

联合ICESat-2和GEDI星载激光雷达数据的森林地上生物量估算

孟鸽^{1,2}, 赵旦^{1,2}, 许聪^{1,2}, 陈俊华^{1,2}, 李秀纹^{1,2}, 郑朝菊¹, 曾源^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049

摘要: 本研究重点对比分析ICESat-2和GEDI两种星载激光雷达数据用于森林地上生物量估算的适用性, 首先古田山典型研究区采用线性逐步回归方法分别构建基于ICESat-2的条带和基于GEDI的光斑尺度森林地上生物量估算模型, 再结合MODIS光学遥感数据和ASTER GDEM地形数据, 采用随机森林法在浙江省分森林类型构建逐像元尺度的森林地上生物量外推模型, 根据40个森林地上生物量地面调查样点的精度验证探讨大区域尺度森林地上生物量的最优估算方法, 实现了2020年浙江省森林地上生物量成图。研究表明: (1) 古田山典型研究区基于ICESat-2的条带尺度森林地上生物量估算模型精度 ($R^2=0.7057$, $RMSE=0.3571 \ln(t/ha)$) 高于基于GEDI的光斑尺度模型 ($R^2=0.5186$, $RMSE=0.2805 \ln(t/ha)$); (2) 外推到浙江省的森林地上生物量估算结果表明基于ICESat-2的精度 ($R^2=0.59$, $RMSE=31.2525 t/ha$) 明显优于GEDI ($R^2=0.4113$, $RMSE=39.2652 t/ha$), 且研究区的高程对两种数据的估算差异影响最大, 仅采用高程在600 m以下的GEDI光斑数据来构建外推模型, 发现估算精度有显著提高 ($R^2=0.5387$, $RMSE=25.4017 t/ha$); (3) 将ICESat-2条带与高程在600 m以下的GEDI光斑联合起来构建外推模型, 是利用两种星载激光雷达数据进行浙江省森林地上生物量估算的最优方法 ($R^2=0.678$, $RMSE=27.3592 t/ha$)。该研究融合地面、机载与星载遥感数据, 以浙江省为例开展森林地上生物量的区域尺度估算研究, 可为森林碳储量的动态监测与固碳能力评估提供方法借鉴与应用示范。

关键词: 遥感, 森林地上生物量, ICESat-2, GEDI, 线性逐步回归, 随机森林, 尺度外推, 浙江省

中图分类号: S771.8/TN958.98/P2

引用格式: 孟鸽, 赵旦, 许聪, 陈俊华, 李秀纹, 郑朝菊, 曾源. 2024. 联合ICESat-2和GEDI星载激光雷达数据的森林地上生物量估算. 遥感学报, 28(6): 1632-1647

Meng G, Zhao D, Xu C, Chen J H, Li X W, Zheng Z J and Zeng Y. 2024. Forest aboveground biomass estimation combining ICESat-2 and GEDI spaceborne LiDAR data. National Remote Sensing Bulletin, 28(6): 1632-1647 [DOI: 10.11834/jrs.20222120]

1 引言

当前, 气候变化带来的挑战仍然十分严峻, 碳达峰、碳中和已成为全球应对气候变化的共识(秦国伟和田明华, 2022)。充分发挥森林自身的固碳能力将成为推动碳达峰、碳中和进程的一个重要手段(杜之利等, 2021)。为了定量评估森林的固碳现状, 分析碳汇潜力, 对森林地上生物量AGB(Aboveground biomass)进行准确估算至关重要。

传统的AGB估测方法包括实测法和材积模型

法, 这些方法费时费力, 且对森林植被具有破坏性(刘茜等, 2015)。遥感技术可以实时、准确、无破坏地对森林AGB进行估算, 已经成为森林AGB监测的主要方法(庞勇等, 2017)。光学遥感数据是最常用的AGB估算数据源, 然而饱和现象的存在, 即在森林郁闭度高于一定值后AGB的增加无法通过反射率的增加来体现(李猛等, 2022), 导致在郁闭度和AGB较高的亚热带及热带森林地区AGB的低估。

激光雷达LiDAR(Light Detection And Ranging)

收稿日期: 2022-03-19; 预印本: 2022-04-09

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2020YFE0200800); 国家自然科学基金(编号: 42071344, 41771464)

第一作者简介: 孟鸽, 研究方向为植被生态遥感。E-mail: mengge@aircas.ac.cn

通信作者简介: 赵旦, 研究方向为森林生态系统遥感。E-mail: zhaodan@aircas.ac.cn

为森林 AGB 估算开启了新的篇章。LiDAR 不仅能够获取高精度的三维结构信息, 在估算森林 AGB 时还可以涵盖单木、林分和区域等不同空间尺度(李旺等, 2015)。根据搭载平台的不同, LiDAR 主要包括地基、机载和星载方式。其中地基和机载 LiDAR 可获取近似地面调查的森林 AGB, 但受空间覆盖范围和数据获取成本的局限, 一般用于小尺度研究区(晏颖杰等, 2018; 付甜和黄庆丰, 2010)。星载 LiDAR 兼具高垂直分辨率和大范围数据获取的特点, 在区域及全球尺度的森林 AGB 估算中具有不可替代的优势(庞勇等, 2019)。然而, 星载 LiDAR 也存在局限, 即数据呈离散分布, 通常需要建立其与地面 AGB 间的关系, 并与光学或微波成像遥感数据协同实现空间连续覆盖的森林 AGB 监测。

第一代星载激光雷达 ICESat/GLAS 停止工作近 10 年后, 2018 年 9 月, 第二代冰、云和陆地高程卫星 ICESat-2 发射成功, 其主要任务之一就是揭示大区域植被生物量现状及其变化规律(Markus 等, 2017)。ICESat-2 搭载的先进地形激光测高系统 ATLAS (Advanced Topographic Laser Altimeter System) 采用了首次应用于星载平台的多波束微脉冲光子计数激光雷达技术(Neumann 等, 2019), 多波束发射方式在相同轨迹下可获得更丰富的信息, 高脉冲重复频率使得光子密度更高, 从而获得近似连续的航带数据, 灵敏的单光子探测器在地面形成相对更小的光斑, 可以减少光斑内地形坡度的影响(黄佳鹏, 2021)。ICESat-2 在森林 AGB 的研究中展现出了巨大的潜力, 如 Narine 等(2020) 基于 ICESat-2 的冠层高度指标估算足迹级 AGB, 再结合 Landsat 获得了德克萨斯州东南部 30 m 分辨率空间连续的 AGB 监测结果, 表明 ICESat-2 足迹级 AGB 具备作为尺度外推基础的能力。Nandy 等(2021) 联合 ICESat-2 和 Sentinel-2 数据估算喜马拉雅山脉西北山麓的杜恩谷的 AGB 空间分布, 结果表明与仅使用光谱变量相比加入基于 ICESat-2 的森林冠层高度信息将 AGB 的估算精度从 $R^2=0.68$, % RMSE=5.85% 提高到 $R^2=0.83$, % RMSE=4.64%。但 ICESat-2 数据在应用中也存在问题, 主要是数据轨迹间距较大, 导致轨迹稀疏的区域难以进行精确估算。

同时期, 搭载在国际空间站 ISS (International Space Station) 上的全球生态系统动力学调查 GEDI

(Global Ecosystem Dynamics Investigation) 激光雷达于 2018 年 12 月发射升空。GEDI 和 GLAS 一样属于全波形激光雷达, 但与 GLAS 相比光斑尺寸更小、密度更高, 可生成高分辨率的地球三维结构, 以提高碳循环过程的表征能力(岳春宇等, 2020)。探索和评估 GEDI 数据在森林 AGB 估算中的应用已成为研究热点, 如 Dorado-Roda 等(2021) 在地中海区域评估了基于 GEDI 相对高度和垂直冠层指标的足迹级 AGB, 发现 GEDI 在高度分层复杂的森林中估算 AGB 具有不确定性, 且存在低估问题; Qi 等(2019) 将模拟 GEDI 数据与 TanDEM-X InSAR 数据结合估算了 3 种不同类型森林的 AGB, 发现 GEDI 与 TanDEM-X 融合后 AGB 的不确定性由仅使用 GEDI 数据时的 11%—20% 降低至 7%—12%。

目前在轨的星载激光雷达数据是大区域森林 AGB 监测的重要数据源。由于传感器自身的特点, ICESat-2 和 GEDI 在森林 AGB 估算的应用中各有利弊, 两种数据的融合或可为森林 AGB 在大区域尺度的精准监测提供新的思路。Silva 等(2021) 分别用模拟的 ICESat-2 和 GEDI 数据与实测 AGB 建立关系估算足迹级森林 AGB, 再与 NISAR L-波段数据联合推算像元尺度 AGB, 结果表明与单独使用 ICESat-2 或 GEDI 数据相比, 两者融合的方法可增加样本点密度, 实现地理互补, 从而提高估算精度。但在 ICESat-2 和 GEDI 数据正式发布后, 针对两种星载激光雷达数据在区域尺度森林 AGB 估算中的适用性比较, 以及数据融合对估算效果的影响, 还有待更多的应用研究。

因此, 本研究选取了具有代表性的森林研究区, 利用 ICESat-2 和 GEDI 星载激光雷达数据提供的树高和冠层结构参数, 先在小范围研究区分别构建基于 ICESat-2 条带和 GEDI 光斑的森林地上生物量估算模型, 再结合森林类型与光学数据将条带与光斑尺度的森林地上生物量外推到逐像元尺度, 获得大范围研究区的森林地上生物量, 根据样地调查数据对比分析两种星载激光雷达数据单独使用以及相融合后用于森林地上生物量估算的适用性, 以此提出森林地上生物量的最优估算方法。

2 研究方法

2.1 研究区概况

浙江省 (118° 01'E—123° 10'E, 27° 02'N—

31°11'N, 图1), 总面积为105500 km², 属典型的亚热带季风气候, 年平均气温、雨量和日照时数分别为15 °C—18 °C、980—2000 mm、1710—2100 h, 地形起伏较大, 以山脉、丘陵、盆地为主, 森林

覆盖率达61%, 活立木总蓄积量3.14亿 m³, 均居全国前列, 且大部分森林的群落结构完整, 健康状况良好(浙江省人民政府门户网站, <http://www.zj.gov.cn/>[2022-03-19])。

