

基于无人机激光雷达的亚热带人工林单木测量研究

苏凯¹ 伍咏微¹ 张益铭¹ YOU Yongfa² 王思远³ 李春干¹

(1. 广西大学林学院, 南宁 530004; 2. 弗吉尼亚理工大学, 布莱克斯堡 24061-0002;

3. 中国科学院生态环境研究中心区域与城市生态安全全国重点实验室, 北京 100085)

摘要: 利用无人机激光雷达(UAV-LS)进行森林参数提取与林分蓄积估算存在的主要问题是单木分割精度不够以及不能直接获得胸高(DBH)参数。针对这一局限性,本研究利用UAV-LS采集桉树和杉木人工林超密度点云数据,通过改进均值漂移算法(IMS A)提出一种能够准确获取立木任意高直径方法,从而计算树木蓄积,实现从单木分割角度准确估算林分蓄积。结果表明:基于IMS A能有效处理树干附近密集噪点,检测的准确性显著提升,对树干边缘点确定及拟合的准确率最优,估测1.3、2 m处直径的决定系数 $R^2 > 0.93$,平均相对误差分别为2.41%(桉树)、-4.05%(杉木)。模型可以有效估测杉木、桉树人工林的单木任意高直径和蓄积量,估测杉木的性能优于桉树。点云密度显著影响模型估测性能,当使用点云密度为原密度50%及以下进行单木测量时漏检率显著上升,当仅用原密度10%时最大平均绝对百分比误差超86%。本研究为利用UAV-LS及时、准确、高效实现单木尺度的林分蓄积量估测提供技术支持和理论依据,同时为资源有限的条件下进行高精度的森林资源评估提供参考。

关键词: 人工林; 无人机激光雷达; 森林资源调查; 点云密度; 改进均值漂移算法

中图分类号: X123

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)03-0315-09

OSID:



Individual Tree Measurement in Subtropical Plantations Forest Using UAV Laser Scanning

SU Kai¹ WU Yongwei¹ ZHANG Yiming¹ YOU Yongfa² WANG Siyuan³ LI Chungan¹

(1. School of Forestry, Guangxi University, Nanning 530004, China

2. Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg 24061-0002, USA

3. State Key Laboratory of Regional and Urban Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China)

Abstract: The main issues in extracting forest parameters and estimating stand volume using UAV laser scanning (UAV-LS) are insufficient accuracy in individual tree segmentation and the inability to directly obtain diameter at breast height (DBH) parameters. To address this limitation, the UAV-LS was utilized to collect high-density point cloud data from *Eucalyptus* and *Chinese fir* plantations. By improving the mean shift algorithm (IMS A), a method capable of accurately obtaining the diameter at any height of standing trees was proposed, thereby calculating tree volume and achieving accurate estimation of stand volume from the perspective of individual tree segmentation. The results showed that the improved mean shift algorithm effectively handled dense noise near the tree trunk, significantly enhancing detection accuracy. The accuracy of determining and fitting the edge points of the trunk was optimal, with coefficients of determination $R^2 > 0.93$ for estimating diameters at heights of 1.3 m and 2 m, and average relative errors of 2.41% (*Eucalyptus*) and -4.05% (*Chinese fir*). The model can effectively estimate the diameter and volume of individual trees in *Eucalyptus* and *Chinese fir* plantations, with performance for *Chinese fir* being optimized compared with *Eucalyptus*. Point cloud density significantly affected the estimation performance of the model. When using point cloud densities of 50% or less of the original density for individual tree measurements, the omission rate was increased

收稿日期: 2024-10-20 修回日期: 2024-11-07

基金项目: 区域与城市生态安全全国重点实验室开放基金项目(SKLURE2023-2-3)、广西自然科学基金项目(2025GXNSFAA069138)、广西野外科学观测研究站开放课题项目(RLKF2005-01)、广西科技基地和人才专项(AD25069098)和广西重点研发计划项目(桂科AB25069151)

作者简介: 苏凯(1992—),男,讲师,博士,主要从事“空天地人”智能监测与林业遥感机理模型研究,E-mail: sukai_lxy@gxu.edu.cn

significantly; when using only 10% of the original density, the maximum absolute error exceeded 86%. The research result can provide technical support and theoretical basis for the timely, accurate, and efficient estimation of stand volume at the individual tree scale by using UAV-LS, while also offering a reference for high-precision forest resource assessment under resource-limited conditions.

Key words: plantation forest; UAV-LS; forest resource survey; point cloud density; IMSA

0 引言

森林作为全球碳循环的主要碳库,通过吸收和储存二氧化碳,对减缓气候变化具有显著影响^[1-2]。森林蓄积量是反映森林健康和生态特征的重要指标,广泛应用于温室气体核算和碳中和研究^[2]。及时、准确、高效地开展森林蓄积量测量研究,对于可持续森林资源管理和认识理解全球气候变化具有现实意义。

