificing 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), further improving the accuracy of parameter estimation for deformation rates in low-coherence areas. **Methods**: The proposed method applies a three-arc strategy to construct the persistent scatterer-disctributed scatterer (PS-DS) arcs network, which provides a more accurate prior distribution for the DS estimator. Subsequently, the MB-InSAR method uses the obtained PS point pa-

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(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,主要从事城市地表形变研究。215012178@csu.edu.cn

通信作者:谢磊,博士,讲师。leixie_geo@csu.edu.cn

rameter to provide the prior distribution of the parameters for DS solution. The DS points to be solved are divided into points with different interpolation error levels through the velocity interpolation variance threshold. The DS point parameters with small interpolation error are obtained based on weighted Bayesian estimation, and the DS point parameters with large interpolation error are obtained based on M estimation. The robustness of DS parameter estimation is further improved. **Results:** Quantitative evaluation using simulated data shows that the MB-InSAR method can provide more stable and accurate estimation results than maximum likelihood estimation (MLE) and Bayesian estimation for observation noise and uneven distribution of observation points. The MB-InSAR method improves the accuracy of long time series velocity estimation by 47%, compared with traditional MLE and Bayesian estimation. Moreover, the MB-InSAR method exhibits less sensitivity to PS density and noise. The experiments in Katy and Sienna region, Houston city, USA, indicate that the MB-InSAR method increases the number of measurement points by 160% and 125%, respectively. Futhermore, 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 light on deciphering the fine-scale deformation characteristics with the complex surface environment.

Key words: multi-temporal InSAR; distributed scatterer; M-estimation; Bayesian estimation

近年来,多时相合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)技术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,并不适用于复杂场景。永久散射体(persistent scatterer, PS)干涉测量技术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(distributed scatterer, DS)的小基线集技术(small baseline subset, SBAS)以牺牲空间分辨率为代价[13],增强观测相位信噪比以获取形变信息。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的解算精度。不同于SBAS方法,SqueeSAR技术严格区分了PS与DS[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对样本协方差阵进行极大似然估计,以获取时序优化相位,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3个方面对DS技术开展大量研究[15-16]。

文献[17]利用Anderson-Darling非参数假设检验方法在小样本的情况下提取同质像元;文献[18]提出了快速同质像元选取算法,在正态分布的假设下,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,显著提高了计算效率;文献[19]提出了CAESAR方法,采用主成分分析得到DS相位的最优估计;文献[20]发布了针对DS点时序处理的开源软件,基于快速同质像元选取方法选择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。文献[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]采用最小二乘估计法得到与最邻近PS点连接的DS点的形变参数,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,文献[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点的形变参数。但是,在贝叶斯理论中,先验参数的精度会影响参数估算的准确性,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的参数估计。

综上,目前DS-InSAR形变参数估计仍存在不足:(1)使用MLE方法估计DS点参数会存在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点参数和先验参数的精度。因此,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；然后，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；最后，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。本文利用模拟数据和美国休斯顿市的真实数据验证了 MB-InSAR 方法的有效性，并讨论了该方法的适用场景和局限性。

1　MB-InSAR 数据处理方法

本文所提的 MB-InSAR 方法以传统 PS 作为起算的第一层网络，建立 PS-DS 联合估算方法，包含的关键步骤为：(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(maximum a posteriori estimation，MAP)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。MB-InSAR 方法流程图如图 1 所示，其中，s_{prior}、v_{prior} 分别表示插值得到的 DS 点的初始数字高程模型(digital elevation model，DEM)误差和线性形变速率；σ_s、σ_v 分别表示相应的克里金插值方差；N_T 表示速率插值方差的阈值；Δs、Δv 分别表示弧段的 DEM 误差之差和线性形变速率之差；Δs_M、Δs_{MAP} 分别表示 M 估计、贝叶斯估计得到的弧段 DEM 误差之差；Δv_M、Δv_{MAP} 分别表示 M 估计、贝叶斯估计得到的线性形变速率之差；s_{PS}、s_{DS} 分别表示 PS 点、DS 点的 DEM 误差；v_{PS}、v_{DS} 分别表示 PS 点、DS 点的线性形变速率。

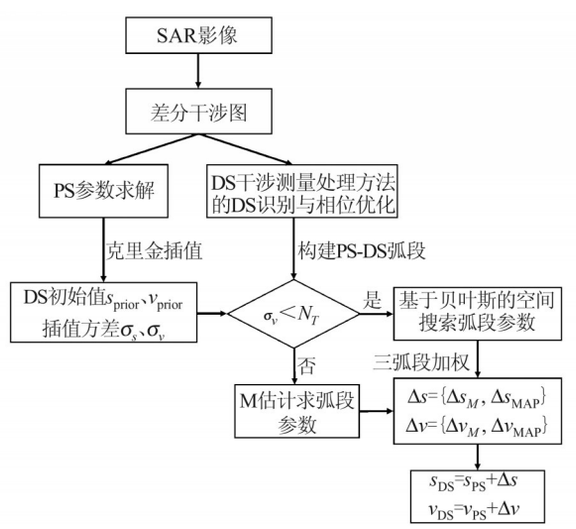


图 1　MB-InSAR 方法流程图

Fig. 1　Flowchart of MB-InSAR Method

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 $\Delta\varphi_{m,n}$ 为：

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

式中，$\Delta\varphi_{m,n}$ 表示第 m 幅与第 n 幅干涉图的差分干涉相位；$\Delta\varphi_{m,n}^{\text{topo}}$ 表示由外部 DEM 不准确导致的与地形相关的误差相位；$\Delta\varphi_{m,n}^{\text{def}}$ 表示与线性形变速率相关的相位；$\Delta\varphi_{m,n}^{\text{APS}}$ 表示与大气延迟效应(atmospheric phase screen，APS)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。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 和最邻近的 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 3 个 PS 点相连构成三弧段网，如图 2 所示。图 2 中，s_i、v_i ($i=1,2,3$)分别为 PS 点的 DEM 误差和形变速率；s_1'、v_1' 分别为 DS 点的初始 DEM 误差和形变速率；γ_i 为时序相关系数。

