doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.025

果树冠层 LiDAR 点云边界自适应提取与体积测量方法

赵　辉[1]　原书杰[1,2]　李龙龙[2]　张瑞瑞[1,2]　伊铜川[2]　Nazmi M N[3]

(1. 天津理工大学电气工程与自动化学院, 天津 300384; 2. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097;
3. 博特拉大学工程学院, 沙登 43400)

摘要: 基于果树冠层体积调整施药量是植保无人机变量作业的重要方式。机载激光雷达(LiDAR)作为一种非接触的传感技术,对于果树冠层体积探测具有应用前景,在实际应用中,常用的凸包类算法易忽略冠层边界凹陷导致体积高估,而体素、α-shape 等体积算法的体素大小或参数 α 选取依赖人工经验,主观性强,易造成体积测量结果偏差较大。为此,研究建立了基于点云密度的 α-shape 算法收缩因子(Shrink factor, SF)自适应,以中位数点间距(Median point spacing, MPS)量化点云密度,构建 MPS 与 SF 的关系模型,解决人工设定 SF 的局限,实现冠层边界的自适应提取,结合分层切片和棱柱体近似法实现对冠层体积的测量。实验结果显示,α-shape 自适应算法对切片边界的提取效果与人工标定边界一致性较好,切片面积的均方根误差为 0.009 0 ~ 0.019 7 m^2,体积的均方根误差为 0.000 1 ~ 0.000 2 m^3,冠层体积测量结果的相对偏差为 -4.88% ~ 2.80%。α-shape 自适应算法无需人工调整收缩因子即可提取复杂冠层边界特征,且保证了冠层体积的测量精度,可为植保无人机精准变量施药提供可靠参数支撑。

关键词: 树冠体积; 植保无人机; LiDAR 点云; α-shape 算法; 边界提取算法

中图分类号: S126; TP391　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)17-0266-10　　**OSID**:

Adaptive Boundary Extraction and Volume Estimation Method for Fruit Tree Canopies Using LiDAR Point Clouds

Zhao Hui[1]　Yuan Shujie[1,2]　Li Longlong[2]　Zhang Ruirui[1,2]　Yi Tongchuan[2]　Nazmi M N[3]

(1. *School of Electrical Engineering and Automation*, *Tianjin University of Technology*, *Tianjin* 300384, *China*
2. *Intelligent Equipment Research Center*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
3. *Faculty of Engineering*, *Universiti Putra Malaysia*, *Serdang* 43400, *Malaysia*)

Abstract: Adjusting pesticide application rate based on fruit tree canopy volume is a key approach for variable-rate operations of plant protection UAVs. UAV - LiDAR as a non-contact sensing technology, exhibits strong application potential in fruit tree canopy volume detection and measurement. In practical applications, common convex hull-based algorithms tend to ignore canopy boundary indentations, leading to volume overestimation. Meanwhile, volume measurement algorithms such as voxel and α-shape rely on manual experience for selecting voxel size or α parameter, which is highly subjective and likely to cause large measurement errors. To address this issue, an adaptive shrink factor mechanism for the α-shape algorithm was established based on point cloud density. Specifically, the median point spacing was used to quantify point cloud density, and a relationship model between MPS and SF was constructed. This model eliminated the need for manual SF setting, enabling the adaptive extraction of canopy boundaries. Combined with the layered slicing and prism approximation methods, the measurement of canopy volume was realized. Experimental results demonstrated that the α-shape adaptive algorithm achieved good consistency between the extracted slicing boundaries and the manually calibrated boundaries. The RMSE of slicing area ranged from 0.009 0 m^2 to 0.019 7 m^2, and the RMSE of volume ranged from 0.000 1 m^3 to 0.000 2 m^3, with a relative deviation of canopy volume measurement between -4.88% and 2.80%.

收稿日期: 2025-12-16　修回日期: 2026-02-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(32301706、32472008)、北京市农林科学院创新能力建设项目(KJCX20250921)和北京市农林科学院杰出科学家团队培养计划项目(JKTD2025004)

作者简介: 赵辉(1963—),男,教授,博士,主要从事农业信息化与精准农业智能监控研究,E-mail: zhaohui@email.tjut.edu.cn

通信作者: 张瑞瑞(1983—),男,研究员,博士,主要从事农业智能装备技术研究,E-mail: rui7986@126.com

The proposed α-shape adaptive algorithm can extract complex canopy boundary features without manual SF adjustment, while ensuring high measurement accuracy. It can provide reliable parameter support for precise variable-rate pesticide application of plant protection UAVs.

Key words: crown volume; plant protection UAV; LiDAR point cloud; α-shape algorithm; boundary extraction algorithm

0　引言

植保无人机是实现精准农业的关键装备，基于果树冠层体积进行差异化施药，可有效减少农药浪费，降低环境污染[1-3]。果树冠层体积精确获取是指导植保无人机精确变量施药前提[4-6]，传统人工测量方法通过测定树高与冠幅，结合几何公式计算，虽然操作简单，但对非规则冠层结构适应性差，效率低，且测量精度难以保证[7-8]。

近年来，研究者利用 LiDAR、双目视觉系统等非接触式传感器获取冠层体积。刘芳等[9]利用三维 LiDAR 扫描点云，构建了不规则三角网的方法测算冠层体积，平均相对误差为 1.75%。张卫正等[10]利用机载 LiDAR 点云，将点云分类和投影计算获得树冠体积，其结果与人工测量的相关系数分别达 0.975 和 0.944。Zhang 等[11]基于双目视觉系统，采用子网格分割与长方体公式计算累加体积，规则目标误差为 6.58% ~9.37%。Li 等[12]基于 LiDAR 数据，构建立方邻域特征模型，实现行道树的实时树冠检测。Xu 等[13]面向森林场景建立机载 LiDAR 点云三维重建方法，基于垂直分布特征分割不同植被层。Lai 等[14]利用无人机图像提取木瓜树冠平面面积和植株数量。

