doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.024

果树三维重建与冠层结构参数检测研究进展

李文杰[1,2]　陈　谦[2]　雷镇中[1]　王弘博[1]　刘文欢[1]　王　震[2]　丛国勋[1]
许远东[1]　王云雷[3]　侯　真[4]　钱建平[2]　郑永强[1]

(1.西南大学-中国农业科学院柑桔研究所国家数字种植业(柑橘)创新分中心,重庆 400712;
2.中国农业科学院农业资源与农业区划研究所,北京 100081;3.东华大学信息与智能科学学院,上海 201620;
4.乡村振兴(重庆)数字产业研究院有限公司,重庆 400061)

摘要:果树冠层结构是影响果品产量与品质的核心因素,对其进行三维重建可为果树精细化管理与智慧果园建设提供重要数据支持。传统人工测量效率低、误差大,难以适配现代果园管理需求;而基于激光雷达、无人机及多传感器融合的三维监测系统,凭借其高精度、自动化及可重复性优势,已广泛用于冠层体积、叶墙面积等结构参数的智能检测。为此,本文聚焦“三维重建支撑果树冠层结构参数检测”核心主题,遵循“设备—方法—流程”梳理主线,系统回顾相关研究进展,并讨论总结当前存在挑战及未来发展趋势。首先,分类阐述了空中、地面及固定/移动扫描等三维重建数据采集设备与载体平台的功能特征及关键性能;其次,对比分析了影像、点云及深度学习辅助等重建方法的具体优势、局限性及适配应用场景;进一步,针对果树冠层点云构建的“配准—地面分离—单株分割—任务匹配重建”标准流程,明确了典型结构参数的解析步骤及误差来源,阐明了覆盖率等质控指标对参数检测精度、技术普适能力的关联影响;最终,归纳了复杂冠层观测盲区、多平台协同等关键研究难题,并提出了统一标准与特定任务双重驱动的果树冠层重建与监测发展方向。

关键词:果树;三维重建;冠层体积;LiDAR 点云;冠层结构参数

中图分类号:S126;S66　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)09-0254-16　　**OSID**:

Research Progress on Three-dimensional Reconstruction of Fruit-tree Canopies and Detection of Canopy Structure Parameters

LI Wenjie[1,2]　CHEN Qian[2]　LEI Zhenzhong[1]　WANG Hongbo[1]　LIU Wenhuan[1]　WANG Zhen[2]
CONG Guoxun[1]　XU Yuandong[1]　WANG Yunlei[3]　HOU Zhen[4]　QIAN Jianping[2]　ZHENG Yongqiang[1]

(1. *National Innovation Sub-center for Digital Crop Production (Citrus), Citrus Research Institute, Southwest University - Chinese Academy of Agricultural Sciences, Chongqing* 400712, *China*
2. *Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing* 100081, *China*
3. *School of Information and Intelligent Science, Donghua University, Shanghai* 201620, *China*
4. *Rural Revitalization (Chongqing) Digital Industry Research Institute Co., Ltd., Chongqing* 400061, *China*)

Abstract: Fruit-tree canopy structure is a key determinant of fruit yield and quality, and its three-dimensional (3D) reconstruction can provide essential data support for precision orchard management and the development of smart orchards. Traditional manual measurements are inefficient and error-prone, and are increasingly inadequate for modern orchard management, whereas 3D monitoring systems based on LiDAR, unmanned aerial vehicles (UAVs) and multi-sensor fusion have been widely used for the intelligent detection of canopy volume, leaf-wall area and other structural parameters owing to their advantages in accuracy, automation and repeatability. To this end, this paper focuses on the theme of 3D reconstruction for detecting the structural parameters of fruit-tree canopies. By following the “equipment-methods-workflow” framework, it systematically reviews recent research progress and discusses current

收稿日期:2025-11-04　修回日期:2025-12-11

基金项目:国家自然科学基金项目(31972991)、西南大学先导计划项目(SWU-XDZD22004)和重庆市技术创新与应用发展项目(CSTB2023TIAD-LUX0001)

作者简介:李文杰(2000—),男,博士生,主要从事农业遥感与果树三维感知研究,E-mail:17395844880@163.com

通信作者:郑永强(1977—),男,教授,博士生导师,主要从事果树智能化生产研究,E-mail:zhengyq@swu.edu.cn

challenges and future development trends. Firstly, the functional characteristics and key performance metrics of aerial, ground-based and fixed/mobile scanning devices and platforms for 3D data acquisition were categorized and described. Secondly, the image-based, point-cloud-based and deep-learning-assisted reconstruction methods were comparatively analyzed in terms of their specific advantages, limitations and suitable application scenarios. Furthermore, for the standardized workflow of fruit-tree canopy point-cloud processing ("registration-ground separation-single-tree segmentation-task-oriented reconstruction"), the processing steps and error sources involved in deriving typical canopy structural parameters were clarified, and coverage and other quality-control indicators were used to jointly assess parameter-detection accuracy and the methodological generalizability across orchards and platforms. Finally, key research challenges such as occlusion in complex canopies and multi-platform coordination were summarized, and future development directions for fruit-tree canopy reconstruction and monitoring that were jointly driven by unified standards and task-specific requirements were proposed. This review provided a systematic technical framework for 3D information acquisition and standardized detection of canopy structural parameters in smart orchards, and offered effective support for fine-scale operations such as variable-rate spraying and pruning optimization.

Key words: fruit trees; 3D reconstruction; canopy volume; LiDAR point cloud; canopy structure parameters

0　引言

中国果园面积和水果产量均居世界首位[1]，果树产业产值稳居我国种植业第三，是推动乡村振兴与农民增收的重要支柱。然而，果业在规模化、标准化与高质量发展进程中仍面临智能化水平低、机械化程度不足和信息化体系不完善等瓶颈。随着精准农业理念深化与数字农业体系建立，基于三维数据的冠层结构参数高精度检测已逐步成为智慧果园信息化与智能决策的核心支撑手段[2]。

果树与大田作物、设施园艺存在显著差异，具有体量大、结构复杂、多年生和果园地形差异显著等特性，这大幅提升了管理与监测的复杂度，对感知精度与模型鲁棒性提出更高要求[3]。传统人工测量方法虽操作简便，但存在主观误差大、效率低、数据重复性差等缺陷。现代多源感知技术如激光雷达(LiDAR)、可见光/深度相机(RGB 或 RGB－D)、无人机(UAV)航测结合三维重建方法，可在田间实现高精度、客观化、可重复的结构感知[4]，显著提升作业效率与数据可信度[5]。

果树三维重建应用场景广泛，可用于树体结构定量分析[6]、地上生物量估算[7]、树形优化与修剪决策[8]、冠层可视化与结构感知[9]，以及果园机械作业路径规划与自主采摘控制[10]，为精准管理与智能决策提供量化依据[11－12]。冠层作为果树吸收光能、驱动生长与产量形成的关键载体，也是水分消耗与健康状态的直接表征[13]，对冠层的持续监测可支撑生长评估、产量预测、水分消耗监测及健康状况识别，进一步还可定量评估修剪效果、表征树体性状，并在灌溉施肥、水分诊断、育种等管理环节发挥核心作用[14]。作业实践表明，冠层结构参数(体积、叶面积密度/孔隙度)可直接驱动变量处方喷施并降低药剂用量[15]。因此，对果树冠层体积与结构的准确测量，不仅是实现变量作业与智慧果园闭环管理的基础，更能为施药剂量确定与作业决策提供直接依据[16]，进而与作业调度、路径规划及成本评估等其他农事操作形成协同机制[17]。

果树三维重建的多样化应用场景中，设备、方法、任务等关键要素的协同水平，直接决定外业采集流程的稳定性与落地可行性。本文围绕果树冠层三维重建与结构参数检测的实际应用需求，系统阐述多源感知平台与作业任务的协同关系及技术方案。首先，梳理多源感知设备的采集逻辑，探讨不同作业环境下的设备取舍；其次，对比分析主流三维重建技术在果园复杂场景下的技术特性与适配性；进而，详细阐明果树冠层参数检测的标准化处理流程与质控体系；最后，总结当前在复杂冠层建模盲区、参数解析误差传导及工程落地等方面存在的共性问题，并对"数据采集—三维建模—参数提取—作业应用"全技术链路的未来发展趋势进行展望。

1　果树三维重建传感器与载体平台

果园作业环境具有多层冠幕、枝叶交错、强弱光交替及地形起伏等特征，这些特征直接影响三维数据的可见范围、时空分辨率及遮挡反射效应。因此，数据采集端的设计需以传感平台机理与典型工况为依据，明确可稳定测量的物理量、可靠性能对应的距离与角分辨率区间，以及对光照、遮挡和背景的敏感边界。本节首先根据传感器类别，阐述其工作原理、可观测量与主要限制；其次针对载体平台，说明其覆

盖尺度、机动性与轨迹可控性差异;最后面向实际工程应用任务,分析不同传感平台设备的性能对比及综合效应。为了清晰展示上述协同关系,本文梳理了“传感器—平台—任务”的映射逻辑(如图 1 所示)。同时,常用的果树三维重建数据采集传感设备与具体载体平台外观如图 2 所示。需要说明的是,图 2 中多/高光谱相机和热红外相机作为辅助光谱传感器,主要用于在三维重建结果上叠加冠层生理与热状态等属性信息;地面固定/移动扫描平台则主要包括三脚架式地面激光雷达(TLS)与移动激光扫描系统(MLS)等。