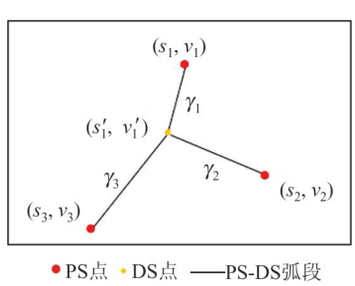


图 2　PS-DS 三弧段网

Fig. 2　Three-Arc Network of PS-DS

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

$$\Delta\varphi_{i,j}^{n}=f_{\text{wrap}}(\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{topo}}+\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{def}}+\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}) \tag{2}$$

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

式中，$\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}$ 表示与非线性形变、大气延迟和噪声相关的残差相位；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；$\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{non-linear}}$ 表示非线性误差相位；$\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{noise}}$ 表示噪声相位。观测相位是缠绕的，不能基于线性模型求

解未知参数。因此,基于γ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:

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

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

式中,$\phi_n(\Delta s,\Delta v)$为弧段在第$n$幅干涉图的残差相位;$N$为干涉图的数量。

为了减少求解中空间搜索范围与步长的影响,可基于从一级网络中估计的结果以及形变的空间相关性,使用克里格插值模型[24]获得低质量DS点的形变和高程参数的概率密度函数。假设输出的预测值分别为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$P(s,v)$可以表示为:

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

式中,s和v分别表示DEM误差和线性形变速率。

以最大时序相干系数作为似然函数(式(4)),插值得到的DS点为先验函数(式(6)),根据MAP可得该PS-DS弧段的相对参数:

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

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表示干涉图的数量。在获取PS-DS弧段满足最大后验概率解的相对参数后,可进一步通过PS-DS间的空间关系对DS的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),可通过时序相干性值加权得到DS的形变参数,计算公式为:

$$\begin{cases}s_{\text{DS}}=(G_1s_{\text{DS}}^1+G_2s_{\text{DS}}^2+G_3s_{\text{DS}}^3)/G\\v_{\text{DS}}=(G_1v_{\text{DS}}^1+G_2v_{\text{DS}}^2+G_3v_{\text{DS}}^3)/G\end{cases} \tag{8}$$

$$\begin{cases}s_{\text{DS}}^i=\Delta s_{\text{MAP}}^i+s^i\\v_{\text{DS}}^i=\Delta v_{\text{MAP}}^i+v^i\\G=G_1+G_2+G_3\\G_i=\gamma_i\end{cases},i=1,2,3 \tag{9}$$

式中,G_i代表不同弧段的权重;γ_i代表估计弧段的时序相干值。此外,构建弧段依旧需要满足弧段长度小于1 km,以保证$|\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}|<\pi$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MAP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$\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}$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$(\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{topo}}+\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{def}})$,并将其缠绕后与观测相位作差,计算公式为:

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

假设残差相位$|\Delta\phi_{i,j}^{n,\text{res}}|<\pi$,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,计算公式为:

$$\Delta\phi=\boldsymbol{D}\boldsymbol{J}=\begin{bmatrix}2\pi\xi_1 & 2\pi\eta_1\\2\pi\xi_2 & 2\pi\eta_2\\\vdots & \vdots\\2\pi\xi_N & 2\pi\eta_N\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\Delta s\\\Delta v\end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\begin{cases}\xi_i=\dfrac{2B_{\perp}^i}{\lambda R\sin\theta}\\\eta_i=\dfrac{2T^i}{\lambda}\end{cases},i=1,2,\cdots,N \tag{12}$$

式中,$\Delta\phi$为不含残差的双差解缠相位;$\boldsymbol{D}$代表系数矩阵;$\boldsymbol{J}$为待估参数阵;ξ_i为DEM的高程相位关系;η_i为形变相位关系。

为削弱相位解缠可能存在异常值的影响,本文利用M估计对弧段参数J进行迭代求解。M估计器采用加权最小二乘思想[25-26],通过迭代将较小的权重分配给较大的残余相位,再连续搜索空间中的估计参数,计算公式为:

$$\hat{\boldsymbol{J}}^{(t)}=(\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{(t)}\boldsymbol{D})^{-1}\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{(t)}\Delta\phi \tag{13}$$

式中,$\boldsymbol{W}$为初始值为单位阵的对角权矩阵;t为迭代次数。利用残差相位$r_i^{(t)}=\Delta\phi-\boldsymbol{D}\hat{\boldsymbol{J}}^{(t)}$计算迭代过程中的权矩阵,即可估计出弧段参数后与PS点参数相加得到的DS点的形变参数,计算公式为:

$$W^t=\begin{cases}1,\left|r_i^{(t)}\right|\geqslant 1.345\\\dfrac{1.345}{\left|r_i^{(t)}\right|},\left|r_i^{(t)}\right|<1.345\end{cases} \tag{14}$$

2　MB-InSAR实验与分析

2.1　模拟实验

为验证本文方法的可行性,以单主影像基线配置模拟了时间跨度为7 a、尺寸为1 000×1 000像素的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(见图3),设定速率插值方差阈值均为25 mm²/a²。

