

层析SAR三维成像方法与森林参数反演研究进展

万杰, 汪长城, 朱建军, 付海强

中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083

摘要: 森林是陆地上最大的生态系统, 在全球碳氧循环中发挥着举足轻重的作用。森林植被集中了85%以上的陆地植被生物量, 森林的生物物理参数, 如森林高度、林下地形、生物量等, 对森林资源管理、森林碳汇能力及碳储量的评估、生物多样性保护等具有重要意义。合成孔径雷达层析技术TomoSAR (Synthetic Aperture Radar Tomography) 具备对观测目标的三维成像能力, 可以获得森林的内部结构信息, 在森林植被参数反演中发挥着重要的作用。本文从层析SAR的三维成像原理出发, 系统阐述目前层析SAR技术进行多维感知的主流算法: 首先, 根据SAR数据获取模式的不同, 将层析SAR的三维成像方法归纳为单极化层析SAR算法和全极化层析SAR算法两类, 对比分析植被参数反演中两种不同层析SAR成像算法在垂直分辨率、辐射分辨率、鲁棒性、计算复杂度等方面的表现; 然后, 基于层析SAR的三维成像能力, 阐述层析SAR技术在森林垂直结构重构、森林高度反演、林下地形测绘、生物量估计等应用中的研究进展; 最后对层析SAR技术在森林植被区前沿应用进行展望, 提出面临的关键挑战。

关键词: 遥感, 层析SAR, 三维成像, 林下地形, 森林高度, 森林垂直结构, 森林生物量

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 万杰, 汪长城, 朱建军, 付海强. 2024. 层析SAR三维成像方法与森林参数反演研究进展. 遥感学报, 28(3): 576-590

Wan J, Wang C C, Zhu J J and Fu H Q. 2024. Research progress on tomographic SAR three-dimensional imaging methods and forest parameter inversion. National Remote Sensing Bulletin, 28 (3) : 576-590 [DOI: 10.11834/jrs.20222107]

1 引言

森林是地球上重要的自然资源, 对维持全球碳氧平衡、保持生物多样性, 研究森林生态系统与全球气候变化 (黄金龙等, 2013; 肖越, 2021; Lewis等, 2006), 助力中国实现“碳中和、碳达峰”的远景目标有着至关重要的作用。森林的植被高、林下地形、垂直结构、地上生物量等是重要的森林物理参数, 对森林资源调查、森林固碳能力评估、植被覆盖区林下地形测绘等应用具有重要意义 (李兰, 2016)。随着陆地探测一号、Tandem-L、BIOMASS (Le Toan等, 2011, 2018; Quegan等, 2019) 等长波段SAR卫星观测计划的相继提出或发射, 全球范围内大尺度的SAR森林制图逐渐成为研究热点。

合成孔径雷达层析技术TomoSAR (Synthetic

Aperture Radar Tomography) 通过传感器在高度向上的多次飞行形成高度维的合成孔径, 具备对观测目标三维成像的能力 (Reigber和Moreira, 2000)。TomoSAR技术能够获得森林反射率在高度向上的连续分布, 进而完整的描述森林的三维结构。极化层析SAR技术PolTomoSAR (Polarimetric SAR Tomography) 充分利用了不同极化通道的SAR数据对森林不同散射机制的敏感性差异, 可对森林介质的空间结构和散射机理进行分析 (Aghababae等, 2019)。目前, SAR层析技术在森林三维结构反演及生物量估计 (李兰, 2016; 廖展芒, 2019)、城市建筑物高度反演与监测 (Shahzad和Zhu, 2015)、冰川内部结构成像 (Yitayew等, 2017)、森林隐藏目标探测 (Huang等, 2012) 等方面发挥重要作用。

本文从层析SAR的几何模型和数学模型出发,

收稿日期: 2022-03-23; 预印本: 2022-07-31

基金项目: 湖南省自然科学基金(编号: 2022JJ30705); 国家自然科学基金(编号: 41671356, 41820104005)

第一作者简介: 万杰, 研究方向为层析SAR三维成像算法与应用。E-mail: wanjie@csu.edu.cn

通信作者简介: 汪长城, 研究方向为干涉SAR、极化干涉SAR、层析SAR理论与应用。E-mail: wangchangcheng@csu.edu.cn

阐述森林植被区层析 SAR 三维成像的主流算法。讨论不同层析 SAR 算法在垂直分辨率、辐射分辨率、鲁棒性、运算时间等方面的性能。阐述层析 SAR 在森林高度提取、林下地形测绘、生物量估计等具体应用中的研究现状, 分析目前层析 SAR 森林参数反演面临的问题, 展望层析 SAR 技术未来的研究方向。

2 层析 SAR 三维成像模型

2.1 单极化层析 SAR 三维成像模型

SAR 通过传感器在方位向上合成孔径, 可以获得高分辨率的二维影像数据。基于 SAR 单视复数影像的相位、后向散射系数等信息, 极化 SAR 技术、极化干涉 SAR 技术相继被提出, 已广泛应用于地物目标识别与分类 (Gao 等, 2021)、森林高度反演 (Wu 等, 2019; 沈鹏 等, 2017; 朱建军 等, 2014) 等领域。

获得二维 SAR 高度向分辨率的基本策略就是为传统 SAR 系统再增加一个合成孔径。与方位向的合成孔径类似, 层析 SAR 技术通过在高度向上进行多次近似平行的飞行形成合成孔径, 以此获得高度向上的分辨率, 实现对观测目标的三维成像。如图 1 所示, 假设 SAR 传感器在多条近似平行的轨道上进行了 N 次重复观测, 经配准、去斜、去平地、相位误差校正 (Tebaldini 等, 2016) 等预处理后, 获得的特定距离—方位向像素 (r, a) 的多基线复数观测值为

$$g(r, a, b_n) = \int_{\Delta z} \gamma(r, a, z) e^{jk_z(n)z} dz \quad (1)$$

式中, b_n 为空间基线, z 为散射体高度向上的高程值, $\gamma(r, a, z)$ 为高度向上的反射率函数, k_z 为有效垂直波数。

对于多基线的层析 SAR 数据集, 对高度向上连续的信号进行 D 次离散的采样后, 可将式 (1) 表达为矩阵形式

$$g = A\gamma + e \quad (2)$$

式中, $A = \exp(jk_z z_d)$; z_d 为采样点处散射体的高度; e 是 N 维的噪声向量。森林层析 SAR 三维成像便是基于以上数学模型, 求解观测目标的后向散射功率。森林内部的散射体表现为连续分布的体散射, 同时考虑森林相干噪声的影响, 森林的层

析 SAR 反演往往基于多基线 SAR 数据的协方差矩阵对森林后向散射功率谱进行求解 (Cazcarra-Bes 等, 2020), 具体如下:

$$R = E(gg^H) = APA^H + \delta^2 I \quad (3)$$

式中, $E(\cdot)$ 表示求多基线 SAR 复数观测值的数学期望, P 为观测目标的后向散射功率矩阵, 其对角线上的元素为不同高度散射体的后向散射功率值, $(\cdot)^H$ 表示矩阵的共轭转置操作, δ^2 为噪声功率值。

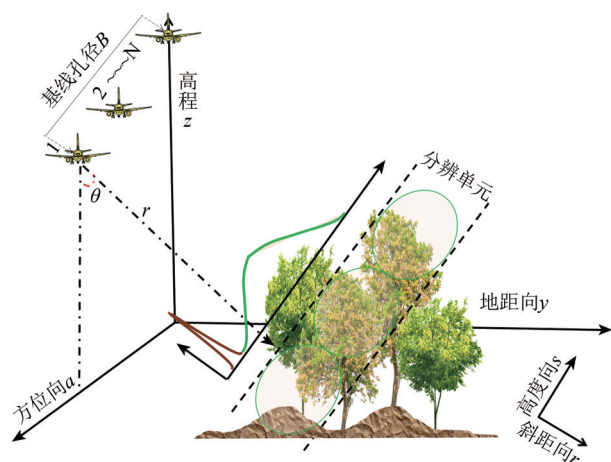


图 1 层析 SAR 三维成像几何模型

Fig. 1 Geometric model of tomographic SAR three-dimensional imaging

2.2 全极化层析 SAR 三维成像模型

全极化层析 SAR 三维成像的几何模型和单极化层析 SAR 相同。由于可获取全极化的多基线 SAR 数据集, 参考单极化层析 SAR 的成像模型, 全极化层析 SAR 三维成像的数学模型可表达为

$$g_p = A(z, v)\gamma + e_p \quad (4)$$

式中, $g_p = [g_1 g_2 g_3]$ 为多基线多极化的 SAR 复数观测值, $A(z, v) = [a(z_1, v_{p1}), a(z_2, v_{p2}), \dots, a(z_D, v_{pD})]$ 为全极化层析 SAR 模型的极化导向矢量矩阵; $v = [v_{p1}, v_{p2}, \dots, v_{pD}]$ 中的每一个矢量代表高度向上第 d 个散射体的西极化目标矢量 (Huang 等, 2012)。矩阵 $A(z, v)$ 中任一高度处的导向矢量的表达式为

$$a(z_d, v_{pd}) = v_{pd} \otimes a(z_d) = B(z_d)v_{pd} \quad (5)$$

全极化层析 SAR 三维成像模型利用了 SAR 数据的极化信息, 顾及了不同极化通道 SAR 数据对森林散射体的形状、大小、极化属性的敏感性差异, 能够更好地实现对森林不同机制散射体的识别与区分, 分析森林散射机制的垂直分布。