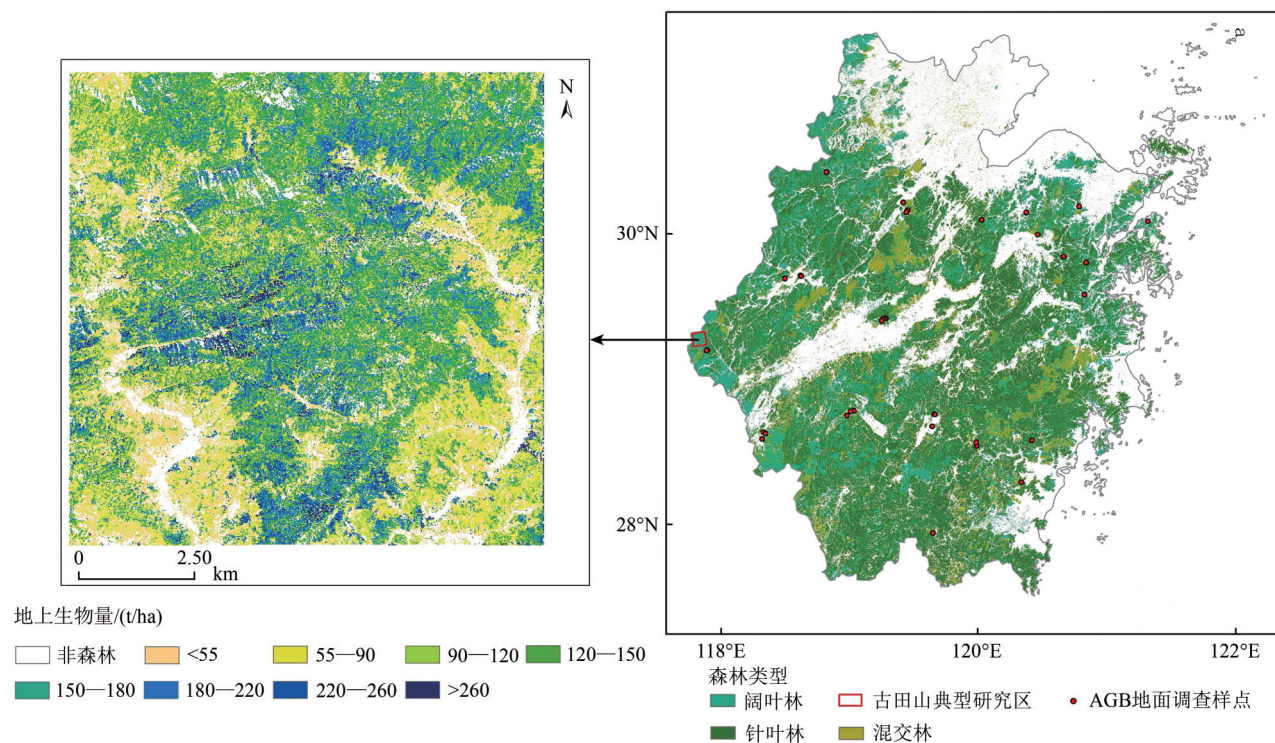


图1 浙江省森林类型和地上生物量地面观测样地分布及古田山典型研究区森林地上生物量估算结果

Fig. 1 The distribution of forest types and AGB field plots in Zhejiang Province and AGB estimation result in the typical study area of Gutian Mountain

作为中国首批十大国家公园之一, 钱江源国家公园涵盖了大片天然次生林, 属于浙江省森林生态系统中具有典型性和代表性的研究区。位于钱江源国家公园内的中国科学院古田山森林生物多样性与气候变化研究站(118°03'E—118°11'E, 29°10'N—29°17'N)属中亚热带湿润季风气候区, 四季分明, 雨量充沛, 年平均气温15.3 °C, 年降水量约1963.7 mm, 与浙江省的整体气候一致。研究区拥有常绿阔叶林、温性针阔叶混交林、温性针叶林、山地和沟谷常绿落叶阔叶混交林等, 森林植被类型在浙江省具有代表性且垂直分带现象明显(于明坚等, 2001)。森林优势树种包括甜槠、木荷、青冈等阔叶树, 以及黄山松、马尾松、杉木等针叶树, 均为浙江省的典型森林树种(衣海燕等, 2020)。

前期研究已于2017年10月在古田山核心区域(总面积为104 km²)获取了机载LiDAR和高光谱

航飞数据, 并基于高光谱数据进行了森林树种分类, 利用激光点云数据提取的高度、密度分位数等森林结构参数分树种构建了AGB估算模型(估算精度为 $R^2=0.81$), 结果表明该区域的AGB总量为1228209.54 t, 平均AGB为124.78 t/ha(熊杰, 2019), 详见图1。在本研究中, 古田山将作为典型研究区, 其所在的浙江省作为大尺度研究区开展森林地上生物量的估算方法研究。

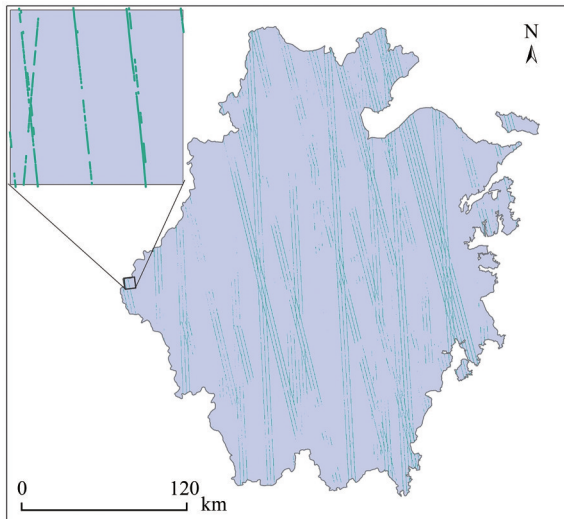
2.2 数据及预处理

2.2.1 星载激光雷达数据

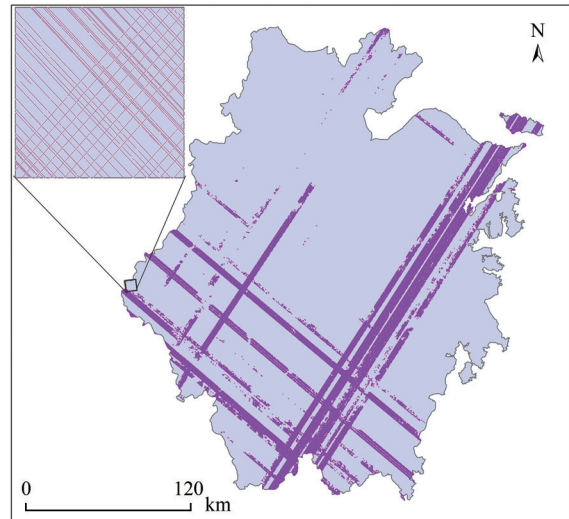
ICESat-2以91天为周期重复观测南北纬88°之间的地球表面, 共发射6束能量不一的激光束, 沿轨方向分3组平行排列, 组间地面距离约3.3 km, 光斑直径约17 m, 沿轨间距约0.7 m。本研究采用ICESat-2的陆地与植被高度产品ATL08(V004), 该产品提供沿轨道方向100 m条带的与地形高度、

冠层高度及冠层覆盖相关的参数, 条带数据在浙江省和古田山典型研究区的分布如图2(a)所示。研究中获取了2020年生长季(5—10月)覆盖浙江省的条带数据, 综合考虑与冠层、光子和地形等有关的质量控制标志去除低质量数据, 最终得

到188375个条带, 同时获取了覆盖古田山典型研究区的全部条带, 即2019年3月—2021年3月的数据, 通过质量控制标志去除低质量数据后得到291个条带。



(a) ICESat-2在浙江省和古田山典型研究区的条带
(a) ICESat-2 segments in Zhejiang Province and the typical study area of Gutian Mountain



(b) GEDI在浙江省和古田山典型研究区的光斑
(b) GEDI footprints in Zhejiang Province and the typical study area of Gutian Mountain

图2 星载激光雷达数据ICESat-2和GEDI在研究区的数据分布

Fig. 2 Distributions of ICESat-2 and GEDI in the study area

GEDI提供南北纬 51.6° 之间的波形数据, 在地面形成间距600 m的8个轨道, 光斑平均直径为25 m, 沿轨距离约60 m。本研究采用GEDI(V002)数据的Level 2足迹级冠层高度和剖面指标产品, 包括Level 2A和Level 2B数据集, 前者提供测高信息, 包括地面高程、冠层顶部高度和相对高度指标, 后者提供冠层结构相关指标, 光斑数据在浙江省和古田山典型研究区的分布如图2(b)所示。研究中同样获取了浙江省2020年生长季(5—10月)的光斑数据, 利用质量标志、信息降级标志、地形质量标志等去除低质量数据, 最终获得1375799个光斑, 同时获取了覆盖古田山典型研究区的全部光斑, 即2019年6月—2021年3月的数据, 经质量筛选后得到1053个光斑。

2.2.2 地面调查数据

2020年7月在浙江省获取了40个野外调查样地(图1), 包括阔叶林样地16个, 针叶林样地14个和混交林样地10个, 样地大小为100 m×100 m, 主要分布于海拔高度在20—1000 m的丘陵和山地,

地面坡度大多在 5° — 30° , 每个样地内根据可达性和代表性布设2个30 m×30 m样方, 使用Trimble GEO 7X亚米级手持双频GPS广域差分信号测量了样方角点位置。对样方内胸径大于或等于5 cm的单木进行测量, 分别记录树种、树高、胸径和冠幅。最后根据两个样方内实测的树种、胸径、树高数据和异速生长方程(周国逸等, 2018)计算样地内的平均AGB, 用于浙江省AGB估算精度的验证。

2.2.3 光学数据

本研究在浙江省获取了2020年生长季(5—10月)的中分辨率成像光谱仪(MODIS)数据产品, 作为区域尺度森林地上生物量外推的光学遥感数据源。基于MODIS数据计算的植被指数VI(Vegetation Index)、植被覆盖度FVC(Fractional Vegetation Cover)和叶面积指数LAI(Leaf Area Index)将作为自变量输入从条带/光斑尺度到逐像元尺度的随机森林外推模型。归一化植被指数(NDVI)来源于MOD13Q1产品, 通过Savitzky-

