

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.12.022

# 田间茶树冠层三维信息获取及其高度和轮廓表达方法

赵润茂<sup>1,2</sup> 范国帅<sup>1</sup> 陈建能<sup>1,2</sup> 武传宇<sup>1,2</sup> 杜小强<sup>1,3</sup> 郇晓龙<sup>1,2</sup>

(1. 浙江理工大学机械工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江省种植装备技术重点实验室, 杭州 310018;

3. 农业农村部东南丘陵山地农业装备重点实验室(部省共建), 杭州 310018)

**摘要:** 茶树的冠层信息是茶树田间管理的重要内容,也是茶叶机械化作业机具设计的重要依据。针对传统的作物冠层信息获取方法费时费力、主观性强且易造成损伤等问题,提出了一种茶树冠层高度和轮廓的获取与估计方法。首先,通过3D LiDAR从多个站点采集茶园的点云数据,对原始点云进行姿态矫正、ROI划分、配准、降噪以及高程归一化预处理,得到高程归一化的茶树点云。其次,通过反距离权重插值法、不规则三角网插值法在不同空间分辨率下生成茶树的冠层高度模型(Canopy height model, CHM),其中,空间分辨率0.05 m下不规则三角网插值生成的茶树CHM具有较好的插值精度,模型产生的凹坑也相对较少。最后,分别以90~100间的21个百分位数提取CHM的栅格值作为茶树冠层高度与实测值比较,结果表明,第98.5百分位数时估计值最为准确,与真值间的相关系数为0.88,平均绝对误差为3.17 cm,均方根误差为4.16 cm。此外,在高程归一化的茶树点云中提取20处冠层断面点云,分别采用椭圆模型、高斯模型和二次多项式模型拟合了冠层轮廓点云,其中,二次多项式模型能更好地反映茶树冠层轮廓特征,点云与拟合曲线间平均最小距离的均值为2.60 cm,方差为0.21 cm<sup>2</sup>。研究可为茶园现代化管理和茶叶机械化作业机具的设计提供理论支持。

**关键词:** 茶树; 三维信息; 冠层高度; 冠层轮廓; 激光雷达

中图分类号: S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)12-0234-08

OSID:



## Describing Height and Outline of Tea Canopy in Natural Field with 3D Sensing

ZHAO Runmao<sup>1,2</sup> FAN Guoshuai<sup>1</sup> CHEN Jianneng<sup>1,2</sup> WU Chuanyu<sup>1,2</sup> DU Xiaoqiang<sup>1,3</sup> HUAN Xiaolong<sup>1,2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. Key Laboratory of Transplanting Equipment and Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310018, China

3. Key Laboratory of Agricultural Equipment for Hilly and Mountainous Areas in Southeastern China (Co-construction by Ministry and Province), Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Canopy information is an important element of tea field management and an important basis for the design of related equipment. Aiming at the traditional methods of obtaining crop canopy information, which are time-consuming, subjective and prone to damage, a method of obtaining and estimating the height and outline of the tea tree canopy was proposed. Firstly, the point cloud data of the tea field was collected from multiple sites by 3D LiDAR, and the original point cloud was pre-processed with attitude correction, ROI selection, alignment, noise reduction, and elevation normalization to obtain the elevation-normalized tea tree point cloud. Secondly, the canopy height model (CHM) of tea trees was generated by inverse distance weight (IDW) and triangulation irregular network (TIN) at different spatial resolutions, among which, the CHM of tea trees generated by IDW at 0.05 m spatial resolution had better interpolation accuracy and the model produced relatively fewer pits. Finally, the raster values of CHM were extracted from 21 percentiles between 90 and 100 as the canopy height of tea trees and compared with the measured values. The results showed that the estimated value was most accurate when the percentile was 98.5, and the correlation coefficient with the true value was 0.88, with an average

收稿日期: 2023-09-15 修回日期: 2023-10-10

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(52105284, 32301715)、浙江省“尖兵”研发攻关计划项目(2023C02009)、财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系项目和中国博士后科学基金项目(2022M722819)

**作者简介:** 赵润茂(1990—),男,讲师,博士,主要从事农场环境融合感知与农业机器人研究, E-mail: rmzhao@zstu.edu.cn

**通信作者:** 陈建能(1972—),男,教授,博士生导师,主要从事农业装备及其智能化研究, E-mail: jiannengchen@zstu.edu.cn

absolute error of 3.17 cm, and a root mean square error of 4.16 cm. In addition, totally 20 canopy section point clouds were extracted from the elevation-normalized tea tree point clouds and their outlines were fitted by elliptic, Gaussian and quadratic polynomial models, respectively. The results showed that the quadratic polynomial model could better reflect the characteristics of the tea tree canopy outline, and the mean value of the average minimum distance between the points and the fitted curves was 2.60 cm with a variance of 0.21 cm<sup>2</sup>. The research can provide theoretical support for the modern management of tea fields and the design of related equipment.