点云处理算法结合 LiDAR 数据，可实现冠层体积的非接触精准测量[15-19]。董亚涵等[20]针对城市树木树冠结构复杂的问题，改进凸包算法，建立迭代渐进凸包算法，经验证，计算值与人工参照值的均方根误差仅 2.342 m^3，相关系数达 0.988，优于多种传统方法。程钢等[21]建立顾及点云边界密度的变阈值 α-shape 体积算法，在高低密度树冠场景中表现良好。Luo 等[22]基于无人机 LiDAR 的棉花冠层点云研究中，根据经验设定 α 等于 0.1、0.05、0.15 对比人工测量验证得到，当参数 $\alpha=0.1$ 时，估算结果与人工测量 R^2 达 0.89，可实现约 43.37% 的药剂节约。Wang 等[23]采用多算法耦合体积估算方法提高了估算精度，但仍需人工设定相关体素大小和参数 α。目前基于点云的体积提取算法精度有所提升，但现有精细化边界提取算法如 α-shape 算法，其参数 α 仍依赖经验或固定阈值设定，无法根据点云密度自适应调整。

为实现冠层体积的自动化提取，基于无人机 LiDAR 点云数据，建立基于中位数点间距（Median point spacing，MPS）的 α-shape 自适应算法，通过建立 MPS 与收缩因子（Shrink factor，SF）的自适应关系，实现 SF 参数自动调节。基于仿真果树冠层开展冠层边界及体积测量对比试验，验证算法的准确性，以期为植保无人机精准施药应用提供可靠的体积测量方法。

1　基于 MPS 的 SF 自适应模型构建

基于手持激光雷达数据，建立 MPS 的 SF 自适应模型，采用手持激光雷达获取冠层高密度基准点云，通过人工提取冠层边界，并利用棱柱体近似法计算冠层参考体积 V_m。对最密点云进行体素下采样生成不同密度的点云集，针对不同 SF 值，分析各点云集的 α-shape 算法体积 V_α 与参考体积 V_m 的绝对误差 E，点云集密度以 MPS 进行量化，建立基于 MPS 的 SF 自适应模型。

1.1　数据采集与处理

试验采用手持激光雷达（MetraSCAN BLACK+）获取高精度点云数据（图 1a），设备标定精度 0.009 mm，空间分辨率 0.5 mm，快门时间 4.2 s，孔洞填充小于 10 mm。扫描对象为高度 1.8 m、冠幅 1.77 m、冠层厚度 1 m 的仿真冠层模型（图 1b）。点云经 CloudCompare 软件去树干和噪声点（图 1c），采用体素网格滤波下采样得到不同密度点云集（图 1f），以 MPS 量化点云密度，对不同密度的点云集，分别计算其在不同 SF 值下 α-shape 算法体积 V_α（图 1g）。

1.2　参数设定与原理

针对冠层外形不规则的特点，采用台体法计算参考体积，将冠层垂直分割为若干台体（图 1d），通过人工标定边界[20]，累加各切片台体体积实现冠层体积计算（图 1f）。台体法有圆台法与棱柱体近似法，圆台法假设相邻切面为圆形，构建圆台计算体积，其体积计算公式为

$$V_{F,i}=\frac{h_i}{3}\left(A_{F,i}+A_{F,i+1}+\sqrt{A_{F,i}A_{F,i+1}}\right) \tag{1}$$

式中　$V_{F,i}$——第 i 层圆台体积，m^3

h_i——第 i 层与第 $i+1$ 层之间的垂直间距，m

$A_{F,i}$——第 i 层圆形近似面积，m^2

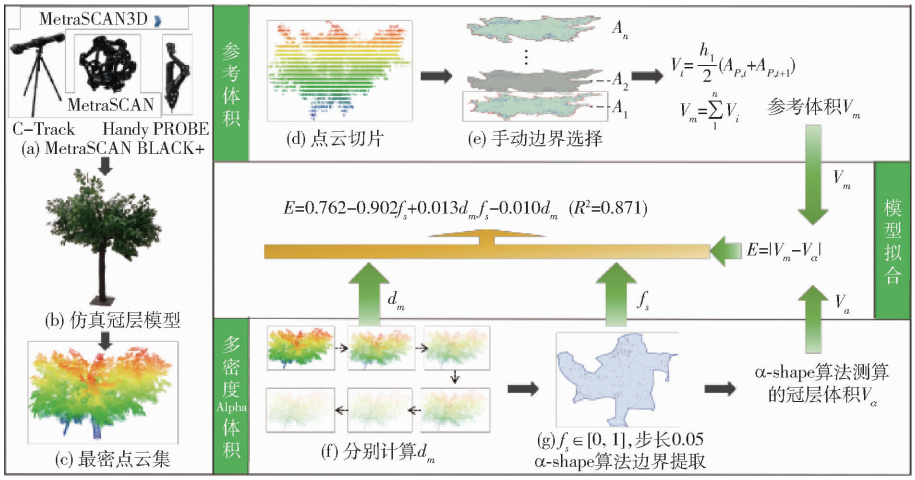

图 1 基于 MPS 的 SF 自适应模型构建流程图

Fig. 1 Construction process of SF adaptive model based on MPS

$A_{F,i+1}$——第 $i+1$ 层圆形近似面积,m^2

圆台法假设冠层截面为理想圆形,仅在冠层轮廓趋近于圆时精度良好[20-22,24-25],对实际冠层的不规则形状适应性不足。

棱柱体近似法体积公式为

$$V_{P,i}=\frac{h_i}{2}(A_{P,i}+A_{P,i+1}) \tag{2}$$

式中 $V_{P,i}$——第 i 层棱柱台体体积,m^3

$A_{P,i}$——第 i 层的多边形面积,m^2

$A_{P,i+1}$——第 $i+1$ 层的多边形面积,m^2

棱柱体近似法将冠层视为多边形棱柱累加,对复杂的冠层结构适应性更强[26],故采用该方法结合人工标定切片边界计算冠层参考体积,人工标定基于点云切片的水平投影,提取有效冠层边界,将空间连续密集点云区域定为有效冠层,剔除离散噪声点。参考体积为点云数据的“精细几何包络体积”,可最大限度还原冠层真实体积。

α-shape 算法在 Delaunay 三角剖分基础上,根据收缩因子对三角形进行筛选,控制生成边界的精细程度[27],定义 f_s 为收缩因子,无量纲。Delaunay 三角剖分得到三角形集合[28](图 2a),计算所有三角形的外接圆半径 R_i 及最大值 R_{max},设定判定阈值 $\tau=f_sR_{max}$,算法根据阈值进行筛选,$R_i>\tau$ 时剔除该三角形(图 2b 红色),反之保留(图 2b 绿色),基于保留的三角形还原冠层边界(图 2c)。