传统的森林蓄积量测量方法,如皆伐法和标准木法,往往需要进行破坏性采样,不仅对生态环境造成负面影响,还限制了森林可持续管理。其次,地面测量方法通常需要大量人力且耗时,样本量受限,从而影响到数据的代表性和准确性。此外,传统方法通常依赖于树高和胸径等参数,这种基于点数据的测量方式难以捕捉森林的整体结构和复杂性,限制了对蓄积量的全面评估^[3]。随着遥感技术的发展,无人机激光雷达(UAV-LS)在森林蓄积调查中的研究取得了显著进展^[4]。相比传统机载激光雷达,UAV-LS能够提供高密度点云数据,准确捕捉森林的三维结构,提供更细致的信息,支持单株树木的分割与分析,为森林蓄积量和生物量的准确评估提供了可靠的基础^[5-10]。目前已广泛应用于不同类型的森林,例如针叶林和人工林^[9]。而且 UAV 的飞行灵活性使其能够在多样化的地形和环境中进行有效监测,减少了对地形通行能力的依赖,从而提高了数据收集效率^[3,11-12]。尽管 UAV-LS 已经成为森林资源监测和管理的重要工具,但仍面临一些挑战。首先,树冠遮挡现象使得树干的可见性受到限制,UAV-LS 在检测树木冠层和计算胸径方面的效果仍不尽人意^[13]。蓄积量估测模型的建立通常依赖于树高作为胸径的预测变量,而这种方法在大型树木的估算上往往不够可靠,因为相同高度的树木在胸径上可能存在显著差异^[14]。虽然一些研究者建议将树冠指标作为补充预测变量,但整体模型的转移性和适用性仍需进一步验证。再者,模型的普适性在不同地区和森林结构中可能导致较大的估算偏差。为了解决这些挑战,许多研究使用了非参数建模方法,例如随机森林方法对假设的依赖性较低,预测精度较高^[15]。然而,缺乏预先确定的模型结构对

理解独立变量和因变量之间的潜在关系提出了挑战。

因此,本文开发一种可获取立木任意高断面直径预测模型,从林分单木材积提取角度估测森林蓄积量。改进均值漂移聚类策略,提升点云数据的利用效率,精准提取树干参数,解决树干截面点云混乱的问题;针对不同林分,评估模型的转移性;分析点云密度对树干参数提取精度的影响,寻求在确保数据质量的前提下优化点云密度,实现森林资源调查中成本与精度的最佳平衡。以期为亚热带重要人工林使用 UAV-LS 实现及时、准确、高效调查提供新方法。

1 研究区域及数据采集

本研究数据采集在广西壮族自治区南宁市高峰林场(东经 108°08′~108°53′、北纬 22°49′~23°15′)进行。如图 1 所示,该区域的地形、气候、人工林栽培方式、林分结构具有较强的代表性。地形主要特征为低海拔丘陵,年平均气温 21℃,降雨丰富,森林覆盖率达 83%,气候条件适宜森林生长。植被以桉树、杉木、马尾松等亚热带人工林为主。本研究选取桉树、杉木 2 种植最广、高经济价值的亚热带人工林为建模对象。用钢卷尺在 1.3、2 m 处测量断面直径。采用千寻星矩 SR3 Pro RKT 测量仪对单株树位置进行测量,水平定位精度在 8 mm 以内。最终测量树木共 232 株,其中杉木 106 株,桉树 126 株,桉树林平均胸径 13.52 cm、平均树高 19.25 m,杉木林平均胸径 16.49 cm、平均树高 17.38 m(表 1)。利

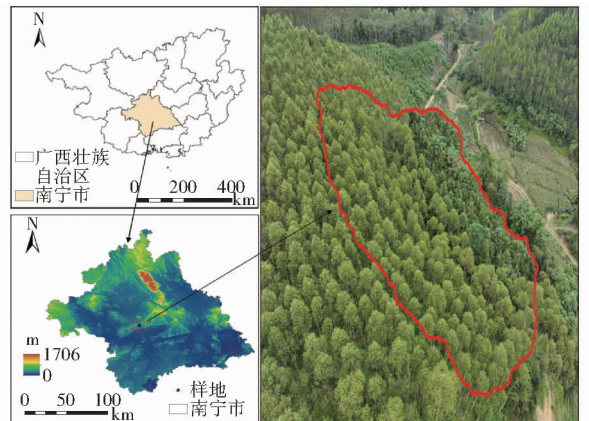


图 1 研究区位置

Fig. 1 Study area

用野外调查数据对单株树检测与参数提取的精度进行评估。

表1 桉树与杉木的样地调查信息

Tab.1 Plot survey of *Eucalyptus* and *Chinese fir*

参数	桉树	杉木
样木数	126	106
点密度/(点·m ⁻²)	8 156.94	7 547.82
平均胸径/cm	13.52	16.49
最大胸径/cm	17.8	26.5
最小胸径/cm	5.5	8.3
胸径标准差/cm	2.92	3.97
平均树高/m	19.25	17.38
最大树高/m	22.01	22.22
最小树高/m	12.37	12.29
树高标准差/m	2.04	2.17
样地坡度/(°)	29.3	26.2
样地郁闭度/%	0.743	0.848

UAV-LS点云数据为利用DJI M350飞行平台和L2传感器采集的离散5回波数据。为避免水汽、抖动枝叶对数据质量的影响,选择晴朗无风的天气进行数据采集。采用米字形航线设计,行高度设定为80 m,飞行速度为5 m/s,采用重复扫描模式,水平视角为70°,垂直视角为15°。外飞完成后利用POS数据进行航线解算、航带拼接、数据校正,最终获得研究区域内的UAV-LS点云数据。采集的点云数据经过归一化和去噪等预处理步骤。2023年11月8日样地调查信息见表1。

1.1 单株树分割

本研究提出一种改进的UAV-LS点云单株树分割方法,包括采用可变峰值点监测立木树干区识别、单株树点云分层、基于最小二乘法的改进圆柱模型树干形态拟合。

1.1.1 立木树干区识别

在UAV-LS的森林资源调查中,树冠层的点云数据通常占据主导地位。通过点云高度密度分布函数曲线分析,尤其是曲线斜率达到最大值的位置通常表示树干与树冠的分界点^[16-17],如图2所示。

