



多极化层析 SAR 植被高度反演基线融合方法

邢成^{1*}, 杨健^{1*}, 殷君君², 张瞻婕¹

1. 清华大学电子工程系, 北京 100084

2. 北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083

* 通信作者. E-mail: xingc18@mails.tsinghua.edu.cn, yangjian_ee@mail.tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2021-12-27; 修回日期: 2022-04-07; 接受日期: 2022-05-30; 网络出版日期: 2023-03-14

国家自然科学基金 (批准号: 62171023) 和高分辨率对地观测重大专项航空观测系统 (批准号: 30-H30C01-9004-19/21) 资助项目

摘要 植被高度反演属于森林定量遥感, 在森林测绘、资源评估和生态监测等领域发挥着重要作用. 本文基于多极化层析 SAR 数据进行基线融合植被高度反演, 将森林散射相干模型推广到高维空间, 通过复数域到幅度-相位域的转化降低模型非线性度, 并提出了基于相干分布方差的广义幅相距离, 进而发展了多基线联合参数反演方法. 本文通过实测 P 波段极化层析 SAR 数据对所提方法进行了验证, 同时将其与单基线反演法、基线选择法和欧式距离融合法进行了对比分析. 实验结果表明, 本文所提方法的反演结果与激光雷达获取的高度图相比, 相关性更强, 均方根误差更低, 显著提高了植被高度反演的精度和稳定性.

关键词 森林遥感, 极化层析 SAR, 植被高度反演, 多基线融合

1 引言

近年来, 随着各国环境保护意识逐渐加强, 碳平衡成为焦点话题, 而森林区域占地球陆地面积的约三分之一, 是地球碳循环的核心区域, 同时蕴藏着丰富的碳资源, 因此受到了广泛关注. 在森林遥感中, 植被参数反演是一项重要课题. 林下地形、植被高度等参数在数字地形和地表模型等的测绘中发挥着重要作用; 垂直结构、生物量等参数既可以反映森林碳储量, 又能对林区生态进行动态监测. 然而, 植被参数反演属于定量遥感, 相比于定性遥感研究, 更需要对散射过程进行精确建模, 因此这也是森林遥感领域亟待解决的难题之一.

森林遥感观测技术主要包括以下几种: 光学遥感可以获得大范围高分辨率的森林图像, 但受气候条件、光照等限制; 激光雷达可以获得较为准确的参数反演图, 但成本高、分辨率较低、观测范围小, 同时受气候条件限制; 合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 及其基础上发展出的干涉、极化、层析 SAR 技术, 则可以克服不利的气候和光照条件, 低成本地获得大范围森林图像, 因此在森林

引用格式: 邢成, 杨健, 殷君君, 等. 多极化层析 SAR 植被高度反演基线融合方法. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 606–621, doi: 10.1360/SSI-2021-0436
Xing C, Yang J, Yin J J, et al. Fusion method for vegetation height inversion with multibaseline PolInSAR data (in Chinese). Sci Sin Inform, 2023, 53: 606–621, doi: 10.1360/SSI-2021-0436

遥感中发挥着越来越重要的作用. 极化干涉 SAR (polarimetric interferometric SAR, PolInSAR) 既可以得到极化对应的散射机制信息, 又可以得到干涉对应的高度维信息, 既对地物形状敏感, 又对地物高度敏感, 因此被重点应用于地形估计、森林参数估计、建筑高度估计等研究中. 多组时空基线下的极化干涉 SAR 则可以组成极化层析 SAR (polarimetric tomographic synthetic aperture radar, Pol-tomoSAR), 获得的植被参数则可以由林下地表和冠层散射中心拓展为森林垂直散射结构和它的时空变化规律.

在极化干涉 SAR 植被高度反演方面, 很多学者进行了深入研究. 在理想情况下, 植被高度可通过体散射极化状态和地面散射极化状态^[1]之间的相位差反映. 目前常用的相位差分方法有: 最优极化相干算法^[2], 旋转不变技术 (ESPRIT) 算法^[3] 以及模型目标散射分解技术^[4,5]. 但森林的垂直结构和消光系数会在一定程度上影响相位中心的估计. 基于均质假设, Treuhaft 等^[6,7] 提出了双层物理模型, 称为地上随机散射体 (RVoG) 模型. 该模型包含森林高度、消光系数、地表相位和地体散射比等未知参数, 需要利用高维非线性优化进行求解, 复杂度较高. 很多学者在 RVoG 模型的基础上提出了一些改进模型以适应不同情况, 如 S-RVoG 模型将地形条件纳入考虑范畴^[8,9]. 但将这些模型应用于重轨干涉 PolInSAR 数据时, 时间去相关的不确定性会大大降低高度估计的准确性^[10], 这通常是由散射体在多次观测时受到风等自然因素的影响后发生位移导致的. Zebker 等^[11] 分析了雷达信号中的多种去相关, 并建立了时间去相干的通用模型. 随后 Lavalley 等^[12,13] 提出了 RMoG 模型, 通过对散射点的运动进行建模改进时间去相干的估计. 补偿时间去相干的另一种方法是通过实值时间去相干因子缩放体散射去相干, 这是 RVoG-vtd 模型所采用的方法^[14]. 这两个模型都增加了 RVoG 模型中未知参数的数量, 从而使参数反演存在模糊问题. 为解决这一问题, 通常采用训练参数或求解全局非线性最小二乘的方法^[14]. 为了降低 RVoG 的计算复杂度, Cloude 等^[15~17] 提出了一种三阶段反演方法, 并取得了很好的效果. 而针对 RVoG-vtd 模型, Managhebi 等^[18] 提出了一种四阶段反演算法来减少未知参数的数量, 该算法探索了平均消光与拟合线的分割之间的关系, 从而对模型参数做出估计. 尽管森林散射模型逐渐多样化, 可以适应更多的观测条件和观测场景, 但干涉测量得到的高度精度仍然很容易受到数据采集模式的影响, 例如, 波段、入射角、基线长度和干涉方式 (单轨干涉或重轨干涉)^[2,19], 这意味着多基线、多波段测量和 LiDAR 辅助等方法可以保证更准确的反演结果^[20,21]. 考虑到这一点, 多源数据的融合成为主流研究课题^[22,23].

多极化层析 SAR 植被参数反演的研究约在 21 世纪初开始出现, 主要可以分为 3 种方法. 第 1 种是阵列信号处理法, 如 Capon, MUSIC, ESPRIT 等信号估计方法^[24]. 第 2 种是基线选择法, 主要是通过相干高度精度、相干边界偏心率、相干优化等参数确定基线, 再配合极化相干散射模型进行反演^[25~27]. 第 3 种是极化相干层析法, 如 SKP 分解法、傅里叶 - 勒让德 (Fourier-Legendre) 展开法等^[28,29], 以及在其基础上增加模型约束或稀疏约束优化求解结果的方法^[5,30,31]. 其中基线选择法基于单基线散射模型反演方法, 建模较为精细, 应用也相对广泛. 但由于极化相干模型在二维平面内表现为高曲率曲线, 将其拓展至极化层析模型时, 其结构变为高维非线性结构, 会给植被高度的判定带来很大的困难. 因此通常的基线选择法通过相干参数将高维模型转化至单一基线的二维平面, 忽略了其他基线的信息, 会使得鲁棒性下降.

本文针对高维森林散射模型非线性度高, 不利于参数反演的问题和基线选择法反演结果不够鲁棒连续性较弱的问题, 分析了模型在欧式空间和幅相空间中的特性, 提出了一种新的多极化层析 SAR 植被高度反演基线融合方法. 该方法通过将高维非线性相干模型转化至幅相空间降低其非线性度, 利用相干分布规律构造广义幅相距离, 并利用其对植被高度进行判定. 该方法可以充分利用多基线极化干涉信息, 得到更加准确和鲁棒的参数反演结果.