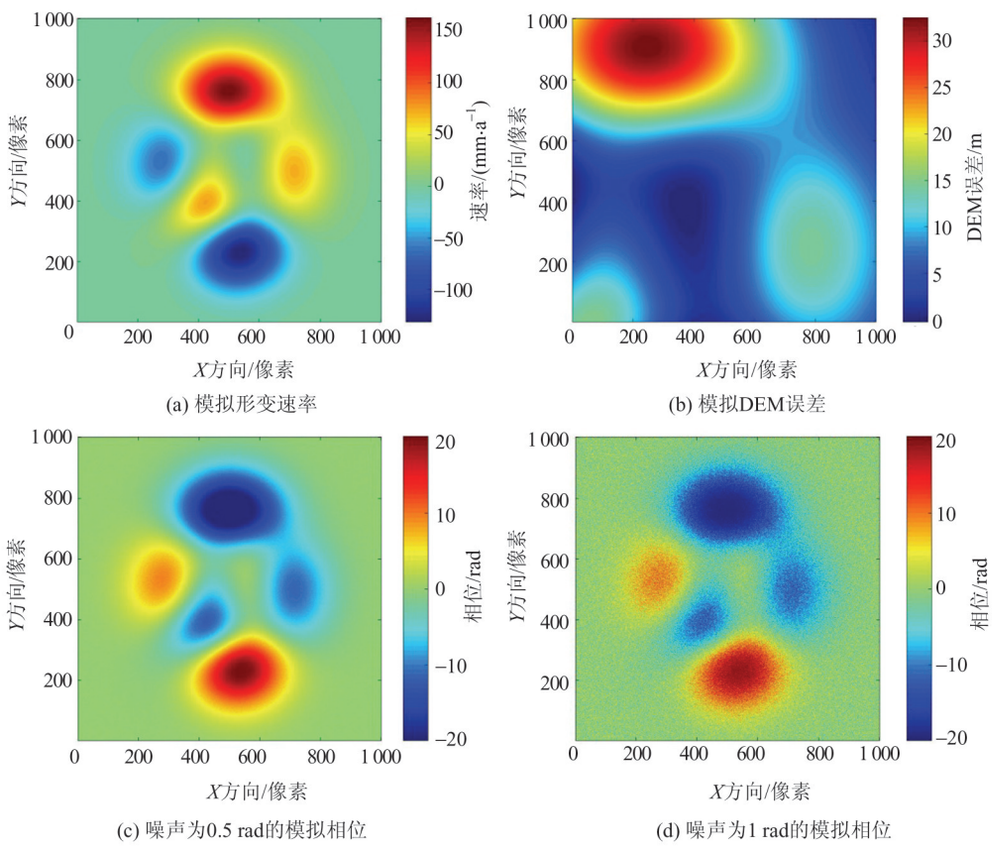


图3　模拟数据

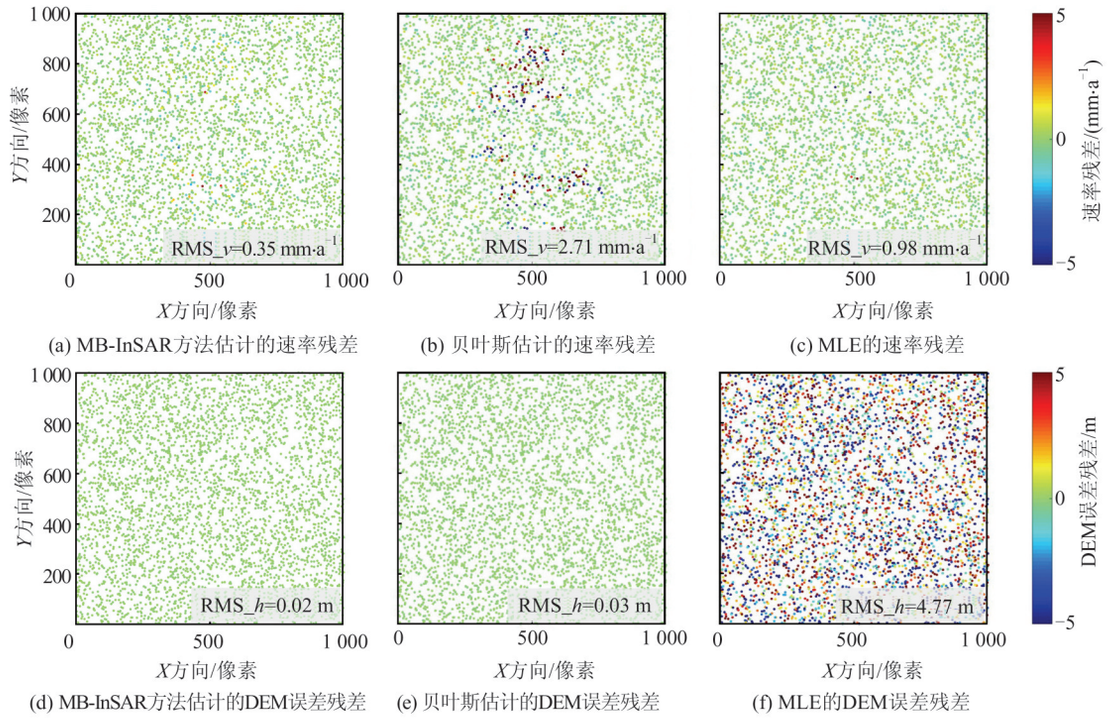
Fig. 3　Simulation Data

随机模拟2 000个PS点和4 000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MLE、贝叶斯估计和MB-InSAR方法对DS参数进行求解,如图4所示。由图4(a)～图4(c)可以看出,MB-InSAR方法的速率均方根值(root mean square, RMS)RMS_v为0.35 mm/a,相比贝叶斯估计的2.71 mm/a提高了87%,相比MLE的0.98 mm/a提高了64%。由图4(b)可以看出,贝叶斯估计中残差较大的点集中在形变速率梯度较大的区域(图3(a))。由图4(d)～图4(f)可以看出,MLE的DEM误差的残差无明显的空间分布特征,DEM误差的均方根值RMS_h为4.77 m。MB-InSAR方法和贝叶斯估计的RMS_h分别为0.02 m、0.03 m,对比可知,二者均能很好地估计DEM误差。

在抗噪水平测试中,本文为PS像素添加了均值为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、2、4、6、8 rad的随机噪声,3种方法的RMS_v随DS点噪声标准差的变化结果如图5所示。由图5可知,随着噪声标准差从1 rad增大至2 rad,MLE的速率精度迅速劣化,当噪声标准差达到4 rad以上,MLE的RMS_v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RMS_v约3 mm/a;而MB-InSAR方法的RMS_v最大约1 mm/a,且对1～8 rad的噪声始终保持稳定。

为了进一步模拟真实形变情况下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的条件下,对模拟数据的3个区域进行掩膜并加入一条形变突变边界,利用MLE、贝叶斯估计和MB-InSAR方法对DS参数进行求解,模拟形变相位如图6所示,速率残差与DEM误差残差的结果对比如图7所示。

由图7可知,MB-InSAR方法的DS参数残差明显小于其余两种方法,其RMS_v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RMS_v降低了47%;与



