

中南林业科技大学学报

Journal of Central South University of Forestry & Technology

ISSN 1673-923X，CN 43-1470/S

《中南林业科技大学学报》2026年第7期

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923X.2026.07.004

论文标题： 融合无人机和手持激光雷达数据的思茅松单木地上生物量估测

作　　者： 张 虎，李世明，姬永杰，等

收稿日期： 2025-06-23

引文格式： 张虎,李世明,姬永杰,等.融合无人机和手持激光雷达数据的思茅松单木地上生物量估测[J].中南林业科技大学学报,2026,46(7):33-46.

Zhang H, Li S M, Ji Y J, et al. Estimation of aboveground biomass of individual Pinus kesiya trees based on fused UAV and handheld LiDAR data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):33-46.

相关论文推荐

Recommended articles

基于无人机激光雷达点云的单木生物量估测

Single tree biomass estimation based on UAV LiDARpoint cloud

地面激光雷达扫描参数与点云简化对林木参数提取的影响

Effects of terrestrial LiDAR scanning parameters and point cloud simplification on forest parameters extraction

基于无人机高密度LiDAR点云的人工针叶林单木分割算法

The single tree segmentation of UAV high-density LiDAR point cloud data based on coniferous plantations

联合UAV-LiDAR和HMLS技术的森林样地点云数据融合

Point cloud data fusion of forest plots based on UAV-LiDAR and HMLS technologies

基于星载光子计数雷达数据的森林郁闭度估测模型优化

Optimization of forest canopy closure estimation model based on spaceborne photon counting LiDAR data

基于Landsat 8遥感影像的阿尔泰山天然林生物量估测

Biomass estimation of natural forests in the Altay mountains based on Landsat 8 remote sensing images

第 46 卷 第 7 期
2026 年 7 月
中南林业科技大学学报
Journal of Central South University of Forestry & Technology
Vol. 46 No. 7
Jul. 2026
Doi:10.14067/j.cnki.1673-923x.2026.07.004
http: //qks.csuft.edu.cn

融合无人机和手持激光雷达数据的思茅松单木地上生物量估测

张 虎[1]，李世明[2, 3]，姬永杰[1]，张王菲[1]，张浩芫[2, 3]，刘 晴[2, 3]，侬庆龙[1]，张 译[2, 3]
（1. 西南林业大学，云南 昆明 650224；2. 中国林业科学研究院 资源信息研究所，北京 100091；
3. 国家林业和草原局 林业遥感与信息技术重点实验室，北京 100091）

摘 要：【目的】探讨无人机激光雷达、手持激光雷达以及二者融合点云数据在单木参数提取及地上生物量估测中的适用性，提升复杂林分中单木尺度建模的准确性。【方法】以云南省林业和草原科学院普文试验林场的 5 块思茅松 *Pinus kesiya* 样地为研究对象，分别采集无人机激光雷达点云、手持激光雷达点云 2 类单一数据源，并完成 2 类数据融合处理。采用分水岭算法对无人机激光雷达点云进行单木分割，手持激光雷达及融合点云则通过距离判别聚类算法进行单木分割。随后，从单木点云提取 4 个结构特征、40 个高度变量、10 个密度变量和 17 个体素特征，共计 71 个变量。通过 Boruta 算法与随机森林变量重要性排序进行特征筛选，最终选取关键变量构建基于随机森林的单木地上生物量估测模型，并对不同数据源的建模精度进行对比分析。【结果】1）无人机、手持和融合点云数据单木分割综合分割精度（F）分别为 0.90、0.95、0.97。2）基于无人机、手持和融合点云数据提取的单木树高的决定系数（R^2）分别为 0.93、0.94、0.94，均方根误差（RMSE）分别为 1.43、1.74、1.68 m。融合点云数据单木胸径估测精度为：R^2=0.95，RMSE 为 2.13 cm。3）3 类点云各提取的 71 个变量经 Boruta 算法与随机森林筛选，每类数据均独立筛选得到 8 个核心变量，用于单木生物量建模。4）基于无人机点云数据的单木地上生物量估测精度为：R^2=0.83，RMSE 为 85.69 kg/ 株，rRMSE 为 44.53%；手持点云数据的单木地上生物量估测精度为：R^2=0.87，RMSE 为 72.02 kg/ 株，rRMSE 为 36.34%；融合点云数据的单木地上生物量估测精度为：R^2=0.86，RMSE 为 70.65 kg/ 株，rRMSE 为 36.72%。【结论】基于随机森林方法构建的单木生物量模型对不同数据源均表现出良好的预测效果，其中融合无人机与手持激光雷达的点云数据在预测精度和稳定性方面表现更优。

关键词：无人机激光雷达；手持激光雷达；点云融合；单木分割；单木结构参数；单木地上生物量
中图分类号：S758.5 **文献标志码：**A **文章编号：**1673-923X(2026)07-0033-14

Estimation of aboveground biomass of individual *Pinus kesiya* trees based on fused UAV and handheld LiDAR data

Zhang Hu[1], Li Shiming[2,3], Ji Yongjie[1], Zhang Wangfei[1], Zhang Haoyan[2,3], Liu Qing[2,3], Nong Qinglong[1], Zhang Yi[2,3]

(1. Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 2 Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 3 Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China)

Abstract:【Objective】To investigate the applicability of unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR, handheld LiDAR, and their fused point cloud data for individual tree parameter extraction and aboveground biomass estimation, and to improve the accuracy of single-tree scale modeling in complex forest stands.【Method】The study was conducted in five plots of *Pinus kesiya* at the Puwen experimental forest of the Yunnan Academy of Forestry and Grassland. UAV LiDAR point cloud data and handheld LiDAR point cloud data were collected separately as two independent data sources, followed by data fusion of the two datasets. The watershed algorithm was applied to segment individual trees from the UAV LiDAR point cloud, whereas a distance-based clustering algorithm was used for the handheld

收稿日期（Received）：2025-06-23 **修订日期**（Revised）：2025-09-25
基金项目：中央级公益性科研院所基本科研业务专项（CAFYBB2022ZB00105）；国家自然科学基金项目（42161059，3216365，32371869，32371865）；国家重点研发计划项目（2023YFB3905801）。
第一作者：张虎（zhanghu123619@163.com），硕士研究生。 **通信作者：**李世明（lism@ifrit.ac.cn），研究员，博士。
引文格式：张虎 , 李世明 , 姬永杰 , 等 . 融合无人机和手持激光雷达数据的思茅松单木地上生物量估测 [J]. 中南林业科技大学学报 , 2026,46(7):33-46.
Zhang H, Li S M, Ji Y J, et al. Estimation of aboveground biomass of individual *Pinus kesiya* trees based on fused UAV and handheld LiDAR data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):33-46.

and fused point clouds. Then, a total of 71 variables were extracted from individual tree point clouds, including 4 structural features, 40 height-related variables, 10 density variables, and 17 voxel-based features. The Boruta algorithm and random forest feature importance ranking were used for variable selection, and key variables were then used to build random forest models for AGB estimation. The modeling accuracy of different data sources was compared.【Result】1) The overall segmentation F-scores for UAV, handheld, and fused point cloud data were 0.90, 0.95 and 0.97, respectively; 2) The R^2 values of tree height estimation from UAV, handheld, and fused data were 0.93, 0.94 and 0.94, respectively, with RMSEs of 1.43 m, 1.74 m, and 1.68 m. The fused data achieved a DBH estimation accuracy of R^2=0.95 and RMSE is 2.13 cm; 3) For the three types of point cloud data, 71 variables were extracted and independently selected using the Boruta algorithm and Random forest. For each dataset, eight key variables were identified separately and used for single-tree aboveground biomass modeling; 4) The estimation accuracy of individual tree above-ground biomass based on UAV point cloud data was R^2=0.83, RMSE is 85.69 kg/plant and rRMSE is 44.53%; based on handheld point cloud data, R^2=0.87, RMSE is 72.02 kg/plant and rRMSE is 36.34%; and based on fused point cloud data, R^2=0.86, RMSE is 70.65 kg/plant and rRMSE is 36.72%.【Conclusion】The individual tree biomass model constructed based on the random forest method demonstrated good predictive performance across different data sources, with the fused point cloud data from UAV and handheld LiDAR showing superior accuracy and stability.