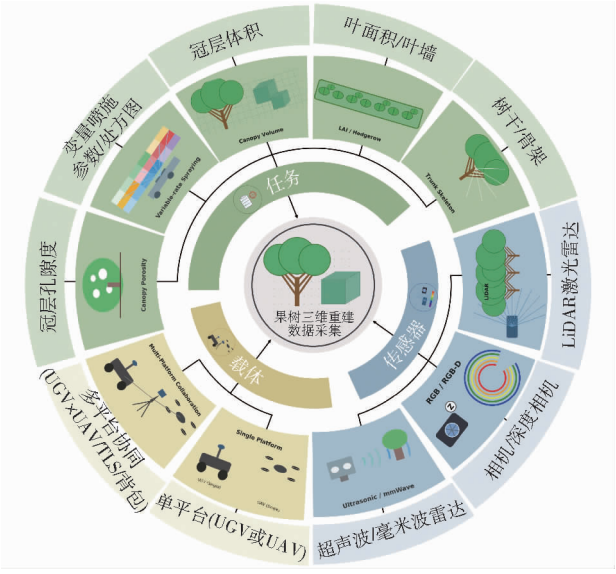

图 1 传感器—平台—任务映射图

Fig. 1 Sensor platform task mapping diagram



图 2 常用的采集设备与平台

Fig. 2 Commonly used sensing devices and platforms

1.1 传感器

1.1.1 高分辨率相机

高分辨率相机在计算机视觉与三维重建中应用广泛,可通过多视影像完成 SfM/MVS 重建。DONG 等[18]利用搭载 RGB 相机的 UAV 对果园进行重建并提取单株面积,均方根误差(RMSE)为 0.72 m^2 与 0.48 m^2;HOBART 等[19]在苹果园通过 RGB 相机构建三维地图并估计树干高度,决定系数(R^2)达 0.83。RGB 方案具备成本低、纹理丰富、系统开发便利等优势,但受自然光照、遮挡与曝光漂移影响较大。在工程配置上,将 RGB 相机搭载于无人机,并采用“同向—返向—跨行”的采集路径,配合足够的基线与重叠度(≥70%),并在行端布设可重复识别的标志进行闭环对齐,可在一定程度上缓解户外强光条件下关键点匹配不稳定与匹配率下降的问题。若需与变量施药/负载策略对接,可同步输出导航线中心距/列距、外参与时间戳,便于与 LiDAR 和 IMU(惯性测量单元)统一尺度与时间基准[20]。

1.1.2 深度相机

深度相机(RGB - D)通常通过结构光、主动立体或飞行时间(ToF)等方式直接输出每个像素的距离信息,再与 RGB 图像融合生成近景稠密点云。DONG 等[21]将 RGB - D 安装于杆上自上而下采集苹果树水平两侧图像并重建三维模型,产量预测精度为 0.91 ~ 0.94;YIN 等[22]在樱桃树上通过深度相机获取冠层体积(R^2 = 0.932、MAPE 为 0.116),为修剪效果评估提供支撑;LI 等[23]提出便携式双目系统在温室实现果树三维成像,深度误差控制在 0.10 ~ 0.14 m。与传统 RGB 相机相比,深度相机在实时性与环境光鲁棒性上更优,但受分辨率、视角与遮挡限制。户外强日照条件下结构光/ToF 深度数据漂移明显,宜采用遮光措施与采集时段控制,结合稀疏 LiDAR 平面或标尺进行尺度/姿态校准;当目标参数偏几何量(体积、叶墙面积)时,深度相机适合作为近距补充手段,与车载 LiDAR 或 UAV 协同降低遮挡误差[24]。

1.1.3 辅助光谱传感器

多/高光谱相机和热红外相机本身并不直接提供冠层的三维几何结构信息,但在与 LiDAR 或多视

影像重建得到的点云/网格进行空间配准后，可作为体积、叶墙面积、孔隙度等冠层结构参数的光谱生理与热状态附加属性，用于刻画氮素营养、水分胁迫及病虫害发生的空间异质性[25]。已有研究表明，在苹果、柑橘等果树场景中，将 UAV－LiDAR 提取的单株树冠体积、叶墙面积等结构特征与多/高光谱植被指数联合建模，相比仅使用光谱或点云特征，可显著提升 LAI、LCC 以及单株产量等参数的反演精度[26－27]。热红外成像与 LiDAR 等三维几何场融合后，可将叶温异常精确映射到冠层结构上，在复杂光照和遮挡条件下对冻害低温区和水分胁迫高温区的识别更为稳定，整体优于仅依赖可见光影像的单模态方法[28]。综合来看，在果园工程应用中宜优先通过 LiDAR 或结构光等三维传感器获取稳定的冠层几何参数，再在统一坐标系中叠加多/高光谱和热红外信息构建“结构-光谱”特征集，用于驱动变量喷施处方图生成和营养/水分及健康监测，进而提升复杂综合性状估算的精度与稳健性。

1.1.4　超声波传感器

超声波传感器通过回波测距实现冠层几何近似测量。俞龙等[29]以无线网络结合超声波传感器构建冠层体积测量系统，与人工测量体积一致性较高（R^2 = 0.897 2，RMSE 为 1.766 m^3）；MAGHSOUDI 等[30]将超声阵列布设于喷雾器上，结合多层感知机估计冠层体积，取得 MSE 为 0.012、R^2 = 0.959 的拟合效果，与人工测量体积保持了较高的一致性，可支撑变量喷施控制。超声波传感器适合作为低成本、易部署的几何近似手段，在 UGV 侧高度读数稳定且部署成本低，但空间分辨率与可视化效果弱于影像和激光类设备[24]。

1.1.5　毫米波雷达

毫米波雷达（MMW Radar）在雨、雾、尘及逆光等不利场景下可提供安全冗余感知，这一抗干扰特性使其在复杂果园环境中具备独特应用价值。杨洲等[31]将毫米波雷达搭载于无人小车重建果树冠层，株高和冠幅平均相对误差分别为 8.7% 和 8.1%；魏逸飞[32]将毫米波雷达与 LiDAR 融合用于果园导航与三维建图，进一步提升定位与避障稳定性。不过，毫米波雷达也存在固有局限：其角分辨率较低、近距细节捕捉能力有限。因此可通过联合相机或 LiDAR 形成互补：由毫米波雷达承担粗几何感知（适配复杂环境），相机或 LiDAR 负责细结构表征（补充细节精度）。

1.1.6　激光雷达

激光雷达（LiDAR）通过发射/接收激光回波获取目标距离与反射强度，实现树冠几何表征与高分辨率点云生成，按扫描与载体形态可分为机载（ALS/UAV）、地面固定式（TLS）与地面移动式（MLS/背包/手持）3 类[33]。工程与学术实证中，多项研究验证 LiDAR 在体积估计、真值复核与作业闭环中的作用：TENG 等[34]采用背包式 LiDAR 对修剪期桃树重建，修剪质量估计与人工参照相关性良好（R^2 = 0.93）；WANG 等[35]提出在线体积检测方法，在车速 1 m/s 下体积检测精度达 99.18%；PAGLIAI 等[36]将拖拉机平台与地面 LiDAR 联合用于精准喷洒，体积估计与人工参照呈中高相关（全冠 R^2 为 0.56～0.67，局部冠 R^2 = 0.74）；JIANG 等[37]采用手持 MLS 扫描 367 株蓝莓，获得株级高度、宽度和体积参数，为机械收割结构适宜性提供量化依据；陈日强等[38]基于 UAV－LiDAR 完成苹果园重建，轮廓提取准确率 86.39%，并发现当空间分辨率为冠层直径的 1/10 时精度显著提升。总体来看，以 LiDAR 提取的体积等结构指标为喷量调控提供了可量化参数基础，为变量施药作业中“参数-处方”直接对接提供了实现路径。表 1 汇总了果树三维重建中常用的 LiDAR 设备及其关键性能指标，包括作业尺度、测量精度和典型任务表现。

1.2　载体平台

载体平台从根本上决定三维采集的空间覆盖尺度、视线可见率、轨迹可控性与代价结构。在果园多冠层、强弱势光交替、地形起伏显著的场景中，平台选择需与传感器协同匹配：空中平台擅长全园尺度作业与尺度统一；地面平台在单株到树行的近景观测中具备天然可见率优势；地面固定/移动扫描平台在获取高密度数据与真值复核方面不可替代。本节按空中平台（UAV）、地面平台（UGV）与地面固定/移动扫描平台（含 TLS、MLS 及背包式、手持式设备）展开，结合典型搭载传感器的搭配关系，阐明各类平台的适用边界与工程应用中的取舍原则。

1.2.1　空中平台

UAV 是搭载传感器执行低空、重复航线采集的空中载体，典型类型包括多旋翼和固定翼，核心优势在于覆盖效率高与尺度统一能力强。UAV 在搭载 RGB/多光谱/高光谱相机时，可通过多视影像重建生成数字表面模型（DSM）/冠层高度模型（CHM），在行块尺度估算冠层高度和覆盖度等结构替代指标，同时获取植被指数和活力分布图谱；搭载轻量 LiDAR 时，可直接输出稠密点云与绝对高程数据，用于精确更新园区基础几何模型并支撑处方图生成。针对树行果园，UAV－LiDAR 在冠层起伏、林道阴影与局部遮挡条件下仍能维持较稳定的点密度与尺度

表 1 果树三维重建常用激光雷达设备及其性能

Tab. 1 LiDAR equipment commonly used in 3D reconstruction of fruit trees and their performance