(a) MB-InSAR方法估计的速率残差 (b) 贝叶斯估计的速率残差 (c) MLE的速率残差

(d) MB-InSAR方法估计的DEM误差残差 (e) 贝叶斯估计的DEM误差残差 (f) MLE的DEM误差残差

图4 模拟数据中3种方法的速率残差与DEM误差残差的结果对比

Fig. 4 Comparison of Rate Residuals and DEM Error Residuals for Three Methods on Simulation Data

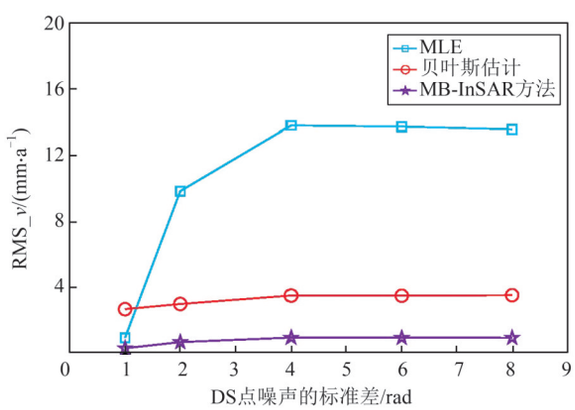


图5 3种方法的抗噪性能

Fig. 5 Noise Resistance Performance of Three Methods

MLE相比,MB-InSAR方法估计的RMS_v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MLE的DS速率残差分布,残差较大的点分布在缺少PS点的区域。

为了探索3种方法在不同PS与DS点密度条件下的估计精度变化,本文增加了两组对比实验:1 000个PS点、2 000个DS点和3 000个PS点、6 000个DS点。在PS和DS相位中添加均值为0 rad、标准差分别为0.5 rad和1 rad的随机噪声,3种方法求解的DS点RMS_v结果如表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,其RMS_v为1.97 mm/a,而MLE和贝叶斯估计的速率RMS波动较大,且始终大于MB-InSAR方法。

与MLE相比,MB-InSAR方法与贝叶斯估计方法为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方法为提高估计的鲁棒性增加了弧段数量,使得计算量增加。表2列出了3种方法与弧段数量相关的时间效率。结果显示,MLE计算简单,耗时最少;MB-InSAR方法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易受PS与DS点密度之和及DS点噪声的影响,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。

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,来验证MB-InSAR方法在真实监测场景中的有效性(见图8)。自20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。本文自欧洲空间局获取了2018-01-08—2019-12-29共56幅哨兵1号卫星数据,以2019-01-15的SAR影像作为参考主影像,生成了55幅干涉图,使用30 m分辨率的航天飞机雷达地形任务DEM去除地形相位分量,并作为地理编码的参考地形模型。研究区内共

