

基于移动多线激光雷达扫描的树冠叶面积估计方法

李秋洁 丁莉

(南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037)

摘要: 移动单线激光雷达(Laser detection and ranging, LiDAR)扫描(Mobile single-layer LiDAR scanning, MSLS)树冠叶面积估计方法使用单一视角的单线激光雷达采集树冠点云数据, 获取的冠层信息不够全面, 限制了树冠叶面积估计精度。本文提出一种基于移动多线 LiDAR 扫描(Mobile multi-layer LiDAR scanning, MMLS)的树冠叶面积估计方法, 使用多线 LiDAR 从多个视角采集树冠点云数据, 提升树冠叶面积估计精度。首先, 将多线 LiDAR 采集的点云数据变换到世界坐标系下, 通过感兴趣区域(Region of interest, ROI)提取出树冠点云。然后, 提出一种 MMLS 树冠点云融合方法, 逐个融合单个激光器采集的树冠点云, 设置距离阈值删除重复点, 添加新点。最后, 构建 MMLS 空间分辨率网格, 建立基于树冠网格面积的树冠叶面积估计模型。实验使用 VLP-16 型多线 LiDAR 传感器搭建 MMLS 系统, 设置 1、1.5 m 2 个测量距离和间隔 45° 的 8 个测量角度对 6 个具有不同冠层密度的树冠进行数据采集, 共得到 96 个树冠样本。采用本文方法, 树冠叶面积线性估计模型的均方根误差(Root mean squared error, RMSE)为 0.104 1 m², 比 MSLS 模型降低 0.057 8 m², 决定系数 R^2 为 0.952 6, 比 MSLS 模型提高 0.067 5。实验结果表明, 本文方法通过多线 LiDAR 多视角树冠点云数据采集、MMLS 树冠点云融合和空间分辨率网格构建, 有效提升了树冠叶面积估计精度。

关键词: 树冠叶面积; 多线激光雷达; 移动激光扫描; 点云融合; 空间分辨率网格

中图分类号: S127; S126

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)09-0308-08

OSID:



Crown Leaf Area Estimation Based on Mobile Multi-layer LiDAR Scanning

LI Qiujie DING Li

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: The mobile single-layer laser detection and ranging (LiDAR) scanning (MSLS) method for estimating tree crown leaf area used a single-layer LiDAR sensor with a single perspective to collect point cloud data on crowns, but the obtained canopy information was not comprehensive enough, which limited the accuracy of crown leaf area estimation. A crown leaf area estimation method was proposed based on mobile multi-layer LiDAR scanning (MMLS), which used a multi-layer LiDAR sensor to collect crown point cloud data from multiple perspectives and improve the accuracy of crown leaf area estimation. Firstly, the point cloud data collected by multi-layer LiDAR was transformed into the world coordinate system. The crown point cloud was extracted through the region of interest (ROI). Then, an MMLS crown point cloud fusion method was proposed, which fused the crown point clouds collected by a single laser one by one, set a distance threshold to remove duplicate points, and added new points. Finally, an MMLS spatial resolution grid was constructed, and a crown leaf area estimation model was established based on the crown grid area. The experiment used a multi-layer LiDAR sensor VLP-16 to build an MMLS system. Two measurement distances of 1 m and 1.5 m, and eight measurement angles with an increment of 45°, were set to collect data from six tree crowns with different canopy densities. A total of 96 tree crown samples were obtained. Using the proposed method, the root mean square error (RMSE) of the linear estimation model for crown leaf area was 0.104 1 m², which was 0.057 8 m² lower than that of the MSLS model, and the coefficient of determination R^2 was 0.952 6, which was 0.067 5 higher than that of the MSLS model. The experimental results showed that the proposed method can effectively improve the accuracy of crown leaf area estimation through multi-layer LiDAR multi-perspective crown

收稿日期: 2023-12-15 修回日期: 2024-01-13

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2202105)

作者简介: 李秋洁(1983—), 女, 副教授, 博士, 主要从事农林信息化研究, E-mail: liqiujie_1@163.com

point cloud data collection, MMLS crown point cloud fusion, and spatial-resolution grid construction.

Key words: crown leaf area; multi-layer LiDAR; mobile laser scanning; point cloud fusion; spatial-resolution grid

0 引言

叶片是树木进行光合作用、生产有机养料的主要器官^[1],是树木施药施肥的主要对象^[2-4]。叶面积是衡量树木长势的重要指标^[5-6],是林业精准管理所需的基础数据^[7-8],通过测量叶面积,可以帮助制定合理的施肥、灌溉、病虫害防治等措施,同时减少资源浪费和环境污染。

激光雷达(Light detection and ranging, LiDAR)通过激光主动探测,能够快速准确地获取物体表面高分辨率三维点云数据,成为估计叶面积的重要手段^[9-10],估计对象包括单叶叶面积^[11-12]、单株叶面积^[13-14]和群体叶面积^[15-16]。移动激光扫描(Mobile laser scanning, MLS)技术能够实时采集移动平台周围的点云数据,是树木各部分识别和参数提取的有效手段^[17-18],被广泛应用于单株树叶面积估计。已有方法采用移动单线 LiDAR 扫描(Mobile single-layer LiDAR scanning, MSLS)方式,由直线移动平台搭载 1 个单线 LiDAR 采集单株树数据, LiDAR 扫描平面与其移动方向垂直,根据单线 LiDAR 扫描周期和移动速度计算单线 LiDAR 二维点云在其移动方向上的坐标^[19],得到树木三维点云。研究表明,冠层叶面积与 MSLS 点云个数存在相关性^[20]。BERK 等^[21]将苹果树树冠划分成 8 个子区域,建立子区域点云数和叶面积的线性回归模型;张美娜等^[22]将树冠划分成 0.2 m×0.2 m×0.8 m 的子区域,采用高斯函数、多项式函数与指数函数拟合子区域点云数与叶片数;文献[23-24]采用多项式回归、神经网络和偏最小二乘回归建立基于点云个数的树冠叶面积预测模型,并进一步以点云个数和冠层厚度为输入,为稠密厚冠层、稀疏厚冠层、稠密薄冠层和稀疏薄冠层建立回归模型。基于点云个数的树冠叶面积估计方法容易受 LiDAR 测量距离和移动速度影响,测量距离越远,移动速度越慢,树冠点云个数越少。针对上述问题,李秋洁等^[19,25]提出一种基于网格面积的叶面积估计方法,为每个测量点建立一个空间分辨率网格,用树冠网格面积估计树冠叶面积,实验结果表明,该方法能有效削弱 LiDAR 测量距离和移动速度变化对树冠叶面积估计的影响。