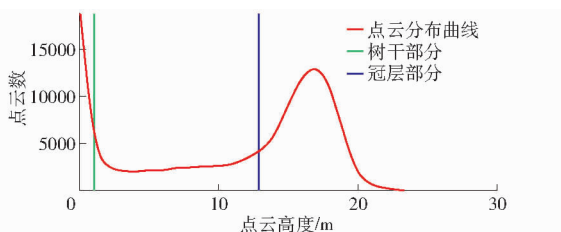


图2 桉树与杉木点云高度密度分布情况

Fig.2 Point cloud height density distribution of *Eucalyptus* and *Chinese fir*

点云高度密度分布函数 $P_n(h)$ 计算公式为

$$P_n(h) = \frac{P(h)}{\sum_{h_{\min}}^{h_{\max}} P(h)} \quad (1)$$

式中 $P_n(h)$ ——归一化高度密度分布

$P(h)$ ——高度 h 处的点数量或密度估计值

h_{\max}, h_{\min} ——点云高度最高、最低点

显著峰值点的高度计算公式为

$$h_{\text{peak}} = \arg \max_h P_n(h) \quad (2)$$

式中 h_{peak} ——显著峰值所对应的高度

树干部分点云提取公式为

$$P_{C_{\text{trunk}}} = \{p \in P_{\text{Cloud}} \mid p_z \leq h_{\text{peak}}\} \quad (3)$$

式中 $P_{C_{\text{trunk}}}$ ——提取出的树干部分点云集合

P_{Cloud} ——原始点云集合

p_z ——高度为 z 的点云 p

1.1.2 单株树点云分层

(1) 点云分层

根据点云中每个点的 z 坐标(高度值)对数据进行分组处理。数据按照 z 值每 2 m 为 1 组,作为后续处理的基本单元,计算公式为

$$\text{Layer}(z) = \left\lfloor \frac{z - z_{\min}}{\Delta h} \right\rfloor \quad (4)$$

式中 z_{\min} ——最小高度

$\text{Layer}(z)$ ——高度为 z 的点云层

Δh ——每个分层区间的高度

(2) 各层几何中心

通过求取所有点 x, y 坐标的算术平均值,确定了每个高度分组的几何中心点,通过法向量矫正,减少树干倾斜带来的误差,某高度点云层几何中心点 C_i 为

$$C_i = \left(\frac{\sum x_i}{N}, \frac{\sum y_i}{N} \right) \quad (5)$$

式中 (x_i, y_i) ——该高度层中点云的 X, Y 坐标

N ——该层点云的总数

(3) 多角度分区

为了在 XY 平面上均匀地划分点云,本研究根据每个点相对于中心点的角度来将点云分配到不同的扇区。角度 θ 是通过计算点和中心点之间的相对角度得出,对于一个点 (x, y) 和中心 (C_{xx}, C_{yy}) ,其角度 θ 和将点分配到扇区的公式分别为

$$\theta = \arctan2(y - C_{yy}, x - C_{xx}) \quad (6)$$

$$S_i = \left\lfloor \frac{\theta N_{\text{sectors}}}{2\pi} \right\rfloor \quad (7)$$

式中 N_{sectors} ——拟分配扇区的数量

S_i ——第 i 个扇区

1.1.3 改进均值漂移算法的树干边缘点确定与拟合

在处理树干点云时,假设树干附近的点云密度

应高于周围区域,因此密度最高的聚类中心点通常代表树干实际位置。密度估计公式为

$$\rho(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N K\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|}{t}\right) \quad (8)$$

式中 $\rho(\mathbf{x})$ ——在聚类中心 \mathbf{x} 处的密度估计值

\mathbf{x}_i ——点云中的第 i 个点

$K(\cdot)$ ——高斯核函数

t ——带宽

高斯核函数为空间中每一个点定义一个平滑的、衰减的权重分布。公式为

$$K(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{2t^2}\right) \quad (9)$$

式中 n ——空间维数

$\|\mathbf{x}\|$ ——向量 \mathbf{x} 的模长

在每一步聚类迭代过程中,针对 P_{Cloud} 中的每一个点云,计算其新的位置 $m(\varepsilon_i)$,这一过程会重复进行,直到聚类中心 $m(\varepsilon)$ 收敛。即邻域内所有点的加权平均为

$$m(\varepsilon) = \frac{\sum_{\psi_i \in \Psi(\varepsilon)} K(\psi_i - \psi) \psi_i}{\sum_{\psi_i \in \Psi(\varepsilon)} K(\psi_i - \psi)} \quad (10)$$

式中 ε ——收敛的点

$\Psi(\varepsilon)$ ——点 x 的邻域

ψ_i ——数据集中索引的点

ψ ——当前聚类中心点 ε 的位置坐标向量

为进一步提高聚类结果的准确性,本研究引入了异常值处理机制。当某个聚类中心与最近的其他中心点之间的欧氏距离超过 1.5 倍的中位数偏差时,便将其视为异常点并予以剔除。该处理机制有效去除了由树枝或其他结构引起的误分类点,保证了树干提取的可靠性。其表达式为

$$Z(\mu) = \frac{\rho(x) - \text{median}(\rho)}{\text{MAD}(\rho)} \quad (11)$$

式中 $Z(\mu)$ ——标准化异常分数

$\text{median}(\rho)$ ——所有聚类中心密度的中位数

$\text{MAD}(\rho)$ ——中位数平均绝对偏差

采用包凸算法(Convex hull)从提取的边缘点中找到所有构成凸包的顶点,并按逆时针方向排序,形成一个闭合的多边形,用以近似树干的截面形状。最小二乘法用于进一步优化截面圆形拟合,目标是 minimized 所有点到拟合圆的距离。假设圆心为 $C(x_c, y_c)$,半径为 r ,拟合目标函数为

$$I(x_c, y_c) = \min_{x_c, y_c, r} \sum_{i=1}^N \left[\sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} - r \right]^2 \quad (12)$$

1.2 模型评估与验证

本研究选取 K-means、DBSCAN 算法、均值漂移算法(MSA)和 IMSA 预测活立木任意高直径,利用 1.3、2 m 处实测断面直径对所有杉木、桉树进行模型拟合,并采用相对误差(MRE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、决定系数(R^2)评估模型估测能力。