本文的实验数据来源于 NASA (National Aeronautics and Space Administration) 和 ESA (European

Space Agency) 联合组织的 AfriSAR 森林观测运动. 该运动致力于收集热带地区的多极化层析 SAR 数据和相应的激光雷达 (LiDAR) 数据, 涵盖了不同的森林结构、生物量水平和干扰情况, 以进一步支持被评为第七次地球探索者任务的 BIOMASS 任务. 本文内容安排如下: 第 2 节简要介绍多极化层析 SAR 的基本理论, 对其数据形式和基本参数进行说明; 第 3 节介绍森林散射模型; 第 4 节介绍植被高度反演算法; 第 5 节给出实验结果和对比分析; 第 6 节进行总结.

2 多极化层析 SAR

SAR 数据经成像处理后显示为一张复数值图像, 每一个像素点的值包含该像素点对应区域的散射体对雷达发射电磁波的幅度和相位响应. 干涉 SAR 则需要提取两个天线分别接收的复标量信号 s_1 和 s_2 的相干信息, 相干信息一般通过相干矩阵表示, 即

$$[J] = \begin{bmatrix} \langle s_1 s_1^* \rangle & \langle s_1 s_2^* \rangle \\ \langle s_2 s_1^* \rangle & \langle s_2 s_2^* \rangle \end{bmatrix}. \quad (1)$$

极化干涉 SAR 数据则一般用散射矢量的干涉矩阵表示, 两个天线接收到的散射矢量分别为

$$k_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{1hh} + S_{1vv}, S_{1hh} - S_{1vv}, 2S_{1hv}]^T, \quad (2)$$

$$k_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{2hh} + S_{2vv}, S_{2hh} - S_{2vv}, 2S_{2hv}]^T. \quad (3)$$

散射矢量的相干矩阵可以写为 6×6 的哈密顿 (Hamilton) 半正定矩阵 T_6 :

$$[T_6] = \left\langle \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1^{*T} & k_2^{*T} \end{bmatrix} \right\rangle = \begin{bmatrix} [T_{11}] & [\Omega_{12}] \\ [\Omega_{12}]^{*T} & [T_{22}] \end{bmatrix}. \quad (4)$$

通过引入两个单位复矢量 w_1 和 w_2 , 可得在任意散射机制下的归一化干涉相干:

$$\gamma = \frac{\langle w_1^{*T} [\Omega_{12}] w_2 \rangle}{\sqrt{w_1^{*T} [T_{11}] w_1 \cdot w_2^{*T} [T_{22}] w_2}}. \quad (5)$$

将多极化观测数量由 2 推广到 N , 将多组观测的散射矢量 k_i 组合, 则可以得到多极化层析 SAR 的散射矢量和散射相干矩阵为

$$k = \begin{bmatrix} k_1^T & k_2^T & \cdots & k_N^T \end{bmatrix}^T, \quad (6)$$

$$T = E \{ k k^H \} = \begin{bmatrix} T_{11} & \Omega_{12} & \cdots & \Omega_{1N} \\ \cdot & T_{22} & \cdots & \Omega_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdots & \vdots \\ \cdot & \cdot & \cdot & T_{NN} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

3 森林散射模型

根据第 2 节的介绍可知, 极化层析 SAR 数据通常用散射相干矩阵表示. 通过建立植被参数和观测相干矩阵的对应关系, 即森林散射模型, 就可利用观测得到参数反演结果. 由于森林区域散射机制相对复杂, 包含了随机散射体散射、地面散射和地体散射等多种散射成分, 因此森林散射建模较为困难, 通常需要对森林区域进行分层建模, 分别考虑冠层和地面的散射过程来计算相干模型. 本文所用的 GRVoG-vtd 散射模型由以下推导给出 [32].

3.1 随机体散射模型

首先考虑随机体散射过程, 该过程主要描述冠层散射过程. 将冠层叶片建模为大量随机分布的散射体, 散射体的垂直密度分布设为 $\rho(h)$, 可以推导得到归一化干涉相干的表达式:

$$\frac{\langle E(\mathbf{R}_1)E^*(\mathbf{R}_2) \rangle}{\sqrt{|\langle E(\mathbf{R}_1) \rangle|^2 |\langle E(\mathbf{R}_2) \rangle|^2}} = e^{j\phi_0} \frac{\int_0^{h_v} \exp(jk_z z) \rho(z) \exp\left(\frac{-2\kappa_e \int_z^{h_v} \rho(h) dh}{\cos\theta}\right) dz}{\int_0^{h_v} \rho(z) \exp\left(\frac{-2\kappa_e \int_z^{h_v} \rho(h) dh}{\cos\theta}\right) dz}, \quad (8)$$

其中 ϕ_0 为地表相位, h_v 为植被高度, k_z 为垂直波数, θ 为入射角, κ_e 为消光系数, 定义为

$$\kappa_e = \frac{4\pi\rho_0 \text{Im}\langle f \rangle}{k}, \quad (9)$$

ρ_0 为森林散射体平均密度, k 为波数, Im 表示取虚部, $\langle f \rangle$ 为散射体平均前向散射系数.

3.2 地体散射模型

进一步考虑地体散射过程, 将每一个散射体的地体散射过程对雷达回波的贡献积分, 同样完成回波相干和归一化步骤, 可以得到森林地体散射模型, 它可以看作体散射模型与地体散射模型的叠加:

$$\frac{\langle E(\mathbf{R}_1)E^*(\mathbf{R}_2) \rangle}{\sqrt{|\langle E(\mathbf{R}_1) \rangle|^2 |\langle E(\mathbf{R}_2) \rangle|^2}} = A_r e^{i\phi_0(z_0)} \frac{[\int_0^{h_v} \exp(ik_z z) \rho(z) \exp[\frac{2\kappa_e \int_0^z \rho(h) dh}{\cos\theta}] dz + 4\Delta_t^S h_v \frac{\sin \kappa_z h_v}{\kappa_z h_v}]}{[\int_0^{h_v} \rho(z) \exp[\frac{2\kappa_e \int_0^z \rho(h) dh}{\cos\theta}] dz + 4\Delta_t^S h_v]}, \quad (10)$$

其中 Δ_t^S 为地面散射因子, 包含了地面粗糙度和介电常数等的影响, 在不同的极化状态下会有不同的响应.

3.3 极化状态模型

考虑极化状态对模型的影响时, 将体散射和地面散射的相干矩阵抽象为符号 I^V 和 I^G , 利用 \mathbf{w} 向量描述极化状态, 则可以得到任意极化状态下的相干模型 $\gamma(\mathbf{w})$:

$$\begin{aligned} \gamma(\mathbf{w}) &= \frac{\mathbf{w}^{*T} (e^{i\phi} I_2^V + e^{i\phi} I_2^G) \mathbf{w}}{\mathbf{w}^{*T} (I_1^V + I_1^G) \mathbf{w}} \\ &= \frac{\mathbf{w}^{*T} (e^{i\phi_1} v^{-1} I_2^V + e^{i\phi_1} v^{-1} I_2^G) \mathbf{w}}{1 + \mathbf{w}^{*T} v^{-1} I_1^G \mathbf{w}}. \end{aligned} \quad (11)$$

由于地面散射相干矩阵的差异相对较小, 因此当 $I_2^G \approx I_2^V$ 时, 不同极化状态下的相干点与纯体散射点有近似线性的分布规律:

$$\gamma(\mathbf{w}) = e^{i\phi_1} \frac{\gamma_v + \mu(\mathbf{w})}{1 + \mu(\mathbf{w})}. \quad (12)$$

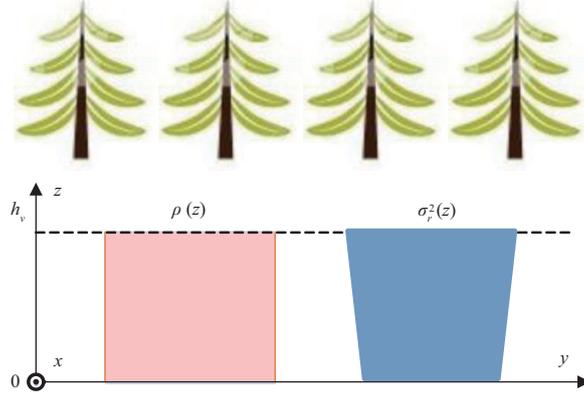


图 1 (网络版彩图) 森林散射建模示意图

Figure 1 (Color online) Schematic diagram of forest scattering modeling

3.4 时间去相干模型

实际观测数据的相干性受到多种因素的影响, 如噪声、时间、处理过程、基线等, 其中影响较明显的时间去相干主要是由多次观测时散射体受到风等自然条件影响后产生位移导致的, 在重轨干涉条件下的森林区域尤为突出. 将散射体的运动建模为高斯 (Gauss) 过程, 则可以得到时间去相干因子的表达式:

$$\alpha_{vt}^G(h_v) = \frac{\int_0^{h_v} \rho(z) \exp(-\frac{1}{2}(\frac{4\pi}{\lambda})^2 \sigma_r^2(z)) dz}{\int_0^{h_v} \rho(z) dz}, \quad (13)$$

其中 $\sigma_r(z)$ 表示高度 z 层中高斯运动的标准差.

