引文格式:林东方,姚宜斌,龙四春,等.融合多基线观测信息的PolInSAR森林高反演正则化方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(5):996-1003.DOI:10.13203/j.whugis20240275

Citation: LIN Dongfang, YAO Yibin, LONG Sichun, et al. A Regularization Method for Forest Height Inversion by Integrating Multi-baseline PolInSAR Observation Information[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(5):996-1003.DOI:10.13203/j.whugis20240275

融合多基线观测信息的PolInSAR森林高反演正则化方法

林东方[1,2] 姚宜斌[1] 龙四春[3] 谢 建[3]

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 湖南科技大学地理空间信息技术国家地方联合工程实验室,湖南 湘潭,411201

3 湖南科技大学地球科学与空间信息工程学院,湖南 湘潭,411201

摘 要:RVoG(random volume over ground)模型是极化干涉合成孔径雷达测量(polarimetric interferometric synthetic aperture radar,PolInSAR)森林高参数反演中较常用的散射模型,受模型复杂结构影响,利用单基线PolInSAR数据反演森林高参数存在严重观测信息不足的问题,借助先验假设信息可实现森林高参数反演,但严重限制了森林高参数的反演精度。引入多基线观测数据,可补充观测信息,但森林高参数反演受到病态问题影响,难以提高森林高反演精度。因此,研究基于最小二乘估计方法,融合多基线观测信息反演森林高参数;针对参数反演病态问题,采用正则化方法估计模型参数,降低模型病态性影响;并基于森林高参数估值方差与偏差随正则化参数变化规律选择正则化参数,有效提高森林高参数估计精度与稳定性。采用PolInSAR多基线数据进行森林高反演实验分析,常规森林高反演的最小均方根误差为9.47 m,决定系数为0.72;提出的多基线正则化法森林高反演的均方根误差为7.36 m,决定系数为0.80;森林高反演均方根误差下降了22%,决定系数也相应提高。因此,所提多基线正则化法有效改善了PolInSAR森林高反演的精度与稳定性,是一种可行有效的森林高反演方法。

关键词:PolInSAR;多基线;病态问题;正则化;森林高

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-02-26

DOI:10.13203/j.whugis20240275 **文章编号**:1671-8860(2026)05-0996-08

A Regularization Method for Forest Height Inversion by Integrating Multi-baseline PolInSAR Observation Information

LIN Dongfang[1,2] *YAO Yibin*[1] *LONG Sichun*[3] *XIE Jian*[3]

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 National-Local Joint Engineering Laboratory of Geo-Spatial Information Technology, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

3 School of Earth Sciences and Spatial Information Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

Abstract: **Objectives**: The forest height parameters can be inversed by random volume over ground (RVoG) model and single baseline polarimetric interferometric synthetic aperture radar (PolInSAR) technology. But the observation data face significant issues related to a lack of observational information. By incorporating multi-baseline observation data, it is possible to supplement the observational information of model parameters and enhance the accuracy of forest height parameter inversion. However, due to the differences in multi-baseline observation environments, the inversion model can become over-parameterized, leading to ill-posed problems in forest height parameter inversion, which severely restricts the inversion

基金项目:国家自然科学基金(42104025,42530710,42377453);海南省自然科学基金(626MS0249);湖南省自然科学基金(2024JJ5144);湖南省教育厅优秀青年项目(24B0457,22B0496)。

第一作者:林东方,博士,副教授,主要从事测量数据处理与PolInSAR应用研究。lindongfang223@163.com

通信作者:姚宜斌,博士,教授。ybyao@whu.edu.cn

accuracy. Therefore, addressing the ill-posed problem of multi-baseline model parameter inversion is crucial for improving the accuracy and stability of forest height parameter inversion. **Methods**: A multi-baseline inversion model is constructed based on the theory of least squares estimation to achieve the fusion of multi-baseline observational information for forest height parameter inversion. Subsequently, a regularization method is employed to estimate the model parameters, thereby mitigating the effects of ill-posed problem and enhancing the accuracy of forest height parameter estimation. On this basis, a regularization parameter is selected based on the variance and bias of the forest height parameter estimates as they vary with regularization parameters, effectively improving the stability of forest height parameter estimation. **Results**: Experiments on forest height inversion using multi-baseline PolInSAR data indicate that root mean square error (RMSE) for forest height inversion using conventional method is of 9.47 m with determination coefficient (R^2) of 0.72. In comparison, RMSE for forest height inversion using multi-baseline regularization method is 7.36 m with R^2 of 0.80. Thus, the proposed method demonstrates 22% reduction in RMSE and the relative improvement of R^2, effectively enhancing the accuracy and stability of forest height inversion by PolInSAR. **Conclusions**: The theory of least squares estimation can effectively integrate multi-baseline observational information for forest height parameter inversion, but the influence of ill-posed problem is significant. By combining this with regularization method, the ill-posed impact can be reduced, thereby improving the accuracy and stability of forest height parameter estimation. It constitutes an effective method for PolInSAR multi-baseline integrated forest height inversion.