果树对象	激光雷达传感器	主要参数	任务目标	评价指标	文献序号
苹果树	HDL-32E(UAV)	范围 80 ~ 100 m;测距误差 20 mm;频率 5 ~ 20 Hz	果园树木数量估计	识别准确率 99%	[39]
芒果树,鳄梨树	RIEGL LMS-Q1560(ALS) + RIEGL VZ-400(TLS)	范围 2 700 ~ 5 800 m;测距误差 20 mm;频率 200 ~ 800 kHz	提取冠层信息	体积相关 R^2 = 0.81;RMSE 为 42.66%	[40]
樱桃树	Velodyne VLP-16(TLS)	范围 100 m;测距误差 30 mm;频率 5 ~ 20 Hz	果树检测与分割	AE 为 3.8 cm,MAPE 为 6.7%	[41]
葡萄树	SICK LMS111(机器人)	范围 20 m;统计误差 12 mm;系统误差 30 mm;频率 25 ~ 50 Hz	测量冠层高度	$R^2 \approx 0.80$	[42]
苹果树	RIEGL LMS Z210ii(TLS)	范围 4 ~ 400 m;误差 15 mm;扫描速度 10 000 points/s	预测产量	与实测相关 R^2 = 0.205;p = 0.020	[43]
葡萄树	SICK LMS111(电动小车)	范围 20 m;统计误差 12 mm;系统误差 30 mm;频率 25 ~ 50 Hz	计算体积	生物量与体积相关 R^2 = 0.85	[44]
柑橘树	Quanergy M8(MLS)	波长 905 nm;测程 0.5 ~ 100 m;频率 5 ~ 20 Hz;测距精度 3 cm	提取冠宽与株高	R^2 = 0.99	[45]
柚子树	Velodyne VLP-16(MLS)	范围 100 m;测距误差 30 mm;频率 5 ~ 20 Hz	计算体积	$R^2 \geqslant 0.87$(均值)	[46]
石榴树	SLAMTEC 2D LiDAR(无人小车)	范围 0.2 ~ 12 m;测量精度 ±12 mm;频率 5 ~ 15 Hz	果园导航线提取	横向误差 RMS 为 6.6 cm;导航成功率 95.4%	[47]
板栗树	SICK LMS511-20100 PRO + 热像仪(无人小车)	范围 0.2 ~ 80 m;角分辨率 0.225°;频率 25 ~ 100 Hz	郁闭果园导航	平均位置误差 0.20 m	[48]

一致性,便于后续与地面数据实现跨平台对齐[49]。在幼杏园综合杂草管理中,UAV-LiDAR 点云已用于建立树冠体积与间隙分数剖面的关系,间隙分数剖面可近似反映叶面积密度,进而为变量喷施与产量评估提供支持[50]。工程应用中需关注航高、航速与地面采样距离、点密度的联动调整,协同 1.1.1 节所述重叠度要求,明确记录 IMU 与 GNSS 的时间同步信息及外参规格,确保不同时期数据对比与跨平台配准的可追溯性。

1.2.2 地面平台

UGV 是在树行间自主或半自主行驶的地面移动载体,包括农业小车、拖拉机挂载设备与履带式底盘等,核心价值在于近景观测的高可见率与低遮挡。UGV 在搭配 LiDAR、超声传感器或深度相机时,可在单次作业中获取体积、株高、冠幅和叶墙面积等几何参数;同步布设热红外相机则可记录冠层及行间温度场,构建水分胁迫、冻害风险和夜间作业安全等生理/环境表征。针对变量喷施与精细尺度体积估计任务,基于三维 LiDAR 的同步定位与地图构建(SLAM)轨迹能显著提升闭环一致性,为后续重建提供稳定的外参先验数据[51]。工程部署中,UGV 更适合密植树行、弱光逆光及林下作业场景,热红外相机可作为夜间可行驶区域与障碍识别的基础信号;建议将树行主轴方向、单株间距等先验信息纳入路径规划与采集调度,减少遮挡与数据稀疏区域对体积估计的影响。

1.2.3 地面固定/移动扫描

地面固定/移动扫描以真值复核与高精度局部建模为核心目标。TLS 通过三脚架定点旋转扫描,适合关键试验小区的高密度点云采集与时序监测,常作为模型校准与误差分析的基准。移动式设备(MLS、背包式、手持式)在复杂地形与林下环境中机动性强,能显著减少遮挡影响并保留近景细节。近年林业与果园相关研究已验证,这类设备可实现米级轨迹稳定与厘米级几何一致性[52]。工程应用中,TLS 与 MLS 适合作为抽样验证与局部高精度建模的标准工具,可用于校准 UAV 与 UGV 数据链路中的体积、叶墙面积测量偏差,并为算法评估与方法对比提供真值基准。

1.3 不同传感器与平台的性能分析

在果园三维感知与变量施药系统中,无人机平台(UAV)、地面无人平台(UGV)以及地面固定/移动扫描设备(TLS、MLS/背包式/手持式)适合承担不同尺度与精度层级的观测任务。综合前述研究,可构建这样一种协同分工关系:UAV 提供全园基础几何模型与尺度基准,UGV 在树行与单株尺度补充结构细节和光谱/热信息,TLS 与 MLS 则在关键小区获取高精度真值数据用于方法评估与跨平台校正。跨平台数据通过时间同步、统一外参及共同坐标基准实现对齐,将体积、株高、冠幅与叶墙面积等

几何指标统一到同一坐标系下，为处方生成与作业闭环评估提供一致的数据基础。

在全园尺度的三维建模与作业分区场景中，UAV 搭载 LiDAR 或高分辨率 RGB/多光谱相机，可在短时间内完成行块级冠层高度、体积和空间分布的扫描重建，形成统一的坐标与高程基准。合理设计航高、航线和重叠度，并结合 IMU 与少量地面控制点，有助于在存在阴影和遮挡的情况下保持稳定的点云密度和体素填充效果，为变量喷施区域划分和跨平台配准提供基础数据层。

在树行与单株尺度的变量施药和营养/健康监测场景中，UGV 贴近冠层运行，适合搭载三维 LiDAR 与多/高光谱、热红外等传感器，提升树干、叶幕内侧及近地部位的可见率，并依托基于 LiDAR 的 SLAM 技术实现轨迹与点云的一致配准，从而减弱遮挡对体积和叶墙面积估计的影响[53]。TLS 以及 MLS/背包式/手持式系统则在有限小区内获取高密度点云和局部骨架结构，可与高分辨率相机联合用于模型标定、参数阈值选择和方法对比，为 UAV - UGV 层的数据链路提供抽样验证和离线质量控制支撑。

2　果树三维重建方法与适用性分析

果树三维重建的核心是将多源感知设备获取的影像、点云等原始数据，转化为可支撑冠层体积、叶墙面积等关键参数计算的三维几何模型。三维重建方法体系的选择直接决定数据处理精度、效率及工程适用性。第 1 节已系统阐述多源采集传感平台设备的功能定位及其协同策略对数据获取的技术支撑，本节聚焦三维重建方法体系围绕“原始数据—三维模型—参数提取”核心转化链路，根据方法学本质与技术特性将现有研究归纳为结构光法、多视影像法、深度学习方法、基于点云的几何重建法 4 类，并系统分析其技术原理、性能优势及局限性和场景适配性，为果树三维重建方法的科学选择及工程应用提供明确指导参考。

2.1　结构光法

结构光通过投射条纹或编码图案，进一步反演形变场以恢复表面几何，在室内或遮光温室环境中表现出高精度与快速性的优势[54]。但该技术因对自然光及表面反射高度敏感，导致田间可用性受限[55-56]。针对露地应用，结构光与 ToF 技术宜定位为近景标定与局部真值获取工具，用于叶片曲面及小尺度器官精细测量，并与 TLS、UGV - LiDAR 结合，以开展从局部到整体的对比校准；同时，室外使用时可采用遮光罩与短曝光策略，结合 IMU 或里程计时间同步降低动态误差。这类技术更适合作为质量控制与标定环节嵌入到技术链路，不宜作为大尺度外业数据采集的主力手段。

2.2　多视图立体视觉方法

多视图立体视觉（MVS）利用不同角度采集的影像，通过几何约束与像素匹配生成稠密点云或网格模型，是果树形态建模与冠层体积测量的重要手段。多目与双目系统能以较低成本获取高分辨率结构数据，在果园行带中具有良好的适应性。然而，遮挡、视差不足和重复纹理常导致内部枝叶重建不完整，强光与曝光漂移易引起特征退化。为减小误差，采集阶段可沿用前文高分辨率相机的航线设计与参数规范，同时针对 MVS 特性补充优化：通过增加观测视角密度缓解内部遮挡问题，结合稀疏 LiDAR 或地面标尺实现尺度对齐，并在行端设置标志强化闭环约束，最终提升点云几何一致性与重建稳定性。

近期研究聚焦于 MVS 算法的自动化与深度学习融合。视频式 MVS 和基于学习的 PatchMatch 框架可在连续影像中快速估计深度，显著降低建图时延[57]。结合 Transformer 结构的 MVSNet 系列模型在复杂光照和密集冠层条件下保持较高精度，适用于大区域快速建模[26]。然而，果树内部枝叶的可见率仍有限，研究正通过融合地面或车载 LiDAR 影像实现结构补全与尺度统一，形成“空-地”数据协同的重建路径[43]。

2.3　深度学习方法

近年来，随着深度学习技术在三维感知领域的突破，果树三维重建研究已从传统的“影像-几何”和点云处理方法，转向原生三维网络与隐式表示的融合框架。在果园复杂场景下，基于点云的原生网络（如 PointNet + +、Point Transformer、RandLA - Net 等）被用于直接对激光雷达或结构光/多视图生成的点云进行实例分割、骨架化及结构量化，从而提取单株冠层体积、分枝长度、叶墙面积等关键特征[58]。此外，Neural radiance field（NeRF）和 3D Gaussian splatting（3DGS）等隐式场表示方法也被引入无人机影像中，支持在少视角采集数据的条件下快速生成高保真三维模型，尤其适用于遮挡严重、纹理复杂的果园环境[59]。例如，在桃园场景中运用了 3DGS - Ag 模型，以实现高质量果树场景重建[4]。在大尺度果园中，UAVO - NeRF 框架通过无人机影像、语义分割与隐式场表达，已实现场景级三维重建与语义分割集成[5]。多源融合模式通过整合无人机影像、地面激光雷达与车载扫描，构建“空中—地面—定点”平台的协同采集流程，并在深度学习模型支持下实现自动化定量测量，从而使三维重建在精度、遮