**Key words:** tea tree; 3D information; canopy height; canopy outline; LiDAR

## 0 引言

作物的冠层信息被广泛应用于作物的遗传育种<sup>[1]</sup>、产量预测<sup>[2]</sup>、植保管理<sup>[3]</sup>等方面,对现代农业的发展有重要意义。在早期,作物的冠层信息大多通过人工实地测量获取,此类方法不仅费时费力、主观性强,还容易对作物造成损伤<sup>[4]</sup>。近年来,随着先进传感器技术在农业领域的应用和发展,快速、准确、无损地获取作物冠层信息成为研究热点。该领域中常用的设备包括相机和激光雷达(Light detection and ranging, LiDAR)等<sup>[5-6]</sup>。其中,相机受环境光影响较大,通常用于室内获取植株的表型<sup>[7-8]</sup>,而 LiDAR 因扫描范围广且具备较强的抵光性,更适合田间。LUO 等<sup>[9]</sup>通过随机森林方法对 LiDAR 变量重要性进行排列,建立了作物高度预测模型并估计玉米与大豆的高度,模型的高度预测值与真实值表现出较高的相关性。苏伟等<sup>[10]</sup>采用地基 LiDAR 获取大田玉米个体植株三维点云数据,通过对叶片进行三角网建模估计了玉米叶面积,与实测值间的均方根误差为 12.69 cm<sup>2</sup>,平均绝对百分比误差为 2.38%。管贤平等<sup>[11]</sup>通过机载 LiDAR 获取大田大豆点云,将植株点云重心在地面上投影,取平均值作为植株茎部与地面的交点,计算得到大豆高度与测量值间的平均相对误差为 5.14%。

我国是世界上最大的茶叶生产国和消费国,茶园面积和茶叶产量均为世界第一,2022 年全国干毛茶总产量高达  $3.18 \times 10^6$  t,总产值突破 3 180 亿元<sup>[12-14]</sup>。茶树的冠层信息,不仅是茶树田间管理的重要内容<sup>[15-16]</sup>,也是茶树全程机械化作业机具设计的重要依据,如川崎采茶机所用的割刀为弧形,赵润茂等<sup>[17]</sup>设计的仿形采茶机采用多把直刀代替弧形割刀贴合茶树冠层。因此,快速准确获取自然环境下茶树的冠层信息对茶产业的发展有重要意义。冠层高度模型(Canopy height model, CHM)是植物冠层点云经空间插值处理后生成的规则格网数据<sup>[18]</sup>,一般由数字高程模型(Digital elevation model, DEM)

与数字表面模型(Digital surface model, DSM)作差,或通过归一化后的点云直接插值得到<sup>[19]</sup>。近年来,CHM 被应用于农作物的高度估计。车熒璞等<sup>[20]</sup>将 CHM 与超分辨率重建相结合,计算了不同生育期玉米的株高,根据重建影像估计的株高与实测值的相关性较好,均方根误差(RMSE)为 3.9 cm。GUO 等<sup>[21]</sup>通过地面激光扫描(TLS)采集小麦点云并生成 CHM,从中提取了一系列 TLS 衍生指标用于估计不同生长期的小麦高度,然而,需要在小麦播种前采集地面点云。束美艳等<sup>[22]</sup>对柑橘的 CHM 使用分水岭算法分割单木,有效提取了柑橘的株高以及冠幅投影面积,然而,该方法对低矮、树冠小的植株易产生漏检现象,且不适合密植的茶树。

为快速准确获取茶树冠层信息,本研究首先通过 3D LiDAR 从多个站点采集茶园的三维点云并拼接,处理后得到高程归一化的茶树点云,采用空间插值法生成茶树的冠层高度模型。在此基础上,提出茶树冠层高度和轮廓的估计与分析方法,并对估计结果准确性进行评价。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据获取

试验地点位于浙江省杭州市余杭区瓶窑镇杭州茶叶试验场(30°24'23"N, 119°54'05"E)。所选取的试验田块如图 1 所示,宽度为 6 m,长度为 20 m,含茶树 4 垄,共计长度 80 m,茶垄间距约 1.5 m,茶树的品种为鸠坑种。

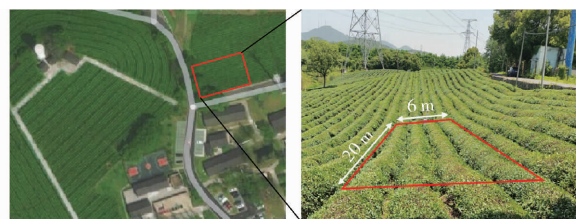


图 1 研究区域

Fig. 1 Study area

#### 1.1.1 冠层高度真值

茶树冠层高度为地面至茶树冠层最高点的距离。于 2023 年 4 月 12 日进行测量,如图 2a 所示,

以茶垄的一端作为起始点,2 m 为间隔距离,将各茶垄划分为 10 个小区,4 垄茶树共划分出 40 个小区。在划分得到的各个小区中,采用等距取样方法,取各小区距边线 0.33、0.66、0.99、1.32、1.65 m 处的冠层最高点,使用刻度尺测量高度,取测量平均值作为该小区内茶树冠层的实测高度。

