

用机载 LiDAR 点云数据估测海南博鳌人工经济林单木参数

高凌寒, 张晓丽*, 陈园园

(北京林业大学森林培育与保护教育部重点实验室, 精准林业北京市重点实验室, 北京 100083)

摘要: 激光雷达是目前发展迅速的一种主动遥感技术, 其发射的激光脉冲能穿透树林冠层, 实现森林三维结构特征的获取。为验证机载激光扫描器提取森林单木参数的可行性, 该研究以海南省博鳌机场周边人工林为研究对象, 使用机载激光扫描器 Mapper5000 (中国) 获取的点云数据, 探索对人工经济林单木参数估测的可行性。根据研究区的地形和林木结构特征, 分别对槟榔和橡胶 2 个树种进行单木参数提取, 使用 K-means 分层聚类对不同样地的林木进行单木分割, 提取样地内单木树高、冠幅、胸径、材积和地上生物量。结果表明, 2 个树种的单木分割正检率均在 85% 以上, 总体平均正检率在 89.98% 以上; 单木树高、冠幅、胸径、材积、地上生物量估测结果的决定系数均达到 0.8 以上, 说明该点云数据对提高森林参数估测精度有积极作用, 机载激光雷达技术在森林资源精细调查中有较大的应用潜力, 同时也可应用于相关果树生长情况监测, 为数字果园的发展提供技术支撑。

关键词: 遥感; 模型; 林业; 机载 LiDAR; 单木参数; 聚类算法

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.16.021

中图分类号: S771.8

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-16-0169-08

高凌寒, 张晓丽, 陈园园. 用机载 LiDAR 点云数据估测海南博鳌人工经济林单木参数[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 169-176. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.16.021 http://www.tcsae.org

Gao Linghan, Zhang Xiaoli, Chen Yuanyuan. Estimation of individual tree parameters of plantation economic forest in Hainan Boao based on airborne LiDAR point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(16): 169-176. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.16.021 http://www.tcsae.org

0 引言

激光雷达 (Light Detection and Ranging, LiDAR) 通过传感器所发出的激光来测定传感器与目标物之间的距离^[1], 具有测速范围广、角分辨率和距离分辨率高、抗干扰性强等优点。在林业应用中, LiDAR 作为主动遥感技术可以有效穿透林木冠层, 能够获取森林垂直结构参数, 不需要通过多角度观测或者立体像对进行森林三维场景的重建, 能更好地模拟森林空间结构, 弥补光学遥感手段的不足。

如果 LiDAR 扫描脉冲点的采样点足够密集, 就能反映出单木的空间结构, 获取高精度的林木三维结构特征^[2]。机载小光斑激光雷达在林业上比较常见的有美国 Leica 公司的 ALS 机载激光扫描系统、德国 IGI 公司的 LiteMapper-5600 系统和奥地利 Riegl 公司的 LMS-Q680i 系统等^[1]。其中, 最新的 ALS80 机载激光扫描系统采用双激光束扫描, 脉冲频率达到 1×10^6 Hz, 点密度增加。同时, 采用正弦波扫描、三角线扫描和平行线扫描^[3], 提高了系统的灵活性, 满足多种实地扫描需求。ALS 机载激光扫描系统在林业上的应用较成熟, 提取单木树高的

平均绝对误差为 2.33 m, 冠幅误差为 0.99 m^[4-5]。LiteMapper-5600 系统是一套高频率、高精度的机载全波形激光雷达系统, 其最大测程可达 3 000 m, 扫描角分辨率 0.001°, 因其具有全波形回波特性, 在农作物、森林、植被信息提取等方面广泛应用, 提取树高的平均相对误差范围在 0.01%~2.60% 之间, 胸高断面面积的误差范围在 11.2%~17.5% 之间^[6]。LMS-Q680i 系统扫描仪精度高达 20 mm, 在采集激光数据的同时支持在线查看回波信号的数字流。树高提取的决定系数在 0.65~0.92 之间, 冠幅提取的决定系数在 0.60~0.89 之间^[7-9]。小光斑机载激光雷达能较好地构造树冠三维模型, 常用于单木参数的提取, 国内外很多学者做了相应研究^[10-15]。如刘清旺等^[12]使用机载激光雷达数据估测了黑河流域典型树种的单木生物量, 其决定系数为 0.729。Popescu^[16]使用机载激光雷达数据对美国东南部地区的松树单木胸径进行了估测, 估测精度为 90%。单木尺度参数提取需要先进行单木分割后再进行相应的参数提取^[16-18]。早在 1996 年, Nilsson^[19]就通过计算冠顶和地面回波之间的距离计算了树高, 精度达 90% 以上。Maltamo 等^[20]使用商业图像分割软件得到了单木树高和树冠, 使用对数回归方程得到了单木胸径。王平^[21]通过对 LiDAR 点云数据的分类处理, 进行了单株木参数信息的提取, 得到了树冠高程模型, 反演精度为 86.9%。

上述研究大多基于国外激光扫描设备获取的数据进行森林参数反演或提取, 如耿林等^[8]采用奥地利 Riegl 公司的 LMS-Q680i 扫描系统获取森林点云数据, 进行单木

收稿日期: 2020-10-11 修订日期: 2021-04-15

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项 (2013YQ12034304)

作者简介: 高凌寒, 博士生, 研究方向为林业遥感。

Email: 1575292749@qq.com

*通信作者: 张晓丽, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为林业遥感监测。

Email: zhang-xl@263.net

分割和单木树高等参数的提取, 单木分割的准确率为 70%~95%, 树高提取的相对精度为 70%~96%, 树冠面积的提取精度为 60%~90%。如此大的误差范围, 是由于中国森林资源复杂多样, 不同地区的树种结构差异很大, 山地和平地的地形差异和树龄不同都会造成误差的产生。根据中国森林的复杂现状, 研发适合中国森林情况的国产激光雷达设备是十分必要的。中国在机载激光探测系统方面的研究始于 20 世纪 80 年代末期, 第一代机载激光探测系统是由中国科学院上海光学精密机械研究所研制成功^[22]。然而, 国产机载激光探测系统常被应用于海洋、城市等方面, 在森林参数估测方面的应用较为鲜见。

