

于磊, 徐佳佳, 倪辰, 等. 基于树木定量结构模型的单木参数提取及生物量估测 [J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(3): 379-389.
YU Lei, XU Jiajia, NI Chen, et al. Individual tree parameter extraction and biomass estimation based on the quantitative structure model [J]. Journal of South China Agricultural University, 2025, 46(3): 379-389.

基于树木定量结构模型的单木参数提取及生物量估测

于磊¹, 徐佳佳¹, 倪辰¹, 孔令瑗¹, 黄庆丰^{1,2}, 刘华^{1,2}, 唐雪海^{1,2}

(1 安徽农业大学 林学与园林学院/安徽省林木资源培育重点实验室, 安徽 合肥 230036;

2 安徽大别山森林生态系统国家定位观测研究站, 安徽 六安 237300)

摘要:【目的】以安徽省天马国家级自然保护区内落叶阔叶林为研究对象, 探究在复杂林境下树木定量结构模型利用无人机激光雷达数据进行单木生物量估测的应用潜力。【方法】通过地面调查和无人机获取样地与激光雷达点云数据, 其中以地面数据为实测参照数据。采用相对最短路径算法对雷达数据进行分割, 利用树木定量结构模型提取分割后单木点云的树木参数 (胸径、主干体积、枝干体积、分支数、冠层基部高度、冠层面积、冠层体积以及冠幅), 并使用 Pearson 相关系数以及方差膨胀因子对参数进行变量筛选, 最后构建基于 3 种机器学习算法的单木生物量估测模型。【结果】基于随机森林 (RF) 构建的生物量模型训练效果最佳 ($R^2=0.880\ 0$, RMSE=192.81 kg, rRMSE=29.88%), 多层感知机 (MLP) 训练效果 ($R^2=0.820\ 0$, RMSE=236.48 kg, rRMSE=36.65%) 与支持向量机 (SVM) 较为相近 ($R^2=0.810\ 0$, RMSE=243.67 kg, rRMSE=37.77%)。【结论】本文证实了从树木定量结构模型中所提取的树木参数能在落叶期阔叶树种中构建出精度较高的生物量估测模型, 可以为复杂森林环境下的资源调查提供新方法。

关键词: 无人机激光雷达; 树木定量结构模型; 生物量估测; 树木参数

中图分类号: S758

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2025)03-0379-11

Individual tree parameter extraction and biomass estimation based on the quantitative structure model

YU Lei¹, XU Jiajia¹, NI Chen¹, KONG Lingyuan¹, HUANG Qingfeng^{1,2}, LIU Hua^{1,2}, TANG Xuehai^{1,2}

(1 School of Forestry and Landscape Architecture, Anhui Agricultural University/Anhui Provincial Key Laboratory of

Forest Resouecrs and Silviculture, Hefei 230036, China; 2 Anhui Dabie Mountain Forest Ecosystem

National Positioning Observation and Research Station, Lu'an 237300, China)

Abstract: 【Objective】This article takes the deciduous broad-leaved forest in the Tianma National Nature Reserve in Anhui Province as the research subject, exploring the application potential of the quantitative structure model in biomass estimation of individual tree in complex environment using unmanned aerial vehicle laser scanning data. 【Method】Through ground surveys and the use of unmanned aerial vehicles, plot data and LiDAR point cloud data were collected, with the ground data serving as the reference measurements. The comparative shortest-path algorithm was used for point cloud segmentation. Subsequently, tree parameters (such

收稿日期: 2024-06-23 网络首发时间: 2025-03-04 08:14:35

首发网址: <https://link.cnki.net/urlid/44.1110.S.20250303.1603.006>

作者简介: 于磊, E-mail: y1255002@163.com; 通信作者: 唐雪海, 主要从事林业定量遥感、森林资源动态监测、林业 3S 技术应用研究, E-mail: tangxuehai@ahau.edu.cn

基金项目: 安徽省林业科技创新研究项目 (AHLYCX-2022-5, AHLYCX-2022-11)

as diameter at breast height, trunk volume, branch volume, number of branches, canopy base height, canopy area, canopy volume, and crown width) were extracted from the segmented individual tree point clouds using the quantitative structure model. Pearson correlation coefficient and variance inflation factor were then employed for variable selection of the parameters. Finally, an individual tree biomass estimation model was constructed based on the three machine learning algorithms. 【Result】 Among the biomass models, the one based on random forest (RF) achieved the best training performance ($R^2 = 0.880\ 0$, RMSE = 192.81 kg, rRMSE = 29.88%). The performance of the multilayer perceptron (MLP) model ($R^2 = 0.820\ 0$, RMSE = 233.62 kg, rRMSE = 36.65%) was quite similar to that of the support vector machine (SVM) model ($R^2 = 0.810\ 0$, RMSE = 243.67 kg, rRMSE = 37.77%). 【Conclusion】 This article confirms that the tree parameters extracted from the quantitative structure model can be used to construct a high-precision biomass estimation model for deciduous broadleaf species, providing a new method for resource surveys in complex forest environment.

Key words: Unmanned aerial vehicle laser scanning; Quantitative structure model; Biomass estimation; Tree parameter

森林生物量指的是森林范围内生物所含有有机物的量, 常用于质量表示。作为重要的生态学指标, 森林生物量直接反映森林的生产力与碳汇能力, 对于评价森林生态系统的结构和功能具有重要作用^[1]。传统森林生物量的获取方法通常采用直接收获法, 主要有皆伐法^[2]、标准木法^[3]和相对生长法^[4]3 种方式, 通过对样地内树木伐倒、烘干以及称质量等步骤得到单株树木各部分的生物量, 进而得到单株树木生物量和样地生物量。这些方法获取数据存在工作量大、费时费力等不足, 且对树木造成不可逆转的损伤。因此如何通过有效的途径快速、无损地获取森林生物量一直是生态学领域的研究热点^[5]。