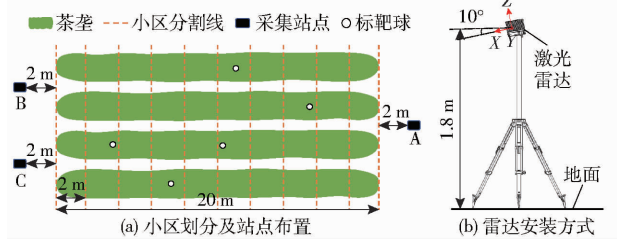


图2 小区划分与设备布局

Fig. 2 Plots division and devices layout

### 1.1.2 茶园点云采集

上位机操作系统为 Ubuntu 18.04,配置了机器人操作系统(Robot operating system, ROS)、点云库(Point cloud library, PCL)以及开源点云处理软件 CloudCompare,在此基础上进行点云的采集、处理。选用的 LiDAR 为 Livox Mid-40,该 LiDAR 探测距离为 260 m,视场角为圆形 38.4°,点云数据率 100 000 点/s,距离精度 2 cm,角度精度 0.05°,采用非重复扫描方式,随积分时间增长能够获得接近 100% 的视场覆盖率。如图 2a 所示,点云数据的采集先后在 A、B、C 3 个站点进行,采集前在茶园中固定好 5 个标靶球用于后期拼接。LiDAR 的安装方式如图 2b 所示,LiDAR 被安装在三脚架上,安装高度为 1.8 m,俯仰偏置角为 10°,对茶园呈俯视姿态。采集现场如图 3 所示,LiDAR 通过 Ethernet 与上位机通信,由上位机控制数据的采集,在每个站点各记录约 10 s 点云数据。

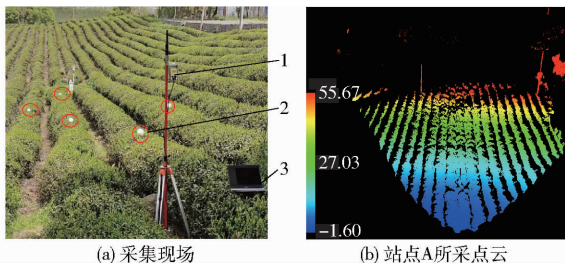


图3 点云数据采集

Fig. 3 Point cloud acquisition

1. 激光雷达 2. 标靶球 3. 上位机

## 1.2 点云数据处理

### 1.2.1 点云姿态矫正

由于 LiDAR 倾斜安装,需要通过点云变换对各站点获取的原始点云进行姿态矫正,点云变换公式为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中  $\theta$ ——LiDAR 安装倾斜角

$(x_1, y_1, z_1)$ ——原始点云坐标

$(x, y, z)$ ——姿态矫正后点云坐标

### 1.2.2 ROI 划分

点云数据中包含大量试验茶田外的背景点,这些点并非研究对象,并且会增加后续数据处理的难度,因此将各站点采集得到的点云进行姿态矫正后,使用 CloudCompare 软件对点云进行手动裁切,仅保留试验田块部分作为 ROI 点云。

### 1.2.3 点云配准

由于从不同站点扫描得到的点云处于不同坐标系下,需要进行点云配准,以实现多站点云的坐标系统一。目前应用最为广泛的点云配准算法为 BESL 等<sup>[23]</sup>提出的迭代最近点(Iterative closest point, ICP)算法,该算法的实质是以最小二乘法为基础的最优匹配,在目标点云  $P$  与源点云  $Q$  间通过重复寻找最邻近点对、解算刚体变换矩阵、应用刚体变换矩阵的步骤,使目标函数经过迭代达到最小,得到最优变换矩阵,目标函数可表示为

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} \|q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{T})\|^2 \quad (2)$$

式中  $\mathbf{R}$ ——旋转矩阵

$\mathbf{T}$ ——平移向量

$n_c$ ——邻近点对的数量

$p_i$ ——目标点云  $P$  中的点

$q_i$ ——源点云  $Q$  中与  $p_i$  对应的邻近点

ICP 算法虽然能够实现点云间的精确匹配,但对点云的初始位置要求较高,为避免算法陷入局部最优解,通常需要对点云先进行粗配准。首先以布置在茶园环境中的标靶球作为定位点,通过选取同名点的方式,对各站点的 ROI 点云进行粗配准,初步优化点云间的相对位姿,然后再通过 ICP 算法迭代最近点,得到精确配准后的点云。

### 1.2.4 点云去噪

考虑到噪点在空间中离群分布的特征,研究采用统计滤波对精配准后的点云进行去噪。统计滤波的主要思想是假设点云中任意点与其邻近点的平均距离符合高斯分布,根据均值与标准差确定一个距离阈值,认为阈值外的点为离群点并进行剔除,具体步骤如下:

(1)对精配准后的点云  $P$  建立 Kd-tree 数据结构,计算  $P$  中的点  $P_m$  与其邻近点之间的平均欧氏距

离,邻近点表示为  $P_i (i=1,2,\dots,k,k\geq 1)$ , 则

$$d_m = \frac{\sum_{i=1}^k \sqrt{(x_i - x_m)^2 + (y_i - y_m)^2 + (z_i - z_m)^2}}{k} \quad (3)$$

式中  $d_m$ —— $P_m$  与其邻近点之间的平均欧氏距离

$k$ ——邻近点个数

$(x_m, y_m, z_m)$ ——点  $P_m$  的坐标

$(x_i, y_i, z_i)$ ——点  $P_i$  的坐标

(2) 若点云集  $P$  共包含  $n_p$  个点, 则  $P$  中所有点与其  $k$  邻域内点的平均欧氏距离的均值  $\mu_p$  与标准差  $\sigma_p$  可表示为

$$\mu_p = \frac{\sum_{m=1}^{n_p} d_m}{n_p} \quad (4)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{n_p} (d_m - \mu_p)^2}{n_p}} \quad (5)$$