单线 LiDAR 只有 1 个测量视角,获取的冠层信息不够全面,限制了树冠叶面积估计精度。一个有

效方法是增加测量视角^[26],多线 LiDAR 同时向多个方向发射激光,能在一定程度上弥补单线 LiDAR 的不足。但是,多线 LiDAR 在移动过程产生大量重复点云,需要进行数据精简。此外,MSLS 空间分辨率网格也不能直接应用于 MMLS。针对上述问题,本文提出基于移动多线 LiDAR 扫描(Mobile multi-layer LiDAR scanning, MMLS)的树冠叶面积估计方法,重点研究 MMLS 点云数据融合以及空间分辨率网格构建方法,在保留树冠多视角点云描述的同时,去除重叠点云,建立基于树冠网格面积的树冠叶面积估计模型,以提高树冠叶面积估计精度。

1 材料与方法

1.1 MMLS 系统

MMLS 系统由多线 LiDAR (VLP-16 型, Velodyne, 美国)、直线导轨滑台模组(45~2 500 mm 内行程,时代超群)、移动电源(D300-650W 型,德力普)和便捷式计算机(RedmiBook Air 13 型,红米)组成,直线导轨滑台模组包含 LiDAR 支架、限位开关(SN04-N 型)、步进电机(57EBP143ALC-TF0 型)、步进电机驱动器(HBS57A-DV 型)、步进电机开关电源(S-200-24 型)和步进电机调速器(CS10-3 型)(图 1)。导轨长度 2.5 m,采用支架将 LiDAR 垂直固定在导轨滑台上, LiDAR 与计算机网口相连,通过调速器控制步进电机带动滑台匀速移动。

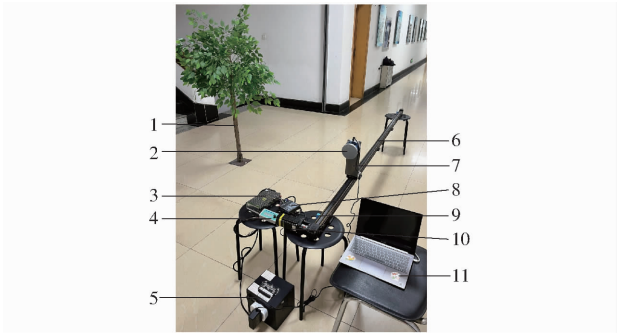


图 1 移动多线 LiDAR 扫描系统

Fig. 1 Mobile multi-layer LiDAR scanning system

1. 仿真树 2. 多线 LiDAR 3. 步进电机开关电源 4. 步进电机调速器 5. 移动电源 6. 导轨 7. LiDAR 支架 8. 步进电机驱动器 9. 限位开关 10. 步进电机 11. 便携式计算机

实验采用 VLP-16 型多线 LiDAR 传感器,其具有 100 m 的最大测量距离,使用 16 个激光器实现 360°×30°视场的测量;每秒发射约 18 000 次激光,通过电机旋转每秒最多可测量 300 000 个点;具有

高分辨率和远距离探测的特点,在无人驾驶、无人机、机器人、测绘等各个领域得到广泛应用^[27-29],表 1 为 VLP-16 型 LiDAR 传感器配置参数。

表 1 VLP-16 型 LiDAR 传感器参数
Tab.1 VLP-16 LiDAR sensor parameters

参数	数值
尺寸(直径×高度)/(mm×mm)	103×72
质量/g	830
工作温度/℃	-10~60
激光波长/nm	903
最大测量距离/m	100
精度/cm	±3
垂直视场/(°)	30
水平视场/(°)	360
垂直角度分辨率/(°)	2
水平角度分辨率/(°)	0.1~0.4
测量频率/Hz	5~20

1.2 树冠数据采集

为便于获取树冠叶面积真实值,采用仿真树模拟真实树木,其枝条上分布 2 种尺寸的卵形叶片,采用文献[30]描述的单叶叶面积图像测量方法测出其面积为 13.46 cm²和 17.20 cm²。由于树木存在生长时期和个体差异,改变仿真树的枝条数,得到 6 个具有不同冠层密度的树冠,如图 2 所示,表 2 给出了其具体信息。



图 2 实验用仿真树

Fig.2 Experimental simulation trees

表 2 树冠信息
Tab.2 Tree crown information

树冠编号	树高/m	冠幅/m	树冠叶面积/m ²
1	1.10	1.21	0.413 7
2	1.12	1.40	0.690 8
3	1.12	1.40	0.966 6
4	1.12	1.48	1.245 1
5	1.12	1.48	1.523 6
6	1.12	1.64	1.798 1

6 棵树树高最大为 1.12 m,冠幅最大为 1.64 m。为了充分采集冠层信息,将仿真树放置在 MMLS 导轨前方中间位置,调整 LiDAR 高度 H 为 0.72 m,以保证冠层与激光束充分接触。使用 VeloView 软件采集和保存点云数据,设置滑台移动速度 v 为 0.03 m/s,VLP-16 型 LiDAR 传感器采集模式为最强回波,电机转速为 600 r/min,该转速下 LiDAR 传感器水平角度分辨率 $\Delta\alpha$ 为 0.2°,测量频率 f 为 10 Hz。

为了获得更丰富的树冠样本以及分析测量距离和角度对树冠叶面积估计的影响,设置 1 m 和 1.5 m 2 个测量距离,每个距离下,以间隔 45°旋转仿真树进行 8 个角度的测量,共得到 $6\times2\times8=96$ 个树冠样本。图 3 为距离 1.5 m 时对冠幅最大的树冠进行测量的俯视图,VLP-16 型 LiDAR 传感器的 16 个激光器均能探测到完整冠幅。