Keywords: UAV LiDAR; handheld LiDAR; point cloud fusion; individual tree segmentation; individual tree structural parameters; individual tree aboveground biomass

森林资源调查是林业生态管理与可持续利用的重要基础，是开展碳汇评估、森林经营与生态监测等工作的前提。单木生物量作为衡量森林碳储量和生态功能的重要指标，在碳循环研究和林业经营中具有重要意义。传统生物量估测高度依赖人工测量和经验公式，存在耗时长、精度低、适用性差等问题，尤其在复杂混交林和大范围区域中难以满足精细化评估需求。随着数字林业的进一步发展，激光雷达（Light detection and ranging，LiDAR）技术已成为林业资源调查中的重要手段，其通过扫描的三维激光点云信息可以反映出森林的三维结构信息。无人机激光雷达（Unmanned laser scanning，ULS）具有效率高、分辨率高和适应复杂地形的优势，能够精细提取林冠结构，实现森林资源的高精度监测与建模。地基和手持激光雷达可以较为精确地反演森林下层结构，提供一种非破坏性、高分辨率的测量方式，可以精确获取单木的胸径、冠幅等参数。麻卫峰等[1]在分析单木三维空间形态结构的基础上，提出了一种基于地基激光点云数据的单木树冠体积提取球坐标积分法。而机载激光雷达可以自上而下地获取森林冠层高度、冠幅等三维结构信息，采集的点云信息可以很好地反映森林的上层结构。朱泊东[2]提出一种基于冠层起伏率结合分水岭算法和基于点云的局部最大值聚类算法的分层分割法，进行单木参数提取。刘浩然等[3]基于机载激光雷达点云数据提取树高、冠幅等参数，采用改进凸包算法获取树冠因子，并依托传统恒定异速生长比率模型估算单木生物量。研究结果表明，引入冠幅、冠体积等树冠因子能提高生物量估算的精度。

基于单一平台遥感数据提取的森林结构参数信息不全面，无人机激光雷达可获取树冠上层结构，但难以穿透密集林冠获取林下信息；地基和手持激光雷达虽能精细描绘林下结构，但覆盖范围有限、效率较低。因此，多平台融合可实现优势互补，提升森林结构监测的完整性与精度。霍林涛等[4]利用多平台激光雷达数据融合的作业方式保证了树木三维空间结构描述的完整性和林木因子提取的精度。其中，地面激光雷达因其高分辨率和高精度的优势，与机载激光雷达、无人机激光雷达的联合应用时，在提取树高、冠幅等基础林木参数方面优于其他平台组合，表现出更强的适用性和稳定性。王楚虹等[5]针对手持移动激光雷达和无人机激光雷达 2 种不同平台的数据，提出一种基于 Delaunay 三角网和迭代最近点算法的点云数据融合方法，通过融合获得完整的树木点云数据。针对人工实测与地基激光雷达在林业资源调查中数据获取效率偏低的问题，范伟伟等[6]以哈尔滨市城市林业示范基地黑皮油松 *Pinus tabulaeformis* 林为研究对象，综合对比地基激光雷达和手持式移动激光雷达 2 种扫描方式的作业效果，为高效开展森林资源调查和经营管理提供了有效的参考。丁志文等[7]在融合点云数据的基础上提出了一种改进的 *K* 均值层次聚类分割算法用于单木分割，并结合生物量异速生长方程估测单木生物量。研究结果表明，融合无人机和地基激光雷达点云数据，能够快速、完整地获取林木构型信息，提供可靠的数据基础，为联合多源激光雷达技术深入林业应用提供有力的技术支撑。刘鲁霞等[8]阐述了机载激光雷达与地基激光雷达在森林参数提取中的应用，分析了两者的优缺点，概述了 2 种数据结合在森林参数反演中的应用，并对应用前景进行了展望；经匹配后的机载激光

雷达和地面激光雷达数据可提取单木冠幅、树高、树干位置、树干形状和胸径等因子，能够获取更加详细的单木信息。

综上所述，无人机激光雷达和手持激光雷达都可以很好地提取单木结构参数，但它们都存在各自的局限性。无人机激光雷达可以提供较为精确的树冠上层信息，但在密集的森林中很难获取林下信息；手持激光雷达可以很好地获取林下三维结构信息，但在复杂林分中容易受到遮挡，数据难以连续。融合点云整合了各自的优势，提供了更全面的单木结构信息。本研究以西双版纳傣族自治州景洪市普文镇普文试验林场样地试验区中的思茅松 *Pinus kesiya* 样地为对象，基于无人机、手持和融合点云分别利用分水岭算法和距离判别算法进行单木分割，提取各自参数变量；最终筛选出最优特征变量参与随机森林（Random forest，RF）的单木生物量模型构建，与实测生物量数据做对比分析，探索融合前后激光雷达点云数据估测单木生物量的潜力，为区域单木地上生物量精确估测和碳汇监测提供技术支持。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于云南省西双版纳傣族自治州景洪市普文镇普文试验林场（22°25′N，101°06′E）。普文试验林场总面积 11.23 km^2，森林覆盖率 97.8%，拥有各类试验及人工林 2 km^2。场内最低海拔 800 m，最高海拔 1 354 m；地处北热带与南亚热带过渡交界地带，植物资源丰富。区域年平均气温 20.2 ℃，全年分为旱季（当年 11 月至次年 4 月）和雨季（5—10 月），年平均降水量 1 673.5 mm，极端低温 −0.7 ℃，极端高温 38.5 ℃，平均相对湿度 80%；主要植被类型为山地雨林、沟谷雨林和季风常绿阔叶林。本研究在普文试验林场设置 5 块思茅松试验样地，各样地中心坐标依次为：Plot01（22°25′04.69″N，101°05′39.10″E）、Plot02（22°25′04.68″N，101°05′38.40″E）、Plot03（22°24′33.50″N，101°06′15.80″E）、Plot04（22°24′32.90″N，101°06′15.80″E）、Plot05（22°24′32.90″N，101°06′15.10″E），研究树种为思茅松。

1.2　数据来源

1.2.1　实测数据

2024 年 12 月上旬展开调查。样地的单木调查因子有：树高、胸径和单木位置。本研究首先将样地标准尺寸设置为 20 m×20 m，并根据样地坡度情况进行地形校正；采用全球定位系统（Global positioning system，GPS）精确获取样地四角及单株林木的地理坐标及高程数据，坐标系统一采用地理坐标系 GCS_WGS_1984 与投影坐标系 WGS_1984_UTM。利用胸径尺测定 1.3 m 胸高处直径，利用激光测高仪测量树高，并同步记录各样木树种信息。样地信息如表 1。

1.2.2　激光雷达数据

采用手持式与无人机 2 个平台分别获取地面、机载激光雷达数据，数据采集时间与样地实地实测基本同步，保证时空维度的一致性。手持激光雷达（Handheld laser scanning，HLS）数据采用北京数字绿土科技有限公司开发的 LiGrip H120 手持旋转激光扫描仪进行采集。该设备最大测量距离为 120 m，扫描频率为 32×10^4 点 /s，测量精度为 1 cm。数据采集前，提前规划样地内行走扫描路线，确保既可完整获取林木结构信息，又能最大限度降低数据冗余。无人机激光雷达数据由大疆经纬 M300RTK 四旋翼无人机搭载禅思 L1 激光雷达系统获取。该设备获取的数据为 LAS 格式，文件包含了测区内每个点的三维坐标信息、激光发射至接收的回波时间、RGB 色彩信息，以及激光束在目标表面的反射强度等。

1.3　数据处理

1.3.1　数据预处理

本研究对手持、无人机以及二者融合后的激光雷达点云数据进行预处理。首先对 2 个平台获

表 1　样地信息
Table 1　Plot Information

样地编号 Plot No.	株数 Number of trees	树高 Tree height /m	胸径 DBH /cm	林下环境 Understory environment
Plot01	8	17.60 ～ 28.30	25.00 ～ 40.30	林下干净，地形较为平坦
Plot02	10	18.50 ～ 28.60	21.70 ～ 36.50	林下干净，地形较为平坦
Plot03	28	9.50 ～ 15.00	11.75 ～ 30.10	林下较为干净，地形较缓
Plot04	31	6.40 ～ 16.30	12.20 ～ 31.40	林下有灌丛，地形较陡峭
Plot05	34	8.80 ～ 15.90	11.00 ～ 38.50	林下有灌丛，地形较陡峭

取的原始点云数据分别进行解算处理，其中手持激光雷达点云数据主要通过 LiFuser-BP 软件进行解算，无人机激光雷达点云数据则主要使用大疆智图软件进行处理；通过 POS 解算、点云与可见光数据融合等步骤，生成 LAS 格式的高密度 LiDAR 点云数据，作为后续试验的基础数据。

将激光雷达点云数据统一输出为 LAS 格式，方便试验操作。原始数据通常包含大量噪声，需依次进行去噪、滤波、下采样等预处理。本研究采用统计滤波法（Statistical outlier removal，SOR）对点云进行去噪。该方法基于点的空间分布特性，假设点云符合某一标准分布，并将显著偏离该分布的点识别为噪声并剔除。参考 Duan 等 [9] 的方法，本试验实际操作中将邻域点数设为 6、标准差倍数设为 1，可获得最优的点云滤波效果。地面点滤波采用基于布料模拟的算法（Cloth simulation filter，CSF）[10]。本研究参数设置如下：网格大小 1.0 m，分类阈值 0.5 m，最大迭代次数 500。该方法能够有效区分地面点与非地面点，为后续点云归一化及单木提取提供可靠的数据基础。同时对初步处理后的点云数据进行目视检查，确保数据的完整性与准确性。为保留 20 m×20 m 样地边界附近树木点云数据的完整性，本研究结合各样地边界树木实际分布，将样地边界向外扩充 2 ～ 5 m。该处理有助于减弱边界效应对分割结果的影响，提升整体分割精度。

1.3.2 数据配准及融合

手持和无人机激光雷达点云数据配准融合，主要是将 RTK 采集的四角点数据重新定义投影，与手持激光雷达打点坐标相匹配。由于野外打点依托高度 5 cm 的标桩打点，所以在配准前统一减去 5 cm 高差。完成投影调整和高程修正后，利用地面控制点（Ground control point，GCP）变换算法进行初步配准。GCP 变换的核心思想是通过空间变换优化点云数据的匹配关系，从而提高点云融合的精度，为后续的点云数据融合打下基础。