1.3 林分蓄积量估算

林分蓄积量由单株立木材积量累加得到。依据国家标准和广西壮族自治区杉木、桉树二元立木蓄积模型,利用样地内实测桉树和杉木的树高与胸径计算实测蓄积量,使用本研究 UAV-LS 提取单株立木分层树干体积和树梢体积估算材积量,采用 MRE、MAPE、 R^2 评估模型估测能力。

1.4 点云密度抽稀

深入理解点云密度变化对树干参数提取精度的具体影响,并为未来 UAV-LS 数据采集时在数据质量与处理成本之间找到最佳平衡。以 10% 的比例将点云密度从 100% 降低至 10%,形成一系列不同密度的抽稀点云数据集^[18-21]。抽稀公式为

$$\partial = (1 - d_i / \bar{p}_c) \times 100\% \quad (13)$$

式中 ∂ ——需要剔除的点云比例, %

d_i ——目标点云密度

\bar{p}_c ——原始点云的平均密度

2 结果与分析

2.1 直径估测

本文提出的 IMSA 在人工林立木任意高度周长的拟合上表现出良好的效果,决定系数(R^2)超过 0.94(图 3)。与实测的 1.3 m 和 2 m 处断面周长相比,桉树在 1.3 m 和 2 m 高度下的相关性较高(决定系数分别为 0.940 和 0.942),误差较低,表现较为稳定,整体表现优于对杉木的估测结果。而杉木在 1.3 m 高度的相关性也相对较高(决定系数为 0.937),但在 2 m 高度下的 MAPE 和 MRE 都有所增加,分别为 0.149 和 0.024,表明在较高测量高度杉木的测量精度有所下降。

图 4 展示了杉木和桉树在不同直径范围内的 MRE(橙色柱图)和 MAPE(蓝色柱图)。基于实测直径将样地中调查木进行分类,杉木被分为小于 14 cm、14~18 cm 和大于 18 cm 3 类,桉树则被分为小于 12 cm、12~14 cm 和大于 14 cm 3 类。对于杉木,在直径大于 18 cm 时,虽然 MRE 接近 0,显示出测量相对精确,但 MAPE 较高(约 15%),说明测量结果在该直径范围内偏差较大。在直径 14~18 cm 范围内,杉木的 MRE 仍较小,但绝对误差有所减小。

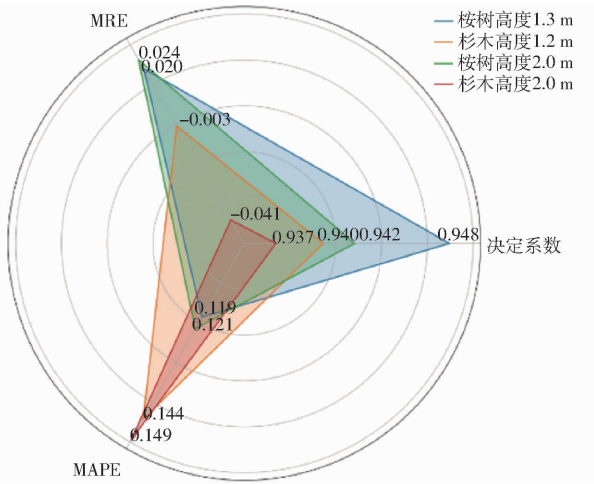


图 3 在不同高处断面周长的拟合效果

Fig. 3 Fitting performance of cross-sectional circumference of *Eucalyptus* and *Chinese fir* at different heights

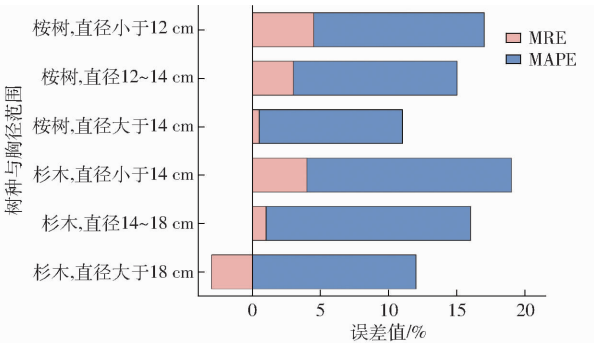


图 4 IMSA 在不同胸径范围的误差表现

Fig. 4 Error performance of IMSA across different diameters at DBH ranges

值得注意的是,在直径小于 14 cm 范围内,杉木的 MRE 出现负值,特别是在直径小于 14 cm 的范围,这表明在模型估测较小杉木时可能存在系统性低估。对于桉树而言,直径大于 14 cm 时,绝对误差最低(约为 10%),MRE 也接近 0,表明本文提出的 IMSA 对直径大于 14 cm 的桉树表现出良好的效果,然而,在较小直径范围(小于 14 cm)时,虽然 MRE 仍保持较小,但 MAPE 增加至约 15%,表明模型估测结果偏差变大。

2.2 林分蓄积量估测

图 5 为利用 UAV-LS 4 个模型估测单株立木材积的树干体积和树梢体积估算材积量。通过对比可以看出,各算法在桉树和杉木上的表现差异显著。在桉树检测中,IMSA 的表现最优,其 MRE 和 MAPE 分别为 4.95% 和 14.59%,且 R^2 达到 0.9292,说明该算法在桉树分类上具有较高的精度和较低的误差。而 MSA 的 MRE 和 MAPE 均高达 169.81%, R^2 仅为 0.6349,表明其在桉树分类上效果最差。K-means 和 DB-SCAN 算法的精度和误差介于 IMSA 和 MSA 之间。在杉木检测中,IMSA 依旧表现最好,