挡鲁棒性、信息完整性与可重复性方面较传统方法显著提升。未来研究方向将集中于网络轻量化、实时在线处理以及大规模商业化果园的“结构-功能”耦合建模应用。

2.4 基于点云的重建方法

2.4.1 平台与方式

点云重建注重显式几何一致性,适用于果园场景中对尺度统一性及实验复现性要求较高的研究[48]。基于点云的三维重建算法利用激光雷达、双目相机、UAV 倾斜摄影或其他传感器采集的点云数据,可生成高精度三维模型。工具链方面,CloudCompare 软件适用于数据可视化与交互质量控制(如配准残差分析、闭环检查、地面滤波参数审查),批处理与算法实现则可依托 Python 生态下的 PCL、Open3D 第三方库,或 Matlab 工具箱完成。基于 R 语言的 lidR 包在大面积园区数据的地面滤波、单木分割处理中技术成熟。

在配准上,常用 point-to-plane ICP(迭代最近点)/GICP(广义迭代最近点)与 NDT(正态分布变换算法)实现多视/多站对齐。移动载体依赖 LiDAR - IMU(可扩 GNSS/视觉)紧耦合 SLAM 抑制运动畸变、保证闭环与尺度一致性。多源融合中通常先由 LiDAR 或多视影像重建建立冠层的三维几何骨架,经空间配准后将各传感器数据对齐到同一坐标系,再将 RGB 纹理、多/高光谱植被指数和热红外温度场投影或插值到点云/网格上,作为每个体素或点的属性值,从而在弱光或局部遮挡场景实现“几何-生理”信息的联合表达。

2.4.2 点云尺度特征与重建方法对比

从点云来源与空间尺度特征看,不同平台获取的数据在覆盖范围、点密度和遮挡模式上存在显著差异,这在很大程度上限定了后续点云方法的可达精度与适用范围。空中获取的 UAV - LiDAR/UAV -RGB 点云主要服务于园区尺度的整体形态建模与尺度统一,在橄榄、葡萄等大区块场景中,可在短时作业内稳定给出树高、冠幅与体积估计,对水分梯度空间分布具有较好鲁棒性,但对冠层内部和树下区域的覆盖相对不足[60]。地面侧 MLS/UGV 获取的株-行尺度点云则能细致刻画树干骨架、叶幕和行间结构,适用于体积统计与在线逐株估计[46,61]。TLS 针对关键样株或小区提供高密度基准数据,支撑结构参数化与算法校核,在落叶期骨架提取中表现尤为稳定[62]。这类多源点云在空间尺度和细节层次上的互补,为下游几何方法与学习方法的组合应用提供了条件。

在方法层面,几何显式方法与统计/学习方法并行发展且分工逐渐清晰。以凸壳、α-shape 和切片为代表的外形法可快速输出体积与轮廓边界,但对 α 值、切片数及点密度敏感,在密植或冠层孔隙显著时易出现高估或低估。引入自适应切片可一定程度上贴近真实体积,但增加了参数调优和实现复杂度。体素法与骨架/QSM 更适于结构参数化和修剪指标提取,例如在落叶期基于 QSM 的一级分枝参数可稳定支撑修剪决策,但对高阶分枝仍存在低估倾向[62]。统计/学习方法在活力评估和果负载估算等任务中展现出较好的跨果园泛化能力,基于深度网络的冠幅/冠面积估计在阴影和复杂地形下通常优于传统几何方法,但尺度统一往往仍需 DSM/CHM 或 LiDAR 提供约束[63]。

2.4.3 误差来源与方法适用边界

从误差来源看,跨平台配准精度与尺度一致性基本决定了果树三维重建可达到的精度上限。空中影像侧的遮挡和覆盖不足是体积与果负载低估的主要成因,宜通过地面近景观测进行补盲;而切片、α-shape 等外形法对参数和点密度高度敏感,需随点密度与噪声水平进行自适应调整;LAI、光环境等指标则更适合采用体素表示与统计/学习融合策略进行估计[64]。

结合表 2 中代表性研究的成果,点云重建方法的适用边界与工程落地主要体现在以下 3 个维度:

(1)多平台协同是突破单一视角观测盲区的有效途径。研究表明,UAV - LiDAR 在干旱或坡地大区块中能稳定提取宏观参数,但对冠层内部的可见率受限;而将其与地面 TLS 或 MLS 联合,可显著补足内部结构与近景细节,降低单一传感器带来的视角偏差[40,60,65]。

(2)算法对点云密度与孔隙的敏感性决定了参数解析的精度边界。对于体积与叶墙面积计算,α-shape 切片与动态切片算法能较好地适应复杂外形与孔洞,但存在较高的参数自适应调优成本[46,66];对于骨架信息的提取,定量结构模型(TreeQSM)可稳定支持落叶期的分枝提取[62];而在生理与结构参数解析方面,引入深度网络(如 BPNN、HR - Net)则能显著提升茂密冠层下的参数拟合稳健性与跨园泛化能力[63-64]。

(3)算法的实时性与尺度一致性是打通作业闭环的关键。面向实际农事操作,基于惯导里程计的在线分割可实现逐株体积的同轨输出[61];而融合三维结构与健康特征的双驱建图,已成功应用于变量喷施与产量评估[15,69],但其实际效能高度依赖于跨平台数据在覆盖率与尺度区间上的严格对齐[67]。

综合而言，各类点云重建方法与感知平台之间并非简单的替代关系。园区基模构建与尺度统一宜采用 UAV－LiDAR/RGB，株-行尺度细化与在线估计宜采用 UGV/MLS，关键样株核验宜采用 TLS。只有在统一的尺度标定与质控约束下，针对具体任务需求（如大面积普查、小区精细修剪或在线变量作业）进行合理匹配，才能在计算成本、模型逼近精度与工程落地可行性之间取得最佳平衡。

表 2　果树三维重建代表性研究成果

Tab. 2　Representative research on 3D reconstruction of fruit trees

实验果树对象	要估计的指标	方法	软件	雷达类型/平台	文献序号
牛油果/夏威夷果/芒果	冠层结构参数	CANUPO 分割、ALS－TLS 融合	CloudCompare、RiSCAN PRO、ArcGIS	ALS＋TLS	[40]
龙安柚	冠层体积	椭球法 vs α-shape 切片（ASBS）	Matlab	MLS	[46]
苹果树	一级分枝长度/数量	定量结构模型（TreeQSM）	TreeQSM	TLS	[62]
苹果树	叶面积指数（LAI）	PLSR vs BPNN（偏最小二乘回归 vs 反向传播神经网络）	Matlab	MLS	[64]
葡萄树	冠层参数（系统比较）	定性/定量对比	LabVIEW、Metashape、CloudCompare	ALS＋MLS	[65]
血橙树	冠层体积	动态切片与重建算法	Matlab、RStudio、CloudCompare	MLS	[66]
橄榄树	树高/冠幅/体积	冠层结构参数提取	UAV－LiDAR 工作流	UAV－LiDAR	[60]
芒果	冠幅/冠面积	深度网络（HR－Net）＋混合数据集	PyTorch	UAV－RGB（影像测量）	[63]
开心果/杏仁	逐株体积（在线）	惯导里程计＋自适应分割（DBSCAN/谱聚类）	ROS、PCL	MLS（UGV）	[61]
梨/苹果	树位/骨架/冠量/花量	UAV－RGB 与 LiDAR 融合＋GNSS 精定位＋GUI 管线	OrchardQuant－3D	ALS＋MLS	[67]
桃	树干/冠层结构参数	点云特征提取与参数反演	Matlab、PCL	MLS	[68]
苹果	果实计数/产量估计	摄影测量＋稠密云回归	Metashape、COLMAP	UAV－RGB	[69]
梨树	变量喷施	冠层体积建模＋病害检测	平台侧同步感知	多源融合（UAV/UGV）	[15]

2.5　不同重建方法综合对比与适配选择

前文系统梳理了结构光法、多视影像法、深度学习法及基于点云的重建法 4 类主流果树三维重建技术，各类方法在技术特性与果园场景适配性上呈现出明显差异。结构光法凭借直接获取深度信息的优势，在遮光或室内环境中可实现精细结构建模，适用于局部真值校准与小尺度器官测量。但受自然光照与视野范围限制，其在户外露天果园场景的稳定性不足，难以支撑大范围数据采集。多视影像法依托低成本 RGB 相机与灵活的载体适配性，可较快完成全园或区块级尺度的三维建模，适合大范围普查与快速评估任务，但其依赖影像纹理特征，在强光逆光、冠层遮挡或重复纹理环境中易出现特征匹配偏差，影响重建完整性。深度学习法通过几何约束与语义学习的融合，在遮挡区域结构补全、跨场景泛化方面表现突出，能够缓解复杂冠层形态带来的建模难题，但需依赖标注数据集与一定算力支撑，技术部署门槛与处理成本相对较高。基于点云的重建法凭借 LiDAR 等设备获取的显式几何信息，在弱光、逆光环境中仍能保持稳定的精度与尺度一致性，可支撑单株精细参数提取与变量作业决策，不过硬件投入和数据处理参数调优对工程应用的部署效率提出了更高要求。

从工程实践的取舍逻辑来看，果树三维重建方法的选择需紧密结合任务目标与果园实际环境：对于大范围快速建模与低成本普查任务，多视影像法通常是优先选择，可通过优化采集路径与重建流程提升数据可靠性；在单株精细测量、真值校准或变量喷施等高精度需求场景，基于点云的重建方法更具优势，能为决策提供精准几何支撑；在复杂冠层遮挡或跨树种、跨物候建模场景中，深度学习法与点云法的融合有助于实现结构补全与尺度稳定的协同；在遮光或室内小范围场景的精细冠层结构参数测量任务中，结构光法可在精度与成本之间取得较好平衡。实际应用中，各类方法并非相互排斥，而是常通过“大范围建基模＋局部补细节＋遮挡区修正”的组合策略，形成适配不同果园场景的技术方案，为后续冠层结构参数检测的标准化流程提供方法层面的支撑。

在智慧果园应用中，三维重建结果更重要的作

用在于为株高、冠幅、冠层体积、叶墙面积、叶面积密度/孔隙度以及树干骨架等冠层结构参数提供统一的几何基准,并支撑不同时间和不同采集平台之间的对比分析。基于点云统一表达形式,后续内容将沿“配准—地面分离—单株分割—任务匹配的重建表达”处理链路,讨论上述典型冠层结构参数从三维重建结果中解析出来的具体方法及主要误差来源。