1.3.3 参数提取

树高提取方法结合冠层高度模型（Canopy height model，CHM）进行栅格化处理，通过局部极大值方法提取树顶位置，从而获得树高估测值。该方法能够有效反映树木垂直结构特征，并为后续单木生物量估测提供基础参数支持。胸径提取主要利用最小二乘法，对树干中间层（1.25 ～ 1.35 m）截面点云进行圆拟合，通过求解点到拟合圆之间误差平方和最小的方式确定树干圆心与半径，进而计算胸径。其基本思想是在胸高位置（通常为距地面 1.3 m 处）截取一定厚度的点云切片，将切片中的树干点视为近似圆形分布，然后利用最小二乘原理建立圆方程，对点云进行拟合，以减小离散点噪声及局部误差对结果的影响。

1.4 单木分割

1.4.1 基于无人机激光雷达点云数据的单木分割

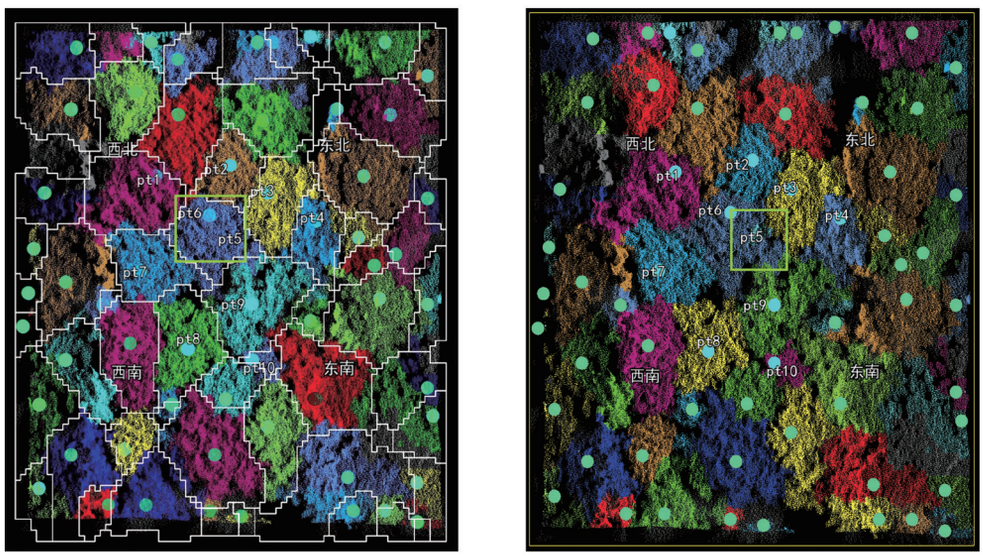
基于无人机激光雷达点云生成 CHM，并采用分水岭算法对 CHM 进行单木分割。首先，在 CHM 上提取局部极大值作为种子点；其次，分水岭算法通过模拟水面从低向高上升的过程，将 CHM 的像素灰度值视为地形高程，从而识别出多个“集水盆地”，在相邻水体汇合处形成分界线，实现树冠区域的自动分割，最终将 CHM 划分为多个互不重叠的区域，每个区域对应 1 棵单木 [11-12]；最后，对错误分割的点云使用 LiDAR360 软件进行手动编辑调整，结合目视比对完成二次手动分割。

本研究在分水岭算法中引入种子点严格筛选与人工校正相结合的优化策略，充分利用局部高差特征，弥补自动分割的不足，有效抑制冠层错误分割问题。该组合策略有效提升了该算法在密集林区复杂边界条件下的鲁棒性与分割精度，改善了单木分割结果的可靠性与精度。该方法主要针对点云单木分割过程中出现的漏分割、合并或过分割问题进行校正，通过引入实测单木的空间定位信息，结合算法自动生成的种子点，实现分割结果的严格筛选与优化。图 1 以样地 Plot01 为例，展示了该优化策略的处理流程，其中蓝色圆点表示算法自动提取的种子点，pt1 ～ pt10 为实测单木的定位点。该组合策略不仅有效减少了分割误差，还为后续单木结构参数提取和生物量估测提供了更加可靠的数据支撑。

1.4.2 基于手持和融合激光雷达点云数据的单木分割

本研究基于手持激光雷达融合点云数据，采用点云距离判别聚类算法（Point cloud segmentation，PCS），通过判别点云间距实现聚类分割，并利用该算法分别对 5 块样地点云数据进行单木分割 [13-14]。PCS 的核心优势在于可直接利用点间空间距离构建聚类边界。基于局部几何邻近性的判别机制，能够在树冠交错、枝叶重叠严重的密集林区，有效识别相邻林木个体间的自然过渡带，避免因冠层交叠导致的边界模糊与错误归类。单木分割完成后，逐一检查单木点云数据。针对分割有误的林木，借助 LiDAR360 软件进行手动编

辑调整，将不属于特定目标树的异常点移除，生成更为准确的单木点云数据，确保后续在单木参数提取中的准确性，具体分割流程如图 2 所示。



（a）校正前 Before correction　　（b）校正后 After correction

pt1 ～ pt10 为单木序号标识；蓝色圆点为算法自动提取的单木种子点。
pt1-pt10 indicate the serial number of individual trees corresponding to tree samples; blue circles refer to individual tree seed points automatically extracted by the algorithm.

图 1　Plot01 样地单木分割校正示意
Fig. 1　Schematic of individual tree segmentation correction in plot Plot01

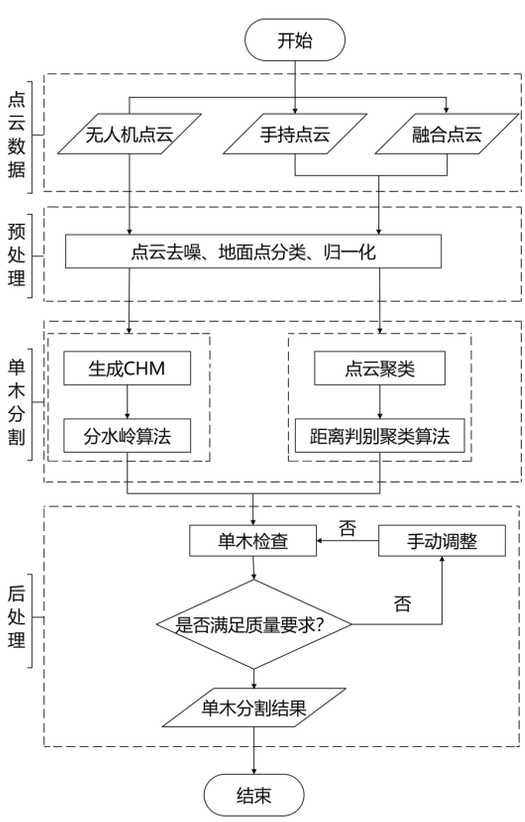


图 2　单木分割流程
Fig. 2　Workflow of single-tree segmentation

1.5　单木生物量

1.5.1　单木生物量实测数据

单木地上生物量（m，单位：kg）的计算依据实测的胸径（d，单位：cm）和树高（h，单位：m）[15]，公式如下：

$$m = a_0 d^{a_1} h^{a_2} 。 \quad (1)$$

式中：a_0、a_1、a_2 为模型参数。当树种为思茅松时，a_0=0.021 058，a_1=2.523 98，a_2=0.416 34。

1.5.2　单木生物量模型预估数据

1.5.2.1　特征变量提取

在本研究中，以思茅松样地为研究对象，基于手持激光雷达、无人机激光雷达及融合点云数据，分别识别并提取了 111 株目标单木。根据单木分割结果，对单木点云提取 5 类特征变量，包括结构特征（4 个）、高度变量（40 个）、密度变量（10 个）、体素特征（17 个），共 71 个特征变量。其中，H1 ～ H99 的取值区间为 1 ～ 99，采用非等间隔抽样方式选取百分位点，具体依次为 1、5、10、…、99，共计 15 个参数；HAIH1 ～ HAIH96 的取值区间为 1 ～ 96，依次选取第 1、6、11、……、96 百分位，采样间隔为 5 个百分点，共设置 20 个参数；参数 DMi，i 取 0，1，…，9，共 10 个；参数 Layer_Volume_j，j 取 1，2，…，10，共 10 个。特征变量如表 2 所示。

1.5.2.2　特征变量筛选

在模型构建过程中，特征变量筛选可剔除无关及冗余信息、减少噪声干扰，使模型聚焦于关键变量的学习与拟合，进而有效提升模型泛化能

力并降低过拟合风险[16-17]。本研究使用 Boruta 算法和随机森林重要性排序开展特征筛选，变量筛选后，构建模型所需时间缩短、资源消耗降低，该优势在大规模数据集与实时系统应用中尤为关键。Boruta 算法核心机制为人工构建“影子特征”（shadowMin、shadowMean、shadowMax），这些是算法自动生成的影子变量，分别代表所有影子变量重要性的最小值、平均值和最大值）。该算法在保留原始变量分布特性的基础上，通过随机重排生成不含实际生物学与结构信息的对照变量，以此作为特征重要性的评判基准。变量重要性盒状图中的箱线表示各变量在迭代过程中的重要性得分，箱体为四分位距，箱线内横线为中位数，圆圈为离群值；条形长度反映评分绝对值。随机森林特征重要性评分是基于集成学习框架的变量贡献度评估方法，核心量化各特征在多棵随机决策树中的预测作用，通过 %IncMSE 指标排序判定其对模型性能的相对影响。