综上, 根据中国机载激光探测系统的研究现状, 本研究以海南省博鳌机场周边林区为研究区域, 使用上海光机所自主研发的机载激光扫描器 Mapper5000 (中国) 获取的点云数据为数据源, 从单木尺度出发, 针对槟榔和橡胶 2 个树种, 根据点云位置信息提取单木树高和冠幅参数, 依据各树种树高-胸径模型、材积方程和地上生物量模型估测单木胸径、材积和地上生物量等参数, 并进行精度验证, 探讨国产机载激光探测系统在林业上的可行性和适用性。

1 材料与方法

1.1 数据来源

本研究所采集的数据包括: 1) 研究区域的单木检尺数据和单木定位数据。2019 年 5 月, 在海南省琼海市博鳌镇 (图 1a) 博鳌机场周边 (19°13'N, 110°30'E) 设置 6 块样地。由于研究区位于居民区内, 林木位于道路和房屋中间位置, 属于人工种植树, 根据房屋位置和道路之间的距离布设样地, 样地边长 15~45 m。对样地内单木进行检尺, 记录树种并用胸径尺对胸径大于 5cm 的单木胸径进行测量, 使用激光测高器测量单木树高, 使用 GPS 进行单木定位和角点定位。由于样地内林木密集, 很难进行冠幅测量, 因此根据冠幅-胸径模型^[23]计算单木冠幅。样地包含槟榔树 (*Areca catechu*, Areca) 和橡胶树 (*Hevea brasiliensis*, Rubber) 2 个树种。6 块样地编号为 8-6、7-7、7-5、8-1A、8-1B 和 8-3B, 具体样地位置如图 1b 所示, 样地基本信息如表 1 所示。

2) 激光雷达点云数据。由上海光机所研发的机载激光扫描器 (Mapper5000 (双频)), 中国科学院上海光学精密机械研究所, 中国) 搭载在有人机 HarbinY-12 上, 飞行速度为 150~220 km/h, 飞行高度为 300~1 600 m。Mapper5000 的扫描角为±30°, 扫描波长为 1 550 nm, 扫描模式为线性, 点格网密度为 0.6~20.0 点/m², 水平精度为 0.091~0.446 m, 垂直精度为 0.089~0.437 m^[24]。扫描获取的激光雷达点云数据, 其点云密度为每平方米 16 个点。获取时间为 2019 年 5 月 18 日, 沿着博鳌机场跑道附近飞行了 4 条航带, 重叠率达 15%, 数据存储为 TXT 二进制格式。数据坐标系为 WGS-84 大地坐标系。

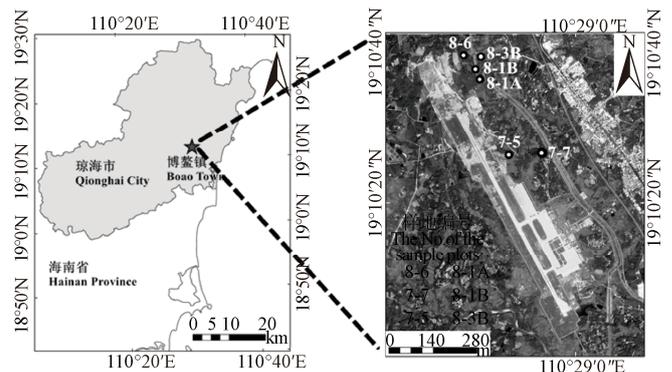


图 1 研究区地理位置和样地分布
a. 研究区地理位置 b. 样地分布
a. Geographical location of the study area b. Distribution of sample plots
注: 8-6、7-7、7-5、8-1A、8-1B 和 8-3B 为样地编号。
Note: 8-6, 7-7, 7-5, 8-1A, 8-1B and 8-3B are the No. of the sample plots.

表 1 样地基本信息
Table 1 Basic information of sample plots

样地编号 No. of sample plots	树种 Tree species	样木数量 Number of sample trees	平均树高 Average of tree height/ m	平均胸径 Average of the Diameter at Breast Height (DBH)/cm	样木种植密 度 Planting density of sample trees/ (plants·hm ⁻²)
8-6	槟榔	107	9.29	13.57	2 675
7-7	槟榔	100	9.97	11.32	2 500
7-5	槟榔	99	9.51	12.49	2 475
8-1A	橡胶	139	9.82	18.34	2 224
8-1B	橡胶	70	9.66	17.38	1 750
8-3B	橡胶	72	11.88	15.29	1 800

1.2 研究方法

1.2.1 点云数据预处理

受扫描条件、硬件设备以及外界环境条件的影响, 扫描时会出现一些影响点云正常使用以及地形起伏的异常点, 所以在使用机载激光雷达点云数据进行森林参数提取之前, 要对点云数据进行预处理。首先, 采用孤立点算法对噪声点进行剔除 (包括异常高点和低点), 然后辅助人工修正, 剔除不易被识别的噪声点^[25]。其次, 使用基于地形表面滤波算法的不规则三角网 (Triangulated Irregular Network, TIN) 逐步加密法^[26]提取地面点, 初步将点云数据分为地面点和植被点。采用 Kriging 插值法对提取的地面点进行插值生成数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM), 再利用 TIN 插值法将分类后的植被点插值生成数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM)。最后, 将 DSM 和 DEM 做差, 消除地形起伏对森林高程的影响, 完成点云数据高程归一化处理, 生成树冠高度模型 (Canopy Height Model, CHM), 为后续单木分割、树高提取奠定基础。