SF 决定了 α-shape 算法提取边界的精细程度,其取值需根据点云密度调整,MPS 对离群点及局部稀疏更具鲁棒性,选取 MPS 表征密度,建立其与 SF 的自适应映射关系。

中位数点间距是点云中所有点到其最近邻点的欧氏距离的中位数,定义 d_m 为点云的中位数点间距,其单位为毫米(mm)。任意一点 p_i(图 3 紫色参考点)与最近邻点 p_j(图 3 绿色点)的欧氏距离 d_i 为

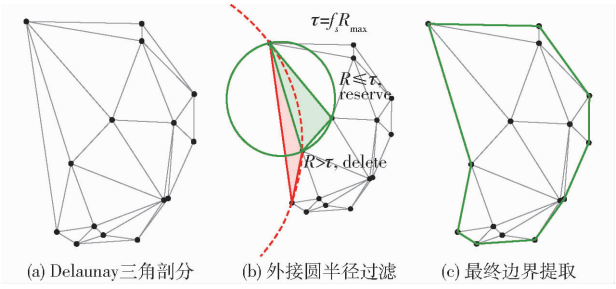

图 2 基于 SF 的 α-shape 边界提取原理图

Fig. 2 Principle of α-shape boundary extraction based on SF

$$d_i=\min\|p_i-p_j\|_2 \quad (i\neq j) \tag{3}$$

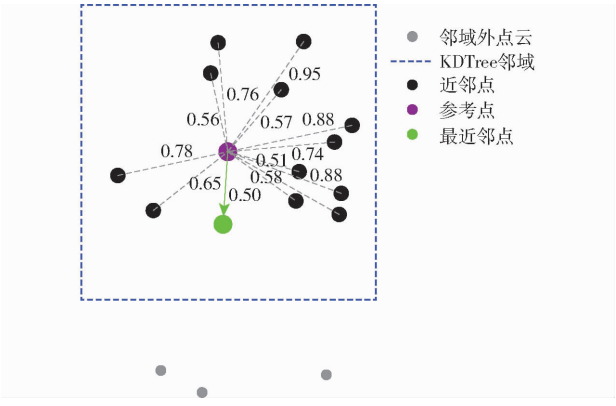

图 3 点云最邻点间距判定示意图

Fig. 3 Schematic of nearest neighbor distance determination for point clouds

所有点的最近邻距离 $\{d_1,d_2,\cdots,d_n\}$ 按升序排列,中间数值 d_m 为

$$d_m=\text{median}(d_1,d_2,\cdots,d_n) \tag{4}$$

利用 KDTreeSearcher 建立 KDTree 索引加速近邻搜索(图 3),调用 knnsearch 函数计算最近邻点的欧氏距离,计算 d_m。

1.3 MPS 与 SF 自适应映射关系构建

为实现 SF 对 MPS 的自适应匹配,建立多元回

归模型量化 f_s 与 d_m 的关系。回归模型以 α-shape 算法体积 V_α 与参考体积 V_m 的绝对误差 E 为因变量，以 d_m、f_s、$d_m f_s$ 为自变量，为平衡 f_s 与 d_m 在数值尺度上的差异，引入了交互项 $d_m f_s$，最终建立的多元回归模型为

$$E = \beta_0 + \beta_1 f_s + \beta_2 d_m f_s + \beta_3 d_m \tag{5}$$

式中　β_0——常数项

β_1、β_2、β_3——回归系数

基于 126 组样本数据拟合得到模型参数与显著性检验结果显示，常数项、变量及交互项均通过显著性检验（$P < 0.001$），模型中，β_0 为 0.762、β_1 为 −0.902、β_2 为 0.013、β_3 为 −0.010，决定系数 R^2 为 0.871，F 统计量为 273.622（$p < 0.001$）。回归模型为

$$E = 0.762 - 0.902 f_s + 0.013 d_m f_s - 0.010 d_m \tag{6}$$

假设理想状态下绝对误差为零（$E = 0$），由式(6)可得最优收缩因子 $f_{s,optimal}$ 随 d_m 的自适应函数为

$$f_{s,optimal} = \frac{0.762 - 0.010 d_m}{0.902 - 0.013 d_m} \tag{7}$$

2　α-shape 自适应算法与验证方案

2.1　α-shape 自适应算法及体积估算

基于 MPS 与 SF 自适应函数，建立 α-shape 自适应算法，实现对冠层切片边界的自适应提取，并采用棱柱体近似法估算冠层体积，流程如图 4 所示。基于预处理后的点云 P，沿 Z 轴方向水平切片，逐层计算初始中位数点间距 $d_{m,initial}$，并进行自适应去噪；对去噪后点云计算 d_m，调用自适应函数（公式(7)）确定 $f_{s,optimal}$，提取切片边界并计算其面积 A_i；采用棱柱体近似法累加切片体积，得到冠层总体积 V_α。算法中的自适应去噪半径 $R_{denoise}$ 设定为 $10 d_{m,initial}$，该参数值通过预试验确定，试验对比了 5、10、15 倍 $d_{m,initial}$ 的去噪半径阈值。结果表明，较低倍数（5 倍）会导致冠层边界稀疏点云误删，较高倍数（15 倍）无法有效去除离群噪声，为平衡细节保留与噪声抑制，选定 10 倍 $d_{m,initial}$ 为去噪半径。

