

中南林业科技大学学报

Journal of Central South University of Forestry & Technology

ISSN 1673-923X，CN 43-1470/S

《中南林业科技大学学报》2026年第10期

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923X.2026.10.003

论文标题： 基于无人机-手持激光雷达点云的天然林单木和林分尺度乔木碳储量估测

作　　者： 关宏韬，赵颖慧，甄 贞

收稿日期： 2025-10-09

引文格式： 关宏韬,赵颖慧,甄贞.基于无人机-手持激光雷达点云的天然林单木和林分尺度乔木碳储量估测[J].中南林业科技大学学报,2026,46(10):37-49.

Guan H T, Zhao Y H, Zhen Z. Estimation of tree carbon storage at individual tree- and stand levels in natural forests based on fused UAV and handheld LiDAR point clouds[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(10):37-49.

相关论文推荐

Recommended articles

基于无人机激光雷达点云的单木生物量估测

Single tree biomass estimation based on UAV LiDARpoint cloud

融合无人机和手持激光雷达数据的思茅松单木地上生物量估测

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

一种基于地面特征与树木位置关系的无人机和地基LiDAR点云配准方法

A point cloud registration method for UAV and TLS LiDAR based on ground features and the relationship of tree positions

地面激光雷达扫描参数与点云简化对林木参数提取的影响

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

基于无人机高密度LiDAR点云的人工针叶林单木分割算法

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

联合UAV-LiDAR和HMLS技术的森林样地点云数据融合

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

第 46 卷 第 10 期
2026 年 10 月
中南林业科技大学学报
Journal of Central South University of Forestry & Technology
Vol. 46 No. 10
Oct. 2026
Doi:10.14067/j.cnki.1673-923x.2026.10.003
http: //qks.csuft.edu.cn

基于无人机 - 手持激光雷达点云的天然林单木和林分尺度乔木碳储量估测

关宏韬，赵颖慧，甄　贞
（东北林业大学 a. 森林生态系统可持续管理教育部重点实验室；b. 林学院，黑龙江 哈尔滨 150040）

摘　要：【目的】解决当前森林资源调查中人工实测获取数据效率低下的问题。【方法】以大兴安岭地区天然林为研究对象，获取无人机激光雷达（Unmanned aerial vehicle laser scanning，ULS）与手持激光雷达（Handheld laser scanning，HLS）点云数据，进行轨迹解算、滤波与噪声剔除后，使用 3D Harris 算法提取关键点实现粗配准，进一步利用迭代最近点（Iterative closest point，ICP）算法完成精配准。采用基于冠层高度模型（Canopy height model，CHM）的单木分割方法和基于种子点的 K-means 层次聚类方法对融合点云进行单木分割，基于最优的单木分割结果提取树高和胸径，再结合二元可加性生物量模型估测单木和样地尺度的生物量和碳储量，验证多平台 U-HLS 数据在森林精细化监测中的适用性。【结果】1）不同分割方法与数据源的单木分割精度差异显著。基于 CHM 的分割在无人机点云中虽识别出 5 790 株个体，但虚假识别率较高，召回率仅 0.61，*F*-score 仅 0.43；基于种子点的 K 均值层次聚类法分割在树干位置约束下，识别的完整性与精度明显提升，*F*-score 达 0.87，召回率、精确率和 *F*-score 分别高 107.07%、70.46%、87.49%。2）基于融合点云和 K 均值层次聚类法得到的单木提取参数中，胸径和树高的总体精度均较高，系统性偏差较小。决定系数均达到 0.93，RMSE 分别为 1.6 cm 和 1.15 m，相对 RMSE 均控制在 16% 以下，偏差仅为 0.37 cm 和 0.02 m。树干位置约束在一定程度上削弱了冠层遮挡造成的误差，使单木参数的提取更加可靠。3）基于 U-HLS 数据的单木和样地尺度碳储量的估测精度均较高，R^2 均为 0.97，单木尺度的碳储量估测的 RMSE 为 7.14 kg，偏差仅为 -0.68 kg，但在大径组（26 ～ 36 cm）和小径组（＜ 12 cm）仍表现出一定程度的低估和高估现象。样地尺度碳储量估测的 R^2 为 0.97, 而 RMSE 和偏差仅为 3.62 和 -1.27 tC·hm^{-2}，尤其是 rRMSE（6.22%），远小于单木尺度 rRMSE（23.32%）。说明在样地层面，单木个体的估测误差被进一步平衡，局部的高估与低估被部分抵消，使样地尺度的碳储量估测结果与实测值高度一致。【结论】多平台激光雷达融合能够有效提升单木参数提取及碳储量估测的精度，在复杂林分条件下保持稳定可靠，能够在单木及样地尺度部分替代传统每木检尺调查，为高效地开展精细化森林资源调查和监测提供技术支持。

关键词：森林资源调查；激光雷达；K 均值层次聚类；点云融合；单木参数
中图分类号：S771.8　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-923X(2026)10-0037-13

Estimation of tree carbon storage at individual tree- and stand levels in natural forests based on fused UAV and handheld LiDAR point clouds

Guan Hongtao, Zhao Yinghui, Zhen Zhen

(a. Key Laboratory of Sustainable Forest Ecosystem Management-Ministry of Education;
b. School of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China)

Abstract:【Objective】This study aimed to address the inefficiency of manual measurements in current forest resource surveys. 【Method】The LiDAR point cloud data of the natural forests of the Greater Khingan mountains were obtained from unmanned aerial vehicle laser scanning (ULS) and handheld laser scanning (HLS). After trajectory solution, filtering, and noise removal, coarse registration of ULS and HLS was performed using the 3D Harris algorithm for key point extraction, followed by fine registration through

收稿日期（Received）：2025-10-09　　**修订日期**（Revised）：2025-12-18
基金项目：国家重点研发计划青年科学家项目（2023YFF1305900）；黑龙江省自然科学基金项目（LH2023C040）。
第一作者：关宏韬（yuguan@nefu.edu.cn），硕士研究生。　　**通信作者**：甄贞（zhenzhen@nefu.edu.cn），教授，博士。
引文格式：关宏韬 , 赵颖慧 , 甄贞 . 基于无人机 - 手持激光雷达点云的天然林单木和林分尺度乔木碳储量估测 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2026,46(10):37-49.
Guan H T, Zhao Y H, Zhen Z. Estimation of tree carbon storage at individual tree- and stand levels in natural forests based on fused UAV and handheld LiDAR point clouds[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(10):37-49.

the Iterative Closest Point (ICP) algorithm. Based on ULS and fused point cloud data (U-HLS), individual trees were segmented using two approaches: the canopy height model (CHM)-based segmentation and a seed-based K-means hierarchical clustering method. Tree height and diameter at breast height (DBH) were extracted from the optimal segmentation results, and a two-variable additive biomass model was applied to estimate biomass and carbon storage at both individual-tree and plot levels, thereby verifying the applicability of multi-platform LiDAR data for refined forest monitoring.【Result】1) Significant differences were observed in individual tree segmentation accuracy among different methods and data sources. The CHM-based method identified 5 790 individual trees from ULS data but exhibited a high false detection rate, with a recall of only 0.61 and an *F*-score of 0.43. In contrast, the seed-based K-means hierarchical clustering method, constrained by stem position, achieved notably higher completeness and accuracy, with an *F*-score of 0.87 and recall, precision, and *F*-score improved by 107.07%, 70.46%, and 87.49%, respectively; 2) Using U-HLS data and K-means hierarchical clustering method, the tree parameters achieved high accuracy with minimal systematic bias. Both DBH and tree height reached R^2=0.93, with RMSE values of 1.6 cm and 1.15 m, respectively, and relative RMSEs below 16%. The inclusion of stem position constraints effectively mitigates errors caused by canopy occlusion, improving the reliability of individual-tree parameters extraction; 3) The estimation accuracy of carbon storage based on U–HLS data is high at both the individual-tree and plot levels, with R^2 values of 0.97. The carbon storage estimation at the individual tree level has small RMSE (7.14 kg) and bias (-0.68 kg), although underestimation and overestimation occur in large (26-36 cm) and small (＜ 12 cm) DBH classes, respectively. At the plot scale, the R^2 of carbon storage estimation achieves 0.97, and the RMSE and bias were only 3.62 t C·hm^{-2} and -1.27 t C·hm^{-2}, respectively. The rRMSE, in particular, was 6.22%, significantly smaller than that at the individual tree-level (23.32%). This suggests that at the plot level, individual tree estimation errors are further balanced, partially offsetting local overestimations and underestimations, resulting in high consistency between carbon storage estimates and observed values.【Conclusion】Multi-platform LiDAR data effectively enhances the accuracy of individual-tree parameter extraction and carbon storage estimation, maintaining stable and reliable performance under complex forest conditions. It can partially replace traditional field measurements at both individual-tree and plot scales, providing a valuable reference for efficient and refined forest resource surveys and carbon sink monitoring.

