

多源遥感协同反演森林冠层高度与碳储量：进展、挑战与展望

赵悦

长江大学地球科学学院，湖北武汉，430100；

摘要：森林碳库占全球陆地植被总碳量的80%以上，准确估算其冠层高度与碳储量对于应对全球变化及评估减排成效至关重要。传统地面调查难以满足大尺度动态监测需求，而单一遥感手段（光学、SAR、LiDAR）又普遍受制于穿透能力弱、信号饱和及云层遮蔽等物理瓶颈，难以全面刻画森林三维结构。因此，综合互补信息的多源遥感协同反演已成为该领域的核心前沿方向。

本文系统综述了多源协同反演的主流方法体系，深入剖析了当前面临的核心技术挑战，并对未来全要素、高精度的研究趋势进行了展望。

关键词：多源遥感；协同反演；森林冠层高度

DOI：10.69979/3041-0673.26.02.108

1 主要遥感手段及其在森林冠层高度与碳储量反演中的应用

1.1 光学遥感

光学遥感是最传统、最成熟的森林监测手段之一。基于 Landsat、MODIS、Sentinel-2 等多光谱和高光谱卫星数据，研究者建立了植被指数（如 NDVI、EVI、LAI）与森林生物量之间的经验或半经验关系。光学遥感的优势在于：覆盖面积广、时序数据丰富、历史档案完整，便于开展大区域长时序分析。

然而，光学遥感在森林碳储量反演中面临显著局限。一方面，光学信号仅能反映冠层表面的光谱特征，无法穿透冠层获取树干、枝条等下层结构信息；另一方面，在高生物量区域（通常 >150 Mg/ha），光学信号易出现“饱和效应”，即生物量继续增加但光谱响应趋于稳定，导致高生物量区的反演精度大幅下降。此外，热带雨林地区常年云雾遮蔽，严重影响光学数据的可用性与时效性。

近年来，随着无人机高分辨率影像和高光谱技术的兴起，光学遥感在小尺度精细化监测方面取得了新进展。结合数字表面模型（DSM）与数字高程模型（DEM）的差值，UAV 光学影像能够估算单木或小区域尺度的冠层高度，为样地调查提供了高效的补充工具。

1.2 合成孔径雷达（SAR）

SAR 利用微波信号的穿透能力，能够在一定程度上

突破光学遥感的冠层穿透局限。不同波长的 SAR 对植被的穿透深度各异：C 波段主要与冠层顶部相互作用；L 波段可穿透至冠层中层；P 波段则能穿透至林下甚至地面，具有较强的全林穿透能力。

SAR 反向散射强度与森林生物量之间存在一定的物理关联，在低生物量区具有良好的线性响应关系。然而，与光学遥感类似，SAR 信号同样存在饱和问题，尤其是 C 波段在生物量超过 50~80 Mg/ha 后即趋于饱和，L 波段饱和阈值约为 100~150 Mg/ha，制约了其在高生物量森林中的应用效果。

干涉 SAR 技术的引入显著拓展了 SAR 的应用潜力。通过对两景或多景 SAR 影像进行相位干涉分析，可以反演地表高程信息。极化干涉 SAR 进一步结合极化信息与干涉信息，能够利用“随机体散射模型”（RVoG）分离地面相位与植被散射相位，从而估算冠层高度。全球森林冠层高度数据集 TanDEM-X 提供的全球森林冠层高度产品即是基于此原理。

1.3 星载激光雷达（LiDAR）

激光雷达通过发射脉冲激光并接收回波信号，能够精确获取植被的三维结构信息，被认为是目前反演森林冠层高度和生物量最精确的遥感手段之一。机载 LiDAR（ALS）可获取高密度点云数据，空间分辨率达到亚米级，能够精确提取冠层高度、冠幅、叶面积指数等关键结构参数，其反演精度在众多遥感手段中处于领先水平。

然而，机载 LiDAR 的高昂成本和有限覆盖面积制

约了其大规模推广应用。2018年发射的ICESat-2卫星以及2019年搭载于国际空间站的GEDI(全球生态系统动力学调查)系统,标志着星载LiDAR进入全球尺度森林结构监测的新阶段。GEDI基于全波形LiDAR技术,能够在全球范围内系统采集森林冠层高度、冠层覆盖度、垂直叶面积分布等参数,其全球冠层高度产品已被广泛用于森林碳储量研究。

星载LiDAR的主要局限在于采样方式的离散性:GEDI的星下点轨迹间距约为600m,且地面足迹直径约为25m,无法实现连续空间覆盖。因此,星载LiDAR数据通常作为“锚点”,与其他遥感数据协同使用,以实现空间连续的冠层高度制图。

2 多源遥感协同反演方法体系

2.1 数据融合策略

多源遥感数据的协同反演,首先涉及不同传感器数据的有效融合。根据融合层次的不同,可分为像素级融合、特征级融合和决策级融合三个层次。

像素级融合是最底层的融合方式,旨在对不同空间分辨率、不同成像机制的影像进行几何配准与辐射一致性处理,生成高质量的融合影像。Gram-Schmidt变换、小波变换、PCA融合等是常用的像素级融合算法,主要应用于光学-SAR、光学-LiDAR等数据的空间增强。

特征级融合在各传感器数据分别提取特征(如纹理、植被指数、后向散射系数、LiDAR高度百分位数等)之后,再将多维特征向量统一输入反演模型。这是目前主流的协同反演思路,既避免了像素级融合的几何误差,又充分利用了各传感器的互补信息。