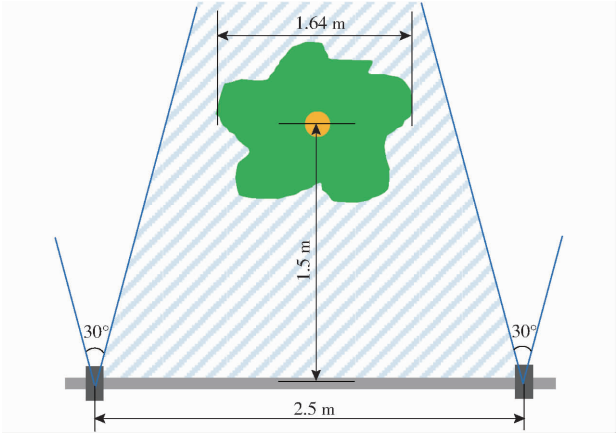


图 3 扫描场景俯视图

Fig.3 Top view of scanning scene

1.3 树冠点云预处理

MMLS 系统使用 LiDAR 坐标系 O_Lxyz 和世界坐标系 O_Wxyz ,如图 4 所示。LiDAR 坐标系原点 O_L 位于 VLP-16 型 LiDAR 传感器底座中心轴高度 37.7 mm 处, x 轴指向 LiDAR 右侧, y 轴指向 LiDAR 前方, z 轴垂直底座向上。世界坐标系原点 O_W 为初始时刻 LiDAR 原点向地面的垂直投影, x 轴指向 LiDAR 前进方向, y 轴指向 LiDAR 前方, z 轴垂直地面向上。

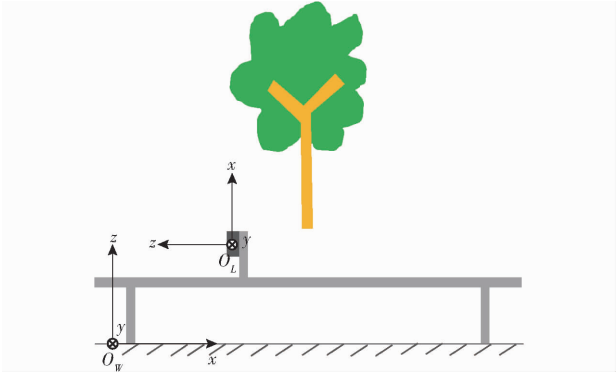


图 4 扫描场景正视图

Fig.4 Front view of scanning scene

VLP-16 型 LiDAR 传感器每次扫描获得 1 帧 $360^\circ\times30^\circ$ 视场的点云,用 LiDAR 坐标系下的球坐标距离 r 、俯仰角 ω 和方位角 α 表示,如图 5 所示,需要将其转换为直角坐标。已知第 i 个激光器第 j 个测量点的距离 $r(i,j)$ 和方位角 $\alpha(i,j)$,以及第 i 个激光器的俯仰角 $\omega(i)$,该测量点直角坐标为

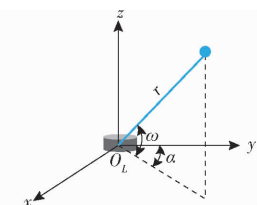


图5 LiDAR 坐标系 O_Lxyz

Fig.5 LiDAR coordinate system O_Lxyz

$$\begin{cases} x_L(i,j) = (r(i,j) \cos \omega(i) + b_H) \sin \alpha(i,j) \\ y_L(i,j) = (r(i,j) \cos \omega(i) + b_H) \cos \alpha(i,j) \\ z_L(i,j) = r(i,j) \sin \omega(i) + b_V(i) \end{cases} \quad (1)$$

式中 b_H ——激光器与 O_L 的水平距离

$b_V(i)$ ——第 i 个激光器与 O_L 的垂直距离

其中俯仰角 $\omega \in \{\pm 1^\circ, \pm 3^\circ, \pm 5^\circ, \pm 7^\circ, \pm 9^\circ, \pm 11^\circ, \pm 13^\circ, \pm 15^\circ\}$, 方位角 $\alpha \in [0^\circ, 360^\circ)$ 。

VLP-16 型 LiDAR 传感器将 16 个激光器依次测量的 16 个点作为 1 个发射序列, 2 个发射序列封装为 1 个数据块, 每个数据块只返回第 1 个测量点的方位角 α , 其余 31 个测量点的方位角需要根据它们的序号 (i,j) 和水平角度分辨率 $\Delta\alpha$ 插值计算。

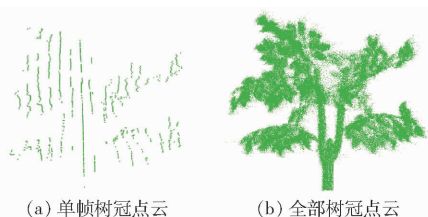
获取 LiDAR 坐标系下点云帧的直角坐标后, 根据 LiDAR 移动速度和测量点采集时间将其变换到世界坐标系 O_Wxyz 下。第 i 个激光器在第 k 帧的第 j 个测量点的直角坐标为

$$\begin{cases} x_W(i,j,k) = -z_L(i,j,k) + kv\Delta t \\ y_W(i,j,k) = y_L(i,j,k) \\ z_W(i,j,k) = x_L(i,j,k) + H \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\Delta t = \frac{1}{f}$

式中 Δt ——LiDAR 扫描周期

计算出 MMLS 全部点云帧的直角坐标后, 设置树冠感兴趣区域 (Region of interest, ROI) $[x_{\min}, x_{\max}]$ 、 $[y_{\min}, y_{\max}]$ 和 $[z_{\min}, z_{\max}]$ 提取出树冠点云。图 6 展示了 1 号树在测量距离 1.5 m 和测量角度 0° 时的 1 帧树冠点云和全部树冠点云。多线 LiDAR 采集的单帧点云包含了多个视角的树冠测量数据, 信息丰富, 但全部树冠点云过于密集, 需要精简。



(a) 单帧树冠点云 (b) 全部树冠点云

图6 MMLS 树冠点云

Fig.6 MMLS crown point clouds

1.4 树冠点云融合

多线 LiDAR 直线移动时, 单个激光器在不同位

置的扫描面互相平行 (图 7a), 产生的测量点不重叠, 多个激光器在不同位置的视场重叠 (图 7b), 产生大量重复测量的点, 这些点会降低 MMLS 树冠叶面积估计精度, 需要予以识别并删除。