3.5 整体相干模型

在实际应用时, 为简化模型得到解析的表达式, 可将散射体垂直分布取为常数 ρ_0 , 同时将散射体运动方差取一阶近似. 因此综合以上所有模型, 可以得到整体相干模型为

$$\gamma_{vtd}^G(\omega) = e^{j\phi_0} \frac{\mu(\omega) + \alpha_{vt}^G(h_v) \gamma_v^G(h_v, \kappa_e)}{\mu(\omega) + 1}, \quad (14)$$

其中

$$\alpha_{vt}^G(h_v) = \frac{\alpha_g \int_0^{h_v} \exp(-\beta z) dz}{h_v}, \quad (15)$$

$$\gamma_v^G(h_v, \kappa_e) = \frac{\int_0^{h_v} \exp(2\kappa_e z / \cos \theta) \exp(jk_z z) dz}{\int_0^{h_v} \exp(2\kappa_e z / \cos \theta) dz}. \quad (16)$$

整体相干模型中的未知参数有地表相位 ϕ_0 , 地体散射比 $\mu(\omega)$, 植被高度 h_v , 消光系数 κ_e , 以及时间去相干表达式中的 α_g 和 β . 当 $\alpha_g = 1, \beta = 0$ 时, 该模型退化为经典 RVoG 模型. 其示意图如图 1 所示.

3.6 高维层析模型

在极化层析 SAR 观测条件下, N 个不同的散射矢量 $\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2, \dots, \mathbf{k}_N$ 两两组合可以对应 $N(N-1)/2$ 组不同的基线, 每一组基线下都可以建立上述整体相干模型. 因此, 通过选取合适的 M 组基线建立联

合模型, 可以自然地将整体相干模型推广为高维层析模型. 将公式中上标 G 省去, 并改用数字上标表示基线序号, 高维层析模型可以表示为

$$\begin{bmatrix} \gamma_{vtd}^1(\omega) = e^{j\phi_0^1} \frac{\mu^1(\omega) + \alpha_{vt}^1(h_v)\gamma_v^1(h_v, \kappa_e)}{\mu^1(\omega) + 1} \\ \gamma_{vtd}^2(\omega) = e^{j\phi_0^2} \frac{\mu^2(\omega) + \alpha_{vt}^2(h_v)\gamma_v^2(h_v, \kappa_e)}{\mu^2(\omega) + 1} \\ \dots \\ \gamma_{vtd}^M(\omega) = e^{j\phi_0^M} \frac{\mu^M(\omega) + \alpha_{vt}^M(h_v)\gamma_v^M(h_v, \kappa_e)}{\mu^M(\omega) + 1} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

由于植被高度并不受观测基线影响, 消光系数在观测角度基本一致时变化也可以忽略, 因此在该高维层析模型中认为植被高度参数 h_v 和消光系数 κ_e 在每条基线下均相同. 值得注意的是, 虽然 ϕ_0 参数代表地表相位, 但其值不仅与地表高度有关, 还与基线的长度和位置有关, 因此在不同基线下参数值不同. 与之类似, 时间去相干参数描述的是散射体在多次观测期间的运动对雷达相干性的影响, 与基线长度无关, 但受多次观测时间窗口不同的影响, 其值也有可能发生变化. 在本文的研究中, 由于所用数据的多次观测时间小于 1 小时, 时间基线较短, 因此为降低模型复杂度, 将每条基线下时间去相干中的参数 β 取 0.1 ~ 0.4 之间的经验值, 且认为该参数不随基线变化.

4 植被高度反演算法

4.1 单基线反演算法

在单基线反演时, 由于散射模型参数的增加, 利用经典三阶段反演法会产生一个观测对应多组参数的模糊问题. 因此本文采用文献 [32] 中的四阶段反演方法.

- 复平面直线拟合. 第一步首先计算不同极化发射和接收状态下相干点分布. 通过相干点在单位圆内的分布可以拟合出模型直线, 如图 2 所示, 该直线上可被观测的部分, 即为图中的粗实线 V.L 部分.

- 地表相位去除. 由图 2 可以看到, 模型直线与单位圆的两个交点中, 其中一个为地表相位点 $\exp(j\phi_0)$. 因此第二步, 即根据模型直线上各种极化状态的分布相对位置来确定地表相位点, 从而对 ϕ_0 作出估计, 同时选取 V.L 部分距离地表相位点最远的相干点作为体散射相干点.

- 植被类型区分和去相干因子自适应估计. 由于体散射去相干受到时间去相干的调制, 不同植被类型的相干系数差异明显. 因此第三步可以将相干系数分布建模为混合高斯模型, 然后利用 EM 算法交替迭代进行植被类型区分和去相干自适应估计.

- 植被高度和消光系数联合反演. 随机体散射模型在复平面内呈现为高曲率曲线, 利用欧式距离不足以刻画模型点和实测点的相似性, 因此可以采用如下定义的广义幅相距离对植被高度进行判别:

$$d_{ij} = \sqrt{\xi(\rho_i - \rho_j)^2 + (1 - \xi)(\phi_i - \phi_j)^2}. \quad (18)$$

4.2 基线选择算法

空间基线长度是决定垂直波数的主要参数, 在关联森林参数和传感器观测复相干系数中发挥着重要作用. 理想情况下, 基于不同空间基线长度的反演可以获取相似的反演结果. 但是, 当存在外界干扰时, 不同空间基线长度将会改变森林参数以及外界干扰对传感器观测相干系数的贡献比例, 从而改变模型反演的精度以及鲁棒性. 因此, 单一基线的极化干涉 SAR 数据往往无法同时满足精度和量程的

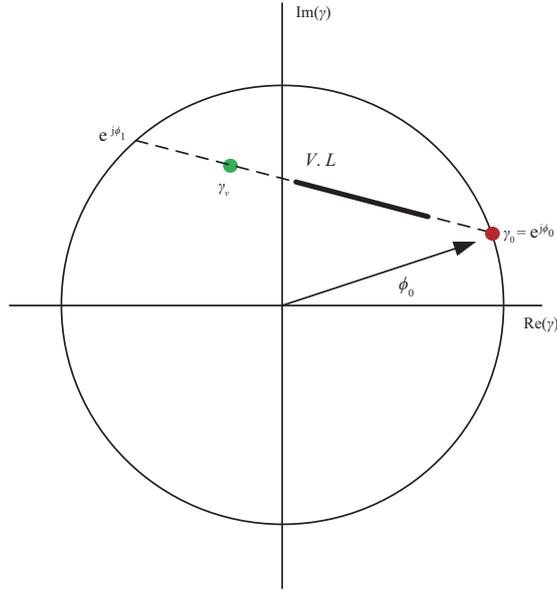


图 2 (网络版彩图) 复平面直线拟合示意图

Figure 2 (Color online) The best fitted line in the complex plane

要求, 利用多基线极化干涉 SAR 数据进行植被高度反演可以有效地解决这一问题, 实现大范围高精度的植被高度估计。

极化层析 SAR 可以对应多组极化干涉 SAR, 对每一组基线均可采用基于森林散射模型的反演方法进行树高估计。不同的森林场景下, 对应的树种、树高均不相同, 其对应的最佳干涉基线长度也不相同, 因此可以通过极化层析 SAR 反演融合的方法得到更加鲁棒和准确的结果。根据文献 [25] 中的分析, 可以定义干涉相位的标准偏差除以垂直波数为干涉高度不确定度:

$$H_{\text{uncertainty}} = \frac{1}{kz} \varphi_{\text{Int}} \quad \text{with} \quad \varphi_{\text{Int}} = \sqrt{\frac{1 - \gamma^2}{2L_{\text{Int}}\gamma^2}}, \quad (19)$$