决策级融合则是先由各单源数据独立给出反演结果,再通过贝叶斯加权、集成学习等方法综合多个结果,以提高最终产品的精度和可靠性。

2.2 主流反演模型

2.2.1 统计经验模型

早期的多源遥感反演多采用多元线性回归或非线性回归模型,将遥感特征变量(自变量)与地面实测生物量或冠层高度(因变量)建立统计映射关系。该方法直观简单,但模型可移植性差,外推能力有限,且难以捕捉复杂的非线性关系。

2.2.2 机器学习方法

随机森林(Random Forest, RF)、支持向量机(SVM)、

梯度提升树(GBDT)及极端梯度提升(XGBoost)等机器学习算法,凭借其强大的非线性拟合能力和良好的泛化性能,在多源遥感森林参数反演中取得了显著进展。这类方法能够同时处理光学、SAR、LiDAR等多维异质特征,有效克服了线性模型的局限性。

以GEDI+Landsat/Sentinel-2的协同反演为例,研究者将GEDI获取的样点冠层高度作为训练标签,结合Landsat光谱特征、地形因子、气候变量等作为预测变量,采用随机森林模型外推生成全球或区域尺度的连续冠层高度图。Potapov等(2021)基于此框架发布了30m分辨率的全球森林冠层高度地图,成为当前应用最为广泛的全球森林高度产品之一。

2.2.3 深度学习的方法

近年来,卷积神经网络(CNN)、图神经网络(GNN)和Transformer等深度学习架构被引入多源遥感反演领域,进一步提升了模型对复杂空间结构和多尺度特征的提取能力。

卷积神经网络能够自动学习影像的空间纹理特征,避免了手工特征工程的繁琐过程。基于U-Net架构的语义分割模型,结合多时相SAR时序数据与光学影像,实现了高分辨率森林生物量制图。更进一步,多模态融合深度学习模型(如多分支CNN、跨模态注意力机制)能够自适应地学习不同数据源之间的互补关系,在复杂地形和多样树种条件下表现出更优的泛化能力。

自监督学习和迁移学习策略的引入,有效缓解了标注样本稀缺的问题。通过在大量无标注遥感影像上预训练特征提取器,再在少量有标注样本上进行微调,模型能够在数据匮乏地区实现高质量的反演。

2.2.4 物理模型与机器学习耦合

纯统计模型缺乏物理机制约束,在训练数据分布之外容易产生不可靠的外推结果。为此,研究者提出将辐射传输模型(如PROSAIL、MIMICS)等物理模型与机器学习方法相结合,构建“物理驱动-数据驱动”混合反演框架。

具体路径包括利用物理模型模拟生成大量合成训练样本,扩充地面实测数据集;将物理模型中的关键参数(如叶面积指数、冠层结构参数)作为机器学习模型的先验约束;以及基于物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINNs)在损失函数中嵌入物理守恒约束。这类混合方法在一定程度上提

升了模型的可解释性与跨区域泛化能力。

2.3 时序协同反演

单一时期的遥感数据难以刻画森林的动态变化，而多时相时序数据的协同分析为森林碳动态监测提供了新的维度。通过构建长时序 Landsat/MODIS 时序特征集（如 LandTrendr、CCDC 算法），结合 SAR 时序数据（Sentinel-1 年际时序）和 GEDI 多期观测，研究者能够识别森林扰动（采伐、火灾、病虫害）和恢复事件，定量估算扰动前后的碳排放与碳吸收量。近年来，基于状态空间模型（卡尔曼滤波）和循环神经网络（LSTM）的时序协同反演方法受到广泛关注，这类方法能够有效整合不规则时间序列的观测信息，在云雾频繁的热带地区表现出较好的鲁棒性。

3 结论

多源遥感协同反演是森林碳汇监测的核心前沿。近年来，得益于星载 LiDAR、SAR 技术及 AI 算法的进步，全球碳储量估算的精度与分辨率显著提升。尽管当前仍面临数据稀疏、信号饱和及模型跨区迁移能力弱等挑战，但随着新型专业卫星（BIOMASS、NISAR 等）的发射与“物理-数据”混合大模型的深度融合，多源协同技术有望在 2~10m 高分辨年际制图及 IPCC 碳核查中实现质的飞跃。面对全球碳中和的迫切需求，持续深化该领域的技术创新，将为全球气候治理提供坚实的科学支撑。

参考文献

[1]Potapov, P., Li, X., Hernandez-Serna, A., et al. (2021). Mapping global forest canopy hei

ght through integration of GEDI and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 253, 112165.

[2]Duncanson, L., Kellner, J.R., Armston, J., et al. (2022). Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment*, 270, 112845.

[3]Dubayah, R., Blair, J.B., Goetz, S., et al. (2020). The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, 1, 100002.

[4]Santoro, M., Cartus, O., Carvalhais, N., et al. (2021). The global forest above-ground biomass pool for 2010 estimated from high-resolution satellite observations. *Earth System Science Data*, 13, 3927 - 3950.

[5]Qi, W., Dubayah, R. (2016). Combining Tandem-X InSAR and simulated GEDI lidar observations for forest structure mapping. *Remote Sensing of Environment*, 187, 253 - 266.

[6]Saatchi, S.S., Harris, N.L., Brown, S., et al. (2011). Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108, 9899 - 9904.