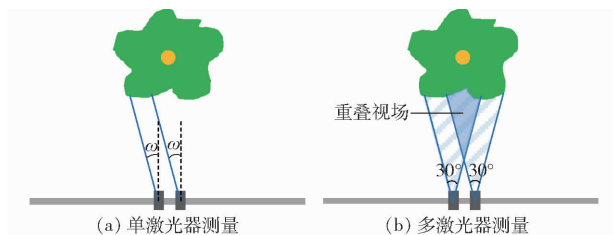


图7 MMLS 重叠视场

Fig.7 MMLS overlapping field of view

由于单个激光器采集的 MSLS 树冠点云内不存在重复点, 只需去除不同激光器采集的 MSLS 树冠点云之间的重复点。本文提出一种 MSLS 点云增量融合方法, 逐个融合单个激光器采集的 MSLS 树冠点云, 设置距离阈值去除它们之间的重复点, 添加新点。

首先, 按照俯仰角符号先正后负、俯仰角绝对值从小到大的顺序对 16 个激光器编号, 记为 i' 。将 MMLS 树冠点云按照激光器编号划分成 16 个 MSLS 树冠点云, 记为 $\{P_{i'}\}$ ($i' = 1, 2, \dots, 16$), $P_{i'}$ 为第 i' 个激光器采集的 MSLS 树冠点云。然后, 从 P_1 (激光器俯仰角 1°) 开始, 逐个融合 MSLS 树冠点云。已融合的树冠点云记为 P_c , 第 i' 个 MSLS 树冠点云 $P_{i'}$ 的融合步骤为:

(1) 为 P_c 和 $P_{i'}$ 建立 k-d 树索引, 以便高效地执行遍历、查找、删除等点云操作。

(2) 计算 $P_{i'}$ 相邻点间的平均距离, 即平均点间距, 作为识别重复点的距离阈值, 记为 $d_{\min}$ 。

(3) 遍历 $P_{i'}$ 每个测量点, 在 P_c 中查找与其距离小于 $d_{\min}$ 的点, 若结果不为空, 从 $P_{i'}$ 中删除该点。

(4) 将 $P_{i'}$ 剩余点视为新点添加到 P_c 中。

MMLS 树冠点云融合算法的伪代码为:

输入: 原始 MMLS 树冠点云 P 。

输出: 融合 MMLS 树冠点云 P_c 。

1: 将 P 划分成 16 个 MSLS 树冠点云 $\{P_{i'}\}$ ($i' = 1, 2, \dots, 16$)

2: $P_c = P_1$

3: for $i' = 2$ to 16 do

4: 为 P_c 和 $P_{i'}$ 建立 k-d 树索引

5: 计算 $P_{i'}$ 平均点间距, 记为 $d_{\min}$

6: for $p \in P_{i'}$ do

7: 在 P_c 中查找与点 p 距离小于 $d_{\min}$ 的点

8: 若结果不是 $\emptyset$, 从 $P_{i'}$ 中删除点 p

9: end

10: $P_c = P_c \cup P_{i'}$

11: end

图8给出了图6b所示MMLS树冠点云包含的16个MSLS树冠点云的重复性分析结果。 P_1 中的所有点均为新点,在融合过程中,根据距离阈值 $d_{\min}$ 将 $P_2 \sim P_{16}$ 中的点划分为新点和重复点,平均新点占比4.08%。图9展示了 P_1 和最终融合结果,与原始MMLS树冠点云(图6b)相比,融合后的MMLS树冠点云去除了大量重复点。

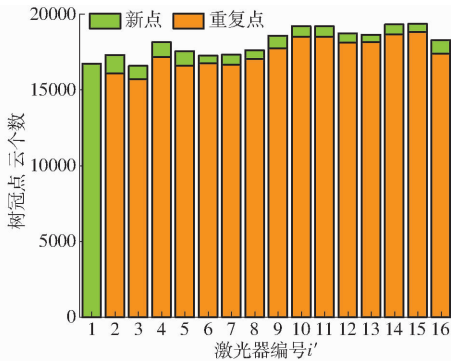


图8 MMLS树冠点云重复性分析

Fig. 8 Repeatability analysis of MSLS canopy point cloud



图9 MMLS树冠点云融合

Fig. 9 MMLS crown point cloud fusion

1.5 树冠叶面积估计

原始MMLS树冠点云数据融合后,为每个测量点构建空间分辨率网格,用网格面积表示该点测量的叶面积,然后利用树冠网格面积估计树冠叶面积。

1.5.1 空间分辨率网格

文献[19]将MSLS空间分辨率分解为帧内分辨率(Within-frame resolution)和帧间分辨率(Between-frame resolution),用每个测量点的分辨率网格面积代表它测得的叶面积。将这一方法扩展到MMLS系统,构建MMLS空间分辨率网格。

图10展示了第 i 个激光器第 k 帧的第 j 个测量点 $p(i,j,k)$ 的帧内分辨率 $d_w(i,j,k)$ 和帧间分辨率 $d_b(i,j,k)$ 。 $O_L(k)$ 和 $O_L(k+1)$ 表示LiDAR在第 k 帧和第 $k+1$ 帧时的位置, $l(i,j+1,k)$ 和 $l(i,j,k+1)$ 表示与 $p(i,j,k)$ 序号相邻的第 i 个激光器发射的激光束, $l(i,j+1,k)$ 是第 i 个激光器第 k 帧发射的第 $j+1$ 个激光束, $l(i,j,k+1)$ 是第 i 个激光器在第 $k+1$ 帧发射的第 j 个激光束。