其中, L_{Int} 为估计干涉相干 γ 时的视数。当干涉相干幅度受到噪声、时间等去相干的影响而减小时, 相干系数的标准差 φ_{Int} 增加, 则对高度估计的准确度会下降。这意味着较小的干涉高度不确定度能够保证更加准确合理的反演结果。因此可以分别计算每一条基线下的干涉高度不确定度, 并选择使该参数最小的基线组来完成高度反演任务。

$$\begin{cases} H_{\text{uncertainty}}^1(k_z^1, \gamma^1, L_{\text{Int}}), \\ H_{\text{uncertainty}}^2(k_z^2, \gamma^2, L_{\text{Int}}), \\ \vdots \\ H_{\text{uncertainty}}^M(k_z^M, \gamma^M, L_{\text{Int}}). \end{cases} \quad (20)$$

基线选择法通过综合考虑基线长度和相干不确定性, 有效降低了非体散射去相干 (如噪声去相干、时间去相干等) 的影响, 提高了参数反演的精度和范围。但在选取最优基线后忽略了其他基线的影响, 因此反演结果很容易出现不连续区域。同样, 在选取最优基线进行参数反演时, 其受噪声和去相干的影响较大, 估计的地表相位和体散射相干有很强的不确定性, 鲁棒性也较差。因此需要更加充分地利用多基线信息, 对模型参数进行联合估计。

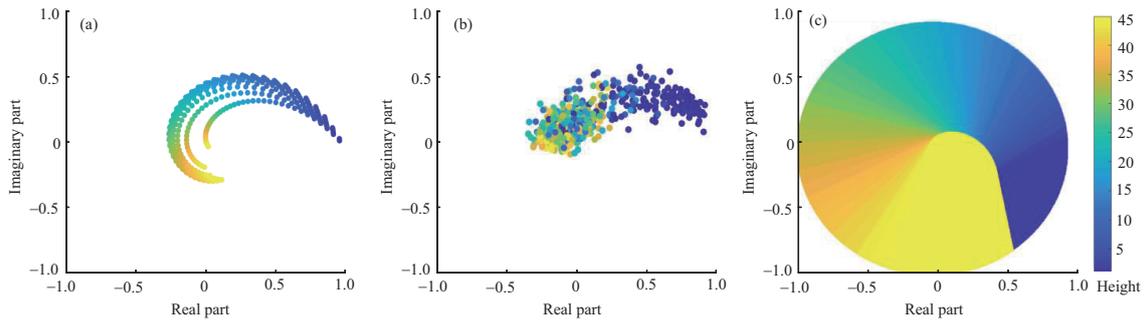


图 3 (网络版彩图) 复平面内的 (a) 模型相干点分布图, (b) 实测相干点分布图和 (c) 高度 - 相干点对应图

Figure 3 (Color online) (a) The distribution of model coherence, (b) the distribution of observed coherence and (c) the height-coherence map in the complex plane

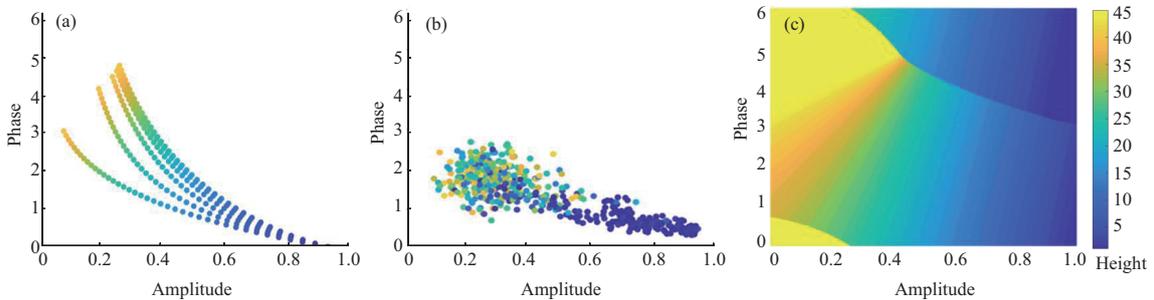


图 4 (网络版彩图) 幅度 - 相位平面内的 (a) 模型相干点分布图, (b) 实测相干点分布图和 (c) 高度 - 相干点对应图

Figure 4 (Color online) (a) The distribution of model coherence, (b) the distribution of observed coherence and (c) the height-coherence map in the amplitude-phase plane

4.3 模型分析

为解决多基线有效融合问题, 本文首先对森林散射模型在不同空间的分布规律进行分析比较. 图 3 和 4 分别在复数域和幅度 - 相位域展示了相干模型分布情况和实测相干分布情况^[32], 并比较了复数域欧式距离和幅相域广义幅相距离的高度判别界面.

在图 3 和 4 中, 不同颜色表示不同植被高度, 模型相干点分布图中不同曲线表示不同消光系数下的模型分布. 从图 3(a) 可以看到, 森林散射模型在复平面内是高曲率曲线, 两相干点之间的欧氏距离不足以准确反映其相似性. 同时, 采用欧式距离时, 其分类界面存在明显的大梯度分界面 (图 3(c) 中的蓝色和黄色交界面), 相干点分布在分界面附近时噪声影响会带来很大的误差. 而将模型转换到幅度 - 相位域时, 如图 4 所示, 其线性度大幅提高, 且在实测分布密集区域, 高度 - 相干点对应图不存在明显分界面, 具有更强的抗噪能力, 且与模型和实测分布更加符合, 具备参数反演的潜力.

当推广到多基线情况时, 每一组基线的散射模型在复数域均表现为高曲率曲线, 整体层析模型的分布将推广为高维流形, 直接利用欧式距离反演时, 相似性表达不准确和易受噪声影响的特性更为突出, 高维非线性结构给高度判别带来很大的困难. 因此同样考虑将模型由复数域转化到幅度 - 相位域, 降低模型非线性度, 进而利用广义幅相距离来度量相似性, 具体算法由第 4.4 小节给出.