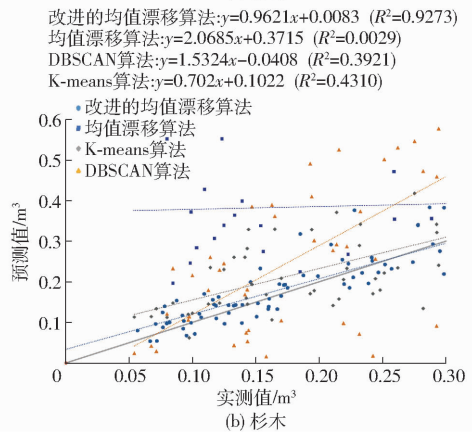
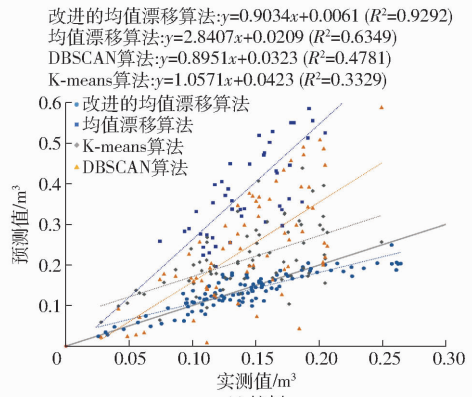


图 5 改进均值漂移算法与其他算法立木材积估测对比
 Fig. 5 IMSA and comparison with other algorithms for volume estimation

其 MRE 为 -1.78% (接近于零误差),MAPE 为 17.96%,且 R^2 达到 0.9273,表明其在杉木检测上的准确性同样很高。MSA 的 MRE 和 MAPE 均为 162.79%, R^2 仅为 0.0029,表现最差。K-means 和 DBSCAN 算法在杉木检测中精度较低,但仍优于 MSA。

2.3 点云密度对模型精度影响

表 2 展示了桉树和杉木的单木材积在不同点云密度百分比下的估算精度变化的误差百分比。随着点云密度从 100% 降至 10%,桉树的 MRE 从 4.95% 增至 30.1%,MAPE 从 14.59% 增至 84.67%;杉木的 MRE 从 -1.78% 增至 35.13%,MAPE 从 17.96% 增至 86.44%。其中,桉树在 100% 的点云密度下,MRE 为 4.96%,MAPE 最小,为 14.59%,可以看出在未进行点云数据抽稀的情况下,模型估算的材积精度较高。同时分析实验结果发现,随着点云密度不断降低,2 种树种的 MRE 和 MAPE 都呈现逐渐增大的趋势。例如,桉树在点云密度降至 10% 时,MRE 高达 -30.1%,MAPE 陡增至 84.67%,结果表明,在极低的点云密度下,模型的单木材积估算精度会受到严重影响,估算误差急剧增加。杉木的情况与桉树类似,但在某些点云抽稀比例下,误差变化更为显著。对比其他点云抽稀比例,杉木在 100%

表2 IMSA 材积估算精度与抽稀比例

Tab.2 Estimation accuracy of volume using IMSA with different thinning ratios %

点云密度 百分比	林木类型			
	桉树		杉木	
	MRE	MAPE	MRE	MAPE
100	4.95	14.59	-1.78	17.96
90	5.72	17.07	-2.38	18.34
80	2.46	16.66	-8.34	23.24
70	6.83	17.23	-7.63	23.88
60	8.26	20.72	-5.15	25.11
50	9.45	21.67	-4.91	25.74
40	4.96	22.25	-12.8	34.28
30	15.94	29.48	-9.11	29.28
20	-17.34	36.56	-47.02	55.27
10	-30.10	84.67	35.13	86.44

点云密度时, MRE 最小, 为 -1.78% , MAPE 最小, 为 17.96% , 同样表现出较高的估算精度。在点云密度 90% 至 50% 范围内, 杉木的误差增长较为平缓。然而, 当点云密度降至 20% 时, MRE 急剧上升至 -47.02% , MAPE 陡升至 55.27% , 误差显著增大, 这一巨大的误差变化表明, 在极低的点云密度条件下, 杉木单木材积估算结果的准确性受到了严重的影响, 远远低于桉树在相同点云密度下的表现。桉树和杉木产生该问题的原因在于, 当点云数据过于稀疏时, 剩余数据可能无法充分代表整个树木, 从而无法准确估算材积。

图6表示不同点云密度下桉树和杉木的成功检测数量, 以及相应的检测准确率变化趋势。随着点云密度从 100% 逐渐降低, 桉树和杉木的成功检测数量和准确率总体呈下降趋势。在高密度点云(如 100%)时, 桉树和杉木的检测数量都接近最大值, 桉树和杉木的准确率分别为 85.41% 和 82.04% 。然而, 当点云密度减少到 50% 时, 准确率开始明显下降, 尤其是杉木的检测准确率在密度为 40% 时急剧下降至 65.71% 。随着点云密度继续下降至 10% , 桉树和杉木的检测数量大幅减少, 且准确率分

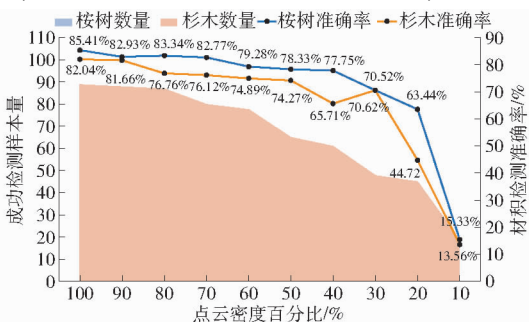


图6 不同抽稀比例的 IMSA 单木识别与材积估测

Fig.6 IMSA for individual tree recognition and timber volume estimation at different thinning ratios