Keywords: forest resource inventory; LiDAR; K-means hierarchical clustering; point cloud fusion; individual tree parameters

森林生态系统储存着全球陆地生态系统约 50% ～ 60% 的碳，是陆地上最重要的碳库和碳汇 [1]。作为陆地生态系统的核心组成部分，森林在固碳增汇、涵养水源和维系生态平衡等方面具有不可替代的作用 [2]。因此，精确、快速地获取森林资源的变化趋势，对于实现森林资源的可持续经营与科学管理具有举足轻重的价值 [3]。传统的森林资源调查方法主要是通过每木检尺的方式进行实地测量，存在速度慢、效率低、成本高、难度大等问题，不能及时获取森林资源的动态变化 [4]。因此，在森林资源调查中如何高效且精准地测量森林参数是当前迫切需要解决的问题。

基于遥感技术的森林参数估测，早期主要依赖光学遥感影像。利用多光谱、高光谱及多时相观测数据反演森林冠层覆盖度、叶面积指数、蓄积量和地上生物量等指标，实现了森林资源在大范围内的快速调查与动态监测 [5-7]。光学遥感凭借覆盖面广、成本较低、数据来源丰富、时间序列完整等优势，能够在区域尺度上揭示森林生态系统的空间分布格局与演变趋势，为传统地面调查提供了坚实的数据支撑 [5,8]。随着无人机等近地面遥感技术的广泛应用，森林参数获取方式逐渐向高效化与精细化发展，特别是激光雷达技术的引入，使得单木结构参数的快速、精准获取成为可能 [9]。相较于人工实测，其强大的穿透能力和便捷的数据采集流程在精度和时间等方面具有极大的优势，为森林参数的精准获取开辟了新路径 [10-12]。以往研究中，应用的激光雷达技术根据搭载平台的不同主要分为星载、机载、近地面激光雷达（地基、车载、手持激光雷达）[12-16]。其中，星载激光雷达（如 ICESat-2、GEDI）能够在大尺度上提供森林垂直结构信息，覆盖地区广、便于长期监测，但受制于较大足迹与离散抽样，无法进行连续、精细尺度的森林参数提取 [17]。机载激光雷达（Airborne laser scanning，ALS）可在区域尺度高效率获取中高点密度与多回波数据，在 DEM 模型构建和林冠结构刻画方面表现突出，兼顾精度与覆盖，但受航测成本、空域审批与天气条件限制，重复获取代价较高，在高频次或小尺度调查中的应用仍存在一定局限 [18]。相较之下，无人机激光雷达（Unmanned aerial vehicle laser scanning，ULS）具有机动性强、成本相对较低等优势，可在林分尺度高效获取林冠结构信息，在单木树高和冠幅提取方面表现良好。但在林冠郁闭度较高的区域，受枝叶遮挡影响，对下层树干及地表的探测能力有限，易造成林下结构信息缺失 [19]。地基激光雷达（Terrestrial laser scanning，TLS）通过多站位布设，可自下而上精细获取树干形态、胸径和冠幅等单木结构参数，在单木尺度精细测量方面具有较高精度。但是，TLS 仪器体积大、质量大，布设与搬运耗时耗力，在密林中工作难度较大，难以满足大面积森林资源快速调查的需求 [20]。

近年来，背包式（Backpack laser scanning，BLS）与手持激光雷达（Handheld laser scanning, HLS）逐渐受到重视[21-23]，此类设备具有轻便灵活、操作简便和数据获取连续性强等特点，能够在林下环境中高效采集点云数据，在一定程度上弥补了 ULS 对林下结构信息提取不足以及 TLS 大面积作业效率低等缺点。尽管不同类型的激光雷达平台各具优势，但单一激光雷达平台在森林参数提取中仍存在精度与完整性不足的局限性，因此研究者逐渐将关注点转向多平台激光雷达数据的融合，以期实现优势互补，达成对林木三维空间结构更高精度的刻画[24-25]。现有多平台激光雷达融合的研究主要集中于 ALS-TLS 或 ULS-TLS 组合，其逻辑在于融合“自上而下”与“自下而上”的观测视角，弥补单一平台在森林结构信息获取中的不足，相关研究在提升林冠高度、树高及部分单木结构参数精度方面取得了一定进展[26-28]。但当前针对 ULS 与 HLS 融合的研究仍相对有限，尤其缺乏天然林条件下关于调查效率及替代传统森林资源调查潜力等应用层面的评估。

综上所述，近地面的多平台激光雷达融合为森林结构参数的高效获取和碳储量估算提供了新的思路。本研究以黑龙江省大兴安岭地区典型天然林为对象，融合无人机与手持激光雷达点云数据，提取单木层面的胸径和树高等关键结构参数，并估算样地碳储量。通过与传统森林资源调查数据对比验证，评估融合无人机和手持激光雷达点云（ULS 和 HLS）在单木及样地尺度碳储量估测中的精度与可靠性，分析近地面多平台激光雷达在提高森林调查效率和减少人工工作量方面的潜力。本研究旨在探明无人机与手持激光雷达融合能否在单木和样地尺度上以较高的精度和效率替代传统的森林资源调查，获取单木和样地尺度的关键参数（包括胸径、树高、碳储量），为天然林中单木参数的快速评估与精细化监测提供技术支撑。

1　研究区概况与数据获取

1.1　研究区概况

本研究中的天然林位于黑龙江省大兴安岭地区北部的塔河县和呼玛县（图 1）（50°52′59″ ～ 53°21′15″ N，122°36′21″ ～ 127°01′28″ E），2 个县占地面积约 30 000 hm^2，海拔 150 ～ 1 527 m。研究区域属寒温带大陆性季风气候，冬季漫长而严寒，夏季短促而温暖，年平均降水量 460 mm，年

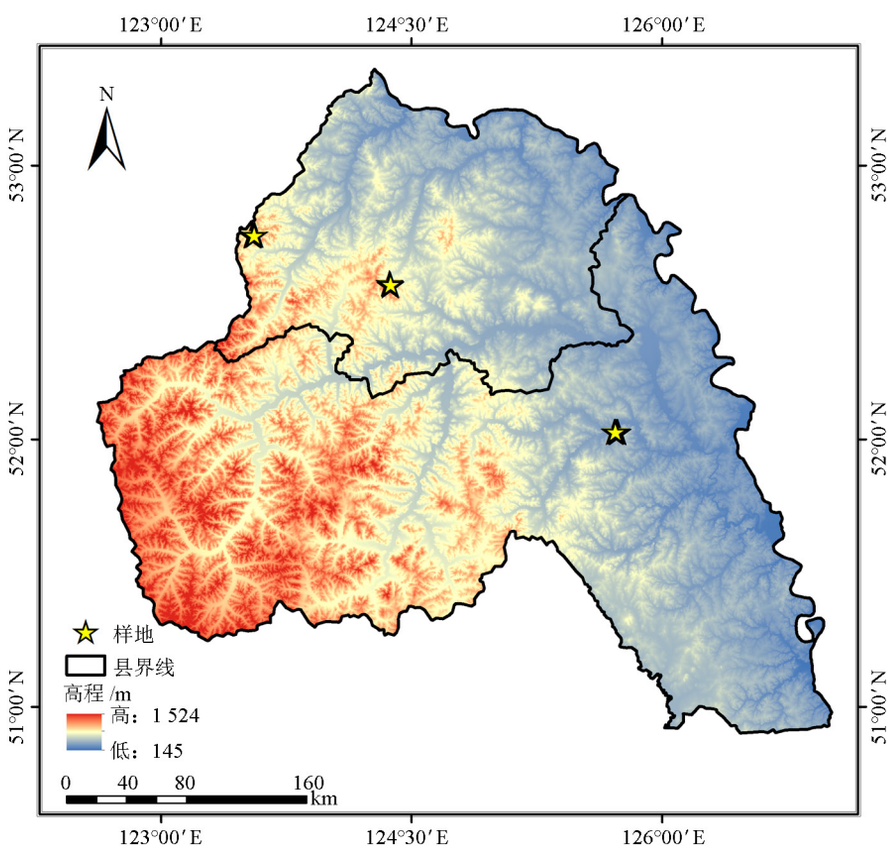


图 1　研究区位置及样区分布 （地图审图号：GS 黑（2026）41 号）

Fig. 1　Location of the study area and distribution of sample plots (Map examination No.is GS (2026) 41)

平均气温 -5.4 ℃。主要树种包括兴安落叶松 *Larix gmelinii*、白桦 *Betula platyphylla*、蒙古栎 *Quercus mongolica*、樟子松 *Pinus sylvestris* var. *mongolica* Litv. 等。