Key words: PolInSAR; multi-baseline; ill-posed problem; regularization; forest height

森林高是森林地区林下地形监测的重要输入参数,也是森林地区碳储量、蓄积量以及生物量估算的重要物理参数,在健康林业、气候变化、灾害评估以及生态环境等研究中发挥着重要作用[1-4]。因此,研究大范围、高效高精度的森林高测量技术与方法具有重要的科学与实际意义。

合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)技术具有全天时、大范围对地高度测量能力[5-7],极化InSAR(polarimetric InSAR,PolInSAR)技术通过增加多极化测量,丰富了植被体穿透测量信息,具备区分森林冠层与地表层散射信息的能力,已被视为大范围森林高测量与反演的重要技术[8-10]。相干散射模型有效刻画了PolInSAR多极化观测信息的产生机制,建立了观测数据与植被高等模型参数的函数关联,是利用PolInSAR观测信息反演森林高参数的关键模型[11]。随机地体二层散射(random volume over ground,RVoG)模型[12]是目前森林高反演应用最为广泛的散射模型,将PolInSAR视野下的植被覆盖区散射场景描述为雷达信号可穿透的植被层与不可穿透的地表层,有效建立PolInSAR观测量与模型参数之间的关联[13]。基于RVoG模型,文献[14]提出了解算植被高参数的六维非线性迭代方法,利用3种极化数据有效实现了植被高参数的估计。然而,利用单基线观测信息反演植被高参数存在严重的观测信息不足问题,非线性迭代法依赖于参数上下界约束信息,且容易陷入局部收敛或不收敛[15]。因此,文献[16]提出了植被高反演三阶段算法,假设体散射占优、极化通道地表散射贡献为0,进而估计植被高参数[17-18]。通过先验假设固定部分模型参数可提高参数估计稳定性,但不可靠的先验信息会导致植被参数估值存在较大偏差[19-20]。引入多基线数据理论上可补充观测信息,改善参数反演精度。文献[21-22]利用多基线数据统计特性或外部辅助数据筛选最优基线反演植被高参数,该方法仅对多基线反演结果进行比较筛选,实际上仍利用单基线信息进行反演,未能融合利用多基线的观测信息。文献[23]提出了植被高反演复数最小二乘迭代法,可扩展到多基线观测情形,实现植被高参数反演。然而,基于RVoG模型的多基线模型参数反演依然存在观测信息不足问题,导致参数反演出现病态问题[24],植被高参数的反演精度与稳定性受限于病态问题的影响程度。

本文首先融合利用多基线PolInSAR观测信息,基于最小二乘估计构建多基线森林高反演方法;然后利用病态问题解算常用的正则化方法,降低病态性影响,实现模型参数的有效估计;最后基于均方误差理论分析森林高参数估值方差与偏差变化,以降低森林高估值均方误差为目标,实现森林高参数的稳定最优正则化估计,提高森林高参数反演精度。

1 PolInSAR森林高反演模型与方法

1.1 RVoG模型

RVoG模型是目前PolInSAR森林高反演应用最为广泛的相干散射模型,该模型将森林覆盖区散射场景描述为两层,即PolInSAR信号可穿透的植被层和不可穿透或穿透较小的地表层[12],有效刻画了极化复相干性的产生机制,并建立了模型参数与观测信息之间的函数关联,表达式为:

$$\gamma(\omega)=\mathrm{e}^{\mathrm{i}\varphi_0}\frac{\gamma_v+\mu(\omega)}{1+\mu(\omega)} \tag{1}$$

式中,ω为极化状态参数,表示某种极化方式;$\gamma(\omega)$表示对应于ω的极化复相干系数,为观测值;φ_0表示未知地表相位参数;$\mu(\omega)$表示ω极化方式下的地体幅度比参数,为未知模型参数;γ_v表示纯体相干性,与消光系数、植被高等参数相关联,其计算式为:

$$\gamma_v=\frac{2\sigma\left(\mathrm{e}^{\left(2\sigma h_v/\cos\theta+\mathrm{i}k_z h_v\right)}-1\right)}{\left(2\sigma+\mathrm{i}k_z\cos\theta\right)\left(\mathrm{e}^{\left(2\sigma h_v/\cos\theta\right)}-1\right)} \tag{2}$$

式中,h_v为所需的植被高参数;σ为消光系数;θ为主影像雷达入射角,影响垂直向有效波数;k_z为垂直向有效波数,计算式为:

$$k_z=\frac{4\pi\cdot\triangle\theta}{\lambda\sin\theta} \tag{3}$$

式中,λ为雷达波长;$\triangle\theta$为主、副影像的入射角差异。

1.2 PolInSAR森林高多基线融合正则化估计方法

由于RVoG模型包含过多的未知模型参数,单基线观测信息中部分模型参数的信息量较少或信息区分度较小,导致模型参数反演存在严重的观测信息不足问题,需借助先验信息或先验假设,实现模型参数反演,极大限制了森林高参数的反演精度与可靠性。融合多基线观测数据,理论上有助于观测信息的补充,提高模型参数反演精度。