(3) 根据标准差与均值设定距离阈值为

$$d_{\max} = \mu_p + \alpha \sigma_p \quad (6)$$

式中  $d_{\max}$ ——距离阈值  $\alpha$ ——比例系数

(4) 对点云集  $P$  进行遍历, 判断遍历到的点与其  $k$  邻域内点的平均欧氏距离是否大于距离阈值, 若大于则将该点剔除, 否则保留该点, 最终得到降噪后的试验茶垄点云。

### 1.2.5 地面点分离及点云高程归一化

为将地面点从试验茶垄点云中分离出来, 研究采用了布料模拟滤波算法 (Clothe simulation filter, CSF) [24-25], 该算法对复杂地形具有较强的适应能力。CSF 算法的思想是先将点云进行翻转, 随后假设有一块刚性布料落于翻转后的点云上方, 在重力以及布料节点间的相互作用力下, 布料的形状近似变化为地表形状, 最后根据点云与布料曲面之间的距离实现地面点的提取。在布料模拟过程中, 布料形状的变化由外部因素 (重力) 和内部因素 (节点间相互作用力) 共同决定, 其原理为

$$m \frac{\partial X(t)}{\partial t^2} = F_{\text{ext}}(X, t) + F_{\text{int}}(X, t) \quad (7)$$

式中  $X(t)$ ——布料节点在  $t$  时刻的位置

$m$ ——节点质量, 取 1

$F_{\text{ext}}$ ——外部因素

$F_{\text{int}}$ ——内部驱动因素

在外部因素作用下, 布料节点位移  $X(t + \Delta t)$  计算公式为

$$X(t + \Delta t) = 2X(t) - X(t - \Delta t) + \frac{G}{m} (\Delta t)^2 \quad (8)$$

式中  $G$ ——重力常数  $\Delta t$ ——时间步长  
内部因素引起的位移向量计算公式为

$$d = \frac{1}{2} b (p_i - p_0) n \quad (9)$$

其中  $b = \begin{cases} 1 & (\text{节点可移动}) \\ 0 & (\text{节点不可移动}) \end{cases}$

式中  $d$ ——布料节点的位移向量

$b$ ——节点状态

$p_0$ ——待移动节点的当前位置

$p_i$ —— $p_0$  相邻节点的位置

$n$ ——垂直方向上的单位向量

通过 CSF 从试验茶垄点云中分离出地面点后, 以地面点为基准, 对茶垄点云进行高程归一化, 处理过程为用茶垄点云中每个点的  $z$  坐标值减去最近地面点的  $z$  坐标值, 消除地形对点云高程的影响, 得到归一化的茶垄点云。

## 1.3 冠层高度估计方法

### 1.3.1 冠层高度模型生成

生成 CHM 的两种方法中, 通过 DEM 与 DSM 作差得到 CHM 需要经历 2 次空间插值, 会增加信息的损失 [26], 因此选择直接对归一化后的茶垄点云插值生成 CHM。空间插值方法有多种, 不同插值方法的适用性有所差异, 并无绝对的最优方法 [27]。其中, 反距离权重插值法 (Inverse distance weighted, IDW) [28]、不规则三角网插值法 (Triangulation irregular network, TIN) [29] 是比较有代表性的两种方法。IDW 插值指的是采用一组采样点线性权重组合来判定栅格的像元值, 权重主要由已知点和预测点之间的距离决定, 权重与距离呈反比关系, IDW 插值得到的预测值为

$$z_{prej} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p} z_i \left( \sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p} \right)^{-1} \quad (10)$$

式中  $z_{prej}$ ——点  $j$  处的预测值

$z_i$ ——第  $i$  个已知点的值

$d_i$ ——已知点  $i$  与预测点  $j$  之间的距离

$n$ ——参与计算的已知点数量

$p$ ——指定的幂值

其中, 幂值  $p$  控制着已知点对内插值的影响,  $p$  越大则预测点受临近点的影响越大, 插值结果局部变异越强 (模型越不平滑), 相反,  $p$  越小时预测点受远点的影响越大, 插值结果整体性更强 (模型越平滑)。TIN 插值是另一种被广泛应用的空间插值法, 该方法对点云中的所有点进行狄洛尼 (Delaunay) 三角网构建, 构建的原则是三角网中任意一个三角形的外接圆内不存在其他点, 最后根据预测点与相邻三角形之间的角度和距离进行插值, 与规则格网相比, 不



规则三角网精度更高,能更好地反映地形地貌特征,但是算法的复杂度也相对更高。

为使得生成的 CHM 能够更准确地表达茶树的冠层形态,以归一化后的茶垄点云为研究对象,对不同插值方法生成的 CHM 进行比较并择优。具体方法为:从归一化后的茶垄点云中随机抽取 90% 的点云作为插值对象,剩余 10% 的点云用于验证插值精度;利用 2 种不同插值方法 (IDW、TIN) 生成 CHM,考虑到空间分辨率对插值效果的影响,每种插值方法均采用 6 种空间分辨率 (0.01、0.05、0.1、0.15、0.2、0.25 m) 分别进行插值;最后,利用验证点云对插值精度进行评价与择优,评价指标为验证点高程与对应插值面高程间的平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)、均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 和粗差率  $c$ 。粗差率计算公式为

$$c = \frac{n_e}{n_v} \times 100\% \quad (11)$$

式中  $n_v$ ——验证点数量

$n_e$ ——误差大于限差 (按照拉依达准则,将 3 倍的  $E$  设为限差) 的点数量

### 1.3.2 冠层高度估计

选择插值效果较好的 CHM 作为高度估计对象,以 2 m 为间隔,将 CHM 中的茶垄分为 40 个小区域,与现场测量时划分的 40 个小区域相对应。CHM 的像素百分位数代表冠层的不同位置,高百分位数代表了冠层上边界,为研究估计茶树冠层高度的最佳百分位数,采用不同百分位数对分离出的小区域进行高度提取,并与对应的真实值进行比较,验证冠层高度估计精度,评价指标为冠层高度估计值与真实值之间的 MAE、RMSE 以及决定系数  $R^2$ 。