1.2　数据获取

1.2.1　无人机（ULS）和手持激光雷达（HLS）数据获取

2024 年 7—8 月，应用飞马 SLAM100 手持激光雷达扫描仪获取每个样地尺度的 HLS 数据。每个样地设置 6 个控制点 RTK 定位点，确保数据坐标的准确性，坐标系统采用 WGS-84，条带号为 51N（以下数据均为此投影坐标系）。所有样地均按照统一行进路线实施采集（图 2a），速度 0.5 m/s 以保证点云质量、减少冗余数据，点云密度为 37 000 pts/m^2。数据采集效果如图 2b 所示。

同时，应用飞马 D2000 四旋翼无人机搭载 D-LiDAR 2000 轻型激光雷达系统采集 ULS 数据，采集总面积为 100 hm^2，飞行高度约 100 m，飞行速度 8.0 m/s，航线重叠度为 80%，确保获取到足够的点云数据，点云密度为 350 pts/m^2，飞行时间 90 min。2 种激光雷达系统（HLS 和 ULS）参数如表 1 所示。

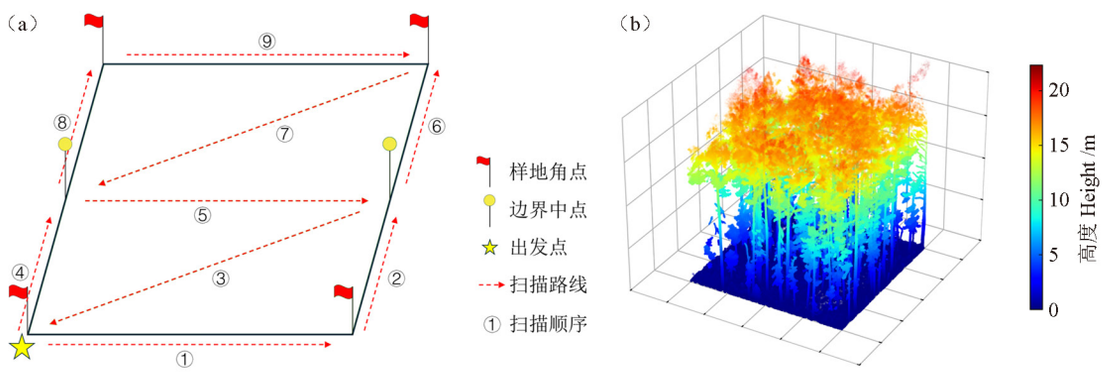


图 2　手持激光雷达的扫描路径（a）与点云数据（b）
Fig. 2　The scanning path (a) and point cloud data (b) of handheld LiDAR

表 1　2 种激光雷达系统的参数
Table 1　The parameters of two LiDAR systems

指标 Indicator	HLS 数据 Handheld laser scanning data	ULS 数据 Unmanned aerial laser scanning data
激光视场角 Laser field of view	360°×270°	360°
点频 Pulse repetition frequency	320 kpts/s	100 kpts/s
最大测距 Maximum range	120 m	＞ 250 m
测距精度 Range accuracy	2 cm	±1 cm
回波强度 Echo intensity	8 bits	16 bits

1.2.2　野外实测数据获取

为验证激光雷达融合点云的提取结果在森林关键参数估测中的精度，本研究于 2024 年 7—8 月在大兴安岭地区的塔河县樟岭林场、瓦拉干林场和呼玛县韩家园林场 3 个样区，共布设 50 个标准样方（20 m×20 m）。对每个样地进行每木检尺，调查样地内胸径（Diameter at breast height，DBH）大于 1 cm 的所有单木，记录 DBH、树高（采用 Hagolf Vertex IV 超声波测高仪测量）和树种名，并使用千寻星矩 SRmini RTK（Real-time kinematic）设备完成单木的精准定位（误差达到厘米级），共实测单木 3 158 株。

由于超声波测高仪在实际作业过程中会出现因鸟叫虫鸣影响接收器获取回波，以及受冠层遮挡的影响导致误判树顶等情况。因此，在数据整理过程中以激光雷达数据为辅助，通过目视解译辨别并校正实际作业中的异常树高。本研究后续章节均使用校正后得到的树高作为参考树高进行精度验证。野外实测单木及林分特征数据如表 2 所示。

对于 DBH ≥ 5.0 cm 乔木的单木生物量，本研究使用大兴安岭地区相应树种的二元可加性生物量方程 [29] 以及碳计量参数 [30]，对生物量和碳储量进行计算。二元可加性生物量模型如下：

$$\begin{cases} \ln W_r = \ln(a_r) + b_r \cdot \ln D + c_r \cdot \ln H + \varepsilon_r = a_r^* + b_r^* \cdot \ln D + c_r^* \cdot \ln H + \varepsilon_r \\ \ln W_s = \ln(a_s) + b_s \cdot \ln D + c_s \cdot \ln H + \varepsilon_s = a_s^* + b_s^* \cdot \ln D + c_s^* \cdot \ln H + \varepsilon_s \\ \ln W_b = \ln(a_b) + b_b \cdot \ln D + c_b \cdot \ln H + \varepsilon_b = a_b^* + b_b^* \cdot \ln D + c_b^* \cdot \ln H + \varepsilon_b \\ \ln W_f = \ln(a_f) + b_f \cdot \ln D + c_f \cdot \ln H + \varepsilon_f = a_f^* + b_f^* \cdot \ln D + c_f^* \cdot \ln H + \varepsilon_f \\ \ln W_t = \ln(W_r + W_s + W_b + W_f) + \varepsilon_a \end{cases} \quad (1)$$

表 2　不同样区内样地中单木及林分特征统计
Table 2　Number of plots and statistics of individual-tree and stand-level characteristics in different sample areas

样区 Sample area	样地数 Number of plots	参数 Parameter	统计量 Statistic				
			最小值 Min	平均值 Mean	中间值 Median	最大值 Max	标准差 Std
樟岭 Zhangling	18	株数 / 株	45	82	63	198	41.96
		胸径 /cm	1.90	10.52	8.30	50.50	6.73
		树高 /m	2.30	11.53	10.60	28.20	4.97
		碳储量 /(t C·hm^{-2})	24.38	63.21	68.69	101.62	26.07
		郁闭度	0.53	0.57	0.58	0.6	0.018
		间隙率	0.39	0.42	0.41	0.46	0.018
西罗奇 Xiluoqi	16	株数 / 株	47	77	72.5	140	27.80
		胸径 /cm	2.30	10.52	9.00	54.00	5.82
		树高 /m	2.00	11.66	11.40	34.40	4.21
		碳储量 /(t C·hm^{-2})	15.46	52.51	52.70	95.08	23.54
		郁闭度	0.55	0.59	0.60	0.62	0.021
		间隙率	0.37	0.40	0.39	0.44	0.021
韩家园 Hanjiayuan	16	株数 / 株	27	51	44	95	22.53
		胸径 /cm	2.80	13.73	11.60	78.30	9.02
		树高 /m	2.40	11.89	11.25	27.50	5.56
		碳储量 /(t C·hm^{-2})	33.01	59.22	58.63	89.82	19.45
		郁闭度	0.54	0.60	0.60	0.64	0.026
		间隙率	0.35	0.39	0.39	0.45	0.026

式中：ln 为自然对数，a_i、b_i、c_i、a_i^*、b_i^*、c_i^* 是回归系数，ε_i 是误差项，W_t、W_r、W_s、W_b、W_f 分别代表总生物量、地下部分生物量、树干生物量、树枝生物量、树叶生物量，单位是千克（kg）。D 代表胸径（cm），H 代表树高（m）。

对于 DBH ＜ 5.0 cm 的幼树和天然樟子松单木生物量，选择以下二元生物量模型 [32]，即公式（2）计算。

$$W = a \times D^b \times H^c \quad (2)$$

式中：W 为生物量（kg），a、b、c 为模型参数。

将计算得到的单木生物量乘以相应树种的含碳率（Carbon fraction，f_c）以获得单木碳储量：

$$C = W \times f_c \quad (3)$$

式中：C 为单木碳储量（kg），f_c 为树种含碳率。样地总碳储量为样地内所有单木碳储量的总和。各树种组分含碳率如表 3 所示。

表 3　各树种全树生物量含碳系数
Table 3　Carbon conversion coefficients of total tree biomass for different species