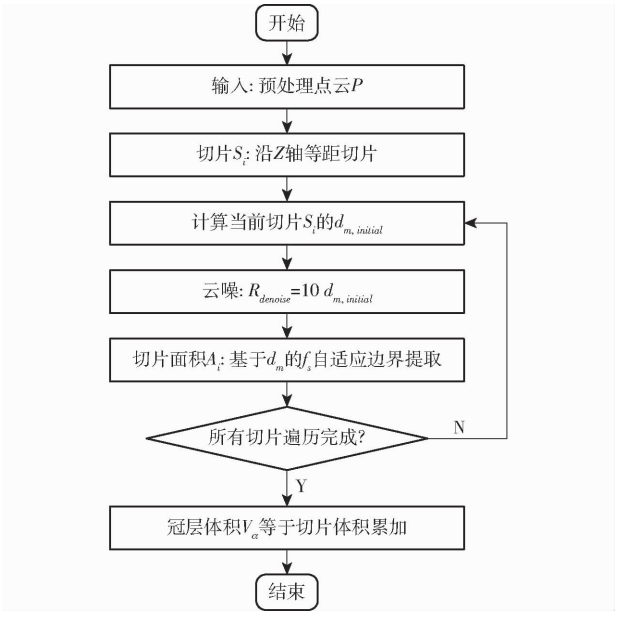

图 4　α-shape 自适应算法及体积估算流程图

Fig. 4　Adaptive α-shape algorithm and volume estimation flowchart

2.2　算法验证

从切片层数与边界提取、切片面积与体积、多算法冠层体积 3 个方面对算法进行验证。以大疆经纬 M300 RTK 无人机为飞行平台，搭载 LiAir VH2 型机载激光雷达传感器采集点云数据（图 5a）。LiDAR 系统采用多线程扫描模式，同步记录 RTK 全局坐标和 IMU 提供的姿态信息，无人机飞行高度 12 m，速度 1 m/s（此参数为无人机自动巡航的最低高度和最低速度）。采集数据结合 RTK 基站信息，在 LiGeoreference 平台解算获得高精度点云数据（图 5c），并基于 CloudCompare 的布料模拟滤波算法（Cloth simulation filter，CSF）分离地面点与冠层点云[29]，对冠层点云进行八叉树空间分割（层级为 5，最小点数为 10），提取单棵冠层点云数据（图 5d）。

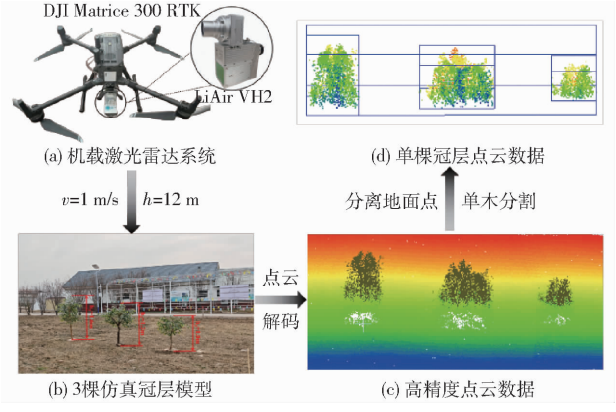

图 5　机载激光雷达数据获取与预处理流程图

Fig. 5　UAV − LiDAR data acquisition and preprocessing flowchart

选取 3 棵具有不同尺寸和形状的仿真果树模型作为测试对象（图 5b），各模型参数如下：测试树 1（树高 1.0 m、冠幅 0.8 m、冠层厚度 0.55 m）；测试树 2（树高 1.2 m、冠幅 1.1 m、冠层厚度 0.8 m）；测试树 3（树高 1.6 m、冠幅 0.9 m、冠层厚度 1.0 m）。仿真果树可控性好，可根据需要调节不同尺寸冠层结构，便于全面验证算法对复杂冠形的边界提取能力。所用仿真果树枝叶仿照苹果树形态制作，其材质为聚酯纤维，与真实枝叶材质存在差异，算法是基于 LiDAR 点云三维空间坐标计算体积，材质差异不会

影响树冠几何结构表征;仿真果树冠层设置大、中、小 3 个梯度,未考虑纺锤形、开心形等具体的冠层形状,且枝叶布置较为规则,不同于真实冠层的复杂交叠特征,但 α-shape 自适应算法是针对切片点云进行计算,冠层的整体三维形态和结构复杂性不影响算法的有效性验证;仿真果树与真实果树的枝叶柔韧性不同,田间环境风造成两者叶片摆动特征存在一定差异,本试验选取微风条件下进行,尽可能避免环境风造成冠层形变影响,所获点云数据最大程度表征冠层结构。

为验证 α-shape 自适应算法的鲁棒性和体积测量的准确性,从切片层数与边界提取、切片面积与体积和多算法冠层体积对比 3 方面进行验证。

(1)切片层数与边界提取:为确定适用于不同冠层尺寸的切片层数,对 3 棵测试树分别进行层数敏感性分析,设置 10 ~ 100 层(步长 5 层)的切片方案,选取结果稳定的通用层数,在此参数下,在不同冠层尺寸测试组中,对比凸包切片算法、α-shape 自适应算法与人工提取方法在 10、20、30、40 层级切片边界匹配度。

(2)切片面积与体积精度验证:针对凸包切片算法、α-shape 自适应算法与人工提取方法,逐层绘制 3 种方法在不同层级下的切片面积和体积变化折线图,并分别构建两种算法结果与人工结果的 $y = x$ 拟合散点图,分析两种算法与人工结果的一致性;以 Pearson 相关系数、平均偏差及 95% 置信区间,定量分析 α-shape 自适应算法和凸包切片算法对切片面积与体积的测量精度。

(3)多算法冠层体积测量结果对比:以人工提取体积为参考值,对比 α-shape 自适应算法与凸包切片法、体素法、三维 α-shape 法、三维凸包法的体积测量相对偏差与计算耗时,并分析体素边长、α 参数对相应算法结果的影响。各对比算法的基本原理如下:

凸包切片算法:对点云进行分层切片,逐层计算二维凸包面积,并以棱柱体近似法对各层进行体积累加。

体素算法:根据设定的体素尺寸,将点云空间划分为规则网格,并累加有效体素网格体积。为获取最优结果,在体素边长区间[0.01,0.10] m 内以 0.005 m 为步长进行遍历。

三维 α-shape 算法:调节参数 α 构建凹陷三维边界。为获取最优结果,在 $\alpha \in [0,0.2]$ 范围内以 0.01 为步长进行遍历。

三维凸包算法:计算包裹所有点云的最小凸多面体。

3 结果与分析

3.1 切片层数与边界提取

切片层数敏感性分析确定算法的最优切片层数,基于最优层数,对比凸包切片算法、α-shape 自适应算法与人工提取边界匹配度。

切片层数敏感性分析结果如图 6 所示,结果显示,层数少于 30 层时,因切片过厚导致边界细节丢失,导致结果偏差较大;层数大于 70 层时,测试树 1(蓝色曲线)单层切片过薄,点云稀疏,一方面,中位数点间距计算失效导致自适应收缩因子偏小,生成的切片面积偏小;另一方面,部分切片因点数不足 3 个导致切片面积为 0,两者共同导致计算结果偏差较大。测试树 2 和 3 在高层数(大于 50 层)下相对稳定,综合考虑计算效率和不同冠层尺寸的普适性,试验层数设置 50 层。