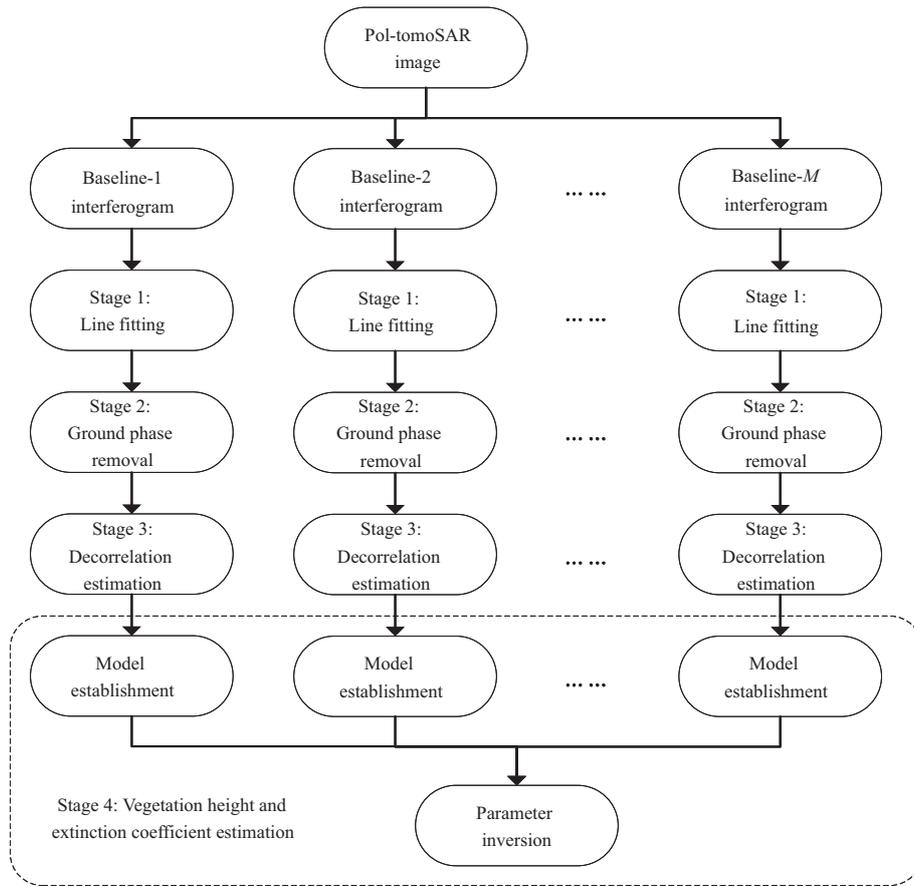


图 5 四阶段反演流程图

Figure 5 Flowchart of four-stage inversion algorithm

4.4 幅相融合法

本文根据散射模型的分布规律, 提出了利用广义幅相距离进行基线融合的方法. 该反演流程同样包括四个阶段: 复平面直线拟合, 地表相位估计, 时间去相干估计和广义幅相距离高度反演. 其流程如图 5 所示

首先前两个阶段通过单独对 M 条基线进行复平面直线拟合和地表相位估计, 得到每条基线对应的地表相位 ϕ_0^i 和体散射去相干观测 $\gamma_{ob}^i, i = 1, 2, \dots, M$. 第三个阶段单独对 M 条基线进行时间去相干估计, 将去相干分布建模为混合高斯模型, 再利用 EM 算法获得参数 α_g^i 的估计值. 此时每条基线下散射模型 $\gamma_v^i(h_v, \kappa_e)$ 中的未知参数仅剩植被高度和消光系数, 可以利用多条基线的观测对参数进行联合估计. 因此第 4 步利用式 (16) 建立 γ_v^i 与 h_v, κ_e 的对应表, 通过度量观测 γ_{ob}^i 和模型 $\gamma_v^i(h_v, \kappa_e)$ 的相似性, 找到参数的最佳取值. 最终的植被高度和消光系数可以通过最小化观测和模型相干点的距离得到.

$$\hat{h}_v, \hat{\kappa}_e = \arg \min_{h_v, \kappa_e} D(\gamma_{ob}, \gamma_v). \quad (21)$$

由模型空间分析可以看到, 采用广义幅相距离能更准确地表达相干点之间的相似性. 因此本文采

用广义幅相距离度量观测和模型相干点的相似性,其定义为

$$D(\gamma_{ob}, \gamma_v) = \sqrt{\sum_{l=1}^M \xi_l (\rho_{ob}^l - \rho_v^l)^2 + (1 - \xi_l) (\phi_{ob}^l - \phi_v^l)^2}, \quad (22)$$

其中 ρ 和 ϕ 分别表示相干点的幅度和相位. ξ_l 表示第 l 条基线下幅度信息的权重,通常可以根据该基线下幅度和相位分布的方差来确定:

$$\xi_l = \frac{\text{var}(\phi^l)}{\text{var}(\phi^l) + \text{var}(\rho^l)}. \quad (23)$$

该流程在四阶段反演法的基础上,推广了高维幅相距离,并实现了参数的联合估计,降低了参数不确定性,提高了反演过程的稳定性.

5 实验结果和分析

5.1 实验区域

本文的研究区域位于非洲西海岸的加蓬·洛佩公园地区,中心坐标为东经 $11^{\circ}30'$ 南纬 $0^{\circ}30'$,面积为 4910 km^2 . 它作为野生动植物保护区已有 70 多年的历史,涵盖了各种各样的栖息地,因此是评估森林生物量和高度的理想测试场所.

实验数据集由德国宇航中心提供,包括了极化层析 SAR 数据和相应的激光雷达 (LiDAR) 数据作为真值. 其中,极化层析 SAR 数据来源于 2016 年的 AfriSAR 项目,频段为 P 波段,中心频率为 435 MHz,距离向和方位向分辨率分别为 3.84 和 1.75 m. 激光雷达数据通过陆地植被和冰雪传感器 (LVIS) 获取,本文利用 LVIS RH100 数据来评价极化层析 SAR 反演结果,该数据的有效性已被证实^{[33]1)}. 尽管 LiDAR 测量的高度精度很高,但其水平分辨率较低,大约为 25 m. 因此,极化层析 SAR 图像往往会显示出更多的斑点特征,并且在使用单个像素进行高度估计时会有较大的偏差. 因此,本文在后续的定量分析中使用 50×50 像素作为块,考虑到 LiDAR 分辨率,这样的分析是更合理的. 本文所用数据是洛佩公园东北的一个小区域,中心经纬度为东经 $11^{\circ}34'$,南纬 $0^{\circ}13'$. 该区域的植被高度主要分布在 0~60 m 之间. 为了对算法进行充分的对比验证,本文选取了 3 块具有明显植被高度起伏的地区作为研究区域. 其 Pauli 图像和 LiDAR 图像如图 6 所示,其中横纵坐标分别对应距离向和方位向,分辨率分别为 2 和 3.84 m. 在 Pauli 图像中蓝色代表单次散射分量,红色代表二次散射分量,绿色代表体散射分量; LiDAR 图像中高度单位为 m.

5.2 实验结果

研究区域的反演结果对比图如图 7 所示. 其中 (a), (b), (c) 分别代表三个研究区域, (1)~(6) 分别代表不同反演算法得到的结果. 三组基线对应的反演结果如图 7(1)~(3) 所示,三组基线长度分别为 30, 15, 15 m. 比较单基线反演结果时可以看到,第一组基线长度较长,其高度方向分辨率较高,反演精度较高,但相应地其反演量程较小,对于植被高度较大的区域难以作出有效判断. 整体来看,单基线反演结果精度较低,与激光雷达高度图象的相关性较弱. 这是由于 P 波段频率较低,相应的垂直波数也较小,观测相干对高度变化的敏感性不足. 再加上仅利用单基线数据,受到噪声和其他干扰的影响较大,也难以较好地补偿去相干,因此地表相位和体散射相干点估计的不确定性较大,反演稳定性和精度均相对较差. 利用多基线的极化层析 SAR 数据可以显著改善以上问题,基线选择法、欧式距离融合法

1) Technical Assistance for the Development of Airborne SAR and Geophysical Measurements during the AfriSAR Experiment.

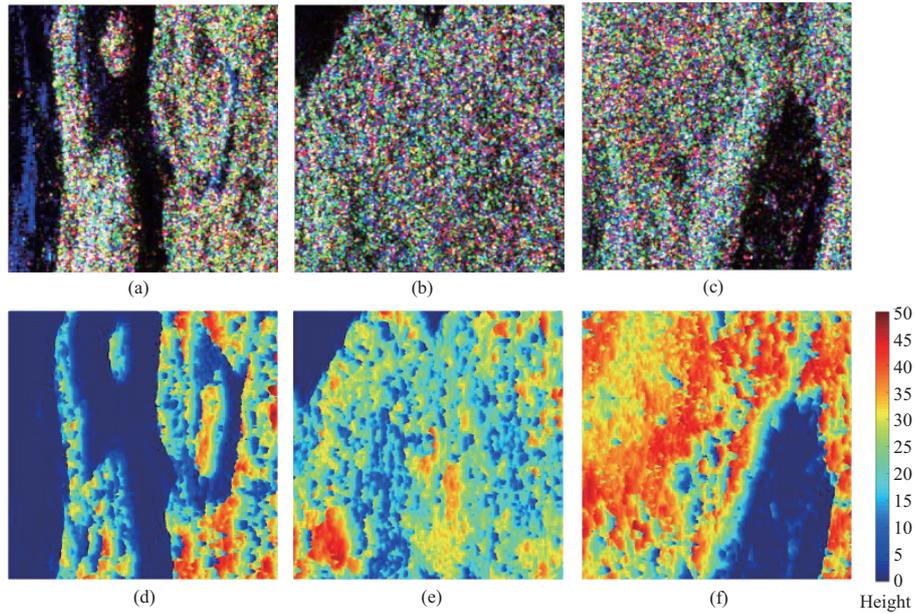


图 6 (网络版彩图) 三个研究区域的 (a)~(c) Pauli 图像和 (d)~(f) LiDAR 高度图像
Figure 6 (Color online) (a)~(c) The Pauli images and (d)~(f) LiDAR height images of the interested region