Golay (SG) 滤波去除了异常值等噪声的影响。差值植被指数 (DVI)、比值植被指数 (RVI)、垂直植被指数 (PVI)、重归一化植被指数 (RDVI)、土壤调整植被指数 (SAVI)、修正土壤调整植被指数 (MSAVI2) 和优化土壤调整植被指数 (OSAVI) 来自于 MOD09Q1 表面反射率产品红波段和近红外波段的组合运算。基于 NDVI 数据, 利用像元二分类模型计算 FVC。LAI 来源于 MOD15A2H 产品, 云覆盖、传感器故障等可能造成 LAI 数据的不确定性, 因此通过 TSF 滤波方法对其进行优化 (吴炳方等, 2019)。最后对基于 MODIS 数据的 VI、FVC、LAI 求取生长季 (5—10月) 均值, 并确保其空间分辨率均为 250 m, 所有数据集的栅格位置在空间上一一对应。

2.2.4 辅助数据

该研究的辅助数据主要包括地形数据和土地覆被数据。其中, 高程 (Elevation) 数据采用 ASTER GDEM, 并基于此计算了坡度 (Slope)、坡向 (Aspect) 和地形太阳辐射指数 TSRI (Topographic Solar Radiation Index) 等地形因子; 土地覆被数据

来源于中国土地覆被数据集 ChinaCover (《中华人民共和国土地覆被地图集》编辑委员会, 2017), 提供了浙江省高精度的土地覆被类型数据, 包括常绿阔叶林、常绿针叶林、混交林等 40 个二级类 (图 1)。

2.3 森林地上生物量估算方法

2.3.1 研究思路

本研究的总体思路如图 3 所示。首先在古田山典型研究区, 基于 ICESat-2 和 GEDI 数据提供的冠层高度和结构及环境因子等指标, 结合古田山 AGB 数据, 构建线性回归模型分别估算基于 ICESat-2 条带和基于 GEDI 光斑的浙江省森林 AGB, 再引入 MODIS 植被指数、FVC、LAI、ASTER GDEM 地形以及 ChinaCover 森林类型数据, 构建逐像元尺度的随机森林 AGB 外推模型, 并通过 40 个实测森林 AGB 样地的验证精度对比分析单独采用 ICESat-2 和 GEDI 数据以及融合两种数据后的浙江省森林地上生物量估算结果, 选择最优的 AGB 估算方法, 获取 2020 年浙江省森林地上生物量的空间分布。

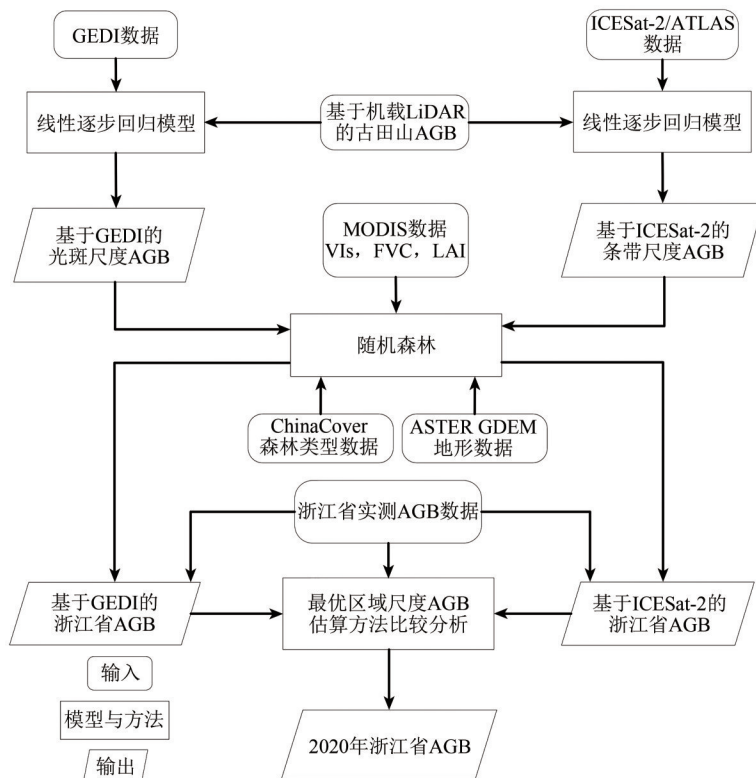


图3 基于ICESat-2和GEDI的浙江省森林地上生物量估算研究思路

Fig. 3 Flowchart of forest AGB estimation in Zhejiang Province based on ICESat-2 and GEDI

2.3.2 星载激光雷达条带/光斑尺度森林地上生物量逐步回归模型

首先根据卫星条带或光斑的地理定位和数据采集单元大小, 从古田山高精度AGB数据中提取对应区域的AGB均值。ICESat-2水平定位误差在6.5 m以内 (Queinnec等, 2021), 原始条带尺寸为14×100 m, 分别取误差为零、误差居中和误差最大时的条带尺寸, 即14×100 m、20×100 m和27×100 m提取对应区域的AGB均值。GEDI水平定位误差在10—20 m (Dubayah等, 2020), 光斑直径为25 m, 按照不同的光斑大小提取AGB, 共分为25 m、50 m、55 m、60 m、65 m等5种直径尺寸, 分别参与光斑尺度森林AGB估算模型的构建。

采用逐步回归分析法 (Stepwise Regression), 以AGB为因变量, 以ICESat-2 ATL08或GEDI Level 2数据产品中与冠层高度和结构有关的全部参数、与地形和光子或光斑信息有关的环境参数为自变量构建逐步回归模型。逐步回归模型首先将自变量逐步引入回归方程中, 并在每一步都对自变量进行显著性检验, 保留对因变量影响显著的变量, 使回归方程更合理地反映自变量与因变量的关系 (陈正江和蒲西安, 2016), 模型形式如下:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (1)$$

式中, Y 为AGB, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ 为模型系数, x_1, x_2, \dots, x_n 为星载激光雷达参数及环境因子, n 为参与逐步回归的自变量总数, ε 为正态分布误差项 [$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$]。

本研究采用自变量和因变量的对数形式构建逐步回归模型, 取对数后不会改变数据的性质和相关关系, 但压缩了变量的尺度, 使数据更加平稳, 也能够改善模型的共线性、异方差性等问题 (张忠平, 1993)。根据判定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 来评价逐步回归模型的预测效果, 并选择使得预测效果最佳的条带和光斑尺寸, 获得星载激光雷达条带/光斑尺度森林AGB估算模型。

2.3.3 从条带/光斑到像元尺度森林地上生物量随机森林模型

为将线性逐步回归方程获得的浙江省条带/光斑尺度森林AGB外推至空间连续的像元尺度, 以条带/光斑尺度AGB为样本, 结合MODIS光学遥感

数据、地形因子和森林类型, 采用随机森林算法进行回归预测。随机森林是通过集成学习的思想将多棵决策树集成的一种算法, 采取有放回随机抽样, 预测准确率较高, 对异常值和噪声容忍度也较高, 能够有效地处理大数据集 (方匡南等, 2011)。本研究首先对输入样本进行随机抽样, 其中70%作为训练集, 预留30%样本作为测试集, 采用IBM SPSS Modeler 18.0进行随机森林建模, 输出浙江省逐像元的AGB预测值, 并通过分析测试集中的AGB预测值与对应样本AGB之间的关系, 得到 R^2 、RMSE等模型精度指标。

随机森林外推模型输入的自变量分为两类: 第1类是MODIS数据产生的8种常用植被指数 (包括NDVI、DVI、RVI、PVI、RDVI、MSAVI2、SAVI、OSAVI) 以及FVC和LAI, 第2类是地形数据, 包括坡向、高程、坡度、地形太阳辐射指数等地形因子。模型训练样本选用同时间段覆盖浙江省的条带/光斑AGB数据, 运用ChinaCover森林掩膜提取森林区域后, 对同一250 m像元内的条带或光斑取均值作为该像元的AGB值。在研究区分阔叶林、针叶林、混交林3种森林类型构建随机森林预测模型, 得到像元尺度的森林AGB估算结果。

2.3.4 浙江省森林地上生物量最优估算方法选择

利用浙江省地面调查AGB数据来对基于ICESat-2和基于GEDI的区域尺度AGB估算结果进行验证与比较, 若估算精度及AGB的空间分布相似, 则说明两种星载激光雷达数据在浙江省森林地上生物量估算中的能力相近, 可进一步将两种数据结合, 作为从条带/光斑尺度到像元尺度外推模型的输入数据, 从而寻求区域尺度AGB估算结果的改进。若估算精度存在较大差异, 则分析AGB估算结果与高程、坡向、坡度、森林类型等多个因子之间的统计关系, 针对估算效果不佳的一方, 明确对AGB估算精度影响较大的因子, 通过设定阈值去除不合理的估算部分, 剩余数据重新构建外推模型并观察估算精度, 在改进得到验证的情况下, 可进一步联合两种星载激光雷达数据构建外推模型。比较以上几种模型, 选择验证精度最高的作为区域尺度AGB估算最优方法, 实现2020年浙江省森林AGB制图。

3 结果

3.1 基于ICESat-2的森林地上生物量估算结果

在采用不同条带尺寸的情况下,基于ICESat-2的AGB预测值与古田山典型研究区AGB真值之间的回归关系如图4所示。与卫星的地理定位误差相对应,当条带宽度增大时,线性回归模型的精度逐步提高,条带尺寸达到设定最大时,回归模型预测值与AGB实测值的拟合效果最佳($R^2=0.7057$, $RMSE=0.3571 \ln(t/ha)$),故选取 $27\times 100\text{ m}$ 条带对应的线性回归模型作为ICESat-2条带尺度的森林

AGB估算模型,模型参数信息如表1所示。逐步回归法共选出了5个对AGB影响最显著的变量:其中,85%绝对冠层高度代表了基于WGS84椭球的绝对冠层高度85%处的高度;65%相对冠层高度即基于插值地面的相对冠层高度65%处的高度;冠层粗糙度表示所有冠层光子相对插值地面高度的标准差;地形高度通过温度、人类活动等因素与森林结构和生长状况相关联,进而对森林AGB产生影响;条带内光子返回数量可能与森林郁闭度、垂直结构、坡度和坡向等有关,郁闭度和垂直结构是反映AGB的关键指标,坡度和坡向也能够间接地影响AGB,因此条带内光子数也对模型有所影响。