在多基线观测时间间隔较短时,可认为多基线观测下的森林高与地表高参数保持不变。基于地表相位参数、地表高参数以及垂直向有效波数参数之间的关联性,可利用已知模型参数k_z将不同基线的地表相位参数表达为多基线统一的地表高参数,从而减少多基线中的未知模型参数数量。不同基线的地表高参数可表示为:

$$h_g=\varphi_0^j/k_z^j \tag{4}$$

式中,h_g表示地表高参数;j表示基线数,$j=1,2,\cdots,m$;φ_0^j为第j条基线的地表相位参数;k_z^j为第j条基线的垂直向有效波数。由此可得基于RVoG模型的多基线森林高反演函数模型为:

$$\gamma^j(\omega)=f\left(h_v,h_g,\sigma,\mu(\omega)\right) \tag{5}$$

由式(5)可见,森林高、地表高、消光系数等模型参数与基线观测条件和极化方式无关,地体幅度比参数与基线观测条件无关,仅与极化方式有关。因此,同一极化方式下,不同基线函数模型具有相同的未知模型参数,通过融合多基线观测数据,可有效补充模型参数观测信息。

最小二乘估计是包含多余观测信息时进行平差解算的常用参数估计方法,由函数模型依据复数最小二乘估计准则可得:

$$\sum_{j=1}^{m}\left(\left\|\mathrm{Re}\left(\hat{\gamma}^j(\omega)\right)-\mathrm{Re}\left(\gamma^j(\omega)\right)\right\|+\left\|\mathrm{Im}\left(\hat{\gamma}^j(\omega)\right)-\mathrm{Im}\left(\gamma^j(\omega)\right)\right\|\right)=\min \tag{6}$$

式中,$\|\cdot\|$表示二范数运算;$\hat{\gamma}^j(\omega)$表示由模型参数估值重构的复相干系数值;假设V_{Re}^j、V_{Im}^j分别表示复相干系数的实部观测残差、虚部观测残差,Re、Im分别表示取实部运算和取虚部运算。

由式(6)可得最小二乘平差估计的观测误差方程为:

$$\begin{cases}V_{\mathrm{Re}}^j=\mathrm{Re}\left(\hat{\gamma}^j(\omega)\right)-\mathrm{Re}\left(\gamma^j(\omega)\right)\\ V_{\mathrm{Im}}^j=\mathrm{Im}\left(\hat{\gamma}^j(\omega)\right)-\mathrm{Im}\left(\gamma^j(\omega)\right)\end{cases} \tag{7}$$

对式(7)进行泰勒线性化展开可得:

$$\begin{cases}V_{\mathrm{Re}}^j=\dfrac{\partial\mathrm{Re}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial h_v}\mathrm{d}h_v+\dfrac{\partial\mathrm{Re}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial h_g}\mathrm{d}h_g+\dfrac{\partial\mathrm{Re}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial\sigma}\mathrm{d}\sigma+\dfrac{\partial\mathrm{Re}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial\mu}\mathrm{d}\mu-l_{\mathrm{Re}}^j\\ V_{\mathrm{Im}}^j=\dfrac{\partial\mathrm{Im}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial h_v}\mathrm{d}h_v+\dfrac{\partial\mathrm{Im}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial h_g}\mathrm{d}h_g+\dfrac{\partial\mathrm{Im}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial\sigma}\mathrm{d}\sigma+\dfrac{\partial\mathrm{Im}\left(\gamma^j(\omega)\right)}{\partial\mu}\mathrm{d}\mu-l_{\mathrm{Im}}^j\end{cases} \tag{8}$$

式中,$\mathrm{d}(\cdot)$表示模型参数改正数;$\partial(\cdot)$表示偏导数运算;l_{Re}^j与l_{Im}^j分别表示复相干观测实部与虚部残余项。进而可得复相干观测下的高斯-马尔可夫(Gauss-Markov,G-M)模型为[25]:

$$\boldsymbol{V}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}-\boldsymbol{L} \tag{9}$$

式中,$\boldsymbol{V}$表示观测值残差向量;$\boldsymbol{A}$为误差方程设计矩阵;$\boldsymbol{X}$为森林高、地表高、消光系数、地体幅度比等未知参数改正数向量;$\boldsymbol{L}$表示观测值向量,即复

相干系数实部与虚部残余常数。依据复数最小二乘估计准则可得未知参数估值为:

$$\hat{\boldsymbol{X}}=\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\right)^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{L} \tag{10}$$

最小二乘算法可有效融合多基线观测信息实现森林高等模型参数的估计,然而,受RVoG模型复杂结构影响,在多基线模式下,模型参数反演依然存在观测信息不足问题,导致参数反演出现病态问题,反演可靠性及稳定性较差,严重时甚至无法得到参数的有效估值。病态问题影响下的最小二乘参数估值方差为:

$$T=\mathrm{Trace}\left[\sigma_0^2\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\right)^{-1}\right]=\sigma_0^2\left(\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\lambda_i^2}\right) \tag{11}$$

式中,Trace()表示求迹运算;σ_0^2表示观测单位权方差;λ_i表示矩阵$\boldsymbol{A}$奇异值分解后的奇异值。模型病态性主要体现在设计矩阵存在较小的、接近于0的奇异值,这些较小奇异值会严重放大观测误差的影响,导致参数估值方差较大,常规最小二乘估计已无法获得模型参数的准确估值。因此,本文考虑引入一种病态问题处理方法,即正则化方法进行参数估计,得到未知参数的正则化估值为:

$$\hat{\boldsymbol{X}}_\alpha=\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}+\alpha\boldsymbol{I}\right)\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{L} \tag{12}$$