无人机激光雷达 (Unmanned aerial vehicle laser scanning, UAV-LS) 是一种新兴的遥感技术, 能够通过高密度的点云数据获取水平以及垂直结构的森林参数^[6], 因其高效无损、便捷灵活等优点广泛应用于林业中。目前, 基于 UAV-LS 数据进行森林生物量估测的方法大多依赖于异速生长模型^[7], 主要是将激光雷达数据中提取的变量与生长模型结合, 从而完成生物量估测。其中, 将 UAV-LS 数据衍生的变量 (高度百分位数、强度百分位数等) 与实测树高、胸径等参数相结合, 利用机器学习方法进行地上生物量估算已取得良好效果^[8], 并且, 这一方法进一步拓展到基于机载激光雷达冠层高度与信号强度等变量的结合, 构建生物量估测模型^[9]。相较于传统回归模型, 机器学习方法因其不需要描述预测关系和响应变量而被越来越多地运用在森林清查中^[10], 特别是在预测碳储量、生物量等方面^[11]。除此之外, 也有利用 UAV-LS 提取的单木参数 (树高、胸径、冠幅等) 在非线性 CAR(Constant allometric

ratio) 模型的基础上进行生物量的估测^[12]。

UAV-LS 所提取的参数信息已被证实的生物量估测上具有较高的可信度^[13], 但是, 利用树木定量结构模型 (Quantitative structure model, QSM) 从 UAV-LS 数据中提取参数估测生物量则鲜有报道。QSM 是利用三维模型定量描述和理解树木结构与生长规律的工具, 已广泛应用在地基激光雷达 (Terrestrial laser scanning, TLS) 中, 通过 TLS 点云数据建模并提取树木三维结构参数, 进而估算材积^[14]、蓄积量^[15]、生物量^[16]等森林量化指标。同样, QSM 利用无人机激光点云进行生物量估测的应用潜力已得到证实^[17], 特别是在考虑到树木结构和生物量构成组分时, 无人机 QSM 可以成为森林管理活动和决策过程中有效的替代方案^[18]。但是, 如果数据集的质量太差、点云密度不高时, 建模精度便无法保证, 会出现生物量被低估的现象^[19]。

因此, 本研究在获取高密度 UAV-LS 数据的基础上, 基于落叶阔叶林树种进行 QSM 的构建。通过三维模型提取树木参数, 并进一步利用随机森林 (Random forest, RF)、多层感知机 (Multi-layer perceptron, MLP) 和支持向量机 (Support vector machine, SVM) 3 种机器学习方法进行单木生物量估测, 筛选最优单木生物量估测模型, 为复杂森林环境下生物量估算提供科学参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于安徽省六安市金寨县天马国家级自然保护区。保护区地处大别山腹地, 生物资源丰富, 是北亚热带向暖温带的过渡地域, 地理坐标介于 115°20′~115°50′E, 31°10′~31°20′N, 海拔 800~

1 729 m。保护区属于北亚热带湿润季风气候类型, 四季分明, 年平均气温 13.8 ℃, 年平均降雨量 1 400 mm。保护区总面积约 28 913.7 hm², 其中核心区 5 745.3 hm², 缓冲区 8 118.6 hm², 实验区 15 049.8 hm²。研究区植被类型属暖温带落叶阔叶林向亚热带常绿阔叶林过渡型, 植被垂直分布明显, 落叶阔叶林属天然次生林, 主要有茅栗 *Castanea seguinii*、短柄枹栎 *Quercus glandulifera*、锐齿槲栎 *Quercus aliena* var. *acutiserrata* 等栎类以及化香 *Platycarya strobilacea*、大别山山核桃 *Carya dabieshanensis*、领春木 *Euptelea pleiosperma* 等其他硬阔类树种。样地内最高海拔 1 103 m, 最低海拔 1 055 m, 高度差达 48 m, 坡度主要集中在 22°~36°。

1.2 地面样地数据

地面数据的获取来源于 2023 年 3 月对落叶阔叶林样地的调查。首先在研究区布设 75 m×75 m 的大样地, 划分为 9 个 25 m×25 m 的小样地, 利用全站仪获取样地 4 个至角点坐标, 并确定界外木。对样地内胸径 (DBH)≥5 cm 的乔木进行每木检尺, 并记录树种信息。使用 TruePulse200 激光测距仪测量树高, 用胸径卷尺测量胸径, 用徕卡 DistoD510 激光测距仪测量树冠垂直投影距离。同时, 将树的基部位置作为定位点, 利用华测 i86RTK(精度 15 mm) 记录每株树准确的位置信息, 定位点的空间参照采用 WGS84 坐标系和 UTM 投影。样地基本概况见表 1, 除枯死木外, 共统计样地内 563 株阔叶树种。根据相关研究并结合样地实际情况^[20], 按胸径大小将样地树木划分为 4 个生活史阶段, 分别为小树 (5 cm≤DBH<7.5 cm, 176 株)、中树 (7.5 cm≤DBH<22.5 cm, 234 株)、大树 (22.5 cm≤DBH<47.5 cm, 140 株) 以及老树 (DBH≥47.5 cm, 13 株)。在忽略小树后, 样地内主要优势树种为茅栗 (100 株)、短柄枹栎 (86 株) 与化香 (63 株)。

表 1 样地基本情况			
统计值	胸径/cm	树高/m	平均冠幅/m
Statistical value	DBH	Tree height	Average crown breadth
最大值 Max.	65.50	21.70	12.00
最小值 Min.	5.00	2.00	0.50
平均值 Average	17.03	10.16	3.17
标准差 SD	12.12	4.82	1.67

1.3 UAV-LS 数据及预处理

1.3.1 Lidar 数据采集 利用大疆 M300RTK 无人

机搭载禅思 L1 传感器 (水平精度: 150 m 测量距离下误差为 5 cm, 垂直精度: 150 m 测量距离下误差为 4 cm), 同步获取样地近地面的激光雷达数据。在仿地飞行 60 m 的高度下进行作业, 飞行速度为 5 m/s, 回波模式为三回波并重复扫描, 激光旁向重叠率为 60%, 点云密度达到 631 m⁻²。点云采集过程中, 飞行高度越低、速度越慢, 点云密度就越大, 高密度点云可以更好地描述树木的结构特征。本试验使用的无人机具备载波相位差分技术 (Real-time kinematic, RTK), 能提供精确的位置信息, 其坐标系和投影设置与华测 i86RTK 保持一致, 航线设置如图 1 所示。

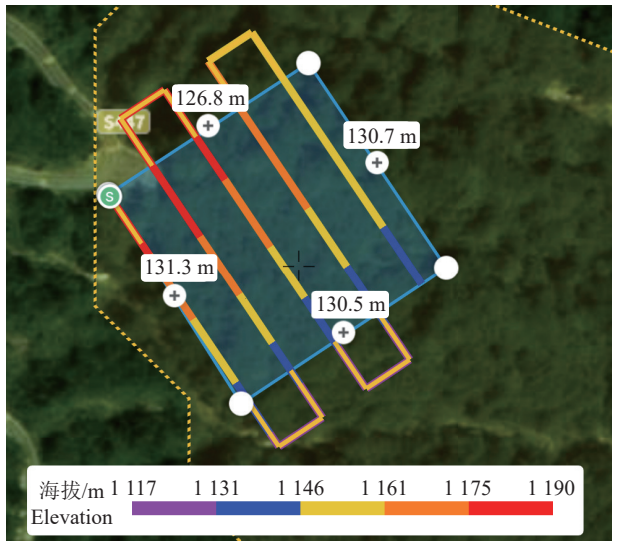


图 1 航线规划图
Fig. 1 Flight path planning map

1.3.2 归一化处理 通过开源软件 CloudCompare (<https://www.cloudcompare.org>) 对 Las 格式点云进行去噪处理, 再利用 CSF(Cloth simulation filter) 算法^[21] 对去噪后的点云进行滤波, 分离出地面点与非地面点。最后, 将地面点转换为分辨率 0.1 m 大小的栅格数据, 使用拉普拉斯算子对栅格平滑后计算非地面点到该栅格的距离, 并将计算的距离作为非地面点的高度, 从而完成归一化 (图 2)。