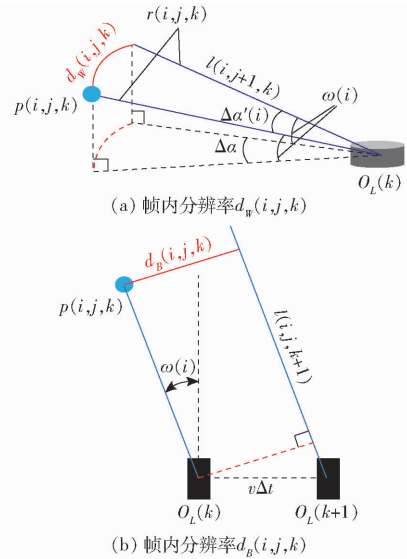


图10 测量点 $p(i,j,k)$ 的空间分辨率

Fig. 10 Spatial resolutions of point $p(i,j,k)$

测量点 $p(i,j,k)$ 的帧内分辨率 $d_w(i,j,k)$ 是该点到同一帧相邻激光束 $l(i,j+1,k)$ 的距离,定义为以该点距离 $r(i,j,k)$ 为半径、以第 i 个激光器角度分辨率 $\Delta\alpha'(i)$ 为圆心角的弧线段的长度。将弧线段垂直投影到LiDAR水平面上,根据LiDAR水平角度分辨率 $\Delta\alpha$ 以及第 i 个激光器俯仰角 $\omega(i)$,求出 $p(i,j,k)$ 的帧内分辨率为

$$d_w(i,j,k) = \frac{\pi}{180} r(i,j,k) \Delta\alpha \cos\omega(i) \quad (3)$$

测量点 $p(i,j,k)$ 的帧间分辨率 $d_b(i,j,k)$ 是该点到相邻帧激光束 $l(i,j,k+1)$ 的垂直距离。 $O_L(k)$ 与 $O_L(k+1)$ 的距离为 $v\Delta t$,求出 $p(i,j,k)$ 的帧间分辨率为

$$d_b(i,j,k) = v\Delta t \cos\omega(i) \quad (4)$$

以帧内、帧间分辨率为边长构建测量点 $p(i,j,k)$ 的空间分辨率网格,用网格面积表示该点测量的叶面积,为

$$s_c(i,j,k) = d_w(i,j,k) d_b(i,j,k) = \frac{\pi \Delta\alpha \Delta t v}{180} \cos^2\omega(i) r(i,j,k) \quad (5)$$

从式(5)可看出,测量面积由测量点距离 r 和测量系统固有参数决定,这些参数包括LiDAR水平角度分辨率 $\Delta\alpha$ 、LiDAR一个扫描周期的移动距离 $v\Delta t$ 以及激光器俯仰角绝对值 $|\omega|$ 。测量点距离越远,上述参数越大,该点测量的叶面积就越大。图11给出了图9b所示融合后树冠点云的网格面积直方图,受测量点距离和测量参数影响,同一树冠的测量点网格面积各不相同,其范围为 $5.64 \sim 11.76 \text{ mm}^2$,均值为 8.03 mm^2 。

1.5.2 树冠叶面积预测

累加MMLS树冠点云全部测量点的网格面积,

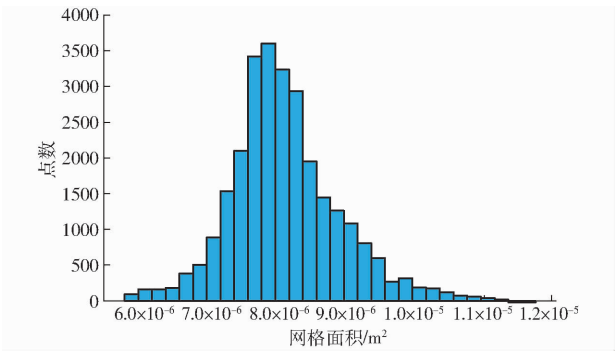


图 11 树冠网格面积直方图

Fig. 11 Crown grid area histogram

得到树冠网格面积。受 MMLS 有限空间分辨率、非垂直激光入射角和遮挡叶片等因素影响,树冠网格面积不适合直接作为树冠叶面积的估计量,需要建立两者之间的回归模型。

本文采用多项式模型预测树冠叶面积

$$\hat{s}_{CL} = \sum_{n=0}^N a_n s_{CG}^n \tag{6}$$

式中 s_{CG} ——树冠网格面积
 $\hat{s}_{CL}$ ——树冠叶面积估计量
 N ——多项式阶数
 a_n ——系数,可通过最小二乘法求取

2 实验结果

2.1 实验设置

在 Windows 10 操作系统下使用 Visual Studio 2017 实现树冠叶面积估计算法,使用 PCL 库(版本 1.8.1)进行点云处理。为了证明本文方法的有效性,对比 3 种算法:①MSLS 估计:使用单个激光器采集的 MSLS 树冠网格面积估计树冠叶面积。②MMLS 直接估计:使用原始 MMLS 树冠点云的网格面积估计树冠叶面积。③MMLS 融合估计:首先采用本文提出的融合算法去除 MMLS 树冠点云中的重复点,然后使用树冠网格面积估计树冠叶面积。

2.2 MMLS 融合估计模型

多项式阶数 N 为 1、2、3 时,采用 MMLS 融合估

计方法得到的树冠叶面积预测模型为

$$\hat{s}_{CL} = 2.15s_{CG} - 0.88 \quad (N = 1) \tag{7}$$

$$\hat{s}_{CL} = 1.24s_{CG}^2 - 0.032s_{CG} + 0.02 \quad (N = 2) \tag{8}$$

$$\hat{s}_{CL} = -4.80s_{CG}^3 + 14.06s_{CG}^2 - 11.02s_{CG} + 3.01 \quad (N = 3) \tag{9}$$

图 12 给出了树冠样本以及 N 为 1、2、3 时 MMLS 融合估计的多项式拟合曲线, N 为 1 时的拟合直线与 N 为 2、3 时的拟合曲线差异较小,说明树冠网格面积能较为准确地表示树冠叶面积。