### 1.4 冠层轮廓拟合方法

如图 4a 所示,对于剔除地面点且高程归一化后的茶垄点云,在垂直茶垄方向随机选择 5 处断面并提取 1 cm 缓冲区内的点云,如图 4b 所示,5 处断面共得到 20 处茶树冠层的点云。对于各茶树冠层点云,忽略其  $X$  维度 (即假定冠层点云为  $YOZ$  平面上的二维点云),分别使用椭圆模型、二次多项式模型和高斯模型,以最小二乘法对茶树冠层点云进行拟合,计算点云中各点与拟合曲线的平均最小距离  $d_{\text{mean}}$  以及不同模型下  $d_{\text{mean}}$  的均值与方差,对不同模型的拟合效果进行评价。 $d_{\text{mean}}$  的计算公式为

$$d_{\text{mean}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_E} d_{\text{min}_i}}{n_E} \quad (12)$$

式中  $d_{\text{min}_i}$ ——冠层点云中某点至拟合曲线的最小距离

$n_E$ ——冠层点云中点的个数

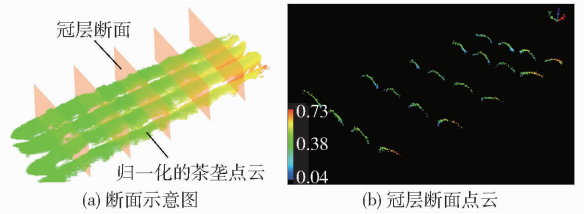


图 4 茶树冠层断面点云提取

Fig. 4 Extracting point clouds of canopy section

## 2 结果与分析

### 2.1 茶园点云预处理结果

图 5 为站点 A 的点云在姿态矫正前后的  $Y$  坐标轴方向视图,可见经姿态矫正后, LiDAR 安装角度带来的视角倾斜已被消除。

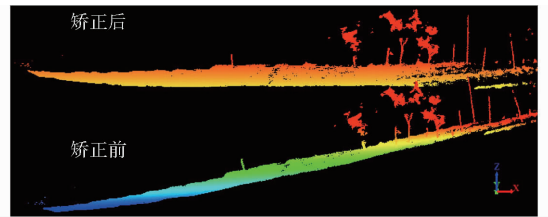


图 5 点云姿态矫正

Fig. 5 Point cloud pose correction

对姿态矫正后的各站点点云进行 ROI 划分选取,得到的 ROI 点云如图 6a 所示,发现受茶垄间相互遮挡的影响,单个站点采集的点云地面点大量缺失,不利于后续点云的高程归一化;对各站 ROI 点云进行粗配准、精配准,得到点云如图 6b 所示。配准前, A、B、C 3 站点 ROI 点云的密度分别为 4 632、7 215、7 005 个/ $\text{m}^2$ ,经配准后点云密度提升至 18 852 个/ $\text{m}^2$ ,点云质量得到提高,地面点云、茶垄点云更为完整。

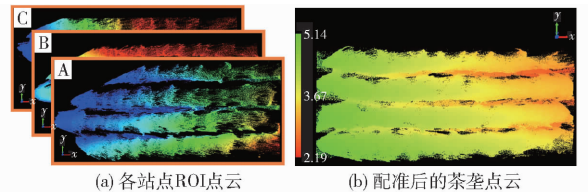


图 6 点云配准

Fig. 6 Point cloud registration

图 7a 为茶垄点云的局部放大图,发现有大量噪点附着于茶垄表面,这些噪点具有离茶垄主体较远、分布零散的特征。噪点的存在可能会导致冠层高度估计值的偏高,为此对点云进行统计滤波,滤波结果如图 7b 所示,可见大部分噪点已得到剔除。

试验区的茶树种植于山地,茶园地形并不平整,为此首先采用 CSF 算法对点云进行地面点分离,分离结果如图 8a 所示,随后以地面点为基准对茶垄点云进行高程归一化,消除了地形对点云高程的影响,