1.3.3 点云分割 使用 LiDAR360 软件中集成的相对最短路径算法 (Comparative shortest-path algorithm, CSP) 对点云进行分割, 该算法借鉴了生态学理论, 采用自下而上的方式, 从点云主干进行搜索, 并通过分支到主干的最近距离来判断所属关系, 从而完成点云分割。这种方法在落叶期的阔叶树中表现出良好的分割效果^[22]。本文研究数据采集时期正是树木的落叶期, 枝干点云清晰, 符合该算法的应用场景。点云分割精度采用召回率 (t)、正确

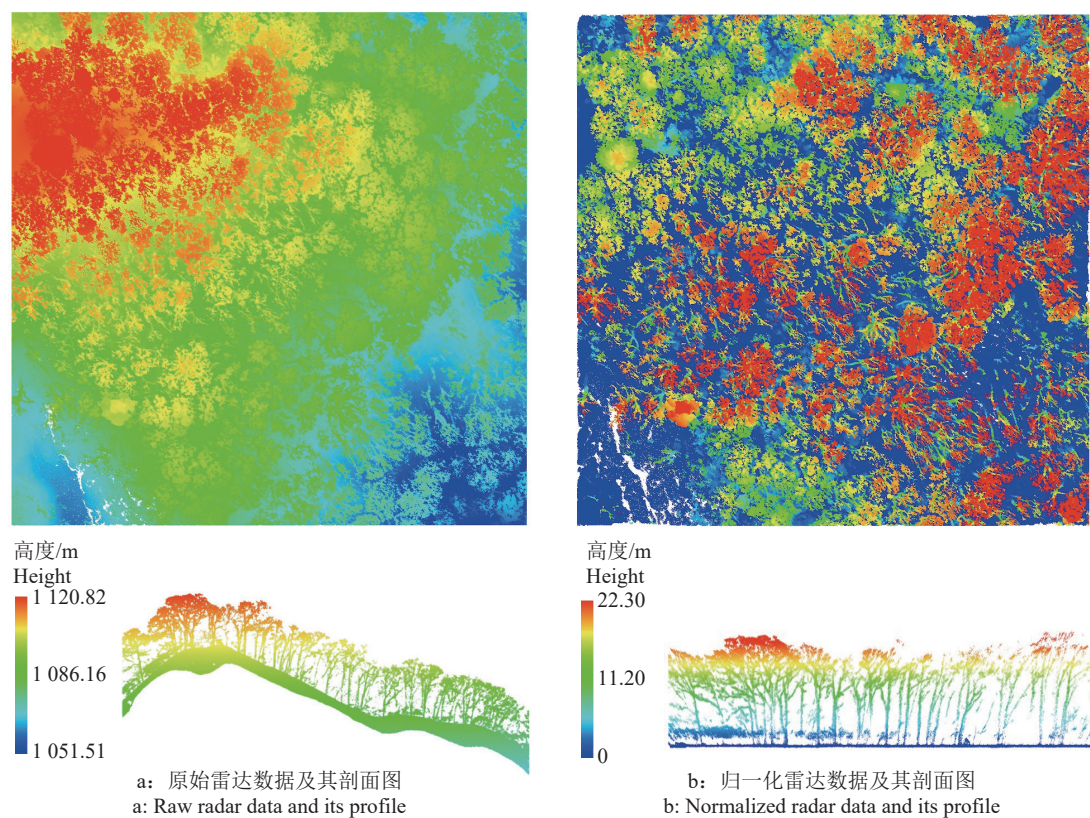


图 2 归一化前后对比结果

Fig. 2 Comparison results before and after normalization

率 (p) 以及 t 和 p 的调和平均值 (F) 进行评价, 三者取值范围均为 0 到 1, 数值越接近 1 表示分割效果越好。计算公式如下:

$$t = \frac{TP}{TP + FN}, \tag{1}$$

$$p = \frac{TP}{TP + FP}, \tag{2}$$

$$F = \frac{2tp}{t + p}, \tag{3}$$

式中, TP表示正确分割, 指一对一的关系, 将树木分割为单独的一株树, 即有效单木分割; FP表示过分割, 指一对多的关系, 把原本属于 1 个整体的单木分成了多株单木; FN表示欠分割, 指 1 株或几株树被划分到其临近的单木中, 且未被检测出来。

1.4 树木定量结构模型

树木定量结构模型是重建树木三维模型的方法。目前较为常用的模型有 PyeTree^[23]、TreeQSM^[24]、SimpleTree^[25] 等, 本文将 TreeQSM (<https://github.com/InverseTampere/TreeQSM>) 作为试验模型, 该模型由芬兰坦佩雷理工大学的 Pasi Raumonon 等开发, 在不同森林类型中均具有较好的普适性, 其构建单木模型的核心方法是对点云进行体元化分割, 实现对树木几何特征的定量表达, 如体积、冠幅、分支

角度等。其中, PatchDiam1、PatchDiam2Min 和 PatchDiam2Max 是 TreeQSM 建模所必需的 3 个重要参数。建模过程主要分为 2 个阶段, 第一阶段是按照 PatchDiam1 定义的体元大小进行简单分割; 第二阶段是按照设置的最大、最小体元实现精细分割, 也可同时添加其他参数实现更具体的分割。其中, 在所有样本中随机选取 20 株树对参数进行敏感性分析, 并将最优参数作为其他样本的输入参数。具体参数设置可以参照开发者文档 (<https://github.com/InverseTampere/TreeQSM/blob/master/Manual>)。在完成三维模型后, 提取胸径、主干体积、枝干体积、分支数、冠层基部高度、冠层面积、冠层体积以及冠幅等参数, 并且为保证建模效果具有稳定性, 每个样本获取 20 组树木定量结构模型, 各个参数取其平均值作为最终结果。