3 层析SAR三维成像算法

层析SAR实现森林的三维成像依赖于适当的三维成像算法。根据获取数据模式的不同,分为单极化的层析SAR算法和全极化的层析SAR算法。

3.1 单极化层析SAR成像算法

单极化的层析SAR算法只需要单一极化通道的多基线SAR数据集即可实现对观测目标的三维成像,并对森林高度、林下地形和生物量等参数进行估计。目前,森林植被区主流的单极化层析SAR算法可总结为傅立叶变换法、谱估计方法、压缩感知方法、统计优化方法4类。

(1) 傅里叶变换法。层析SAR三维成像的目标是获取观测目标高度维的后向散射函数。由式(1)中层析SAR的数学模型可知,多基线复数观测值和森林后向散射函数之间是关于空间频率的傅立叶变换的关系,故层析SAR的三维成像可直接采用傅立叶变换FT(Fourier Transform)的方式进行。Reigber和Moreira(2000)使用德国宇航局(DLR)E-SAR系统获取的13景L波段的全极化数据,采用快速傅里叶变换FFT(Fast Fourier Transformation)方法对德国Oberpfaffenhofen地区附近的森林进行了三维层析成像。FFT方法的优势是操作简单、辐射精度高,可以较好地反映森林真实后向散射系数的空间分布,因此也适用于森林地上生物量的估计。Minh等(2014)利用傅里叶变换方法进行了南美洲Paracou热带雨林试验区的层析SAR森林生物量估计,发现了P波段层析SAR后向散射系数和生物量之间的强相关性。然而,FT方法面临的主要问题是其高度向分辨率有限,不能区分距离较近的散射体,不利于森林三维结构的准确重构和植被高、林下地形等参数的提取。

(2) 谱估计方法。谱估计方法是阵列信号处理的常用方法,相较于傅里叶变换方法,谱估计方法具备更高的空间分辨率。森林SAR层析成像常用的谱估计方法包括参数谱估计方法和非参数谱估计方法。

参数谱估计方法主要包括加权子空间拟合方法WSF(Weighted Subspace Fitting)和多重信号分类方法MUSIC(Multiple Signal Classification)。WSF方法和MUSIC方法的基本准则是对多基线

SAR数据集的协方差矩阵进行特征值分解。具体地,分为噪声子空间和信号子空间,通过模型阶数的选择设置观测目标散射体的个数,由噪声向量和信号向量的正交关系求解功率谱函数。具体地,WSF方法的功率谱函数为

$$P_{\text{WSF}} = \text{trace}(U_A^+ \hat{E}_S \mathbf{W} \hat{E}_S^H) \quad (6)$$

式中, $\mathbf{W}$ 为半正定的加权矩阵; U_A^+ 为导向矢量矩阵 $\mathbf{A}$ 的正交投影矩阵; $\hat{E}_S$ 为对协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 进行特征值分解获得的信号子空间矩阵。而MUSIC方法的功率谱函数为

$$P_{\text{MUSIC}} = \frac{1}{\mathbf{a}(z)^H \hat{E}_N \hat{E}_N^H \mathbf{a}(z)} \quad (7)$$

式中, $\hat{E}_N$ 为对协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 进行特征值分解获得的噪声子空间矩阵。

基于子空间分解的参数谱估计方法具备较高的垂直分辨率,可用于森林垂直结构的重构和林下地形、植被高等参数的反演。Huang等(2011)将WSF方法应用于热带雨林的层析SAR成像,使用法国机载系统SETHI获得的6条轨道的SAR数据对Paracou试验区的森林高度和林下地形进行反演。张冰尘等(2015)将广义MUSIC方法和稀疏重构方法相结合,使用BioSAR 2007项目的多基线数据集获取森林的垂直结构剖面,可清楚地分离森林垂直剖面的地表相位中心和冠层相位中心。然而,参数谱分析方法需要通过模型阶数的选择来假设分辨率单元内散射体的个数,且定义散射体的个数不超过影像的数目 N 。对于森林介质,其散射类型包含了连续分布的体散射、二面角散射和表面散射等,散射体的个数难以进行正确的设定。因此,此类方法不适用于森林相干散射体的估计。

非参数谱估计方法主要包括Beamforming和Capon方法。上述两种非参数谱估计方法的核心思想是设置一个滤波器,让特定频率的信号通过,同时抑制其它频率的信号。具体地,Beamforming方法获得的功率谱函数为

$$P_{\text{Beamforming}} = \frac{\mathbf{a}(z)^H \mathbf{R} \mathbf{a}(z)}{N^2} \quad (8)$$

而Capon获得的功率谱函数为(Lombardini和Reigber, 2003)

$$P_{\text{Capon}} = \frac{1}{\mathbf{a}(z)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(z)} \quad (9)$$

由于Beamforming方法和Capon方法具备较高

的垂直分辨率、无需设置散射体个数、计算复杂度低,在森林三维结构的TomoSAR反演中有着更为广泛的应用。Lombardini和Reigber(2003)首次将非参数谱估计方法Capon应用于森林的TomoSAR三维成像,研究表明Capon方法在森林的SAR层析中可以取得比FFT方法更好的结果。Kumar等(2017)使用了C波段的星载层析SAR数据集进行森林的层析成像,Capon谱估计方法仍然能够成功地实现星载SAR观测下森林三维结构的重构。相较于Beamforming方法,Capon方法用多基线SAR数据的协方差矩阵表征信号的方差,具备更高的垂直分辨率,在林下地形和植被高的反演中得到更多的应用。El Moussawi等(2019)使用美国JPL实验室UAVSAR无人机系统获得的L波段的多基线SAR数据集进行了非洲Gabon地区热带雨林的层析成像,采用Capon方法进行了森林高度的反演,与LiDAR获取的森林高度验证数据相比,反演森林高度的均方根误差为3.32 m。Cazcarra-Bes等(2020)对上述两种森林植被SAR层析领域常用成像算法进行了系统的分析与比较,研究利用德国宇航局提供的L波段F-SAR数据对比了不同方法重构森林垂直结构的性能,研究进一步表明Capon方法比Beamforming的高度向分辨率更高,但其辐射分辨率无法得到保证。

以上谱估计方法算法简单,运算效率高,在森林的三维SAR层析成像中有着广泛的应用。但谱估计方法需要数量充足、分布均匀的多基线SAR数据集。当观测数据不充足时,谱估计方法的层析SAR垂直分辨率大幅下降,甚至出现散焦的现象,无法获得可靠的森林三维结构反演结果(Li等,2016)。因此,探索使用少量、非均匀分布层析SAR数据便可获得高分辨率三维成像结果的层析SAR方法尤为重要。

(3) 压缩感知方法。压缩感知CS(Compressive Sensing)是一种稀疏信号恢复的理论与方法(Donoho等,2006)。当待恢复的信号满足稀疏性的条件时,可以通过对观测信号的 ℓ_0 或 ℓ_1 范数进行最小化实现稀疏信号的重构。森林散射体在高度维是连续分布的,因此,森林的后向散射剖面在空间域是非稀疏的。但将森林的后向散射剖面进行离散小波变换,可以认为其在小波域中近似稀疏。CS方法获取森林后向散射剖面的一般方法为

$$\min \|\varphi \text{diag}(\mathbf{P})\|_1 \text{ subject to } \|\mathbf{A}\mathbf{P}\mathbf{A}^H - \mathbf{R}\|_F^2 \leq \varepsilon \quad (10)$$

式中, φ 表示小波稀疏基,用于将森林的后向散射剖面稀疏化(Aguilera等,2013b)。基于离散小波变换DWT(Discrete Wavelet Transform)的CS方法被广泛应用于森林三维结构的稀疏成像和森林参数的超分辨率反演。其中,Symlets小波被广泛应用于森林后向散射剖面的稀疏表达,在此基础上使用CS方法可获得超分辨率的森林垂直结构反演结果(Aguilera等,2013b;Cazcarra-Bes等,2017)。相关研究表明,CS方法在不同基线数量的观测下都可以获得较为理想的重构结果,而Beamforming方法和Capon方法的重构性能随着基线数量的减少而下降。CS方法的主要优点是超分辨和稀疏观测条件下的信号恢复。但传统CS方法的计算量巨大,且容易受到用户参数的影响,算法不够稳定(Peng等,2019)。针对该问题,稀疏贝叶斯学习方法被引入森林三维结构的TomoSAR重构(Wan等,2022),该方法基于压缩感知的理论框架,应用贝叶斯定理,对小波域中森林稀疏剖面进行先验假设和后验概率的学习,获得超分辨率的层析SAR反演结果。该方法使用TropiSAR 2009项目6景P波段SAR影像对所提方法进行了验证。基于贝叶斯学习的层析SAR方法CV-SBL(Covariance Vector based Sparse Bayesian Learning)大幅提升了稀疏重构的效率,算法具备更高的稳定性(Wan等,2022)。目前,稀疏重构方法面临的主要问题是算法的辐射分辨率无法得到保障,其获得的后向散射功率值和生物量之间的相关性有待进一步研究。如何将稀疏重构方法获得的层析SAR反射剖面用于森林垂直结构的表征以及进一步应用于生物量的估计是值得探索的问题。

(4) 统计优化方法。该类方法认为多基线的复数观测值服从复高斯分布(del Campo等,2018):

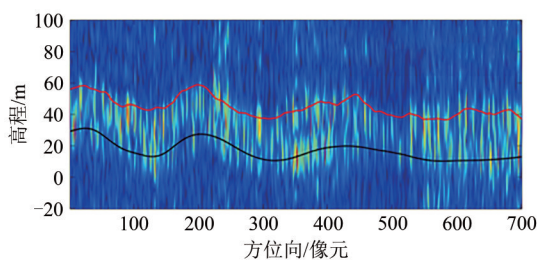
$$p(\mathbf{g}) = \pi^{-N} \det^{-1} \mathbf{R} \exp(-(\mathbf{g}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{g})) \quad (11)$$