式中,$\hat{\boldsymbol{X}}_\alpha$表示未知参数的正则化估值;$\alpha$表示正则化调节因子或参数;$\boldsymbol{I}$表示单位正则化矩阵。

不同于常规估计方法的无偏特性,正则化方法是一种有偏估计方法,其通过引入少量偏差,大幅降低方差,从而实现参数估值均方误差的下降。理论上正则化方法的均方误差应优于无偏估计方法,才能改善模型参数的估计精度。正则化方法的参数估值均方误差可表示为[26]:

$$M_\alpha=E\left[(\hat{\boldsymbol{X}}_\alpha-\tilde{\boldsymbol{X}})^{\mathrm{T}}(\hat{\boldsymbol{X}}_\alpha-\tilde{\boldsymbol{X}})\right]=T_\alpha+\boldsymbol{b}_\alpha^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b}_\alpha \tag{13}$$

式中,M_α表示正则化估值均方误差,包含方差和偏差两个组成部分;E表示数学期望运算;$\tilde{\boldsymbol{X}}$表示未知模型参数的实际真值;$\boldsymbol{b}_\alpha$表示估值偏差向量;T_α为各参数估值方差和,可由参数估值协方差矩阵求迹获得[27],协方差矩阵及其迹可表示为:

$$\boldsymbol{C}_\alpha=\sigma_0^2\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}+\alpha\boldsymbol{I}\right)^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}+\alpha\boldsymbol{I}\right)^{-1} \tag{14}$$

对设计矩阵$\boldsymbol{A}$进行奇异值分解可得:

$$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{S}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}} \tag{15}$$

式中,$\boldsymbol{U}$表示左奇异向量矩阵;$\boldsymbol{S}$表示奇异值矩阵;$\boldsymbol{G}$表示右奇异向量矩阵。

$$T_\alpha=\mathrm{Trace}(\boldsymbol{C}_\alpha)=\sigma_0^2\left(\sum_{i=1}^{n}\frac{\lambda_i^2}{\left(\lambda_i^2+\alpha\right)^2}\right) \tag{16}$$

式中,$\boldsymbol{C}_\alpha$表示参数估值协方差矩阵;估值偏差向量$\boldsymbol{b}_\alpha$可表示为:

$$\boldsymbol{b}_\alpha=-\alpha\left(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}+\alpha\boldsymbol{I}\right)^{-1}\tilde{\boldsymbol{X}}=-\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{g}_i\frac{\alpha}{\lambda_i^2+\alpha}\boldsymbol{g}_i^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{X}} \tag{17}$$

式中,$\boldsymbol{g}_i$为$\boldsymbol{G}$中的第i列右奇异向量。

正则化方法可有效降低各参数的估值方差,但同时在各参数估值中也不同程度地引入了偏差,因而方差下降量和偏差增加量的大小决定了各参数的估值精度。综合式(16)与式(17)可见,各参数估值方差下降量和偏差增加量与正则化参数大小息息相关,方差随着正则化参数的增大而减小,而偏差则随着正则化参数的增大而增加。因此,应合理利用正则化参数调节方差与偏差变化,得到可靠的参数估值。方差的计算可基于误差传播律利用式(16)有效估计,但偏差的计算需要未知模型参数的真值,在实际中森林高等模型参数的真值是无法获得的。鉴于此,本文考虑利用森林高参数的先验值计算偏差,并依据森林高参数估值偏差与方差随正则化参数的变化规律选择正则化参数。正则化参数确定的主要步骤如下:

1)基于式(14)和式(17)分解出森林高参数估值方差与偏差,计算式分别为:

$$\boldsymbol{C}_\alpha=\begin{bmatrix}c_h & \cdots & \cdots\\ \cdots & \cdots & \cdots\\ \cdots & \cdots & \cdots\end{bmatrix},\boldsymbol{b}_\alpha=\begin{bmatrix}b_h\\ \vdots\\ \vdots\end{bmatrix} \tag{18}$$

式中,c_h表示森林高估值方差;$\boldsymbol{C}_\alpha$省略部分为其余模型参数估值方差;b_h表示森林高估值偏差;$\boldsymbol{b}_\alpha$省略部分为其余模型参数估值偏差。

2)基于式(14)和式(18)计算森林高参数估值方差;并利用森林高参数经验值,基于式(17)和式(18)计算森林高参数估值近似偏差。

3)比较分析不同正则化参数下的森林高估值方差与偏差变化,方差随着正则化参数增大不断下降,而偏差则不断增加。由于偏差仅为近似值,当方差下降到合理范围,且偏差引入较小时,确定正则化参数,即判断条件为$c_h\leqslant\varepsilon$。

通过先验信息或单基线PolInSAR获得的森林高初值误差稳定在3~10 m范围内,以该误差范围内森林高参数为初值,分析不同初值误差对多基线正则化法森林高参数反演的影响,如图1所示。