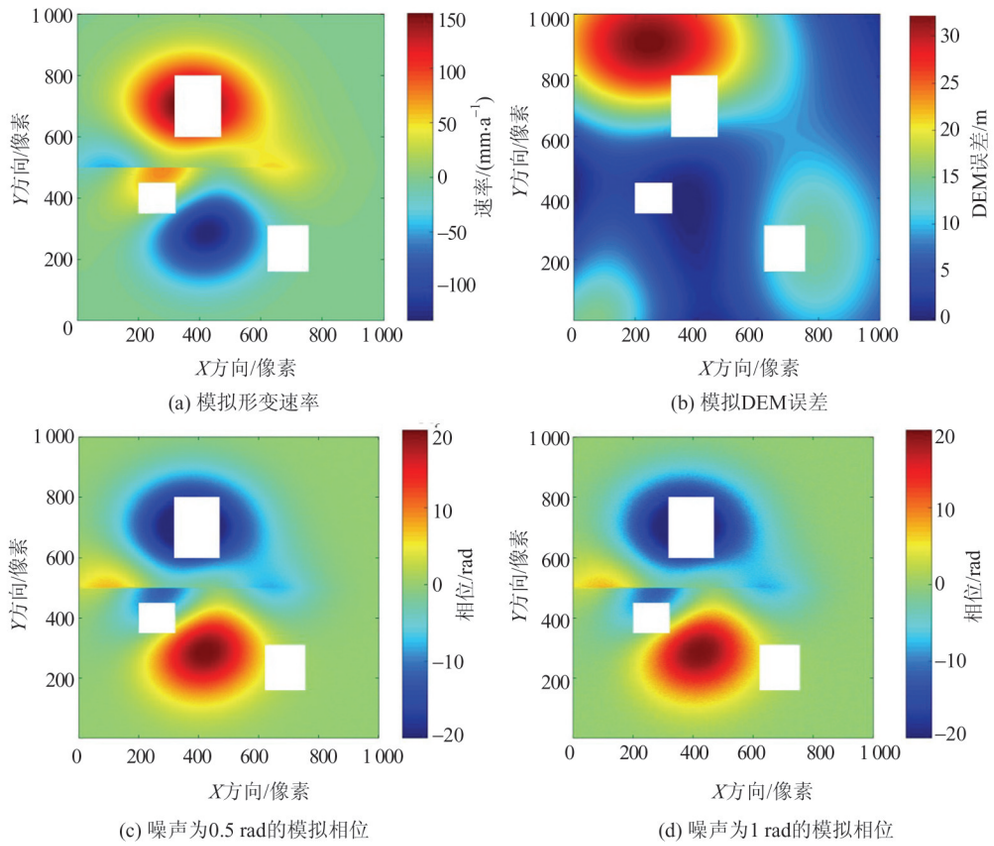


图 6　模拟真实形变下的模拟数据

Fig. 6　Simulation Data with Realistic Deformation

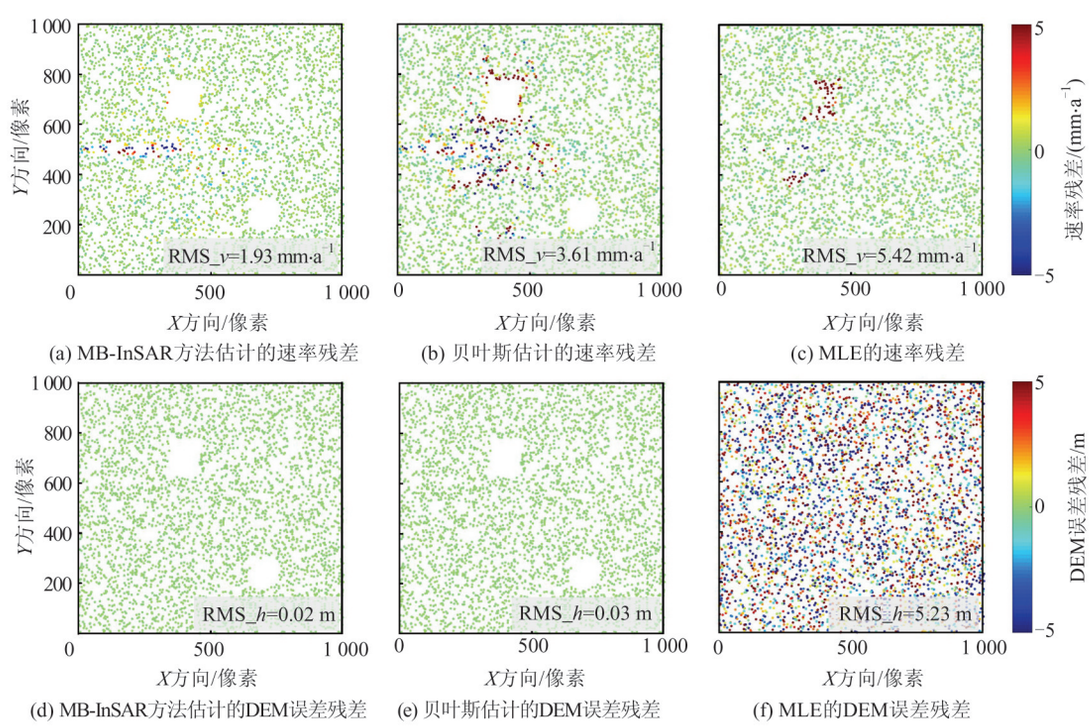


图 7　模拟真实形变数据中3种方法的速率残差与DEM误差残差的结果对比

Fig. 7　Comparison of Rate Residuals and DEM Error Residuals for Three Methods on Simulation of Real Deformation Data

有4个可用的GPS站点,分别为Sienna地区的PRFB站点和Katy地区的UHCR、OKEK、UHKD 3个站点。其中,由于UHKD站点与InSAR数据重合时间只有2019—2020年,最终选择UHCR、OKEK和PRFB 3个站点进行对比实验。

本文分别使用了StaMPS[28]、MB-InSAR方

表1 3种方法在不同PS与DS点密度下的RMS_v/(mm·a^{-1})

Table 1 RMS_v of Three Methods Under Different Point Densities of PS and DS/(mm·a^{-1})

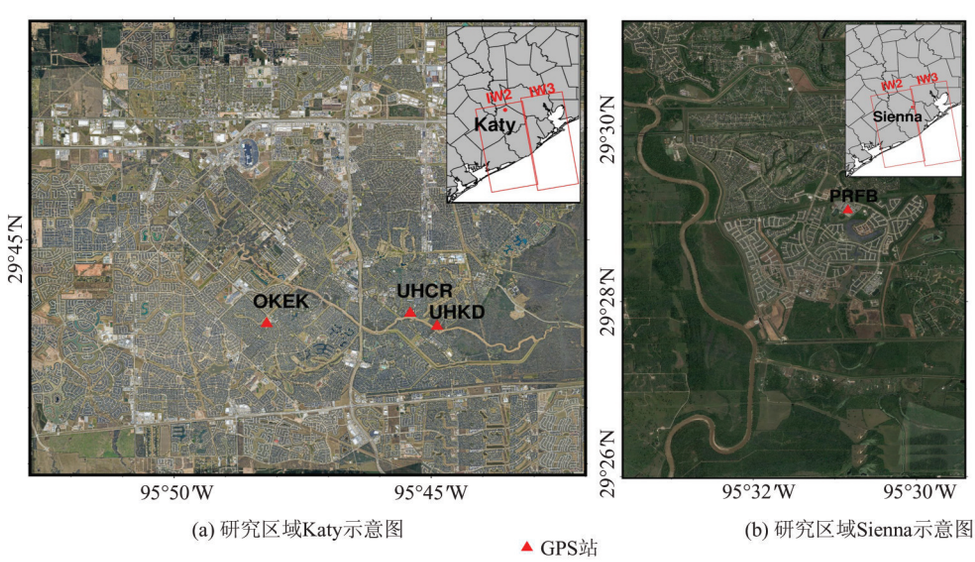
估计方法	PS与DS点密度/个		
	1 000/2 000	2 000/4 000	3 000/6 000
MLE	4.91	5.42	4.71
贝叶斯估计	4.51	3.61	2.91
MB-InSAR	1.97	1.93	1.96

表2 3种方法与弧段数量相关的时间效率

Table 2 Time Efficiency of Three Methods Related to Different Number of Arcs

项目	MLE	贝叶斯估计	MB-InSAR
弧段数量/个	2 000	1 935	5 805
时间/s	14	76	218
弧段数量/个	4 000	3 983	11 949
时间/s	29	159	450
弧段数量/个	6 000	5 981	17 943
时间/s	44	250	687

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。MB-InSAR与StaMPS方法的对比结果显示,Katy地区测量点数量明显增加,由34 036个增加至88 574个,点密度提升160%(见图9(a)、9(c));Sienna地区经过MB-InSAR方法处理后,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%(见图9(e)、9(g))。由图9(d)与9(h)可知,平均速率差的残差主要集中于PS点较为稀疏的区域。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方法的结果均具有较高的精度。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,贝叶斯估计方法在没有密集的PS点对插值进行约束的场景下,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,提高了参数估计的精度。