1.5 单木生物量模型构建及精度评价

1.5.1 地上生物量计算 按照《主要树种立木生物量模型与碳计量参数》标准 (GB/T 43648—2024)^[26] 计算单木生物量, 研究区内栎树采用南方其他省份栎树分布区对应的计算公式, 而其他阔叶树则采用全国通用的其他硬阔树地上生物量公式, 具体如下:

$$M = 0.213\ 6D^{2.304\ 16}, \tag{4}$$

$$M = 0.1875D^{2.333\,00}, \tag{5}$$

式中, M 为地上生物量估计值, D 为林木胸径。式 (4) 为栎树公式, 式 (5) 为其他阔叶树公式。

1.5.2 建模变量筛选 利用 Pearson 相关系数 (r) 和方差膨胀因子 (Variance inflation factor, VIF) 进行特征筛选, 移除共线性变量, 具体计算公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}, \tag{6}$$

$$VIF_i = \frac{1}{1 - r_i^2}, \tag{7}$$

式中, X_i 和 Y_i 分别是 2 个变量的第 i 个观察值, \bar{X} 和 \bar{Y} 是 2 个变量的均值, r_i 表示第 i 个变量与其他变量的相关系数, VIF_i 是第 i 个变量的方差膨胀因子, 当 VIF 小于 5 时可以认为该变量与其他变量之间不存在明显的共线性。

1.5.3 机器学习算法 选取 RF、SVM 和 MLP 3 种方法进行生物量建模。RF 是集成算法的延伸, 其核心是对样本进行随机抽样, 通过构造多个决策树来提升算法的性能, 对模型具有很好的解释性。SVM 通过划分超几何空间并结合核函数, 将数据隐式地映射到一个更高维的空间, 使其在新的空间中变得线性可分, 进而完成模型构建。MLP 是前馈神经网络, 由输入层、1 个或多个隐藏层和输出层组成, 数据传入输入层, 通过激活函数完成在隐藏层的传输, 最终由输出层对数据进行预测。机器学习可以使用各种具有更高精度的大输入数据对复杂的空间模式进行建模, 这种方法越来越多地用于森林生物量的估测研究中^[27-28]。

1.5.4 模型评价 本文将试验样本数据集按 7:3 随机划分成训练集和测试集。在训练集上, 通过网格搜索与十折交叉验证的方式寻找模型的最优参数。具体而言, 将训练集进一步分为 10 等份, 每次选取其中 1 份作为验证集, 剩余的 9 份作为训练集, 循环 10 次, 确保每一份数据都被用作验证集, 并利用交叉验证确定的最优参数, 在整个训练集上重新训练模型。模型训练完成后, 使用测试集对模型的性能进行评估, 以检验模型的泛化能力。其中, 采用决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和相对均方根误差 (rRMSE) 进行模型训练集及测试集的精度评价。 R^2 用于评估模型的整体拟合效果, RMSE 和 rRMSE 用于衡量模型的预测准确性, 具体公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \tag{8}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / n}, \tag{9}$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}} \times 100\%, \tag{10}$$

式中, n 为样本中单木数量, y_i 为单木生物量的估计值, \hat{y}_i 为模型预测值, \bar{y} 为样本平均值。

2 结果与分析

2.1 基于机载激光雷达的多变量精度评价

2.1.1 空间位置精度 将非地面点按照 TIN 内插法生成分辨率为 0.1 m 的栅格, 即数字高程模型 (Digital elevation model, DEM)。在相同位置处对比 DEM 与单木 RTK 的海拔, 以此验证激光雷达的位置精度。结果 (图 3) 显示两者海拔几乎一致 ($R^2=0.999\,9$), 说明 UAV-LS 所采集的数据位置偏差极小, 点云数据中显示的单木位置就是其本身在真实空间的位置, 不需要再进行空间位置校正。

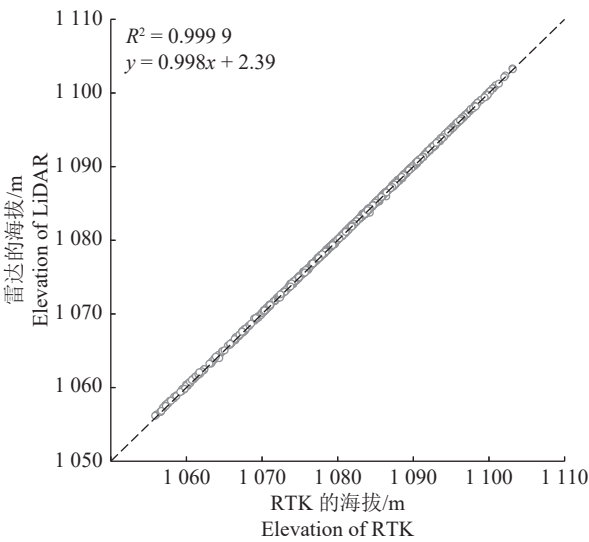


图 3 海拔验证图
Fig. 3 Elevation verification map

2.1.2 点云分割精度 本文采用边界角点所确定的范围对整个大样地进行划分, 共分为 9 块小样地, 当靠近边界的树木提取不完整时, 按照树基部位置判断所属的样地, 并对缺失部分采取提取、合并的方式进行补充, 得到完整的样地点云。由于阔叶林林下植被复杂且 UAV-LS 采用自上而下的方式获取数据, 因此所获取的点云均为中上层枝干较为清晰的点云数据, 较难获取样地内中下层小树点云。根据样地内树种分布的复杂性, 在进行点云分割时, 需针对同样地采用不同参数进行设置, 以期达到最优分割。最后对各个样地的分割结果进行精度评价, 具体结果如表 2 所示。

表 2 样地分割精度统计结果
Table 2 Plot segmentation accuracy statistical results

样地 Plot	实测株数 Actual tree count	分割株数 Segmented tree count	TP	FN	FP	<i>t</i>	<i>P</i>	<i>F</i> 值 <i>F</i> -score
1	20	19	18	2	1	0.90	0.95	0.92
2	23	22	19	4	3	0.83	0.86	0.84
3	27	24	21	6	3	0.78	0.88	0.82
4	23	23	18	5	5	0.78	0.78	0.78
5	36	37	30	6	7	0.83	0.81	0.82
6	27	26	20	6	5	0.77	0.80	0.78
7	19	19	18	1	1	0.95	0.95	0.95
8	17	19	16	3	1	0.84	0.94	0.89
9	28	28	25	3	3	0.89	0.89	0.89

由表 2 可知, 在所有样地的分割中, 4 号和 6 号样地调和平均值相对偏低, 即 *F* 值为 0.78。影响其分割精度的主要原因有 2 点: 一是样地中存在丛生的树木点云, 二是林分中间层的乔木点云不够清晰。整体来看, 共有 185 株树木被准确地识别并分割出来, 占样地内点云树木总量的 84%。在阔叶林树种中, 分割的综合效果较好, 对于一些分割效果较差的树木, 通过添加种子点的位置进行再次分割, 完成单株树木的精准提取。最终得到 220 株中大型的乔木点云数据, 其胸径范围为 15.0~67.2 cm, 生活史阶段均为中树及以上树木。

2.1.3 树高提取精度 根据单木分割结果, 提取归一化后高度的最大值与最小值, 其差值即是树高。与野外实际测量值对比结果 (图 4) 表明, 提取的单木树高与测量结果非常接近 ($R^2=0.870\ 0$), 说明激光