归一化前后的点云如图 8b 所示。

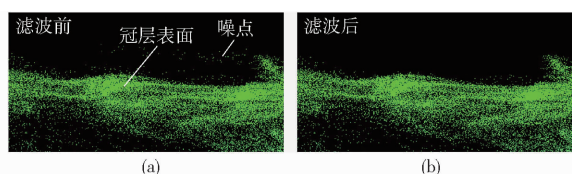


图 7 统计滤波去噪

Fig. 7 Denoising by statistical filtering

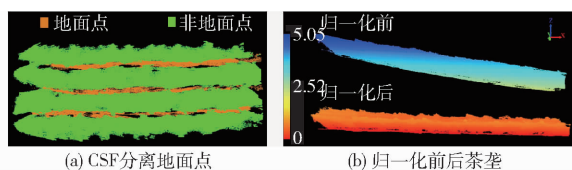


图 8 点云高程归一化

Fig. 8 Normalization of point cloud elevation

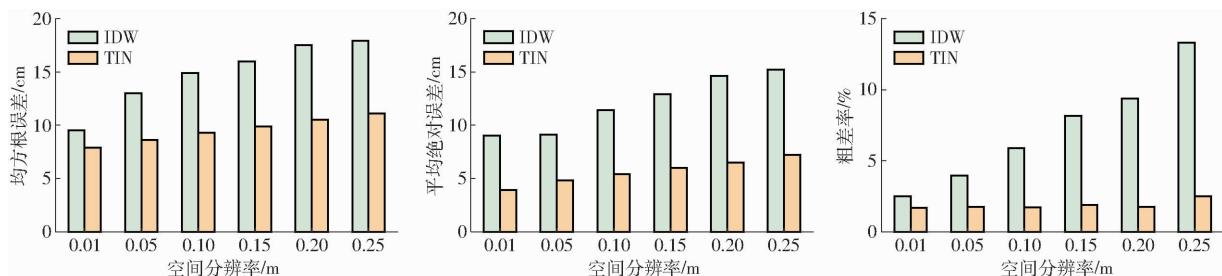


图 9 插值精度验证结果

Fig. 9 Interpolation accuracy verification results

着空间分辨率的下降而上升,但 TIN 方法下的粗差率受空间分辨率影响较小,始终稳定在 2.5% 以内。

从上述分析看,选择较高的空间分辨率能够获得更高的插值精度,然而,当空间分辨率过高时,CHM 中会出现大量凹坑<sup>[30]</sup>。凹坑也被称为无效值,是 CHM 图像中黑色的栅格部分,由冠层部分的高程突变造成,对冠层参数的提取有一定影响。如图 10 所示,相比于空间分辨率 0.05 m,空间分辨率 0.01 m 下生成的 CHM 虽然更加精细,但栅格图像中的凹坑占有率较高。综上所述,选择 TIN 方法在空间分辨率 0.05 m 下生成的 CHM 进行后续冠层高度的估计,此时验证点云与对应插值面高程间的 MAE 为 4.8 cm, RMSE 为 8.6 cm。

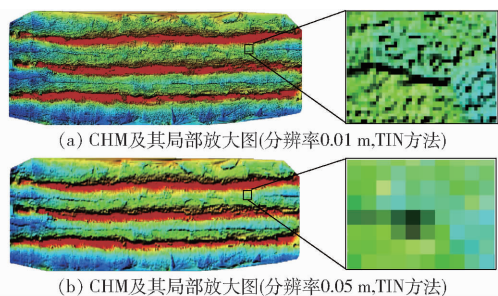


图 10 CHM 中的凹坑

Fig. 10 Pits in CHM

## 2.3 冠层高度估计结果

根据空间分辨率 0.05 m 下 TIN 生成的 CHM,

## 2.2 CHM 插值效果分析

从归一化点云中随机抽取 90% 的点云后,分别通过 IDW、TIN 在 6 个不同空间分辨率下生成 12 个 CHM,随后以剩余的 10% 归一化点云作为验证点云, RMSE、MAE、粗差率作为评估指标,对 CHM 进行插值精度评价,结果如图 9 所示。从图 9 可以看出,在同一空间分辨率下,3 项评价指标均为 TIN 方法生成的 CHM 占据绝对优势,证明 TIN 比 IDW 更适用于生成本研究对象的 CHM。在不同的空间分辨率下,对于 RMSE、MAE 两项评价指标,两种插值法的表现具有一定的相似性, RMSE、MAE 均随着空间分辨率的下降而上升;在粗差率方面,两种插值法的表现有所不同, IDW 方法下的粗差率仍表现为随

以 CHM 栅格值的不同百分位数 (90 ~ 100 间共计 21 个百分位数) 作为上边界估计茶树冠层高度,与冠层高度的实测值进行对比分析,结果如图 11 所示。对于 CHM 中的百分位数,低百分位数表示接近地面部分,高百分位数代表地面以上的植被高度。如图 11a、11b 所示, RMSE、MAE 的变化趋势基本相同,两者先随着百分位数的增加而下降,但在接近第 100 分位数时又迅速升高;如图 11c 所示,决定系数  $R^2$  在不同百分位数下始终保持在 0.85 以上,表明冠层高度估计值与实测值之间具有良好的相关性,此外,在第 100 分位数时  $R^2$  有所下降,这与 RMSE、MAE 的变化相符合。上述结果中,高度估计的最佳结果并非出现在第 100 分位数,其主要原因是高度实测时不能保证采样点为实际冠层最高处,这与 LUO 等<sup>[9]</sup>、王庆等<sup>[31]</sup>的研究结果相一致。因此,选择 RMSE、MAE 最小的第 98.5 分位数作为高度估计的最佳百分位数,此时冠层高度估计值与实测值之间的关系如图 11d 所示,  $R^2$  为 0.88, MAE 为 3.17 cm, RMSE 为 4.16 cm。

## 2.4 冠层轮廓拟合结果

图 12a 为椭圆模型、二次多项式模型、高斯模型对某一冠层点云进行曲线拟合的结果,可以看出,冠层点云在二维平面上的整体分布呈弧状,与实际的茶树冠层形状相符,3 种模型拟合出的曲线均能反