1.2.2 森林参数计算方法

1) 单木冠幅

根据实测胸径值, 通过冠幅-胸径模型^[23]得到单木冠幅值, 橡胶树的单木冠幅 ($C_{\text{橡}}$, m) 计算如式 (1) 所示^[23]。

$$C_{\text{橡}} = e^{(2.622-23.953/D)} \quad (1)$$

式中 D 为单木胸径, cm。

槟榔树的单木冠幅 ($C_{\text{槟}}$, m) 计算如式 (2) 所示^[23]。

$$C_{\text{槟}} = e^{(3.773-45.234/D)} \quad (2)$$

2) 单木材积

采用陈振雄等^[27]模型计算单木材积:

$$V_{\text{橡}} = 0.0001672 \cdot D^{2.429851} \quad (3)$$

式中 $V_{\text{橡}}$ 为橡胶树单木材积, m^3 。

通过查阅二元材积表^[28]建立槟榔树的二元立木材积方程, 如式 (4) 所示:

$$V_{\text{槟}} = 0.000\ 047\ 530\ 232 \cdot D^{1.924\ 950\ 7} \cdot H^{0.994\ 628\ 84} \quad (4)$$

式中 H 为槟榔树单木树高, m; $V_{\text{槟}}$ 为槟榔树单木材积, m^3 。

3) 单木地上生物量

槟榔树和橡胶树的单木地上生物量 (Above Ground Biomass, AGB) 模型^[29]如式 (5) 所示:

$$W = 311.130\ 2[(D/100)^2 \cdot H]^{0.854\ 2} \quad (5)$$

式中 W 为单木地上生物量, kg。

1.2.3 森林参数估测与提取方法

1) 单木分割

本研究利用 CHM 的高度信息, 基于点云进行单木分割。采用可变窗口 (槟榔样地窗口大小为 1 m, 橡胶树样地窗口大小为 2 m) 局部最大值检测法^[30]对 CHM 提取局部最大高程点, 并以此作为首次聚类中心, 采用高程归一化点云 K-means 分层聚类法进行单木分割, 对其逐层聚类, 提取单木点云^[30]。本研究根据点云高程范围, 自上而下按高程差平分为 5 层。基于点云的聚类判别法, 利用点云在三维空间上的位置和点云之间的欧式距离^[31]划分点云的归属。由于树冠大树干小, 所以点云聚类的距离不能固定为单一的值, 而是将整个归一化的植被点云分成几个层次, 每个层次一个聚类距离, 点云和树冠中心距离小于阈值则属于该树冠点云, 否则属于其他单木树冠点云^[32]。

2) 单木参数提取方法

本研究的单木参数包括单木树高、冠幅、胸径、材积和地上生物量。采用可变窗口局部最大值法^[30]探测单木树梢顶点的位置, 树梢顶点处的点云高程值为单木树高值; 将点云数据东西方向、南北方向的最大值与最小值之差分别作为东西、南北冠幅, 取二者的平均值作为单木冠幅; 根据树高的提取结果, 利用树高-胸径曲线方程^[33]得到相应树木的胸径值; 根据提取的树高、胸径依据实测材积^[27-28]与地上生物量模型^[29]计算每棵树的材积与地上生物量。

槟榔树和橡胶树树高-胸径曲线模型使用贺鹏等^[33]的海南省主要人工林树种最优树高曲线得到。模型如式 (6) 所示:

$$\begin{cases} H_{\text{槟}} = 1.3 + a \cdot (1 - e^{-b \cdot D^c}) \\ H_{\text{橡}} = 1.3 + a \cdot (1 - e^{-b \cdot D^c}) \end{cases} \quad (6)$$

式中 a 、 b 、 c 为常数, 槟榔树模型中 $a=19.659\ 94$, $b=0.0263\ 09$, $c=1.633\ 208$; 橡胶树模型中 $a=19.561\ 13$, $b=0.113\ 187$, $c=1.714\ 149$ 。

1.2.4 精度验证

1) 单木分割精度验证

统计不同样地单木分割结果的正检率 (算法的有效分割率) 和召回率 (基于实测株数的有效分割率)。正检率 (A , %) 为被验证的有效分割株数 (单木分割结果与地面实测单木水平位置误差小于 1 m 的株数) 和算法分割株数的百分比值, 召回率 (R , %) 为被验证的有效分割株数和实测株数的百分比值, 其计算如式 (7) 和 (8) 所示。

$$A = \frac{n}{N} \times 100\% \quad (7)$$

式中 n 为被验证的有效分割株数, N 为算法分割株数。

$$R = \frac{n}{M} \times 100\% \quad (8)$$

式中 M 为实测株数。

2) 单木参数提取精度评价

将估测得到的单木参数值和实测的单木参数值进行比较并建立散点图。以决定系数 (coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 为评价指标。

2 结果与分析

2.1 单木分割结果与分析

将单木分割结果与地面实测单木进行人工比对, 剔除明显不匹配的单木点 (水平位置误差大于 1 m), 得到单木分割后提取的单木位置和实测单木位置对比图, 如图 2 所示, 提取后的树木由软件系统自动进行编号。由图 2 可知, 6 块样地的总体分割结果差异较小, 单木分割的正检率均在 85% 以上, 提取的单木位置和实测单木位置匹配较准确, 误差在 0~1 m 之间。

通过统计不同样地的地面实测株数、算法分割株数及被验证的有效分割株数计算相应的正检率和召回率, 如表 2 所示。由表 2 可知, 6 块样地都存在过分割情况, 槟榔样地的过分割情况较多, 正检率平均值为 88.7%, 比橡胶树样地少 2.6 个百分点。同时, 槟榔样地被验证的有效分割株数较少, 其召回率平均值为 94.8%, 比橡胶树样地少 1.4 个百分点。原因在于槟榔树种植密度大, 冠幅较小, 不易搜索到树顶点, 对实地中的同一棵树由于算法的误分, 会产生 2 个树顶点, 从而造成过分割。

