

分类号: S23
学号: 20232509005

密级:
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于三维点云的红花采摘定位方法 及其轨迹规划

学位申请人	夏浩
指导教师	葛云 教授 周聪 高级工程师
申请学位类别	专业硕士
专业名称	机械
研究领域	机械工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子
2026年05月

分类号: S23
学 号: 20232509005

密 级:
单位代码: 10759

石河子大学

硕 士 学 位 论 文



基于三维点云的红花采摘定位方法 及其轨迹规划

学 位 申 请 人	夏浩
指 导 教 师	葛云 教授
	周聪 高级工程师
申 请 学 位 类 别	专业硕士
专 业 名 称	机械
研 究 领 域	机械工程
所 在 学 院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子
2026年05月

Localization Method and Trajectory Planning of Safflower Based on 3D
Point Cloud

A Dissertation Submitted to

Shihezi University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

By

Xia Hao

(Mechanical Engineering)

Dissertation Supervisor: Prof. Ge Yun

May, 2026

石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

学位论文独创性声明

本人所提交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名：夏浩

时间： 2026 年 5 月 25 日

使用授权声明

本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名：夏浩

时间： 2026 年 5 月 25 日

导师签名：葛云

时间： 2026 年 5 月 25 日

摘要

红花是新疆重要特色经济作物，但其花期短、采集中，目前仍以人工采摘为主，存在劳动强度大、效率低、品质不均等问题。同时，红花植株结构复杂、果球遮挡严重，传统二维视觉难以实现精准定位与稳定路径规划。为此，本文面向红花自动化采摘需求，提出基于三维点云的采摘定位与轨迹规划方法，通过三维重建获取点云数据，结合点云分割与目标定位确定采摘点，并实现采摘路径规划。本文主要研究内容如下：

(1) 针对田间非结构化环境中红花三维结构信息难以准确获取的问题，本文构建了多视图三维点云采集与重建方法。结合运动恢复结构-多视图立体 (Structure from Motion-Multi-View Stereo, SfM-MVS) 重建方法生成高密度红花三维点云模型，构建基于双目测距原理的三相机标定与配准系统，构建可视化交互界面，实现多视图图像同步采集与空间坐标统一表达；并通过滤波与下采样优化处理提升点云质量，为后续语义分析提供可靠数据基础。

(2) 针对红花花丝结构细小、空间分布复杂及背景干扰严重等问题，提出一种改进的 PointNet++ 三维语义分割网络。通过引入 Star Blocks 星型注意力模块增强局部关键区域特征表达能力，引入上下文锚定注意力 (Context Anchor Attention, CAA) 模块强化全局语义关联，同时采用深度可分离卷积 (Depthwise Separable Convolution, DSC) 结构提升特征提取效率与边界识别能力。实验结果表明，改进模型在平均交并比 (Mean Intersection over Union, mIoU) 达到 68.82%，分类精度达到 86.83%，均优于原始网络结构。显著提升了花丝与果球区域的分割准确性与鲁棒性。

(3) 针对传统二维视觉定位难以准确表达红花空间姿态的问题，本文提出融合语义信息与几何约束的三维采摘点定位方法。通过计算花丝与果球点云形心，构建“双形心几何约束模型”，结合主方向与定向包围盒 (Oriented Bounding Box, OBB) 参数分析，确定红花最优采摘点位置，实现采摘点在三维空间中的精确表达。

(4) 针对红花多目标采摘过程中路径规划效率低及优化稳定性不足的问题，本文提出改进粒子群-麻雀搜索混合路径规划方法。在传统粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 基础上，引入惯性权重线性递减策略与粒子更新机制优化，并融合麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 构建改进粒子群优化-麻雀搜索算法 (Improved Particle Swarm Optimization- Sparrow Search Algorithm, IPSO-SSA) 混合优化模型，实现采摘序列与路径长度的协同优化。同时设计门型采摘轨迹模型，并采用圆弧过渡策略实现轨迹平滑处理。最终通过采摘试验验证，系统平均采摘成功率达到 75.68%。综合试验验证结果表明，本文提出的三维点云红花采摘定位与轨迹规划方法在定位精度、路径优化效果及算法稳定性方面均表现优良，能够有效提升红花采摘作业的空间感知能力与执行效率。