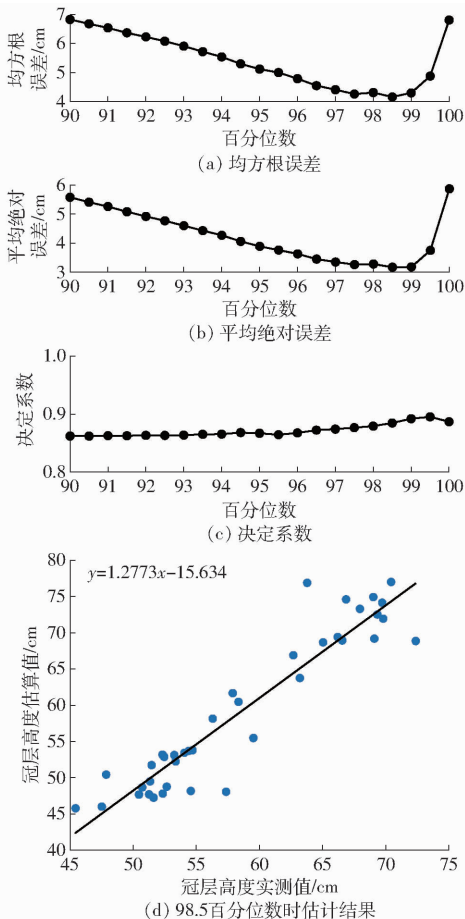


图 11 冠层高度估计结果

Fig. 11 Accuracy assessment of canopy height estimation

映这一特征。各冠层点云中,点云与拟合曲线的平均最小距离  $d_{\text{mean}}$  如图 12b 所示,计算不同模型下  $d_{\text{mean}}$  的均值  $\mu$ 、方差  $\sigma^2$ ,结果如下:椭圆模型下  $\mu$  为 2.83 cm,  $\sigma^2$  为 0.56 cm<sup>2</sup>,二次多项式模型下  $\mu$  为 2.60 cm,  $\sigma^2$  为 0.21 cm<sup>2</sup>,高斯模型下  $\mu$  为 2.71 cm,  $\sigma^2$  为 0.29 cm<sup>2</sup>。上述结果表明,相较于椭圆模型、高斯模型,二次多项式模型拟合的曲线能更好地反映

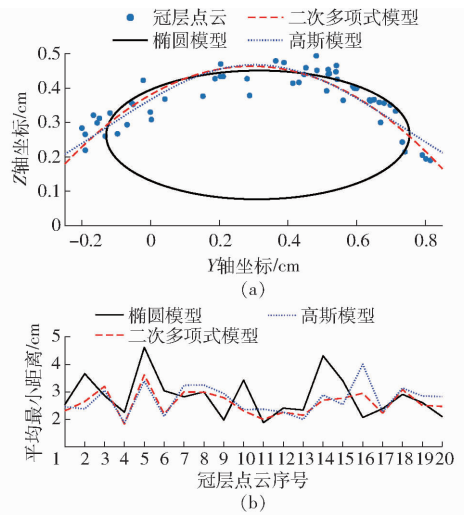


图 12 冠层轮廓拟合结果

Fig. 12 Results of canopy outline fitting

茶树冠层的轮廓特征。

### 3 结论

(1)提出了一种自然环境下茶树三维信息的高通量获取方法,采用 3D LiDAR 从多个站点采集茶园的点云数据,拼接并处理后得到高程归一化的茶树点云。

(2)提出了一种茶树冠层轮廓形状表达方法,在高程归一化的茶树点云的基础上,采用二次多项式拟合冠层断面点云,点云与拟合曲线间平均最小距离的均值为 2.60 cm,方差为 0.21 cm<sup>2</sup>。

(3)提出了一种茶树冠层高度估计方法,先采用不规则三角网插值法生成茶树冠层高度模型,在此基础上,以第 98.5 百分位数处的高程作为茶树冠层高度,估计高度与实测值间的决定系数为 0.88,平均绝对误差为 3.17 cm,均方根误差为 4.16 cm。

### 参 考 文 献

- [1] 牛庆林,冯海宽,杨贵军,等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测[J]. 农业工程学报,2018,34(5):73-82. NIU Qinglin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(5): 73-82. (in Chinese)
- [2] 向友珍,安嘉琪,赵笑,等. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):230-239. XIANG Youzhen, AN Jiaqi, ZHAO Xiao, et al. Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 230-239. (in Chinese)
- [3] WU J Y, WEN S, LAN Y B, et al. Estimation of cotton canopy parameters based on unmanned aerial vehicle (UAV) oblique photography[J]. Plant Methods, 2022, 18(1): 129.
- [4] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦株高和叶面积指数估算[J]. 农业机械学报,2020,51(12):193-201. TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Estimation of plant height and leaf area index of winter wheat based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 193-201. (in Chinese)
- [5] 郭庆华,杨维才,吴芳芳,等. 高通量作物表型监测:育种和精准农业发展的加速器[J]. 中国科学院院刊,2018,33(9):940-946. GUO Qinghua, YANG Weicai, WU Fangfang, et al. High-throughput crop phenotyping: accelerators for development of breeding