综上所述, 分割结果中没有出现分割株数少于实际株数的情况, 是因为槟榔树和橡胶树分布均匀, 树高均匀, 局部检测时更易出现过分割情况, 总体平均正检率在 89.98% 以上, 平均召回率达 95.52%, 满足林业单木尺度树种分割精度需求。

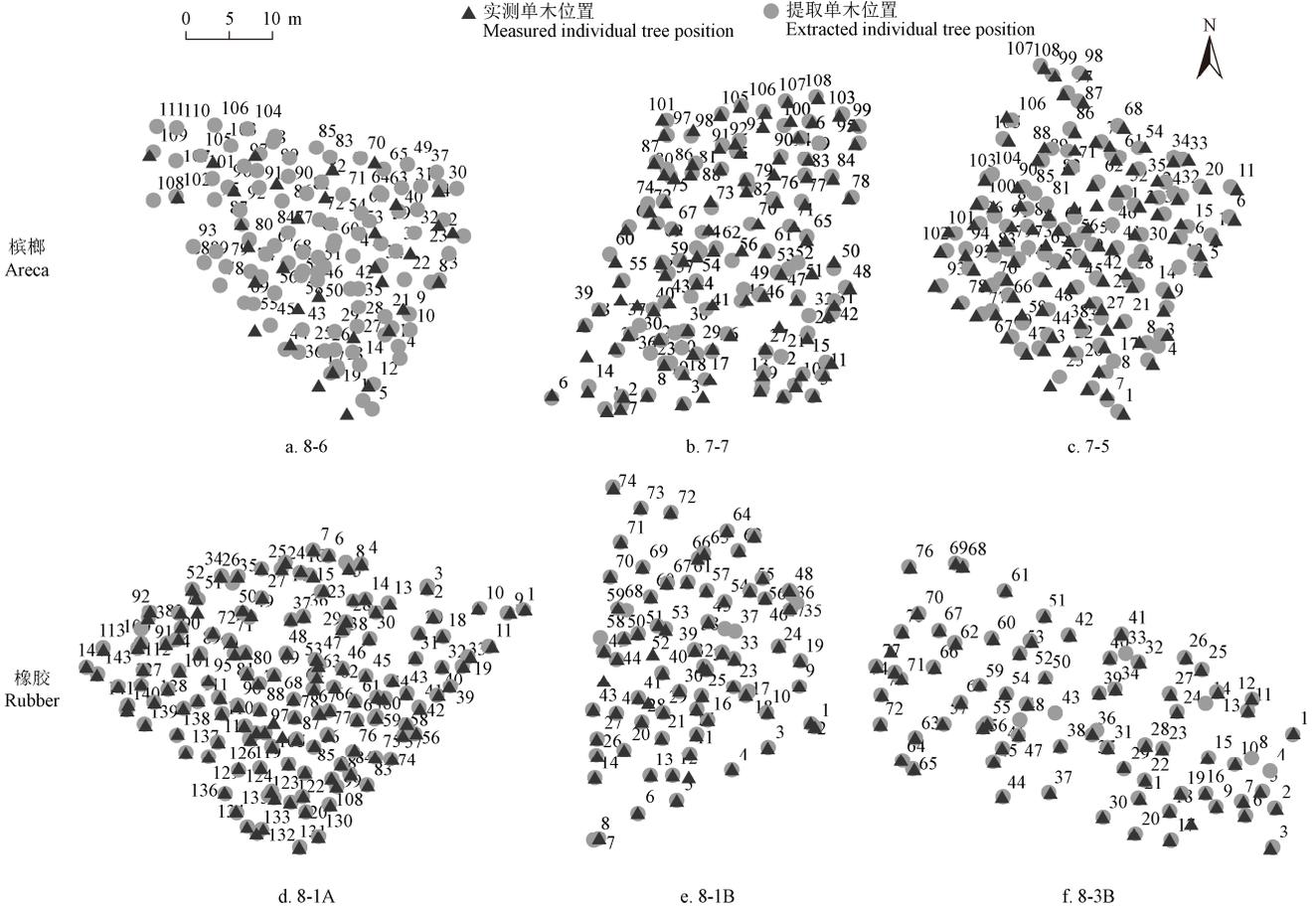
2.2 单木参数提取结果与分析

2.2.1 单木树高

将分割后的单木按树木编号 (图 2) 提取每株树的高程最大值点为该株树的树顶点, 其 CHM 值为该株树的树高。分别在槟榔和橡胶树样地中选择提取效果最好的 150 株树 (单木位置误差在 0.3 m 以内), 将获取的

树高数据与相应实测数据进行回归分析, 如图3所示。由图3可知, LiDAR提取的树高和实测树高呈良好的相关性, 槟榔树和橡胶树的 R^2 分别达到0.87和0.88, RMSE

分别为0.31和0.57 m。LiDAR提取的树高都比实测值大, 原因在于实地测量时由于树顶被相邻冠层遮挡, 导致测量时激光打不到树顶, 使实测树高偏低。



注: 图中数字为树木编号, 小图题为样地编号。

Note: Numbers in the figures are the No. of trees. Titles of the small figure are the No. of sample plots.