表 2 参与筛选的特征变量
Table 2 Feature variables involved in the selection process

变量类型 Variable type	变量数量 Number of variables	变量编码 Variable encoding	变量描述 Variable description
结构特征 Structural features	4	TreeHeight	树高
		CrownDiameter	冠幅
		CrownArea	树冠面积
		CrownVolume	树冠体积
高度变量 Height metrics	40	Hmean	平均值
		Hmedian	高度中位数
		Hstd	高度标准差
		Hvar	高度方差
		H_madmedian	中位数绝对偏差的中位数
		H1 ～ H99	高度百分位数，共 15 个
		HAIH1 ～ HAIH96	累积高度百分位数，共 20 个
密度变量 Density metrics	10	DM*i*	密度变量，*i*=0，1，…，9
体素特征 Voxel-derived metrics	17	Rs	底面积比
		Rh	高度比
		Vx	体素的 X 坐标
		Vy	体素的 Y 坐标
		Vz	体素的 Z 坐标
		V_voxel	体素的体积
		D_voxel	体素的直径
		Layer_Volume_*j*	树木不同层的体积，*j*=1，2，…，10

1.5.2.3 随机森林模型构建

随机森林是一种基于决策树的机器学习方法，具有较强的抗过拟合能力以及对异常值的良好鲁棒性，适用于复杂的生物量预测任务，能够处理非线性关系、捕捉变量间复杂的交互作用，并有效应对多重共线性问题[18]。本研究基于无人机激光雷达、手持激光雷达及融合点云 3 类数据，分别构建单木尺度随机森林回归模型，用于预测单木地上生物量（Above ground biomass，AGB）。建模流程包括变量提取、特征筛选、模型训练与精度评估：将数据集按 8 ∶ 2 划分为训练集与测试集，分别用于模型训练与验证；采用 Boruta 算法对初始 71 个变量进行筛选，剔除冗余特征，再结合随机森林变量重要性排序，构建稳定性更高的最终特征集，进行模型构建[19]。

1.6 模型评价

1.6.1 单木分割精度评价指标

为评价本研究提出的单木分割算法精度，采用正确率（Precision，*P*）、召回率（Recall，*R*）和综合分割精度（Comprehensive segmentation accuracy，*F*）3 项指标进行精度评估与结果验证。其中，*P* 表示被正确分割的树木数占所有分割出的树木总数的比例；*R* 表示被正确分割的树木数占真实树木总数的比例；*F* 是 *R* 和 *P* 的加权调和平均数，综合反映了分割结果的准确性和完整性。该 3 项指标能够全面反映单木分割算法在检测精度和检出率的表现，为进一步优化算法提供依据。各指标的计算公式如下：

$P=N_{TP}/(N_{TP}+N_{FP})$。　（2）

$R=N_{TP}/(N_{TP}+N_{FN})$。　（3）

$F=2RP/(R+P)$。　（4）

式中：N_{TP} 表示正确分割出的树木株数，N_{FN} 表示漏分割（欠分割）的树木株数，N_{FP} 表示错误分割（过分割）的树木株数。

1.6.2　单木生物量模型评价指标

本研究采用决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE），相对均方根误差（rRMSE）评价单木树高、胸径提取精度及随机森林模型性能。R^2 值越接近于 1，模型的拟合精度越好，RMSE 和 rRMSE 的值越小，模型的预测精度越高。各指标计算公式如下：

$$R^2=1-\sum_{n=1}^{n}(\hat{y}_i-\overline{y})^2\Big/\sum_{n=1}^{n}(y_i-\overline{y})^2 。\quad（5）$$

$$E_R=\sqrt{\sum_{n=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2\Big/n} 。\quad（6）$$

$$E_{rR}=E_R/\overline{y} 。\quad（7）$$

式中：E_R 为均方根误差，E_{rR} 为相对均方根误差，n 为检验样本容量，y_i 为第 i 个检验样本的实测值，$\hat{y}_i$ 为第 i 个检验样本的估测值，$\overline{y}$ 为检验样本实测值的平均值。

2　结果与分析

2.1　单木分割精度评价

单木分割结果如表 3 所示，融合点云数据的综合分割精度最优（F=0.97），手持点云数据结果次之（F=0.95），无人机点云数据表现相对较弱（F=0.90），该现象主要受冠层结构遮挡及树冠边界模糊影响。融合点云数据的正确分割数（N_{TP}）最高，错误分割数（N_{FP}）与漏分数（N_{FN}）均为 3 种方法中最低，正确率（P=0.96）和召回率（R=0.97）也处于较高水平，表明融合数据既大幅降低了过分割与欠分割误差，又实现了单木识别完整性与准确性的双重提升。手持点云方法虽在漏分割数控制上表现较好（N_{FN}=2），但仍存在少量误分割情况（N_{FP}=7），反映出单一近距离数据源在处理林分边缘或重叠冠层时的局限性。分水岭算法的短板则更为明显：漏分割数（N_{FN}=10）和错误分割数（N_{FP}=9）偏高，该问题与林内冠层遮挡、俯视视角限制导致的冠层点云缺失、边界模糊直接相关，使得部分单木无法被完整识别或被错误合并。

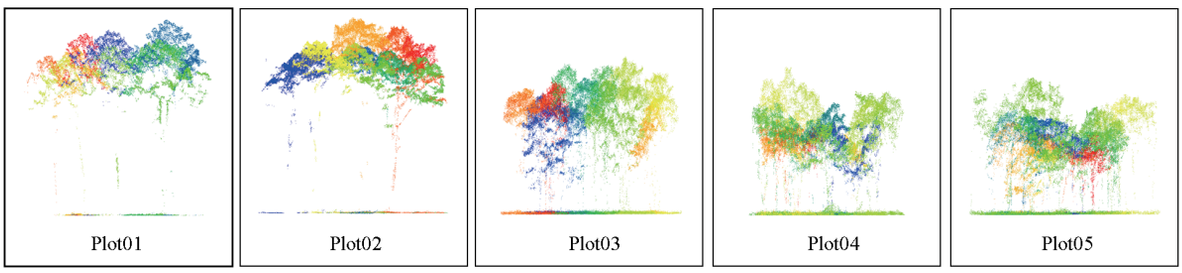
图 3 为不同数据源的单木分割结果，不同颜色代表不同单木个体。图 3a 显示，单木点云受俯视视角与冠层遮挡影响，林下层及树干点云缺失严重，在冠层重叠度高的区域易出现欠分割，无法有效区分相邻林木。图 3b 显示，近距离扫描的树干与下层枝叶信息完整，单木轮廓清晰，欠分割现象明显减少，但冠顶点云稀疏，对高大林木的完整识别仍有局限。图 3c 显示，融合点云整合两类数据优势，冠层与树干信息更完整，分割边界与真实林木形态高度吻合，在密林区也能有效区分单木个体，从视觉上印证了表 3 中其高精度的结果。融合点云能够有效弥补单一数据源的视角与结构信息缺陷，为复杂林分环境下的单木识别提供更可靠的数据基础。

2.2　树高提取精度评价

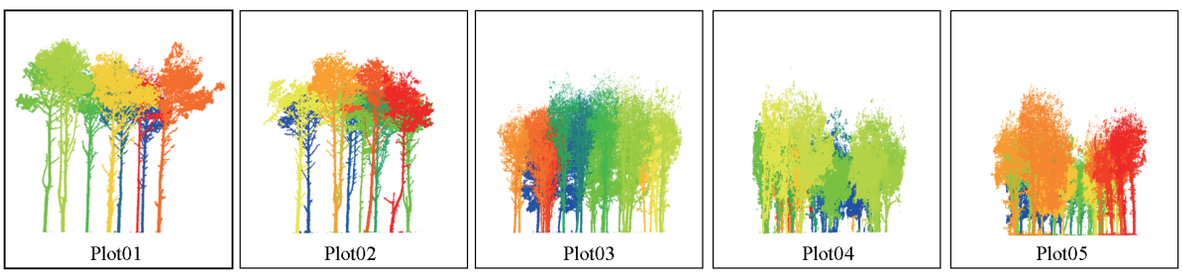
基于手持激光雷达、无人机激光雷达及其融合点云数据，分别提取了 111 株样树的树高，并与实测数据进行对比分析。由图 4 可知，ULS 提取的回归模型为 y=0.85x+3.33，R^2=0.94，RMSE 为 1.74 m，具备俯视观测优势，能够较好地捕捉树冠顶端，更适用于树高极值估测；但其近地面点云较为稀疏，易受地形与林下植被干扰，造成树高估测值偏高且误差波动较大。HLS 的估测结果表现出良好的拟合性，回归模型为 y=0.85x+2.51，R^2=0.93，RMSE 为 1.43 m；该方法对树高存在系统性低估，主要原因是树冠顶层点云密度偏低，且受地面视角限制，难以完整捕捉树顶信息，密林遮挡严重区域的低估问题尤为明显。融合点云数据的表现更为均衡，回归模型为 y=0.87x+2.87，R^2=0.94，RMSE 为 1.68 m；其树高提取 RMSE 低于单独使用手持激光雷达的提取结果，R^2 高于无人机激光雷达提取结果，具备更强的适应性与鲁棒性。本结论与张菁锐等 [20] 的研究结论一致，说明融合点云数据的树高提取效果优于单一点云数据。