关键词：红花；多视图重建；语义分割；采摘点定位；路径规划

Abstract

Carthamus tinctorius L. (safflower) is an important specialty cash crop in Xinjiang. However, due to its short flowering period and concentrated harvesting window, safflower picking still relies predominantly on manual labor, resulting in high labor intensity, low operational efficiency, and inconsistent product quality. Meanwhile, the complex plant architecture of safflower and severe occlusion caused by fruit balls hinder traditional two-dimensional vision systems from achieving accurate target positioning and stable path planning. To meet the urgent demand for automated safflower harvesting, this thesis proposed a three-dimensional (3D) point cloud-based method for picking point localization and trajectory planning. 3D reconstruction was employed to acquire point cloud data, picking points were determined through point cloud segmentation and target localization, and picking path planning was finally completed. The main contributions of this work are summarized below:

(1) To address the challenge of acquiring accurate 3D structural information of safflower in unstructured field environments, the Structure from Motion-Multi-View Stereo (SfM-MVS) reconstruction method was adopted to generate high-density 3D point cloud models of safflower plants. A three-camera calibration and registration system based on binocular ranging principles was constructed, and a dedicated visual interface was developed to enable synchronous multi-view image acquisition and unified spatial coordinate representation. Filtering and down-sampling optimizations were performed to improve point cloud quality, providing a reliable data foundation for subsequent semantic analysis.

(2) To tackle the difficulties posed by slender safflower filaments, complex spatial distribution, and severe background interference, an improved PointNet++ 3D semantic segmentation network was proposed. The Star Blocks attention module was introduced to enhance feature representation in key local regions, and the Context Anchor Attention (CAA) module was integrated to strengthen global semantic correlation. Meanwhile, Depthwise Separable Convolution (DSC) was adopted to improve feature extraction efficiency and boundary recognition capability. Experimental results demonstrated that the improved model achieved a mean Intersection over Union (mIoU) of 68.82% and a classification accuracy of 86.83%, both outperforming the original network structure. The proposed model significantly enhanced the segmentation accuracy and robustness for filament and fruit ball regions.

(3) For picking point localization, a 3D positioning method fusing semantic information and geometric constraints was proposed. By calculating the centroids of filament and boll point clouds respectively, a dual-centroid geometric constraint model was established. Combined with principal direction analysis and Oriented Bounding Box (OBB) parameter extraction, the optimal picking point of each safflower flower was determined, realizing accurate 3D spatial representation of picking points. This method effectively overcame

the limitations of 2D positioning, including the lack of depth information and insufficient spatial pose inference capability, and improved positioning stability under complex structural conditions.

(4) Aiming at the low path planning efficiency and insufficient optimization stability in multi-target safflower picking, an improved hybrid Particle Swarm Optimization-Sparrow Search Algorithm (IPSO-SSA) was proposed for path planning. Based on the traditional Particle Swarm Optimization (PSO), a linear decreasing inertia weight strategy and an optimized particle update mechanism were introduced. Integrated with the Sparrow Search Algorithm (SSA), a hybrid IPSO-SSA optimization model was constructed to collaboratively optimize the picking sequence and path length. Meanwhile, a gate-type picking trajectory model was designed, and an arc transition strategy was adopted for trajectory smoothing. Field picking tests verified that the system achieved an average picking success rate of 75.68%. Comprehensive experimental results demonstrated that the proposed 3D point cloud-based safflower picking positioning and trajectory planning method exhibited excellent performance in terms of positioning accuracy, path optimization performance, and algorithm stability, and effectively improved the spatial perception capability and operational efficiency of safflower harvesting systems.