3 果树冠层结构参数检测关键技术流程

为服务处方喷施、负载管理与作业评估等闭环应用,本节聚焦点云主导的重建与表达链路。选择点云作为核心承载形式,主要基于 3 方面考虑:一是直接提供三维坐标、法向和局部密度等显式几何信息,便于在统一框架下计算结构参数;二是果园场景的主导误差多来自遮挡和尺度对齐,LiDAR/深度点云在弱光、逆光和密植行间的可见率与稳定性,显著优于仅依赖影像的深度估计;三是易与 IMU、GNSS、里程计等传感器融合,使采集轨迹和尺度在统一参考系下保持一致,便于跨平台拼接与多时相对比分析。

从冠层结构参数的角度看,点云需支持多种典型指标的解析:株高和冠幅通常由 CHM 或单株点云的包围盒来度量,用于描述树体空间占用范围;冠层体积多基于凸包、α 形状或体素累积等方法获得,是喷量估算、负载管理和生物量分析的几何基础;叶墙面积及行向投影面积依托冠层点云在树行方向上的投影或体素表面积统计,直接用于处方喷施与光能拦截评估;叶面积密度和冠层孔隙度可由体素内点密度和空隙比例的剖面分布推导,用于表征喷雾穿透性与通风透光状况;树干和分枝骨架参数则来自于骨架抽取后对主干、主枝的圆柱/圆锥拟合,是树形优化与精细修剪决策的重要依据。为给上述结构参数的稳定计算提供尺度统一、语义明确的三维输入,本节根据图 3 所示流程展开,在各流程环节剖析关键影响因素及可落地的质控要点[70]。

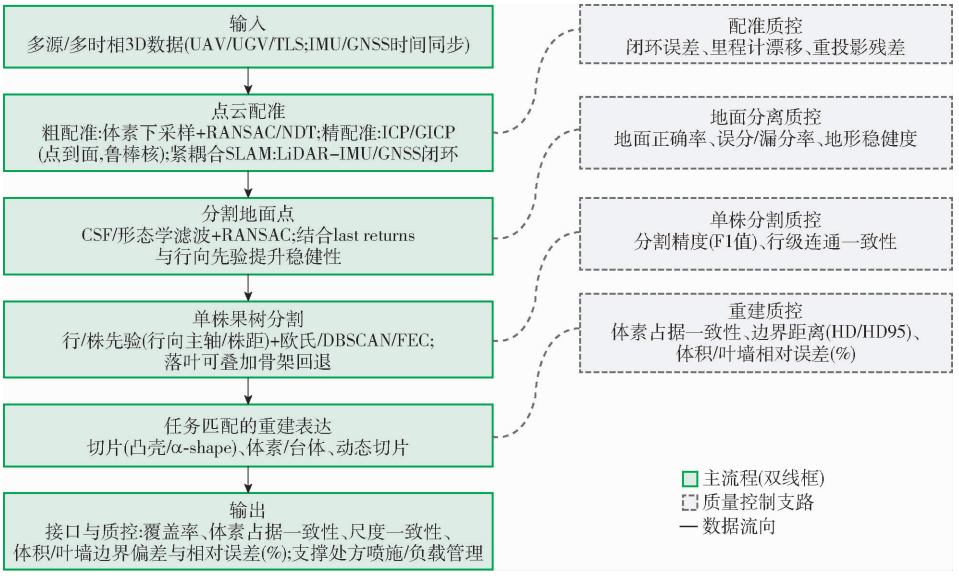

图 3 冠层结构参数检测关键流程

Fig. 3 Key process of canopy structural parameter detection

3.1 点云配准

点云配准的核心目标是将多视角、跨平台或多时相采集的三维数据统一到相同坐标系,为后续冠层分割与体积计算提供一致的尺度基准与位置参照。工程实践中普遍采用“粗对齐—精对齐—时空融合”渐进式处理策略:通过体素下采样降低数据量并保留关键几何特征,再基于稳健特征匹配获取初始位姿;在此基础上采用 point-to-plane ICP 或 GICP 算法,引入鲁棒核函数抑制异常点对配准结果的干扰以实现精准对齐。针对 UGV、背包式扫描设备等移动平台采集的数据,需集成 LiDAR - IMU(可扩展 GNSS 或视觉模块)紧耦合 SLAM 技术,有效抑制运动过程中的数据畸变与累计漂移。跨平台数据融合时优先完成尺度一致性校正,再开展高精度几何对齐操作;体素边长需与果树冠幅量级成比例设置,邻域尺度随点云密度自适应调整,避免细枝叶结构因过度平滑丢失几何细节。为保障后续冠层结构参数计算与多时相监测的可靠性,配准阶段需同步输出闭环误差、里程计漂移量及重投影残差等质量控制指标,作为后续株高、冠幅以及冠层体积和叶墙面积等参数在尺度有效性与位置对齐精度上的判定依据。

3.2 分割地面点

果园地表存在起伏、杂草与滴灌设施等干扰,

LSPF、RANSAC 等平面假设方法在坡地与微地形区域易产生误分或漏分[71-72]。相比之下，CSF、PMF、SMRF 等形态学/模拟类算法对起伏地表更稳健[73]。实践中常将大尺度形态学滤波与 RANSAC 精修按层次结合以剔除地物影响，利用行向先验（行向 Hough 或航迹线）增强地面点的带状连续性，在多回波数据中优先使用末回波（last return）构建地面候选，提升坡地识别稳定性与边缘一致性。为保证多时相数据复现性，建议将栅格分辨率、迭代次数、距离阈值等参数作为元数据固化并随数据归档[74]。地面模型的系统偏差会叠加到株高和冠层高度等指标中，进而影响基于高度剖分的体积分层与叶墙面积分层计算，尤其在多时相或跨平台对比时，小幅地面高程误差即可导致体积和叶墙面积差分结果的方向性判断出现偏差，因此需要对地面滤波结果进行定期抽样验证。

3.3　单株果树分割

单株分割准确性直接决定冠层结构估计精度。尤其在密植篱壁或冠层交叠场景中，若仅依赖全局聚类算法，易出现植株误切或冠层误并的问题。更稳健的处理流程为行株先验结合几何聚类：沿行向主轴构建带状感兴趣区域（ROI），结合树干候选与株距、行距统计先验确定初始切分带，其中树干候选通过随机抽样一致性算法（RANSAC）拟合圆柱或提取骨架线获取；在切分带内采用欧式聚类完成单株分离，欧式聚类可通过 k 近邻搜索树（KD-tree）优化检索效率，或直接采用快速欧式聚类（FEC）进一步提升计算速度，也可选用基于密度的空间聚类算法（DBSCAN）适配不同分布特征的点云；针对沿行向延展显著的冠层，增加沿行连通性约束实施二次合并或切分，减少碎簇与跨株连通引入的误差。落叶期或叶稀期可叠加骨架提取与拓扑一致性判别，对跨株连通的误分结果进行回溯修正。参数选择上，聚类半径、最小簇大小与 DBSCAN 算法的邻域半径需随点云密度与冠幅自适应调整，而非采用固定阈值；大区块批处理中优先使用 FEC 等快速聚类方法以降低时间复杂度[75]。从参数输出角度看，单株分割精度直接决定体积、叶墙面积等参数的稳定可比性，是“一株一喷量”等变量作业的前提。

3.4　任务匹配的重建表达

经过点云配准、地面分离与单株分割流程后，冠层结构参数（体积、叶墙面积、叶面积密度/孔隙度以及树干骨架等）的重建表达需要紧密匹配实际任务目标和点云可见性条件。在接口层，应统一输出覆盖率、体素占据一致性参数（如重叠度、一致性系数）、边界最大距离及其 95% 分位数、尺度一致性置信区间以及体积与叶墙面积的相对误差，为作业覆盖范围评估和药剂沉积改进量分析提供数据支撑。在具体任务层面，针对快速体积分级或在线评估，凸壳法、α-shape 法和切片法具有时延低、可解释性强的优势，切片间距需与点云间距及冠层尺度自适应调整，α 值随局部点云密度动态调节，并可叠加行向约束稳定冠层外形。叶墙面积（LWA）可通过切片侧壁周长与层高计算，或采用行向投影周长积分方式快速近似获取，为变量喷施提供初始喷量参考。对于树干和主枝等骨架参数，通常在高精度单株点云基础上叠加骨架提取与圆柱/圆锥拟合运算，输出主干/主枝长度、直径及分枝角等指标，用于树形调整、负载管理以及多时相骨架结构变化分析。若需同时获取体积与叶面积密度的联动指标，体素法或台体法更具优势，两类方法可同步输出体素占据情况与叶面积密度，其中体素长度建议设为冠层直径的1/15 ~ 1/10。台体法便于开展冠层纵向剖面对比与层化统计，更易与喷量模型、光效分析模型对接[15]。在冠层孔洞显著或关键目标株离线细化场景中，α-shape切片算法（ASBS）及动态切片法在形状逼近精度和不确定度控制上表现更优。其可作为“在线建模-离线校正”分工体系中的离线校正环节，基于单株分割后的高精度点云，优化体积与叶墙面积计算结果。

表 3 基于上述任务场景，归纳主流重建算法的适用范围，结合不同果树类型与数据来源明确算法优势、局限及结果输出要求，同时关联前文点云配准、地面分离、单株分割的质控指标，形成完整的质量控制链路。在此基础上，冠层体积、叶墙面积、叶面积密度/孔隙度以及骨架参数等可在统一质量约束下开展多时相对比与变化监测，更好地支撑变量喷施、修剪优化和负载管理等应用。

4　果树冠层三维重建与冠层检测的技术挑战及未来发展趋势

4.1　现存研究挑战

当前果树冠层的三维信息获取能力已显著提升，株高、冠幅、冠层体积和叶墙面积等指标在单园、单季内基本可以稳定估算。但面向不同树种、栽培模式以及跨年份、跨装备的推广应用，仍存在若干关键问题。