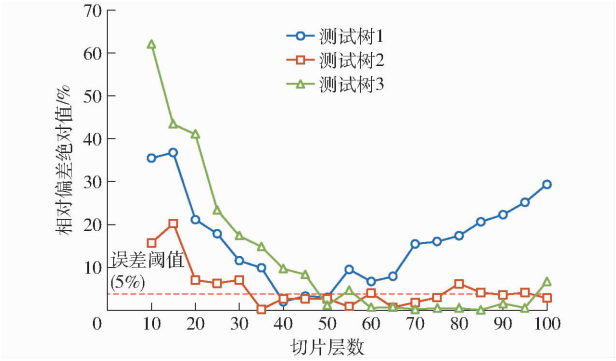

图 6 切片层数敏感性分析

Fig. 6 Sensitivity analysis of slice layer count

不同尺寸冠层点云条件下,凸包切片算法、α-shape 自适应算法和人工手动提取的边界曲线见表 1。凸包切片算法提取的边界是包含所有点云的最小凸多边形,包括冠层的凹陷区域,难以反映冠层实际的凹陷结构。α-shape 自适应算法通过 MPS 自适应调节 SF,能生成更贴合冠层实际凹陷的边界,与人工标定边界结果的一致性较好,相比凸包切片算法,该算法更能准确地还原冠层边界的几何特征。

3.2 切片面积与体积精度验证

不同尺寸冠层点云在各层级的切片面积与体积变化趋势见图 7。结果表明,凸包切片算法(蓝色)计算的切片面积和体积值均大于人工及 α-shape 自适应算法的结果,且随冠层结构复杂度增加,其误差越大。相较于凸包切片算法,α-shape 自适应算法(紫色曲线)与人工结果(绿色曲线)的变化趋势一致性较高。

图 8 是两种算法与人工提取结果的线性回归分析(y_1 为 α-shape 自适应算法,y_2 为凸包切片算法)。结果表明:α-shape 自适应算法切片面积与体积均

表 1　凸包切片、α-shape 自适应算法与人工提取的边界结果对比

Tab. 1　Comparison of boundary results extracted by convex hull slicing, adaptive α-shape, and manual methods

点云分层切片示意图	切片层级	切片点云	凸包切片算法提取边界	α-shape自适应算法提取边界	人工手动提取边界
切片第10层 切片第20层 切片第30层 切片第40层 测试树1	10				
	20				
	30				
	40				
切片第10层 切片第20层 切片第30层 切片第40层 测试树2	10				
	20				
	30				
	40				
切片第10层 切片第20层 切片第30层 切片第40层 测试树3	10				
	20				
	30				
	40				

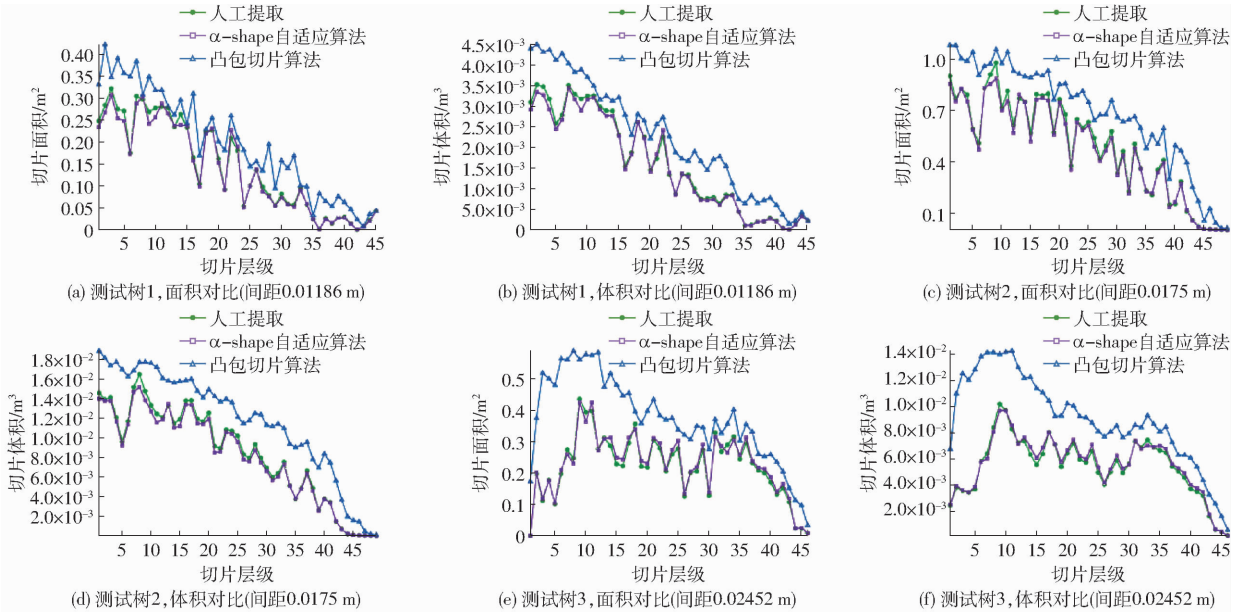

图 7　不同算法的冠层切片面积与体积计算对比

Fig. 7　Comparison of canopy slice area and volume calculation by different algorithms

方根误差(RMSE)分别为 0.009 0 ~ 0.019 7 m^2 与 0.000 1 ~ 0.000 2 m^3，与人工提取结果一致性较高，回归线接近 1∶1参考线($y = x$)，该算法在不同尺寸冠层复杂边界条件下呈现出较高的准确性和鲁棒性。凸包切片算法所得结果分布于 $y = x$ 参考线下方，考虑原因是凸包切片算法将冠层边缘的凹陷计