Key words: Safflower; multi-view reconstruction; semantic segmentation; picking point localization; path planning

目 录

摘 要.....	I
Abstract	II
目 录.....	IV
主要符号表.....	VII
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景和意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 研究内容.....	14
1.4 技术路线.....	16
1.5 本章小结.....	17
第 2 章 红花多视图重建与三相机点云生成方法.....	18
2.1 红花三维数据采集需求分析.....	18
2.2 设备选型及优势分析.....	19
2.3 基于多视图几何的红花三维重建方法.....	21
2.3.1 采集流程设计.....	21
2.3.2 图像对齐与点云生成.....	23
2.4 基于双目测距的三相机红花点云获取方法.....	25
2.4.1 相机的成像模型.....	25
2.4.2 畸变校正.....	27
2.4.3 双目测距原理.....	28
2.4.4 基于双目测距原理的三相机标定.....	29
2.4.5 MATLAB 标定流程.....	32
2.4.6 三相机配准生成点云.....	35
2.4.7 红花点云数据的标注规则.....	38
2.5 本章小结.....	39
第 3 章 基于改进 PointNet++ 的红花点云语义分割方法.....	40
3.1 基于 PointNet++ 的语义分割算法.....	40
3.1.1 核心设计理念.....	40
3.1.2 在红花分割中的适用性与局限.....	42
3.2 改进 PointNet++ 红花点云语义分割网络.....	43
3.2.1 网络整体结构设计.....	43

3.2.2 Star Blocks 星型注意力模块	43
3.2.3 上下文锚定注意力 (CAA) 模块	44
3.2.4 深度可分离卷积 (DSC) 模块	45
3.3 实验验证与分析	46
3.3.1 消融实验与结果分析	47
3.3.2 不同三维点云模型分割结果与讨论	49
3.4 本章小结	51
第 4 章 融合语义信息的红花采摘位置定位	52
4.1 面向采摘定位的红花点云语义分割结果处理	52
4.1.1 红花果球双形心计算方法	53
4.1.2 基于花丝与果球形心的采摘点确定	53
4.1.3 红花采摘目标点云包围盒构建	54
4.2 红花采摘位置计算方法	56
4.2.1 基于空间向量的红花采摘主方向计算	57
4.2.2 基于 OBB 的红花采摘距离计算	58
4.3 采摘点定位验证实验	58
4.4 本章小结	61
第 5 章 基于三维点云的红花采摘轨迹规划	62
5.1 基于改进 PSO 的三维采摘路径规划设计	64
5.1.1 传统 PSO	64
5.1.2 传统 PSO 在三维场景中的局限性与改进策略设计	65
5.2 IPSO-SSA 算法性能对比实验	69
5.3 红花采摘轨迹优化	71
5.3.1 红花采摘轨迹优化方法研究	71
5.3.2 门型采摘轨迹模型构建	72
5.3.3 固定高度门型轨迹对比实验	75
5.4 采摘机械臂台架试验验证	77
5.4.1 试验平台构建	77
5.4.2 试验流程设计	77
5.4.3 试验结果与指标分析	79
5.5 本章小结	80
第 6 章 结论与展望	81
6.1 结论	81
6.2 展望	82