- and precision agriculture[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences,2018,33(9): 940-946. (in Chinese)
- [6] 张建,谢田晋,杨万能,等. 近地遥感技术在大田作物株高测量中的研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文),2021,3(1):1-15.  
ZHANG Jian,XIE Tianjin,YANG Wanneng, et al. Research status and prospect on height estimation of field crop using near-field remote sensing technology[J]. Smart Agriculture,2021,3(1): 1-15. (in Chinese)
- [7] 徐胜勇,李磊,童辉,等. 基于 RGB-D 相机的黄瓜苗 3D 表型高通量测量系统研究[J]. 农业机械学报,2023,54(7): 204-213,281.  
XU Shengyong,LI Lei,TONG Hui, et al. High-throughput measurement system for 3D phenotype of cucumber seedlings using RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7): 204-213,281. (in Chinese)
- [8] 徐焕良,马仕航,王浩云,等. 基于几何模型的绿萝叶片外部表型参数三维估测[J]. 农业机械学报,2020,51(12): 220-228.  
XU Huanliang,MA Shihang,WANG Haoyun, et al. Three-dimensional estimation of money plant leaf external phenotypic parameters based on geometric model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(12): 220-228. (in Chinese)
- [9] LUO S Z, LIU W W, ZHANG Y Q, et al. Maize and soybean heights estimation from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106005.
- [10] 苏伟,蒋坤萍,郭浩,等. 地基激光雷达提取大田玉米植株表型信息[J]. 农业工程学报,2019,35(10):125-130.  
SU Wei,JIANG Kunping, GUO Hao, et al. Extraction of phenotypic information of maize plants in field by terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(10): 125-130. (in Chinese)
- [11] 管贤平,刘宽,邱白晶,等. 基于机载三维激光扫描的大豆冠层几何参数提取[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 96-103.  
GUAN Xianping,LIU Kuan, QIU Baijing, et al. Extraction of geometric parameters of soybean canopy by airborne 3D laser scanning[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(23): 96-103. (in Chinese)
- [12] 李杨,董春旺,陈建能,等. 茶叶智能采摘技术研究进展与展望[J]. 中国茶叶,2022,44(7):1-9.  
LI Yang,DONG Chunwang,CHEN Jianneng, et al. Research progress and prospect of intelligent tea picking technology[J]. China Tea,2022,44(7): 1-9. (in Chinese)
- [13] 吴敏,郁晓龙,陈建能,等. 融合 2D 激光雷达与航向姿态参考系统的采茶机仿形方法研究与试验[J]. 茶叶科学,2023,43(1):135-145.  
WU Min,HUAN Xiaolong,CHEN Jianneng, et al. Research and experiment on profiling method of tea picker based on fusion of 2D-LiDAR and attitude and heading reference system[J]. Journal of Tea Science,2023,43(1): 135-145. (in Chinese)
- [14] 梅宇,张朔. 2022 年中国茶叶生产与内销形势分析[J]. 中国茶叶,2023,45(4):25-30.  
MEI Yu,ZHANG Shuo. Analysis of China's tea production and domestic sales in 2022[J]. China Tea,2023,45(4): 25-30. (in Chinese)
- [15] 郑旭霞,王渡丹,李红莉,等. 西湖龙井茶园不同修剪方式效果比较[J]. 中国茶叶,2020,42(11):55-59.  
ZHENG Xuxia,WANG Dudan,LI Hongli, et al. Comparisons of different pruning applications on Xihu Longjing tea plantations [J]. China Tea,2020,42(11): 55-59. (in Chinese)
- [16] 王琼琼,孙威江,黄伙水,等. 不同修剪高度对茶树稀土和氟铝含量及品质的研究[J]. 食品安全质量检测学报,2015,6(4):1229-1236.  
WANG Qionqiong,SUN Weijiang,HUANG Huoshui, et al. Analysis of rare-earth element, F and Al and biochemical components content in tea plant with different cutting heights[J]. Journal of Food Safety and Quality,2015,6(4): 1229-1236. (in Chinese)
- [17] 赵润茂,卞贤炳,陈建能,等. 分布控制的乘坐式仿形采茶原型机研制与试验[J]. 茶叶科学,2022,42(2):263-276.  
ZHAO Runmao,BIAN Xianbing,CHEN Jianneng, et al. Development and test for distributed control prototype of the riding profiling tea harvester[J]. Journal of Tea Science,2022,42(2): 263-276. (in Chinese)
- [18] 段祝庚,肖化顺,袁伟湘. 基于离散点云数据的森林冠层高度模型插值方法[J]. 林业科学,2016,52(9): 86-94.  
DUAN Zhugeng,XIAO Huashun,YUAN Weixiang. Comparison of interpolation methods of forest canopy height model using discrete point cloud data[J]. Scientia Silvae Sinicae,2016,52(9): 86-94. (in Chinese)
- [19] 段祝庚,曾源,赵旦,等. 机载激光雷达森林冠层高度模型凹坑去除方法[J]. 农业工程学报,2014,30(21):209-217.  
DUAN Zhugeng,ZENG Yuan,ZHAO Dan, et al. Method of removing pits of canopy height model from airborne laser radar[J]. Transactions of the CSAE,2014,30(21): 209-217. (in Chinese)
- [20] 车茨璞,王庆,李世林,等. 基于超分辨率重建和多模态数据融合的玉米表型性状监测[J]. 农业工程学报,2021,37(20):169-178.  
CHE Yingpu,WANG Qing,LI Shilin, et al. Monitoring of maize phenotypic traits using super-resolution reconstruction and multimodal data fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(20): 169-178. (in Chinese)
- [21] GUO T, FANG Y, CHENG T, et al. Detection of wheat height using optimized multi-scan mode of LiDAR during the entire growth stages[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104959.