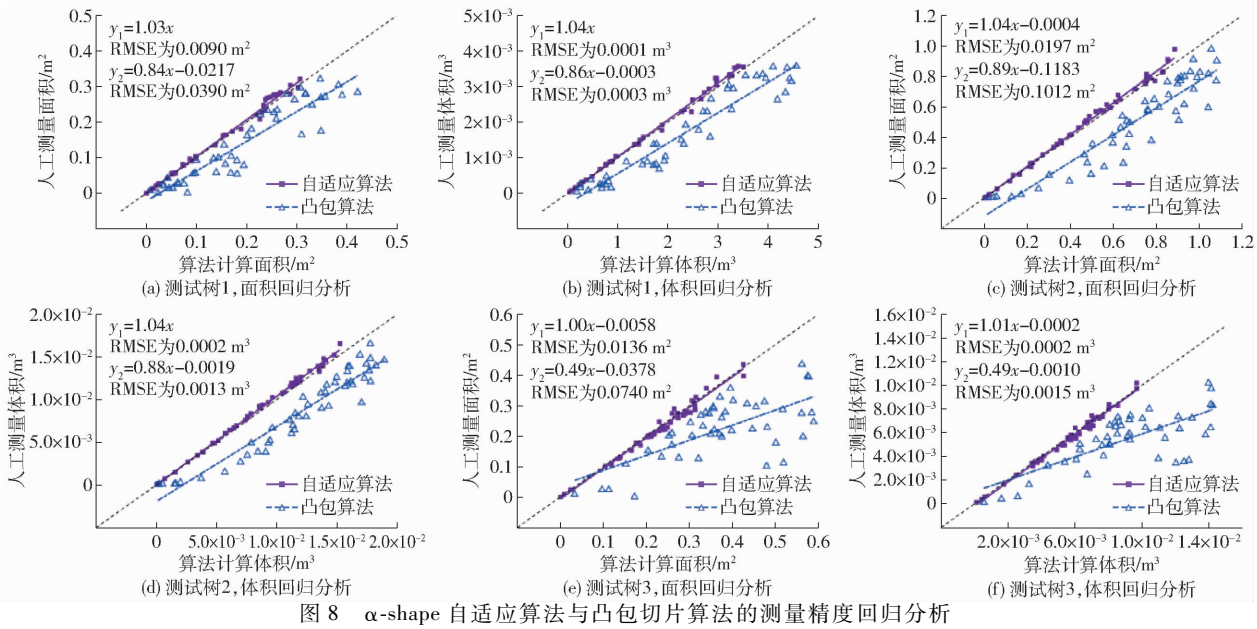

图 8 α-shape 自适应算法与凸包切片算法的测量精度回归分析

Fig. 8 Regression analysis of measurement accuracy for adaptive α-shape and convex hull slicing algorithms

入有效边界,导致切片面积和体积结果偏大,且该偏差随冠层复杂度增加而加剧,在测试树 3 中更显著。

在不同冠层尺寸下,α-shape 自适应算法与人工提取结果的回归分析见表 2。结果显示,α-shape 自适应算法与人工结果一致性较高:面积平均偏差为 −0.018 8 ~ 0.005 7 m²,体积平均偏差为 −0.000 32 ~ 0.000 1 4 m³,结合 95% 置信区间分析可知,二者虽存在微小的系统性偏差,但所有测试组的相对误差均低于 5%。

表 2 α-shape 自适应算法与人工提取结果的配对样本分析

Tab. 2 Paired-sample analysis between α-shape adaptive algorithm and manual measurements

测试对象	变量	平均值 ± 标准差	Pearson 相关系数 r	平均偏差	95% 置信区间
测试树 1	切片面积	0.139 0 ± 0.102 0 m²(算法) 0.143 0 ± 0.106 0 m²(人工)	0.997 ***	−0.004 53 m²	[−0.007 40, −0.001 70] m²
	切片体积	0.001 6 ± 0.001 2 m³(算法) 0.001 7 ± 0.001 2 m³(人工)	0.998 ***	−0.000 05 m³	[−0.000 08, −0.000 03] m³
测试树 2	切片面积	0.469 0 ± 0.279 0 m²(算法) 0.488 0 ± 0.291 0 m²(人工)	0.998 ***	−0.018 83 m²	[−0.025 20, −0.012 40] m²
	切片体积	0.008 1 ± 0.004 7 m³(算法) 0.008 4 ± 0.004 9 m³(人工)	0.999 ***	−0.000 32 m³	[−0.000 41, −0.000 24] m³
测试树 3	切片面积	0.228 0 ± 0.099 0 m²(算法) 0.222 0 ± 0.100 0 m²(人工)	0.991 ***	0.005 72 m²	[0.001 70,0.009 70] m²
	切片体积	0.005 6 ± 0.002 2 m³(算法) 0.005 4 ± 0.002 2 m³(人工)	0.994 ***	0.000 14 m³	[0.000 07,0.000 21] m³

注:*** 表示在 p < 0.001 水平上差异显著。

3.3 多算法冠层体积测量结果对比

α-shape 自适应算法、凸包切片算法、体素算法、三维 α-shape 算法及三维凸包算法的综合性能对比见表 3。结果表明,常规算法存在局限性:凸包类算法(凸包切片法:图 9a ~ 9c、三维凸包法:图 9j ~ 9l)因忽略冠层边界凹陷,导致计算结果偏大,其中,凸包切片算法虽经分层处理,但单层仍以凸多边形为边界,未能识别凹陷冠层边界,其相对偏差范围为 37.33% ~ 67.20%;三维凸包算法以单一凸多面体包裹冠层,虽计算速度快(约 0.001 s/株),最大相对偏差达 152.40%(测试树 3)。体素法(图 9d ~ 9f)对体素边长设置敏感,三维 α-shape 算法(图 9g ~ 9i)对参数 α 敏感,均需经参数遍历获取最优结果,在最优参数条件下,二者均可达到较高精度:体素法相对偏差为 −8.00% ~ −1.46%,三维 α-shape 算法为 −6.80% ~ 10.67%。在实际作业中,参数遍历寻优的适用性受限,体素法和三维 α-shape 算法需根据已知真实体积的样本进行体素边长或参数 α 标定,不仅计算量大,且需预先获取样本的准确体积信息[22]。

与上述常规方法相比,α-shape 自适应算法在不

同冠层尺寸下均表现稳定，其体积测量相对偏差为 -4.88% ~2.80%，且需手动调整收缩因子。尽管因几何构建导致计算量微增，在“采集—处理—施药”模式的处方变量作业中具有应用潜力。

表 3　不同算法体积测量综合性能对比

Tab. 3　Comparison of comprehensive performance for volume estimation under different algorithms