树种 Tree species	白桦 *Betula platyphylla*	红皮云杉 *Picea koraiensis* Nakai	樟子松 *Pinus sylvestris* var. *mongolica* Litv.	兴安落叶松 *Larix gmelinii*	柞树 *Quercus mongolica* Fisch. ex Ledeb.	山杨 *Populus davidiana* Dode	椴树 *Tilia amurensis* Rupr.	水曲柳 *Fraxinus mandshurica* Rupr.	榆树 *Ulmus japonica* (Rehder) Sarg.
含碳系数 Carbon conversion coefficient	0.487 2	0.490 0	0.485 9	0.489 3	0.468 6	0.470 5	0.475 4	0.482 7	0.450 5

2　研究方法

2.1　LiDAR 数据的预处理

本研究中，2 种 LiDAR 数据（ULS 和 HLS）的预处理包括：1）噪声过滤：使用快速聚类统计异常值算法 [31] 去除受行进路径累积误差以及飞行物体所导致的低点和孤立点；2）地面点分类：针对 HLS 数据密度高、林下植被和地物干扰严重等特点，使用基于布料模拟的地面点滤波算法（Cloth simulation filter，CSF）[32] 对地面点和非地面点分类处理；3）点云归一化：基于地面点将点云高度归一化，获取植被高度；4）生成冠层高度模型（Canopy height model，CHM）：基于归一化点云，使用不规则三角网插值法 [33] 生成空间分辨率为 0.1 m 的数字地表模型（Digital terrain model，DTM）和

数字表面模型（Digital surface model，DSM），生成 CHM（DSM-DTM）。点云数据的所有预处理均使用 LiDAR360 软件 V5.2.2。

2.2 ULS 和 HLS 数据的配准与融合

2.2.1 关键点提取

3D Harris 算法 [34] 是经典 Harris 角点检测在三维点云数据上的拓展，其核心思想是通过邻域点的空间分布来刻画局部几何特征。具体而言，对于点云中任意一点 p，首先在其邻域内构建协方差矩阵，用于刻画点云邻域的空间分布特征：

$$C=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(p_i-\overline{p})(p_i-\overline{p})^T \quad (4)$$

式中：p_i 为邻域点，$\overline{p}$ 为邻域点的均值，N 为邻域点数，T 表示矩阵转置。在此基础上，引入 Harris 响应函数 R，用于度量点 p 是否为特征角点 [34]：

$$R(p)=\det(C)-k\times(\mathrm{trace}(C))^3 \quad (5)$$

式中：$\det(C)$ 表示协方差矩阵的行列式，$\mathrm{trace}(C)$ 表示矩阵的迹，k 为经验常数。

2.2.2 配准与融合

基于 3D Harris 算法获得的关键点计算表面法线，然后提取关键点的快速点特征直方图 [35]（Fast point feature histograms，FPFH）。基于 ULS 和 HLS 数据中特征对应的匹配点，求解旋转平移矩阵得到初始配准参数，完成粗配准。粗配准后，使用迭代最近点算法 [36]（Iterative closest point，ICP）进行精配准，进一步减小误差（图 3）。配准后将 2 种数据融合（即 U-HLS 数据）用于后续的单木分割和参数估测。

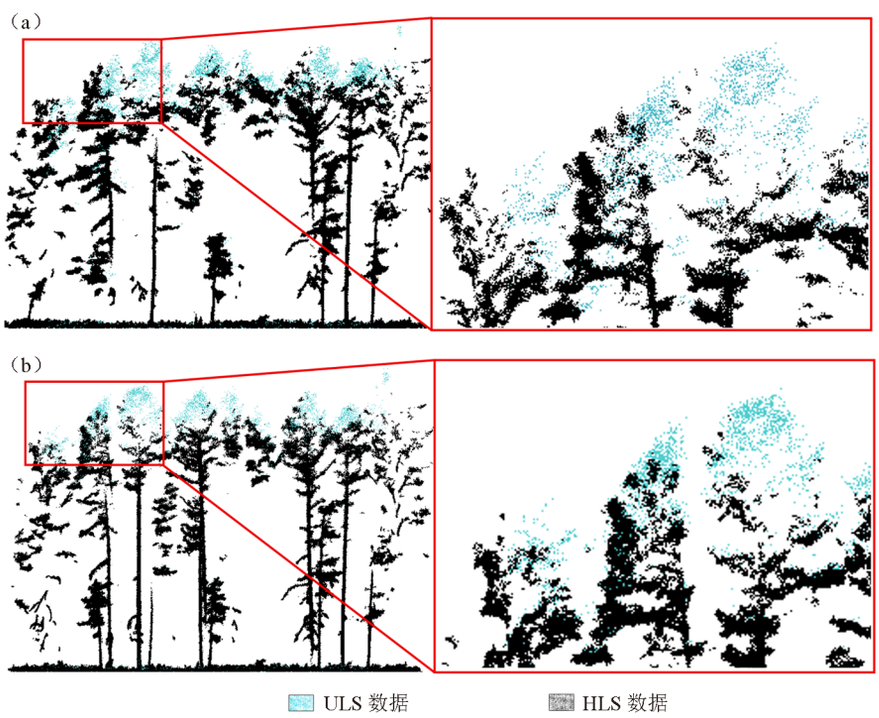


图 3 点云数据（a）粗配准和（b）精配准效果

Fig. 3 Point cloud data: (a) coarse registration and (b) fine registration results

2.3 单木分割及参数估测

本研究基于 ULS 和 U-HLS 数据，采用 2 种典型的单木分割策略：一是基于 CHM 的分割方法，二是基于种子点的 K 均值层次聚类方法 [37]。

CHM 是由 DSM 与 DTM 差值得到的，可反映林分表面冠层的空间起伏特征。基于 CHM 的方法通常可以通过局部极值点识别树冠顶点，再利用分水岭分割 [38]（Watershed segmentation，WS）等算法实现单木分割。传统的 K-means 算法的基本思路是将样本划分为 K 个簇，并通过最小化簇内误差来提升类内相似性。但该方法往往需要预先设定 K 值，且多数情况下依赖随机初始化，这不仅导致结果存在不稳定性，还可能出现局部最优的问题。基于种子点的 K 均值层次聚类法可以将树干提取得到的种子点数量作为初始 K 值，利用种子点的位置引导设定聚类中心，从而实现单木分割的目的。

为提取单木结构参数，本研究使用最小二乘法 [39] 对树干距地面 1.3 m 高处提取的点云切片拟合二维圆，求得直径作为胸径（图 4）。该方法

能够在一定程度上消除由点云密度不均、树皮起伏等造成的局部误差，获得较为稳定的胸径估计结果。树高通过轴对齐包围盒[40]（Axis aligned bounding box）获得，即形成单木的空间包络，提取包络在垂直方向上的高度最大值作为树高。

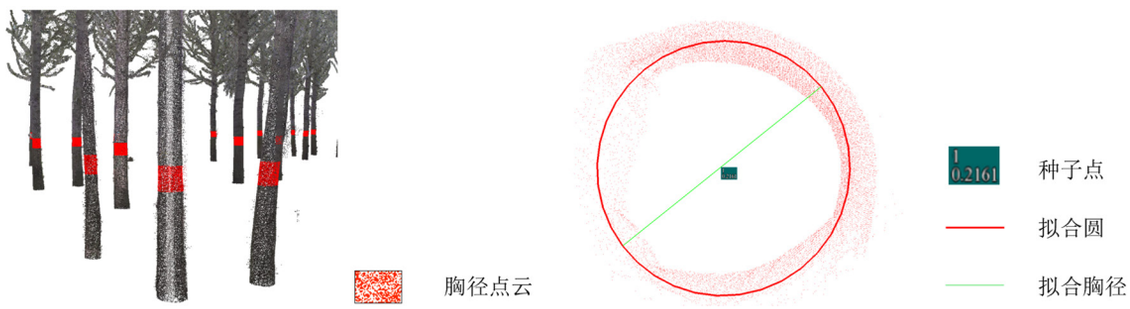


图 4　胸径点云提取（a）及单木种子点拟合（b）

Fig. 4　Extraction of DBH point clouds (a) and individual tree seed point fitting (b)

2.4　精度评价指标

2.4.1　单木分割精度评价

本研究采用召回率（Recall，r）、精确率（Precision，P）以及 F 值 3 个评价指标，结合实地测量检验单木分割的精度：

$$r=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{N}}} \tag{6}$$

$$P=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{P}}} \tag{7}$$

$$F=2\frac{r\times P}{r+P} \tag{8}$$

式中：r 表示正确分割占实际数据的比例；P 表示正确分割占提取数据的比例。T_{P}（True positive）代表正确探测到的单木；F_{N}（False negative）代表未探测到但真实存在的单木；F_{P}（False positive）代表探测到的但实际不存在的单木。

2.4.2　单木参数提取精度评价

本研究使用回归决定系数（R-square，R^2）、均方根误差（Root mean squared error，R_{MSE}）、相对均方根误差（Relative root mean square error，r_{RMSE}）及偏差（B_{ias}）4 个指标来评价单木参数的提取精度。