参考文献.....	83
致谢.....	90
作者简介.....	91

主要符号表

一、缩略词表

英文缩写	英文全称	中文全称
AABB	Axis-Aligned Bounding Box	轴对齐包围盒
ACA	Ant Colony Algorithm	蚁群算法
Adam	Adaptive Moment Estimation	自适应矩估计优化器
Bbox	Bounding Box	边界框
CAA	Context Anchor Attention	上下文锚点注意力机制
CNN	Convolutional Neural Networks	卷积神经网络
DSC	Depthwise Separable Convolution	深度可分离卷积
FCM	Fuzzy C-Means	模糊聚类
FCN	Fully Convolutional Network	全卷积神经网络
FN	False Negative	假阴性
FP	False Positive	假阳性
FPS	Farthest Point Sampling	最远点采样
GA	Genetic Algorithm	遗传算法
GWO	Grey Wolf Optimizer	灰狼优化算法
HSI	Hue-Saturation-Intensity	色调-饱和度-强度
ICP	Iterative Closest Point	迭代最近点
IPSO	Improved Particle Swarm Optimization	改进粒子群优化
IPSO-SSA	Improved Particle Swarm Optimization-Sparrow Search Algorithm	改进粒子群优化-麻雀搜索算法
LCCP	Locally Convex Connected Patches	局部凸连接区域
mAP	Mean Average Precision	平均精确率的平均
mIoU	Mean Intersection over Union	平均交并比
MLP	Multi-Layer Perceptron	多层感知机
MVS	Multi-View Stereo	多视图立体
NeRF	Neural Radiance Field	神经辐射场
OBB	Oriented Bounding Box	定向包围盒
PCA	Principal Component Analysis	主成分分析
PSO	Particle Swarm Optimization	粒子群优化

续表缩略词表

英文缩写	英文全称	中文全称
R-CNN	Region-based Convolutional Neural Networks	基于区域的卷积神经网络
ROI	Region of Interest	感兴趣区域
RRT	Rapidly-exploring Random Tree	快速扩展随机树
SCNN	Spherical Convolutional Neural Network	球面卷积神经网络
SfM	Structure from Motion	运动恢复结构
SIFT	Scale-Invariant Feature Transform	尺度不变特征变换
SSA	Sparrow Search Algorithm	麻雀搜索算法
TN	True Negative	真阴性
ToF	Time of Flight	飞行时间
TP	True Positive	真阳性
TSP	Traveling Salesman Problem	旅行商问题
WOA	Whale Optimization Algorithm	鲸鱼优化算法

二、英文及希腊字母符号表

符号	物理意义	符号	物理意义
f	相机焦距, mm	u_0	图像主点横坐标, pixel
v_0	图像主点纵坐标, pixel	γ	像素坐标轴倾斜系数
R	旋转矩阵	T	平移向量, m
E	单位矩阵	λ	特征值
v	特征向量	μ	均值
σ	惩罚因子	α	权重系数
β	学习因子	π	圆周率
r	圆弧半径	d	两点之间的距离, m
n	样本数量	β	启发函数重要程度因子
x_i	第 i 个粒子的位置	v_i	第 i 个粒子的速度
p_{best}	个体历史最优位置	g_{best}	全局最优位置
w	惯性权重	w_{max}	惯性权重的最大值
w_{min}	惯性权重的最小值	c_1	个体学习因子
c_2	群体学习因子	d_{ij}	节点 i 与 j 之间距离, m
L	路径总长度	S	搜索空间
t	当前迭代次数	T_{max}	最大迭代次数

第 1 章 绪论

1.1 研究背景和意义

红花 (*Carthamus tinctorius* L.) 是一类兼具药用与油料利用价值的特色经济作物, 在我国新疆等干旱地区种植较为普遍。其采收对象主要为花丝部分, 该部位富含红花苷及红花黄色素等有效成分, 在活血通经及散瘀止痛等方面具有一定药理作用, 因此在中医药原料供应中占有重要地位。近年来, 随着市场需求不断增长, 红花种植规模逐渐扩大, 采收作业的效率问题也随之受到更多关注。