测试对象	算法	算法参数设置	测量体积/m^3	相对偏差/%	算法耗时/s
测试树 1	手动描绘		0.075	0	
	α-shape 自适应	自适应	0.072	-4.00	0.087 0
	凸包切片		0.103	37.33	0.133 2
	体素	体素边长等于 0.045 m	0.069	-8.00	0.024 3
	三维 α-shape	α = 0.07	0.083	10.67	0.083 3
	三维凸包		0.181	141.33	0.001 0
测试树 2	手动描绘		0.410	0	
	α-shape 自适应	自适应	0.390	-4.88	0.124 6
	凸包切片		0.576	40.49	0.174 2
	体素	体素边长等于 0.065 m	0.404	-1.46	0.037 4
	三维 α-shape	α = 0.09	0.408	-0.49	0.428 8
	三维凸包		0.786	91.71	0.001 5
测试树 3	手动描绘		0.250	0	
	α-shape 自适应	自适应	0.257	2.80	0.195 6
	凸包切片		0.418	67.20	0.172 5
	体素	体素边长等于 0.055 m	0.240	-4.00	0.023 7
	三维 α-shape	α = 0.07	0.233	-6.80	0.267 3
	三维凸包		0.631	152.40	0.001 6

注：体素算法与三维 α-shape 算法需预设体素边长和参数 α，其参数值为遍历寻优得到的最优结果；α-shape 自适应算法采用自适应策略，无需手动设置参数；凸包切片、三维凸包算法不需要调参数。

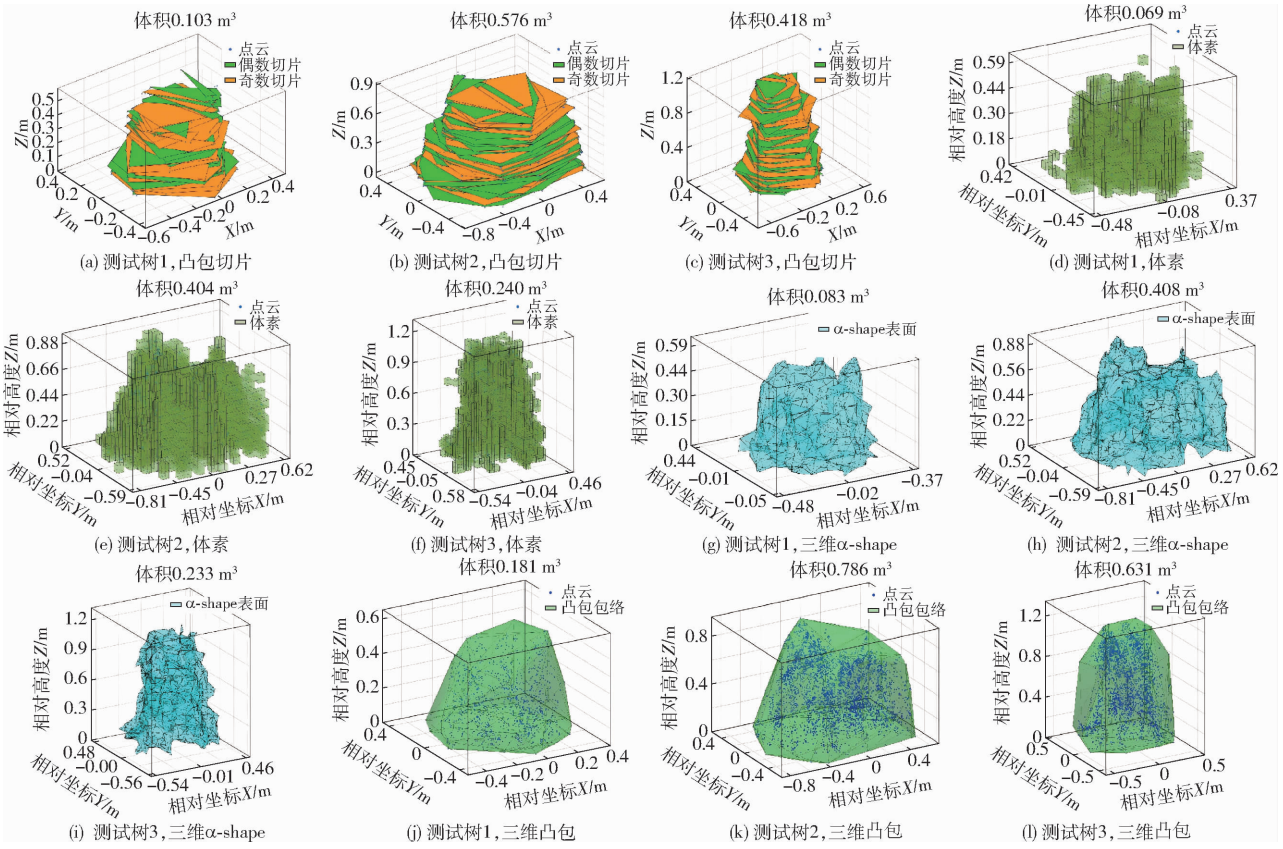

图 9　基于不同点云算法的冠层三维重建示意图

Fig. 9　Schematics of 3D canopy reconstruction based on different point cloud algorithms

4 结论

(1)建立了一种基于点云密度的 α-shape 自适应算法,该方法基于冠层切片点云,以中位数点间距(MPS)为输入,构建收缩因子(SF)的自适应模型,实现了 SF 的动态选择,解决了传统方法依赖人工经验调节 SF 的局限。

(2)开展切片面积与体积的精度验证试验,结果证实 α-shape 自适应算法与人工提取的冠层边界结果一致性较高,其切片面积与体积的均方根误差(RMSE)分别为 0.009 0 ~ 0.019 7 m^2 与 0.000 1 ~ 0.000 2 m^3,相较于常规凸包切片算法,该算法可更为细致地提取冠层的不规则边界特征。

(3)与常规凸包类算法、体素法和三维 α-shape 法相比,α-shape 自适应算法冠层体积结果相对偏差 -4.88% ~2.80%,该算法无需人工调整收缩因子,且保证了对复杂冠层体积的测量精度。

参 考 文 献

[1] Wang J, Ma C, Chen P, et al. Evaluation of aerial spraying application of multi-rotor unmanned aerial vehicle for *Areca catechu* protection[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1093912.

