

基于无人机 LiDAR 的橡胶树单木地上生物量估测

包栋炆¹, 王祥军^{2*}, 李少达^{1**}, 谭骏祥¹, 黄肖², 宋佳倩¹, 贾文惠¹, 吴满意³

1. 成都理工大学地球科学学院, 四川成都 610000; 2. 中国热带农业科学院橡胶研究所, 海南海口 571101; 3. 自然资源部第一地形测量队, 陕西西安 710054

摘要: 橡胶树地上生物量是反映橡胶树生产力、固碳能力和碳储量的重要指标, 为提高橡胶树单木地上生物量估测的效率和精度, 以橡胶树 8 年生育种试验林为研究对象, 采用无人机 LiDAR 获取林地云数据, 并实测其地上生物量, 基于点云数据提取树高、冠幅、树冠投影面积和树冠体积 4 个单木结构参数, 将此 4 个参数作为预测因子建立橡胶树单木地上生物量估测模型, 比较多元非线性回归和随机森林回归 2 种模型的估测精度, 并分别采用五折交叉验证的方法对 2 种模型的泛化能力和可靠性进行评估。结果表明: (1) 在单木分割的基础上由算法提取的树高和冠幅与直接基于点云人工量测的数值存在很好的一致性, 2 个参数与实测值的 Pearson 相关系数分别为 0.999 和 0.951, 均方根误差 (RMSE) 分别为 0.109 m 和 0.452 m; (2) 树高、冠幅、树冠投影面积和树冠体积等 4 个单木结构参数与橡胶树实测单木地上生物量相关性显著, 其中树冠体积与地上生物量的 Pearson 相关系数最高, 达 0.904, 4 个参数对橡胶树地上生物量都具有良好的解释性; (3) 基于 4 个单木结构参数建立的 2 种橡胶树单木地上生物量估测模型均能够取得很好的拟合效果, 但是随机森林回归模型的表现更优, 其决定系数 (R^2) 为 0.85, 估测精度较多元非线性回归模型提高了 3.64%, 相对均方根误差 (rRMSE) 为 30.90%, 较多元非线性回归模型减小 2.66%。总体而言, 随机森林回归模型的拟合优度更高, 泛化能力更强, 可以更加准确地估测橡胶树单木地上生物量。

关键词: 无人机 LiDAR; 橡胶树; 地上生物量; 单木结构参数

中图分类号: S758.1 文献标识码: A

Estimation of Individual Tree Above-ground Biomass of Rubber Tree Based on UAV-LiDAR

BAO Liyang¹, WANG Xiangjun^{2*}, LI Shaoda^{1**}, TAN Junxiang¹, HUANG Xiao², SONG Jiaqian¹, JIA Wenhui¹, WU Manyi³

1. College of Earth Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610000, China; 2. Rubber Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences, Haikou, Hainan 571101, China; 3. The First Topographic Survey Team, Ministry of Nature Resources, Xi'an, Shaanxi 710054, China

Abstract: The above-ground biomass (AGB) is an important indicator to reflect the productivity, carbon sequestration capacity, and carbon storage of rubber tree. However, the AGB models of individual rubber tree with high estimation efficiency and accuracy are still needed to develop. In the present study, an 8-year-old forest established for rubber tree breeding trial was scanned to obtain the point cloud data by using Unmanned Aerial Vehicle-Light Detecting and Ranging (UAV-LiDAR), meanwhile, the actual AGB of every tree in this forest was measured experimentally. Four individual tree structure parameters, such as tree height, crown width, crown projected area, and crown volume, were extracted from the point cloud data, and then, used as predictors to establish the individual rubber tree AGB model. The multiple nonlinear regression and random forest regression were both applied to establish the model, and the estimation accuracy,

收稿日期 2022-08-22; 修回日期 2022-09-25

基金项目 国家重点研发计划项目 (No. 2019YFD1000500); 中国热带农业科学院基本科研业务费专项资金 (No. 1630032022007); 四川省科技计划项目 (No. 2021YJ0369)。

作者简介 包栋炆 (1998—), 女, 硕士研究生, 研究方向: 激光雷达林业应用。*同等贡献作者: 王祥军 (1984—), 男, 博士, 副研究员, 研究方向: 橡胶树遗传育种。**通信作者 (Corresponding author): 李少达 (LI Shaoda), E-mail: lisd@cdut.edu.cn。

generalization ability and reliability were evaluated by five-fold cross-validation. The tree height and crown width values extracted by special algorithms from individual tree point clouds data were highly correlated with the values manually measured on point clouds, the Pearson correlation coefficients of the two parameter were 0.999 and 0.951 respectively, and the root mean square errors (*RMSE*) was 0.109 m and 0.452 m respectively. The correlations between the four structure parameters and the AGB of individual rubber tree was significant. Especially, the parameter of crown volume had the highest Pearson correlation coefficient (0.904). All four parameters had good explanations for AGB. Both established AGB models based on the four individual tree structure parameters could achieve good fitting results. However, the method of random forest regression had a better performance compared with multiple nonlinear regression. The coefficient of determination (R^2) of the random forest regression model was 3.64% higher than that of the multiple nonlinear regression model, and the relative root mean square error (*rRMSE*) of the random forest regression model was 2.66% lower than that of the multiple nonlinear regression model. In general, there is higher goodness of fit and stronger generalization ability of the random forest regression model which can more accurately estimate the rubber tree AGB.