4.1.1　三维重建链路中的问题

（1）复杂冠层下观测盲区普遍存在

在密植篱壁、老树复壮和枝叶交错严重的园区，无论是基于 UAV 影像重建得到的稠密点云，还是地面 LiDAR 采集的点云，树冠内部和背阴侧结构的可

表 3 常用三维重建算法与典型冠层结构参数提取任务的匹配与应用示例

Tab. 3 Matching of common 3D reconstruction algorithms with typical canopy structural parameter extraction tasks and application examples

任务场景	代表树种/数据	适用算法	优势	局限	结果输出与质控要点
快速体积分级或在线评估[37,76]	蓝莓(MLS/手持)、葡萄(UGV-LiDAR)、苹果(UAV-RGB 稠密云)	凸壳法、α-shape 法、切片法;切片间距与冠层尺度、点间距自适应设置,α 值随局部点云密度调整,LWA 由切片侧壁或行向投影计算	实现流程简单、计算速度快,适用于区块/行带级体积分级与在线评估,LWA 可直接为变量喷施提供初始喷量	对点云孔洞和遮挡敏感,遮挡严重时体积易高估,LWA 对行向设置和切片步长较敏感	输出单株/区块体积、LWA 和覆盖率;给出体积与 LWA 的边界偏差(可含 95% 分位数),并记录切片间距、α 值等关键参数
体积与叶墙面积、密度联动[77]	柑橘、葡萄(UGV/MLS)、苹果(TLS 抽样)	体素法、台体法;体素边长一般设为冠层直径的 1/15 ~ 1/10,体素占据比与叶面积密度联动计算 LWA,台体法支持冠层纵向剖面与层化统计	可同时获得体积、LWA 及密度类指标,对冠层密度变化和孔隙分布更敏感,适用于“体积 + 健康状态”双驱动处方制定	体素边长和层化参数选择对结果稳定性影响较大,冠层密度不均时 LWA 容易出现局部波动	输出体积、LWA 及分层体素占据比;记录体素边长、层厚等参数,并结合配准尺度一致性和地面分离精度,给出体积与 LWA 的相对误差
关键株离线细化或孔洞显著场景[66]	柚子、血橙(UGV/MLS)、苹果(TLS)	动态切片法、ASBS;切片数量与 α 值自适应调整,对冠层孔洞和缝隙具有修正能力,LWA 采用切片-体素混合计算并结合 TLS 抽样数据校准	冠层形状逼近精度高、孔洞修正效果好,体积与 LWA 协同计算结果接近真值,适用于小区评估和模型标定	计算耗时较长、参数调优成本高,不适合全园在线建模及实时作业场景	输出细化前后体积、LWA 及差异(可含不确定度),统计覆盖率与尺度一致性,并记录 α 值、切片密度和 TLS 校准数据
骨架与体积联合计算(修剪或负载管理)[78]	苹果、梨(落叶期 TLS/MLS)	骨架提取结合圆柱拟合;在骨架基础上重建冠层外形,枝级体积与主枝长度、直径联动计算,LWA 叠加体素层化或行向投影优化	可同时输出枝级体积和骨架相关结构指标,与修剪决策和负载管理紧密相关,结构参数直观、便于解释	叶幕期点云易受遮挡影响,骨架对噪点和断裂较敏感,需要保证骨架连通性和数据完整性	输出枝级体积(可含置信区间)、骨架完整率及圆柱拟合残差;明确枝级截断与合并规则,并与人工量测进行一致性检验

见度均明显不足。已有研究表明,沿行飞行的无人机影像主要捕获叶墙外表面,树行内部及第 2 排树体的覆盖率显著不足,导致株高、冠层宽度及体积存在不同程度的低估[49];地面 LiDAR 在冠层厚度较大时,点云密度随深度迅速衰减[79],采用体素或切片方法估算体积与叶面积密度时易产生系统性偏差。这类“外层清晰、内部缺失”的现象在不同树种和树形中程度不同,但已成为果园三维重建的共性难题。

(2)多平台、多批次数据缺乏统一尺度和质量基准

实际工程中常见的配置是“一主一辅”模式,例如“UAV + 车载 LiDAR”或“喷雾机挂 LiDAR 单平台”。但不同团队在坐标基准、点云下采样策略、地面高程定义和行向确定等方面差异较大,即便采用类似硬件组合,得到的体积和叶墙面积结果往往难以直接对比。部分工作开始在方法中显式输出树行截面面积、点云覆盖率等中间量,为不同园区之间的结果对比提供了基础[80],但点云质量与结构参数误差之间的映射关系尚不清晰,例如覆盖率或配准残差达到何种水平时,体积和叶墙面积仍可视为可用,这在现有研究中普遍缺少定量刻画。

(3)处理流程自动化和实时性与田间作业节奏不匹配

目前绝大部分三维重建与点云处理仍然依赖“采集后离线处理”的模式:UAV 或 LiDAR 完成采集后于工作站进行三维重建、滤波、分株和参数计算,难以及时反馈给喷雾机、修剪机或运输调度。近年来出现了一些将 LiDAR 直接挂载在喷雾机或小车上的系统,在行进过程中实时计算树行截面密度、截面面积或叶面积等指标,用于喷量调控,证明了在线计算的可行性[77]。但这类系统多针对特定树种和园区进行定制,算法参数和控制逻辑难以迁移到其他树种和栽培模式,尚未形成通用、可配置的工程化方案[81]。

4.1.2 冠层结构参数监测中的问题

(1)结构参数类型偏少,难以全面反映冠层状态

当前果园三维应用中,使用最频繁的是树高、冠幅、冠层体积和叶墙面积等几类几何指标,已经能够支撑部分变量喷施和负载管理场景。但对于与喷雾

沉积、通风透光、倒伏风险等紧密相关的叶面积、冠层孔隙度、叶片空间分布及树干/主枝骨架等结构参数，系统性的果园研究仍较为有限，相关参数的监测方法、提取标准尚未形成完善体系[82]。即便针对叶面积这类已有一定研究基础的参数，其定义与计算口径在不同树种和整形方式下的适配性仍不足，且如何将其参数结果与喷雾量适配、透光率阈值设定等具体作业需求精准对应，行业内尚未形成普遍共识。

(2)多时相监测与不确定度表达不足

对于管理者而言，单一时刻的冠层体积、叶墙面积等静态参数，参考价值往往不及修剪、冻害、病害等关键事件发生前后的参数动态变化规律。当前大量研究仍集中在单季节或少数时相，对多时相数据在统一坐标系和统一质量约束下的对比关注较少。如果不显式考虑前述配准误差、地面高程差异和分株误差，多时相参数差分中不可避免地会混入重建误差，使得结构变化与处理误差难以区分，削弱了三维监测结果对精细管理的支撑作用。

(3)参数解析与作业闭环尚未形成稳定模式

已有研究通过 LiDAR 提取树冠截面密度和体积等指标，并将其映射到喷头开闭和局部喷量调节逻辑，验证了利用结构参数实现变量喷雾可以在保证防效的前提下显著降低药量[78]。但相关系统大多停留在单园区、单机型和单品种条件下的示范阶段，参数阈值和控制规则高度依赖当年的气候条件和栽培模式，缺乏可迁移的标定方法和调参与验收标准。与此同时，结构参数估计与作业路径规划、喷后沉积评估、产量记录之间的接口较弱，很难形成可以持续迭代的“参数—处方—执行—反馈”闭环数据链。

4.2　未来发展趋势

4.2.1　三维重建链路的优化方向

(1)针对观测盲区，协同优化栽培结构与数据采集策略

对于新建或改造果园，可以在栽培环节提前考虑三维观测的需求，例如推广树形规整、树高受控、行间通透性较好的栽培模式，在保证产量的前提下减小不可见区域的比例。对于既有果园，则应在采集设计中引入“冠层可见率”这一目标：通过适当降低传感器高度、增加少量侧向视角，或结合落叶期与叶幕期两季数据，使主干、主枝和叶幕外轮廓在全年内至少有一季能被完整观测。

(2)针对多平台、多批次数据的一致性问题，建立简洁可操作的尺度与质量约束

考虑到工程应用中常用的平台组合有限，建议未来围绕典型配置(如“UAV + 喷雾机挂 LiDAR”)构建一套简化的标定与质量控制流程：一方面通过固定的地面控制点或树干基准点，保证不同批次数据在同一坐标体系下；另一方面在软件层面统一输出少量关键质量指标，如点云覆盖率、平均点间距、配准残差和地面高程偏差等，并给出这些指标对应的结构参数精度等级。这样，不同园区和不同年份的数据可以在相同标尺下对比，后续参数模型与处方生成规则也更易迁移。

(3)针对自动化与实时性问题，面向作业设备设计分层的重建与计算模式

在精细研究中可以保留高精度、全流程的重建与点云处理，而在与农机装备结合时，更适合采用“粗重建 + 重点参数在线计算”的分层模式。例如在喷雾作业时，只保留树行方向上的局部点云，在设备上实时计算每一小段树行的冠层厚度、截面面积或简化叶面积指标，用于直接驱动喷头控制；高精度的体积、叶墙面积和骨架等可以在作业后离线计算，用于长周期的负载管理与修剪规划[83]。通过提前划分在线必算的指标和离线精算的指标，既可以减轻设备端计算负担，又能保证关键参数及时进入作业控制环节。

4.2.2　冠层结构参数监测与应用的拓展

(1)针对参数类型偏少问题，构建任务导向的结构参数集合

未来的参数体系不必追求一套方案适用于所有任务，而应围绕具体应用场景划分层次。对于变量喷施，重点是单株或树行截面的冠层体积、叶墙面积和一个简单的稠密度指标，便于直接映射到喷量和喷头开闭逻辑；对于修剪和负载管理，则需要补充主干直径、主枝长度、分枝角和树冠高度剖面等骨架相关参数；对于通风透光和病害风险评估，可以在前述指标基础上进一步引入叶面积或叶面积密度剖面。基于现有体积、叶墙面积和叶面积模型的基础上，按照任务对参数进行分组，并给出不同树种和整形模式下的推荐参数组合，有助于推动参数体系从习惯导向走向作业需求驱动。