别降至 15.33% 和 13.56% 。这表明在低点云密度下, 检测效果大幅下降, 特别是杉木的准确率下降更为显著, 表现出对密度变化更为敏感。

3 讨论

3.1 UAV-LS 点云数据处理优化策略

在现有的研究中, 尽管 TLS 与 UAV-LS 或 BLS 与 UAV-LS 联合使用能够获取更为全面的点云数据, 但在林业数据采集中, TLS 并非经济的选择, 尤其在南方林区复杂的地形条件和伴生植被的影响下, TLS 或 BLS 的应用受到限制。相比之下, UAV-LS 具备更高的机动性, 因此备受研究人员和林业从业者的青睐。然而, UAV-LS 在采集森林点云数据时, 仍面临着点云密度和分布不均等挑战^[21-22]。

在本研究中, 采用的 IMSA 在处理不同条件下的点云数据时展现出较传统聚类算法和其他基于阈值的分割算法更为优越的性能。与 K-means 聚类算法、MSA、DBSCAN 算法相比, IMSA 具有更高的鲁棒性, 尤其在点云密度不均或存在噪声的情况下。K-means 算法依赖于预设的簇数量和初始中心点, 容易受到局部最优解的影响, 且在处理点云数据稀疏或分布不均时, 聚类结果不稳定。而 MSA 通过局部密度估计和基于平滑的聚类策略, 能够有效识别出点云中的自然簇, 避免了 K-means 算法的局部最优问题。尽管 MSA 在处理复杂点云分布时表现良好, 但其计算复杂度较高, 尤其是在处理大规模点云数据时, 计算时间可能较长。此外, MSA 对于参数选择(如带宽参数)较为敏感, 不同的带宽设置可能会导致聚类结果的显著差异。在本研究中, 为了平衡精度与计算效率, 对带宽参数进行了优化调整, 并根据实际点云分布特性设定了不同的值。与 DBSCAN 算法相比, IMSA 在处理点云稀疏的区域时展现了更好的稳定性。DBSCAN 算法通过拟合局部平面来识别树干轮廓, 但在点云稀疏且形态不明显的情况下, 局部拟合结果容易受到误差的影响, 导致树干轮廓的重建精度降低。而 IMSA 通过密度聚类 and 全局优化策略, 能够更好地处理这些情况, 尤其是在点云密度不均的条件下, 依然能够稳定提取树干中心。

本研究提出了一套优化点云数据处理的策略, 以应对不同条件下的点云数据, 提升树干参数的提取精度。基于点云数据的不同特征, 将条件分为图7中的4幅子图, 每幅子图对应一种特定的点云分布状况和优化策略。

图7a(理想条件): 点云密度丰富且分布均匀, 呈现出完整的立木树干横截面形状。在这种情况下

下,IMSA 能够准确识别出立木树干中心并最小化测量误差。这类情况通常出现在林分间距适中、无人机扫描覆盖全面的区域。

图 7b (点云丰富但混乱):尽管点云数量充足,由于雷达扫描产生的水平误差,点云在立木树干横截面上表现出扩散趋势。传统的聚类算法在这种环境下难以准确识别出立木树干轮廓^[19]。本研究通过沿多个方向探索点云密集区域的聚类中心,有效剔除噪声点,即便在点云混乱的情况下,仍能准确绘制出树干横截面,从而提高了人工林立木材积无损估算的精度。

图 7c (形态完整但点云稀疏):这种点云虽然

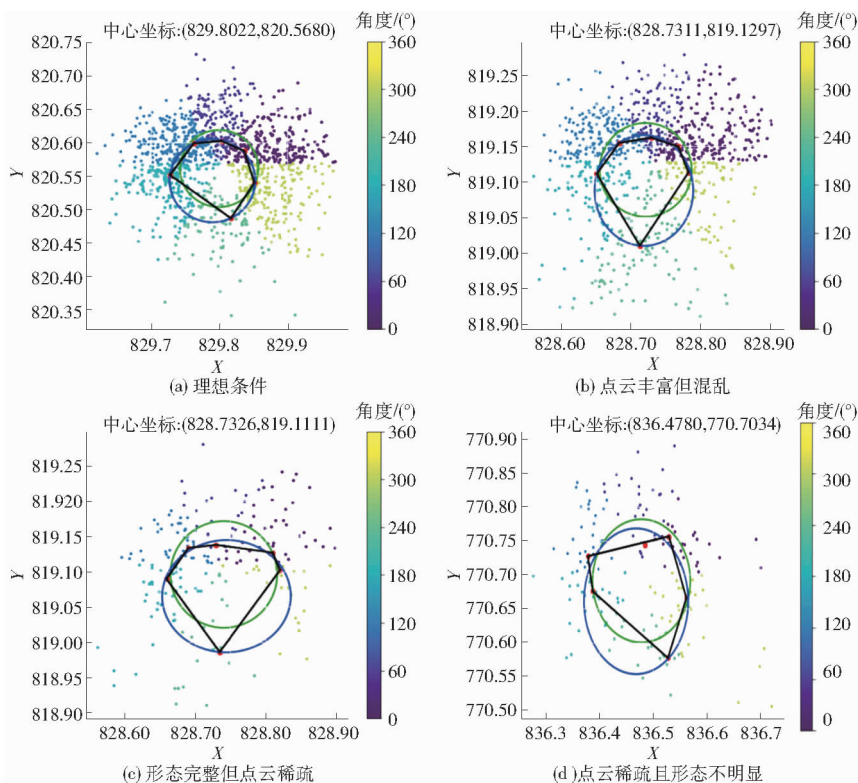


图 7 树木点云截面数据

Fig. 7 Tree point cloud cross-section data

总体而言,本研究根据点云数据的不同特性,提出了针对性的优化算法和预处理方法,保证了在多种条件下树干参数的提取精度,为森林资源精准评估提供了技术支持。未来的工作将聚焦于进一步优化算法,确保在各种点云条件下均能实现最佳的提取效果。同时,为了进一步提升算法的效率和适用范围,未来的研究可考虑结合其他高效算法(如基于深度学习的点云分割方法),以进一步优化点云处理的时间复杂度和适应性。