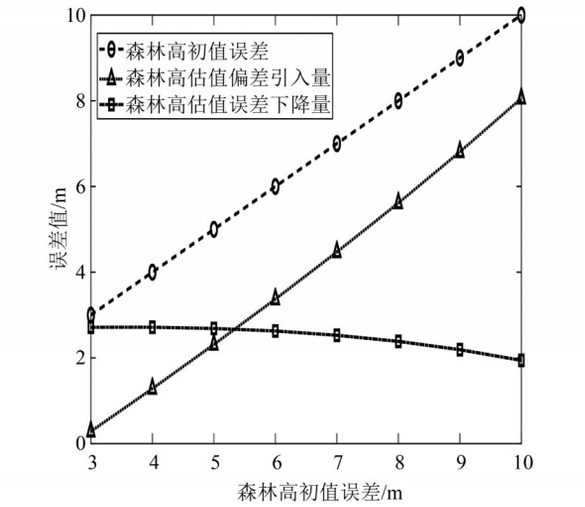


图1 不同初值误差对多基线正则化法森林高参数反演的影响

Fig. 1 Impacts of Varying Initial Value Errors on Parameter Inversion of Forest Height by Multi-baseline Regularization Method

正则化参数确定后,方差下降量为一稳定量,森林高估值误差主要受偏差影响。由图1可见,随着森林高初值误差的增大,多基线正则化法引入的偏差也不断增大,但偏差引入量均一致小于初值误差,表明在不同初值误差下,多基线正则化法仍可有效改善森林高反演精度。由森林高估值误差下降量可见,随着初值误差的增大,森林高估值误差下降量有所减少,但减少程度较小,整体保持了较好的稳定性。因此,多基线正则化法对森林高参数初值敏感性较低,在不同初值误差下仍可较稳定地改善森林高参数反演精度。

2 PolInSAR森林高反演实验

为了验证多基线PolInSAR森林高反演算法的可行性与有效性,选取了美国国家航空航天局实施的AfriSAR项目[28]所提供的机载P波段多基线PolInSAR数据进行森林高反演验证。实验数据采集区域位于非洲加蓬的洛佩地区,该地区为典型的热带雨林覆盖区,森林高较高,植被结构复杂多样,生物量范围约在50~600 t/hm^2,森林高范围为3~60 m。为验证长波PolInSAR技术实施大范围森林高测量的可行性,利用机载SAR系统采集了该实验区P波段多基线PolInSAR数据,Pauli基彩色合成图如图2所示。同时获取实验区高精度激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)森林高测量数据,可用于对比分析PolInSAR森林高反演结果。

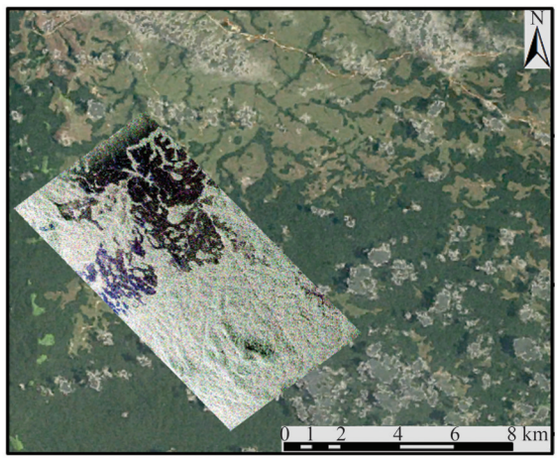


图2 PolInSAR数据Pauli基彩色合成图

Fig. 2 Pauli Color Composite Image of PolInSAR Data

本实验选取了3条基线的全极化观测数据进行森林高参数反演,参数信息见表1。为对比分析不同方法的森林高反演精度,分别采用单基线森林高估计方法、多基线最小二乘反演方法以及本文提出的多基线正则化反演方法进行森林高参数反演,并利用覆盖该实验区的LiDAR森林高测量结果作为真值进行精度分析,进而验证本文提出的多基线正则化反演方法的可行性与有效性。各方法的森林高反演结果如图3所示。

表1 多基线PolInSAR观测数据参数

Table 1 Parameters of Multi-baseline PolInSAR Observation Data

基线编号	极化方式	空间基线/m	垂直向有效波束范围/(rad·m^{-1})
1	全极化	40	0.065~0.119
2	全极化	60	0.097~0.177
3	全极化	80	0.130~0.229

由图3可见,采用单基线数据进行森林高参数反演,基线1的森林高反演结果最优,与LiDAR森林高结果最为接近;其次是基线2反演结果;基线3整幅影像出现两种不同的反演结果,这主要由于左右两个半幅影像观测数据质量不同,导致反演结果出现较大差异。融合多基线数据反演森林高时,受模型病态性影响,常规最小二乘算法无法有效提高森林高反演精度,反演结果出现严重的高估现象;而采用正则化方法解算后,森林高反演结果得到显著改善,相较最优单基线反演结果,反演质量也有明显提升,森林高估值最接近于LiDAR森林高测量值。为了进一步量化分析各方法的反演精度,在图3中均匀选取了20 133个样本,以LiDAR森林高测量值作为参数真值,计算各方法森林高反演均方根误差,如图4所示。