(a) 研究区域Katy示意图 (b) 研究区域Sienna示意图

图8 研究区域概况

Fig. 8 Overview of the Study Area

针对MB-InSAR方法估计的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,分别选择Katy地区形变明显的两个区域和Sienna地区的两个沉降区,Katy地区的速率插值方差阈值设为0.5 mm^2/a^2,Sienna地区的速率插值方差阈值设为2 mm^2/a^2。Katy地区、Sienna地区的形变速率对比分别如图10、图11所示。由图10可知,区域1的MB-InSAR结果显示出明显的沉降漏斗,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MB-InSAR方法对植被覆盖区域有明显的优势;区域2的PS监测结果显示,体育场的东南侧有稀疏的沉降点,而MB-InSAR方法则直接体现了体育场周围的整体形变特征。

由图11可知,Sienna地区的沉降区集中在区域3和区域4。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。

本文将研究区中3个GPS站点的时序信号分解成周期信号与线性信号,由线性信号来表征这3个站点两年间的年平均沉降速率,结果如图12所示。将两种速率进行对比分析,GPS结果显示,

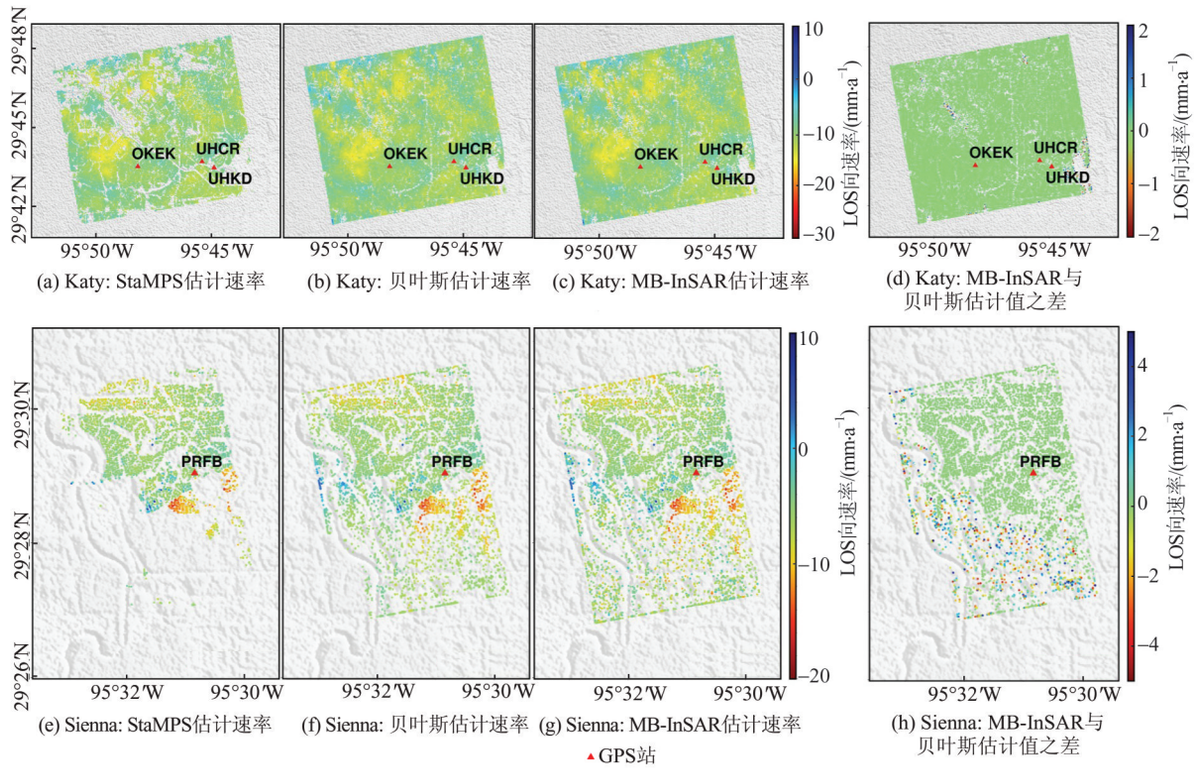


图 9　3 种方法估计的 Katy 和 Sienna 的形变速率

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

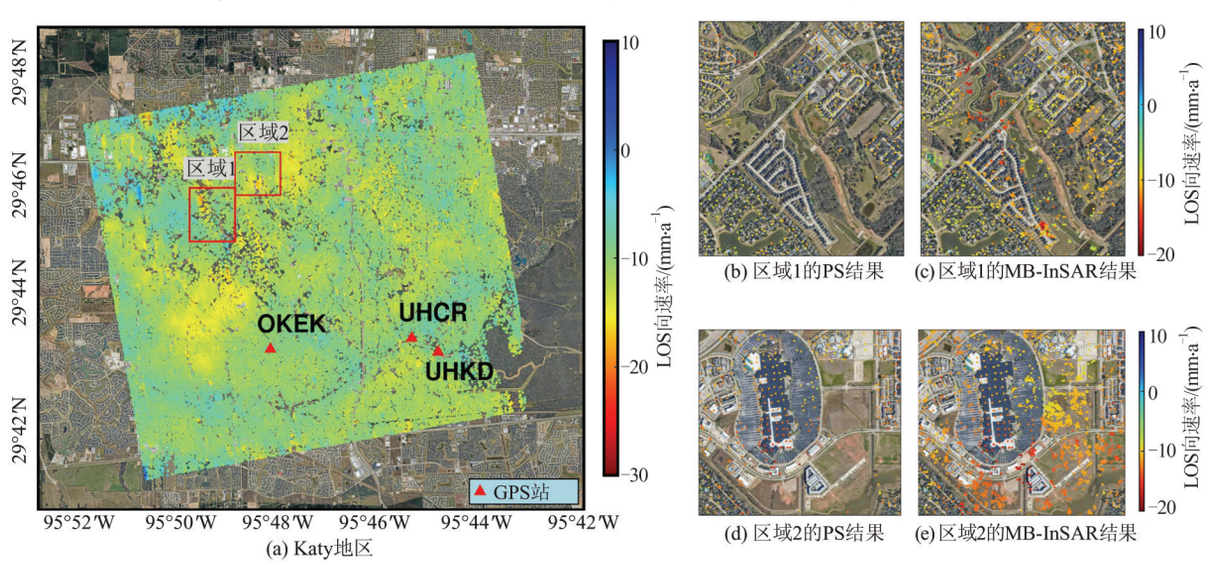


图 10　Katy 地区的形变速率对比

Fig. 10　Comparison of Deformation Velocity Rate in Katy Region

OKEK、UHCR 和 PRFB 站点的形变速率分别为 −12.45 mm/a、−12.65 mm/a、−3.73 mm/a;MB-InSAR 估计结果显示,OKEK、UHCR 和 PRFB 站点的形变速率分别为 −10.28 mm/a、−10.22 mm/a、−4.29 mm/a,3 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。