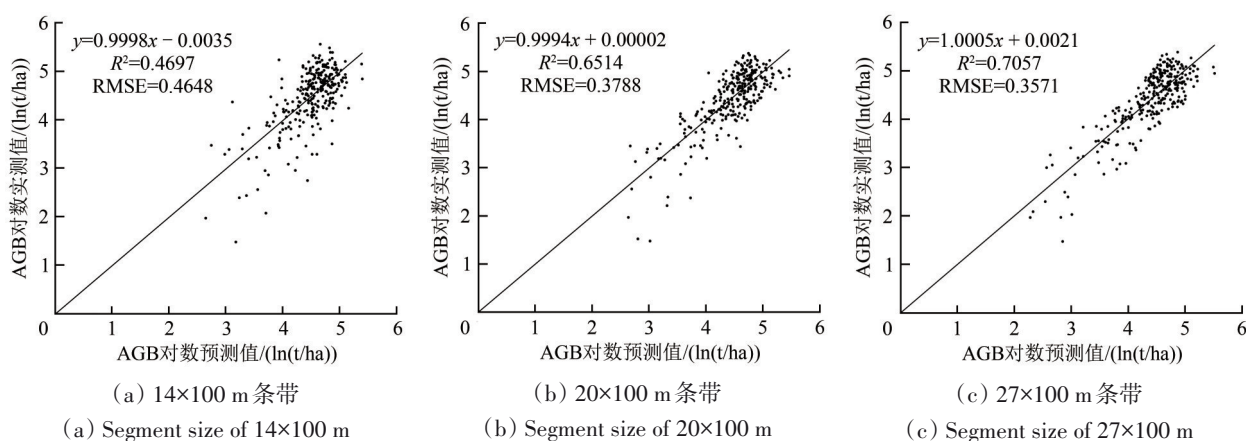


图4 ICESat-2在古田山典型研究区的线性回归散点图

Fig. 4 Linear regression relationship of ICESat-2 in the typical study area of Gutian Mountain

表1 ICESat-2线性回归模型信息表

Table 1 Linear regression model information of ICESat-2

线性回归参数	描述	系数	显著性
常数	线性回归模型常数项	-1.655	0.007
canopy_h_85_abs	基于WGS84椭球的85%绝对冠层高度	8.803	<0.001
dem_h	条带位置的DEM值	-7.759	<0.001
n_seg_ph	条带内光子数	-0.317	<0.001
canopy_h_65	基于插值地面的65%相对冠层高度	0.312	<0.001
toc_roughness	冠层光子相对高度的标准差(冠层粗糙度)	-0.162	<0.001

对250 m像元内的ICESat-2条带尺度AGB取均值后每个像元内包含1—7个条带,得到35184个输入样本。分森林类型的ICESat-2条带尺度到像元尺度随机森林外推模型精度如表2的1—3行所示。随机森林模型的8个植被指数、FVC、LAI和4个地形因子共14个参数对模型的重要性如图5中每种森林类型的第一行所示,对于阔叶林、针叶林和混交林,参数在建模中的重要性占比总体相同,在具体数值上有细微差异。植被指数中,DVI对模型的影响最大,达到10%以上,重要性占比

紧随其后的PVI、NDVI和MSAVI2也有较大影响,RVI和OSAVI贡献较低,基本在5%以下,SAVI的影响则小于1%,在3种森林类型中都是最小的。FVC和LAI对模型的影响在7%—10%,具有较大贡献。地形因子具有不可忽视的影响,尤其坡向对AGB估算的贡献非常大,甚至超过了植被指数。基于ICESat-2的区域尺度AGB预测值与浙江省40个地面调查样点实测AGB之间的线性相关关系如图6所示,验证精度为 $R^2=0.5815$, $RMSE=31.2525\text{ t/ha}$ 。

表 2 浙江省森林地上生物量随机森林外推模型精度

样本输入	森林类型	R^2	RMSE/(t/ha)
ICESat-2	阔叶林	0.8336	18.6434
	针叶林	0.8208	19.1655
	混交林	0.8028	21.3704
GEDI	阔叶林	0.709	27.1018
	针叶林	0.6593	29.4337
	混交林	0.7106	26.1565
GEDI(高程≤600 m)	阔叶林	0.709	25.8757
	针叶林	0.6708	28.7811
	混交林	0.7242	24.8768
ICESat-2+GEDI (高程≤600 m)	阔叶林	0.7242	24.9015
	针叶林	0.6773	27.9986
	混交林	0.7208	25.3828

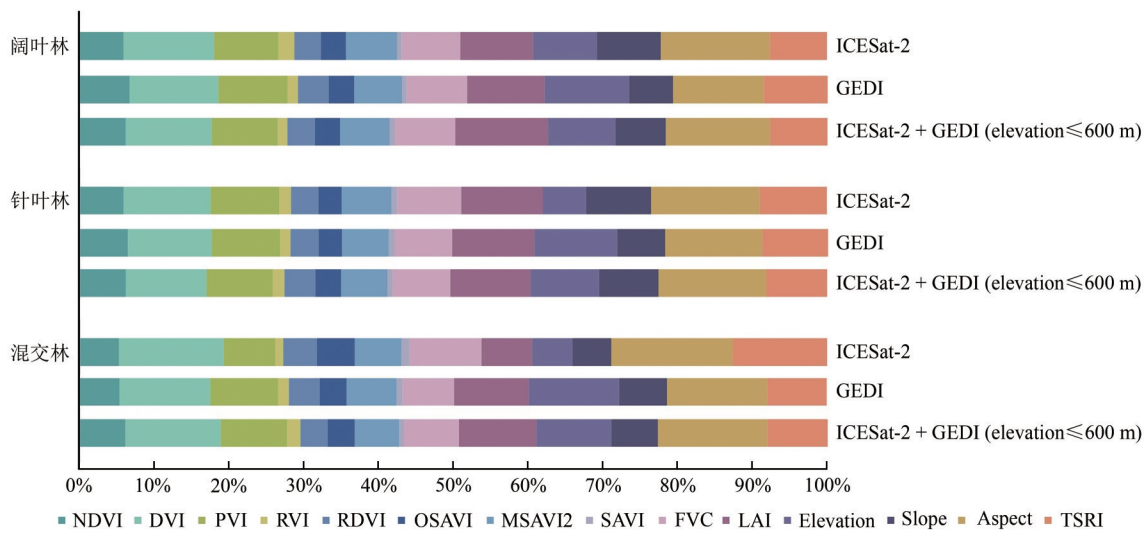


图 5 浙江省不同森林类型的地上生物量随机森林外推模型参数重要性排序

Fig. 5 Significance ranking of parameters of Random Forest scaling models for AGB estimation in different forest types in Zhejiang Province

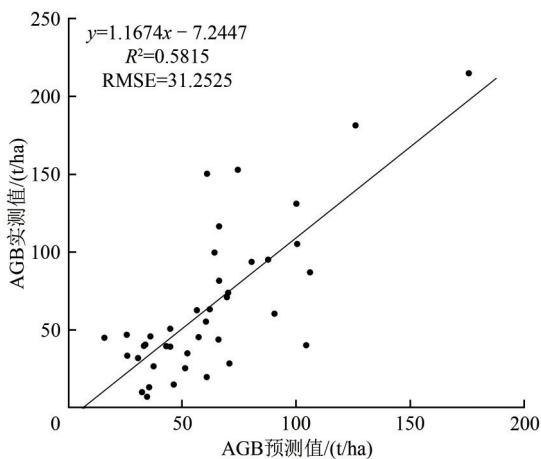


图 6 基于 40 个 AGB 地面调查样点的浙江省 ICESat-2 AGB 估算精度验证

Fig. 6 Validation of ICESat-2 AGB estimates in Zhejiang Province based on 40 AGB field plots

3.2 基于 GEDI 的森林地上生物量估算结果

在采用不同光斑大小的情况下，GEDI 星载激光雷达参数与森林 AGB 之间的回归关系如图 7 所示。与基于 ICESat-2 的线性回归模型相似，光斑直径增大时，线性回归模型的精度逐步提高，选择 65 m 光斑直径对应的线性回归模型作为 GEDI 光斑尺度森林 AGB 估算模型 ($R^2=0.5186$, $RMSE=0.2805$ t/ha)，模型参数信息如表 3 所示。逐步回归法选出的 6 个参数中，包括两个冠层高度参数，73% 相对冠层高度和 92% 相对冠层高度，分别表示位于以插值地面为基准的相对冠层高度 73% 和 92% 处的高度。其余 4 个参数均与冠层结构有关，包括能够衡量树冠结构复杂性的叶高多样性指数：

它描述了冠层剖面的叶垂直异质性，高的叶高多样性指数值通常来自于更复杂的森林结构；总植物面积指数：单位面积上植物总面积占土地面积的倍数，与常见的叶面积指数相比还计入了枝和干的

面积；总冠层覆盖度：冠层垂直投影所覆盖的地面的百分比；植物面积体积密度：垂直方向单位高度单位体积内的植物面积总和，线性回归方程中入选的是垂直方向1—2 m的植物面积体积密度。