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{\bar{y}}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{9}$$

$$R_{\mathrm{MSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{10}$$

$$r_{\mathrm{RMSE}}=\frac{R_{\mathrm{MSE}}}{\bar{y}}\times 100\% \tag{11}$$

$$B_{\mathrm{ias}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i) \tag{12}$$

式中：y_i 为样木的实测值，$\hat{y}_i$ 为估测值，$\bar{y}_i$ 为实测值的平均值，$\bar{y}$ 为真实值的平均值，n 为样本数。

3　结果与分析

3.1　单木分割结果及分析

基于不同点云（ULS 和 U-HLS）数据和分割方法的单木分割精度如表 4 所示。由表 4 可知，无论应用哪种方法，基于 U-HLS 点云的单木分割精度都远高于仅基于 ULS 点云的结果。而 U-HLS 点云的 2 种分割结果中，基于种子点的 K-means 层次聚类方法均优于基于 CHM 的单木分割方法（r、P、F-score 分别高 107.07%、70.46%、87.49%）。仅应用 ULS 点云时，虽然应用基于 CHM 分割的方法识别出的单木个体最多（共 5 790 株），但伴随较高的过度分割与漏检，F-score 仅为 0.43；使用基于种子点的 K-means 层次聚类方法后，识别个体的完整性显著提高，过测单木减少了 2 287 株。但仅使用 ULS 点云使得林下结构缺失，导致胸径处点云稀疏而难以形成聚类，无法充分发挥算法优势。使用 U-HLS 点云作为数据源后森林结构更加完整，种子点对单木聚类的约束使得识别结果在精确率与召回率 2 个维度同时得到明显改善，最优 F-score 也达到 0.87（应用基于种子点的 K-means 层次聚类方法），相对于仅使用 ULS 数据的结果提高了 44.03%（基于 CHM 的单木分割方法）和 87.49%（基于种子点的 K-means 层次聚类方法）。这表明 U-HLS 点云提供的完整空间信息与种子点分割的结构约束相互补充，有效避免了基于 CHM 分割中因树冠形态复杂造成的错误分割，缓解了冠层交叠导致的单株边界问题，在复杂森林环境条件下也能保持较高的识别精度与稳定性，减少漏检与误检。

表 4　基于不同点云数据和方法的单木分割精度 †

Table 4　Accuracy of individual-tree segmentation using different point cloud datasets and methods

指标 Indicator	基于 CHM 的单木分割 Individual tree segmentation based on CHM		基于种子点的 K-means 层次聚类的单木分割 Individual tree segmentation based on seed-point guided K-means hierarchical clustering	
	无人机点云（ULS）ULS point cloud	融合点云（U-HLS）Fused U-HLS point cloud	无人机点云（ULS）ULS point cloud	融合点云（U-HLS）Fused U-HLS point cloud
TP	1 943	2 207	1 441	2 984
FN	1 215	951	1 717	174
FP	3 847	1 692	1 560	662
*r**	0.61	0.69	0.45	0.94
*P**	0.33	0.56	0.48	0.81
F-score *	0.43	0.62	0.46	0.87

† * 表示 *r*、*p*、*F*-score 为所有样地的平均值；TP、FN 和 FP 分别为所有样地的 1∶1 匹配单木数、漏测单木以及过测单木的总和。
* indicates that *r*, *P*, *F*-score are the mean values across all plots; TP, FN, and FP denote the total numbers of 1∶1 matched trees, omitted trees, and commission trees across all plots, respectively.

3.2　单木参数估测结果及分析

根据上述结果，本研究选择 U-HLS 点云和基于种子点的 K-means 分割算法分割的单木，进行后续的单木参数估测，验证结果如图 5 所示。如图 5a 所示，大胸径区间（＞ 20 cm）的胸径估测出现一定程度的低估趋势，但整体一致性较好，R^2 达 0.93，呈显著线性相关，偏差仅为 0.37 cm，说明 U-HLS 点云能够在复杂林分中稳定地还原树干形态，弥补单一机载平台 LiDAR 在胸径估测方面的不足。基于 U-HLS 的树高估测结果如图 5b 所示，不同层级个体的树高估测均保持良好的稳定性和一致性，这主要得益于 ULS 提供了上层林冠的高密度点云，而 HLS 补充了林下区域的结构信息，使得 U-HLS 点云在复杂冠层结构下依然具备较强的适应性。估测的树高值与实测值的 R^2 为 0.93，偏差仅为 0.02 m，结果具有很高的可靠性，表明使用 U-HLS 点云配合基于种子点的 K-means 层次聚类方法能够精准地反映胸径和树高变化规律，可为后续碳储量的估算提供可靠的数据支撑。

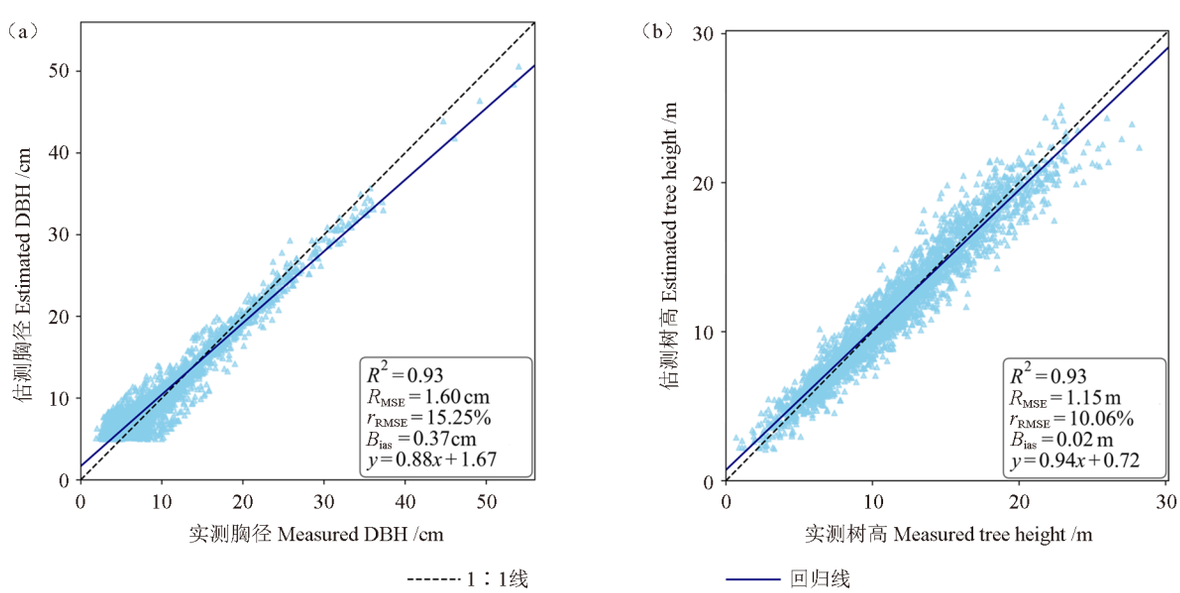


图 5　基于融合点云的（a）胸径（b）树高提取精度

Fig. 5　Extraction accuracy for (a) diameter at breast height (DBH) and (b) tree height from fused point clouds（U-HLS）

3.3　单木及样地尺度的碳储量估测

由图 6 可知，单木和样地尺度的碳储量估测均表现出良好的一致性，说明 U-HLS 点云与种子点约束的结合能有效地进行碳储量估测。单木和样地尺度估测值与实测值的相关性均较高，R^2 达 0.97，能够准确反映单木和样地实测碳储量的变化特征。

单木尺度（图 6a）的碳储量估测误差较小，R_{MSE} 为 7.14 kg，偏差仅为 -0.68 kg。但是，对于碳储量较高的单木产生的估测误差（低估）较大，

这可能是由于高碳储量个体大多对应于胸径和树高较大的树木。结合图 5 可知，树高和胸径在高值区段存在一定程度的低估，这种偏差在可加性方程计算中被放大，进而导致大树的碳储量被低估，使得 r_{RMSE} 相对较大（23.32%）。结合图 7 可知，中径组、大径组、特大径组均出现了不同程度的低估，其中以大径组（26 ～ 36 cm）最为严重，而小径组（＜ 12 cm）则表现出一定程度的高估现象。这可能是由于幼树个体胸径较小、其树干形态特征不明显，与周围枯枝或灌木层的点云容易混杂，导致胸径拟合值偏高，碳储量被高估。