3　讨　论

MB-InSAR 方法在精度和抗噪性能方面优于 MLE 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地进行参数估计,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 MLE 的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

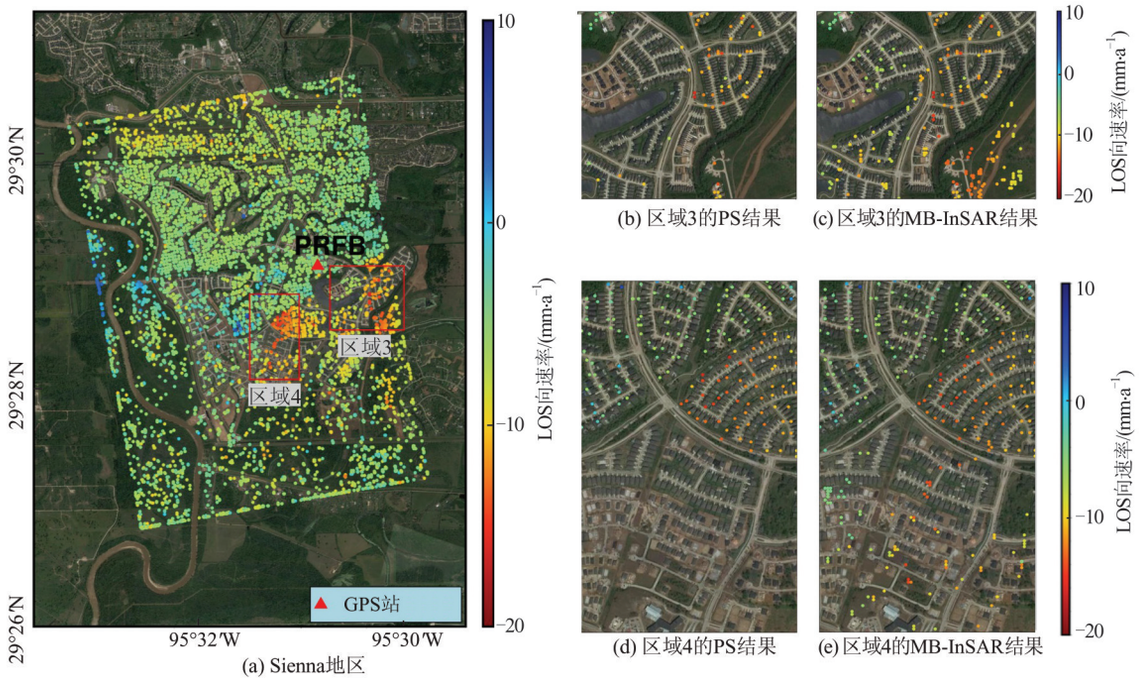


图11 Sienna地区的形变速率对比

Fig. 11 Comparison of Deformation Velocity Rate in Sienna Region

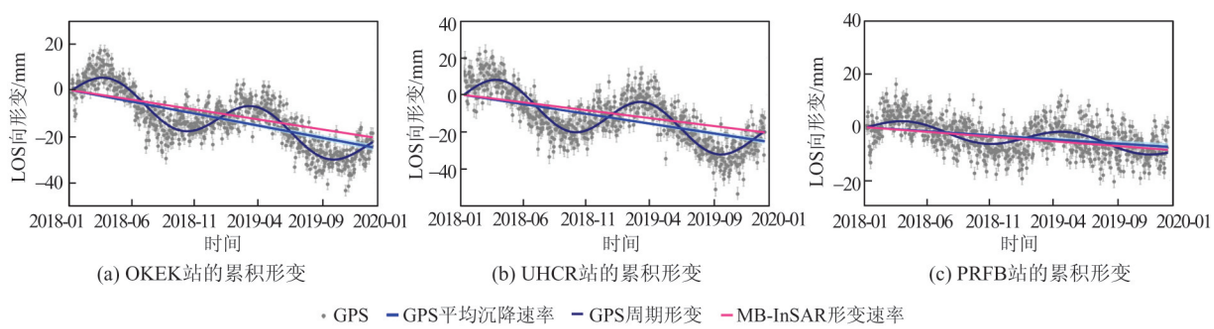


图12 GPS与MB-InSAR形变速率对比

Fig. 12 Comparison of Deformation Velocity Rates Between GPS and MB-InSAR

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,估计精度高于传统的MLE。分别设置如下实验,实验(1)将所有噪声项均设置为0 rad,实验(2)对PS点和DS点添加均值为0 rad、标准差分别为0.5 rad、1 rad的噪声,利用MLE方法估计的速率和DEM误差如图13所示。结果显示,MLE方法估计的DEM误差对噪声极其敏感。

2)普通贝叶斯估计将DS点与最邻近PS点构成弧段,但此时DS点参数估计易受邻近PS点的参数精度影响。本文方法通过将DS点与邻近PS点构成三弧段网以增加观测方程的条件数,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的精度。

本文通过实验确定了MB-InSAR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,MB-InSAR方法仍存在不足:(1)MB-InSAR方法需要人为设置速率插值方差阈值,有时在无PS点的区域不能准确提取边缘DS点;(2)MB-InSAR方法基于克里金插值得到的先验参数依赖于参数的空间相关性。MB-InSAR方法目前适用于空间相关性较强的线性形变区域,例如由地下水开采、地下工程实施引起的沉降地区。