雷达数据能很好地反演树木的实际高度。

2.2 TreeQSM 构建及参数提取

在进行参数敏感性分析后, 设置 PatchDiam1、PatchDiam2Min、PatchDiam2Max 参数值分别为 [0.05, 0.08]、[0.01, 0.015, 0.02] 与 [0.06, 0.10]。敏感性分析后的参数能较好地构建出大胸径树木, 但针对胸径较小的树木需要在此基础上稍作修改, 其中 PatchDiam1 参数较为影响小胸径树木的模型效果。在剔除树冠不完整以及主干缺失的点云数据后, 共构建 176 个 TreeQSM 模型。所有模型中, 茅栗 (65 株) 数量最多, 其次是短柄枹栎 (43 株) 和化香 (42 株)。槲栎 *Quercus aliena Blume* 和锐齿槲栎也略高, 分别为 8 和 9 株。其他树种如灯台树 *Cornus controversa*、金缕梅 *Hamamelis mollis*、鹅耳枥 *Carpinus turczaninowii*、黄檀 *Dalbergia hupeana*、山合欢 *Albizia kalkora* 以及尾叶樱 *Cerasus dielsiana* 等数量较少, 各自仅有 1 或 2 株。总体来看, 树种分布不均, 其中茅栗、短柄枹栎和化香占据了较大比例, 为优势树种。树木具体建模效果以 1 株分支较多的点云数据 (图 5) 进行展示, 图中所构建的 TreeQSM 模型能较为清晰地模拟出树木各级枝干的特征。

通过构建三维模型从而量化树木参数, 并在其中选取 7 个树木结构参数进行分析, 分别统计各个参数的平均值、标准差、最小值、上四分位数、中位数、下四分位数以及最大值, 结果见表 3。并通过实测胸径与冠幅检验提取精度, 其中提取的胸径与实测胸径 R^2 达到 0.930 0, 冠幅拟合 R^2 达到 0.440 0 (图 6), 说明构建的三维模型能较为准确地反映出树木的三维结构。这与相关研究结果^[29-30]相符, 当

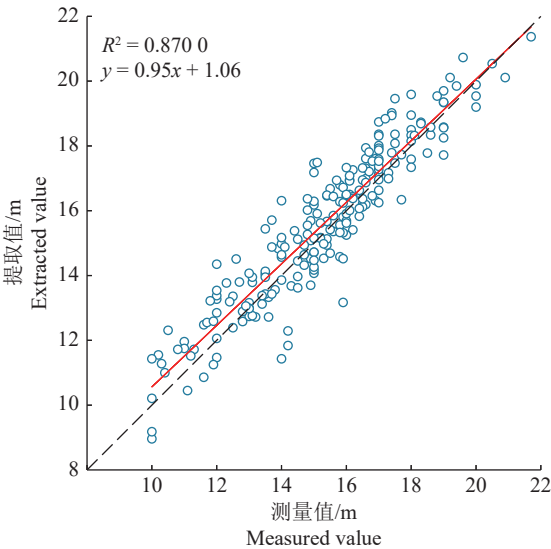


图 4 树高回归图
Fig. 4 Tree height regression graph

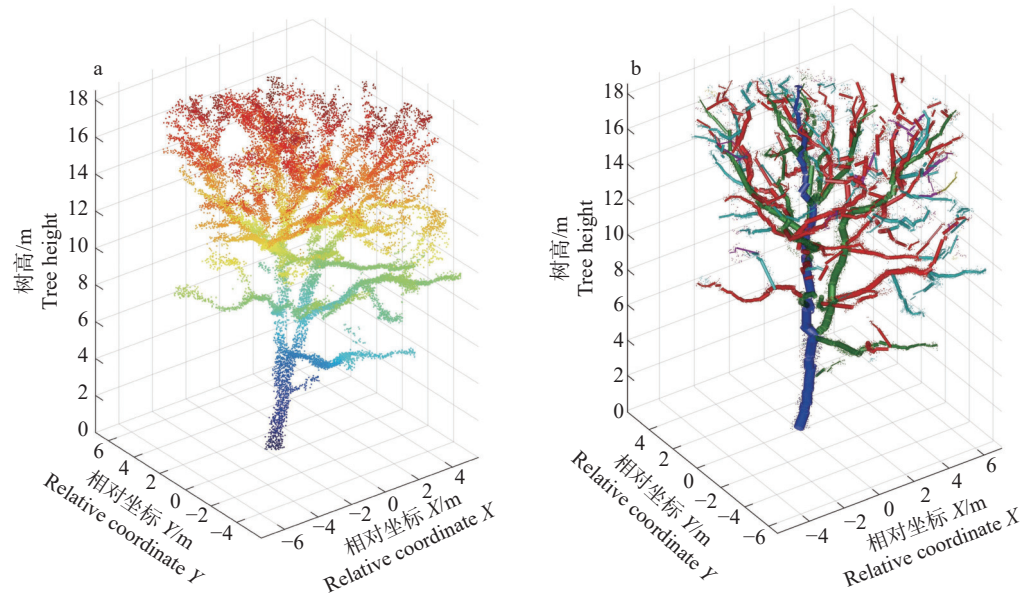


图 5 TreeQSM 建模前 (a)、后 (b) 对比图

Fig. 5 Comparison images before (a) and after (b) TreeQSM modeling

表 3 参数统计信息

Table 3 Parameter statistical information

统计量 Statistic	主干体积/m ³ Trunk volume	枝干体积/m ³ Branch volume	分支数 Branch number	冠层基部高度/m Crown base height	冠层面积/m ² Crown area	冠层体积/m ³ Crown volume	冠幅/m Crown width
平均值 Average	0.82	0.76	146.97	7.89	16.79	39.72	3.78
标准差 SD	0.58	1.40	166.26	3.17	19.34	103.76	2.31
最小值 Min.	0.12	0.01	8.00	0.44	1.38	0.01	0.67
下四分位 P ₂₅	0.41	0.11	41.00	5.47	5.09	0.71	2.10
中位数 P ₅₀	0.67	0.25	85.00	8.34	10.49	3.81	3.25
上四分位 P ₇₅	1.04	0.68	173.00	10.43	19.27	26.33	4.85
最大值 Max.	3.56	10.35	903.00	14.57	138.73	929.58	13.17