(2)针对多时相监测不足问题，构建带质量约束的参数时间序列

若在修剪、疏果、冻害和病害发生前后评价结构变化，仅有多时相参数值还不够，还需要在时间轴上保持一致的尺度和质量约束。未来可以在处理链路中显式保留配准误差、地面高程误差和分株误差，并将其折算成体积、叶墙面积、叶面积密度等参数的置信区间，使参数变化可以在给定误差范围内解释。结合关键作业事件对时间序列进行标注，例如记录“冬剪后第几天”“冻害发生后一周”等，可为后续分析管理措施对结构变化的影响提供明确参照，也为

构建数字孪生果园提供更可靠的结构数据基础。

(3)针对闭环不完善问题,以示范工程逐步打通“参数—处方—效果”链路

相较于一次性的实验验证,更关键的是在典型园区长期运行一套相对稳定的技术组合。建议在苹果、柑橘、葡萄等代表性树种上,选择具备一定规模和管理基础的示范园区,围绕固定的传感器配置和作业设备,连续运行若干生长季:前端通过简化的三维重建输出任务所需的冠层结构参数,中端根据参数生成喷雾或修剪处方,后端通过沉积试验、病害发生记录和产量统计对处方效果进行量化评价,并据此迭代参数阈值和控制规则。这样可以逐步形成一批可复用的“参数—处方—效果”经验模板,降低其他果园采纳三维重建和结构参数监测技术的试错成本,也使本综述总结的各类方法真正融入智慧果园的日常管理流程。

参 考 文 献

[1] 邓秀新, 束怀瑞, 郝玉金, 等. 果树学科百年发展回顾[J]. 农学学报, 2018, 8(1): 24 - 34.
DENG Xiuxin, SHU Huairui, HAO Yujin, et al. A centennial review of the development of fruit tree discipline[J]. Journal of Agriculture, 2018, 8(1): 24 - 34. (in Chinese)

[2] WANG Y, JIA W, OU M, et al. A review of orchard canopy perception technologies for variable-rate spraying[J]. Sensors, 2025, 25(16): 4898.

[3] LI W, WAN A, LI J, et al. A review of data-driven key technologies for intelligent citrus systems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 111121.

[4] CHEN Y, XIAO K, GAO G, et al. High-fidelity 3D reconstruction of peach orchards using a 3DGS - Ag model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110225.

[5] PENG H, GUO S, ZOU X, et al. UAVO - NeRF: 3D reconstruction of orchards and semantic segmentation of fruit trees based on neural radiance field in UAV images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110631.

[6] GUO N, XU N, KANG J, et al. A study on canopy volume measurement model for fruit tree application based on LiDAR point cloud[J]. Agriculture, 2025, 15(2): 130.

[7] FAN G, NAN L, DONG Y, et al. AdQSM: a new method for estimating above-ground biomass from TLS point clouds[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18): 3089.

[8] KOLMANIČ S, TOJNKO S, UNUK T, et al. The computer-aided teaching of apple tree pruning and training[J]. Computer Applications in Engineering Education, 2017, 25: e21821.

[9] 吴升, 温维亮, 王传宇, 等. 数字果树及其技术体系研究进展[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 350 - 360.
WU Sheng, WEN Weiliang, WANG Chuanyu, et al. Research progress on digital fruit trees and their technical systems[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 350 - 360. (in Chinese)

[10] 麦春艳, 郑立华, 孙红, 等. 基于 RGB - D 相机的果树三维重构与果实识别定位[J]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊 1): 35 - 40.
MAI Chunyan, ZHENG Lihua, SUN Hong, et al. 3D reconstruction of fruit trees and fruit recognition and localization based on RGB - D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp. 1): 35 - 40. (in Chinese)

[11] KRAJEWSKI A, SCHUMANN A, EBERT T, et al. Management of citrus tree canopies for fresh-fruit production[J]. EDIS, 2021(1):SL485.

[12] MARÍN-BUZÓN C, PÉREZ-ROMERO A, TUCCI-ÁLVAREZ F, et al. Assessing the orange tree crown volumes using Google Maps as a low-cost photogrammetric alternative[J]. Agronomy, 2020, 10(6): 893.

[13] KISHORE K, SINGH H S, NATH V, et al. Influence of canopy architecture on photosynthetic parameters and fruit quality of mango in tropical region of India[J]. Horticulture, Environment, and Biotechnology, 2023, 64(4): 557 - 569.

[14] GUO S, CHEN C, DU G, et al. Evaluating the use of unmanned aerial vehicles for spray applications in mountain Nanguo pear orchards[J]. Pest Management Science, 2024, 80(7): 3590 - 3602.

[15] ZHANG J, CHEN Y, GU C, et al. A variable-rate spraying method fusing canopy volume and disease detection to reduce pesticide dosage[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110606.

[16] GIULIO C, MASSIMO V, PIETRO C. A systematic literature review on recent unmanned aerial spraying systems applications in orchards[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 10: 100708.

[17] ZHAO H, YANG S, LI W, et al. Orchard variable-rate spraying method integrating GNSS and wind-excited audio-conducted leaf area density[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1621080.

[18] DONG X, ZHANG Z, YU R, et al. Extraction of information about individual trees from high-spatial-resolution UAV-acquired images of an orchard[J]. Remote Sensing, 2020, 12(1): 133.

[19] HOBART M, PFLANZ M, WELTZIEN C, et al. Growth height determination of tree walls for precise monitoring in apple fruit production using UAV photogrammetry[J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1656.

[20] LIU H, ZENG X, SHEN Y, et al. A single-stage navigation path extraction network for agricultural robots in orchards[J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109687.
[21] DONG W, ROY P, ISLER V. Semantic mapping for orchard environments by merging two-sides reconstructions of tree rows [J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(1): 97 – 121.
[22] YIN Y, LIU G, LI S, et al. A method for predicting canopy light distribution in cherry trees based on fused point cloud data [J]. Remote Sensing, 2023, 15(10): 2516.
[23] LI D, XU L, TANG X S, et al. 3D imaging of greenhouse plants with an inexpensive binocular stereo vision system[J]. Remote Sensing, 2017, 9(5): 508.
[24] BISCAMPS J, GARCIA-RUIZ F, SALCEDO R, et al. Laboratory and field comparison of onboard and remote sensors for canopy characterisation in vineyards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110240.
[25] ZHANG C, CHEN Z, YANG G, et al. Removal of canopy shadows improved retrieval accuracy of individual apple tree crowns LAI and chlorophyll content using UAV multispectral imagery and PROSAIL model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108959.
[26] CHEN R, ZHANG C, XU B, et al. Predicting individual apple tree yield using UAV multi-source remote sensing data and ensemble learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 201: 107275.
[27] XU W, YANG F, MA G, et al. Multiscale inversion of leaf area index in citrus tree by merging UAV LiDAR with multispectral remote sensing data[J]. Agronomy,2023, 13(11): 2747.
[28] KIM S H, LEE S M, LEE S J. Using the multiple-sensor-based frost observation system (MFOS) for image object analysis and model prediction evaluation in an orchard[J]. Atmosphere, 2024, 15(8): 906.
[29] 俞龙, 洪添胜, 赵祚喜, 等. 基于超声波的果树冠层三维重构与体积测量[J]. 农业工程学报,2010,26(11):204 – 208.
YU Long, HONG Tiansheng, ZHAO Zuoxi, et al. 3D-reconstruction and volume measurement of fruit tree canopy based on ultrasonic sensors[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(11): 204 – 208. (in Chinese)
[30] MAGHSOUDI H, MINAEI S, GHOBADIAN B, et al. Ultrasonic sensing of pistachio canopy for low-volume precision spraying [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112: 149 – 160.
[31] 杨洲, 李洋, 段洁利, 等. 基于毫米波雷达的果园单木冠层信息提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 173 – 82.
YANG Zhou, LI Yang, DUAN Jieli, et al. Extraction of individual tree canopy information in orchards based on millimeter-wave radar[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 173 – 182. (in Chinese)
[32] 魏逸飞. 基于激光雷达和毫米波雷达融合的果园机器人导航系统研究[D]. 泰安:山东农业大学, 2023.
WEI Yifei. Research on orchard robot navigation system based on fusion of LiDAR and millimeter-wave radar[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2023. (in Chinese)
[33] RIVERA G, PORRAS R, FLORENCIA R, et al. LiDAR applications in precision agriculture for cultivating crops: a review of recent advances[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107737.
[34] TENG P, ZHANG Y, YAMANE T, et al. Accuracy evaluation and branch detection method of 3D modeling using backpack 3D LiDAR SLAM and UAV – SfM for peach trees during the pruning period in winter[J]. Remote Sensing, 2023, 15(2): 408.
[35] WANG M, DOU H, SUN H, et al. Calculation method of canopy dynamic meshing division volumes for precision pesticide application in orchards based on LiDAR[J]. Agronomy, 2023, 13(4): 1077.
[36] PAGLIAI A, SARRI D, LISCI R, et al. Development of an algorithm for assessing canopy volumes with terrestrial LiDAR to implement precision spraying in vineyards[J]. Agronomy Research, 2022, 20: 389 – 403.
[37] JIANG Y, LI C, TAKEDA F, et al. 3D point cloud data to quantitatively characterize size and shape of shrub crops[J]. Horticulture Research, 2019, 6: 43.
[38] 陈日强, 李长春, 杨贵军, 等. 无人机机载激光雷达提取果树单木树冠信息[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 50 – 59.
CHEN Riqiang, LI Changchun, YANG Guijun, et al. Extraction of individual fruit tree crown information by UAV-borne LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(22): 50 – 59. (in Chinese)
[39] HADAS E, JOZKOW G, WALICKA A, et al. Apple orchard inventory with a LiDAR equipped unmanned aerial system[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019, 82: 101911.
[40] WU D, JOHANSEN K, PHINN S, et al. Suitability of airborne and terrestrial laser scanning for mapping tree crop structural metrics for improved orchard management[J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1647.
[41] ITAKURA K, HOSOI F. Automatic individual tree detection and canopy segmentation from three-dimensional point cloud images obtained from ground-based LiDAR[J]. Journal of Agricultural Meteorology, 2018, 74(3): 109 – 113.
[42] VIDONI R, GALLO R, RISTORTO G, et al. ByeLab: an agricultural mobile robot prototype for proximal sensing and precision farming[C]// Proceedings of ASME IMECE 2017, 2017: Paper No. IMECE2017 – 71216 (V04AT05A057).
[43] MURRAY J, FENNELL J T, BLACKBURN G A, et al. The novel use of proximal photogrammetry and terrestrial LiDAR to quantify the structural complexity of orchard trees[J]. Precision Agriculture, 2020, 21(3): 473 – 483.
[44] MORENO H, VALERO C, BENGOCHEA-GUEVARA J M, et al. On-ground vineyard reconstruction using a LiDAR-based automated system[J]. Sensors, 2020, 20(4): 1102.