Keywords: UAV-LiDAR; rubber tree; above-ground biomass; individual tree structure parameters

DOI: 10.3969/j.issn.1000-2561.2023.06.020

橡胶树 (*Hevea brasiliensis*) 原产于南美洲亚马逊河流域的热带雨林, 其产出的天然乳胶是一种重要的战略资源与工业原料, 因此我国高度重视橡胶树栽培与胶园培育工作, 目前我国橡胶树种植面积已达 114.53 万 $\text{hm}^{2[1-2]}$ 。橡胶林生态系统是海南重要的人工生态系统, 其生物量和生产力受到科研人员的广泛关注^[3-5]。橡胶树生物量表示在一定时间内单位空间中橡胶树所产有机质的累积量, 是反映橡胶树生产力、固碳能力和碳储量的一个重要指标^[6-7], 目前, 橡胶树生物量研究主要集中在地上生物量 (above-ground biomass, AGB)。另外, 橡胶树单木生物量研究有助于动态理解橡胶树特定的生长过程, 并从单木尺度上评估胶园的森林生物量构成^[8]。目前比较流行的 AGB 估测方法是树种异速生长方程, 即通过测定易测的单木因子 (树高、胸径等) 来推算难以测量的 AGB^[9], 但传统的获取单木因子的方法费时费力, 而且由于品种和生境差异, 林木生长存在较大的异质性, 异速生长方程的泛化能力较低, 因此如何快速估测橡胶树 AGB 以及橡胶树 AGB 的动态监测仍存在较大挑战。

随着遥感技术的发展, 激光雷达 (light detection and ranging, LiDAR) 技术因其对植被空间结构和地形探测能力的优势, 广泛应用于林业研究^[10-12]。在样地尺度和单木尺度, 无人机 LiDAR 和地基 LiDAR 也已经成为一种关键的遥感技术, 广泛用于小尺度的单木参数提取和 AGB 估计^[13-16]。无人机 LiDAR 操作灵活、使用方便, 且在冠层结构提取方面优于地基 LiDAR, 能够快速获取区域尺度的森林 AGB 空间分布, 而且它所

获取的单木因子精度理想, 可以大幅提高 AGB 的估测精度。因此, 通过无人机 LiDAR 技术获取的橡胶树点云数据提取单木结构参数, 进而建立橡胶树单木 AGB 估测模型是可行的。

AGB 估测模型常用的预测因子是树高、胸径以及冠幅等, 但机载 LiDAR 数据很难提取到树木的胸径值^[17], 而树冠作为树木进行光合作用和呼吸作用的重要场所, 除了直接的单木因子冠幅外, 衍生的单木参数如树冠面积和树冠体积等也能在一定程度上反映树冠形态大小, 已有研究表明引入树冠投影面积和树冠体积可以提高 AGB 模型的拟合精度和预测精度^[18]。除了要选择合适的输入变量外, 模型的选择也很关键, AGB 估测可分为参数化方法与非参数化方法两大类, 参数化方法通常采用统计回归, 假设 AGB 与预测因子之间可以通过参数预先确定明确的模型表达式, 简单且便于计算^[19]。AGB 与预测因子之间通常呈现幂、指数或对数等非线性关系, 因此非线性回归模型常被用于生物量建模^[20]。但由于林木生长的区域差异性, 参数化方法得到的 AGB 估测模型往往泛化能力不强, 模型难以有效和完整表达, 现阶段 AGB 的估测模型已向非参数化模型拓展^[16, 21]。随机森林 (random forest, RF) 算法是一种抗过拟合的非参数集成建模方法, 具有较高的精度和泛化能力, 目前广泛用于生物量估测^[22]。因此, 本研究以海南省儋州市中国热带农业科学院橡胶研究所的橡胶树育种试验林地作为研究对象, 获取试验林地的无人机 LiDAR 点云数据, 在单木分割的基础上, 提取树高、冠幅、树冠投影面积、树冠体积等单木结构参数作为输入

变量,对比多元非线性回归和随机森林回归 2 种方法来估测橡胶树单木 AGB 的精度,从而为橡胶树生物量的育种改良和橡胶林生态系统监测提供一定基础。

1 材料与方法

1.1 材料

橡胶树试验林段位于海南省儋州市中国热带农业科学院橡胶研究所育种基地(19°11'~19°52'N, 108°56'~109°46'E)。儋州市是我国最重要的天然橡胶生产基地,位于海南西北部,属热带季风气候,年均气温 23.5~24.1 °C,年均降雨量 1800 mm^[23]。实验树于 2013 年定植,生长状况良好,林相整齐。

1.2 方法

1.2.1 数据采集 本研究使用 MIRACLE 3 无人机系统搭载 CBI-120P 激光雷达(成都奥伦达科技有限公司)对橡胶树试验林段进行 LiDAR 数据获取。雷达激光波长为 905 nm,扫描视场角为 360°,扫描频率为 5~20 Hz,最大有效扫描速率为每秒 64 万点,有效探测距离 0~120 m。数据采集时间为 2021 年 11 月 13 日,天气状况良好。由于试验林段橡胶树株行距较小(约 1.5 m×3.0 m),林分郁闭度较高,无人机激光雷达很难得到树干的回波点,因此我们对试验林段进行了间伐,以期获得更加完整的橡胶树整株点云。间伐后株行距约 3.0 m×6.0 m,林相通透。间伐前后林相如图 1 所示,获取的 LiDAR 点云数据如图 2 所示。



图 1 试验地疏伐前(A)后(B)数据

Fig. 1 Data before (A) and after (B) thinning of test plot

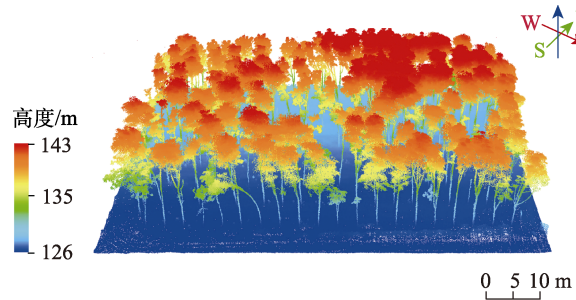


图 2 橡胶实验地 LiDAR 数据

Fig. 2 LiDAR data of experimental rubber plot

LiDAR 数据获取完成后,随机选择 85 株进行 AGB 实测,并测定其离地 1.5 m 处的茎围。实验树伐倒后,分离树干、树枝和树叶,分别称取鲜重,并对各组织分别取样,3 次重复,在 85 °C 恒温下烘至恒重,称取组织样品的干重,计算不同组织含水率,由此计算整株组织的干重。树干、树枝和树叶的干重总和即为橡胶树 AGB。