图2 槟榔和橡胶样地的单木提取位置和实测位置对比

Fig.2 Comparison of extracted and measured individual tree position in the areca and rubber sample plots

表2 槟榔和橡胶的林木株数提取精度评价

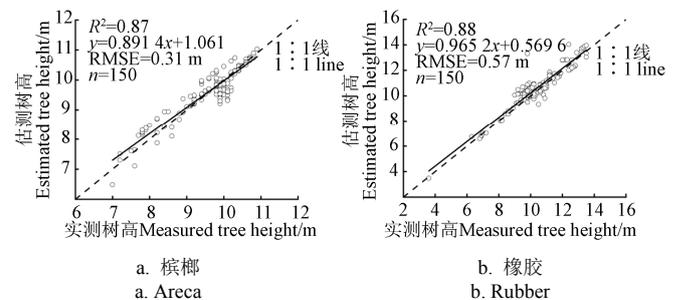
Table 2 Accuracy evaluation of extracted trees number of the areca and rubber

样地编号 No. of sample plots	树种 Tree species	实测株数 Number of measured trees/plants	算法分割株数 Number of trees segmented by the algorithm / plants	被验证的有效分割株数 Number of effective segmentation trees after verification / plants	正检率 Correct detection rate/%	召回率 Recall rate/%
8-6	槟榔	107	111	100	90.1	93.5
7-7	槟榔	100	108	92	85.2	92.0
7-5	槟榔	99	108	98	90.7	99.0
8-1A	橡胶	139	144	135	93.8	97.1
8-1B	橡胶	70	74	66	89.2	94.3
8-3B	橡胶	72	77	70	90.9	97.2

2.2.2 单木冠幅

将分割后的单木按树木编号(图2)提取每株树东西方向、南北方向的树冠最大值和最小值, 分别做差, 计算二者平均值, 得到单木冠幅值。选择提取效果最好的150株树(单木位置误差在0.3 m以内), 比对实测单木

冠幅和提取的单木冠幅, 结果如图4所示。由图4可知, 槟榔树和橡胶树的 R^2 分别为0.86和0.87, RMSE分别为0.29和0.55 m。橡胶树属于大冠层树种, 树冠伸展性大, 基于LiDAR提取的橡胶树冠幅大部分比实测值高, 相邻2棵树之间会存在树冠交叠情况, 使得基于LiDAR提取的冠幅会由于树冠边界点不明确而偏大。



注: n为样本数量, 下同。

Note: n is the sample quantity, the same below.

图3 槟榔和橡胶单木树高提取结果验证

Fig.3 Verification of extraction results of individual tree height for areca and rubber

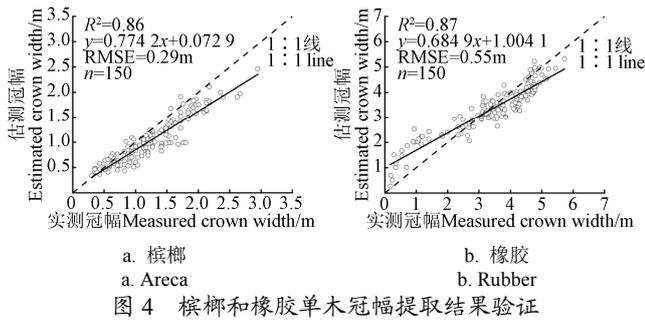


图 4 槟榔和橡胶单木冠幅提取结果验证

橡胶树相较于槟榔树冠层较大，导致实测树高误差较大，机载激光雷达树高提取的误差也对胸径估测值产生误差。本研究采用的单木地上生物量模型是阔叶树常用地上生物量模型，对于不同的阔叶树种估测精度也会有所区别。

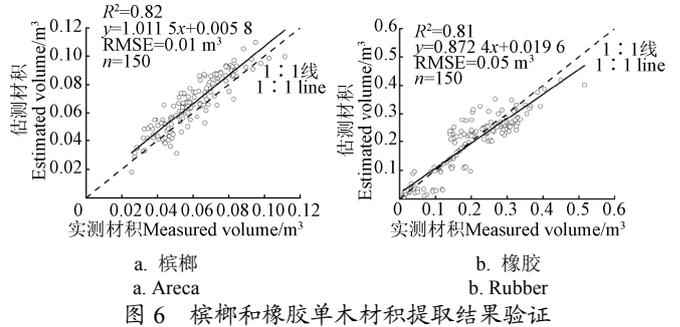


图 6 槟榔和橡胶单木材积提取结果验证

2.2.3 单木胸径

将提取到的 LiDAR 点云树高值代入树高-胸径模型^[33]，分别计算槟榔和橡胶树单木胸径值。比对实测胸径值和估测胸径值之间的关系，结果如图 5 所示。由图 5 可知，槟榔和橡胶树实测胸径值和估测胸径值呈良好的相关性， R^2 都在 0.85 以上，RMSE 分别为 0.64 和 1.94 cm。分析发现，2 个树种的估测胸径值比实测胸径值高一些，这与基于 LiDAR 提取的树高值偏大有关。