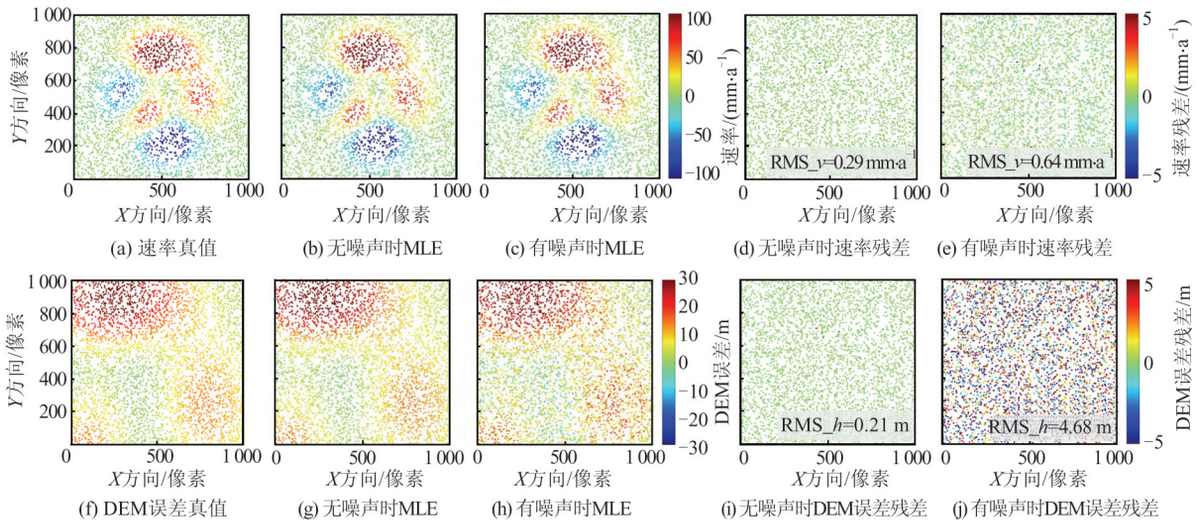


图 13　噪声对MLE的形变速率与DEM误差的影响

Fig. 13　Effects of Noise on Deformation Rates and DEM Errors of MLE

4　结　语

本文提出的联合M估计和贝叶斯估计的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,结论如下:

1)相较于传统MLE和贝叶斯估计,模拟真实形变数据实验验证了本文方法在针对观测噪声和观测点不均匀分布时的优势,结果显示MB-InSAR估计的RMS_v比贝叶斯估计降低了47%,比MLE降低了64%。

2)本文利用2018—2019年的SAR数据在美国休斯顿市的Sienna和Katy两个地区开展实验,结果表明,相较于PS处理结果,MB-InSAR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。

参　考　文　献

[1] XU W B, 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 B, RUCH J, JÓNSSON S. Birth of Two Volcanic Islands in the Southern Red Sea[J]. *Nature Communications*, 2015, 6: 7104.

[3] ZHAO L, XU W B, 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] 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[J]. 地球与行星物理论评(中英文), 2024, 55(4): 453-460.
ZHAO Lei, CHEN Zhidan, XIE Lei, et al. Coseismic Deformation and Slip Model of the 2024 Mw 7.0 Wushi Earthquake Obtained from InSAR Observation [J]. *Reviews of Geophysics and Planetary Physics*, 2024, 55(4): 453-460.

[5] 李少为, 许文斌, 李志伟, 等. 东昆仑断裂带托索湖段现今形变特征及其与2021玛多地震相互作用[J]. 地球物理学报, 2023, 66(12): 4928-4943.
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[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2023, 66(12): 4928-4943.

[6] 王磊, 吕广涵, 杜建涛, 等. 黄河上游玛沁段活动滑坡InSAR探测与时空特征分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(11): 2226-2235.
WANG Lei, LÜ Guanghan, DU Jiantao, et al. InSAR Detection and Spatiotemporal Characteristics of Active Landslides in the Maqin Section of the Upper Yellow River[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(11): 2226-2235.

[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(4): 353.

[8] 李晨程, 江利明, 吴宇轩, 等. 基于时序InSAR技术的武汉大型垃圾填埋场形变监测与分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(8): 1694-1704.
LI Chencheng, JIANG Liming, WU Yuxuan, et al. Monitoring Ground Displacement of Large-Scale Landfills in Wuhan Using Time-Series InSAR Tech-

nology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(8): 1694-1704.

[9] 黄委彬, 杨梦诗, 赵志芳, 等. 星载InSAR数据驱动的城市建筑稳定性评估:以昆明市为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(8): 1669-1681.
HUANG Weibin, YANG Mengshi, ZHAO Zhifang, et al. Satellite-Based InSAR Data-Driven Urban Building Stability Assessment: A Case Study of Kunming City[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(8): 1669-1681.

[10] DELGADO BLASCO J M, FOUMELIS M, STEWART C, et al. Measuring Urban Subsidence in the Rome Metropolitan Area (Italy) with Sentinel-1 SNAP-StaMPS Persistent Scatterer Interferometry [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 129.

[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] 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(3): 389-399.
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.

[16] 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.
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.

[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*, 2014, 52(9): 5454-5468.

[18] JIANG M, DING X L, 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*, 2015, 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, GUARNIERI A M. Distributed Scatterer Interferometry with the Refinement of Spatiotemporal Coherence[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(6): 3977-3987.

[21] SHI G Q, LIN H, MA P F. 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, 11(10): 3811-3821.

[22] LI G, DING Z G, LI M F, 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 Systems*, 1990, 4(3): 313-332.

[25] SU Y H, PENG J H, SHI M Y, et al. An M-Estimation Method for InSAR Nonlinear Deformation Modeling and Inversion[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5207912.

[26] MA P F, 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] HALEY M, AHMED M, GEBREMICHAEL E, et al. Land Subsidence in the Texas Coastal Bend: Locations, Rates, Triggers, and Consequences[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(1): 192.

[28] HOOPER A, SEGALL P, ZEBKER H. Persistent Scatterer Interferometric Synthetic Aperture Radar for Crustal Deformation Analysis, with Application to Volcán Alcedo, Galápagos[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2007, 112(B7): 2006JB004763.