1.2.2 点云数据处理 为了更好地利用 LiDAR 数据,需要对获取的点云数据进行预处理,主要包括 3 个步骤:首先采用离群点检测算法去除孤立的噪点,然后采用布料滤波算法^[24]将点云划分为地面点和非地面点,最后利用反距离权重法对地面点进行局部内插处理生成数字高程模型(digital elevation model, DEM),并对非地面点基于 DEM 进行高程归一化。

点云数据预处理完成后,即可进行单木点云分割。首先根据点云密度垂直分布曲线对橡胶树林段进行垂直分层,识别林下植被层,然后采用分层 DBSCAN (density-based spatial clustering of application with noise) 聚类算法提取橡胶树的基本骨架点,并根据骨架点采用自下而上的区域生长算法将橡胶树单木点云分割出来^[25]。对于少部分密集林分,由于树冠粘连,会出现单木树冠错分的问题,由此导致后续提取的单木参数值与实际测量值不符,所以对这部分结果进行手动处理,以纯化单木分割结果(图 3)。

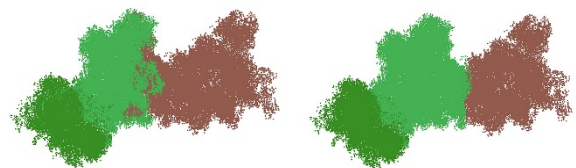


图 3 树冠粘连(左)与单木点云纯化结果(右)示例

Fig. 3 Crown adhesion (left) and individual tree point clouds purification results (right)

得到纯化的单木后，将每株橡胶树 Z 值最大的点作为单株树木的最高点，最高点的 Z 值即为树高。徐志扬等^[26]提出了一种树冠角度分区提取冠幅的方法，首先根据点云分层密度（本研究设阈值为 80）划分树干与树叶填充部分树冠的高度边界，以树木顶点为中心，计算每个角度分区（本研究设为 20° ）的最远点求均值的二倍进而得到冠幅。本研究采用此方法，对树冠部分进行投影，采用二维凸包算法^[27]求得树冠边缘的凸包点，再以这一系列凸包点的中心点作为分区中心求取单株树木的冠幅，在此基础上，以凸包边缘点构建凸多边形，求取多边形的面积作为树冠投影面积；树冠体积计算采用几何模拟法^[28]，将树冠分成 1 个圆锥体与多个截断圆锥体，对各层采用二维凸包算法求其投影面积，树冠体积等于圆锥体体积和若干个截断圆锥体的体积总和。

1.2.3 地上生物量的多元非线性回归估测 生物量模型最具代表性的是 CAR (constant allometric ratio) 模型^[27]，但传统的 CAR 模型自变量较少，可能导致估测精度低，而单木参数之间满足相对生长关系，可在 CAR 模型的基础上引入相关的单木因子来建立生物量模型^[29]。本研究基于最小二乘回归，将提取的单木树高、冠幅、树冠投影面积以及树冠体积作为输入变量建立单木 AGB 模型。模型公式如下：

$$AGB = aH^b C^c S^d V^e \quad (1)$$

式中， AGB 表示地上生物量； H 表示树高； C 表示冠幅； S 表示树冠投影面积； V 表示树冠体积。 a 、 b 、 c 、 d 、 e 为模型参数。

1.2.4 地上生物量的随机森林回归估测 随机森林回归是由多个决策树组成的集成模型，广泛应用于分类和回归问题，该模型利用了最小均方误差的原理，能有效解决决策树过拟合和精度低的问题^[30]。随机森林采用自助采样法 (bootstrap sampling) 构建独立决策树的训练子集，这种有放回的抽样使得在原始数据集中有部分数据未被抽中，这些数据被称为袋外数据 (out of bag, OOB)。由于 OOB 不包含在训练集中，因此可以将其作为决策树的验证集对模型的泛化性能进行评估。另外，由于不同决策树的训练样本不同，从而保证了回归树的差异性。随机森林回归拟合 AGB 过程通过使用 R 软件的 Random Forest 包实现，其中需要确定 2 个重要参数： $Ntree$ 和 $Mtry$ ， $Ntree$ 为决策树的数量， $Mtry$ 为决策树生长分裂

时被测试的特征数量。这 2 个参数决定着模型的预测能力，根据交叉验证结果选取最优参数，确定 $Ntree$ 取值为 600， $Mtry$ 取值为 4。每棵回归树的叶子结点输出估测值，将所有回归树输出的估测值取平均即可得到最终的橡胶树 AGB 估测值。

1.2.5 估测模型的精度评价 为了评价橡胶树 AGB 模型的估测精度，本研究采用决定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$)、相对均方根误差 ($rRMSE$)、平均绝对误差 (MAE)、总相对误差 (TRE) 等统计指标来评估模型的拟合精度以及预测能力，公式如下：

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (3)$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{\hat{y}}} \times 100\% \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(y_i - \hat{y}_i)| \quad (5)$$

$$TRE = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^n \hat{y}_i} \times 100\% \quad (6)$$