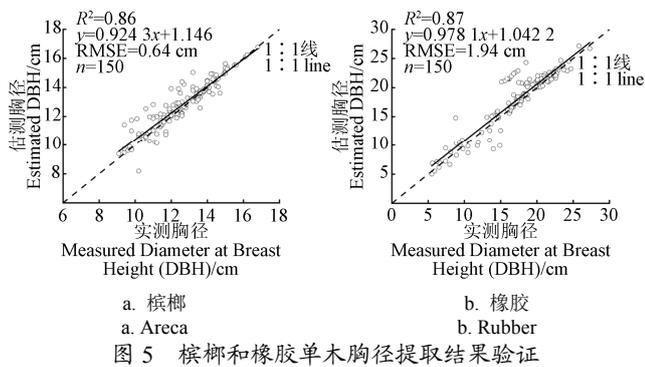


图 5 槟榔和橡胶单木胸径提取结果验证

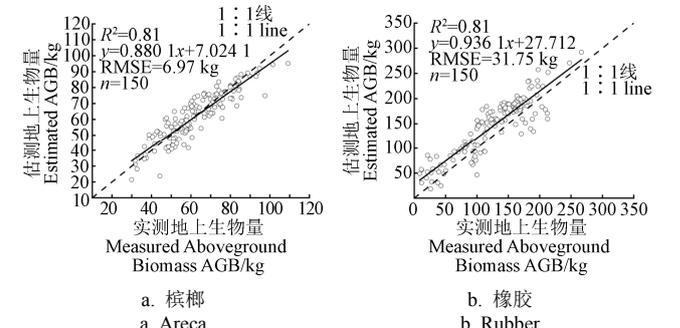


图 7 槟榔和橡胶单木地上生物量提取结果验证

2.2.4 单木材积

单木材积的估测值使用 LiDAR 点云数据提取的树高和胸径值根据实测单木材积方程^[27-28]计算得到。将 LiDAR 点云数据估算得到的单木材积与实测单木材积进行对比分析，结果如图 6 所示。由图 6 可知，2 个树种的实测单木材积和估测单木材积呈线性关系， R^2 都在 0.80 以上，RMSE 分别为 0.01 和 0.05 m^3 。分析发现，橡胶树随着林木高度增大，实测树高在测量时由于冠层遮挡会出现更大的测量误差，使得实测树高偏小，因此，基于材积方程计算得到的实测单木材积和估测单木材积的误差会随着树高增大而增加。

2.2.5 单木地上生物量

2 种树的单木地上生物量估测值是根据 LiDAR 点云数据提取的树高和胸径值利用实测单木地上生物量方程^[29]计算得到。将估测的单木地上生物量与实测单木地上生物量进行对比分析，结果如图 7 所示。由图 7 可知，槟榔和橡胶树实测单木地上生物量和估测单木地上生物量呈线性关系， R^2 都在 0.81 左右，RMSE 分别为 6.97 和 31.75 kg。橡胶树的 RMSE 远大于槟榔树的误差值，原因在于 2 个树种结构不同，林层结构和林下地形都不同。

2.3 讨论

利用激光雷达技术进行人工经济林单木参数估测具有较大的应用潜力，不受外界光照条件影响，具有直接获取单木三维结构的能力。但在数据获取和处理过程中仍然会存在一些影响估测结果的因素。首先，地形因素是影响单木参数估测的主要外在因素，地形起伏大会影响数据归一化的质量，进而影响单木树高提取的精度。别强^[1]以祁连山自然保护区为研究区，以青海云杉为研究对象，使用机载 LiDAR 数据对研究区的单木参数进行了估测研究，研究区位于海拔 2 000 m 以上，坡度在 10° 左右，存在较大的地形起伏，经过数据归一化后得到的单木树高误差为 0.66 m，低于本研究的估测精度。其次，单木分割方法中可变窗口大小的设置也会影响单木分割的精度，进而影响单木参数估测的精度。霍达^[4]以内蒙古依根地区为研究区，对该区域的单木参数进行了估测研究，使用方形和圆形 2 种窗口对单木进行分割，分割后的正检率分别为 82.1%和 85.2%，低于本研究的分割精度。影响单木估测精度的因素除了以上 2 个方面以外，实测数据的测量误差、单木参数的计算误差等都会对估测结果产生较大影响。本文研究区选在地形平坦的区域，根据树种情况设置了合适的分割窗口大小，对单木参数的计算选用相应树种的计算公式，实现了较高精度的单木

参数估测, 为后续类似区域的森林参数估测提供参考依据, 也可为相关果树(如椰子树、榴莲树和菠萝树等)生长监测提供数据支撑, 为数字果园的建设提供技术支持。同时, Mapper5000 在林业上的应用也拓宽了国产机载激光扫描器的适用性和可行性, 进一步说明点云数据对森林参数估测精度的提高起到了关键作用, 激光雷达在森林资源清查中有很好的应用前景。

3 结论

本研究基于机载激光扫描器 Mapper5000 (中国) 获取的点云数据, 从单木尺度分析了点云数据的特点和对森林参数精度的影响, 通过对比各参数估测值和实测值, 得出以下结论:

1) 采用 K-means 分层聚类方法能够较准确地提取单木顶点位置, 2 个树种的单木分割正检率均在 85% 以上, 平均召回率达 95.52%。

2) 对于槟榔树, 其单木树高、冠幅、胸径、材积、地上生物量的决定系数均达到 0.8 以上。单木树高的均方根误差为 0.31 m, 单木冠幅、胸径、材积、地上生物量的均方根误差分别为 0.29 m、0.64 cm、0.01 m³ 和 6.97 kg。

3) 对于橡胶树, 其单木参数的决定系数均达到 0.8 以上。单木树高、冠幅、胸径、材积、地上生物量的均方根误差分别为 0.57 m、0.55 m、1.94 cm、0.05 m³ 和 31.75 kg。

尽管基于该点云数据提取的森林参数的精度很高, 但是研究中涉及到的点云滤波和单木分割算法只针对平地地区, 后续可以探索更多算法的可能性, 探寻山地地区点云数据处理的最优算法。其次, 点云数据虽然包含了很多森林三维结构信息, 但对林木光谱信息和纹理信息不能得到很好的反映, 后续可以将点云数据与其他光学遥感数据结合, 实现在不同尺度、多源信息融合上的研究, 利用各种数据源的优势, 取长补短, 实现更精准的森林清查研究。