然后通过极大似然估计、正则化等算法实现森林三维结构的高分辨率TomoSAR成像。Peng等(2018)提出了基于极大似然估计的迭代自适应IAA(Iterative Adaptive Approach)TomoSAR方法,可以获得比传统Capon、Beamforming方法更高的垂直分辨率,成功应用于热带雨林的层析重构。同年,del Campo等(2018)基于极大似然估计和贝叶斯策略,提出了一种迭代稳健的特征增强

MARIA 层析 SAR 算法。该算法具有较高的垂直分辨率和一定的稀疏成像能力,能够区分森林中相隔较近的散射体。del Campo 等 (2020) 对统计优化的层析 SAR 方法进行改进,提出了正则化的 WISE 层析 SAR 方法, WISE 的主要优势是可以与森林后向散射剖面曲线保持较好的拟合。然而,统计优化类 TomoSAR 方法存在的主要问题是算法迭代过程中存在复杂的矩阵求逆操作,容易出现病态矩阵求逆的消极影响。

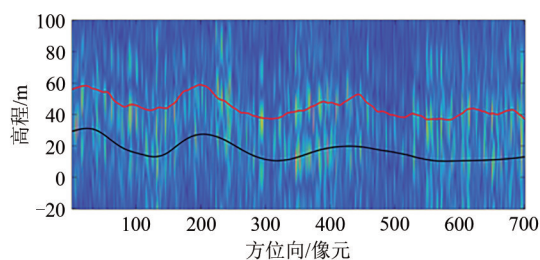
以法属圭亚那 Paracou 热带雨林试验区的 P 波段多基线 SAR 数据为例,从本文总结的 4 类层析 SAR 方法中各选择一种算法作为代表 (FFT 方法、Beamforming 谱估计方法、CV-SBL 贝叶斯压缩感知方法、MARIA 统计优化方法),对比分析不同层析 SAR 成像方法的特点和优劣性,结果见图 2。由图 2 可见,基于傅里叶变换的层析 SAR 方法受相干噪声影响严重,垂直分辨率低,不能区分森林冠层和林下地形的散射信息 (图 2 (a) 和 (b));

Beamforming 谱估计方法能够获得较为清晰的森林垂直结构信息 (图 2 (c));当观测数量减少时,其垂直分辨率明显下降,且出现了较多的伪影 (图 2 (d));此外,压缩感知类方法和极大似然估计方法具备较高的垂直分辨率,可以清楚地识别森林冠层中心和地表中心,且当观测数量减少时仍可获得较好的反演结果。但超分辨率层析 SAR 方法的辐射精度无法保证,损失了森林的部分垂直结构信息 (图 2 (e), 和 (g))。本文对不同单极化层析 SAR 算法的优缺点进行了简要总结,如表 1 所示。可见:在垂直分辨率方面,CS、MARIA 以及 WISE 等超分辨率方法最高, Beamforming、Capon 等谱估计方法次之, FFT 方法最低;由于垂直分辨率的提升通常以牺牲辐射精度为代价,故上述方法辐射精度的高低与垂直分辨率的情况相反, FFT 方法辐射精度最高,而 CS、MARIA 等方法的辐射精度降低;此外,高分辨率的层析成像方法也增加了计算的复杂性。



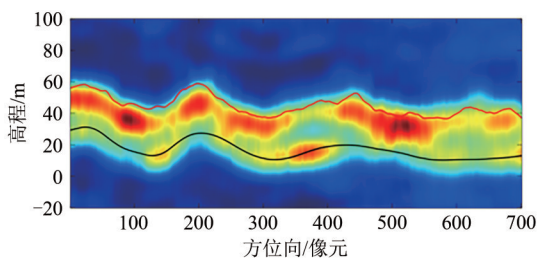
(a) 6景影像 FFT 方法

(a) FFT method using six acquisitions



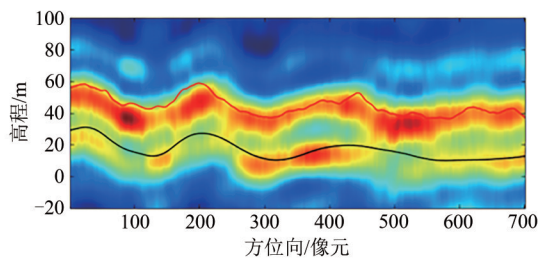
(b) 4景影像 FFT 方法

(b) FFT method using four acquisitions



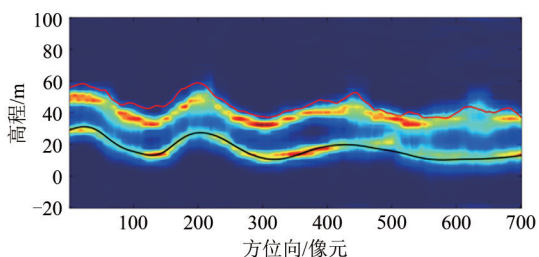
(c) 6景影像 Beamforming 方法

(c) Beamforming method using six acquisitions



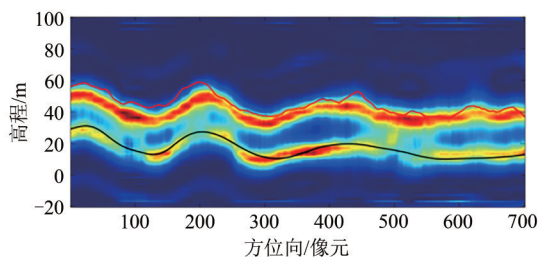
(d) 4景影像 Beamforming 方法

(d) Beamforming method using four acquisitions



(e) 6景影像 CV-SBL 方法

(e) CV-SBL method using six acquisitions



(f) 4景影像 CV-SBL 方法

(f) CV-SBL method using four acquisitions

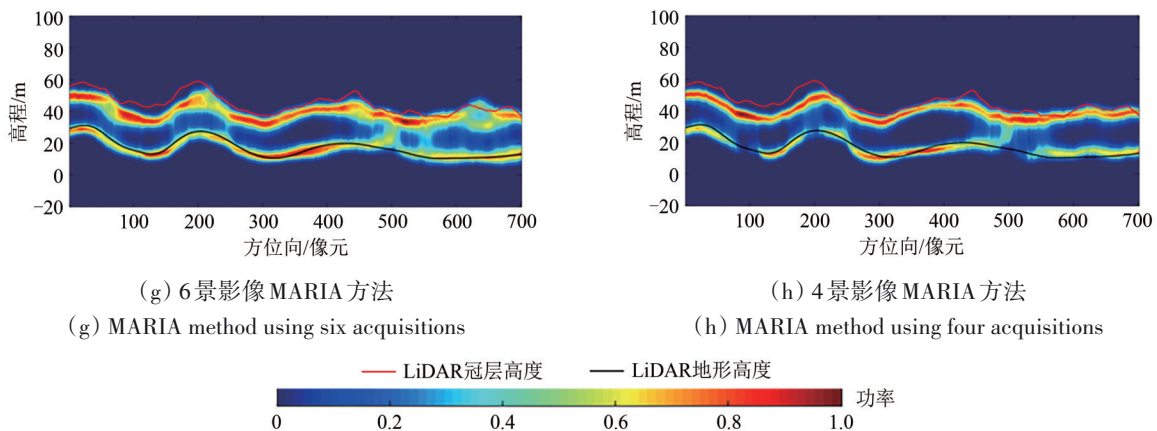


图2 不同层析SAR方法反演森林垂直结构剖面

Fig. 2 Forest vertical structure profiles obtained by different TomoSAR methods

表1 单极化层析SAR三维成像方法优缺点对比

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of different single polarization TomoSAR methods

方法	垂直分辨率	辐射精度	计算复杂度	稳定性
FFT	低	高	低	高
Beamforming	中	中	低	高
Capon	高	低	低	中
CS	较高	低	较高	低
MARIA	较高	低	中	高
WISE	较高	中	高	高

3.2 极化层析SAR成像算法

全极化SAR数据的引入有利于层析SAR技术对森林不同散射机制散射体进行聚焦和定位，分析森林后向散射剖面的极化属性信息。将极化SAR技术和层析SAR技术结合，得到极化层析SAR技术Pol-TomoSAR (Polarimetric SAR Tomography) 技术。目前，极化层析SAR技术反演森林三维结构的策略包括在单极化层析SAR方法的基础上引入极化信息，以及将极化干涉分解 (Aghababae等, 2018)、极化分解 (Yamaguchi等, 2005) 和层析SAR方法相结合，分析森林不同散射机制的空间结构和极化散射属性。具体方法包括全秩极化谱估计方法、极化干涉分解方法、极化压缩感知方法等。

(1) 全秩极化谱估计方法。该类方法在传统单极化谱估计方法的基础上，利用全极化的SAR数据构建式(4)所示的全极化层析SAR三维成像数学模型，采用与单极化方法相同的策略，进行多基线多极化协方差矩阵的构建。全秩极化谱分析方法采用特征值分解对森林散射体的位置、极化矢量进行优化求解，得到的极化MUSIC方法的

功率谱函数为

$$P_{\text{FP-MUSIC}} = \frac{1}{\lambda_{\min}(\mathbf{B}(\mathbf{z}_d)^H \mathbf{E}_N \mathbf{E}_N^H \mathbf{B}(\mathbf{z}_d))} \quad (12)$$

式中， $\lambda_{\min}(\cdot)$ 表示求矩阵的最小特征值。极化Beamforming方法的功率谱函数为

$$P_{\text{FP-Beamforming}} = \frac{\lambda_{\max}(\mathbf{B}(\mathbf{z}_d)^H \mathbf{R}_p \mathbf{B}(\mathbf{z}_d))}{N^2} \quad (13)$$