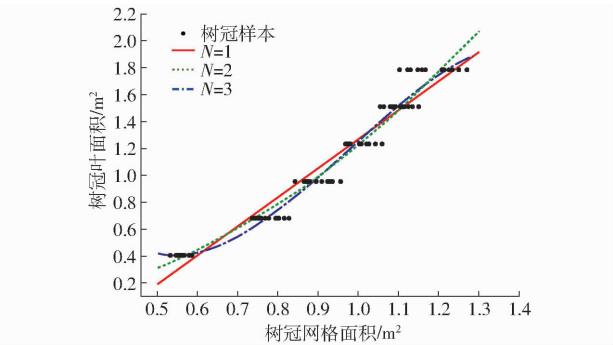


图 12 MMLS 融合估计多项式拟合曲线

Fig. 12 Polynomial models for MMLS fusion estimation

2.3 树冠叶面积估计精度

采用均方根误差 (Root mean squared error, RMSE)和决定系数 R^2 评价树冠叶面积估计精度。表 3 给出了 16 个激光器的 MSLS 估计精度, $\omega = 3^\circ$ 时估计精度最低,线性模型 R^2 为 0.868 1, RMSE 为 $0.173\ 7\ \text{m}^2$, $\omega = -15^\circ$ 时估计精度最高,线性模型 R^2 为 0.905 7, RMSE 为 $0.146\ 8\ \text{m}^2$ 。表 4 对比了 MSLS 估计、MMLS 直接估计和 MMLS 融合估计的精度,其中,MSLS 估计精度采用 16 个激光器的平均值。由于原始 MMLS 树冠点云存在大量重复测量的点,抵消了多线 LiDAR 多视角测量的优势,与 MSLS 估计相比,MMLS 直接估计的精度没有显著提高。MMLS 融合估计通过去除重复点提高了树冠叶面积估计精度,线性模型 R^2 为 0.952 6,比 MSLS 估计提高 0.067 5, RMSE 为 $0.104\ 1\ \text{m}^2$,比 MSLS 估计降低 $0.057\ 8\ \text{m}^2$ 。

表 3 MSLS 树冠叶面积估计精度

Tab.3 MSLS crown leaf area estimation accuracy

指标	阶数 N	激光器俯仰角 $\omega/(^\circ)$															
		1	-1	3	-3	5	-5	7	-7	9	-9	11	-11	13	-13	15	-15
RMSE/ m^2	1	0.170 3	0.164 4	0.173 7	0.150 2	0.170 0	0.151 1	0.164 8	0.155 3	0.166 0	0.159 1	0.166 3	0.156 4	0.167 2	0.158 3	0.170 3	0.146 8
	2	0.166 8	0.161 3	0.170 1	0.145 8	0.166 9	0.146 4	0.161 8	0.149 5	0.163 0	0.153 9	0.163 3	0.151 6	0.163 1	0.153 1	0.168 4	0.142 6
	3	0.158 7	0.153 5	0.162 1	0.136 8	0.158 3	0.137 9	0.151 9	0.142 1	0.153 3	0.147 6	0.153 4	0.145 2	0.152 3	0.146 5	0.159 8	0.136 2
R^2	1	0.873 2	0.881 8	0.868 1	0.901 3	0.873 6	0.900 2	0.881 2	0.894 5	0.879 5	0.889 3	0.879 1	0.893 0	0.877 7	0.890 4	0.873 2	0.905 7
	2	0.879 6	0.887 4	0.874 9	0.908 0	0.879 5	0.907 2	0.886 7	0.903 3	0.885 0	0.897 5	0.884 6	0.900 6	0.884 9	0.898 5	0.877 2	0.912 0
	3	0.892 2	0.899 1	0.887 5	0.919 9	0.892 8	0.918 6	0.901 2	0.913 6	0.899 4	0.906 8	0.899 2	0.909 8	0.900 8	0.908 1	0.890 7	0.920 6

表 4 树冠叶面积估计精度对比

Tab.4 Comparison of crown leaf area estimation accuracy

指标	阶数 N	MSLS	MMLS	MMLS
		估计	直接估计	融合估计
RMSE/m ²	1	0. 161 9	0. 156 2	0. 104 1
	2	0. 158 0	0. 150 7	0. 088 6
	3	0. 149 7	0. 143 8	0. 080 2
R^2	1	0. 885 1	0. 893 3	0. 952 6
	2	0. 891 7	0. 901 7	0. 966 1
	3	0. 903 8	0. 911 4	0. 972 5

2.4 距离和角度对估计的影响

采用 6 个具有不同疏密程度的树冠构建样本集,每个树冠包含 2 个距离和 8 个角度测量的 16 个样本。从图 12 可看出,树冠叶面积估计误差主要来自同一树冠样本内的差异,在不同测量距离和角度下,同一树冠的网格面积不一致。采用树冠网格面积变异系数(Coefficient of variation,CV)评价测量距离和角度对树冠叶面积估计的影响。计算同一树冠 16 个样本的树冠网格面积均值和标准差,CV 即标准差占均值的百分数,描述了同一树冠样本的分散程度。CV 越小,样本分布越集中,表明树冠网格面积受测量距离和角度的影响越小,树冠叶面积估计越好。

表 5 对比了 MSLS 估计、MMLS 直接估计和 MMLS 融合估计下的树冠网格面积 CV,其中,MSLS 估计采用 16 个激光器的平均值。MMLS 融合估计的树冠网格面积 CV 最小,平均 CV 为 3.29%,表明融合后的多线 LiDAR 多视角点云数据降低了测量距离和角度变化对树冠网格面积的影响,能更全面地反映冠层叶片信息。

表 5 树冠网格面积 CV 对比

Tab.5 Comparison of crown grid area CV %

树冠编号	MSLS 估计	MMLS 直接估计	MMLS 融合估计
1	6. 63	6. 12	2. 31
2	7. 08	6. 67	3. 88
3	6. 38	6. 09	3. 59
4	4. 98	4. 69	3. 15
5	5. 72	5. 47	2. 38
6	6. 38	6. 01	4. 41
平均	6. 20	5. 84	3. 29

2.5 讨论

本文采用 MMLS 估计树冠叶面积,MMLS 可以

改善 MSLS 单一视角的局限性,同时,由于多线 LiDAR 的不同激光器存在测量视场重叠,需要去除重复点,实现 MMLS 点云融合。识别重复点的距离阈值选择是决定融合效果的关键因素,受测量距离、角度变化和样本间差异影响,不同样本的树冠点云密度不同,不适合采用固定距离阈值。以每个样本在融合过程中的平均点间距作为距离阈值,能够较好地适应不同密度的树冠点云。

点云融合后,本文采用测量点的空间分辨率网格面积作为该点所测得的叶面积,通过累加树冠测量点的网格面积来估计树冠叶面积。单叶叶面积为 cm²数量级,本文使用的 MMLS 系统的树冠点云空间分辨率网格面积为 mm²数量级(图 11),能实现较为精准的测量。

6 号树冠层最稠密、叶片遮挡程度最高,从图 12 和表 5 可看出,它的树冠网格面积受测量距离和角度影响最大。对于这类树冠,需要测量系统提供更多的测量视角来提高树冠叶面积估计精度,如采用更大视场的多线 LiDAR 或者布设多导轨测量。