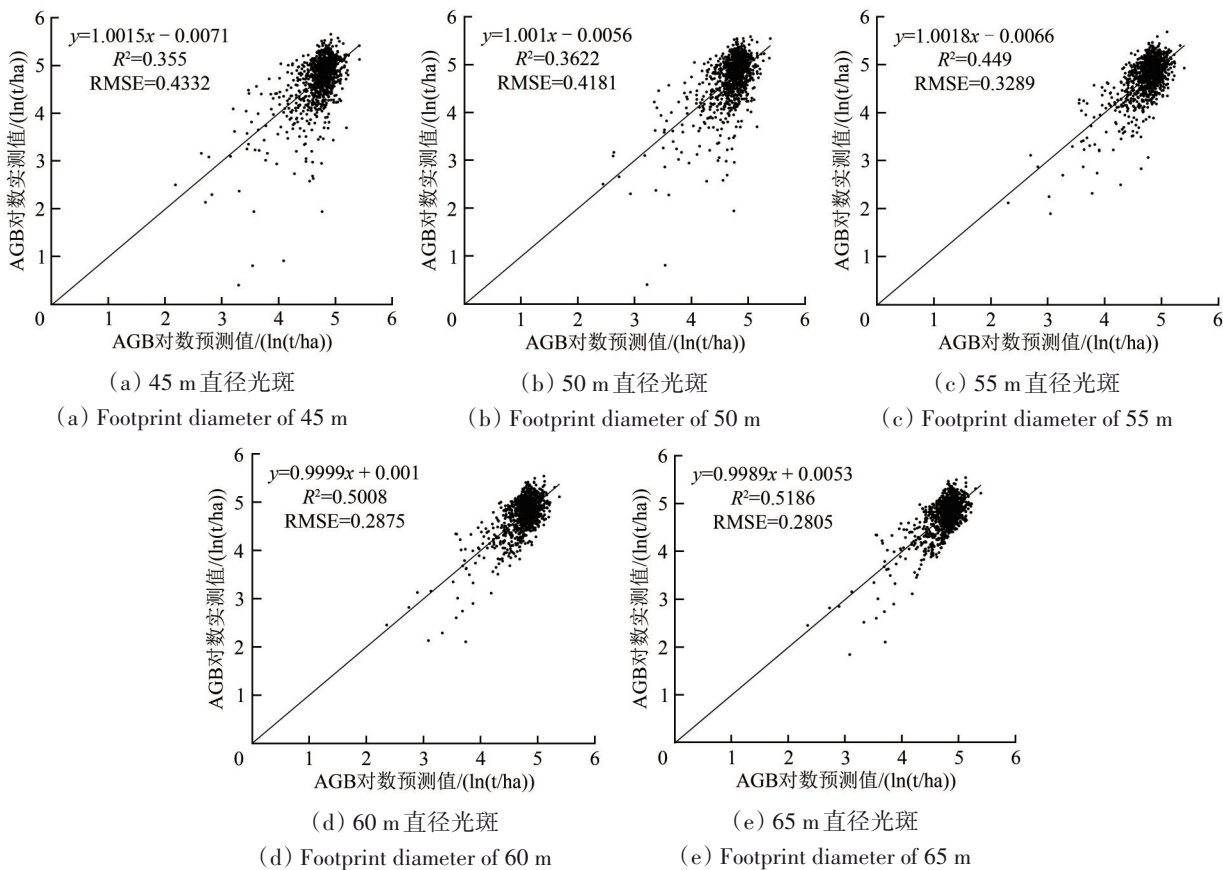


图7 GEDI在古田山典型研究区的线性回归散点图

Fig. 7 Linear regression relationship of GEDI in the typical study area of Gutian Mountain

表3 GEDI线性回归模型信息表

Table 3 Linear regression model information of GEDI

线性回归参数	描述	系数	显著性
常数	线性回归模型常数项	3.846	<0.001
rh73	基于插值地面的73%相对冠层高度	1.853	<0.001
fhd_normal	叶高多样性指数	1.376	<0.001
rh92	基于插值地面的92%相对冠层高度	-1.196	<0.001
pai	总植物面积指数	-0.811	<0.001
pavd_z	植物面积体积密度	0.607	<0.001
cover	总冠层覆盖度	-0.298	<0.001

对250 m像元内的GEDI光斑尺度AGB取均值后每个像元内包含1—6个光斑，得到404425个输入样本，考虑样本数量和计算效率，采用30%随机抽样最终得到121328个样本。分森林类型的GEDI光斑尺度到像元尺度的随机森林外推模型精度如表2的第4—6行所示。随机森林模型参数的重要性如图5每种森林类型的第二行所示。与

ICESat-2的随机森林重要性排序相比明显的区别是对3种森林类型而言，高程在建模中的影响均有所提高，增幅达到4%—5%。基于GEDI的区域尺度AGB预测值与浙江省40个地面调查样点实测AGB之间的线性相关关系如图8所示，验证精度为 $R^2=0.4113$ ， $RMSE=39.2652$ t/ha。

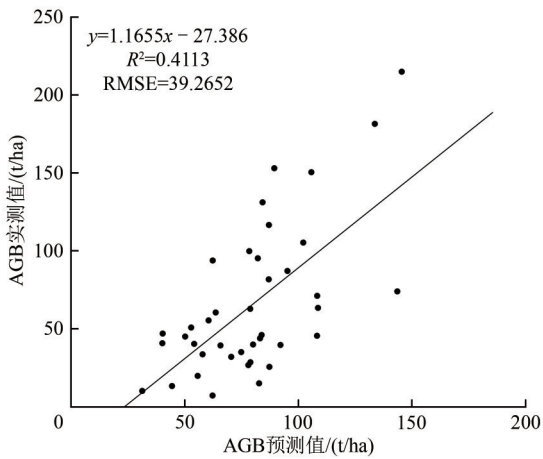


图8 基于40个AGB地面调查样点的浙江省GEDI AGB估算精度验证

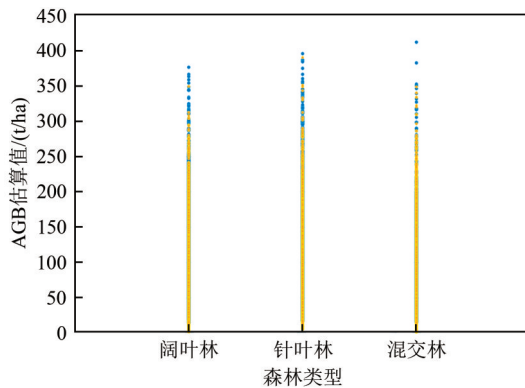
Fig. 8 Validation of GEDI AGB estimates in Zhejiang Province based on 40 AGB field plots

3.3 两种星载激光雷达数据森林地上生物量估算结果对比分析

基于ICESat-2的森林地上生物量估算得到了较为合理的结果，与样地实测AGB一致性较高。而GEDI在浙江省的森林地上生物量估算精度低于

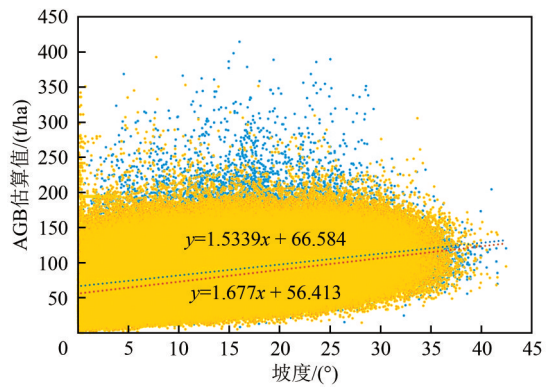
ICESat-2，估算结果不确定性较高，有必要追溯基于两种星载激光雷达数据的AGB估算差距产生的原因，寻求针对GEDI的改进方法。为此，研究深入分析了分别基于ICESat-2和GEDI的AGB预测值与森林类型和地形因子之间的关系。

森林类型与AGB预测值的关系如图9 (a)所示，随着森林类型的改变，两种预测值的分布差异没有明显变化，说明预测结果的差异与森林类型无关。地形因子中与地上生物量关系紧密的主要包括坡度、坡向、地形太阳辐射指数和高程（郑朝菊，2017）。其中，坡度与预测值之间的关系如图9 (b)所示，随着坡度增大，两种预测值均有拾升的趋势，两条趋势线几乎重合，表明ICESat-2和GEDI对坡度变化的响应是相同的，预测结果的差异并非由坡度导致；坡向与AGB预测值之间的关系如图9 (c)所示，两种预测值都均匀分布在0—360°的坡向区间内，不随坡向的增大而改变，故可排除坡向对预测结果差异的影响；与坡向类似，如图9 (d)所示，地形太阳辐射指数也对预测值的差异无影响。



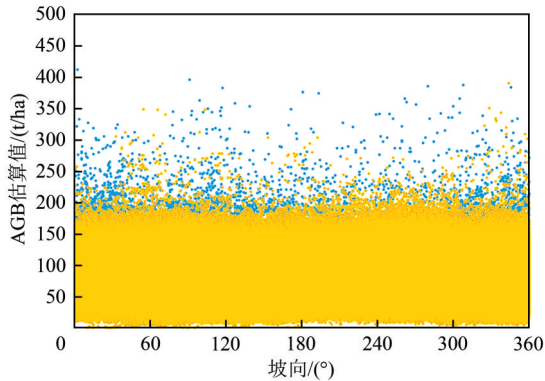
(a) AGB估算值与森林类型关系

(a) The relationship between AGB estimates and forest type



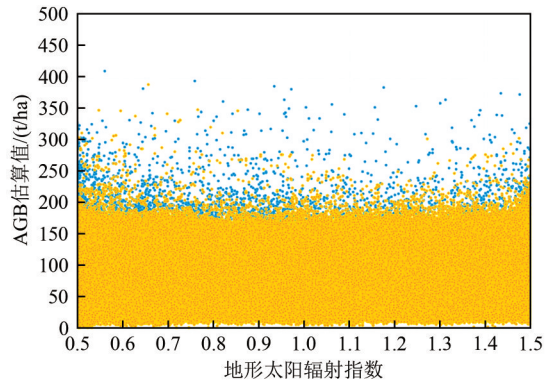
(b) AGB估算值与坡度关系

(b) The relationship between AGB estimates and slope



(c) AGB估算值与坡向关系

(c) The relationship between AGB estimates and aspect



(d) AGB估算值与地形太阳辐射指数关系

(d) The relationship between AGB estimates and TSRI

图9 基于ICESat-2(黄色点)和GEDI(蓝色点)的AGB估算值与森林类型、坡度、坡向、地形太阳辐射指数的关系

Fig. 9 The relationship between ICESat-2 (Yellow dots) /GEDI (Blue dots) AGB estimates and forest type, slope, aspect and TSRI

高程对 AGB 预测值的影响如图 10 所示, 随着高程增加, 两种预测值均呈现上升的变化趋势, ICESat-2 具有比 GEDI 更明显的上升趋势, GEDI 则相对平缓, 两者的趋势线在高程约 600 m 处相交, 600 m 以上两种数据的趋势线逐渐离散, 直至海拔高度超过 1600 m 后, ICESat-2 的估算结果几乎完全高于 GEDI, 表明高程是造成两种数据 AGB 估算结果差异的主要因素, 而基于 GEDI 数据估算 AGB 的精度不高, 可能与其对高程的敏感性有关。

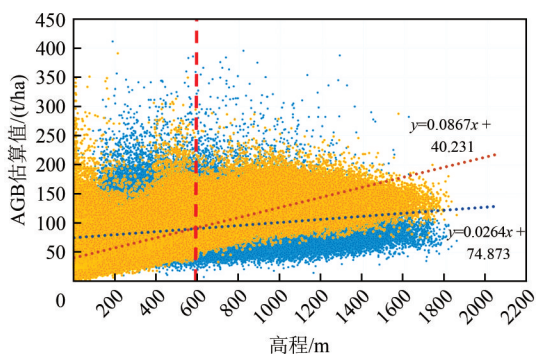


图 10 基于 ICESat-2 (黄色点) 和 GEDI (蓝色点) 的 AGB 估算值与高程的关系

Fig. 10 The relationship between ICESat-2 (Yellow dots) /GEDI (Blue dots) AGB estimates and elevation