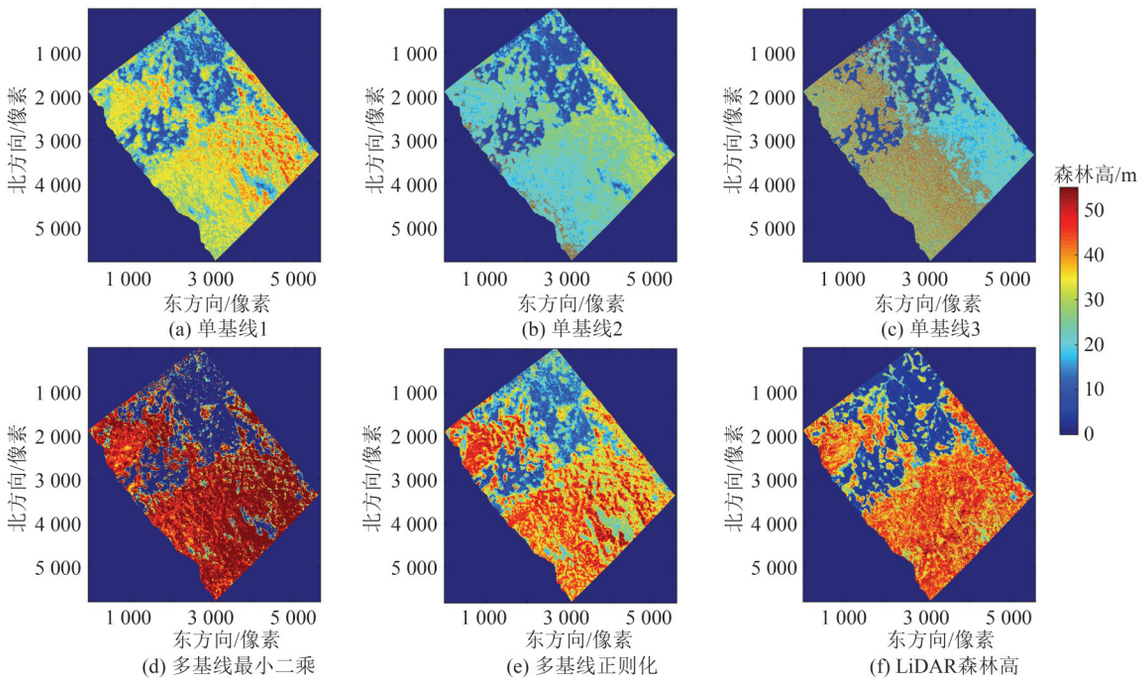


图 3　不同方法森林高反演结果

Fig. 3　Forest Height Inversion Results of Different Methods

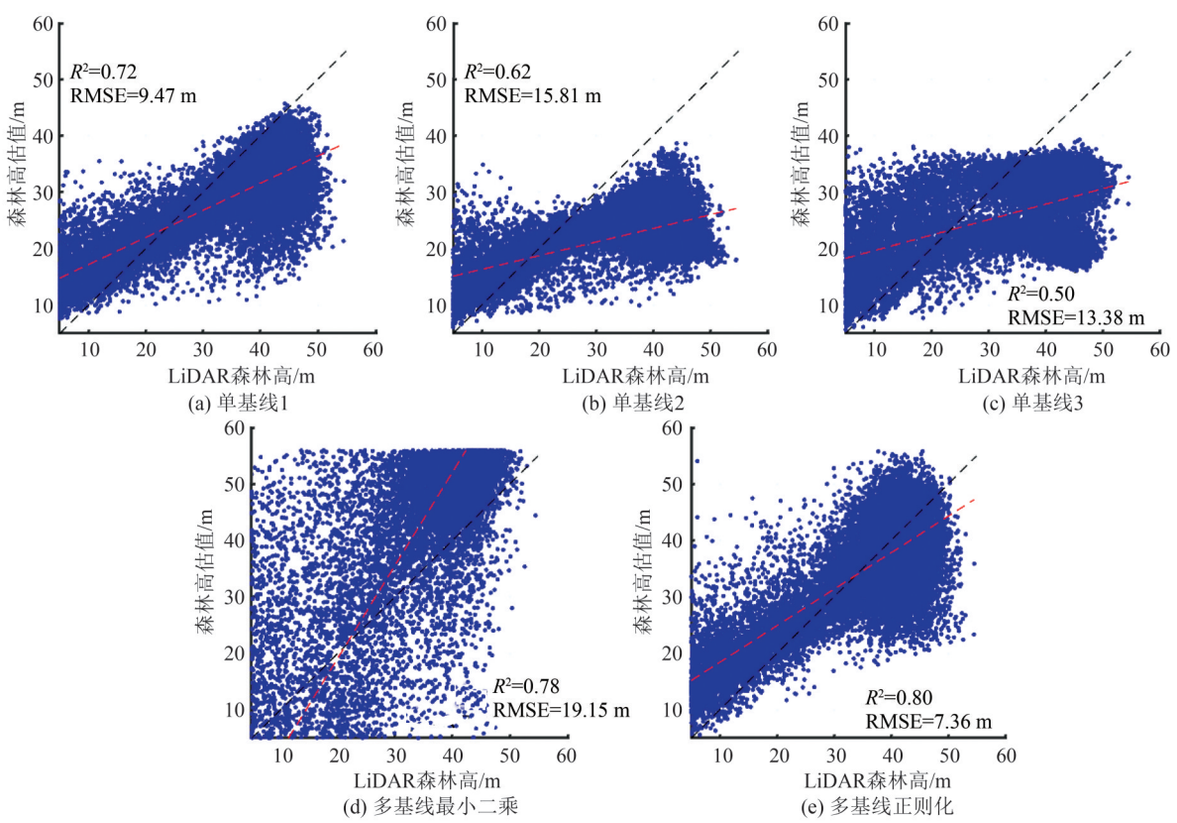


图 4　不同方法森林高反演均方根误差分析

Fig. 4　Root Mean Square Error Analysis of Forest Height Inversion by Different Methods