【参 考 文 献】

- [1] 别强. 基于激光雷达和合成孔径雷达资料的森林参数反演研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2013.
Bie Qiang. Study on the Estimation Method of Forest Parameters Using LiDAR and SAR[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2013. (in Chinese with English abstract)
- [2] Lefsky M A, Keller M, Pang Y, et al. Revised method for forest canopy height estimation from geoscience laser altimeter system waveforms[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2007, 1(1): 6656-6659.
- [3] 徠卡 ALS80 机载激光扫描仪[EB/OL]. [2015-06-17], <https://wenku.baidu.com/view/e81f705d50e2524de5187e8c.html>.
- [4] 霍达. 基于机载 LiDAR 反演森林参数的研究—以内蒙古依根地区为例[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2015.
Huo Da. Research on Forest Parameter Inversion Based on Airborne LiDAR in the Yigen Area of Inner Mongolia[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2015. (in Chinese with English abstract)
- [5] 刘竿含. 基于机载激光雷达的单木分割算法研究及系统开发[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
Liu Yuhan. Research and System Development of Individual Tree Segmentation Algorithm Based on Airborne LiDAR[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2020. (in Chinese with English abstract)
- [6] 付甜. 基于机载激光雷达的亚热带森林参数估测[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2010.
Fu Tian. Estimation of Subtropical Forest Parameters Based on Airborne LiDAR[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [7] 王植槐. 基于机载激光雷达的林业特征研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2014.
Wang Zhihui. Study on Forestry Characteristics Based on Airborne LiDAR[D]. Changsha: Central South University of Forestry Science and Technology, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [8] 耿林. 基于机载 LiDAR 的单木结构参数及林分有效冠的提取[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2018.
Geng Lin. Individual Tree Structural Parameters and Stand Effective Crown Extraction Based on Airborne LiDAR[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [9] 张峥男. 机载激光雷达亚热带森林结构参数及蓄积量分布估测研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2018.
Zhang Zhengnan. Estimation of Subtropical Forests Structural Parameters and Volume Distribution by Airborne LiDAR[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [10] Ota T, Ahmed O S, Minn S T, et al. Estimating selective logging impacts on aboveground biomass in tropical forests using digital aerial photography obtained before and after a logging event from an unmanned aerial vehicle[J]. Forest Ecology and Management, 2019, 433(1): 162-169.
- [11] Zhao D, Pang Y, Liu L J, et al. Individual tree classification using airborne LiDAR and hyperspectral data in a natural mixed forest of Northeast China[J]. Forests, 2020, 11(3): 303-321.
- [12] 刘清旺, 李增元, 陈尔学, 等. 机载 LiDAR 点云数据估测单株木生物量[J]. 高技术通讯, 2010, 20(7): 765-770.
Liu Qingwang, Li Zengyuan, Chen Erxue, et al. Estimation of individual tree biomass using airborne LiDAR point cloud data[J]. High Tech-Communication, 2010, 20(7): 765-770. (in Chinese with English abstract)
- [13] 段祝庚, 肖化顺. 机载激光雷达森林参数估算方法综述[J]. 林业资源管理, 2011(4): 117-121.
Duan Zhugeng, Xiao Huashun. Review of forest parameter estimation methods based on airborne LiDAR[J]. Forest Resource Management, 2011(4): 117-121. (in Chinese with English abstract)
- [14] Holm S, Nelson R, Ståhl G. Hybrid three-phase estimators

- for large-area forest inventory using ground plots, airborne LiDAR, and space LiDAR[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 197(1): 85-97.
- [15] Liu L, Coops N C, Aven N W, et al. Mapping urban tree species using integrated airborne hyperspectral and LiDAR remote sensing data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 200(1): 170-182.
- [16] Popescu S C. Estimating biomass of individual pine trees using airborne LiDAR[J]. *Biomass and Bioenergy*, 2007, 31(9): 646-655.
- [17] 庞勇, 赵峰, 李增元, 等. 机载激光雷达平均树高提取研究[J]. *遥感学报*, 2008, 12(1): 152-158.
Pang Yong, Zhao Feng, Li Zengyuan, et al. Extraction of mean tree height from airborne LiDAR[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(1): 152-158. (in Chinese with English abstract)
- [18] 刘芳, 张琼, 范文义, 等. 基于多元辅助信息的机载 LiDAR 点云数据滤波分类研究[J]. *遥感信息*, 2012, 27(3): 46-53.
Liu Fang, Zhang Qiong, Fan Wenyi, et al. Filtering and classification of airborne LiDAR point cloud data based on multiple auxiliary information[J]. *Remote Sensing Information*, 2012, 27(3): 46-53. (in Chinese with English abstract)
- [19] Nilsson M. Estimation of tree heights and stand volume using an airborne LiDAR system[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56(1): 1-7.
- [20] Maltamo M, Eerikainen K, Pitkanen J, et al. Estimation of timber volume and stem density based on scanning laser altimetry and expected tree size distribution functions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3): 319-330.
- [21] 王平. 基于机载 LiDAR 数据和航空像片的单木参数提取研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2012.
Wang Ping. The Research of Individual Tree Parameters Extraction Based on Airborne LiDAR Data and Aerial Photography[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2012. (in Chinese with English abstract)
- [22] 冯聪慧. 机载激光雷达系统数据处理方法的研究[D]. 北京: 解放军信息工程大学, 2007.
Feng Conghui. Research on Data Processing Method of Airborne LiDAR System[D]. Beijing: Information Engineering University, 2007. (in Chinese with English abstract)
- [23] 康梓杭, 倪苗, 邓晶, 等. 海口市 10 种行道树最优生长模型研究[J]. *热带生物学报*, 2020, 11(1): 79-83.
Kang Zihang, Ni Miao, Deng Jing, et al. Study on the optimal growth model of 10 street trees in Haikou City[J]. *Journal of Tropical Biology*, 2020, 11(1): 79-83. (in Chinese with English abstract)
- [24] 胡善江, 贺岩, 陈卫标, 等. 机载双频激光雷达系统设计和研制[J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(9): 89-94.
Hu Shanjiang, He Yan, Chen Weibiao, et al. Design and development of airborne dual frequency LiDAR system[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(9): 89-94. (in Chinese with English abstract)
- [25] 焦义涛, 邢艳秋, 霍达, 等. 基于机载 LiDAR 点云估测林分的平均树高[J]. *西北林学院学报*, 2015, 30(3): 170-174.
Jiao Yitao, Xing Yanqiu, Huo Da, et al. Estimation of average tree height based on airborne LiDAR point cloud[J]. *Journal of Northwest Forestry Institute*, 2015, 30(3): 170-174. (in Chinese with English abstract)
- [26] 邢艳秋, 霍达, 尤号田, 等. 基于机载 LiDAR 单束激光穿透指数的白桦林 LAI 估测[J]. *应用生态学报*, 2016, 27(11): 3469-3478.
Xing Yanqiu, Huo Da, You Haotian, et al. LAI estimation of birch forest based on airborne LiDAR individual beam laser penetration index[J]. *Journal of Applied Ecology*, 2016, 27(11): 3469-3478. (in Chinese with English abstract)
- [27] 陈振雄, 周湘红, 肖前辉, 等. 海南省一元立木材积检验与更新模型研建[J]. *中南林业科技大学学报*, 2017, 37(12): 26-30.
Chen Zhenxiong, Zhou Xianghong, Xiao Qianhui, et al. Research and construction of individual tree volume test and regeneration model in Hainan Province[J]. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 2017, 37(12): 26-30. (in Chinese with English abstract)
- [28] 曾伟生. 中国主要树种材积推算公示二元材积表[EB/OL]. [2017-01-09], <https://wenku.baidu.com/view/ec238ac581eb6294dd88d0d233d4b14e85243e19.html>.
- [29] 罗云建, 王效科, 逯非. 中国主要林木生物量模型手册[M]. 北京: 中国林业出版社, 2015.
- [30] 甄贞, 李响, 修思玉, 等. 基于标记控制区域生长法的单木树冠提取[J]. *东北林业大学学报*, 2016, 44(10): 22-29.
Zhen Zhen, Li Xiang, Xiu Siyu, et al. Individual tree crown extraction based on marker controlled region growth method[J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2016, 44(10): 22-29. (in Chinese with English abstract)
- [31] 马京晖, 潘巍, 王茹. 基于 K-means 聚类的三维点云分类[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(17): 181-186.
Ma Jinghui, Pan Wei, Wang Ru. 3D point cloud classification based on K-means clustering[J]. *Computer Engineering and Application*, 2020, 56(17): 181-186. (in Chinese with English abstract)
- [32] 刘达, 殷建良, 熊康军. LiDAR 在林业测量中的应用与研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2008, 31(1): 115-116, 119.
Liu Da, Yin Jianliang, Xiong Kangjun. Application and research of LiDAR in forestry surveying[J]. *Mapping and Spatial Geographic Information*, 2008, 31(1): 115-116, 119. (in Chinese with English abstract)
- [33] 贺鹏, 聂峰. 海南省主要人工林树种最优树高曲线研究[J]. *中南林业调查规划*, 2019, 38(4): 49-52.
He Peng, Nie Feng. Study on the optimal tree height curve of main plantation tree species in Hainan Province[J]. *Central South Forestry Investigation and Planning*, 2019, 38(4): 49-52. (in Chinese with English abstract)