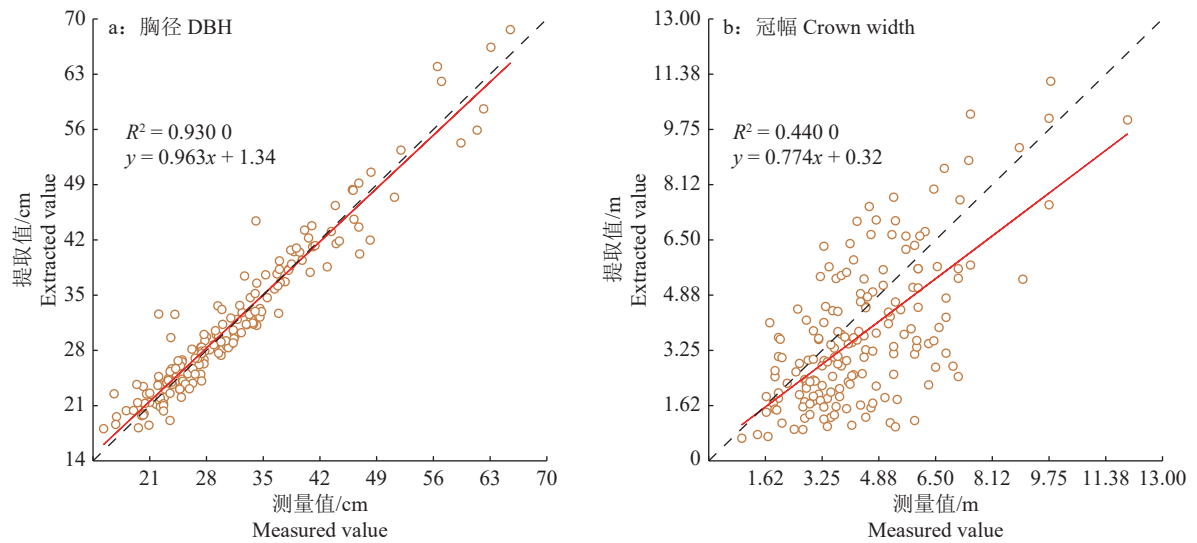


图 6 胸径 (DBH) 及冠幅拟合结果

Fig. 6 Diameter at breast height (DBH) and crown width fitting results

胸径大于 30 cm 时,TreeQSM 能更准确地实现重建^[31]。本文参与构建模型的点云树木多为胸径较大的乔木树种,因提取的胸径数据为计算生物量的强关联因子,故不参与生物量的模型构建。

2.3 生物量估算模型构建

2.3.1 变量筛选 经过共线性分析后,共保留 5 个特征因子用于模型构建,分别是主干体积、分支数、冠层体积、冠层基部高度以及冠幅。其 VIF 均小于 5,主干体积 VIF 为 2.95,分支数 3.82,冠层体积 3.11,冠层基部高度 1.30,冠幅 4.62,说明筛选后的变量之间没有较为严重的共线性。进一步对各变量之间进行显著性检验,结果如表 4 所示。各变量之

间均在 $P<0.001$ 水平下显著相关,除变量冠层基部高度与其他变量负相关外,其他变量之间均为正相关,其中主干体积与生物量相关系数最高,达到 0.91。通过相关性分析结果可以看出,冠层结构参数对于生物量研究具有重要意义,如冠层体积(0.72)、冠幅(0.77)等。在陆地生态系统中,植物冠层是介于大气和土壤基质间进行有机物合成代谢的重要部位,对于研究树木生物量起到直接或间接的作用。如单木生物量随冠层基部高度的上升会出现一定程度的下降,这与冠层大小有着密切的关系,当冠层基部位置低时,属于树木冠层的部分就会增多,从而使生物量增加。

表 4 各建模因子相关性统计¹⁾
Table 4 Correlation analysis of each modeling factor

因素 Factor	生物量 Biomass	主干体积 Trunk volume	冠层体积 Crown volume	冠幅 Crown width	冠层基部高度 Crown base height	分支数 Branch number
生物量 Biomass	1.00					
主干体积 Trunk volume	0.91***	1.00				
冠层体积 Crown volume	0.72***	0.71***	1.00			
冠幅 Crown width	0.77***	0.77***	0.73***	1.00		
冠层基部高度 Crown base height	-0.46***	-0.40***	-0.38***	-0.46***	1.00	
分支数 Branch number	0.64***	0.61***	0.77***	0.81***	-0.44***	1.00

1) ***表示在 $P<0.001$ 水平显著相关(Pearson法)。
1) *** indicates significant correlation at $P<0.001$ level (Pearson method).

2.3.2 模型参数及建模结果 利用网格搜索遍历所有可能的参数组合,并在优化过程中通过交叉验证来评估每个参数组合的性能,从而选择最优的参数集。RF 中,max_depth 代表决策树的最大深度,限制树的深度可以防止过拟合;min_samples_split 是每个节点可以分裂的最小样本数量,该参数影响树的分枝过程,较大的值可以防止过拟合;n_estimators 控制树的数量,更多的树通常能提高模型的稳定性。MLP 中,alpha 代表正则化系数,用于防止模型过拟合,较大的 alpha 会使模型更平滑,但可能降低模型拟合能力;hidden_layer_sizes 是隐藏层的大小和数量,影响模型的学习能力和复杂性;learning_rate 控制学习率模型参数更新的速度,其中自适应学习率可根据模型收敛情况自动调整;max_iter 为模型训练过程中允许的最大迭代步数。SVM 中,C 代表惩罚系数,较大的 C 值会强制模型在训练集上更好地拟合,但可能导致过拟合;gamma 是核函数中的参数,决定样本的影响范围,较大的 gamma 会使模型更倾向于对训练数据的过拟合;Kernel 是核函数

类型(如线性核等)。
在经过参数筛选后,RF 的最优参数为 max_depth=3, min_samples_split=5, n_estimators=100; MLP 的最优参数是 alpha=0.1, hidden_layer_sizes=(50, 50), learning_rate='adaptive', max_iter=1 000; SVM 的最优参数是 C=1, gamma=0.1, kernel='linear'。根据最优参数进行生物量估测的结果(图 7)表明,RF 的测试集 R^2 达到 0.880 0,单木生物量的 RMSE 为 192.81 kg, rRMSE 为 29.88%; MLP 的测试集 R^2 达到 0.820 0,单木生物量的 RMSE 为 236.48 kg, rRMSE 为 36.65%; SVM 的测试集 R^2 达到 0.810 0,单木生物量的 RMSE 为 243.67 kg, rRMSE 为 37.77%。3 种机器学习模型中,RF 的效果最佳,MLP 与 SVM 结果较为接近,精度稍低于 RF,但也都表现出较高的准确性,证实了树木定量结构模型所提取的参数能够较好地构建出单木生物量模型,为森林资源清查提供了新方法,对后续研究具有重要意义。