式中， y_i 表示 AGB 实测值； \bar{y} 表示 AGB 实测平均值； \hat{y}_i 表示 AGB 估测值， $\bar{\hat{y}}$ 表示 AGB 预测结果的算术平均值， n 表示样本数。 R^2 和 $RMSE$ 是常用的模型评价指标，反映了模型的拟合优度以及自变量的贡献率和因变量的离差状况； $rRMSE$ 能够更好体现总体值域差别较大的模型预测精度，其值越小，模型预测精度越高； MAE 表示预测值与实测值之间绝对误差的平均值，能更好地反映预测值误差的实际情况； TRE 是反映拟合效果的重要指标，反映了回归模型的系统偏差情况，趋向于 0 时效果最好。本研究采用五折交叉验证进行模型评估，并将其结果的均值作为最终的模型评估指标。

1.3 数据处理

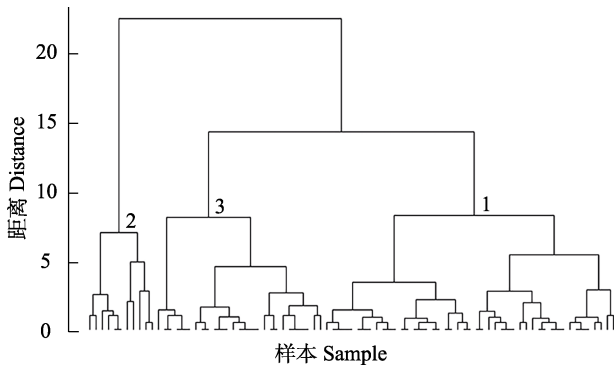
采用 Alundar Platform v2.4.2 软件直接量测单木点云的树高和冠幅值作为真实参数，利用 Microsoft Visual Studio 2015 进行点云数据预处理、单木分割以及参数提取的算法编写与实现，

利用 IBM SPSS Statistics 26、RStudio 以及 Microsoft Excel 2019 等软件进行数据处理、分析、模型建立以及图表制作等。

2 结果与分析

2.1 单木茎围分布

橡胶树一般量测胸高处（离地 1.5 m 高）的茎围，由于树木的 AGB 绝大部分来源于树干，故橡胶树的树围与 AGB 之间存在很强的相关关系。结合实测 AGB 与实测树围对样地内的橡胶树进行分析，样地内的橡胶树皆为同一时期定植，橡胶树茎围范围为 17~63 cm，采用层次聚类构建茎围的层次结构，以欧式距离（euclidean distance）计算变量间的距离，类平均法（average）进行聚类，将茎围聚类为 3 个层次，得到聚类的树状图（图 4）以及对应的茎围分布信息（表 1）。由表 1 可知，样地内的橡胶树 AGB 随着树围的增长而增加。整体来看，树围在 17~30 cm 的橡胶树 AGB 较小，共有 27 个样本；树围在 31~49 cm 范围内的橡胶树共 47 个样本；树围在 50~63 cm 的橡胶树 AGB 较大，共 11 个样本。



1, 2, 3: 根据茎围进行层次聚类的 3 个聚类结果。
1, 2, 3: Three clustering results of hierarchical clustering based on stem girth.

图 4 茎围的层次聚类树状图

Fig. 4 Hierarchical clustering dendrogram of stem girth

表 1 茎围分布与实测 AGB 信息统计

Tab. 1 Statistical results of tree enclosure distribution and measured biomass

聚类 Cluster	树围分布 Tree enclosure distribution/cm	样本量 Sample size	地上生物量最大值 Maximum AGB value/kg	地上生物量最小值 Minimum AGB value/kg	地上生物量平均值 Mean AGB value/kg
1	31~49	47	107.74	21.46	55.93
2	50~63	11	189.85	67.20	134.32
3	17~30	27	35.74	4.86	15.93
	17~63	85	189.85	4.86	53.37

2.2 单木参数提取结果

基于点云数据，求取单木点云的 Z 值最大点估测单木树高，以角度分区法估测冠幅，以 Alundar Platform 软件量测的树高和冠幅值作为实测值，冠幅以东西方向和南北方向量测的平均值作为实测冠幅。分别对估测的树高和冠幅值与实测的树高和冠幅值进行回归分析，散点图见图 5。

由图 5A 可见，估测树高与实测树高的 Pearson 相关系数 (r) 为 0.999, RMSE 为 0.109 m, 说明估测树高与实测树高的相关性与一致性极高; 由图 5B 可见, 提取冠幅与实测冠幅的 Pearson 相关系数 (r) 为 0.951, RMSE 为 0.452 m, 说明估测冠幅与实测冠幅的相关性与一致性极高, 表明 LiDAR 点云能够很好地提取单木树高与冠幅, 具有较高的可靠性。

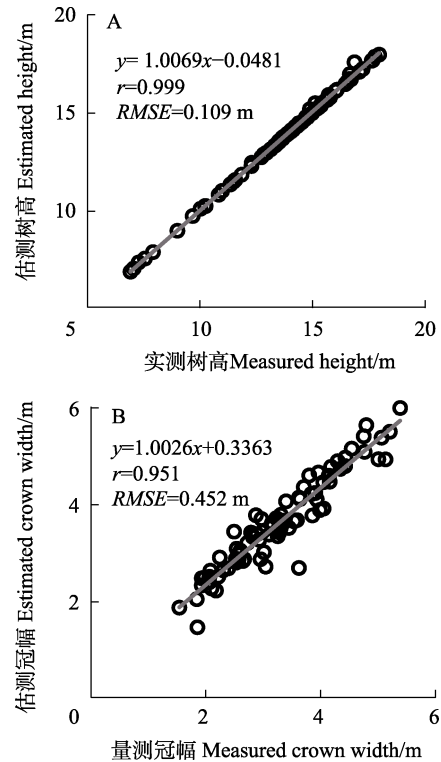


图 5 树高 (A) 和冠幅 (B) 估测值和实测值散点图
Fig. 5 Scatter plots of tree height (A) and crown width (B) are extracted and measured values