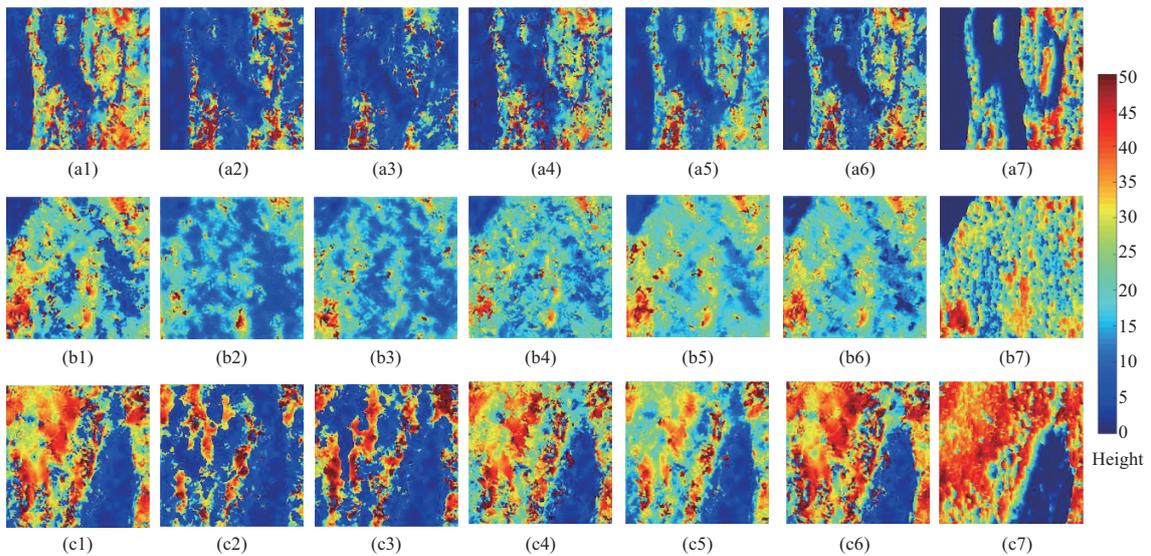


图 7 (网络版彩图) 三个研究区域不同算法反演结果对比. (a), (b) 和 (c) 分别对应 3 个研究区域, (1)~(3) 三组基线单独反演结果、(4) 基线选择法、(5) 欧式距离融合、(6) 幅相距离融合和 (7) 激光雷达真值

Figure 7 (Color online) Comparison of inversion results of different algorithms in three research regions. (a), (b) and (c) correspond to the three research regions, respectively. (1)~(7) respectively represent the three single-baseline inversion results (1)~(3), baseline selection method (4), Euclidean distance fusion (5), amplitude-phase distance fusion (6), and LiDAR value (7)

和幅相融合法的反演结果如图 7(4)~(6) 所示, 反演结果以宏观的方式展示了不同算法的特性. 基线选择法通过相干高度不确定度的估计, 选择最优基线, 减少了噪声和干扰对反演结果的影响, 相较于单基

表 1 不同算法的量化指标对比
Table 1 Quantitative comparisons of the employed methods

	Region1			Region2			Region3		
	Bias	RMSE	R^2	Bias	RMSE	R^2	Bias	RMSE	R^2
Baseline1	6.06	8.09	0.87	-0.95	6.57	0.71	1.83	5.87	0.87
Baseline2	-3.03	7.93	0.70	-9.61	7.45	0.58	-9.98	13.80	0.40
Baseline3	-3.53	8.03	0.73	-8.31	8.20	0.57	-6.69	10.45	0.60
Baseline selection	3.43	5.93	0.88	-1.52	5.23	0.70	-0.81	5.74	0.87
Euclidean fusion	1.63	5.38	0.87	-0.75	6.33	0.69	-4.23	8.24	0.81
Amplitude-phase fusion	1.66	4.95	0.90	-0.72	5.15	0.71	-1.33	5.42	0.90

线反演法,提高了参数估计的精度.但由于相邻区域选择的最优基线可能不同,因此会存在较多不连续区域,这与实际植被生长区域的连续性相违背,未能充分融合多基线信息.欧式距离融合法相较于单基线反演方法也有明显提升,但在植被高度较高时,相干点分布于大梯度分界面附近,受到噪声影响较大,容易造成低估.而本文所提出的幅相融合法,通过将高维非线性相干模型变换到幅度-相位域减少其非线性度,进而根据幅度和相位分布的方差对广义幅相距离进行加权,自适应地赋予稳定特征更高的权重,充分利用多基线观测对参数进行联合估计,其反演结果更加连续且与激光雷达高度图像相关性更强,有效提高了参数反演的精度和稳定性.可以看到,植被高度反演误差随着基线数量的增加而显著减小,该融合方法可以有效利用长基线的分辨率优势和短基线的高度量程优势,得到大范围都较为准确的反演结果.本文利用的基线数量还相对较少,难以对不同的植被类型和高度范围进行全面覆盖,因此反演结果仍然存在部分估计误差较大的区域.从反演图细节来看,由于激光雷达图像分辨率较低,通过插值才能得到与极化层析 SAR 相同大小的分辨单元,因此相对平滑且均匀,而基于极化层析 SAR 的反演结果由于对噪声的敏感性和森林的随机起伏而显示出更多的斑点特征.

为了获得直观的结果,我们对三幅图像中轴线进行剖面高度展示,如图 8 所示.该剖面包含了 38 个连续的、起伏明显的区块.图中红色折线代表幅相融合法得到的反演结果,绿色折线代表欧式距离融合法得到的反演结果,蓝色折线则对应激光雷达高度结果.由该线状图可以看出,欧式距离融合法得到的反演结果在高度较大的植被区域整体偏低.而多基线幅相融合法得到的高度图与激光雷达高度图具有很强的一致性,且可以在较大的高度范围内保持较小的误差,高度反演具有一定的稳定性.

由于激光雷达分辨率相对较低,在进行更详细的定量分析时,将整张图分为 100 个像素块,每块的大小为 50×50 像素.用每一个散点表示一个像素块,则可以得到图 9.三个研究区域的反演结果图中的散点均集中分布在直线 $y = x$ 附近,这表明本文提出的多基线幅相融合法反演误差较小,且误差分布较为集中,其估计的高度具有一定的可靠性.