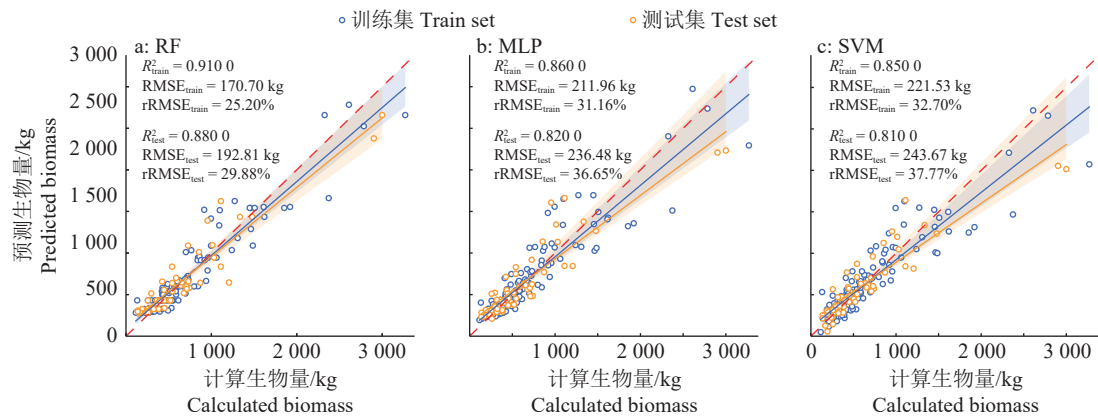


图 7 3 种机器学习算法的生物量估测模型散点拟合对比

Fig. 7 Scatter plot fitting comparison of biomass estimation models based on the three machine learning algorithms

3 讨论

本研究使用的 RF 算法可以训练出最优的单木生物量估测模型, 在生物量估测模型的研究中, 可以分为参数和非参数模型两大类^[10,32], 参数模型分为多元线性模型和非线性模型, 非参数模型则包括人工神经网络、支持向量机、深度学习等机器学习方法。针对不同研究区域和研究对象, 两类模型估测精度各有所长^[33]。本文采用机器学习方法进行模型构建, 旨在提高目标变量的预测精度, 而参数模型可以通过参数组合评估和解释变量对目标变量的影响程度。后续研究如需揭示目标变量与解释变量之间的特定关系, 可以选择多元线性和非线性模型探究各参数对单木生物量的响应关系。如 Abd Rahman 等^[34] 根据树高、胸径、树冠大小和树冠基部高度生成新的异速生长方程进行生物量计算。也可以将生物量模型细化, 分为主干生物量与枝干生物量, 这可能需要加入更多的树木参数进行模型完善, 如唐依人等^[35] 利用枝条因子进行分支生物量模型构建。同样, 可以根据主干体积与单木生物量之间的强相关性, 探索基于体积与木材密度的生物量计算方式是否优于异速生长模型^[36], 值得注意的是, 不同树种的木材密度存在差异, 因此需要先区分树种的木材密度, 才能得到更准确的结果。

点云密度也会对 TreeQSM 模型效果产生影响, 并在一定程度上影响树木分割精度。虽然本研究获取的数据为高密度的点云数据, 但是也存在点云冠层以及枝干缺失的情况, UAV-LS 采用自上而下的方式获取点云数据, 当上层树木出现遮挡时, 就无法完整获取中下层的树木点云^[37]。本研究的阔叶林为天马国家级自然保护区内的天然阔叶混交林, 群落发育比较成熟, 具有地带性稳定群落特

征。因其冠层、林下环境较为复杂, 所获取的树木点云主要为主林层大胸径乔木树种数据, 胸径均在 15.0 cm 以上, 而对于林下的小乔木则较难获取。但随着地基激光雷达 (TLS) 和移动激光扫描仪 (Mobile laser scanning, MLS) 等便携设备的深入应用, 也为多源点云数据融合获取高精度三维数据提供了新的技术手段。通过与地面点云数据相结合, 可以很好地弥补无人机点云数据在林下缺失的情况, 无人机点云数据也能补充地面点云数据缺失的上层树冠部分, 多源点云的融合可以促进对树木参数更可靠的估计, 从而有助于对复杂森林场景进行互补解释^[38], 起到扩大应用范围与提高应用精度的效果。Qi 等^[39] 研究发现, 在冠层覆盖率增加的情况下, 无人机激光点云与 MLS 相融合的数据在树木定量结构模型中表现最好。除多源点云数据的融合外, 探究无人机点云最佳的建模密度也是一种新思路。本文研究情境下表现为仿地飞行高度 60 m, 后续的研究可以尝试更低的飞行高度以获取更丰富的树木结构, 进而深入探究哪种高度下无人机点云数据的三维建模效果最好。

树木定量结构模型不仅用来估测森林蓄积量、生物量等参数, 在树种识别方面也取得了不错的结果^[40-41]。Hui 等^[42] 利用几何分形特征和 QSM 特征进行树种分类, 探索特征向量的分类效果, 获得了较好的分类结果。QSM 可以量化树木结构, 统计树木几何和拓扑属性, 如本研究中的主干体积等参数。树木结构可以作为树种分类的重要依据, 本文主要基于树木参数进行回归训练, 未涉及分类任务。针对植被结构复杂的落叶阔叶林, 如何精准识别树种显得尤为重要。特别在树木落叶期, 无法根据树叶等信息判断种属, 如果能通过树冠、分支等树木结构信息直接进行树种识别, 将大大降低野外工作中树种识别的难度。

4 结论

本文基于 UAV-LS 和 QSM 开展天马自然保护区阔叶树种单木生物量研究。其中, 空间位置精度 R^2 达到 0.999 9, 树高提取精度 R^2 为 0.870 0, 表明激光雷达数据精度很高, 并在点云总体分割精度较高的情况下, 进行单木点云的精确提取。在此基础上, 构建单木的三维结构模型, 结果显示, 胸径、冠幅拟合精度 R^2 分别为 0.930 0 和 0.440 0, 并进一步选择 3 种机器学习算法对树木参数进行生物量估测模型构建。3 种模型中, RF 算法结果最优 ($R^2=0.880\ 0$, RMSE=192.81 kg, rRMSE=29.88%), 证明 QSM 所提取的树木参数可以构建出精度较高的落叶期阔叶树种生物量估测模型, 为以后相关研究提供启发。本文使用的方法在一定程度上大大减轻了野外工作量和难度, 点云数据的获取比地基激光雷达更方便, 在森林资源调查中具有巨大的应用价值。

参考文献:

[1] BROWN S, SCHROEDER P, KERN J. Spatial distribution of biomass in forests of the eastern USA[J]. *Forest Ecology and Management*, 1999, 123(1): 81-90.

[2] 刘立斌, 周运超, 程安云, 等. 利用皆伐法估算黔中喀斯特森林地上生物量[J]. *生态学报*, 2020, 40(13): 4455-4461.

[3] 孟凡栋, 王常顺, 朱小雪, 等. 青藏高原金露梅灌丛草甸物种丰富度和生物量取样方法探讨[J]. *生态学杂志*, 2016, 35(12): 3435-3442.

[4] 万五星, 王效科, 李东义, 等. 暖温带森林生态系统林下灌木生物量相对生长模型[J]. *生态学报*, 2014, 34(23): 6985-6992.