分离树冠点与树干点后，基于二维凸包算法对单木树冠点进行投影计算树冠投影面积，并基于改进几何模拟法求得橡胶树单木的树冠体积。样木的树冠投影面积以及体积数据见表 2。

2.3 橡胶树生物量估测

2.3.1 橡胶树单木结构参数与地上生物量的相关性分析 将从 LiDAR 点云提取的橡胶树单木结

表 2 树冠投影面积和树冠体积提取结果

Tab. 2 Statistical results of crown projection area and crown volume

样地 Plots	最大投影面积 Maximum projectionarea/m ²	最小投影面积 Minimum projectionarea/m ²	平均投影面积 Average projectionarea/m ²	最大树冠体积 Maximum crownvolume/m ³	最小树冠体积 Minimum crownvolume/m ³	平均树冠体积 Average crownvolume/m ³
橡胶树	28.72	1.92	11.54	86.64	1.56	29.09

构参数与实测 AGB 进行 Pearson 相关性分析，结果如表 3 所示。从表 3 可以看出，提取的 4 个参数（树高、冠幅、树冠投影面积、树冠体积）与实测 AGB 的 Pearson 相关系数分别为 0.699、0.846、0.855、0.904，相关性均达到极显著水平（ $P < 0.01$ ），说明 4 个单木结构参数对 AGB 的解释性很好，可用其建立橡胶树 AGB 模型。

表 3 单木结构参数与实测 AGB 相关性分析

Tab. 3 Correlation between individual tree parameters and measured AGB

参数 Parameter	Pearson 相关系数 r
树高	0.699**
冠幅	0.846**
树冠投影面积	0.855**
树冠体积	0.904**

注：**表示极显著相关（ $P < 0.01$ ）。

Note: ** indicates extremely significant correlation ($P < 0.01$).

2.3.2 橡胶树地上生物量估算结果 以基于点云提取的树高、冠幅、树冠投影面积、树冠体积等单木结构参数为自变量，实测 AGB 为因变量，分别采用多元非线性回归和随机森林回归 2 种方法建立橡胶树 AGB 估测模型。2 种模型的五折交叉验证精度评价结果见表 4。基于机载 LiDAR 点云数据进行 AGB 估测可以获得较高的精度，多元非线性回归与随机森林回归 2 种模型的 R^2 分别为 0.82 和 0.85，均大于 0.80， TRE 趋近于 0，拟合效果良好。相较而言，随机森林回归拥有更好的拟合效果，其模型拟合优度更高， R^2 较多元非线性回归提高了 3.64%，预测性能（ $rRMSE$ ）提升 2.66%。采用相同的五折交叉验证策略，即样本划分相同，每次所用的训练样本和验证样本一致时，随机森林回归模型的泛化能力与预测能力也优于多元非线性回归模型， $RMSE$ 减少 1.44 kg， MSE

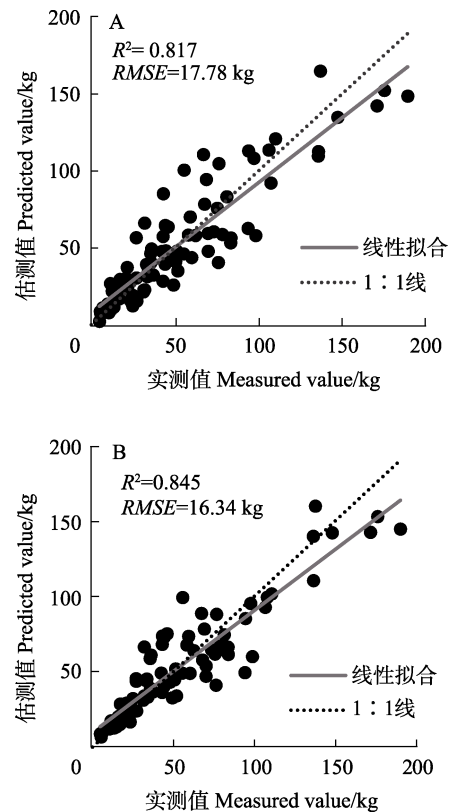
表 4 回归模型评价指标

Tab. 4 Evaluation of two regression models

模型 Model	R^2	$RMSE/kg$	MAE/kg	$rRMSE/\%$	$TRE/\%$
多元非线性回归	0.82	17.78	13.40	33.56	0.75
随机森林回归	0.85	16.34	11.66	30.90	0.88

减少 1.74 kg， $rRMSE$ 减小 2.66%。

将 2 种模型的估测值与实测值进行比较，得到图 6 所示的散点图。由图 6 可以看出，2 种模型对于小生物量样本（茎围 < 50 cm）的拟合优度高于生物量较大的样本（茎围 > 50 cm），较大生物量样本 AGB 估测时的偏差明显增大。这可能由以下 3 个原因造成：（1）根据“2.1”茎围与 AGB 分析结果，由于研究区小生物量的样本较多，在进行五折交叉检验时，选择的训练样本更大几率为小生物量样本，用小生物量样本拟合的生物量模型估算大生物量样本，可能会导致估测结果出现偏高或偏低的情况；（2）由表 3 可知，AGB 与冠幅呈极显著正相关，所以小生物量样本往往冠幅较小，树冠交错现象少，单木分割结果准确，



A: 多元非线性回归；B: 随机森林回归。

A: Multiple non-linear regression; B: Random forest regression.