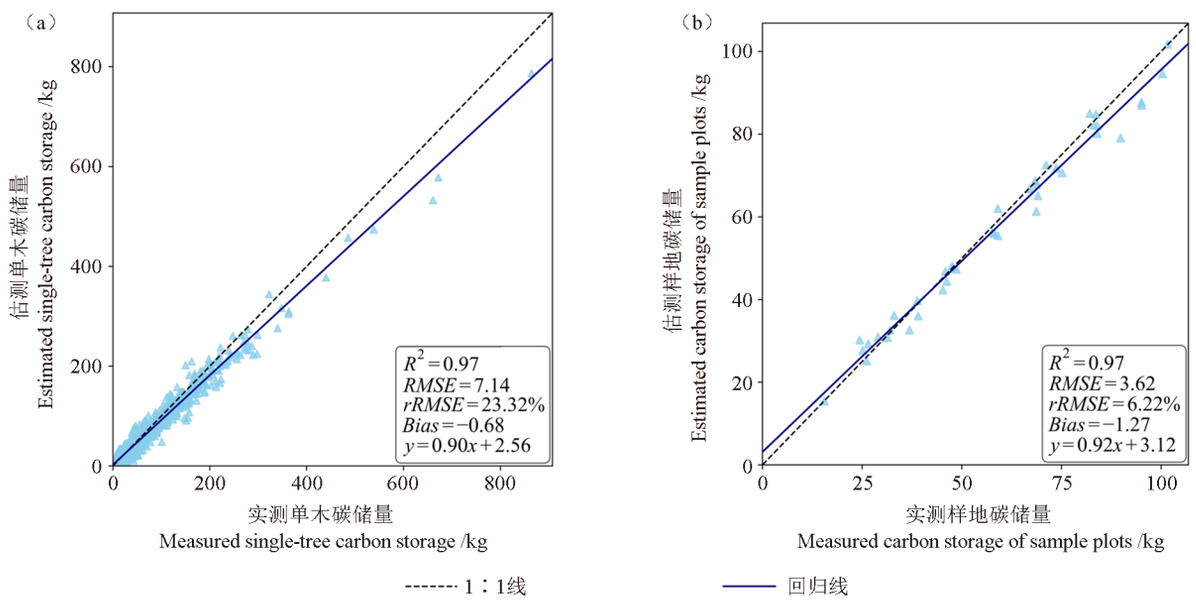


图 6　基于融合点云（U-HLS）数据的（a）单木尺度和（b）样地尺度碳储量估测

Fig. 6　Carbon stock estimation at the (a) tree level and (b) plot level from fused point-cloud data（U-HLS）

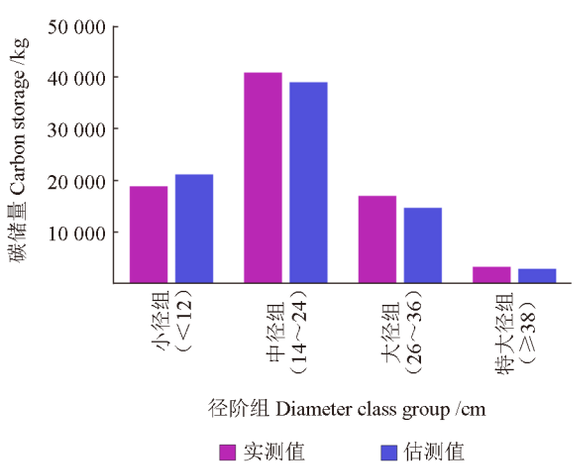


图 7　不同径阶组碳储量实测值和估测值对比

Fig. 7　Comparison between observed and predicted carbon storage among diameter classes

在样地尺度（图 6b），估测与实测值的一致性较高（R^2=0.97，R_{MSE}=3.62 tC·hm^{-2}，r_{RMSE}=6.22%，B_{ias}=-1.27 tC·hm^{-2}）。尤其是 r_{RMSE}（6.22%），远小于单木尺度 r_{RMSE}（23.32%），结合回归线分析，估测值整体略低于 1∶1 线，但偏离幅度较小，这与单木尺度中出现的中、大、特大径组低估、小径组高估的结果相一致。说明在样地层面，单木个体的估测误差被进一步平衡，局部的高估与低估被部分抵消，使样地尺度的碳储量估测结果与实测值高度一致，既保持了总体变化趋势，又减少了单木个体累积误差的影响。

4　讨　论

4.1　树高测量

树高的实地测量在大多数森林中仍然存在不可忽视的问题。在复杂的森林环境中，目标树常被相邻树冠部分覆盖，往往需要多次更换观察点，精度也受作业人员主观因素影响，导致数据质量不稳定。近年来，超声波测高仪被广泛应用于森林资源调查中的树高测量（图 8a），然而，本研究在实际作业中发现超声波测高受环境噪声（如鸟鸣、虫鸣）及冠层遮挡等因素影响，会导致回波信号误识或丢失，产生较大误差（图 8b）。为获取更准确的树高信息，本研究应用无人机和手持激光雷达融合点云（U-HLS）获取的单木三维结构特征进行人工目视解译，获得单木最高点作为参考树高（图 8c）。如图 8d 所示，应用测高器测量的树高与参考树高之间虽具有一定的相关性，但整体上测高器测量的树高明显低于参考树高，

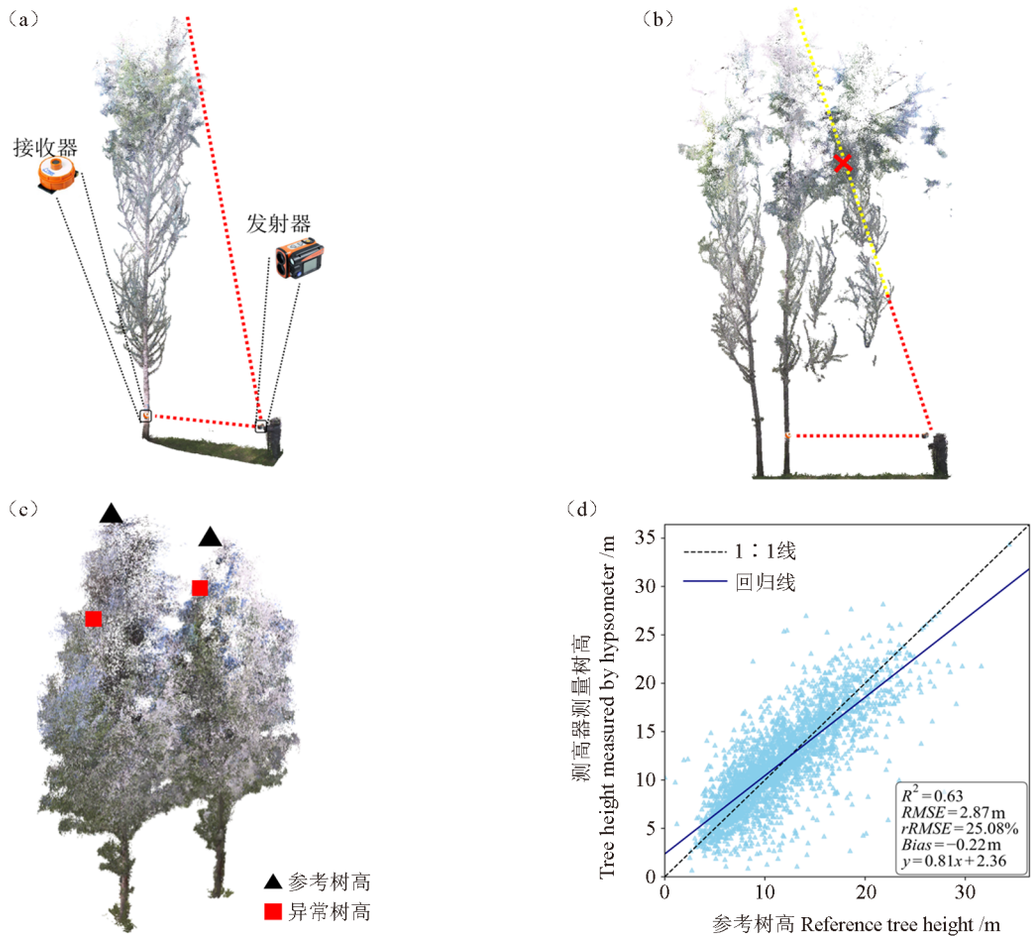


图 8 应用测高器进行人工测量树高（a）理想状态（b）实际状态示意图及（c）应用 U-HLS 目视解译树高作为参考树高（d）应用 U-HLS 提取的参考树高与用超声波测量树高的关系

Fig. 8 Measurement of tree height using a hypsometer (a) ideal condition (b) actual condition (c) visual interpretation of tree height as reference tree height using U-HLS and (d) the relationship between reference tree height extracted from U-HLS and that measured by ultrasonic hypsometer