为此, 选择高程在 600 m 以内的 GEDI 光斑尺度森林 AGB, 重新建立随机森林外推模型, 分森林类型的模型精度如表 2 的第 7—9 行所示, 相较于改进前的 GEDI 模型 R^2 有所提升, RMSE 有所降低。浙江省高程在 600 m 以下的 AGB 调查样地有 35 个, 验证结果如图 11 所示, 与采用覆盖浙江省的全部光斑时相比, GEDI 在 600 m 以下区域的 AGB 估算精度大幅提高 ($R^2=0.5387$, $RMSE=25.4017$ t/ha), 与 ICESat-2 估算精度的差异明显缩小。

3.4 浙江省森林地上生物量最优估算模型与精度验证

将 ICESat-2 条带和高程 600 m 以下 GEDI 光斑尺度的 AGB 共同作为训练样本, 可使样本的空间分布更为合理和充分。因此, 将两种数据进行融合, 再引入 MODIS 数据和地形因子, 分森林类型构建随机森林模型进行浙江省 AGB 估算的

尺度外推, 模型精度如表 2 的第 10—12 行所示。随机森林参数的重要性如图 5 每种森林类型的第 3 行所示, 高程对模型的影响介于基于 ICESat-2 和基于 GEDI 的随机森林模型之间, 植被指数和其他地形因子的重要性基本保持不变。基于两种数据融合的森林 AGB 估算精度验证如图 12 所示, 与单独使用两种星载激光雷达数据相比, 数据融合的方法估算精度最高 ($R^2=0.678$, $RMSE=27.3592$ t/ha), 是浙江省森林 AGB 估算的最优方法, 以此获得的 2020 年浙江省森林地上生物量分布如图 13 所示。

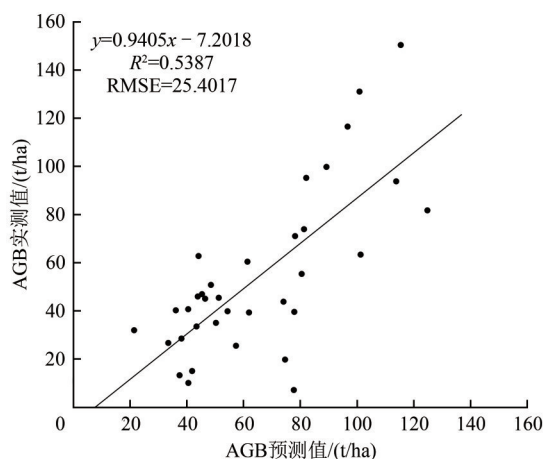


图 11 基于 35 个 AGB 地面调查样点的浙江省 GEDI (高程 ≤ 600 m) AGB 估算精度验证

Fig. 11 Validation of GEDI AGB estimates (Elevation ≤ 600 m) in Zhejiang Province based on 35 AGB field plots

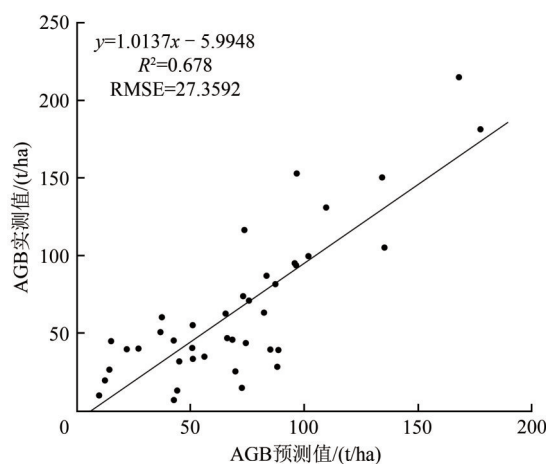


图 12 基于 40 个 AGB 地面调查样点和两种数据融合的浙江省 AGB 估算精度验证

Fig. 12 Validation of AGB estimates fusing ICESat-2 and GEDI (Elevation ≤ 600 m) in Zhejiang Province based on 40 AGB field plots

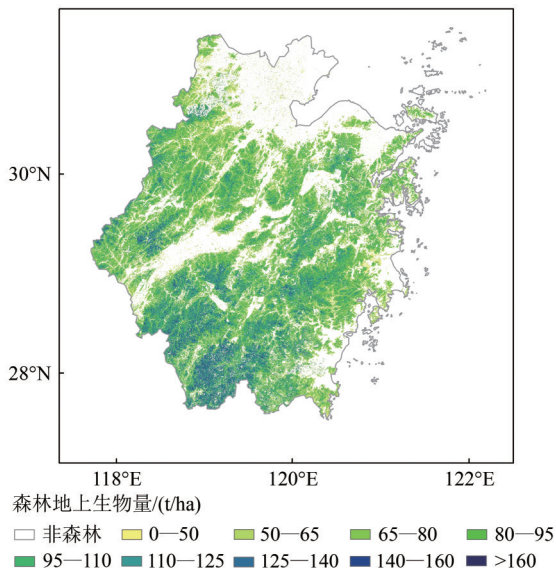


图 13 2020 年浙江省森林地上生物量空间分布

Fig. 13 Forest aboveground biomass distribution of the year 2020 in Zhejiang Province

4 讨论

4.1 星载激光雷达数据定位误差分析

定位误差是星载激光雷达应用时不可避免的问题之一，可能导致条带/光斑数据地理定位覆盖范围与地面真实足迹位置间的偏移，从而造成观测值与地面真实情况之间的偏差，影响森林 AGB 估算的准确性。因此，可在地理定位误差范围内扩大条带尺寸，以实现对面森林 AGB 真实值的覆盖，降低 AGB 估算的不确定性。图 4 表明，随着假定地理定位误差的增大，基于 ICESat-2 的线性回归模型精度有所提高，ICESat-2 条带尺寸为 27×100 m 时回归精度最高，间接表明在古田山典型研究区，ICESat-2 的地理定位误差可能接近 6.5 m。已有研究表明，一般情况下 ICESat-2 数据的地理定位误差在 6.5 m 以内 (Queinnee 等, 2021)，与本研究基本一致，但在地理位置、地形和植被状况不同的研究区，地理定位精度也不尽相同，如 Neuenschwander 和 Magruder (2019) 在芬兰的植被区检验了 ICESat-2 ATL08 条带的地理定位精度，以机载 LiDAR 为地面真值，通过最小化 LiDAR 与 ICESat-2 数据集之间的垂直残差来确定水平地理定位精度，发现存在 5 m 的偏移；Magruder 等 (2021) 在新墨西哥州的白沙导弹发射场和南纬 88° 沿线评估了 ICESat-2 ATL08 条带的地理定位精

度，发现 ICESat-2 的平均定位精度为 3.5 ± 2.1 m；Luthcke 等 (2021) 在 59.5°N—80°N 的区域评估了 ICESat-2 的地理定位精度，发现水平偏移量在 2.5—4.4 m。

如本研究的图 7 所示，随着 GEDI 光斑直径增大，古田山典型研究区 AGB 与 GEDI 数据之间的线性逐步回归模型精度提高，但光斑直径为 60 m 和 65 m 时，模型精度相差很小，间接说明在古田山典型研究区 GEDI 的地理定位误差接近 17.5—20 m。已有研究表明，GEDI 数据存在 10—20 m 的地理定位误差，尤其在植被区域，误差基本在 20 m 左右，如 Lang 等 (2022) 在基于 GEDI 数据估算全球冠层高度时检验了数据的地理定位误差，结果表明单波束的系统地理定位误差约为 19.7 m。Campbell 等 (2021) 估算了美国犹他州东南部的森林地上生物量，在建立基于机载 LiDAR 的高精度 AGB 与 GEDI 数据之间的关系时，鉴于 GEDI 足迹位置的不确定性，测试了一系列不同的足迹大小对模型精度的相对影响，足迹尺寸分析表明，增大光斑足迹可以提高模型精度，而当直径超过 60 m 时，模型精度不再随着足迹增大显著增加，与本研究的情形非常相似。

4.2 浙江省森林地上生物量与高程的关系

本研究中，在进行两种星载激光雷达数据森林 AGB 估算结果对比分析时发现，森林 AGB 与高程存在明显的正相关。对浙江省森林 AGB 最优估算模型的随机森林参数重要性进行排序，发现在分森林类型构建的模型中高程对 AGB 估算的贡献均排在第 4 位，分别占 9.8% (阔叶林)、9.15% (针叶林) 和 9.99% (混交林)。已有研究表明，高程作为环境因子的确对森林 AGB 的估算具有较大影响，但程度不一：Rosenfield 和 Souza (2014) 评估了巴西南部森林地上生物量的影响因子，发现高程是主要的影响因素，且与 AGB 之间存在正相关关系，能够解释 AGB 变化的 50.7%。Duduman 等 (2021) 研究了罗马尼亚北部原始森林地上生物量与不同地形条件之间的关系，发现 AGB 随高程变化，海拔 801—900 m 的平均 AGB 最高 (293 t/ha)，而在海拔 1500 m 以上的地方则下降到 79 t/ha。Alruz 等 (2021) 在墨西哥维拉克鲁斯的山地研究了 500 m、1500 m、2500 m 和 3500 m 等 4 个海拔梯度上高程与 AGB 的关系，结果表明 AGB 与海拔显

著相关, 2500 m 和 3500 m 处的森林具有更高的生物量, 且在 2500 m 处 AGB 的值最大。Shen 等 (2018) 采用基于 Landsat 的随机森林算法对浙江省 3 个地形条件不同的区域进行森林地上生物量估算, 并分析了地形条件对 AGB 分布的影响, 发现 AGB 与高程呈现正相关关系。

对比分析基于两种星载激光雷达数据的 AGB 估算结果进一步发现, 基于 GEDI 的估算结果与高程的线性关系斜率低于 ICESat-2, 二者的趋势线在海拔 600 m 处交会, 因此研究以 600 m 为阈值, 仅利用 600 m 以下的 GEDI 光斑进行 AGB 外推估算, 大大提高了精度, 并参与后续两种星载激光雷达数据融合的外推模型构建。然而, 600 m 阈值是遥感模型产生的经验值, 难以对其进行机理上的阐释, 且随着研究区和地形条件的变化, 高程对 AGB 估算的影响也会随之改变。在后续的研究中, 将选择不同的典型森林研究区开展森林地上生物量与高程之间关系研究, 探索基于 ICESat-2 和 GEDI 的 AGB 估算结果随高程产生差异是否是一种共通的现象, 并对关键高程值进行定位, 分析其不同研究区的异同。