式中， $\lambda_{\max}(\cdot)$ 为求矩阵的最大特征值； $\mathbf{R}_p$ 为根据式(4)中的多基线全极化SAR数据计算的协方差矩阵。而极化Capon方法获得的功率谱函数为 (Huang等, 2011, 2012)

$$P_{\text{FP-Capon}} = \frac{1}{\lambda_{\min}(\mathbf{B}(\mathbf{z}_d)^H \mathbf{R}_p^{-1} \mathbf{B}(\mathbf{z}_d))} \quad (14)$$

基于各种极化谱估计方法 (MUSIC, Beamforming, Capon)，相关学者开展了大量森林垂直结构和散射机理的研究。Huang等 (2011, 2012) 提出了基于全极化SAR数据的全秩谱估计方法，阐述了极化Capon、极化Beamforming、极化MUSIC方法空间功率谱的求解过程，对森林三维结构和散射机理进行提取。Huang等 (2021) 基于极化MUSIC方法，通过选择合理的模型阶数，实现了单发双收模式下单基线L波段SAR数据的层析成像，提取了可靠的植被高和林下地形。

(2) 极化干涉分解方法。该类方法将森林复杂的散射分为两类，一类为冠层散射，其相位中心位于森林植被冠层。一类为地面散射，其相位中心位于地表。极化干涉分解将多基线全极化SAR数据的协方差矩阵 $\mathbf{W}$ 分解为“纯地表散射”协方差矩阵和“纯体散射”协方差矩阵两部分：

$$\mathbf{W} = \mathbf{E}(\mathbf{g}\mathbf{g}^H) = \mathbf{C}_g \otimes \mathbf{R}_g + \mathbf{C}_v \otimes \mathbf{R}_v \quad (15)$$

式中， $\mathbf{C}_g$ 和 $\mathbf{R}_g$ 分别表示地表散射的极化协方差矩

阵和干涉协方差矩阵; C_v 和 R_v 分别表示冠层散射的极化协方差矩阵和干涉协方差矩阵 (Tebaldini, 2009)。通过代数合成的方式可将多基线全极化协方差矩阵表达为多种散射机制干涉协方差矩阵和极化协方差矩阵的克罗内克积 SKP (Sum of Kronecker Products), 实现对体散射机制和地表散射机制的分离和层析成像 (Tebaldini, 2009)。Tebaldini 和 Rocca (2012) 应用 SKP 方法对 BioSAR 2008 项目 P 波段和 L 波段的 SAR 数据进行层析反演, 获得了瑞典北部森林的三维结构, 反演的树高和 LiDAR 数据较为吻合 (Tebaldini 和 Rocca, 2012)。为了解决传统 SKP 分解不能精细区分森林表面散射、二次散射以及体散射的问题, Aghababae 和 Sahebi (2018) 提出了一种基于模型目标分解的极化层析 SAR 散射机制分解算法, 相较于 SKP 分解, 该方法能够获得更多的散射机制及其在高度向上的分布情况, 提取更为准确的森林垂直结构参数。基于 SKP 的极化干涉分解可以对森林冠层散射和地表散射进行分离, 但分解的效果也受到 SAR 影像数量的影响, SAR 影像数目不充足时分解效果不理想。同时, 当数据协方差矩阵的奇异值差异过小时, 分解容易产生误差。

(3) 极化压缩感知方法。此类方法将极化干涉分解以及极化 SAR 分解理论应用于森林的压缩感知层析成像中, 可实现森林三维结构的超分辨

重构、林下地形和植被高的准确提取、森林散射机理的精细识别。Aguilera 等 (2013a) 提出了数据自适应的极化 CS 层析方法, 对森林的三维结构和散射特性进行了联合稀疏重构。Li 等 (2016) 基于 SKP 分解和 CS 技术对森林的冠层散射和地表散射分别进行重构。研究采用小波稀疏基和单位正交基对冠层散射和地表散射分别进行稀疏表达, 应用全极化 SAR 数据集对该算法进行验证。林下地形、森林高度的反演结果都优于传统 CS 方法。Aghababae 和 Sahebi (2018) 采用 CS 方法对不同高度散射体的极化协方差矩阵进行稀疏重构, 可以更为准确地探测到森林不同高度层的散射机理特征。

图 3 和图 4 以 Beamforming 谱估计方法为例, 分别对比分析了单极化层析 SAR 和全极化层析 SAR 反演森林垂直结构参数的结果。单极化的层析 SAR 方法可直接获取森林的垂直结构剖面信息, 但无法保证在所有像元中都可获得清晰的地表相位中心位置和冠层散射中心位置, 导致林下地形、森林高度的反演容易出现错误或结果不连续 (图 3 (b))。极化信息的引入有助于分析森林不同散射机制的空间结构。基于极化干涉分解的 Beamforming 层析方法可实现对森林冠层散射和地表散射的层析成像 (图 4 (a) 和 (c)); 获取的森林垂直结构参数也更为连续、准确 (图 4 (b) 和 (d))。

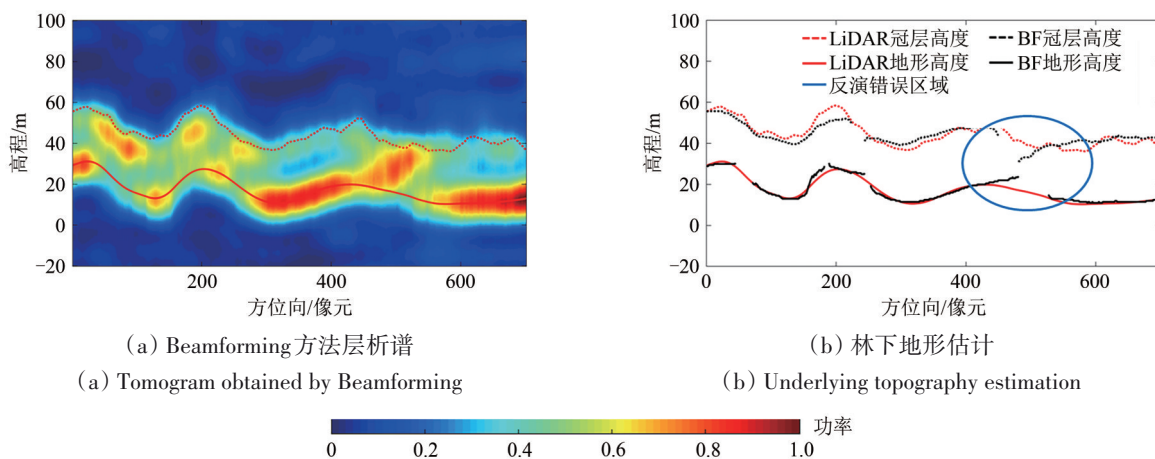


图 3 Beamforming 算法反演森林层析谱以及林下地形
Fig. 3 Forest tomogram and underlying topography obtained by Beamforming algorithm

从上述 Pol-TomoSAR 的研究现状可以看出, 极化信息的引入有利于森林不同散射机制空间结构信息和极化属性信息的提取。同时, 多基线极化层析 SAR 方法无需对森林后向散射进行模型假设便可对森林的空间结构信息进行提取。相较于

基于相干散射模型的极化干涉 SAR 方法, 能够脱离模型假设的限制, 获取不同类型森林的三维散射信息。但由于全极化层析 SAR 方法是对单极化层析 SAR 方法的拓展, 故单极化层析 SAR 方法的不足一定程度上也制约了极化层析 SAR 方法应用。

如少量观测样本下谱估计方法分辨率不足，重构质量受限制。压缩感知方法运算量巨大，超参数定义困难等。本文对森林参数估计中常用的几种极化层析SAR方法的优缺点进行了总结，如表2所示。可见，相较于FP-Beamforming、FP-Capon等