表 1 列出了本文所采用的方法及其高度结果与激光雷达高度的定量比较,比较指标包括偏差 (Bias),均方根误差 (RMSE) 和相关系数 (R^2).偏差和均方根误差的单位均为 m,相应的计算方法为

$$\text{Bias} = \frac{\sum_{i,j} (\widehat{h}_v(i,j) - h(i,j))}{N_{\text{pixel}}}, \quad (24)$$

$$\text{RMSE} = \frac{\sum_{i,j} (\widehat{h}_v(i,j) - h(i,j))^2}{N_{\text{pixel}}}, \quad (25)$$

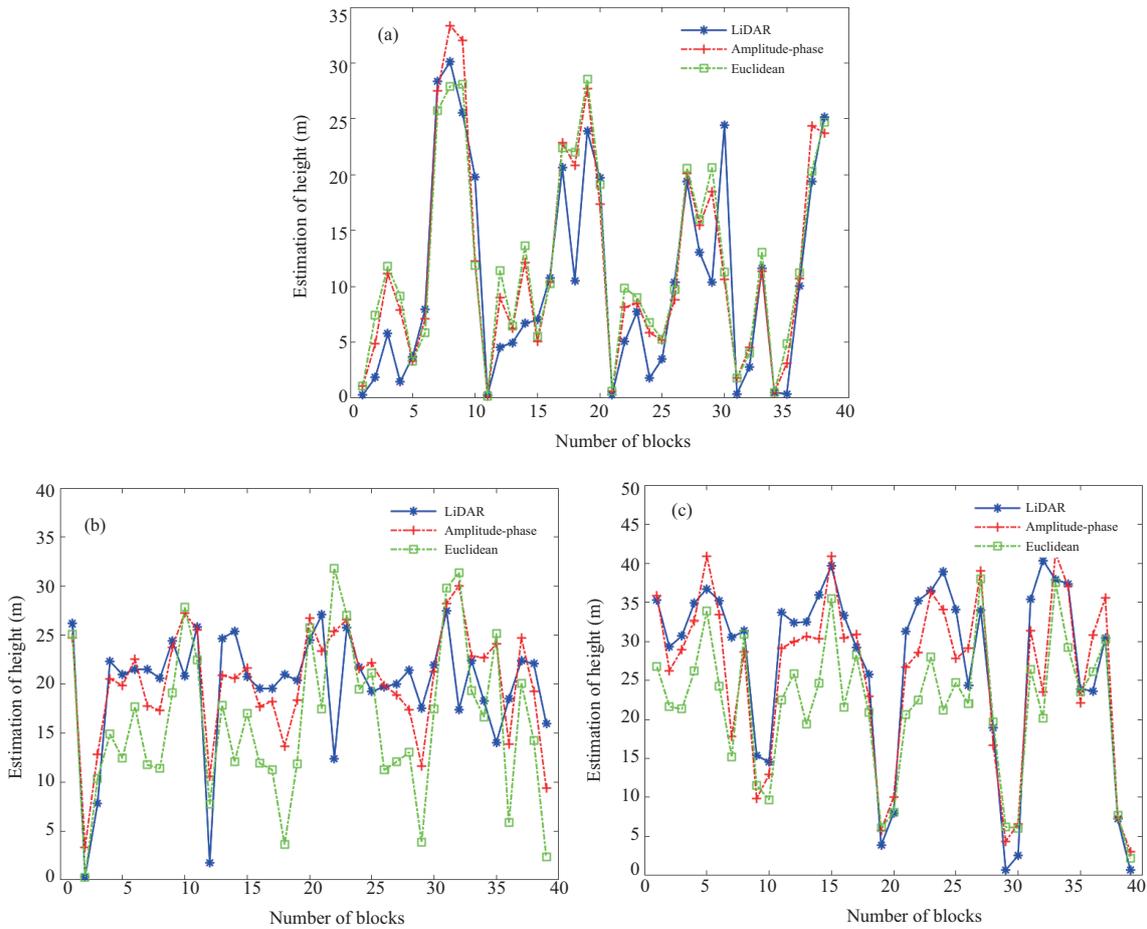


图 8 (网络版彩图) (a)~(c) 三个研究区域的剖面反演结果线状图展示

Figure 8 (Color online) (a)~(c) The line views of the estimation of vegetation heights for the three interested regions

$$R^2 = \frac{\sum_{i,j} (\widehat{h}_v(i,j)h(i,j))}{\sqrt{\sum_{i,j} \widehat{h}_v(i,j)^2 \sum_{i,j} h(i,j)^2}} \quad (26)$$

比较的方法包括单基线反演方法、基线选择法、欧式距离融合法和幅相融合法. 从表中可以看到基于单基线极化干涉 SAR 数据的反演结果整体精度较低. 与单基线反演方法相比, 基线选择法、欧式距离融合法和幅相融合法都有一定改善, 特别是幅相融合法, 其均方根误差和相关系数均为最优, 有效提高了参数反演的精度和稳定性. 由于偏差计算的是整幅图像平均高度的差别, 存在一定的偶然性, 因此不同的研究区域偏差最优的方法不尽相同. 整体来看, 幅相融合法偏差与最优值也相差无几.

6 结论

本文针对多极化层析 SAR 植被高度反演问题展开研究, 分析了单基线反演法反演精度和范围无法兼顾的问题, 基线选择法反演结果存在不连续区域、反演结果不稳定的问题, 以及欧式距离融合法对植被高度较大的区域存在低估的问题, 提出了多基线幅相融合法. 该算法推广了森林散射模型, 通过复数域到幅度 - 相位域的转化降低了模型的非线性度, 并提出了基于相干分布方差的广义幅相距

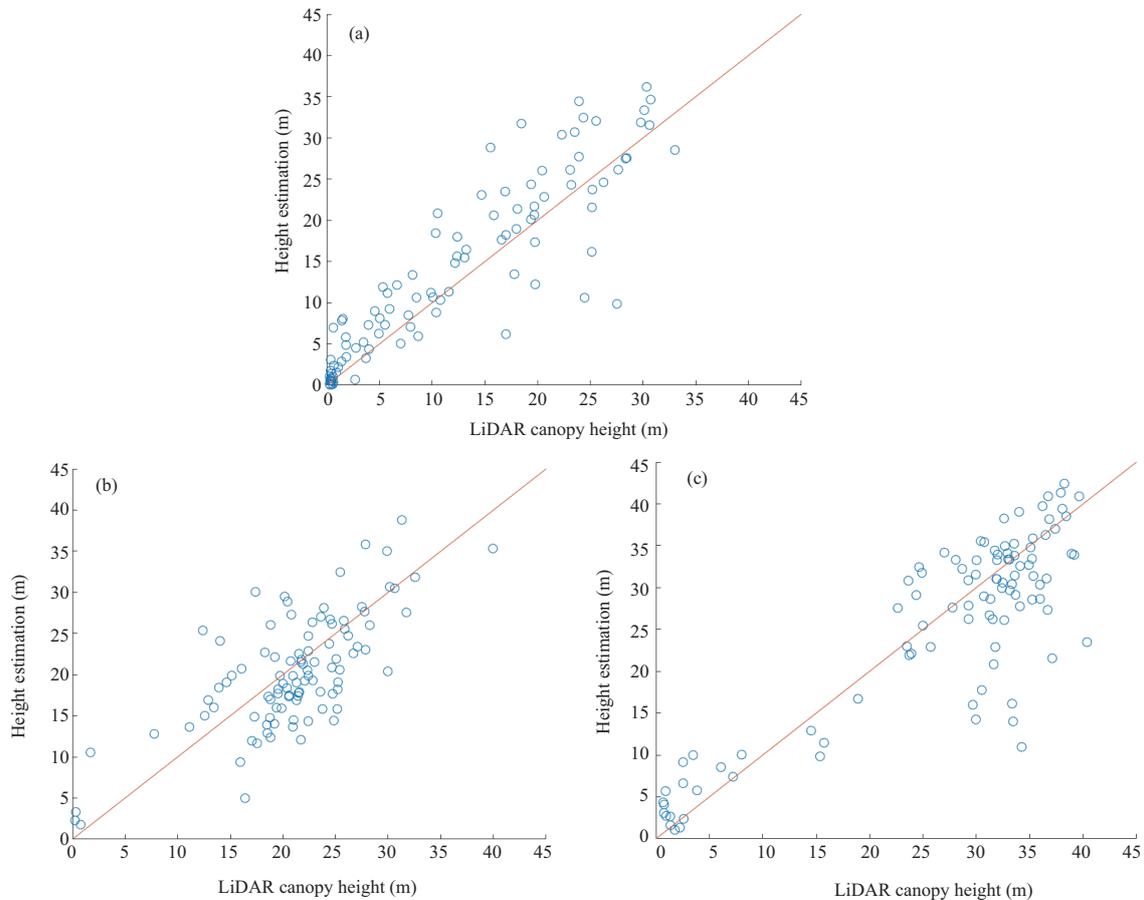


图 9 (网络版彩图) (a)~(c) 三个研究区域反演结果散点图分析

Figure 9 (Color online) (a)~(c) Validation of the inversion results for the three interested regions

离, 进而发展了多基线联合参数反演方法. 通过实验验证, 该方法有效解决了单基线反演法、基线选择法和欧式距离融合法存在的问题, 充分融合了多基线信息, 参数稳定性更强且反演结果连续性更好, 显著提高了植被高度反演的精度和可靠性.