[45] 黄金其, 黄晶晶, 谢景鑫, 等. 基于移动式三维激光雷达的柑橘冠层结构信息的获取[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2022, 48(1): 109 - 113.
HUANG Jinqi, HUANG Jingjing, XIE Jingxin, et al. Acquisition of citrus canopy structure information based on mobile 3D LiDAR[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Sciences Edition), 2022, 48(1): 109 - 113. (in Chinese)

[46] LIU X, WANG Y, KANG F, et al. Canopy parameter estimation of *Citrus grandis* var. *Longanyou* based on LiDAR 3D point clouds[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1859.

[47] SHI Z, BAI Z, YI K, et al. Vision and 2D LiDAR fusion-based navigation line extraction for autonomous agricultural robots in dense pomegranate orchards[J]. Sensors, 2025, 25(17): 5432.

[48] JIANG A, AHAMED T. Development of an autonomous navigation system for orchard spraying robots integrating a thermal camera and LiDAR using a deep learning algorithm under low- and no-light conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 235: 110359.

[49] BREDE B, BARTHOLOMEUS H M, BARBIER N, et al. Peering through the thicket: effects of UAV LiDAR scanner settings and flight planning on canopy volume discovery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 114: 103056.

[50] CARAS T, LATI R N, HOLLAND D, et al. Monitoring the effects of weed management strategies on tree canopy structure and growth using UAV - LiDAR in a young almond orchard[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108467.

[51] LI Q, ZHU H. Performance evaluation of 2D LiDAR SLAM algorithms in simulated orchard environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108994.

[52] CHEN S, LIU H, FENG Z, et al. Applicability of personal laser scanning in forestry inventory[J]. PLOS ONE, 2019, 14(2): e0211392.

[53] JIANG S, QI P, HAN L, et al. Navigation system for orchard spraying robot based on 3D LiDAR SLAM with NDT_ICP point cloud registration[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108870.

[54] 束宏伟, 王玉伟, 饶元, 等. 融合三维结构光和叶绿素荧光的植株光合表型成像系统[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(1): 63 - 75.
SHU Hongwei, WANG Yuwei, RAO Yuan, et al. Plant photosynthetic phenotyping imaging system fusing 3D structured light and chlorophyll fluorescence[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(1): 63 - 75. (in Chinese)

[55] 张铭桂, 琚俊, 刘厚诚. 基于机器视觉的三维重建技术在蔬菜上的应用综述[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(9): 27 - 35.
ZHANG Minggui, JU Jun, LIU Houcheng. Review on application of machine vision-based 3D reconstruction technology in vegetables[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2024, 52(9): 27 - 35. (in Chinese)

[56] WANG J, ZHANG Y, GU R. Research status and prospects on plant canopy structure measurement using visual sensors based on three-dimensional reconstruction[J]. Agriculture, 2020, 10(10): 462.

[57] HUANG H, YAN X, ZHENG Y, et al. Multi-view stereo algorithms based on deep learning: a survey[J]. Multimedia Tools and Applications, 2025, 84(6): 2877 - 2908.

[58] 杨达成, 郭俊, 杨景, 等. 基于 NeRF 和改进 RandLA - Net 的果树三维重建与果实语义分割方法[J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(4): 528 - 537.
YANG Dacheng, GUO Jun, YANG Jing, et al. 3D Reconstruction and fruit semantic segmentation method of fruit trees based on NeRF and improved RandLA - Net[J]. Journal of South China Agricultural University, 2025, 46(4): 528 - 537. (in Chinese)

[59] LI J, QI X, NABAEI S H, et al. A survey on 3D reconstruction techniques in plant phenotyping: from classical methods to neural radiance fields (NeRF), 3D Gaussian splatting (3DGS), and beyond[J]. Plant Phenomics, 2025,7(4):100137.

[60] CANTÓN-MARTÍNEZ S, MESAS-CARRASCOSA F J, ROSA R D L, et al. Evaluation of canopy growth in rainfed olive hedgerows using UAV - LiDAR[J]. Horticulturae, 2024, 10(9): 952.

[61] ABEDI A, CLADERA F, FARAJIJALAL M, et al. Adaptive per-tree canopy volume estimation using mobile LiDAR in structured and unstructured orchards[J/OL]. arXiv preprint arXiv: 2506.08061,2025.

[62] ZHANG C, YANG G, JIANG Y, et al. Apple tree branch information extraction from terrestrial laser scanning and backpack-LiDAR[J]. Remote Sensing, 2020, 12(21): 3592.

[63] YANG Y, ZENG T, LI L, et al. Canopy extraction of mango trees in hilly and plain orchards using UAV images: performance of machine learning vs deep learning[J]. Ecological Informatics, 2025, 87: 103101.

[64] 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.

[65] 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.

[66] LI W, TANG B, HOU Z, et al. Dynamic slicing and reconstruction algorithm for precise canopy volume estimation in 3D citrus tree point clouds[J]. Remote Sensing, 2024, 16(12): 2142.

[67] XIA Y, LI H, ZHANG F, et al. OrchardQuant - 3D: combining drone and LiDAR to perform scalable 3D phenotyping for

characterising key canopy and floral traits in fruit orchards[J]. Plant Biotechnology Journal, 2025, 23(11): 4910.

[68] 钟丹, 陈鸿文, 王思, 等. 基于 MLS LiDAR 点云提取桃树结构参数[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(5): 182 – 187.
ZHONG Dan, CHEN Hongwen, WANG Si, et al. Extraction of peach tree structural parameters based on MLS LiDAR point cloud[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(5): 182 – 187. (in Chinese)

[69] HOBART M, PFLANZ M, TSOULIAS N, et al. Fruit detection and yield mass estimation from a UAV-based RGB dense cloud for an apple orchard[J]. Drones, 2025, 9(1): 60.

[70] SONG H, WEN W, WU S, et al. Comprehensive review on 3D point cloud segmentation in plants[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025, 15(2): 296 – 315.

[71] ZENG Q, MAO J, LI X, et al. Planar-fitting filtering algorithm for LIDAR points cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2008, 33(1): 25 – 28.

[72] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381 – 395.

[73] 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.

[74] ZHANG S, QU C, WU Z, et al. Integration of physical features and machine learning: CSF – RF framework for optimizing ground point filtering in vegetated regions[J]. Sensors, 2025, 25(19): 5950.

[75] CAO Y, WANG Y, XUE Y, et al. FEC: fast Euclidean clustering for point cloud segmentation[J]. Drones, 2022, 6(11): 325.

[76] 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 canopy volume from 3D point cloud based on improved α-shape algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 175 – 183. (in Chinese)

[77] CHAKRABORTY M, KHOT L R, SANKARAN S, et al. Evaluation of mobile 3D light detection and ranging based canopy mapping system for tree fruit crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 158:284 – 293.

[78] TANG H, XU Z, CHEN S, et al. Light efficacy estimation for fruit trees based on LIDAR point clouds: a case study on pear trees[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 324:112590.

[79] 周良富,宋海潮,周彬彬,等. 基于二维激光雷达的果树冠层结构信息检测方法研究[J]. 中国农机化学报,2024, 45(5): 147 – 153,2.
ZHOU Liangfu, SONG Haichao, ZHOU Binbin, et al. Study on detection method of fruit tree canopy structure information based on 2D LiDAR[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(5): 147 – 153,2. (in Chinese)

[80] TORRES-SÁNCHEZ J, ESCOLÀ A, ISABEL DE CASTRO A, et al. Mobile terrestrial laser scanner vs. UAV photogrammetry to estimate woody crop canopy parameters—part 2: comparison for different crops and training systems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212:108083.

[81] 金存献,贺磊盈. 果树枝干点云的在线配准与参数估计[J]. 电子科技,2025, 38(9): 71 – 78.
JIN Cunxian, HE Leiying. Online registration and parameter estimation of fruit tree branch point cloud[J]. Electronic Science and Technology, 2025, 38(9): 71 – 78. (in Chinese)

[82] 李昕昊,王思远,郭江鹏,等. 基于多孔介质模型的果园打药机装置参数优化与试验[J]. 河北农业大学学报,2025, 48(1): 136 – 144.
LI Xinhao, WANG Siyuan, GUO Jiangpeng, et al. Parameter optimization and experiment of orchard sprayer device based on porous medium model[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2025, 48(1): 136 – 144. (in Chinese)

[83] 李秋洁,黄政.基于多线激光雷达的主干形果树树干层级检测方法[J].农业机械学报,2026,57(2):152 – 160,264.
LI Qiujie, HUANG Zheng. Hierarchical trunk detection method of single-stem fruit trees based on multi-layer LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(2): 152 – 160, 264. (in Chinese)