进一步说明在冠层郁闭度较高或环境干扰较强的森林中，当前常用的超声波的测高方法难以准确捕捉树顶位置。

4.2 基于多源激光雷达融合的单木参数及碳储量估测

传统测量方式在森林资源调查中受环境、地形及人为因素制约，限制了高精度森林结构信息的获取。而近地面遥感尤其是激光雷达技术，可以准确地捕获树木的三维结构特征，以更快速、客观和低成本的方式获取森林信息，显著提高数据采集的精度和效率。本研究融合了 ULS 和 HLS 两种平台的激光雷达数据，其优势主要体现在以下三个方面：

首先，多平台激光雷达的联合应用显著提高了森林资源调查的效率，尤其在复杂林分和大范围区域内能够高效且准确地实现非破坏性单木参数的精准估测。在本研究的野外实地调查中，单人作业情况下使用手持激光雷达完成一个 20 m×20 m 样地仅需约 20 ～ 30 min，而传统人工测量（如每木检尺）在 2 ～ 3 人配合作业的情况下往往需要 1 ～ 2 h。尽管每个样地的激光雷达数据处理需要耗费 5 ～ 10 min（数据处理使用 Intel Core i9-13900HX，NVIDIA 4080 GPU，并使用 LiDAR360 V5.2.2（https://www.lidar360.com/）实现），但仍能保证整体效率提升约 2 ～ 5 倍。

其次，利用融合后点云和目视解译提取的参考树高减少了对野外人工测量树高的依赖，能较客观地提取符合真实情况的参考树高，能够在保证效率的同时显著提升数据的一致性与可靠性。同时，应用胸径和树高的二元异速生长方程估测的生物量和碳储量精度要远高于仅用胸径的一元异速生长方程模型。

此外，在单木分割方面，与仅依赖无人机点云相比，ULS 与 HLS 点云数据的融合数据表现更佳，在基于 CHM 和种子点约束的分割方法中，精度分别达到 56.6% 和 81.84%，召回率分别提升 13.58% 和 107.07%，显著提高了识别精度。这与以往杨

光能等 [25] 的研究结果一致，其结果显示当无人机与手持激光雷达联合应用时，胸径大于 5 cm 的单木几乎可以实现 100% 的准确分割。在单木参数提取方面，基于种子点分割的方法中，融合点云估测树高的 R^2 为 0.93，R_{MSE} 为 1.15 m，B_{ias} 为 0.02 m；胸径估测的 R^2 为 0.93，R_{MSE} 为 1.6 cm，B_{ias} 为 0.37 cm，显示出较小的系统性偏差和较高的估测精度。相较于单一平台点云数据，融合点云在树高和胸径提取上显著提高了精度与稳定性，如 Zhou 等 [41] 的研究同样证实了这一结论，其结果显示融合点云在树高估测上的表现尤为突出，R_{MSE} 为 1.75 m，相比仅使用 TLS 数据提升了 20.45%。

使用可加性模型 [29] 及含碳系数 [30] 估算碳储量，单木和样地尺度的估算结果 R^2 均超过 0.97，偏差分别为 -0.68 kg 和 -1.27 tC·hm^{-2}，拟合效果优异。这一方面得益于 U-HLS 数据提供了高精度的单木参数，另一方面源于 U-HLS 数据在单木分割方面的优势，正确识别的单木数达实测数据的 94.49%（2 984 株），虽有 174 株漏测单木，但仍然显著提升了碳储量估测的可靠性。

4.3　局限性与未来展望

尽管激光雷达技术在提高森林资源调查的精度和效率方面展现了显著优势，但仍然存在一些局限性限制了其更广泛的应用。首先，从技术与应用成本角度来看，当前激光雷达系统的设备成本较高且维护费用较大，虽然随着技术的逐渐成熟，成本可能会有所下降，但在大规模森林资源调查中，设备和操作成本仍然是影响技术普及的重要因素 [42]。其次，激光雷达数据的处理与分析流程仍较为复杂，尤其在大尺度、多源融合的场景下，数据预处理、特征提取及模型构建等环节对算法性能和人工经验依赖较强。因此，进一步的研究应优先考虑结合多源遥感技术（如激光雷达与光学影像）实现成本与精度的平衡，以充分发挥不同传感器的互补优势。同时，应进一步探索基于人工智能与深度学习的自动化数据处理与特征提取方法，以提高点云数据的处理效率与参数提取的稳健性。

因此，未来研究的重点将面向多平台的灵活协同与融合应用。一方面，引入 ALS、多光谱影像以增强区域尺度连续性与复杂地形适应能力，并进一步结合高光谱数据开展树种分类识别，评估树种信息对碳储量反演的增益与可迁移性。另一方面，从方法适用性与结果解释角度来看，本研究以天然林为对象，样地分布于不同林场，整体上反映了复杂天然林条件下单木分割与参数估测的综合表现，但并未探索针对单一林型或特定郁闭度条件下的最优分割算法。而不同林况条件（如高郁闭度林分、复层林分或低密度林分）对分割策略的影响客观存在，这一问题有必要在后续研究中进行更系统的量化分析。

5　结　论

本研究以黑龙江省大兴安岭地区天然林为对象，基于无人机和手持激光雷达的融合点云，探究近地面激光雷达技术代替传统样地调查的可行性。主要结论如下：1）在复杂林分条件下，融合点云能够有效缓解冠层交叠、林下植被干扰等问题。与单一 LiDAR 平台相比，无论应用 CHM 的单木分割还是基于种子点的 K-means 层次聚类方法，基于 U-HLS 点云的单木分割精度都远高于仅基于 ULS 点云的结果。而 U-HLS 点云的 2 种分割结果中，基于种子点的 K-means 层次聚类方法均优于基于 CHM 的单木分割方法（r、P、F-score 分别高 107.07%、70.46%、87.49%），显著改善了单木识别的完整性与准确性。2）对于胸径和树高的提取，融合点云结合种子点分割方法表现出良好的稳定性和精度，决定系数均达到 0.93，R_{MSE} 分别为 1.6 cm 和 1.15 m，相对 R_{MSE} 均控制在 16% 以下，偏差仅为 0.37 cm 和 0.02 m。结果表明，树干位置约束在一定程度上削弱了冠层遮挡造成的误差，使单木参数的提取更加可靠。3）基于融合点云的单木和样地尺度的碳储量估算精度均较高，R^2 均超过 0.97，R_{MSE} 分别为 7.14 kg 和 3.62 tC·hm^{-2}，其中，样地尺度表现更优，r_{RMSE} 仅为 6.22%。这表明 U-HLS 数据能够在不同尺度上实现稳定碳储量估测且在样地尺度能够提供更为可靠的结果。综上所述，应用无人机和手持激光雷达结合的近地面遥感技术在天然林样地调查中具有显著优势，能够部分替代传统的样地每木检尺调查，实现非破坏性的单木参数（单木位置、胸径、树高、生物量和碳储量等）精准估测，为高效的森林资源的二类调查提供重要依据。

参考文献：

[1] 朴世龙, 何悦, 王旭辉, 等. 中国陆地生态系统碳汇估算: 方法、进展、展望 [J]. 中国科学 : 地球科学 ,2022,52(6):1010-1020. Piao S L, He Y, Wang X H, et al. Estimation of China’s terrestrial ecosystem carbon sink: methods, progress and prospects[J]. Scientia Sinica (Terrae),2022,52(6):1010-1020.

[2] Murray H, Catanzaro P, Markowski-Lindsay M, et al. Economic contributions from conserved forests: four case studies of the USDA forest service forest legacy program[J]. Forest Science,2021,67:629-632.

[3] Szulecka J, Monges Zalazar E. Forest plantations in Paraguay: historical developments and a critical diagnosis in a SWOT-AHP framework[J]. Land Use Policy, 2017,60:384-394.

[4] Swatantran A, Dubayah R, Roberts D, et al. Mapping biomass and stress in the Sierra Nevada using LiDAR and hyperspectral data fusion[J]. Remote Sensing of Environment,2011,115:2917-2930.

[5] 张方圆 , 吴胜义 , 乔海亮 , 等 . 基于 Landsat 8 OLI 和资源 3 号立体像对数据的桉树森林蓄积量估测 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2024,44(5):93-101.
Zhang F Y, Wu S Y, Qiao H L, et al. *Eucalyptus* forest stock estimation study based on Landsat 8 OLI and resource 3 stereo image[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2024,44(5):93-101.

[6] 李正英 , 舒清态 , 李圣娇 , 等 . 遥感影像与激光雷达数据协同反演森林生物量综述 [J]. 世界林业研究 ,2024,37(6):48-53.
Li Z Y, Shu Q T, Li S J, et al. A review of forest biomass inversion using remote sensing images and LiDAR data[J]. World Forestry Research,2024,37(6):48-53.