表 3　单木分割精度评价
Table 3　Evaluation of individual tree segmentation accuracy

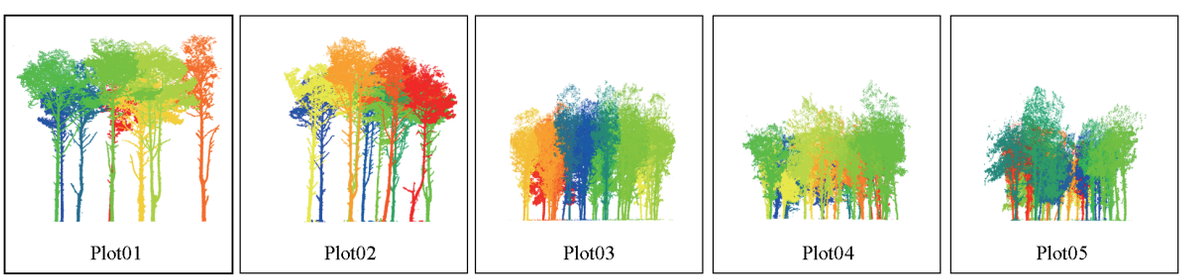
数据源 Data source	方法 Method	N_{TP}	N_{FP}	N_{FN}	P	R	F
无人机点云 UAV point cloud	分水岭算法	93	9	10	0.91	0.90	0.90
手持点云 Handheld point cloud	距离判别聚类算法	102	7	2	0.94	0.98	0.95
融合点云 Fused point cloud	距离判别聚类算法	104	4	3	0.96	0.97	0.97



（a）无人机激光雷达点云 UAV LiDAR point cloud



（b）手持激光雷达点云 Handheld LiDAR point cloud



（c）融合点云 Fused point cloud

图 3　3 种点云单木分割结果

Fig. 3　Tree segmentation results of three point cloud datasets

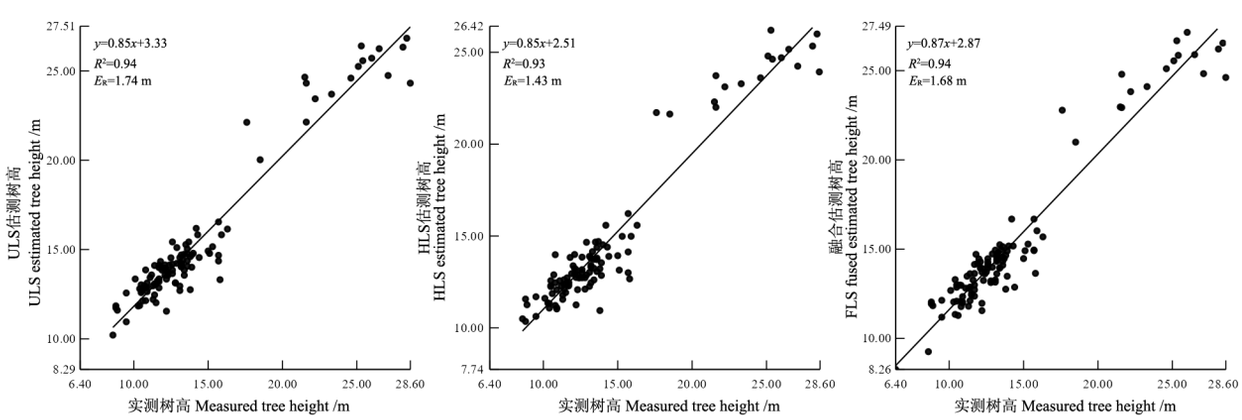


图 4　实测树高与估测树高散点图

Fig. 4　Scatter plot of measured tree height and estimated tree height

融合点云数据兼具两类数据源优势，可完整覆盖林分上、下层结构，使树高估测结果更为稳定。该方法能够提升复杂林分的点云整体质量与树高估测精度，说明点云融合策略在高精度森林参数提取中优势突出。

2.3　胸径提取精度评价

无人机激光雷达点云数据在单木胸径位置处比较稀薄，难以拟合胸径，因此本研究仅展示了融合点云数据提取胸径的精度验证结果。本研究将所有样本树的拟合胸径与人工实测胸径进行了对比，结果如图 5 所示。

图 5 结果表明，估测值与实测值之间具有良好相关性（R^2=0.95，RMSE 为 2.13 cm），拟合方程为 y=0.95x−0.19，表明估测的胸径精度较高，能够满足林分结构调查要求。经分析发现，胸径估

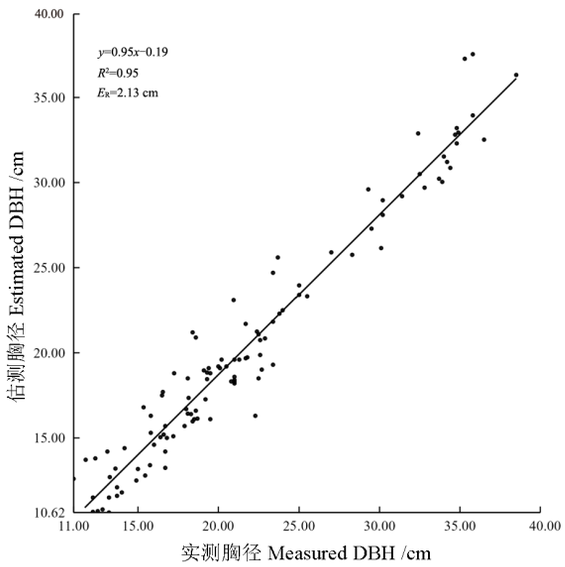


图 5　实测胸径与估测胸径的散点图

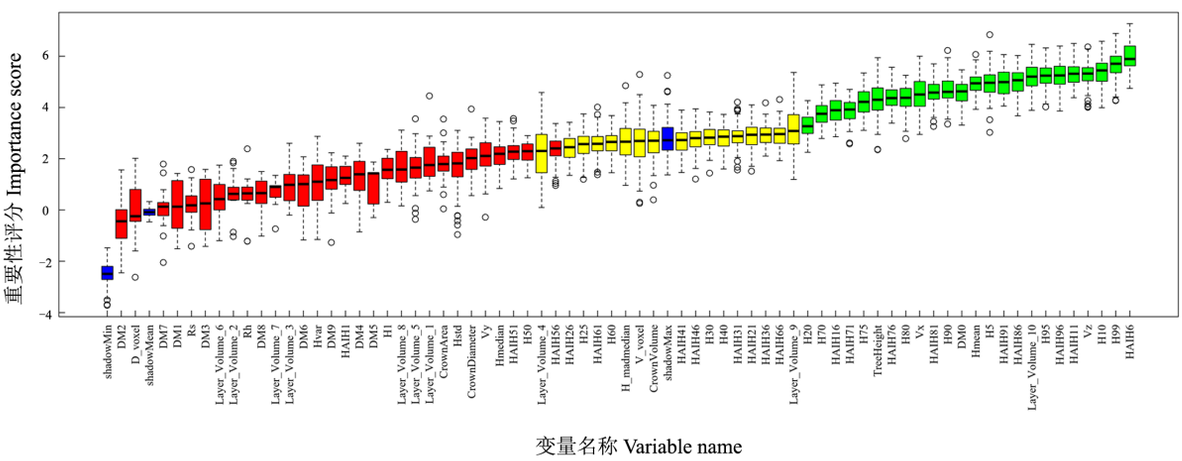
Fig. 5　Scatter plot of measured DBH and estimated DBH

测精度与点云质量直接相关，树干基部点云密度越高，拟合结果越稳定。融合点云通过整合不同平台点云的数据优势，为胸径估测提供了更完整的树干基部信息支撑，有效降低了因数据缺失导致的拟合误差。

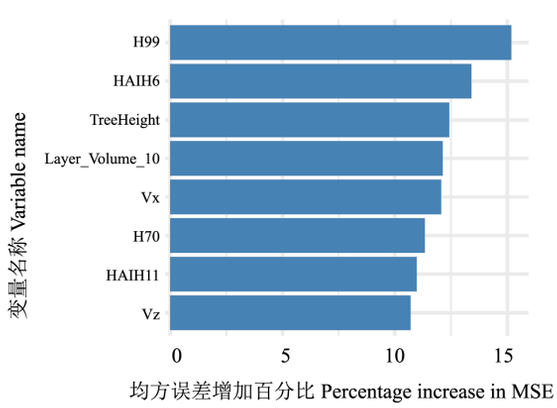
2.4　基于随机森林模型的单木生物量

2.4.1　无人机激光雷达最优特征变量选择

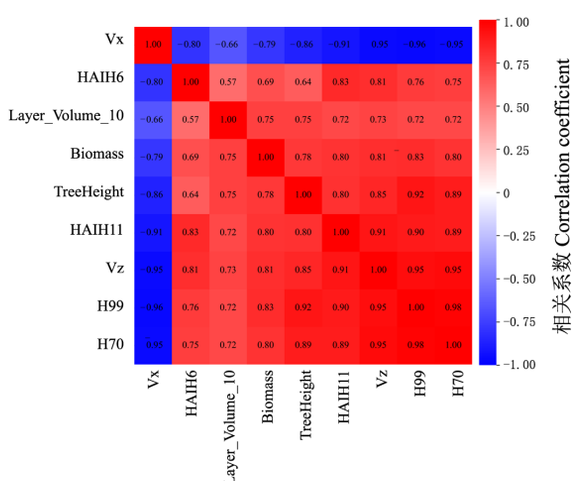
对无人机激光雷达点云特征变量，首先通过 Boruta 算法对 71 个原始特征变量进行筛选。该方法在第 99 次迭代中识别出 24 个重要变量（图 6a），如 TreeHeight、HAIH6、H99、Layer_Volume_10、Vx、Vz 等；30 个变量被判为不重要，其余 17 个为待定变量。随后，进一步通过随机森林模型中 %IncMSE 指标排序，筛选出对预测



（a）变量重要性盒状图 Box plot of variable importance



（b）重要性排序 Variable importance ranking



（c）相关性分析 Correlation analysis

图 a 中，共包含 71 个原始特征与 3 个自动生成的影子特征（shadowMin、shadowMean、shadowMax）；箱体为四分位距，箱线内横线为中位数，须线外的圆圈为离群值；红色盒状代表负值（可能对模型有负面影响或不重要），绿色盒状代表正值（对模型有正面影响或重要），黄色盒状表示评分接近 0（影响中性或不显著），蓝色盒状则标示特殊变量（shadowMin、shadowMean、shadowMax）；条形长度反映评分绝对值。下图同。

Figure a, the figure includes 71 original features and 3 automatically generated shadow features (shadowMin, shadowMean, shadowMax); the box represents the interquartile range (IQR), the horizontal line inside the box denotes the median, and the circles beyond the whiskers are outliers. Red boxes indicate negative values (suggesting potential negative impacts on the model or low importance), green boxes indicate positive values (indicating positive impacts on the model or high importance), yellow boxes represent scores close to zero (neutral or insignificant effects), and blue boxes mark special variables (shadowMin, shadowMean, shadowMax). The length of the boxplot reflects the absolute value of the score. The same as the following figure.