极化谱估计方法，基于散射机制分解与压缩感知的SKP-CS方法具备最高的垂直分辨率。但后者的计算复杂度与算法稳定性下降，同时辐射精度难以保证。

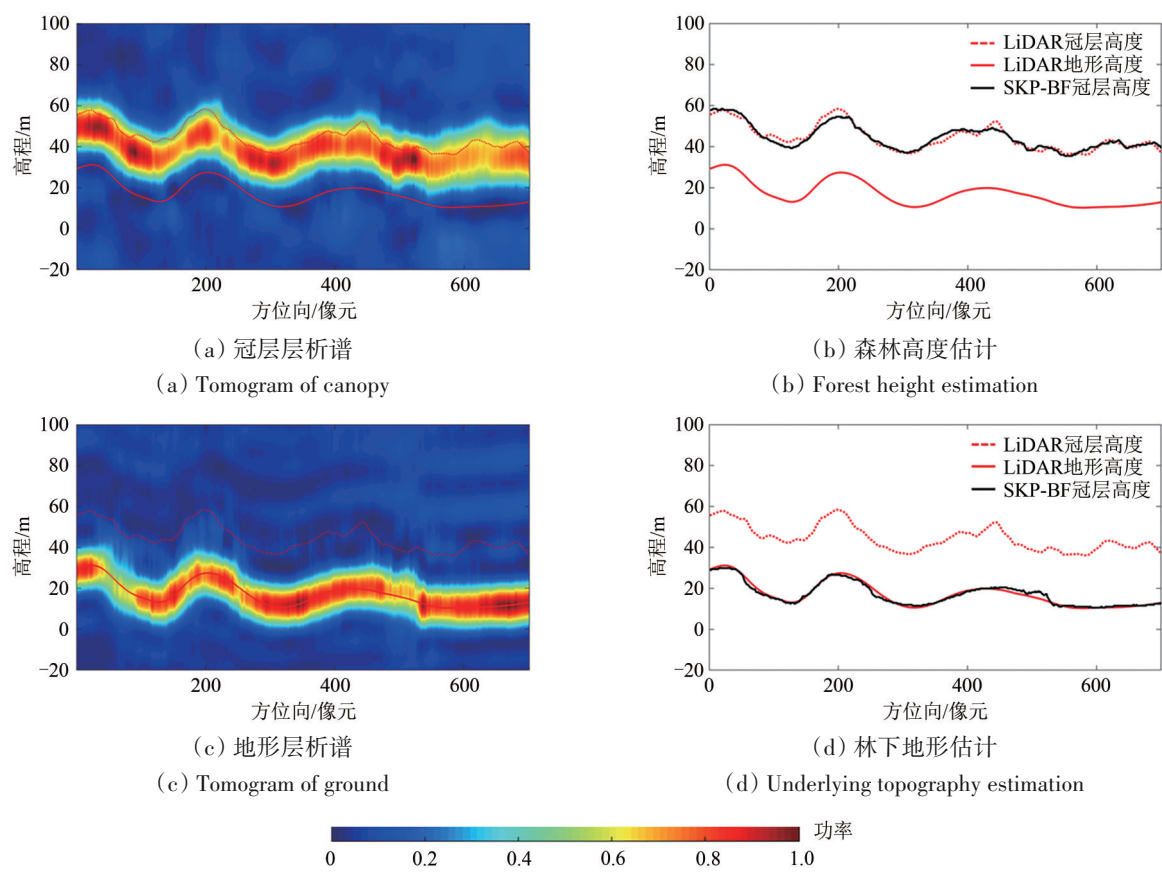


图4 极化 Beamforming 算法反演森林层析谱以及森林高度与林下地形估计

Fig. 4 Forest tomograms obtained by polarization Beamforming algorithm and the estimation of forest height and underlying topography

表2 全极化层析SAR 三维成像方法优缺点对比

Table 2 Comparison of advantages and disadvantages of different fully polarization TomoSAR methods

方法	垂直分辨率	辐射精度	计算复杂度	稳定性
FP-Beamforming	中	中	低	高
FP-Capon	高	低	低	中
SKP-CS	较高	低	较高	低

4 层析SAR 森林参数反演

应用层析SAR技术可以获得森林的三维结构，已广泛应用于林下地形测绘、森林高度反演、生物量估计等领域。基于各种层析SAR成像方法获得的森林后向散射剖面可直接进行林下地形测绘和森林高度反演（图5）。而生物量的估计则需要从层析谱中提取与生物量相关的特征，结合野外

实测数据进行回归分析与预测。

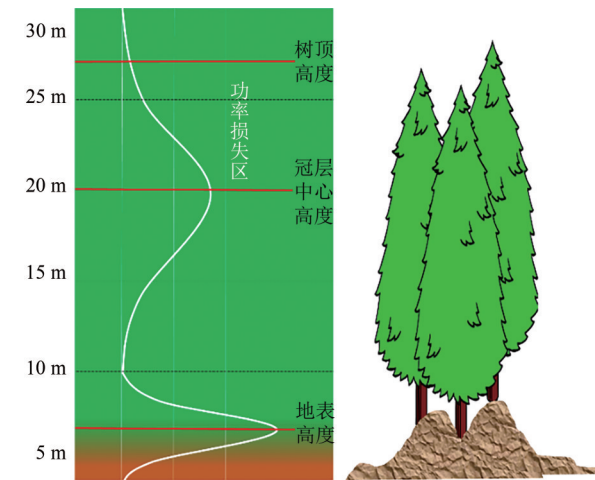


图5 层析SAR剖面反演林下地形与森林高度示意图

Fig. 5 Schematic diagram of underlying topography and forest height inversion from TomoSAR profile

4.1 层析SAR林下地形测绘

层析SAR技术可实现森林的三维成像,区分不同高度、不同散射机制的散射体,提取地表相位中心。因此,层析SAR技术在林下地形测绘中有着重要的应用。d'Alessandro和Tebaldini(2019)应用P波段的层析SAR数据进行林下地形反演,研究证明层析SAR用于林下反演可以解决入射角和地形坡度引起的传统极化干涉SAR技术地表散射相位中心高于实际地面的问题。Li等(2016)应用SKP-CS极化层析SAR方法获取了法属圭亚那Paracou热带雨林试验区的林下地形,与LiDAR测量获得的结果相比,反演林下地形的RMSE为1.61 m,相较传统CS方法其地形测绘精度提升了7.6%。为了避免极化SKP-CS方法的稀疏操作以及用户参数定义,Wan等(2021a)将极化干涉分解技术和极大似然统计优化方法结合,对Parcou热带雨林试验区的林下地形进行提取(图6)。在植被高度不同的两个感兴趣区域,林下地形测绘的RMSE分别为1.50 m和1.79 m。Peng等(2018)基于极大似然估计准则,提出了自适应循环迭代的林下地形反演方法,在Parcou试验区反演林下地形的精度为2.11 m。Peng等(2021)进一步将非局部平均的方法用于L波段层析SAR林下地形反演,利用领域像素的信息改善传统谱分析方法(Capon、Beamforming、MUSIC)林下地形反演的性能,相较于传统谱估计方法林下地形的反演精度皆提升了30%以上。

从上述研究可以发现,长波段SAR信号具有较强的穿透力,结合层析SAR区分不同高度散射体的能力,即使在植被茂密的热带雨林区域,也能获得可靠的林下地形结果。而在林下地形反演中,应用多基线极化干涉分解技术对森林不同的散射机制进行分离,有利于提升林下地形反演的精度。

4.2 层析SAR森林高度反演

森林冠层顶部真实位置位于冠层散射中心以上的位置,需要由功率损失或回归分析的方式提取森林高度(图5)。基于层析SAR的三维成像结果,Peng等(2018)采用IAA算法获得了森林高度的估计值,与LiDAR测量数据相比较,反演森林高度的RMSE为2.9 m。Yang等(2020)则对P波段多基线层析SAR技术和基于RVoG模型的热带雨

林高度估计方法进行了实验分析,发现在30—50 m的树高范围内,两者的树高反演精度没有明显差异,皆能取得可靠的结果。除了传统机载SAR数据以外,UAVSAR无人机系统采集的多基线SAR数据也被用于森林高度的反演。El Moussawi等(2019)使用UAVSAR数据进行了森林高度的反演,反演森林高度的RMSE为3.32 m。

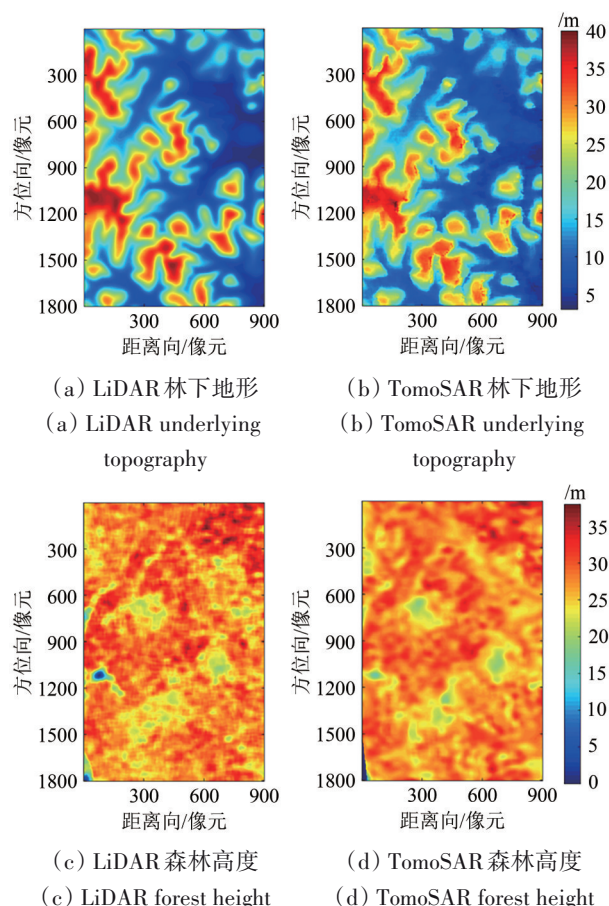


图6 热带雨林试验区LiDAR测量林下地形、森林高度与极化层析SAR方法反演的林下地形、森林高度

Fig. 6 The underlying topography and forest height measured by LiDAR and Pol-TomoSAR method in a tropical forests

层析SAR森林高度准确估计的前提是森林冠层相位中心和地表相位中心的区分和定位,高分辨率的层析SAR三维成像方法对提升森林高度的反演精度具有重要意义。与层析SAR林下地形反演类似,引入极化信息进行森林冠层散射的最优估计和冠层散射机制的分离,可取得更为理想的结果。值得注意的是,森林顶部位置的获取需要设置功率损失的范围(图5),相关参数难以确定和推广。而借助外部数据进行拟合分析需要较高精度的森林高度样本数据。结合森林相干散射模

型, 通过最小二乘拟合的方式确定森林高度的方法值得进一步探索。

4.3 层析 SAR 森林生物量估计

层析 SAR 可以获得森林不同高度层散射功率的空间分布, 反映森林的垂直结构和水平结构信息 (如高度、密度等), 建立 SAR 观测值与野外实测生物量样本数据间的强相关性, 有利于生物量的准确估计。目前层析 SAR 森林生物量估计的方法可概括为以下 3 类:

- (1) 特定高度后向散射系数估计森林 AGB。Minh 等 (2014) 建立了 P 波段层析 SAR 观测值与生物量之间的联系, 发现 30 m 高度处热带雨林层析 SAR 后向散射功率值和生物量样本数据之间的相关性最强。采样回归模型对生物量进行了预测, 测试样本检验预测生物量的 RMSE 为 34.5 t/ha, 相对误差为 9.41%。
- (2) 层析 SAR 剖面积分估计森林 AGB。层析 SAR 剖面积分 AGB 估计可以利用森林的垂直剖面信息, 同时消除地表散射的影响。该方法根据经验高度范围内层析谱的积分提取冠层散射贡献, 建立与实测样地生物量之间的联系。Blomberg 等 (2018) 将 10—30 m 高度范围内层析剖面的积分值作为森林总的体散射贡献, 利用 L 波段的数据进行

了森林 AGB 的估计。

(3) 多特征层析 SAR 方法估计森林 AGB。为了充分利用层析 SAR 反射率剖面的森林垂直结构信息, Wan 等 (2021b) 提出一种多特征的层析 SAR 生物量估计方法, 通过对层析 SAR 后向散射剖面进行拟合与解译, 获得了森林平均树高、平均后向散射功率曲线长度、加权平均树高等多个特征因子, 与野外实测生物量之间进行回归分析。该方法预测生物量的相对精度可达 90.73%。

此外, 为了论证 BIOMASS 计划全球生物量估计的潜力, 相关学者基于已有机载 SAR 数据开展了诸多模拟验证。Minh 等 (2015a) 采用机载 SAR 数据的观测几何模拟了未来即将发射的 BIOMASS 卫星的数据, 并对其预测生物量的能力进行了评估与论证。Blomberg 等 (2021) 的研究发现在北方森林地区, 对于机载 SAR 数据估计生物量最小 RMSE 在 30%—36%, 而模拟 P 波段星载 SAR 数据 (BIOMASS 计划) 估计生物量的最小 RMSE 在 38%—39%。

层析 SAR 生物量估计的要点在于如何获取与实测生物量相关性最强、最能反映森林三维结构的特征。表 3 对 3 类层析 SAR 生物量估计方法的优缺点进行了对比。

表 3 不同层析 SAR 生物量估计方法对比
Table 3 Comparison of different TomoSAR AGB estimation methods

方法	优点	缺点
特定高度后向散射系数估计法	特征容易提取、能适用于高生物量地区	需不同高度逐层分析, 选择最合适的散射剖面
层析 SAR 剖面积分法	地形效应消除、操作简便	不同森林场景需要设定不同积分范围
多特征层析 SAR 反演法	多特征建模、顾及森林三维结构	特征计算复杂、需顾及不同特征对生物量估计的影响

5 结 语

本文从层析 SAR 三维成像的几何模型和数学模型出发, 阐述了层析 SAR 获取观测目标三维结构信息的基本原理。在此基础上, 系统地总结了目前层析 SAR 三维成像领域的常用算法, 对比分析了不同层析 SAR 算法在计算复杂度、垂直分辨率、辐射分辨率、算法鲁棒性等方面的表现与性能。在对层析 SAR 成像算法进行总结分析的基础上, 给出层析 SAR 森林参数反演的基本流程 (图 7), 重点分析了目前层析 SAR 技术在森林高度、林下地形、生物量等森林参数反演方面的应

用和研究进展。

在森林 SAR 层析成像算法的研究中, 高垂直分辨率、高计算效率、高稳定性的方法是研究者们关注的重点, 以 BIOMASS 生物量测绘计划为背景的算法研究十分火热。在森林参数反演的研究中, 林下地形、植被高以及森林生物量是研究者关注的重点。SAR 数据的极化信息被广泛应用于森林散射机制的解译和分离, 可提升相关参数的反演精度。虽然国内外已经对层析 SAR 技术进行了近 20 年的研究, 但对森林的三维 SAR 成像, 大多数研究仍然基于机载 SAR 数据开展。大范围森林参数的层析 SAR 反演还面临着许多问题与挑战。

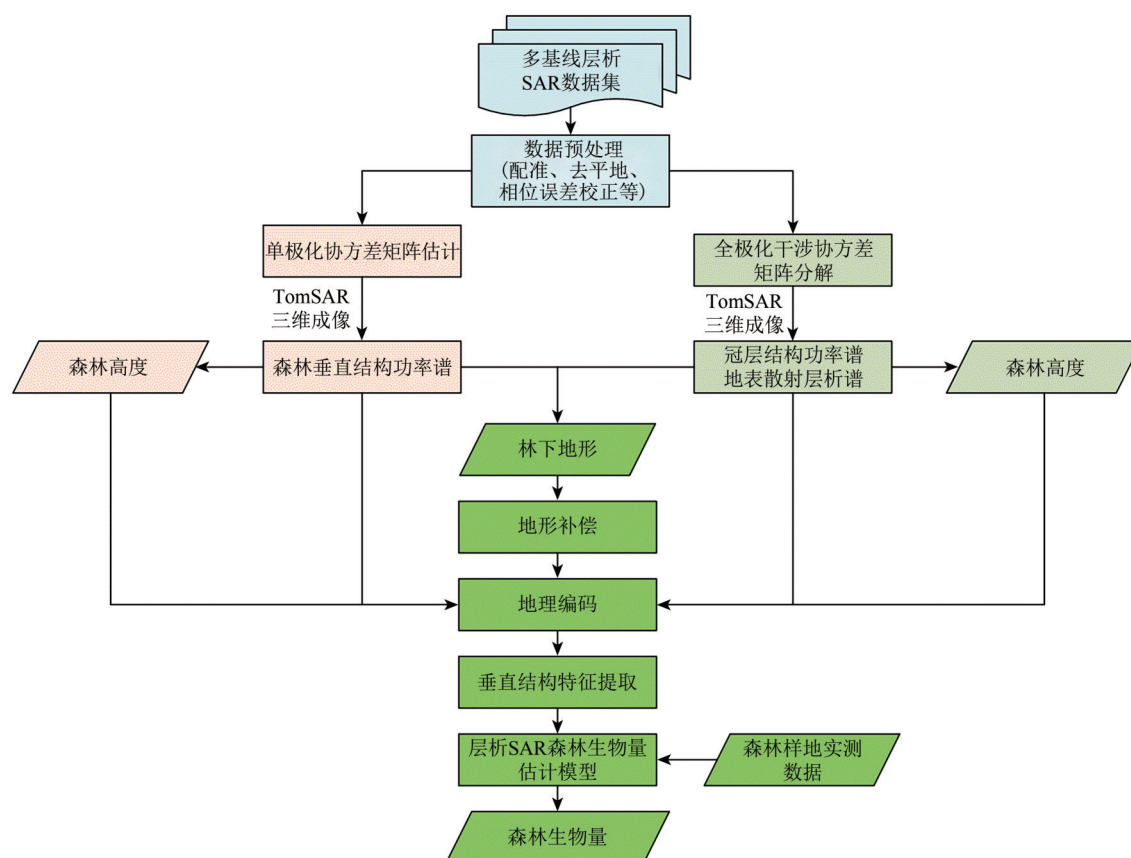


图7 层析SAR森林参数反演基本流程

Fig. 7 Basic flow of forest parameter inversion using TomoSAR

5.1 层析SAR面临的问题及挑战

就目前的层析SAR成像算法和森林参数反演的研究而言，主要存在以下问题：

(1) 层析SAR辐射精度与生物量估计问题。层析SAR技术在森林区域最为核心的应用是全球生物量的估计。然而，目前诸多的研究大多关注算法的垂直分辨率、稀疏成像能力等，算法的辐射精度无法保障，相关方法在生物量估计中的性能有待探讨；层析谱中提取的森林物理特征与生物量之间的关系不明确，过于依赖经验模型和实测数据进行回归分析，建立更为有效的多特征物理模型，或引入数据驱动的深度学习方法进行层析SAR生物量的估计值得探索。

(2) 星载层析SAR应用问题。目前层析SAR森林参数的反演大多基于机载SAR数据开展。然而，大范围森林参数的估计与动态监测需要星载SAR数据来完成。星载层析SAR面临的主要问题包括空间基线分布不均匀、时间失相干、大气相位扰动以及电离层效应等。其中，基线分布不均的影响可采用稀疏成像方法或基线插值方法予以

抑制。而对于SAR测绘卫星，重复轨道观测周期内植被覆盖区时间失相干的影响必需被考虑。刮风、降雨、季节性落叶等因素都会影响层析SAR森林垂直结构重构的稳定性。已有研究针对时间失相干对层析SAR反演的影响进行了分析（Minh等，2015b；Hamadi等，2015），但仍需建立行之有效的物理模型和误差补偿方法。大气延迟扰动会形成一定的“相位屏障”，使得层析SAR成像出现较高的旁瓣效应以及伪影，严重者导致层析成像完全散焦。在森林参数的层析SAR估计中，大气相屏的影响需要特别的注意。在植被茂密的森林区域，传统基于永久散射体的时序InSAR大气误差校正方法很难适用。此外，长波段SAR除受对流层湍流影响外（Siddique等，2019），还会受到电离层效应的影响。电离层效应是制约长波段星载SAR测绘应用的重要因素，其对层析SAR森林测绘的潜在影响包括对森林空间结构和极化散射信息反演的干扰。一方面，电离层的色散效应和闪烁效应会严重影响SAR的二维成像分辨率（李力，2014），导致层析SAR反演森林垂直结构

较为模糊,不能反映不同树种间垂直结构的差异;另一方面,法拉第旋转会导致极化散射矩阵的失真(夏冬坤,2011),影响极化层析测量对森林体、地散射贡献的相干最优估计,降低层析测量与生物量之间的相关性。

(3) 层析谱参数化表达问题。目前缺乏对层析SAR获取的功率谱进行定量描述的模型和方法,不同散射体相位中心的位置不能涵盖森林的全部信息。不同算法获取的层析SAR后向散射剖面之间存在明显差异,如何建立层析SAR散射剖面与森林垂直结构之间统一的定量化映射模型十分关键。