3.2 点云数据对模型精度的影响

在点云数据全密度状态下,样木检测数量与材积估算精度之间存在强正相关性。样木的检测数量在点云密度高时更为稳定,而材积估算精度也相对

在数量上不如理想情况,但其分布保持了树干的基本形状,允许算法识别出树干主轴。在这种情况下,IMSA 依然能够通过确定较少数量的聚类中心点,粗略地重建出树干的轮廓。此处的优化策略是在点云稀疏的区域进行增权,使得这些区域的点云对于确定聚类中心的影响力增大,从而在点云较少的环境下仍维持准确的提取效果。

图 7d (点云稀疏且形态不明显):由于点云数据过于稀少且分布不均,树干的横截面很难被准确识别和重建。此时,即便 IMSA 也难以发挥作用。因此,增加飞行次数以提高点云密度可能是确保准确性的关键策略。

较高。这表明了在点云数据充足的条件下,样木检测和材积估算工作都能获得更为可靠的结果,这与文献[23-24]的研究结果类似。

然而,随着点云密度的降低,样木检测数量开始减少,材积估算精度也随之下落。图像数据显示,桉树样本在点云密度低至 20% 时,检测数量下降最为显著,这可能由于桉树平均直径较小,造成点云特征在稀疏化处理中易受损失。对比而言,杉木样本虽然检测数量也有所下降,但因其平均直径较大,在点云数据中呈现了更清晰连续的特征,树干的点云特征在密度降低时仍然保留较明显,从而维持了一定的检测数量和估算精度。即使在较高的抽稀比例(例如 90% 至 50%)下,IMSA 相较于在全密度下的

其他算法,仍然展现出更优的估算性能,突显了其点对点云密度变化的鲁棒性,以及在处理林业数据时的适用性和优势。

3.3 UAV-LS 技术在森林资源调查中的适用性

在点云数据处理和树干参数估算中,发现胸径对误差有显著影响。本研究通过将桉树和杉木按实测胸径分组,并计算了每组中树木胸径估算的 MRE 和 MAPE,揭示了胸径与估算精度之间的关系。较大胸径的树木通常展现出较低的误差,这可能由于它们在点云数据中呈现出更加清晰的结构特征,使得树干中心的定位更为准确。这一现象突显了大尺寸树木因其明显的几何形状,在算法处理中更易于被精准识别。也正因如此,过去的大多数 UAV-LS 的研究对象均为北寒带树种且胸径至少在 20 cm 以上^[25-29]。本研究以广西地区广泛种植的桉树人工林和杉木人工林为研究对象,探讨 UAV-LS 技术在不同林木类型森林资源调查中的适用性。桉树和杉木所代表的林木类型在郁闭度上存在显著差异,这一特性直接影响了激光雷达点云在穿透树冠并精细刻画树干的能力。在郁闭度较低的林分中,UAV-LS 能够较好地穿透树冠,获取足够密度的树干点云,从而支持较为准确的参数提取。然而,在郁闭度较高的林分中,点云穿透能力显著下降,导致树干参数的提取精度下降。这种现象表明,在实施 UAV-LS 森林资源调查时,必须考虑林木类型和结构特征,以优化数据采集和处理流程。

然而,尽管本研究已涵盖了不同林木类型的典型代表(如桉树和杉木),其结果的区域适用性仍然存在一定局限性。首先,桉树和杉木的生长习性及林分结构与其他树种(如阔叶林或针叶林)可能存在显著差异,这可能影响点云数据的质量与树干参数提取的精度。例如,阔叶树种的树干通常较为弯曲且结构复杂,可能导致点云数据的噪声增多,从而降低估算精度。其次,研究区域位于广西,地形、气候及林木种类的特定条件,可能使得所获得的结果不易直接推广至其他地区。因此,未来的研究应考虑扩大样本范围,涵盖不同地区和树种,以验证该模型在不同生态区域的适用性。

4 结论

(1) 本研究提出的 IMSA 能有效处理树干附近密集噪点,在识别和提取单木树干方面显示出显著的效果,尤其是在高郁闭度和复杂林分结构的环境中,能够有效地识别出树干位置并准确估计立木材积, R^2 超过 0.92,显著优于 MSA、K-means、DBSCAN 等算法。

(2) 点云密度对模型精度影响显著。桉树与杉木点云密度在抽稀至原本密度 50% 前对提取进度准确性影响较小且整体点云密度增加,与准确度、检测样本量呈正相关,但点云密度至 50% 以下特别是仅有 10% 时,准确度大幅下降,最大 MAPE 达到 86.44%。

参 考 文 献

- [1] CHANG Shihui, SU Kai, JIANG Xuebing, et al. Exploring the impact of urban regeneration programs on wildlife and human well-being: a case study in Nanning, China. [J]. Ecological Indicators, 2024, 159: 111640.
- [2] 曹林, 余光辉, 代劲松, 等. 激光雷达技术估测森林生物量的研究现状及展望[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2013, 37: 163-169.
CAO Lin, SHE Guanghui, DAI Jinsong, et al. Status and prospects of the LiDAR-based forest biomass estimation[J]. Journal of Nanjing Forestry University: Natural Sciences Edition, 2013, 37: 163-169. (in Chinese)
- [3] 邓向瑞, 冯仲科, 马钦彦, 等. 三维激光扫描系统在立木材积测定中的应用[J]. 北京林业大学学报, 2007(2): 74-77.
DENG Xiangrui, FENG Zhongke, MA Qinyan, et al. Application of 3D laser scanning system in mensurating standing volume [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2007(2): 74-77. (in Chinese)
- [4] 杜志, 陈振雄, 马开森, 等. 基于无人机 LiDAR 特征变量的南方集体林区蓄积量估测[J]. 林业资源管理, 2021(4): 157-165.
DU Zhi, CHEN Zhenxiong, MA Kaisen. Estimating standing volume in southern collective forest region based on the unmanned aerial vehicle LiDAR characteristic variables[J]. Forest Resources Management, 2021(4): 157-165. (in Chinese)
- [5] BREDE B, CALDERS K, LAU A, et al. Non-destructive tree volume estimation through quantitative structure modelling: comparing UAV laser scanning with terrestrial LiDAR[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 233: 111355.
- [6] BREDE B, BARTHOLOMEUS H M, BARBIER N, et al. Peering through the thicket: effects of UAV LiDAR scanner settings and flight planning on canopy volume discovery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 114: 103056.
- [7] CATHERINE T D A, LÊNIO S G, LUIZ E D O C E A, et al. Combining LiDAR and hyperspectral data for aboveground biomass modeling in the Brazilian Amazon using different regression algorithms [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111323.