图 6　无人机激光雷达点云特征变量筛选及相关性分析

Fig. 6　Feature selection and correlation analysis of UAV LiDAR point cloud variables

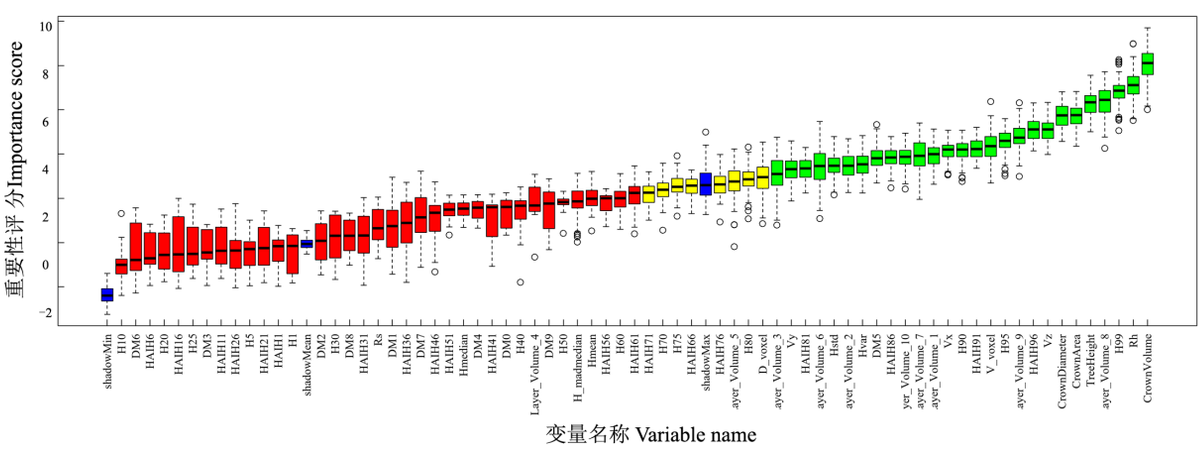
最关键的 8 个变量：H99、HAIH6、TreeHeight、Layer_Volume_10、Vx、H70、HAIH11 和 Vz。基于筛选结果构建训练集与测试集，并绘制变量重要性排序图（图 6b），评估各变量对生物量预测的贡献。从图 6c 中可以看出，各变量与生物量之间均表现出较强的正相关性，相关系数主要集中在 0.75 及以上。其中，H99、TreeHeight 和 HAIH11 的相关性相对更高，表明树高及高程分布特征能够较有效地反映树木空间结构信息，并与生物量变化具有较强的一致性。

2.4.2 手持激光雷达最优参数选择

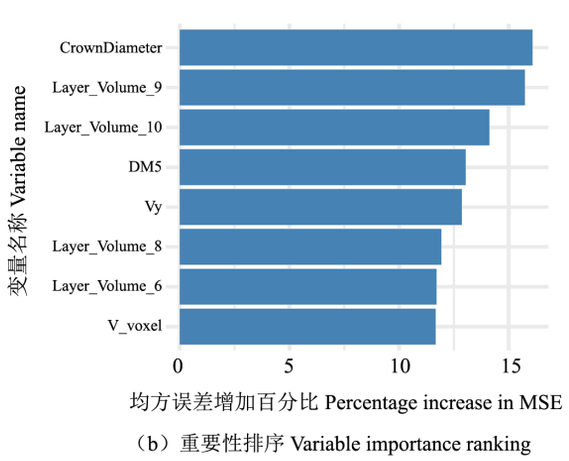
对手持激光雷达点云特征变量使用 Boruta 算法筛选出 27 个重要特征（图 7a）。然后，结合随机森林变量重要性排序，最终保留了 CrownDiameter、Layer_Volume_6、Layer_Volume_8、Layer_Volume_9、Layer_Volume_10、DM5、Vy 以及 V_voxel 共 8 个关键变量用于建模（图 7b）。其中，CrownDiameter 有效反映树冠的水平扩展特征，有助于枝叶生物量估计；Layer_Volume 系列分层体积变量发挥了手持激光雷达在树体中、下部结构捕捉的优势；Vy 与 V_voxel 描述了点云的几何变化和空间体积特征，有助于表征树木整体结构形态；DM5 则代表一定高度位置处的密度分布特征，有助于补充树干或枝条生长强度的信息。这些变量的相关系数（图 7c）大部分在 0.70 左右，表明它们与单木生物量存在较强的相关性。尽管 Layer_Volume_5 与其他变量相关性较低，但它仍可能对树木中下部结构进行特征补充。

2.4.3 融合无人机和手持激光雷达最优参数选择

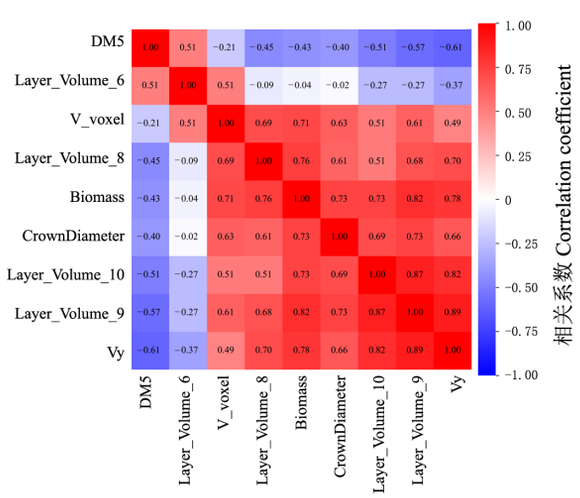
融合点云提取的变量通过 Boruta 算法从 71 个原始特征中筛选出 31 个对单木生物量预测具有显著贡献的变量（图 8a），涵盖整体结构特征、高度变量与体积类变量。为增强模型稳健性，基于随机森林进行变量重要性排序，最终筛选出 Layer_Volume_1、Rh、Layer_Volume_2、TreeHeight、V_voxel、HAIH56、Vx 和 DM5 共 8 个关键特征变量构建模型（图 8b）。这些变量综合反映了树木从基干到冠层的多维结构特征，融合了垂直高度、



（a）变量重要性盒状图 Box plot of variable importance



（b）重要性排序 Variable importance ranking

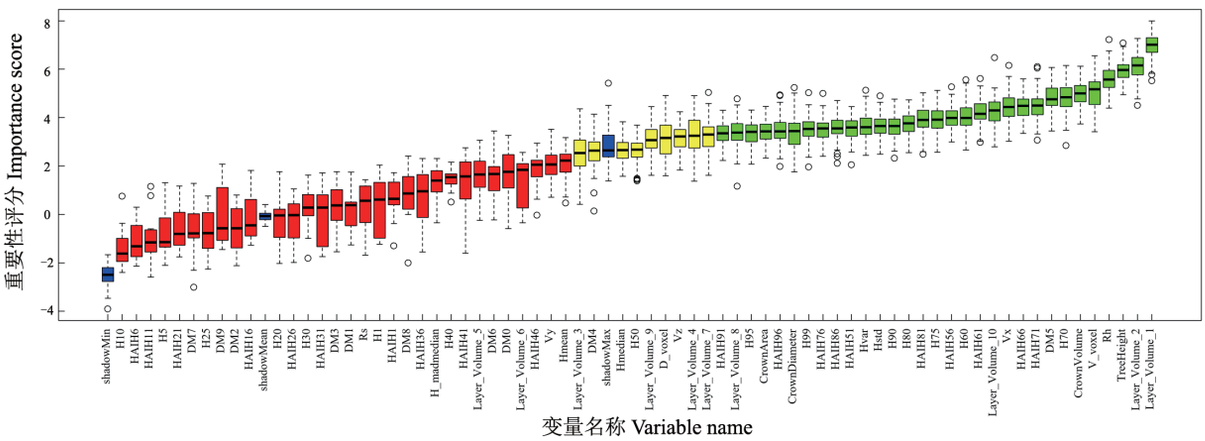


（c）相关性分析 Correlation analysis

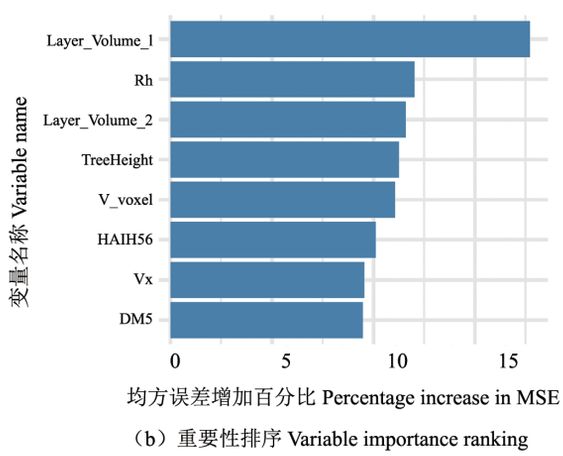
图 7 手持点云特征变量筛选及相关性分析

Fig. 7 Feature selection and correlation analysis of handheld point cloud variables