此外,不同波段的传感器对层析SAR森林参数的反演有着显著的影响。理论上,长波段SAR数据具备更强的穿透性,更有利于获取森林的三维结构信息。长波段SAR信号也具备更强的抑制时间失相干的能力。但对于植被较为稀疏的丛林、针叶林,长波段的信号更容易受到较强的地表散射的影响。同时,长波段SAR信号电离层效应的抑制也是难点问题。层析SAR应用对数据处理有着较高的要求,反演过程中需考虑轨道误差的影响,进行基线精化与干涉相位定标处理(Tebaldini等,2016);对多极化通道测量的串扰和幅相不平衡进行极化定标处理(廖露,2015),有利于提升层析SAR反演森林不同高度层反射率与真实地物散射特性的相关性。

5.2 层析SAR应用前景

目前,层析SAR成像算法的研究朝着高垂直分辨率、高稳定性、高计算效率的方向发展。统计优化(del Campo等,2018,2020)、压缩感知(Donoho,2006;Aguilera等,2013b)、贝叶斯估计(Tipping,2001;Liu等,2013)等通信与信号处理领域的理论在层析SAR领域的应用十分广泛,学科交叉融合的趋势十分明显。

对于层析SAR技术的应用而言,林下地形,森林高度、生物量等森林参数的反演(图7)是层析SAR关注的热点。相关学者围绕提升上述森林参数的反演精度开展了大量的研究。随着陆地探测一号、TanDEM-L、BIOMASS等计划的全面实施,全球尺度的森林高度、生物量反演将成为研究热点。

未来,SAR对地观测卫星必然会朝着高空间

分辨率、高时间分辨率、多维度、多极化成像等方向发展。层析SAR技术也将在全球生物量估计、森林碳储量动态监测、气候变化影响研究等领域发挥作用,为“碳中和、碳达峰”的目标提供技术和数据支撑。同时,也将广泛应用于冰川积雪监测、建筑物风险评估等领域。

参考文献(References)

- Aghababae H, Ferraioli G, Ferro-Famil L, Schirinz G and Huang Y. 2019. Sparsity based full rank polarimetric reconstruction of coherence matrix T. *Remote Sensing*, 11(11): 1288 [DOI: 10.3390/rs11111288]
- Aghababae H and Sahebi M R. 2018. Model-based target scattering decomposition of polarimetric SAR tomography. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(2): 972-983 [DOI: 10.1109/Tgrs.2017.2757062]
- Aguilera E, Nannini M and Reigber A. 2013a. A data-adaptive compressed sensing approach to polarimetric SAR tomography of forested areas. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(3): 543-547 [DOI: 10.1109/Lgrs.2012.2212693]
- Aguilera E, Nannini M and Reigber A. 2013b. Wavelet-based compressed sensing for SAR tomography of forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(12): 5283-5295 [DOI: 10.1109/Tgrs.2012.2231081]
- Blomberg E, Ferro-Famil L, Soja M J, Ulander L M H and Tebaldini S. 2018. Forest biomass retrieval from L-band SAR using tomographic ground backscatter removal. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(7): 1030-1034 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2819884]
- Blomberg E, Ulander L M H, Tebaldini S and Ferro-Famil L. 2021. Evaluating P-band TomoSAR for biomass retrieval in boreal forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(5): 3793-3804 [DOI: 10.1109/Tgrs.2020.3020775]
- Cazcarra-Bes V, Pardini M, Tello M and Papathanassiou K. 2020. Comparison of tomographic SAR reflectivity reconstruction algorithms for forest applications at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(1): 147-164 [DOI: 10.1109/Tgrs.2019.2934347]
- Cazcarra-Bes V, Tello-Alonso M, Fischer R, Heym M and Papathanassiou K P. 2017. Monitoring of forest structure dynamics by means of L-band SAR tomography. *Remote Sensing*, 9(12): 1299 [DOI: 10.3390/rs9121229]
- d'Alessandro M M and Tebaldini S. 2019. Digital terrain model retrieval in tropical forests through P-band SAR tomography. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(9): 6774-6781 [DOI: 10.1109/Tgrs.2019.2908517]
- del Campo G M, Nannini M and Reigber A. 2018. Towards feature enhanced SAR tomography: a maximum-likelihood inspired approach. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(11):

- 1730-1734 [DOI: 10.1109/Lgrs.2018.2858571]
- del Campo G M, Nannini M and Reigber A. 2020. Statistical regularization for enhanced TomoSAR imaging. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 1567-1589 [DOI: 10.1109/Jstars.2020.2970595]
- Donoho D L. 2006. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(4): 1289-1306 [DOI: 10.1109/Tit.2006.871582]
- El Moussawi I, Minh D H T, Baghdadi N, Abdallah C, Jomaah J, Strauss O and Laval M. 2019. L-band UAVSAR tomographic imaging in dense forests: gabon forests. *Remote Sensing*, 11(5): 475 [DOI: 10.3390/rs11050475]
- Gao H, Wang C C, Wang G Y, Fu H Q and Zhu J J. 2021. A novel crop classification method based on ppfSVM classifier with time-series alignment kernel from dual-polarization SAR datasets. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112628 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112628]
- Hamadi A, Borderies P, Albinet C, Koleček T, Villard L, Minh D H T, Le Toan T and Burban B. 2015. Temporal coherence of tropical forests at P-Band: dry and rainy seasons. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(3): 557-561 [DOI: 10.1109/Lgrs.2014.2350513]
- Huang J L, Ju W M, Zheng G and Kang T T. 2013. Estimation of forest above ground biomass using high spatial resolution remote sensing imagery. *Acta Ecologica Sinica*, 33(20): 6497-6508 (黄龙, 居为民, 郑光, 康婷婷. 2013. 基于高分辨率遥感影像的森林地上生物量估算. *生态学报*, 33(20): 6497-6508) [DOI: 10.5846/stxb201212211841]
- Huang Y, Ferro-Famil L and Lardeux C. 2011. Polarimetric sar tomography of tropical forests at P-band//2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Vancouver: IEEE: 1373-1376 [DOI: 10.1109/Igarss.2011.6049321]
- Huang Y, Ferro-Famil L and Reigber A. 2012. Under-foliage object imaging using SAR tomography and polarimetric spectral estimators. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(6): 2213-2225 [DOI: 10.1109/Tgrs.2011.2171494]
- Huang Y, Zhang Q P and Ferro-Famil L. 2021. Forest height estimation using a single-pass airborne L-band polarimetric and interferometric SAR system and tomographic techniques. *Remote Sensing*, 13(3): 487 [DOI: 10.3390/rs13030487]
- Kumar S, Joshi S K and Govil H. 2017. Spaceborne PolSAR tomography for forest height retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(12): 5175-5185 [DOI: 10.1109/Jstars.2017.2741723]
- Le Toan T, Quegan S, Davidson M W J, Balzter H, Paillou P, Papathanassiou K, Plummer S, Rocca F, Saatchi S, Shugart H and Ulander L. 2011. The BIOMASS mission: mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote Sensing of Environment*, 115(11): 2850-2860 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.03.020]
- Le Toan T, Chave J, Dall J, Papathanassiou K P, Paillou P, Rechstein M and Quegan S. 2018. The biomass mission: objectives and requirements//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia: IEEE: 8563-8566 [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8518491]
- Lewis S L. 2006. Tropical forests and the changing earth system. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 361(1465): 195-210 [DOI: 10.1098/rstb.2005.1711]
- Li L. 2014. Research on Ionospheric Effects in Spaceborne P Band Synthetic Aperture Radar. Changsha: National University of Defense Technology (李力. 2014. 星载P波段合成孔径雷达中的电离层效应研究. 长沙: 国防科学技术大学)
- Li L. 2016. Forest Vertical Information Extraction Based on P-Band SAR Tomography. Beijing: Chinese Academy of Forestry (李兰. 2016. 森林垂直信息P-波段SAR层析提取方法. 北京: 中国林业科学研究院)
- Li X W, Liang L, Guo H D and Huang Y. 2016. Compressive sensing for multibaseline polarimetric SAR tomography of forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(1): 153-166 [DOI: 10.1109/Tgrs.2015.2451992]
- Liao L. 2015. Optimization Research on Airborne SAR Polarimetric Calibration Methods. Wuhan: Wuhan University (廖露. 2015. 机载SAR系统极化定标方法的优化研究. 武汉: 武汉大学)
- Liao Z M. 2019. Forest Aboveground Biomass Estimation Using PolInSAR Data. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China (廖展芒. 2019. 森林地上生物量极化干涉SAR反演方法研究. 成都: 电子科技大学)
- Liu Z M, Huang Z T and Zhou Y Y. 2013. Sparsity-inducing direction finding for narrowband and wideband signals based on array covariance vectors. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 12(8): 3896-3907 [DOI: 10.1109/Twc.2013.071113.121305]
- Lombardini F and Reigber A. 2003. Adaptive spectral estimation for multibaseline SAR tomography with airborne L-band data//2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toulouse: IEEE: 2014-2016 [DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1294324]
- Minh D H T, Le Toan T, Rocca F, Tebaldini S, d'Alessandro M M and Villard L. 2014. Relating P-band synthetic aperture radar tomography to tropical forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(2): 967-979 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2246170]
- Minh D H T, Tebaldini S, Rocca F and Le Toan T. 2015b. The impact of temporal decorrelation on BIOMASS tomography of tropical forests. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(6): 1297-1301 [DOI: 10.1109/Lgrs.2015.2394235]
- Minh D H T, Tebaldini S, Rocca F, Le Toan T, Villard L and Dubois-Fernandez P C. 2015a. Capabilities of BIOMASS tomography for investigating tropical forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(2): 965-975 [DOI: 10.1109/Tgrs.2014.2331142]
- Peng X, Li X W, Wang C C, Fu H Q and Du Y N. 2018. A maximum likelihood based nonparametric iterative adaptive method of synthetic aperture radar tomography and its application for estimating underlying topography and forest height. *Sensors*, 18(8): 2459 [DOI: 10.3390/s18082459]
- Peng X, Li X W, Wang C C, Zhu J J, Liang L, Fu H Q, Du Y N, Yang