图 6 2 种模型的橡胶树地上生物量估算结果比较

Fig. 6 Comparison of above-ground biomass estimation results of two models for rubber trees

提取的参数更准确, 估测精度更高。但是, 生物量较大样本由于冠幅较大, 单木之间易存在树冠交错现象, 冠层分割可能不准确, 单木参数提取的准确度降低, 导致 AGB 估测的偏差增大; (3) 由表 3 可知, AGB 与树冠体积呈极显著正相关, 所以生物量较大的样本往往树冠较大, 冠层更密, 激光受到的遮挡更大, 树冠基部点云稀疏, 导致树冠体积计算的误差增大, 进而导致 AGB 估测的偏差增大。

3 讨论

本研究使用无人机激光雷达获取的橡胶树点云数据, 对其进行单木分割并提取结构参数来建立橡胶树的单木 AGB 模型。传统的模型一般以树高和胸径作为输入参数来构建 AGB 的异速生长方程, 能得到较高的拟合优度。冯仲科等^[31]利用 LiDAR 点云数据获取的树高与全站仪测量的树高之间存在显著的相关性, 说明使用机载 LiDAR 点云数据测量树高是可行的。但是, 由于精度缺陷, 机载 LiDAR 点云数据很难提取到精确的单木胸径, 对于该问题, 目前解决方法主要有 2 种: 一是基于统计模型利用提取的单木结构参数来预测胸径^[13], 但胸径的估测偏差可能会给 AGB 模型带来更大的误差; 二是建立不依赖胸径的 AGB 模型^[15, 27]。本研究采取第二种方法解决机载 LiDAR 点云难以提取胸径的问题, 将树高、冠幅以及衍生的单木参数—树冠投影面积和树冠体积作为输入变量估测橡胶树 AGB。结果表明, 在没有胸径作为变量构建 AGB 模型的前提下, 仍然能得到较优的拟合效果, 这与刘浩然等^[27]的研究结果一致。

传统生物量建模一般选择参数化建模, 得到具体的异速生长方程, 这能很好地解释单木结构参数与预测变量之间的相关关系。相比于参数化方法, 非参数化方法不需要先验假设, 模型构建更加便捷, 机器学习算法是典型的非参数化方法, 尽管不能得出具体模型, 但算法的预测精度较高。为充分利用样本信息, 文献[32-35]采用留一交叉验证、十折交叉验证等方法来验证 AGB 模型的预测精度, 得到较高精度的 AGB 预测模型, 其中卜帆^[35]通过留一交叉验证比较不同回归模型的生物量估算精度, 得到误差最小的模型作为最优模型估测研究区 AGB, 有较好的预测效果。因此, 本研究采用多元非线性回归和随机森林回归

2 种方法估测橡胶树 AGB, 以五折交叉验证方法对比 2 种模型的评价指标, 得到随机森林方法构建的 AGB 模型泛化能力更强, 精度更高, 能够更加准确地估算和预测橡胶树 AGB。随机森林作为一种优势方法广泛应用于森林 AGB 模型的构建^[16, 30], 有效解决了决策树过拟合和精度低的问题, 适合处理特征高度相关的数据。用于估测林木 AGB 的其他常用非参数机器学习方法还包括支持向量机、神经网络、K 最邻近法等。吴宇峰^[36]对比了多元线性回归、BP 神经网络和随机森林算法来建立杭州市淳安县的森林生物量模型, 结果表明随机森林的反演精度最高, 这与本研究结果相同。但是, LÓPEZ-SERRANO 等^[19]对比了随机森林和支持向量机方法估测墨西哥西北部山脉森林生物量的性能, 结果表明支持向量机回归的估测精度更高; 邱布布等^[37]利用线性回归方法和随机森林法估测杭州森林生物量, 结果表明逐步回归的估测精度更优, 这与本研究结论不同, 说明非参数方法并非在任何情况下都优于参数化方法。所以后续继续对比研究不同模型以选择最优的橡胶树 AGB 估测模型是有必要的。

另外, 由“2.3.2”模型评价结果可知, 本研究所构建的模型对于小生物量样本的估测精度比生物量较大样本好, 主要原因在于样本群体中小生物量样本数量较多, 大生物量样本较少。未来可以考虑按照径级进行分阶建模, 或者加大样本量, 构建径级分布更加均衡的建模群体。此外, 本研究在模型构建时仅考虑了树高、冠幅、树冠投影面积和树冠体积等 4 个单木结构参数, 而机器学习往往需要尽可能多的特征来判别, 未来可以考虑选择更多的单木结构参数作为机器学习的输入变量以更精确地估算橡胶树 AGB。

4 结论

本研究使用无人机激光雷达获取的橡胶树点云数据, 对其进行单木分割并提取单木结构参数, 将树高、冠幅、树冠投影面积和树冠体积作为输入变量估测橡胶树 AGB, 结论如下:

(1) 基于算法提取的单木树高和冠幅与基于点云人工量测的参数值具有较高的一致性, 相关性良好, 说明基于无人机 LiDAR 点云提取的单木结构参数可以用于单木 AGB 估测模型的建立。

(2) 基于无人机 LiDAR 点云提取的树高、冠幅、树冠投影面积和树冠体积等参数与橡胶树

AGB 相关性显著, 说明橡胶树的单木结构参数能很好地解释其 AGB, 可用其作为预测因子估测橡胶树 AGB。

(3) 采用多元非线性回归和随机森林回归 2 种方法建立的 AGB 模型均具有较高的拟合优度, 但是随机森林回归模型的估测精度高于多元非线性回归模型, 表明随机森林回归模型的泛化能力更强, 能够更加准确估算橡胶树单木 AGB。