4.3 不同方法的森林地上生物量一致性评价

浙江省森林资源与生态状况年度监测 (按照国家森林资源连续清查技术规定, 对全省布设的固定样地按年度开展复位调查) 结果表明, 截至 2019 年底, 浙江省林地面积为 659.35 万 ha, 全省森林 AGB 总量为 56691.59 万 t, 森林区域的平均 AGB 约为 85.98 t/ha。本研究按照土地覆被数据的分类结果, 森林总面积为 611.5 万 ha, 融合 ICESat-2 和 GEDI 后的森林地上生物量估算结果表明, 浙江省 2020 年森林 AGB 总量为 53118.26 万 t, 平均森林地上生物量为 86.86 t/ha。由于本研究的森林面积仅包括阔叶林、针叶林和混交林 3 种类型, 而森林资源清查中的林地面积包括了灌木林、竹林等在内的所有林地类型, 故本研究的森林面积和地上生物量总量略低于森林资源清查数据, 而两者的森林地上生物量均值则具有很好的一致性。

与吴超凡 (2016) 基于 Landsat 和森林调查数据估算的浙江省杭州市中部 (29°35'N—30°15'N, 119°8'E—120°10'E) 森林地上生物量 (74.86 t/ha) 进行对比, 发现本研究在相同区域的森林 AGB 平均值为 79.86 t/ha, 估算结果较为一致, 同时随着

森林植被的自然生长, 导致地上生物量略有增加。

另外, 本研究获得的浙江省森林地上生物量的空间分布趋势与 Fu 等 (2015) 结合地统计学方法与地理信息系统获取的浙江省碳储量分布情况相符, 高森林生物量值主要集中在西北和西南地区, 而中部和东南部沿海地区的森林生物量较低。

5 结论

本研究在古田山典型研究区构建了 ICESat-2 条带和 GEDI 光斑尺度的森林地上生物量估算模型, 再结合光学遥感数据与地形数据, 将估算模型从条带/光斑尺度外推至像元尺度, 实现了 2020 年浙江省森林地上生物量的估算。在此过程中, 着力挖掘了两种新体制星载激光雷达数据在区域尺度森林地上生物量估算中的潜力, 结果表明 ICESat-2 在区域尺度森林地上生物量估算中的适用性较高, 区域验证精度为 $R^2=0.5815$, $RMSE=31.2525$ t/ha, 而 GEDI 的适用性有所欠缺, 区域验证精度为 $R^2=0.4113$, $RMSE=39.2652$ t/ha。结合多个影响因素分析两种星载激光雷达数据展现出不同适用性的原因, 发现森林地上生物量估算中的差异与高程有关, 海拔 600 m 以上 GEDI 表现不佳, 存在 AGB 的低估问题。融合 ICESat-2 和海拔 600 m 以下的 GEDI 数据是浙江省森林地上生物量估算尺度外推模型构建的最优方法, 可以显著提高 AGB 估算的验证精度 ($R^2=0.678$, $RMSE=27.3592$ t/ha)。该研究融合地面、机载与星载遥感数据, 以浙江省为例开展森林地上生物量的区域尺度估算研究, 结果与传统的基于地面调查数据以及其他遥感数据源获取的结果具有较好的一致性, 可为星载遥感数据在大尺度森林地上生物量的监测以及森林固碳能力评估提供方法借鉴与应用示范。

参考文献 (References)

- Alrutz M, Gómez-Díaz J A, Schneidewind U, Krömer T and Kreft H. 2021. Forest structural parameters and aboveground biomass in old-growth and secondary forests along an elevational gradient in Mexico. *Botanical Sciences*, 100(1): 67-85 [DOI: 10.17129/botsci.2855]
- Campbell M J, Dennison P E, Kerr K L, Brewer S C and Anderegg W R L. 2021. Scaled biomass estimation in woodland ecosystems: testing the individual and combined capacities of satellite multi-spectral and lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 262:

- 112511[DOI: 10.1016/j.rse.2021.112511]
- Chen Z J and Pu X A. 2016. Comparison of multiple linear regression analysis and stepwise regression analysis. *Journal of Mudanjiang College of Education*, (5): 131-133 (陈正江, 蒲西安. 2016. 多元线性回归分析与逐步回归分析的比较研究. *牡丹江教育学院学报*, (5): 131-133 [DOI: 10.3969/j.issn.1009-2323.2016.05.063])
- Dorado-Roda I, Pascual A, Godinho S, Silva C A, Botequim B, Rodríguez-González P, González-Ferreiro E and Guerra-Hernández J. 2021. Assessing the accuracy of GEDI data for canopy height and aboveground biomass estimates in Mediterranean forests. *Remote Sensing*, 13(12): 2279 [DOI: 10.3390/rs13122279]
- Du Z L, Su T, Ge J M and Wang X. 2021. Towards the carbon neutrality: the role of carbon sink and its spatial spillover effects. *Economic Research Journal*, 56(12): 187-202 (杜之利, 苏彤, 葛佳敏, 王霞. 2021. 碳中和背景下的森林碳汇及其空间溢出效应. *经济研究*, 56(12): 187-202)
- Dubayah R, Blair J B, Goetz S, Fatoyinbo L, Hansen M, Healey S, Hofton M, Hurtt G, Kellner J, Luthcke S, Armston J, Tang H, Duncanson L, Hancock S, Jantz P, Marselis S, Patterson P L, Qi W L and Silva C. 2020. The global ecosystem dynamics investigation: high-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, 1: 100002 [DOI: 10.1016/j.srs.2020.100002]
- Duduman G, Barnoiaea I, Avăcăriței D, Barbu C O, Coșofreț V C, Dănilă I C, Duduman M L, Măciucă A and Drăgoi M. 2021. Aboveground biomass of living trees depends on topographic conditions and tree diversity in temperate Montane forests from the Slătioara-Rarău Area (Romania). *Forests*, 12(11): 1507 [DOI: 10.3390/f12111507]
- Editorial Committee of the Land Cover Atlas of the People's Republic of China. 2017. *Land Cover Atlas of the People's Republic of China (1: 1,000,000)*. Beijing: China Map Publishing House (《中华人民共和国土地覆被地图集》编辑委员会. 2017. 中华人民共和国土地覆被地图集(1:1000000). 北京: 中国地图出版社)
- Fang K N, Wu J B, Zhu J P and Xie B C. 2011. A review of technologies on Random Forests. *Statistics and Information Forum*, 26(3): 32-38 (方匡南, 吴见彬, 朱建平, 谢邦昌. 2011. 随机森林方法研究综述. *统计与信息论坛*, 26(3): 32-38) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-3116.2011.03.006]
- Fu T and Huang Q F. 2010. Development of forest biomass estimations using airborne laser scanner data. *Forest Investigation Design*, (4): 86-89 (付甜, 黄庆丰. 2010. 基于机载激光雷达数据的森林生物量估测研究进展. *林业勘查设计*, (4): 86-89)
- Fu W J, Fu Z J, Ge H L, Ji B Y, Jiang P K, Li Y F, Wu J S and Zhao K L. 2015. Spatial variation of biomass carbon density in a subtropical region of southeastern China. *Forests*, 6(6): 1966-1981 [DOI: 10.3390/f6061966]
- Huang J P. 2021. Study on canopy height estimation based on ICESat-2/ATLAS photon counting LiDAR data. Harbin: Northeast Forestry University (黄佳鹏. 2021. 基于ICESat-2/ATLAS光子计数LiDAR数据反演森林冠层高度研究. 哈尔滨: 东北林业大学 [DOI: 10.27009/d.cnki.gdblu.2021.000073])
- Lang N, Kalischek N, Armston J, Schindler K, Dubayah R and Wegner J D. 2022. Global canopy height regression and uncertainty estimation from GEDI LiDAR waveforms with deep ensembles. *Remote Sensing of Environment*, 268: 112760 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112760]
- Li M, Lu Y Y, Lu T F, Xu H and Ou G L. 2022. Forest aboveground biomass estimation and saturation point analysis using optical remote sensing in Nujiang River Basin of Yunnan Province. *Journal of Southwest Forestry University*, 42(3): 116-127 (李猛, 陆彦羽, 卢腾飞, 胥辉, 欧光龙. 2022. 云南怒江流域森林地上生物量光学遥感估测及饱和点分析. *西南林业大学学报*, 42(3): 116-127) [DOI: 10.11929/j.swfu.202102014]
- Li W, Niu Z, Wang C, Gao S, Feng Q and Chen H Y. 2015. Forest above-ground biomass estimation at plot and tree levels using airborne LiDAR data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 19(4): 669-679 (李旺, 牛铮, 王成, 高帅, 冯琦, 陈瀚阅. 2015. 机载LiDAR数据估算样地和单木尺度森林地上生物量. *遥感学报*, 19(4): 669-679) [DOI: 10.11834/jrs.20154116]
- Liu Q, Yang L, Liu Q H and Li J. 2015. Review of forest above ground biomass inversion methods based on remote sensing technology. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 19(1): 62-74 (刘茜, 杨乐, 柳钦火, 李静. 2015. 森林地上生物量遥感反演方法综述. *遥感学报*, 19(1): 62-74) [DOI: 10.11834/jrs.20154108]
- Luthcke S B, Thomas T C, Pennington T A, Rebold T W, Nicholas J B, Rowlands D D, Gardner A S and Bae S. 2021. ICESat-2 pointing calibration and geolocation performance. *Earth and Space Science*, 8(3): e2020EA001494 [DOI: 10.1029/2020EA001494]
- Magruder L, Brunt K, Neumann T, Klotz B and Alonzo M. 2021. Passive ground-based optical techniques for monitoring the on-orbit ICESat-2 altimeter geolocation and footprint diameter. *Earth and Space Science*, 8(10): e2020EA001414 [DOI: 10.1029/2020EA001414]
- Markus T, Neumann T, Martino A, Abdalati W, Brunt K, Csatho B, Farrell S, Fricker H, Gardner A, Harding D, Jasinski M, Kwok R, Magruder L, Lubin D, Luthcke S, Morison J, Nelson R, Neuenchwander A, Palm S, Popescu S, Shum C K, Schutz B E, Smith B, Yang Y K and Zwally J. 2017. The Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite-2 (ICESat-2): science requirements, concept, and implementation. *Remote Sensing of Environment*, 190: 260-273 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.12.029]
- Nandy S, Srinet R and Padalia H. 2021. Mapping forest height and aboveground biomass by integrating ICESat-2, Sentinel-1 and Sentinel-2 data using random forest algorithm in northwest himalayan foothills of India. *Geophysical Research Letters*, 48(14): e2021GL093799 [DOI: 10.1029/2021GL093799]
- Narine L L, Popescu S C and Malambo L. 2020. Using ICESat-2 to estimate and map forest aboveground biomass: a first example. *Remote Sensing*, 12(11): 1824 [DOI: 10.3390/rs12111824]
- Neuenchwander A L and Magruder L A. 2019. Canopy and terrain height retrievals with ICESat-2: a first look. *Remote Sensing*,