- [8] MORITZ B, HOLLAUS M, DANIEL K, et al. Comparison of forest structure metrics derived from UAV LiDAR and AIs Data [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, IV - 2/W5: 325 - 332.
- [9] 刘芳,冯仲科,杨立岩,等.基于三维激光点云数据的树冠体积估算研究[J].*农业机械学报*,2016,47(3):328 - 334.
LIU Fang, FENG Zhongke, YANG Liyan, et al. Estimation of tree crown volume based on 3D laser point clouds data [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(3): 328 - 334. (in Chinese)
- [10] 吴倩,孙飒爽,赵哲民,等.基于3DSOM的植株三维重建方法研究[J].*农机化研究*,2017,39(9):148 - 153.
WU Qian, SUN Sashuang, ZHAO Zhemin, et al. Study on the 3D reconstruction method of plants based on 3DSOM [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2017, 39(9): 148 - 153. (in Chinese)
- [11] 唐丽玉,张浩,黄洪宇,等.基于点云数据的树木三维重建方法改进[J].*农业机械学报*,2017,48(2):186 - 194.
TANG Liyu, ZHANG Hao, HUANG Hongyu, et al. Improved method for 3D reconstruction of tree model based on point cloud data [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(2): 186 - 194. (in Chinese)
- [12] 王佳,杨慧乔,冯仲科.基于三维激光扫描的树木三维绿量测定[J].*农业机械学报*,2013,44(8):229 - 233.
WANG Jia, YANG Huiqiao, FENG Zhongke. Tridimensional green biomass measurement for trees using 3D laser scanning [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(8): 229 - 233. (in Chinese)
- [13] ANA P D C, FRANCIEL E R, DANILO R A D A, et al. Measuring individual tree diameter and height using gatereye high-density UAV-LiDAR in an integrated crop-livestock-forest system [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(5): 863.
- [14] CAO Lin, LIU Kun, SHEN Xin, et al. Estimation of forest structural parameters using UAV - LiDAR data and a process-based model in ginkgo planted forests [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(11): 4175 - 4190.
- [15] KAISEN M, CHEN Zhenxiong, FU Liyong, et al. Performance and sensitivity of individual tree segmentation methods for UAV - LiDAR in multiple forest types [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(2): 298.
- [16] LUKA J, LIANG Xinlian, MATEO G, et al. Is field-measured tree height as reliable as believed—Part II. A comparison study of tree height estimates from conventional field measurement and low-cost close-range remote sensing in a deciduous forest [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 169: 227 - 241.
- [17] SEAN K, TASKHIRI M S, PAUL T. Enhancing methods for under-canopy unmanned aircraft system based photogrammetry in complex forests for tree diameter measurement [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1652.
- [18] JAMES R K, JOHN A, MARKUS B, et al. New opportunities for forest remote sensing through ultra-high-density drone LiDAR [J]. *Surveys in Geophysics*, 2019, 40(4): 959 - 977.
- [19] KAREL K, PETER S. Mapping forest structure using UAS inside flight capabilities [J]. *Sensors*, 2018, 18(7): 2245.
- [20] LI Wenkai, GUO Qinghua, MAREK K J, et al. A new method for segmenting individual trees from the LiDAR point cloud [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2012, 78(1): 75 - 84.
- [21] NATHALIE G, LUÍS P, PEDRO M, et al. Forestry remote sensing from unmanned aerial vehicles: a review focusing on the data, processing and potentialities [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(6): 1046.
- [22] PU Yihan, XU Dandan, WANG Haobin, et al. A new strategy for individual tree detection and segmentation from leaf-on and leaf-off UAV - LiDAR point clouds based on automatic detection of seed points [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(6): 1619.
- [23] ERIC H, YU Xiaowei, HARRI K, et al. Comparison of backpack, handheld, under-canopy UAV, and above-canopy UAV laser scanning for field reference data collection in boreal forests [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(20): 3327.
- [24] HU Tianyu, SUN Xiliang, SU Yanjun, et al. Development and performance evaluation of a very low-cost UAV - LiDAR system for forestry applications [J]. *Remote Sensing*, 2020, 13(1): 77.
- [25] ERIC H, ANTERO K, HARRI K, et al. Direct and automatic measurements of stem curve and volume using a high-resolution airborne laser scanning system [J]. *Science of Remote Sensing*, 2022, 5: 100050.
- [26] JIRI P, VILLE K, LIANG Xinlian, et al. Assessing log geometry and wood quality in standing timber using terrestrial laser-scanning point clouds [J]. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 2019, 92(2): 177 - 187.
- [27] MORITZ B, MARKUS H, JOHANNES O, et al. Influence of ULS acquisition characteristics on tree stem parameter estimation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 168: 28 - 40.
- [28] MARTIN K, KAMIL 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.
- [29] MIKKO K, MATTI M, LAURI K, et al. Evaluation of UAS LiDAR data for tree segmentation and diameter estimation in boreal forests using trunk- and crown-based methods [J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2022, 52(5): 674 - 684.