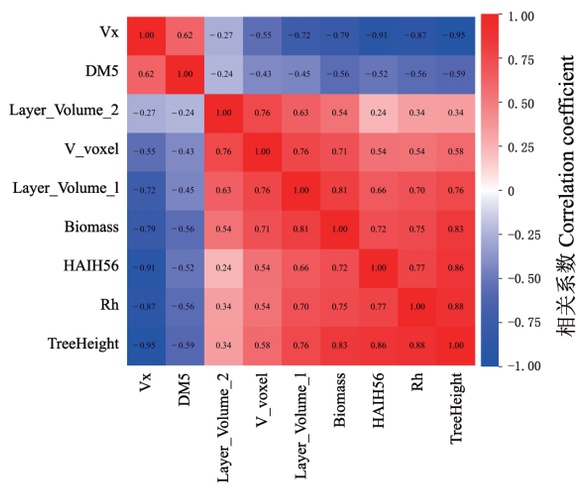
水平分布与分层体积信息，有助于全面表征生物量分布。从图 8c 可以得出大多数变量与生物量都呈现出正相关关系，尤其是 Layer_Volume_1、TreeHeight 与生物量的相关性较强，这些变量可以作为预测生物量的重要特征。



（a）变量重要性盒状图 Box plot of variable importance



（b）重要性排序 Variable importance ranking



（c）相关性分析 Correlation analysis

图 8　融合点云特征变量筛选及相关性分析

Fig. 8　Feature selection and correlation analysis of fused point cloud variables

2.4.4　单木生物量模型精度评价

图 9a 为 ULS 模型，R^2 为 0.83，RMSE 为 85.69 kg/ 株，rRMSE 为 44.53%。结果表明，无人机激光雷达点云模型训练阶段拟合效果良好，但测试集误差偏大，可见该模型在复杂林分环境中稳定性欠佳。这主要是由于无人机点云易受冠层遮挡，难以完整获取树干与冠层内部结构所致。图 9b 为 HLS 模型；R^2 为 0.87，RMSE 为 72.02 kg/ 株，rRMSE 为 36.34%。HLS 模型在训练集和测试集上均表现出较高精度，表明手持激光雷达点云数据能够更有效获取树干和冠层内部结构信息，对单木生物量具有更强的解释能力。图 9c 为融合模型，R^2 为 0.86，RMSE 为 70.65 kg/ 株，rRMSE 为 36.72%。融合模型在训练阶段精度最高，测试集 RMSE 最低，说明融合点云能够在一定程度上提高模型整体稳定性，并有效降低预测误差。因此，ULS 与 HLS 点云数据融合，既可在单木尺度实现树木结构的高精度重建，又能在样地尺度提升估测结果的稳定性与可靠性，进而为大区域尺度的森林生物量估测提供坚实的数据与技术支撑 [21]。

综合来看，融合模型整体表现最优，其 RMSE 最低、R^2 较高，且 rRMSE 低于 ULS 模型，说明多源点云数据在信息表达上具有更强的互补性，尤其对结构复杂及高生物量样本具有更好的适应能力。相比之下，ULS 模型误差相对较高，主要受其对树木中、下层结构感知不足的影响，在高生物量样本中稳定性较差；HLS 模型则在训练集与测试集之间表现较为均衡，在结构特征表达方面具有一定优势。预测趋势表明，这 3 类模型在低生物量区域（小于 300 kg）均具备较高精度，

原因在于该区间样本数量充足、林分结构简单，且点云穿透效果良好；在高生物量区域（大于 500 kg），模型误差明显增大并出现离群点，主要受样本分布不均、冠层结构复杂、点云信息缺失等因素影响。融合模型在此区间表现更为稳定，离群点大幅减少，可有效弥补单一平台对复杂结构表征的缺陷，提升整体预测精度与鲁棒性。

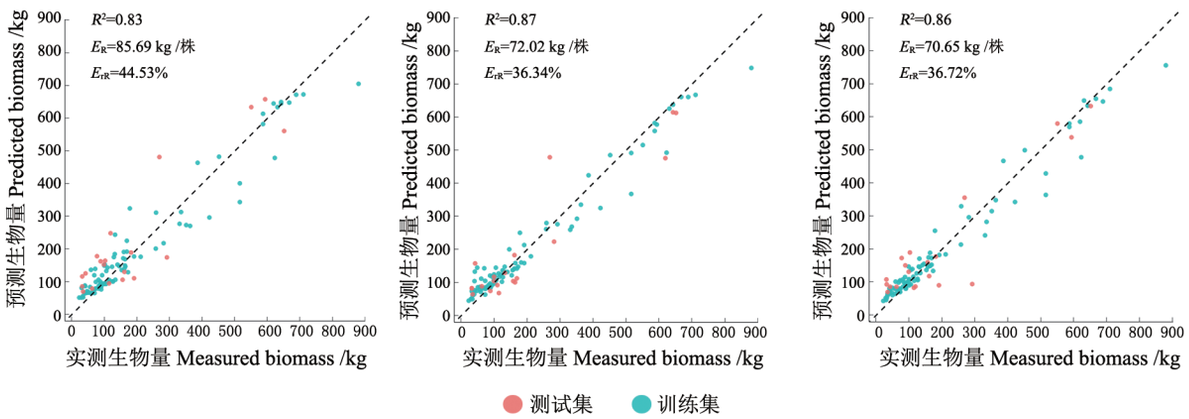


图 9　单木地上生物量预测散点图

Fig. 9　Scatter plots of individual-tree aboveground biomass predictions

3　讨　论

本研究在 ULS 模型中，优选变量主要集中于高度百分位指标 H99、H70、HAIH6、HAIH11、TreeHeight，以及体积与体素特征 Layer_Volume_10、Vx、Vz。这表明无人机激光雷达点云数据对林木上层结构信息具备较强的表征能力，在树冠高层结构的捕捉上表现尤为突出，符合无人机激光雷达自上而下的扫描特性。该数据提取的高度特征对生物量变化敏感度较高。本研究优选变量以高度指标为主的结果，与武晓康等 [22]、罗谨璇等 [23] 的研究结论一致。同时，本研究通过特征筛选，新增 Layer_Volume_10、Vx、Vz 等表征树冠高层体积及体素方向性变化的变量，进一步强化了模型对林木高层生物量结构的感知能力，有效提升了单木 AGB 的估测精度。无人机激光雷达点云更适用于表征树冠层结构特征，尤其适配树冠结构清晰的林型，在捕捉高层生物量变化方面具备显著优势。

基于手持激光雷达点云数据构建的 HLS 模型，筛选得到的关键结构变量具备良好的多尺度空间表征能力，全面覆盖树木垂直与水平维度的多层次结构信息，形成了结构完整、层次清晰的复合特征体系。其中，核心变量 CrownVolume 可反映树冠的空间占据范围与水平扩展特征，是表征林木生物量分布与结构特征的重要指标；Layer_Volume_6、Layer_Volume_8、Layer_Volume_9、Layer_Volume_10 能够刻画树木中下部的体积结构，充分体现了手持激光雷达在中低层林木结构上的高密度扫描与精细刻画优势；DM5、Vy 与 V_voxel 则可综合表征特定高度的点云密度分布、树体结构的方向性差异以及体素尺度的空间体积特征。整体而言，本研究的变量筛选结果与张信杰等 [24] 的研究结论相互印证：在单木精细结构提取方面，地基及手持激光雷达的表现优于无人机激光雷达。上述关键变量充分发挥了手持激光雷达在密林环境下精细捕捉林木结构细节的独特优势，为高精度单木生物量建模提供了可靠的数据支撑，有效提升了手持激光雷达技术在林分结构解析与森林资源估算中的应用潜力。

融合模型筛选得到的优选变量包括 Layer_Volume_1、Rh、Layer_Volume_2、TreeHeight、V_voxel、HAIH56、Vx 和 DM5。上述变量可实现树木结构层次的全覆盖，涵盖下层（Layer_Volume_1）、中层（Layer_Volume_2）、高层（TreeHeight、HAIH56）垂直结构特征，同时纳入点云高度比（Rh）、体素密度（V_voxel）及点云密度（DM5）等多元特征参数。该变量体系充分整合无人机激光雷达表征林木上层结构的优势，以及手持激光雷达对林下层的穿透感知能力，有效拓宽模型在体积、密度维度的特征提取范围。这种多维度结构特征拓展是融合数据的独特优势，能够全面刻画树木立体空间结构的变化特征，使融合模型具备更优的预测精度与泛化能力。