致谢 感谢德国宇航中心提供的多极化层析 SAR 数据和激光雷达数据, 使我们有条件完成植被高度反演的定量分析和验证. 同时感谢匿名审稿人的建设性意见.

参考文献

- 1 Papathanassiou K P, Cloude S R. Single-baseline polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2001, 39: 2352–2363
- 2 Cloude S R, Papathanassiou K P. Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1998, 36: 1551–1565
- 3 Yamada H, Sato K, Yamaguchi Y, et al. Interferometric phase and coherence of forest estimated by ESPRIT-based polarimetric SAR interferometry. In: *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002
- 4 Ballester-Berman J D, Lopez-Sanchez J M. Applying the Freeman-Durden decomposition concept to polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2009, 48: 466–479

- 5 Aghababae H, Sahebi M R. Model-based target scattering decomposition of polarimetric SAR tomography. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2018, 56: 972–983
- 6 Treuhaft R N, Madsen S N, Moghaddam M, et al. Vegetation characteristics and underlying topography from interferometric radar. *Radio Sci*, 1996, 31: 1449–1485
- 7 Treuhaft R N, Siqueira P R. Vertical structure of vegetated land surfaces from interferometric and polarimetric radar. *Radio Sci*, 2016, 35: 141–177
- 8 Lu H, Suo Z, Guo R, et al. S-RVoG model for forest parameters inversion over underlying topography. *Electron Lett*, 2013, 49: 618–620
- 9 Sun X, Wang B, Xiang M, et al. S-RVoG model inversion based on time-frequency optimization for P-band polarimetric SAR interferometry. *Remote Sens*, 2019, 11: 1033
- 10 Hajnsek I, Kugler F, Lee S K, et al. Tropical-forest-parameter estimation by means of Pol-InSAR: the INDREX-II campaign. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2009, 47: 481–493
- 11 Zebker H A, Villasenor J. Decorrelation in interferometric radar echoes. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1992, 30: 950–959
- 12 Lavalley M, Khun K. Three-baseline approach to forest tree height estimation. In: *Proceedings of Eusar, European Conference on Synthetic Aperture Radar*, 2014
- 13 Lavalley M, Simard M, Hensley S. A temporal decorrelation model for polarimetric radar interferometers. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2012, 50: 2880–2888
- 14 Simard M, Denbina M. An assessment of temporal decorrelation compensation methods for forest canopy height estimation using airborne L-band same-day repeat-pass polarimetric SAR interferometry. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 2018, 11: 95–111
- 15 Cloude S R, Papathanassiou K P. Three-stage inversion process for polarimetric SAR interferometry. *IEE Proc Radar Sonar Navig*, 2003, 150: 125–134
- 16 Managhebi T, Maghsoudi Y, Zoj M J V. A volume optimization method to improve the three-stage inversion algorithm for forest height estimation using PolInSAR data. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2018, 15: 1214–1218
- 17 Ballester-Berman J D, Vicente-Guijalba F, Lopez-Sanchez J M. A simple RVoG test for PolInSAR data. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 2017, 8: 1028–1040
- 18 Managhebi T, Maghsoudi Y, Zoj M J V. Four-stage inversion algorithm for forest height estimation using repeat pass polarimetric SAR interferometry data. *Remote Sens*, 2018, 10: 1174
- 19 Ghasemi N, Tolpekin V A, Stein A. Estimating tree heights using multibaseline PolInSAR data with compensation for temporal decorrelation, case study: AfriSAR campaign data. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 2018, 11: 3464–3477
- 20 Brigot G, Simard M, Colin-Koeniguer E, et al. Retrieval of forest vertical structure from PolInSAR data by machine learning using LIDAR-derived features. *Remote Sens*, 2019, 11: 381
- 21 Sun X, Wang B, Xiang M, et al. Forest height estimation based on P-band Pol-InSAR modeling and multi-baseline inversion. *Remote Sens*, 2020, 12: 1319
- 22 Kumar P, Krishna A P. InSAR-based tree height estimation of hilly forest using multitemporal Radarsat-1 and Sentinel-1 SAR data. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 2019, 12: 5147–5152
- 23 Xie Y, Fu H, Zhu J, et al. A LiDAR-aided multibaseline PolInSAR method for forest height estimation: with emphasis on dual-baseline selection. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2020, 17: 1807–1811
- 24 徐友根, 刘志文, 龚晓峰. 极化敏感阵列信号处理. 北京: 北京理工大学出版社, 2013
- 25 Lee S K, Kugler F, Papathanassiou K, et al. Multibaseline polarimetric SAR interferometry forest height inversion approaches. In: *Proceedings of ESA POLInSAR Workshop*, 2011
- 26 Zhang B, Zhu J J, Fu H Q, et al. Multi-baseline PolInSAR vegetation height inversion method. *Eng Surveying Mapping*, 2017, 26: 23–27, 31 [张兵, 朱建军, 付海强, 等. 多基线极化干涉 SAR 植被高度反演方法. *测绘工程*, 2017, 26: 23–27, 31]
- 27 Babu A, Kumar S. Tree canopy height estimation using multi baseline RVoG inversion technique. *Int Arch Photogramm Remote Sens Spatial Inf Sci*, 2018, XLII-5: 605–611
- 28 Cloude S R, Zebker H. Polarisation: applications in remote sensing. *Phys Today*, 2010, 63: 53–54
- 29 Tebaldini S. Algebraic synthesis of forest scenarios from multibaseline PolInSAR data. *IEEE Trans Geosci Remote*

- Sens, 2009, 47: 4132–4142
- 30 Li X, Liang L, Guo H, et al. Compressive sensing for multibaseline polarimetric SAR tomography of forested areas. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2016, 54: 153–166
 - 31 Tebaldini S, Rocca F. Multibaseline polarimetric SAR tomography of a boreal forest at P- and L-bands. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2012, 50: 232–246
 - 32 Xing C, Zhang T, Wang H, et al. A novel four-stage method for vegetation height estimation with repeat-pass PolInSAR data via temporal decorrelation adaptive estimation and distance transformation. *Remote Sens*, 2021, 13: 213
 - 33 Pourshamsi M, Garcia M, Lavalley M, et al. A machine-learning approach to PolInSAR and LiDAR data fusion for improved tropical forest canopy height estimation using NASA AfriSAR campaign data. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observations Remote Sens*, 2018, 11: 3453–3463

Fusion method for vegetation height inversion with multibaseline PolInSAR data

Cheng XING^{1*}, Jian YANG^{1*}, Junjun YIN² & Zhanjie ZHANG¹

1. *Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

2. *School of Computer & Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China*

* Corresponding author. E-mail: xingc18@mails.tsinghua.edu.cn, yangjian.ee@mail.tsinghua.edu.cn

Abstract Vegetation height inversion is a mainstream research topic in quantitative forest remote sensing, which can play a pivotal role in forest mapping, resource assessment, and ecological monitoring. This article is focused on multibaseline fusion for vegetation height inversion through polarimetric tomographic synthetic aperture radar (Pol-tomoSAR) data. First, the forest scattering model is extended to high dimensions to adapt to multibaseline conditions. Second, the nonlinearity of the model is reduced by a transformation from the complex domain to the amplitude-phase domain. Finally, a fusion algorithm, which takes the distribution variance into consideration, is proposed based on the generalized distance. The proposed method is verified by P-band Pol-tomoSAR data and compared with the single baseline method, baseline selection method, and Euclidean fusion method. Experiments show that the proposed method produces more reliable results in terms of the root mean square error and correlation coefficient, thereby significantly improving the accuracy and stability of vegetation height inversion.

Keywords forest remote sensing, Pol-tomoSAR, vegetation height inversion, multi-baseline fusion