3 结论

(1)针对 MSLS 树冠叶面积估计视角单一的问题,提出一种 MMLS 树冠叶面积估计方法。首先,将多线 LiDAR 采集的点云数据变换到世界坐标系下,通过 ROI 提取出树冠点云。然后,逐个融合单个激光器采集的树冠点云,设置距离阈值删除重复点,添加新点。最后,构建 MMLS 空间分辨率网格,建立基于树冠网格面积的树冠叶面积多项式估计模型。

(2)采用仿真树模拟 6 种具有不同冠层密度的树冠,设置测量距离 1、1.5 m 和间隔 45°的 8 个测量角度,共得到 96 个树冠样本。实验结果表明,本文方法受测量距离和角度的影响小于 MSLS 估计,平均树冠网格面积 CV 为 3.29%。

(3)采用本文方法,树冠叶面积线性估计模型 RMSE 为 0.104 1 m²,比 MSLS 估计降低 0.057 8 m²,决定系数 R^2 为 0.952 6,比 MSLS 估计提高 0.067 5。实验结果表明,本文方法能够有效利用多线 LiDAR 采集的多视角树冠点云数据提高树冠叶面积估计精度。

参 考 文 献

[1] 张红欢,杨兴旺,王莹莹,等. 桃高光效省力化树形研究进展[J]. 中国果树, 2023(7):10-14.
ZHANG Honghuan,YANG Xingwang,WANG Yingying,et al. Research progress of peach tree shape with high light efficiency and labor saving[J]. China Fruit Science, 2023(7): 10-14. (in Chinese)

[2] 范道全,张美娜,潘健,等. 基于靶标叶面积密度参数的变量喷雾控制系统开发与性能试验[J]. 智慧农业, 2021, 3(3): 60-69.

FAN Daoquan, ZHANG Meina, PAN Jian, et al. Development and performance test of variable spray control system based on target leaf area density parameter[J]. *Intelligent Agriculture*, 2021, 3(3): 60–69. (in Chinese)

[3] 尹启源, 刘兰兰, 王志奎, 等. 果树施肥技术[J]. *现代农村科技*, 2023(10): 78–79.

[4] 沐杨. 叶面喷晒对苹果生长和果实品质的影响[J]. *中国果业信息*, 2023, 40(5): 54.

[5] 陈潇宇, 崔宁博, 姜守政, 等. 基于柑橘叶面积指数和产量的 WOFOST 模型关键参数校正[J]. *节水灌溉*, 2023(8): 70–79, 88.

CHEN Xiaoyu, CUI Ningbo, JIANG Shouzheng, et al. Key parameters correction of WOFOST model based on citrus leaf area index and yield[J]. *Water Saving Irrigation*, 2023(8): 70–79, 88. (in Chinese)

[6] TSOULIAS N, XANTHOPOULOS G, FOUNTAS S, et al. Effects of soil ECa and LiDAR-derived leaf area on yield and fruit quality in apple production[J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 223: 182–199.

[7] ROMA E, LAUDICINA V A, VALLONE M, et al. Application of precision agriculture for the sustainable management of fertilization in olive groves[J]. *Agronomy*, 2023, 13(2): 324.

[8] CHANDEL A K, RATHNAYAKE A P, KHOT L R. Mapping apple canopy attributes using aerial multispectral imagery for precision crop inputs management[C] // XII International Symposium on Integrating Canopy, Rootstock and Environmental Physiology in Orchard Systems, 2021: 537–546.

[9] 丁铭铭, 包广道, 刘婷, 等. 激光雷达技术在叶面积指数提取中的研究进展[J]. *安徽农业科学*, 2023, 51(13): 1–7.

DING Mingming, BAO Guangdao, LIU Ting, et al. Research progress of LiDAR technology in leaf area index extraction[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2023, 51(13): 1–7. (in Chinese)

[10] WANG Y, FANG H. Estimation of LAI with the LiDAR technology: a review[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(20): 3457.

[11] 李双娴, 陆鑫. 一种新的地面激光点云中树木叶面积计算方法[J]. *南京林业大学学报 (自然科学版)*, 2023, 47(5): 28–38.

LI Shuangxian, LU Xin. A new method for calculating tree leaf area in ground laser point cloud[J]. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition)*, 2023, 47(5): 28–38. (in Chinese)

[12] 彭程, 苗艳龙, 汪刘洋, 等. 基于三维点云的田间香蕉吸芽形态参数获取[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(增刊 1): 193–200.

PENG Cheng, MIAO Yanlong, WANG Liuyang, et al. Field banana bud morphological parameters acquisition based on three-dimensional point cloud[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(Supp. 1): 193–200. (in Chinese)

[13] ITAKURA K, MIYATANI S, HOSOI F. Estimating tree structural parameters via automatic tree segmentation from LiDAR point cloud data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 15: 555–564.

[14] PAGLIAI A, AMMONIACI M, SARRI D, et al. Comparison of aerial and ground 3D point clouds for canopy size assessment in precision viticulture[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1145.

[15] BÉLAND M, KOBAYASHI H. Mapping forest leaf area density from multiview terrestrial LiDAR[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2021, 12(4): 619–633.

[16] YIN T, COOK B D, MORTON D C. Three-dimensional estimation of deciduous forest canopy structure and leaf area using multi-directional, leaf-on and leaf-off airborne LiDAR data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2022, 314: 108781.

[17] 刘慧, 段云鹏, 沈跃. 果园移动机器人激光雷达双源信息融合实时导航方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(8): 249–258.

LIU Hui, DUAN Yunpeng, SHEN Yue. Real-time navigation method of orchard mobile robot based on laser radar dual source information fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(8): 249–258. (in Chinese)

[18] 束义平, 李秋洁, 周宏平, 等. 基于激光雷达探测的变量喷雾控制系统设计[J]. *林业工程学报*, 2020, 5(1): 139–147.

SHU Yiping, LI Qiujie, ZHOU Hongping, et al. Design of variable spray control system based on LiDAR detection[J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2020, 5(1): 139–147. (in Chinese)

[19] 李秋洁, 袁鹏成, 邓贤, 等. 基于移动激光扫描的靶标叶面积计算方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(5): 192–198.