本研究在探究单一平台点云数据的生物量估测能力基础上，进一步探究了多源点云融合数据的生物量预测效果。不同采集平台的点云模型在

变量筛选过程中表现出明显的结构敏感性差异，该差异主要源自各平台的采集视角与点云密度特性不同。其中，ULS 模型更依赖林木上层结构特征，HLS 模型侧重捕捉树木中、下层结构与冠幅轮廓特征，融合模型则实现了林木全层级结构特征与体素密度特征的整合优化。上述差异本质源于各激光雷达平台的数据采集机制不同，也说明基于多源点云建模时，需结合平台特性开展针对性变量筛选，充分挖掘各类点云数据的应用价值，进而提升模型预测的稳定性与精度。本研究对 3 类点云数据的特征筛选与建模方法开展了系统性优化，但样本量有限、树种单一的局限也限制了模型的推广能力，后续可通过扩充多树种、多林分样本数据进一步提升模型的普适性与鲁棒性。

4　结　论

不同点云模型均具备较高的生物量估测精度（R^2 都在 0.80 以上），但在变量结构和模型泛化能力方面存在差异。融合模型综合了手持与无人机的优势，整体表现最优，在多环境条件下具有更强的鲁棒性。

变量选择应匹配平台特性。在资源条件或应用场景受限、仅采用单一平台建模时，应优先选取各平台的优势特征维度。其中，无人机激光雷达生物量模型可重点选用高层结构变量，手持激光雷达生物量模型则侧重提取冠幅与中、下层结构特征。该变量选择规律充分体现了不同激光雷达平台数据获取机制的差异性。融合点云模型可实现结构特征、体积密度、空间分布等多维度互补，构建的变量体系结构层级完整、信息融合充分，可有效提升模型的预测精度与泛化能力。

随机森林算法对不同数据源均具备稳定且优良的预测性能。其内置的变量重要性评估机制与良好容错能力使其在高维非线性建模场景中优势显著。通过系统性参数优化可进一步精进模型性能，保障模型具备优异的泛化能力。

参考文献：

[1] 麻卫峰 , 吴小东 , 王冲 , 等 . 地基激光雷达单木树冠体积提取球坐标积分法 [J]. 自然资源遥感 ,2024,36(3):81-87.
Ma W F, Wu X D, Wang C, et al. A spherical coordinate integration method for extracting crown volumes of individual trees based on the TLS point clouds[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2024,36(3):81-87.

[2] 朱泊东 . 高郁闭度人工林无人机激光雷达单木分割方法研究 [D]. 昆明 : 西南林业大学 ,2022:21-30.
Zhu B D. Research on individual tree segmentation method of UAV LiDAR in high canopy density plantation[D]. Kunming: Southwest Forestry University,2022:21-30.

[3] 刘浩然 , 范伟伟 , 徐永胜 , 等 . 基于无人机激光雷达点云的单木生物量估测 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2021,41(8):92-99.
Liu H R, Fan W W, Xu Y S, et al. Single tree biomass estimation based on UAV LiDAR point cloud[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2021,41(8):92-99.

[4] 霍林涛 , 刘英 , 杨雨图 , 等 . 基于多平台激光雷达数据集成的森林资源调查研究进展 [J]. 世界林业研究 ,2022,35(6):49-55.
Huo L T, Liu Y, Yang Y T, et al. Research progress in forest resource inventory based on multi-platform LiDAR data integration[J]. World Forestry Research,2022,35(6):49-55.

[5] 王楚虹 , 刘浩然 , 钟浩 , 等 . 联合 UAV-LiDAR 和 HMLS 技术的森林样地点云数据融合 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2022,42(3):26-38.
Wang C H, Liu H R, Zhong H, et al. Point cloud data fusion of forest plots based on UAV-LiDAR and HMLS technologies[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2022,42(3):26-38.

[6] 范伟伟 , 刘浩然 , 徐永胜 , 等 . 基于地基激光雷达和手持式移动激光雷达的单木结构参数提取精度对比 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2020,40(8):63-74.
Fan W W, Liu H R, Xu Y S, et al. Comparison of extraction precision of individual tree structure parameters based on terrestrial laser scanning and hand-held mobile laser scanning[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2020,40(8):63-74.

[7] 丁志文 , 邢艳秋 , 尹伯卿 , 等 . 融合无人机和地基激光雷达点云数据估测单木结构参数 [J]. 森林工程 ,2024,40(1):142-151.
Ding Z W, Xing Y Q, Yin B Q, et al. Fusion of UAV and TLS LiDAR point cloud data for estimating individual tree structure parameters[J]. Forest Engineering,2024,40(1):142-151.

[8] 刘鲁霞 , 庞勇 , 李增元 , 等 . 用地基激光雷达提取单木结构参数 : 以白皮松为例 [J]. 遥感学报 ,2014,18(2):365-377.
Liu L X, Pang Y, Li Z Y, et al. Retrieving structural parameters of individual tree through terrestrial laser scanning data[J]. Journal of Remote Sensing,2014,18(2):365-377.

[9] Duan D, Deng Y C, Zhang J P, et al. Influence of VF and SOR-filtering methods on tree height inversion using unmanned aerial vehicle LiDAR data[J]. Drones,2024,8:199.

[10] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing,2016,8:501.

[11] 胡中洋 , 陕亮 , 陈翔宇 , 等 .CHM 与 DSM 相结合的无人机激光雷达单木分割 [J]. 林业科学 ,2024,60(8):14-24.

Hu Z Y, Shan L, Chen X Y, et al. Individual tree segmentation of UAV-LiDAR based on the combination of CHM and DSM[J]. Scientia Silvae Sinicae,2024,60(8):14-24.

[12] 胡迎香 , 高红旗 , 夏万求 , 等 . 机载雷达点云亚热带针叶林单木分割探究 [J]. 应用激光 ,2021,41(6):1301-1309.
Hu Y X, Gao H Q, Xia W Q, et al. Exploration of individual tree segmentation method in subtropical coniferous forest using airborne radar data[J]. Applied Laser,2021,41(6):1301-1309.

[13] Hu Y W, Sun R X, He M M, et al. Estimating spatiotemporal dynamics of carbon storage in *Robinia pseudoacacia* plantations in the Caijiachuan watershed using sample plots and uncrewed aerial vehicle-borne laser scanning data[J]. Remote Sensing, 2025,17:1365.

[14] Yun T, Jiang K, Li G C, et al. Individual tree crown segmentation from airborne LiDAR data using a novel Gaussian filter and energy function minimization-based approach[J]. Remote Sensing of Environment,2021,256:112307.

[15] GB/T 43648—2024 主要树种立木生物量模型与碳计量参数 [S].
GB/T 43648—2024 Tree biomass models and related parameters to carbon accounting for major tree species[S].

[16] Zhang N, Wang A, Lu P W, et al. Multi-label feature selection with feature reconstruction and label correlations[J]. Expert Systems with Applications,2025,285:127993.

[17] Parkan M, Tuia D. Estimating uncertainty of point-cloud based single-tree segmentation with ensemble based filtering[J]. Remote Sensing,2018,10:335.

[18] 雷相东 . 机器学习算法在森林生长收获预估中的应用 [J]. 北京林业大学学报 ,2019,41(12):23-36.
Lei X D. Applications of machine learning algorithms in forest growth and yield prediction[J].Journal of Beijing Forestry University,2019,41(12):23-36.

[19] 韩瑞 , 吴达胜 , 方陆明 , 等 . 基于 Boruta 和极端随机树方法的森林蓄积量估测 [J]. 林业资源管理 ,2020(4):127-133.
Han R, Wu D S, Fang L M, et al. Estimation of forest reserves based on Boruta and extra-trees methods[J]. Forest Resources Management,2020(4):127-133.

[20] 张菁锐 , 任广波 , 吴培强 , 等 . 联合空地 LiDAR 的红树林单木生长参数提取方法 [J]. 遥感学报 ,2025,29(3):728-740.
Zhang J R, Ren G B, Wu P Q, et al. Method of extracting mangrove single-tree growth parameters based on combined airborne-ground LiDAR[J]. National Remote Sensing Bulletin,2025,29(3): 728-740.

[21] Ali J S, Chen L, Liao B Z, et al. Integration of UAS and backpack-LiDAR to estimate aboveground biomass of *Picea crassifolia* forest in eastern Qinghai, China[J]. Remote Sensing, 2025,17:681.

[22] 武晓康 , 王浩宇 , 冯宝坤 , 等 . 基于无人机 LiDAR 的单木生物量估测 [J]. 科学技术与工程 ,2022,22(34):15028-15035.
Wu X K, Wang H Y, Feng B K, et al. Individual tree biomass estimation based on UAV airborne LiDAR[J]. Science Technology and Engineering,2022,22(34):15028-15035.

[23] 罗谨璇 , 田义超 , 张强 , 等 . 利用无人机激光雷达估算红树林地上生物量 [J]. 海洋学报 ,2023,45(8):108-119.
Luo J X, Tian Y C, Zhang Q, et al. Estimation of aboveground biomass of mangrove forest using UAV-LiDAR[J]. Haiyang Xuebao,2023,45(8):108-119.

[24] 张信杰 , 郑焰锋 , 温坤剑 , 等 . 融合机载和背包激光雷达的桉树单木因子估测 [J]. 林业资源管理 ,2022(6):131-137.
Zhang X J, Zheng Y F, Wen K J, et al. Estimation of single tree factor of *Eucalyptus* by merging airborne and backpack LiDAR[J]. Forest Resources Management,2022(6):131-137.

[本文编校：张雨朦]