参考文献

- [1] 刘锐金, 莫业勇, 杨琳, 伍薇, 何长辉. 我国天然橡胶产业战略地位的再认识与发展建议[J]. 中国热带农业, 2022(1): 13-18.
LIU R J, MO Y Y, YANG L, WU W, HE C H. Re-recognition and advice on the strategic role of natural rubber industry in China[J]. China Tropical Agriculture, 2022(1): 13-18. (in Chinese)
- [2] 曾霞, 黄华孙. 我国天然橡胶技术发展现状与展望[J]. 中国热带农业, 2021(1): 25-30.
ZENG X, HUANG H S. Development and prospects of natural rubber technology in China[J]. China Tropical Agriculture, 2021(1): 25-30. (in Chinese)
- [3] 曹建华, 蒋菊生, 林位夫, 谢贵水, 陶忠良. 巴西橡胶树 PR107 生物量研究初探[J]. 热带农业科学, 2009, 29(10): 1-8.
CAO J H, JIANG J S, LIN W F, XIE G S, TAO Z L. Biomass of hevea clone PR107[J]. Chinese Journal of Tropical Agriculture, 2009, 29(10): 1-8. (in Chinese)
- [4] 陈小花, 陈宗铸, 雷金睿, 李苑菱, 吴庭天. 海南岛 3 种人工林树种地上生物量分配特征及区域差异[J]. 热带作物学报, 2019, 40(4): 815-821.
CHEN X H, CHEN Z Z, LEI J R, LI Y L, WU T T. Above-ground biomass distribution characteristics and regional differences of three artificial plantation in Hainan island[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2019, 40(4): 815-821. (in Chinese)
- [5] 徐睿, 谢江, 岩香甩, 张勇波, 陈国云, 黄菁, 周会平. 西双版纳橡胶林与其他类型林分生物量及碳储量的比较[J]. 热带作物学报, 2021, 42(4): 1145-1153.
XU R, XIE J, YAN X S, ZHANG Y B, CHEN G Y, HUANG J, ZHOU H P. Comparison on biomass and carbon storage of rubber plantation with other types of forest in Xishuangbanna[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2021, 42(4): 1145-1153. (in Chinese)
- [6] SHAN L, SONG C, ZHANG X, WANG X, LUAN Z. Responses of above-ground biomass, plant diversity, and dominant species to habitat change in a freshwater wetland of northeast China[J]. Russian Journal of Ecology, 2020, 51(1): 57-63.
- [7] 陈宗铸, 陈毅青, 陈小花, 雷金睿, 李苑菱, 吴庭天. 基于不同预测变量的橡胶树地上生物量模型[J]. 西北林学院学报, 2020, 35(4): 45-50.
CHEN Z Z, CHEN Y Q, CHEN X H, LEI J R, LI Y L, WU T T. Establishment of aboveground biomass models based on different predictors for *Hevea brasiliensis*[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(4): 45-50. (in Chinese)
- [8] XU D D, WANG H B, XU W X, LUAN Z Q, XU X. LiDAR applications to estimate forest biomass at individual tree scale: opportunities, challenges and future perspectives[J]. Forests, 2021, 12(5): 550.
- [9] 唐守正, 张会儒, 胥辉. 相容性生物量模型的建立及其估计方法研究[J]. 林业科学, 2000(S1): 19-27.
TANG S Z, ZHANG H R, XU H. Study on establish and estimate method of compatible biomass model[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2000(S1): 19-27. (in Chinese)
- [10] ANDERSON K E, GLENN N F, SPAETE L P, SHINNEMAN D J, PILLIOD D S, ARKLE R S, MCILROY S K, DEWAYNE R, DERRYBERRY D R. Estimating vegetation biomass and cover across large plots in shrub and grass dominated drylands using terrestrial lidar and machine learning[J]. Ecological Indicators, 2018, 84: 793-802.
- [11] 陈世林. 激光雷达单木参数提取与生物量估算研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
CHEN S L. Research on extraction of single tree parameters and biomass estimation based on LiDAR[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2020. (in Chinese)
- [12] 王伟鹏, 徐洋, 王珩. 机载激光雷达在森林资源调查中的应用与展望[J]. 黑龙江生态工程职业学院学报, 2022, 35(2): 39-43.
WANG W P, XU Y, WANG H. Application and prospect of airborne LiDAR in forest resource survey[J]. Journal of Heilongjiang Vocational Institute of Ecological Engineering, 2022, 35(2). (in Chinese)
- [13] ANJIN C, YONGMIN K, YONGIL K, YANGDAM E. Estimation of individual tree biomass from airborne lidar data using tree height and crown diameter[J]. Disaster Advances, 2012, 5(4): 360-365.
- [14] LIU L, PANG Y, LI Z, XU G, LI D, ZHENG G. Retrieving structural parameters of individual tree through terrestrial laser scanning data[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(2): 365-377.
- [15] WAN-MOHD-JAAFAR W S, WOODHOUSE I H, SILVA C A, OMAR H, HUDAK A T. Modelling individual tree aboveground biomass using discrete return lidar in lowland dipterocarp forest of malaysia[J]. Journal of Tropical Forest