- Z F and Xie Q H. 2019. SPICE-Based SAR tomography over forest areas using a small number of P-Band airborne F-SAR images characterized by non-uniformly distributed baselines. *Remote Sensing*, 11(8): 975 [DOI: 10.3390/rs11080975]
- Peng X, Wang Y J, Long S L, Pan X, Xie Q H, Du Y A, Fu H Q, Zhu J J and Li X W. 2021. Underlying topography inversion using TomoSAR based on non-local means for an L-Band airborne dataset. *Remote Sensing*, 13(15): 2926 [DOI: 10.3390/rs13152926]
- Quegan S, Le Toan T, Chave J, Dall J, Exbrayat J F, Minh D H T, Lomas M, D'Alessandro M M, Paillou P, Papathanassiou K, Rocca F, Saatchi S, Scipal K, Shugart H, Smallman T L, Soja M J, Tebaldini S, Ulander L, Villard L and Williams M. 2019. The european space agency BIOMASS mission: measuring forest above-ground biomass from space. *Remote Sensing of Environment*, 227: 44-60 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.032]
- Reigber A and Moreira A. 2000. First demonstration of airborne SAR tomography using multibaseline L-band data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5): 2142-2152 [DOI: 10.1109/36.868873]
- Shahzad M and Zhu X X. 2015. Robust reconstruction of building facades for large areas using spaceborne TomoSAR point clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(2): 752-769 [DOI: 10.1109/Tgrs.2014.2327391]
- Shen P, Wang C C, Zhu J J, Gao H, Fu H Q, Xie Q H, Wang S and He S S. 2017. Vegetation height inversion method with three-layer model by fusing the ascending and descending PolInSAR data. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(11): 1868-1879 (沈鹏, 汪长城, 朱建军, 高哈, 付海强, 解清华, 王赛, 何帅帅. 2017. 融合升降轨的极化干涉SAR三层模型植被高度反演方法. 测绘学报, 46(11): 1868-1879) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170122]
- Siddique M A, Strozzi T, Hajnsek I and Frey O. 2019. A case study on the correction of atmospheric phases for SAR tomography in mountainous regions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(1): 416-431 [DOI: 10.1109/Tgrs.2018.2855101]
- Tebaldini S. 2009. Algebraic synthesis of forest scenarios from multibaseline PolInSAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(12): 4132-4142 [DOI: 10.1109/Tgrs.2009.2023785]
- Tebaldini S and Rocca F. 2012. Multibaseline polarimetric SAR tomography of a boreal forest at P- and L-bands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(1): 232-246 [DOI: 10.1109/Tgrs.2011.2159614]
- Tebaldini S, Rocca F, d'Alessandro M M and Ferro-Famil L. 2016. Phase calibration of airborne tomographic SAR data via phase center double localization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(3): 1775-1792 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2488358]
- Tipping M E. 2001. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *Journal of Machine Learning Research*, 1: 211-244 [DOI: 10.1162/15324430152748236]
- Wan J, Wang C C, Shen P, Fu H Q and Zhu J J. 2022. Robust and fast super-resolution SAR tomography of forests based on covariance vector sparse Bayesian learning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 4010605 [DOI: 10.1109/Lgrs.2021.3060829]
- Wan J, Wang C C, Shen P, Hu J, Fu H Q and Zhu J J. 2021a. Forest height and underlying topography inversion using polarimetric SAR Tomography based on SKP decomposition and maximum likelihood estimation. *Forests*, 12(4): 444 [DOI: 10.3390/f12040444]
- Wan X X, Li Z Y, Chen E X, Zhao L, Zhang W F and Xu K P. 2021b. Forest aboveground biomass estimation using multi-features extracted by fitting vertical backscattered power profile of tomographic SAR. *Remote Sensing*, 13(2): 186 [DOI: 10.3390/rs13020186]
- Wu C J, Wang C C, Shen P, Zhu J J, Fu H Q and Gao H. 2019. Forest height estimation using PolInSAR optimal normal matrix constraint and cross-iteration method. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(8): 1245-1249 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2895869]
- Xia D K. 2011. Research on Data Processing Method of P-Band Fully Polarimetric SAR. Hefei: University of Science and Technology of China (夏冬坤. 2011. P波段全极化SAR数据处理方法研究. 合肥: 中国科学技术大学)
- Xiao Y. 2021. Research on Estimation Method of Forest Volume of Wangyedian Forest Farm based on Multi-Source Remote Sensing Data. Changsha: Central South University of Forestry and Technology (肖越. 2021. 基于多源遥感数据的旺业甸林场森林蓄积量估测方法研究. 长沙: 中南林业科技大学) [DOI: 10.27662/d.cnki.gznlc.2021.000241]
- Yamaguchi Y, Moriyama T, Ishido M and Yamada H. 2005. Four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8): 1699-1706 [DOI: 10.1109/Tgrs.2005.852084]
- Yang X W, Tebaldini S, d'Alessandro M M and Liao M S. 2020. Tropical forest height retrieval based on P-band multibaseline SAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(3): 451-455 [DOI: 10.1109/Lgrs.2019.2923252]
- Yitayew T G, Ferro-Famil L, Eltoft T and Tebaldini S. 2017. Tomographic imaging of fjord ice using a very high resolution ground-based SAR system. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(2): 698-714 [DOI: 10.1109/Tgrs.2016.2613900]
- Zhang B C, Wang W Y, Bi H, Zhao Y and Hong W. 2015. Polarimetric SAR tomography for forested areas based on compressive multiple signal classification. *Journal of Electronics and Information Technology*, 37(3): 625-630 (张冰尘, 王万影, 毕辉, 赵曜, 洪文. 2015. 基于压缩多信号分类算法的森林区域极化SAR层析成像. 电子与信息学报, 37(3): 625-630) [DOI: 10.11999/JEIT140584]
- Zhu J J, Xie Q H, Zuo T Y, Wang C C and Xie J. 2014. Criterion of complex least squares adjustment and its application in tree height inversion with PolInSAR data. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 43(1): 45-51 (朱建军, 解清华, 左廷英, 汪长城, 谢建. 2014. 复数域最小二乘平差及其在PolInSAR植被高反演中的应用. 测绘学报, 43(1): 45-51) [DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0007]

Research progress on tomographic SAR three-dimensional imaging methods and forest parameter inversion

WAN Jie, WANG Changcheng, ZHU Jianjun, FU Haiqiang

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

Abstract: Forests are the largest ecosystems on land and play an important role in the global carbon and oxygen cycle. Synthetic aperture Radar tomography (TomoSAR) has the capability to carry out three-dimensional (3-D) imaging of observation targets and obtain information about forest internal structure, which serves an important function in the inversion of forest parameters. This paper will review the imaging methods and applications of TomoSAR over the past two decades and focus on its latest research progress in forest parameter inversion. More importantly, different parameter inversion methods will be systematically compared, and the challenges in TomoSAR forest parameter inversion will be analyzed.

First, the mathematical models of TomoSAR in single-polarization and full-polarization mode were introduced. Then, different TomoSAR imaging algorithms were analyzed in detail. The performances of different methods in terms of vertical resolution, radiation accuracy, computational efficiency, and stability were compared. Next, we summarized the progress of TomoSAR in the inversion of forest parameters, such as underlying topography, forest height, and biomass. Finally, this paper analyzed the key challenges faced in the inversion of forest parameters using TomoSAR and predicted the frontier applications of TomoSAR. The P-band TropiSAR 2009 dataset over a test site in Paracou, French Guiana, were used to analyze the performance of different methods.

By reviewing the published literature, the theoretical differences between different TomoSAR imaging algorithms were listed. Experiments showed that the Fourier transform method has limited vertical resolution but high radiation accuracy and has been successfully used for biomass estimation. Beamforming spectral estimation method can improve the vertical resolution, but the image quality is seriously degraded when the number of observations is reduced. Compressed sensing and statistical optimization algorithms have sparse imaging capabilities and super-resolution, enabling the fine-grained identification of forest vertical structures. For the estimation of forest underlying topography and forest height, an accurate estimation of canopy scattering center and ground phase center is an important prerequisite. The addition of polarization information is more conducive to the identification of different scattering mechanisms. In biomass estimation, the application of a 3-D structure can significantly improve the accuracy of inversion.

The 3-D structure of forests plays an important role in the estimation of forest parameters. TomoSAR can reconstruct the 3-D structure of forests through specific imaging techniques. In general, high-resolution imaging algorithms are beneficial to distinguish and identify scatterers with different heights and are widely used in underlying topography and forest height estimation. However, for biomass estimation, radiation accuracy is more of a concern for researchers. At present, the most critical challenge of TomoSAR is the data processing and application of spaceborne data. The main difficulties include the correction of time decoherence and atmospheric delay errors. In the future, long-wavelength TomoSAR systems will become one of the most important approaches for forest biomass estimation on a global scale.

Key words: remote sensing, SAR Tomography, three-dimensional imaging, underlying topography, forest height, forest vertical structure, forest biomass

Supported by Natural Science Foundation of Hunan Province, China (No. 2022JJ30705); National Natural Science Foundation of China (No. 41671356, 41820104005)