Estimation of individual tree parameters of plantation economic forest in Hainan Boao based on airborne LiDAR point cloud data

Gao Linghan, Zhang Xiaoli^{*}, Chen Yuanyuan

(The key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, Precision Forestry Key Laboratory of Beijing, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: Light Detection and Ranging (LiDAR) is one rapidly emerging type of active remote sensing at present. The laser pulse can partially penetrate the shelter of the forest canopy, further realizing the acquisition of three-dimensional structure characteristics for the whole forest. In this study, a systematic evaluation was made on the individual tree parameters of plantation forestry in Hainan Boao of China using the point cloud data. The pre-processing operation was carried out to implement the normalized point cloud data for the extraction of parameters. First, the outlier was used to remove the noise in the point cloud. The ground points were also separated by the Triangulated Irregular Network (TIN). Then, the Digital Elevation Model (DEM) and Digital Surface Model (DSM) were generated by the Kriging and TIN interpolation. First of all, different operations were selected to generate the Canopy Height Model (CHM). The elevation normalization was then performed on the point cloud data for subsequent segmentation and parameter extraction of the individual tree. K-means clustering was used to segment the images of the trees using different tree species, according to the actual topography and forest structure characteristics in the study area. The layer-by-layer clustering was used to extract the point cloud of the individual tree, the position of which was then compared with the measurement. The correct recognition rate and the recall rate of each sample plot were also calculated to analyze the position error of individual tree segmentation. Then, the local maximum method of the variable window was used to detect the vertex position of individual tree, where the pixel value of the tree vertex was taken as the estimated height of the individual tree. The average value of the individual tree canopy was calculated, according to the difference between the maximum and minimum of point cloud data for the individual tree in the east-west and north-south directions. Individual Diameter at Breast Height (DBH), volume, and aboveground biomass were calculated, according to the tree Height-DBH model, volume table, and aboveground biomass model, respectively. The results showed that the correct recognition rate of two tree species was above 85%, and the overall average correct recognition rate was above 89.98%. The decision coefficient reached 0.8 for the individual tree height, crown width, DBH, volume, and aboveground biomass. The root mean square error of individual tree height and crown width was less than 1m. Specifically, the error of individual tree DBH was less than 2 cm, while the DBH error of rubber tree was much larger than that of areca tree. A larger DBH error was attributed that there were significant differences in the tree height among different tree species when estimating DBH value using the tree Height-DBH model. The error of individual tree volume were 0.01 and 0.05 m³ respectively. Meanwhile, the error of aboveground biomass greatly varied in the two species, particularly relating to the forest layer structure and terrain factors under the forest. Consequently, the point cloud data can be expected to improve the accuracy of forest parameters estimation, while the laser equipment can have great application potential in forest resource inventory.

Keywords: remote sensing; models; forestry; airborne LiDAR; individual tree parameters; clustering algorithm