由图 4 误差分析情况可见,各方法的均方根误差分析结果与森林高估值图分析结果基本一致。单基线森林高反演结果中,基线 1 的森林高反演均方根误差最小,为 9.47 m;其次是基线 3,但其误差分布出现明显的分区,这主要由于基线 3 左右两半幅数据观测质量差异较大,导致反演结果差异也较大;最后是基线 2,其森林高反演均方根误差最大。采用多基线数据进行森林高反演后,常规最小二乘算法受病态性影响严重,森林高估值均方根误差达到了 19.15 m,高于单基

线森林高反演均方根误差;利用正则化方法解算后,有效缓解了病态问题影响,森林高估值均方根误差下降到7.36 m,相比于最优单基线结果,均方根误差下降了22%。在决定系数方面,多基线正则化算法依然表现最优,决定系数为0.80,其次是多基线最小二乘方法,随后是单基线1,最后是单基线3。由此表明,所提方法可一定程度上提高PolInSAR森林高反演精度,是一种可行且有效的森林高估计方法。

3 结 语

基于RVoG模型的PolInSAR森林高参数反演常存在观测信息不足问题,在单基线模式下,需借助先验假设信息,实现模型参数反演,从而限制了参数反演精度。融合多基线观测,有助于补充观测信息,提高参数反演精度,但多基线模式下,模型参数反演存在病态问题,严重影响了模型参数反演精度。鉴于此,本文利用最小二乘方法,融合多基线观测信息反演森林高参数;针对参数反演病态问题,采用正则化方法降低病态性影响,并基于森林高参数估值方差与偏差变化,优化正则化参数选择,提高森林高参数反演的精度与稳定性。通过研究发现:

1)引入多基线观测,可有效补充观测信息,改善模型参数反演观测信息不足问题,但模型参数反演存在病态问题。

2)最小二乘方法可融合多基线信息反演森林高参数,但受病态性影响严重,采用正则化方法解算,可降低病态性影响,改善森林高参数估计精度。

3)PolInSAR森林高反演实验表明,多基线正则化反演方法可有效提高单基线森林高反演精度,精度改善了22%左右,是一种行之有效的森林高反演方法。

参 考 文 献

[1] SIMARD M, FATOYINBO L, SMETANKA C, et al. Mangrove Canopy Height Globally Related to Precipitation, Temperature and Cyclone Frequency [J]. *Nature Geoscience*, 2019, 12(1): 40-45.

[2] PAN Y D, BIRDSEY R A, FANG J Y, et al. A Large and Persistent Carbon Sink in the World's Forests[J]. *Science*, 2011, 333(6045): 988-993.

[3] 许朕义, 张永军, 龚龑, 等. 森林蓄积量遥感估测研究现状与发展[J]. 测绘地理信息, 2025, 50(4): 1-14.
XU Zhenyi, ZHANG Yongjun, GONG Yan, et al. The Research Status and Progress of Forest Stock Volume Estimation with Remote Sensing[J]. *Journal of Geomatics*, 2025, 50(4): 1-14.

[4] 许文斌, 罗兴军, 朱建军, 等. InSAR火山形变监测与参数反演研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1632-1642.
XU Wenbin, LUO Xingjun, ZHU Jianjun, et al. Review of Volcano Deformation Monitoring and Modeling with InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1632-1642.

[5] 戴可人, 许强, 邓晋, 等. 滑坡隐患InSAR广域识别研究综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(8): 1469-1482.
DAI Keren, XU Qiang, DENG Jin, et al. Review on Large-Scale Identification of Potential Landslides with InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(8): 1469-1482.

[6] 刘斌, 张丽, 葛大庆, 等. 陆地探测一号卫星滑坡大变形InSAR监测应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1753-1762.
LIU Bin, ZHANG Li, GE Daqing, et al. Application of InSAR Monitoring Large Deformation of Landslides Using Lutan-1 Constellation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1753-1762.

[7] 宋佳, 刘耀鹏, 兰进京. 时序InSAR地面沉降时空分布研究[J]. 测绘技术装备, 2024, 26(3): 14-18.
SONG Jia, LIU Yaopeng, LAN Jinjing. Temporal and Spatial Distribution of Land Subsidence by Time Sequence InSAR[J]. *Geomatics Technology and Equipment*, 2024, 26(3): 14-18.

[8] 朱建军, 谢雁洲, 付海强, 等. 星载P波段SAR森林覆盖层穿透测绘:欧洲空间局BIOMASS卫星综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(8): 1457-1468.
ZHU Jianjun, XIE Yanzhou, FU Haiqiang, et al. Penetration Mapping of Forest Cover Using Space-borne P-Band SAR: A Review of the European Space Agency's BIOMASS Mission[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(8): 1457-1468.