LI Qiujie, YUAN Pengcheng, DENG Xian, et al. Target leaf area calculation method based on moving laser scanning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 51(5): 192–198. (in Chinese)

[20] SAHA K K, TSOULIAS N, ZUDE-SASSE M. Estimation of leaf area of sweet cherry trees trained as spindle using ground based 2D mobile LiDAR system[C] // IV International Symposium on Horticulture in Europe-SHE2021, 2021: 429–436.

[21] BERK P, STAJNKO D, BELSAK A, et al. Digital evaluation of leaf area of an individual tree canopy in the apple orchard using the LiDAR measurement system[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 169: 105158.

[22] 张美娜, 吕晓兰, 邱威, 等. 基于三维激光点云的靶标叶面积密度计算方法[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(11): 172–178.

ZHANG Meina, LV Xiaolan, QIU Wei, et al. Calculation method of leaf area density based on three-dimensional laser point cloud[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(11): 172–178. (in Chinese)

[23] GU C, ZHAO C, ZOU W, et al. Innovative leaf area detection models for orchard tree thick canopy based on LiDAR point cloud data[J]. *Agriculture*, 2022, 12(8): 1241.

[24] 谷趁趁, 翟长远, 陈立平, 等. 基于激光雷达的树形靶标冠层叶面积探测模型研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(11): 278–286.

GU Chenchen, ZHAI Changyuan, CHEN Liping, et al. Research on canopy leaf area detection model of tree target based on LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(11): 278–286. (in Chinese)

[15] 石灿玉,绍华,张华,等. 指定任务空间的并联机构尺度参数多目标优化方法[J]. 武汉科技大学学报,2024,47(1):38–46.
SHI Canyu, SHAO Hua, ZHANG Hua, et al. A multi-objective optimization method for parallel mechanism dimensional parameters in a specified task space[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2024, 47(1):38–46. (in Chinese)

[16] 刘晓飞,刘洋,何阳,等. 2RPU+2UPR+RPR 多冗余驱动并联机构运动学分析与优化[J]. 农业机械学报,2023,54(3):440–450.
LIU Xiaofei, LIU Yang, HE Yang, et al. Kinematic analysis and dimension optimization of multi-redundantly actuated parallel mechanism 2RPU+2UPR+RPR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3):440–450. (in Chinese)

[17] ZHU Wei, XU Zhu, MA Zhiyuan, et al. Performance analysis and optimal design of a novel schöenflies-motion asymmetric parallel mechanism[J]. Journal of Mechanisms Robotics, 2024, 16(2):021010.

[18] 杜中秋,沈惠平,孟庆梅,等. 运动解耦且正解符号化的 8R 两平移空间并联机构的设计与性能分析[J]. 中国机械工程, 2023, 34(12):1425–1435.
DU Zhongqiu, SHEN Huiping, MENG Qingmei, et al. Design and performance analysis of 8R two-translational spatial parallel mechanism with motion decoupling and symbolic positive solutions[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(12):1425–1435. (in Chinese)

[19] DAVID E F, RAYMOND J C. Assembly configurations of spatial single-loop single-DOF mechanisms[J]. Journal of Mechanical Design, 2009, 131(10):101002.

[20] MEHDI T M, CLÉMENT G. Determination of singularity-free zones in the workspace of planar 3-PRR parallel mechanisms[J]. Journal of Mechanical Design, 2007, 129(6):649–652.

[21] 梁栋,刘军,畅博彦,等. 末端铰接三平动并联机构设计与性能优化[J]. 农业机械学报,2022,53(10):446–458.
LIANG Dong, LIU Jun, CHANG Boyan, et al. Design and performance optimization of 3-DOF translational parallel mechanism with hinged end structure[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10):446–458. (in Chinese)

[22] PENG Siyang, CHENG Zhihong, CHE Linxian, et al. Kinematic performance analysis of a parallel mechanism for loading test of hydraulic support[J]. Mechanism and Machine Theory, 2022, 168:104592.

[23] 吴昊,姜运祥,汤赫男,等. 2-RRR 并联机构的运动学及工作空间分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(1):58–62.
WU Hao, JIANG Yunxiang, TANG Henan, et al. Analysis on kinematic and workspace of 2-RRR parallel mechanism[J]. Combined Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2024(1):58–62. (in Chinese)

[24] 沈惠平. 机器人机构拓扑特征运动学[M]. 北京:高等教育出版社, 2021.

[25] 徐冬梅,刘湘龙,于思淼,等. 面向狭长空间的三自由度并联机器人设计与建模[J]. 农业机械学报,2024,55(1):426–435.
XU Dongmei, LIU Xianglong, YU Simiao, et al. Design and modeling of novel three degree-of-freedom parallel robot for narrow space[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1):426–435. (in Chinese)

(上接第 315 页)

[25] LI Q, XUE Y. Total leaf area estimation based on the total grid area measured using mobile laser scanning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204:107503.

[26] 张慧春,田啟飞,边黎明,等. 基于多视角图像形态颜色纹理特征融合的生物量获取[J/OL]. 农业机械学报,2024:1–16[2024–07–03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20240618.1749.002.html>.
ZHANG Huichun, TIAN Qifei, BIAN Liming, et al. Plants biomass acquisition based on morphological, color and texture features of multi-view visible images[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024:1–16[2024–07–03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20240618.1749.002.html>. (in Chinese)

[27] DEL PINO I, VAQUERO V, MASINI B, et al. Low resolution LiDAR-based multi-object tracking for driving applications[C]// Iberian Robotics Conference. Cham: Springer International Publishing, 2017:287–298.

[28] LIU T, WANG Y, NIU X, et al. LiDAR odometry by deep learning-based feature points with two-step pose estimation[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12):2764.

[29] HLOTOV V, PETRYSHYN I. Investigation of the accuracy of determination of coordinates of location points by VLP–16 laser scanner installed on DJI S1000 UAV[J]. Modern Achievements of Geodesic Science and Industry, 2022, 1(43):101–110.

[30] 李秋洁,杨远明,袁鹏成,等. 基于饱和度分割的叶面积图像测量方法[J]. 林业工程学报,2021,6(4):147–152.
LI Qiujie, YANG Yuanming, YUAN Pengcheng, et al. Image measurement method of leaf area based on saturation segmentation[J]. Journal of Forestry Engineering, 2021, 6(4):147–152. (in Chinese)