- 11(14): 1721 [DOI: 10.3390/rs11141721]
- Neumann T A, Martino A J, Markus T, Bae S, Bock M R, Brenner A C, Brunt K M, Cavanaugh J, Fernandes S T, Hancock D W, Harbeck K, Lee J, Kurtz N T, Luers P J, Luthcke S B, Magruder L, Pennington T A, Ramos-Izquierdo L, Rebold T, Skoog J and Thomas T C. 2019. The Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite-2 mission: a global geolocated photon product derived from the Advanced Topographic Laser Altimeter System. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111325 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111325]
- Pang Y, Li Z Y, Chen B W and Liang X J. 2019. Status and development of spaceborne Lidar applications in forestry. *Aerospace Shanghai*, 36(3): 20-27 (庞勇, 李增元, 陈博伟, 梁晓军. 2019. 星载激光雷达森林探测进展及趋势. *上海航天*, 36(3): 20-27) [DOI: 10.19328/j.cnki.1006-1630.2019.03.003]
- Pang Y, Meng S L and Li Z Y. 2017. Temperate Forest aboveground biomass estimation using Fourier-based textural ordination (FO-TO) indices from high resolution aerial optical image. *Scientia Silvae Sinicae*, 53(3): 94-104 (庞勇, 蒙诗栋, 李增元. 2017. 机载高分辨率遥感影像的傅氏纹理因子估测温带森林地上生物量. *林业科学*, 53(3): 94-104) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20170311]
- Qi W L, Saarela S, Armston J, Ståhl G and Dubayah R. 2019. Forest biomass estimation over three distinct forest types using TanDEM-X InSAR data and simulated GEDI lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111283 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111283]
- Qin G W and Tian M H. 2022. The development opportunities and implementation path of forestry carbon sequestration under the target of carbon peak and carbon neutrality. *Administration Reform*, 1(1): 45-54 (秦国伟, 田明华. 2022. “双碳”目标下林业碳汇的发展机遇及实施路径. *行政管理改革*, 1(1): 45-54) [DOI: 10.14150/j.cnki.1674-7453.2022.01.008]
- Queinac M, White J C and Coops N C. 2021. Comparing airborne and spaceborne photon-counting lidar canopy structural estimates across different boreal forest types. *Remote Sensing of Environment*, 262: 112510 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112510]
- Rosenfield M F and Souza A F F. 2014. Forest biomass variation in Southernmost Brazil: the impact of Araucaria trees. *Revista de Biología Tropical*, 62(1): 359-372 [DOI: 10.15517/rbt.v62i1.7923]
- Shen A H, Wu C F, Jiang B, Deng J S, Yuan W G, Wang K, He S, Zhu E Y, Lin Y and Wu C P. 2018. Spatiotemporal variations of aboveground biomass under different terrain conditions. *Forests*, 9(12): 778 [DOI: 10.3390/f9120778]
- Silva C A, Duncanson L, Hancock S, Neuenschwander A, Thomas N, Hofton M, Fatoyinbo L, Simard M, Marshak C Z, Armston J, Luthcke S and Dubayah R. 2021. Fusing simulated GEDI, ICESat-2 and NISAR data for regional aboveground biomass mapping. *Remote Sensing of Environment*, 253: 112234 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112234]
- Wu B F, Zeng Y and Zhao D. 2019. *Remote Sensing Methods of China's Ecological Parameters and Changing Patterns*. Beijing: Science Press (吴炳方, 曾源, 赵旦. 2019. 中国生态参数遥感监测方法及其变化格局. 北京: 科学出版社)
- Wu C F. 2016. *Regional Biomass Estimation and Application Based on Remote Sensing*. Hangzhou: Zhejiang University (吴超凡. 2016. 区域森林生物量遥感估测与应用研究. 杭州: 浙江大学)
- Xiong J. 2019. *Forest Tree Species Classification and Aboveground Biomass Estimation Using Airborne LiDAR and Hyperspectral Data*. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (熊杰. 2019. 基于机载激光雷达和高光谱数据的森林树种分类及地上生物量估算研究. 北京: 中国科学院大学)
- Yan Y J, Fan S H and Guan F Y. 2018. Research progress in TLS technology in forest investigation. *World Forestry Research*, 31(4): 42-47 (晏颖杰, 范少辉, 官凤英. 2018. 地基激光雷达技术在森林调查中的应用研究进展. *世界林业研究*, 31(4): 42-47) [DOI: 10.13348/j.cnki.sjlyyj.2018.0055.y]
- Yi H Y, Zeng Y, Zhao Y J, Zheng Z J, Xiong J and Zhao D. 2020. Forest species diversity mapping based on clustering algorithm. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 44(6): 598-615 (衣海燕, 曾源, 赵玉金, 郑朝菊, 熊杰, 赵旦. 2020. 利用聚类算法监测森林乔木物种多样性. *植物生态学报*, 44(6): 598-615) [DOI: 10.17521/cjpe.2019.0347]
- Yu M J, Hu Z H, Yu J P, Ding B Y and Fang T. 2001. Forest vegetation types in Gutianshan Natural Reserve in Zhejiang. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 27(4): 375-380 (于明坚, 胡正华, 余建平, 丁炳扬, 方腾. 2001. 浙江古田山自然保护区森林植被类型. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 27(4): 375-380) [DOI: 10.3321/j.issn:1008-9209.2001.04.007]
- Yue C Y, Zheng Y C, Xing Y Q, Pang Y, Li S M, Cai L T and He H Y. 2020. Technical and application development study of spaceborne LiDAR in forestry remote sensing. *Infrared and Laser Engineering*, 49(11): 20200235 (岳春宇, 郑永超, 邢艳秋, 庞勇, 李世明, 蔡龙涛, 何红艳. 2020. 星载激光遥感林业应用发展研究. *红外与激光工程*, 49(11): 20200235) [DOI: 10.3788/IRLA20200235]
- Zhang Z P. 1993. Preference of linear regression models and log-linear regression models: the use of several simple tests. *Statistical Research*, (1): 57-59 (张忠平. 1993. 线性回归模型与对数线性回归模型的优选——几种简便的检验方法的运用. *统计研究*, (1): 57-59) [DOI: 10.19343/j.cnki.11-1302/c.1993.01.013]
- Zheng Z J. 2017. *Forest Aboveground Biomass Estimation Using LiDAR and Scaling Model in the Three Gorges Region of China*. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences) (郑朝菊. 2017. 基于激光雷达和外推模型的森林地上生物量估算研究. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所))
- Zhou G Y, Yin G C, Tang X L, Wen D Z, Liu C P, Kuang Y W and Wang W T. 2018. *Forest Ecosystem Carbon Stocks in China: Biomass Equation*. Beijing: (Science Press (周国逸, 尹光彩, 唐旭利, 温达志, 刘昌平, 旷远文, 王万同. 2018. 中国森林生态系统碳储量——生物量方程. 北京: 科学出版社)

Forest aboveground biomass estimation combining ICESat-2 and GEDI spaceborne LiDAR data

MENG Ge^{1,2}, ZHAO Dan^{1,2}, XU Cong^{1,2}, CHEN Junhua^{1,2}, LI Xiuwen^{1,2},
ZHENG Zhaoju¹, ZENG Yuan^{1,2}

1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Forest Aboveground Biomass (AGB) plays an important role in the study of carbon cycle and global change. Spaceborne LiDAR can provide information about forest vertical structures that is advantageous in AGB estimation, among which ICESat-2 and GEDI are the latest available spaceborne data. In this study, we investigated the applicability of ICESat-2 and GEDI for forest AGB estimation at regional scale, and analyzed the effect of data fusion of ICESat-2 and GEDI to find an optimal method to map the spatial distribution of forest AGB accurately in Zhejiang Province.

First, we built footprint-level forest AGB estimation models by stepwise regression in the typical study area of Gutian Mountain based on ICESat-2 and GEDI spaceborne LiDAR data, respectively. Then, combined with MODIS data and ASTER GDEM terrain information, forest AGB estimation models with spatial continuity at 250m pixel scale for different forest types were constructed by Random Forest algorithm throughout Zhejiang Province. Estimation results were validated using 40 forest AGB field plots. Finally, by comparing validation results of AGB estimation based on ICESat-2 or GEDI solely and the combination of the two spaceborne LiDAR data, the optimal method of forest AGB scaling was selected and the spatial distribution of forest AGB of the year 2020 was mapped in Zhejiang Province.

The accuracy of segment-level forest AGB estimation based on ICESat-2 ($R^2=0.7057$, $RMSE=0.3571 \ln(t/ha)$) outmatches footprint-level forest AGB estimation based on GEDI ($R^2=0.5186$, $RMSE=0.2805 \ln(t/ha)$) in the typical study area of Gutian Mountain. Validation accuracy of forest AGB estimation result based on ICESat-2 ($R^2=0.59$, $RMSE=31.2525 t/ha$) is superior to GEDI ($R^2=0.4113$, $RMSE=39.2652 t/ha$) in Zhejiang Province. The difference of forest AGB estimation performance between ICESat-2 and GEDI is mainly related to elevation, validation accuracy based on GEDI is higher when filtering footprints that are acquired in high elevation areas with an elevation threshold of 600m ($R^2=0.5387$, $RMSE=25.4017 t/ha$). Combining ICESat-2 and GEDI data (elevation ≤ 600 m) to build scaling model is the optimal method to estimate forest AGB in Zhejiang Province ($R^2=0.678$, $RMSE=27.3592 t/ha$).

We have obtained a reliable estimation of forest AGB in Zhejiang Province based on ICESat-2 and GEDI data, which is a significant practice of regional scale forest AGB estimation. Our study can provide an effective method for forest carbon dynamic and sequestration potential monitoring using spaceborne LiDAR data.

Key words: remote sensing, forest aboveground biomass, ICESat-2, GEDI, stepwise regression, random forest, scaling extrapolation, Zhejiang Province

Supported by National Key Research and Development Program(No. 2020YFE0200800); National Natural Science Foundation of China (No. 42071344, 41771464)