[7] 许振宇 , 李盈昌 , 李明阳 , 等 . 基于 Sentinel-1A 和 Landsat 8 数据的区域森林生物量反演 [J]. 中南林业科技大学学报 , 2020,40(11):147-155.
Xu Z Y, Li Y C, Li M Y, et al. Forest biomass retrieval based on Sentinel-1A and Landsat 8 image[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2020,40(11):147-155.

[8] 蒋馥根 , 孙华 , 李成杰 , 等 . 联合 GF-6 和 Sentinel-2 红边波段的森林地上生物量反演 [J]. 生态学报 ,2021,41(20):8222-8236.
Jiang F G, Sun H, Li C J, et al. Retrieving the forest aboveground biomass by combining the red edge bands of Sentinel-2 and GF-6[J]. Acta Ecologica Sinica,2021,41(20):8222-8236.

[9] Maas H G, Bienert A, Scheller S, et al. Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data[J]. International Journal of Remote Sensing,2008,29(5):1579-1593.

[10] 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 Z G, Xiao H S. Review of methods for forest parameter estimation with LiDAR[J]. Forest Resources Management,2011(4):117-121.

[11] 闫保银 , 姜文龙 , 范俊俊 , 等 . 基于 LiDAR 技术的杉木人工林碳储量估算研究 [J]. 林业资源管理 ,2023(3):134-139.
Yan B Y, Jiang W L, Fan J J, et al. Research on carbon storage estimation of *Cunninghamia lanceolata* plantation based on LiDAR technology[J]. Forest Resources Management,2023(3): 134-139.

[12] 李增元 , 刘清旺 , 庞勇 . 激光雷达森林参数反演研究进展 [J]. 遥感学报 ,2016,20(5):1138-1150.
Li Z Y, Liu Q W, Pang Y. Review on forest parameters inversion using LiDAR[J]. Journal of Remote Sensing,2016,20(5): 1138-1150.

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

[14] 庞勇 , 李增元 , 陈尔学 , 等 . 激光雷达技术及其在林业上的应用 [J]. 林业科学 ,2005,41(3):129-136.
Pang Y, Li Z Y, Chen E X, et al. LiDAR remote sensing technology and its application in forestry[J]. Scientia Silvae Sinicae,2005,41(3):129-136.

[15] 黄华国 . 激光雷达技术在林业科学研究中的进展分析 [J]. 北京林业大学学报 ,2013,35(4):134-143.
Huang H G. Progress analysis of LiDAR research on forestry science studies[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2013,35(4):134-143.

[16] 何兴元 , 任春颖 , 陈琳 , 等 . 森林生态系统遥感监测技术研究进展 [J]. 地理科学 ,2018,38(7):997-1011.
He X Y, Ren C Y, Chen L, et al. The progress of forest ecosystems monitoring with remote sensing techniques[J]. Scientia Geographica Sinica,2018,38(7):997-1011.

[17] Dubayah R, Blair J B, Goetz S, et al. The global ecosystem dynamics investigation: high-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography[J]. Science of Remote Sensing,2020,1:100002.

[18] 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.

[19] 王鑫 , 潘华志 , 罗胜 , 等 . 机载激光雷达测深技术研究与进展 [J]. 海洋测绘 ,2019,39(5):78-82.
Wang X, Pan H Z, Luo S, et al. Bathymetric technology and research status of airborne LiDAR[J]. Hydrographic Surveying and Charting,2019,39(5):78-82.

[20] 王子斐 . 基于手持式移动激光雷达的近自然经营林分结构特征及变化研究 [D]. 上海 : 华东师范大学 ,2021:3.
Wang Z F. Study on the structure parameters and changes of close-to-nature management forest stands based on hand-held mobile laser scanning[D]. Shanghai: East China Normal University,2021:3.

[21] Ko C, Kang J, Park J, et al. Assessing forest resources with terrestrial and backpack LiDAR: a case study on leaf-on and leaf-off conditions in Gari mountain, Hongcheon, Republic of Korea[J]. Forests,2024,15:2230.

[22] Tupinambá-Simões F, Pascual A, Guerra-Hernández J, et al. Assessing the performance of a handheld laser scanning system for individual tree mapping: a mixed forests showcase in Spain[J]. Remote Sensing,2023,15:1169.

[23] 陶胜利 , 王迪 , 谢欢 , 等 . 激光雷达在生态与地学领域的发展回顾与展望 [J]. 遥感学报 ,2025,29(6):1963-2004.
Tao S L, Wang D, Xie H, et al. Review and prospects of the development of LiDAR in ecology and geosciences[J]. National Remote Sensing Bulletin,2025,29(6):1963-2004.

[24] 朱俊峰 , 刘清旺 , 崔希民 , 等 . 地基与无人机 LiDAR 融合点云的人工林蓄积量估算 [J]. 遥感技术与应用 ,2024,39(1):45-54.
Zhu J F, Liu Q W, Cui X M, et al. Estimation of volume based on fusion point cloud of terrestrial and UAV LiDAR[J]. Remote Sensing Technology and Application,2024,39(1):45-54.

[25] 杨光能 , 党毅 , 周华 , 等 . 基于机载与手持激光雷达融合的马尾松参数提取及碳储量研究 [J]. 西部林业科学 ,2024,53(6):132-139.
Yang G N, Dang Y, Zhou H, et al. Parameter extraction carbon storage in the tree layer of *Pinus massoniana* based on the integration of airborne and hand-held LiDAR[J]. Journal of West China Forestry Science,2024,53(6):132-139.

[26] 许珊珊 , 李常春 , 张超 . 结合背负式激光雷达和无人机机载激光雷达的云南松单木胸径和树高提取 [J]. 浙江农林大学学报 ,2024,41(5):939-948.
Xu S S, Li C C, Zhang C. Extraction of DBH and height of *Pinus yunnanensis* individual trees by combining backpack laser scanning and unmanned aerial vehicle laser scanning[J]. Journal of Zhejiang A & F University,2024,41(5):939-948.

[27] Weiser H, Schäfer J, Winiwarter L, et al. Individual tree point clouds and tree measurements from multi-platform laser scanning in German forests[J]. Earth System Science Data,2022,14(7):2989-3012.

[28] Giannetti F, Puletti N, Quatrini V, et al. Integrating terrestrial and airborne laser scanning for the assessment of single-tree attributes in Mediterranean forest stands[J]. European Journal of Remote Sensing,2018,51(1):795-807.

[29] 董利虎 . 东北林区主要树种及林分类型生物量模型研究 [D]. 哈尔滨 : 东北林业大学 ,2015:60.
Dong L H. Developing individual and stand-level biomass equations in northeast China forest area[D]. Harbin: Northeast Forestry University,2015:60.

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

[31] Balta H, Velagic J, Bosschaerts W, et al. Fast statistical outlier removal based method for large 3D point clouds of outdoor environments[J]. IFAC-PapersOnLine,2018,51(22):348-353.

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

[33] 康帅 , 季灵运 , 焦其松 , 等 . 基于地基 LiDAR 点云数据插值方法的对比研究 [J]. 大地测量与地球动力学 ,2020,40(4):400-404.
Kang S, Ji L Y, Jiao Q S, et al. Comparative study of point cloud data interpolation based on ground-based LiDAR[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics,2020,40(4):400-404.

[34] 袁志聪 . 基于 Harris 特征的点云配准方法研究 [D]. 抚州 : 东华理工大学 ,2019:23.
Yuan Z C. Research on point cloud registration method based on Harris features[D]. Fuzhou: East China University of Technology,2019:23.

[35] 林榆森 , 李秋洁 , 陈婷 . 基于快速点特征直方图的树木点云配准 [J]. 中国农机化学报 ,2022,43(2):155-162.
Lin Y S, Li Q J, Chen T. Point cloud registration of tree based on FPFH[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2022,43(2):155-162.

[36] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1992,14(2):239-256.

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

[38] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1991,13(6):583-598.

[39] Liu C, Xing Y Q, Duanmu J L, et al. Evaluating different methods for estimating diameter at breast height from terrestrial laser scanning[J]. Remote Sensing,2018,10:513.

[40] Sulaiman H A, Othman M A, Ismail M M, et al. Distance computation using axis aligned bounding box (AABB) parallel distribution of dynamic origin point[C]//2013 Annual International Conference on Emerging Research Areas and 2013 International Conference on Microelectronics, Communications and Renewable Energy,2013:1-6.

[41] Zhou R, Sun H, Ma K S, et al. Improving estimation of tree parameters by fusing ALS and TLS point cloud data based on canopy gap shape feature points[J]. Drones,2023,7:524.

[42] Liu K, Shen X, Cao L, et al. Estimating forest structural attributes using UAV-LiDAR data in ginkgo plantations[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2018,146:465-482.

[本文编校：吴　彬]