- Science, 2017, 29(4): 465-484.
- [16] 洪奕丰, 张守攻, 陈伟, 陈东升, 项伟波, 庞勇. 基于机载激光雷达的落叶松组分生物量反演[J]. 林业科学研究, 2019, 32(5): 83-90.
HONG Y F, ZHANG S G, CHEN W, CHEN D S, XIANG W B, PANG Y. Inversion of biomass components for larch plantation using airborne LiDAR[J]. Forest Research, 2019, 32(5): 83-90. (in Chinese)
- [17] KRŮČEK M, KRÁL K, CUSHMAN K C, MISSAROV A, KELLNER J R. Supervised segmentation of ultra-high-density drone lidar for large-area mapping of individual trees[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3260.
- [18] LIN W, MENG Y, QIU Z, ZHANG S, WU J. Measurement and calculation of crown projection area and crown volume of individual trees based on 3D laser-scanned point-cloud data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(4): 1083-1100.
- [19] LÓPEZ-SERRANO P M, DOMÍNGUEZ J L C, CORRAL-RIVAS J J, JIMÉNEZ E, VEGA-NIEVA D J. Modeling of aboveground biomass with landsat 8 OLI and machine learning in temperate forests[J]. Forests, 2019, 11(1): 18.
- [20] OU G L, LI C, LV Y Y, WEI A C, XIONG H X, XU H, WANG G X. Improving aboveground biomass estimation of pinus densata forests in Yunnan using landsat 8 imagery by incorporating age dummy variable and method comparison[J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 738.
- [21] 蔡鑫垚. 基于多源遥感数据的天然次生林地上生物量估测及随机森林偏差校正[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2021.
CAI X Y. Estimation aboveground biomass of natural secondary forest using multi-source data based on bias-corrected random forest[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2021. (in Chinese)
- [22] LU D S, CHEN Q, WANG G X, LIU L J, LI G Y, MORAN E. A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems[J]. International Journal of Digital Earth, 2016, 9(1): 63-105.
- [23] 耿思文, 吴志祥, 杨川. 海南儋州地区橡胶林生态系统水汽通量变化特征及其对环境因子的响应[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(1): 77-85.
GENG S W, WU Z X, YANG C. Water vapor flux exchange of rubber forest stand in Hainan Danzhou and its response to environmental factors[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2021, 36(1): 77-85. (in Chinese)
- [24] ZHANG W, QI J, WAN P, WANG H, YAN G. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.
- [25] FU H P, LI H, DONG Y Q, XU F, CHEN F X. Segmenting individual tree from TLS point clouds using improved DBSCAN[J]. Forests, 2022, 13(4): 566.
- [26] 徐志扬, 刘浩栋, 陈永富, 陈巧, 李华玉, 王娟. 基于无人机 LiDAR 的杉木树冠上部外轮廓模拟与可视化研究[J]. 林业科学研究, 2021, 34(4): 40-48.
XU Z Y, LIU H D, CHEN Y F, CHEN Q, LI H Y, WANG J. Outer upper crown profile simulation and visualization for *Cunninghamia lanceolata* based on UAV-borne LiDAR data[J]. Forest Research, 2021, 34(4): 40-48. (in Chinese)
- [27] 刘浩然, 范伟伟, 徐永胜, 林文树. 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, LIN W S. Single tree biomass estimation based on UAV LiDAR point cloud[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2021, 41(8): 92-99. (in Chinese)
- [28] LIN W S, MENG Y, QIU Z W, ZHANG S S, WU J Z. Measurement and calculation of crown projection area and crown volume of individual trees based on 3D laser-scanned point-cloud data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(4): 1083-1100.
- [29] 胥辉. 一种与材积相容的生物量模型[J]. 北京林业大学学报, 1999(5): 32-36.
XU H. A biomass model compatible with volume[J]. Journal of Beijing Forestry University, 1999(5): 32-36. (in Chinese)
- [30] 秦格霞, 吴静, 李纯斌, 吉珍霞, 邱政超, 李颖. 基于机器学习算法的天祝藏族自治县草地上生物量反演[J]. 草业学报, 2022, 31(4): 177-188.
QIN G X, WU J, LI C B, JI Z X, QIU Z C, LI Y. Inversion of grassland aboveground biomass in Tianzhu Zangzu autonomous county based on a machine learning algorithm[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2022, 31(4): 177-188. (in Chinese)
- [31] 冯仲科, 罗旭, 马钦彦, 郝星耀, 陈晓雪, 赵利果. 基于三维激光扫描成像系统的树冠生物量研究[J]. 北京林业大学学报, 2007(S2): 52-56.
FENG Z K, LUO X, MA Q Y, HAO X Y, CHEN X X, ZHAO L G. An estimation of tree canopy biomass based on 3D laser scanning imaging system[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2007(S2): 52-56. (in Chinese)
- [32] LIN C, NICHOLAS C C, JOHN L I, STEPHEN R J S, FU L Y, RUAN H H, SHE G H. Estimation of forest biomass dynamics in subtropical forests using multi-temporal airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 178: 158-171.
- [33] LUO S Z, WANG C, XI X H, PAN F F, PENG D L, ZOU J, NIE S, QIN H M. Fusion of airborne LiDAR data and hyperspectral imagery for aboveground and belowground forest

- biomass estimation[J]. *Ecological Indicators*, 2017, 73: 378-387.
- [34] LUO S Z, WANG C, XI X H, PAN F F, PENG D L, ZOU J, NIE S, QIN H M. Retrieving aboveground biomass of wetland *Phragmites australis* (common reed) using a combination of airborne discrete-return LiDAR and hyperspectral data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2017, 58: 107-117.
- [35] 卜帆. 基于多源遥感数据的森林地上生物量估算研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2019.
- BU F. Estimation of forest aboveground biomass based on multi-source remote sensing data[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2019. (in Chinese)
- [36] 吴宇峰. 基于遥感影像数据的森林参数估测研究——以浙江省淳安县为例[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- WU Y F. Research on the estimation of forest parameters based on remote sensing image data: a case study of Chun'an country, Zhejiang province[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021. (in Chinese)
- [37] 邱布布, 徐丽华, 张茂震, 张结存, 钱军朝, 陆张维. 基于 Landsat OLI 和 ETM+ 的杭州城市绿地地上生物量估算比较研究[J]. *西北林学院学报*, 2018, 33(1): 225-232.
- QIU B B, XU L H, ZHANG M Z, ZHANG J C, QIAN J C, LU Z W. Estimation of above-ground biomass of urban green land in Hangzhou based on Landsat OLI and ETM+ Data[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2018, 33(1): 225-232. (in Chinese)