[2] Escolà A, Peña J M, López-Granados F, et al. Mobile terrestrial laser scanner vs. UAV photogrammetry to estimate woody crop canopy parameters: part 1: methodology and comparison in vineyards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108109.

[3] Hu P, Zhang R, Yang J, et al. Development status and key technologies of plant protection UAVs in China: a review[J]. Drones, 2022, 6: 354.

[4] 郑加强,徐幼林. 环境友好型农药喷施机械研究进展与展望[J]. 农业机械学报,2021,52(3):1 - 16.
Zheng Jiaqiang, Xu Youlin. Research progress and prospect of environment-friendly pesticide application machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 1 - 16. (in Chinese)

[5] Bing Q, Zhang R, Zhang L, et al. UAV - SfM photogrammetry for canopy characterization toward unmanned aerial spraying systems precision pesticide application in an orchard[J]. Drones, 2025, 9(2): 151.

[6] 傅生辉,任乃旭,张鑫哲,等. 基于果树冠层识别的植保无人机可变角度变量喷施装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2026,57(3):47 - 56.
Fu Shenghui, Ren Naixu, Zhang Xinzhe, et al. Design and experiment of variable angle and variable rate spraying device for plant protection UAV based on fruit tree canopy recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(3): 47 - 56. (in Chinese)

[7] 谭玉磊, 张景, 陈金成, 等. 苹果树冠层仿形对靶施药控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(9): 482 - 491.
Tan Yulei, Zhang Jing, Chen Jincheng, et al. Design and experiment of a profiling target spraying control system for apple tree canopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(9): 482 - 491. (in Chinese)

[8] 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-shaped target based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 278 - 286. (in Chinese)

[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. Tree crown volume estimation based on 3D laser point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 328 - 334. (in Chinese)

[10] 张卫正, 董寿银, 王国飞, 等. 基于机载 LiDAR 数据的林木冠层投影面积与体积测量[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 304 - 309.
Zhang Weizheng, Dong Shouyin, Wang Guofei, et al. Measurement of forest canopy projection area and volume based on airborne LiDAR data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 304 - 309. (in Chinese)

[11] Zhang R, Lian S, Li L, et al. Design and experiment of a binocular vision-based canopy volume extraction system for precision pesticide application by UAVs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108197.

[12] Li Q, Xue Y. Real-time detection of street tree crowns using mobile laser scanning based on pointwise classification[J]. Biosystems Engineering, 2023, 231: 20 - 35.

[13] Xu D, Yang X, Wang C, et al. Three-dimensional reconstruction of forest scenes with tree-shrub-grass structure using airborne LiDAR point cloud[J]. Forests, 2024, 15(9): 1627.

[14] Lai S, Ming H, Huang Q, et al. Remote sensing extraction of crown planar area and plant number of papayas using UAV images with very high spatial resolution[J]. Agronomy, 2024, 14(3): 636.

[15] Kissling D W, Shi Y, Wang J, et al. Towards consistently measuring and monitoring habitat condition with airborne laser

scanning and unmanned aerial vehicles[J]. Ecological Indicators, 2024,169:112970.

[16] Pan H L, Huang C M, Huang C Y. Mapping aboveground carbon density of subtropical subalpine dwarf bamboo (*Yushania niitakayamensis*) vegetation using UAV-lidar[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023,123:103487.

[17] Del Savio A A, Torres A L, Apaza M A C, et al. Integrating a LiDAR sensor in a UAV platform to obtain a georeferenced point cloud[J]. Applied Sciences, 2022,12(24):12838.

[18] Ghanbari Parmehr E, Amati M. Individual tree canopy parameters estimation using UAV-based photogrammetric and LiDAR point clouds in an urban park[J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2062.

[19] Slavík M, Kuželka K, Modlinger R, et al. Spatial analysis of dense LiDAR point clouds for tree species group classification using individual tree metrics[J]. Forests, 2023, 14(8): 1581.

[20] 董亚涵,李永强,李鹏鹏,等. 基于改进凸包算法的树冠轮廓点提取与体积计算[J]. 测绘工程,2018,27(8): 66 – 71.
Dong Yahan, Li Yongqiang, Li Pengpeng, et al. Tree crown contour point extraction and volume calculation based on improved convex hull algorithm[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2018, 27(8): 66 – 71. (in Chinese)

[21] 程钢,王敬宇,杨杰,等. 基于改进 α-shape 算法的三维点云树冠体积计算方法[J]. 农业机械学报,2021,52(5): 175 – 183.
Cheng Gang, Wang Jingyu, Yang Jie, et al. Calculation method of 3D point cloud canopy volume based on improved α-shape algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 175 – 183. (in Chinese)

[22] Luo S, Wen S, Zhang L, et al. Extraction of crop canopy features and decision-making for variable spraying based on unmanned aerial vehicle LiDAR data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224:109197.

[23] Wang F,Jia W, Guo H, et al. Point cloud-based crown volume improves tree biomass estimation: evaluating different crown volume extraction algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225:109288.

[24] 刘祥洋. 基于三维点云的龙安柚冠层特征参数提取方法研究[D]. 北京:北京林业大学, 2022.
Liu Xiangyang. Research on extraction method of Longan pomelo canopy characteristic parameters based on 3D point cloud [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2022. (in Chinese)

[25] 周恒可, 李海旺, 赵兴, 等. 一种基于点云自适应切片的树冠体积计算方法[J]. 西北林学院学报, 2023, 38(6): 189 – 195,202.
Zhou Hengke, Li Haiwang, Zhao Xing, et al. A tree crown volume calculation method based on point cloud adaptive slicing [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2023, 38(6): 189 – 195,202. (in Chinese)

[26] Yan Z, Liu R, Cheng L, et al. A concave hull methodology for calculating the crown volume of individual trees based on vehicle-borne LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2019, 11: 623.

[27] Weitbrecht F. Interactive exploration of the temporal α-shape[C]// 2024 Proceedings of the Symposium on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX), 2024: 170 – 181.

[28] 巩垠熙,何诚,冯仲科,等. 基于改进 Delaunay 算法的树冠三维重构单木因子提取[J]. 农业机械学报,2013,44(2): 192 – 199.
Gong Yinxi, He Cheng, Feng Zhongke, et al. Tree crown 3D reconstruction and single tree factor extraction based on improved Delaunay algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 192 – 199. (in Chinese)

[29] Zhang W, Qi J, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6):501.