[5] WHITE J C, COOPS N C, WULDER M A, et al. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2016, 42(5): 619-641.

[6] WULDER M A, WHITE J C, NELSON R F, et al. Lidar sampling for large-area forest characterization: A review[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121: 196-209.

[7] LU J, WANG H, QIN S, et al. Estimation of above-ground biomass of *Robinia pseudoacacia* forest in the Yellow River Delta based on UAV and backpack LiDAR point clouds[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 86: 102014.

[8] 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.

[9] GARCIA M, RIANO D, CHUVIECO E, et al. Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data[J].

Remote Sensing of Environment, 2010, 114(4): 816-830.

[10] CORTE A P D, SOUZA D V, REX F E, et al. Forest inventory with high-density UAV-LiDAR: Machine learning approaches for predicting individual tree attributes[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 179: 105815.

[11] KNAPP N, FISCHER R, CAZCARRA-BES V, et al. Structure metrics to generalize biomass estimation from LiDAR across forest types from different continents[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111597.

[12] 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.

[13] HALL S A, BURKE I C, BOX D O, et al. Estimating stand structure using discrete-return LiDAR: An example from low density, fire prone ponderosa pine forests[J]. *Forest Ecology and Management*, 2005, 208(1/2/3): 189-209.

[14] HOSOI F, NAKAI Y, OMASA K. 3-D voxel-based solid modeling of a broad-leaved tree for accurate volume estimation using portable scanning LiDAR[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 82: 41-48.

[15] DEMOL M, CALDERS K, VERBEECK H, et al. Forest above-ground volume assessments with terrestrial laser scanning: A ground-truth validation experiment in temperate, managed forests[J]. *Annals of Botany*, 2021, 128(6): 805-819.

[16] HAUGLIN M, ASTRUP R, GOBAKKEN T, et al. Estimating single-tree branch biomass of Norway spruce with terrestrial laser scanning using voxel-based and crown dimension features[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2013, 28(5): 456-469.

[17] BREDE B, TERRY N L, BARBIER N, et al. Non-destructive estimation of individual tree biomass: Allometric models, terrestrial and UAV laser scanning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 280: 113180.

[18] DALLA CORTE A P, DE VASCONCELLOS B N, REX F E, et al. Applying high-resolution UAV-LiDAR and quantitative structure modelling for estimating tree attributes in a crop-livestock-forest system[J]. *Land*, 2022, 11(4): 507.

[19] YE N, VAN LEEUWEN L, NYKTAS P. Analysing the potential of UAV point cloud as input in quantitative structure modelling for assessment of woody biomass of single trees[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 81: 47-57.

[20] 赵丽娟, 项文化. 常绿阔叶林石栎和青冈种群生活史特征与空间分布格局[J]. *西北植物学报*, 2014, 34(6): 1259-1268.

[21] ZHANG W, QI J, WAN P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501.

[22] TAO S, WU F, GUO Q, et al. Segmenting tree crowns

from terrestrial and mobile LiDAR data by exploring ecological theories[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 110: 66-76.

[23] DELAGRANGE S, JAUVIN C, ROCHON P. PyeTree: A tool for reconstructing tree perennial tissues from point clouds[J]. *Sensors*, 2014, 14(3): 4271-4289.

[24] RAUMONEN P, KAASALAINEN M, AKERBLOM M, et al. Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 491-520.

[25] HACKENBERG J, SPIECKER H, CALDERS K, et al. SimpleTree: An efficient open source tool to build tree models from TLS clouds[J]. *Forests*, 2015, 6(11): 4245-4294.

[26] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 主要树种立木生物量模型与碳计量参数: GB/T 43648—2024[S]. 北京: 中国标准出版社, 2024.

[27] MAXWELL A E, WARNER T A, FANG F. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018.

[28] ZHANG Y, MA J, LIANG S, et al. An evaluation of eight machine learning regression algorithms for forest aboveground biomass estimation from multiple satellite data products[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(24): 4015.

[29] FEKRY R, YAO W, CAO L, et al. Ground-based/UAV-LiDAR data fusion for quantitative structure modeling and tree parameter retrieval in subtropical planted forest[J]. *Forest Ecosystems*, 2022, 9: 100065.

[30] KRŮČEK M, KRÁL K, CUSHMAN K C, et al. Supervised segmentation of ultra-high-density drone lidar for large-area mapping of individual trees[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(19): 3260.

[31] SCHNEIDER F D, KÜKENBRINK D, SCHAEPMAN M E, et al. Quantifying 3D structure and occlusion in dense tropical and temperate forests using close-range LiDAR[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 268: 249-257.

[32] COOPS N C, TOMPALSKI P, GOODBODY T R H, et al. Modelling LiDAR-derived estimates of forest attributes over space and time: A review of approaches and future trends[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 260: 112477.

[33] 陈中超, 刘清旺, 李春干, 等. 基于无人机激光雷达的人工林碳储量线性与非线性估测模型比较[J]. *北京林业大学学报*, 2021, 43(12): 9-16.

[34] ABD RAHMAN M Z, ABU BAKAR M A, RAZAK K A, et al. Non-destructive, laser-based individual tree aboveground biomass estimation in a tropical rainforest[J]. *Forests*, 2017, 8(3): 86.

[35] 唐依人, 贾炜玮, 王帆, 等. 基于 TLS 辅助的长白落叶松一级枝条生物量模型构建[J]. *南京林业大学学报 (自然科学版)*, 2023, 47(2): 130-140.

[36] CHEN S, FENG Z, CHEN P, et al. Nondestructive estimation of the above-ground biomass of multiple tree species in boreal forests of china using terrestrial laser scanning[J]. *Forests*, 2019, 10(11): 936.

[37] 刘鲁霞, 庞勇, 李增元. 基于地基激光雷达的亚热带森林单木胸径与树高提取[J]. *林业科学*, 2016, 52(2): 26-37.

[38] CALDERS K, ADAMS J, ARMSTON J, et al. Terrestrial laser scanning in forest ecology: Expanding the horizon[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 251: 112102.

[39] QI Y, COOPS N, DANIELS L, et al. Comparing tree attributes derived from quantitative structure models based on drone and mobile laser scanning point clouds across varying canopy cover conditions[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 192: 49-65.

[40] ÅKERBLOM M, RAUMONEN P, MÄKIPÄÄ R, et al. Automatic tree species recognition with quantitative structure models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 191: 1-12.

[41] TERRY N L, CALDERS K, DISNEY M, et al. Tree species classification using structural features derived from terrestrial laser scanning[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 168: 170-181.

[42] HUI Z, CAI Z, XU P, et al. Tree species classification using optimized features derived from light detection and ranging point clouds based on fractal geometry and quantitative structure model[J]. *Forests*, 2023, 14(6): 1265.

【责任编辑 庄延】