[9] 罗洪斌, 朱泊东, 岳彩荣, 等. 基于机载多基线PolInSAR的森林冠层高度反演[J]. 测绘地理信息, 2024, 49(2): 74-80.
LUO Hongbin, ZHU Bodong, YUE Cairong, et al. Forest Canopy Height Inversion Based on Airborne Multi-baseline PolInSAR[J]. *Journal of Geomatics*, 2024, 49(2): 74-80.

[10] 邹维宝, 魏毅博. 采用PolInSAR技术反演植被高度的算法应用与研究进展[J]. 测绘地理信息, 2023, 48(3): 65-70.
ZOU Weibao, WEI Yibo. Application and Research Progress of Vegetation Height Inversion Algorithms by PolInSAR Technology[J]. *Journal of Geomatics*, 2023, 48(3): 65-70.

[11] 解清华, 朱建军, 汪长城, 等. 基于S-RVoG模型的PolInSAR森林高度非线性复数最小二乘反演算法[J]. 测绘学报, 2020, 49(10): 1303-1310.
XIE Qinghua, ZHU Jianjun, WANG Changcheng, et al. A S-RVoG Model-Based PolInSAR Nonlinear Complex Least Squares Method for Forest Height Inversion[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(10): 1303-1310.

[12] TREUHAFT R N, MADSEN S N, MOGHADDAM M, et al. Vegetation Characteristics and Underlying Topography from Interferometric Radar [J]. *Radio Science*, 1996, 31(6): 1449-1485.

[13] TREUHAFT R N, SIQUEIRA P R. Vertical Structure of Vegetated Land Surfaces from Interferometric and Polarimetric Radar[J]. *Radio Science*, 2000, 35(1): 141-177.

[14] PAPATHANASSIOU K P, CLOUDE S R. Single-Baseline Polarimetric SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(11): 2352-2363.

[15] 李新武, 郭华东, 廖静娟, 等. 航天飞机极化干涉雷达数据反演地表植被参数[J]. 遥感学报, 2002, 6(6): 424-429.
LI Xinwu, GUO Huadong, LIAO Jingjuan, et al. Inversion of Vegetation Parameters Using Spaceborne Polarimetric SAR Interferometry[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2002, 6(6): 424-429.

[16] CLOUDE S R, PAPATHANASSIOU K P. Three-Stage Inversion Process for Polarimetric SAR Interferometry[J]. *IEE Proceedings — Radar, Sonar and Navigation*, 2003, 150(3): 125-134.

[17] KUGLER F, LEE S K, HAJNSEK I, et al. Forest Height Estimation by Means of Pol-InSAR Data Inversion: The Role of the Vertical Wavenumber[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(10): 5294-5311.

[18] FU W X, GUO H D, LI X W, et al. Extended Three-Stage Polarimetric SAR Interferometry Algorithm by Dual-Polarization Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(5): 2792-2802.

[19] WANG C C, WANG L, FU H Q, et al. The Impact of Forest Density on Forest Height Inversion Modeling from Polarimetric InSAR Data[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(4): 291.

[20] MANAGHEBI T, MAGHSOUDI Y, VALADAN ZOEJ M J. A Volume Optimization Method to Improve the Three-Stage Inversion Algorithm for Forest Height Estimation Using PolInSAR Data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(8): 1214-1218.

[21] LEE S K, FATOYINBO T E, LAGOMASINO D, et al. Multibaseline TanDEM-X Mangrove Height Estimation: The Selection of the Vertical Wavenumber[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(10): 3434-3442.

[22] XIE Y Z, FU H Q, ZHU J J, et al. A LiDAR-Aided Multibaseline PolInSAR Method for Forest Height Estimation: With Emphasis on Dual-Baseline Selection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(10): 1807-1811.

[23] ZHU J J, XIE Q H, ZUO T Y, et al. Complex Least Squares Adjustment to Improve Tree Height Inversion Problem in PolInSAR[J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2019, 2(1): 1-8.

[24] FU H Q, ZHU J J, WANG C C, et al. Underlying Topography Extraction over Forest Areas from Multi-baseline PolInSAR Data[J]. *Journal of Geodesy*, 2018, 92(7): 727-741.

[25] 林东方, 姚宜斌, 郑敦勇, 等. 利用TSVD参数估值变化特性确定算法截断参数[J]. 测绘学报, 2022, 51(8): 1787-1796.
LIN Dongfang, YAO Yibin, ZHENG Dunyong, et al. Determination of Truncation Parameter Based on the Differences of TSVD Parameter Estimates for Ill-Posed Problems in Geodesy[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(8): 1787-1796.

[26] SHEN Y Z, XU P L, LI B F. Bias-Corrected Regularized Solution to Inverse Ill-Posed Models [J]. *Journal of Geodesy*, 2012, 86(8): 597-608.

[27] 林东方, 朱建军, 付海强, 等. 均方误差意义下的正则化参数二次优化方法[J]. 测绘学报, 2020, 49(4): 443-451.
LIN Dongfang, ZHU Jianjun, FU Haiqiang, et al. Optimization of Regularization Parameter Based on Minimum MSE[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(4): 443-451.

[28] ZHANG B, FU H Q, ZHU J J, et al. Forest Height Estimation Using MultiBaseline Low-Frequency PolInSAR Data Affected by Temporal Decorrelation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4009405.