红花花丝具有明显的时效性特征。在自然条件下, 花丝成熟后可保持较好品质的时间较短, 一旦超过适宜采摘阶段, 容易出现萎蔫或色泽变暗等现象, 从而影响其内在成分含量及商品等级^[1]。与此同时, 红花并非集中开花作物, 而是呈现分批次开放的特点。如图 1-1 所示, 单株果球通常分三次开花, 其中首批开放数量最多, 约占整体产量的 60% 左右, 其余两批各占约 20%。不同批次之间间隔时间较短, 一般为 4~5 天, 最佳采摘状态为整个花丝完全开放, 整个采收过程持续时间通常不超过两周^[2]。因此, 一旦某一阶段未能及时完成采摘, 往往会直接造成对应比例的产量损失, 这在实际生产中较为常见。当前红花采收方式仍以人工为主^[3]。然而, 由于采收时间多集中在夏季, 该阶段同时也是棉花、葡萄等作物的繁忙作业期, 区域劳动力需求叠加明显, 用工紧张问题时有发生。此外, 红花花丝结构细弱, 与果球连接较为紧密, 人工操作过程中若施力不均, 容易出现拉断花丝或采摘不彻底的情况, 从而影响后续加工质量。相比之下, 传统机械采收虽可提高作业速度, 但由于设备难以准确判断花朵空间位置, 往往会对植株产生一定损伤, 进而影响后续批次红花的正常开放。

单纯依赖二维图像视觉的方法在红花田间环境中适应性有限。红花多分布于地形起伏明显、杂草较多的非结构化场景, 光照变化也较为剧烈, 这些因素均会干扰图像特征提取过程, 使得定位结果稳定性不足, 误差在部分情况下可超过 20 mm, 难以满足精细化采摘需求。同时, 由于植株高度差异明显, 果球分布缺乏固定规律, 现有检测算法在建立统一特征表达模型时存在一定困难。这种由生长形态复杂性带来的识别与定位问题, 在一定程度上制约了红花采收装备向自动化和规模化方向发展^[4]。



图 1-1 红花开花时间

Fig.1-1 Flowering time of safflower

随着人工智能技术的发展，以及机器人控制、环境感知和自动导航等相关领域的持续进步，面向农业生产的智能采摘装备逐渐受到关注。在红花采收场景中，已有研究尝试将机器视觉与多类型传感器应用于目标识别与作业路径规划。传统图像技术对环境条件依赖较强，当出现强光、阴影或天气变化时，图像特征稳定性容易下降，进而影响定位结果的可靠性。激光雷达虽能够获取较为完整的空间结构信息，但设备成本较高、安装空间需求较大，在中小规模农机装备上的推广仍面临现实约束。相比之下，三维点云感知技术近年来逐渐受到重视。该技术能够直接获取目标与环境的空间几何信息，在复杂场景下具备较好的结构表达能力，在作物目标识别与空间定位方面展现出一定潜力^[5]。

随着相关算法研究不断深入，基于三维点云的数据处理与路径规划方法也逐步增多，特别是结合深度学习与机器视觉的特征提取策略，使采摘机器人在部分作业条件下取得了较为稳定的应用效果。尽管如此，三维点云技术在农业领域的研究多集中于果蔬类作物，对红花这一具有分批开花特征且空间分布不规则的作物关注相对较少^[6]。但针对红花三维点云数据采集与路径规划的系统研究仍相对不足。在实际采摘过程中，作业效率不仅取决于目标识别精度，还与采摘顺序安排及机械运动轨迹密切相关。若采摘路径规划不合理，即使定位精度较高，也可能导致作业时间延长或机械干涉风险增加。因此，将三维点云定位与路径优化方法进行融合研究，对于提升红花采摘作业的整体性能具有现实意义。

1.2 国内外研究现状

在红花采摘作业中，三维定位通常依赖激光雷达或深度相机等传感设备获取植株及周围环境的空间信息，并据此构建点云数据模型，为后续目标识别与作业决策提供参考依据。基于获取的三维点云，可对红花果球及花丝区域进行识别与分割，通过分析其空间结构特征提取关键几何参数，从而确定适宜的采摘位置。在采摘点确定后，机器人系统需要结合田间环境点云信息进行作业路径规划。通过对运动轨迹进行优化设计，使机械臂在满足避障要求的前提下尽量减少不必要的位移与姿态调整，以提高整体作业效率。

在实际运行过程中，合理的路径规划不仅有助于降低机械干涉风险，还能够提升运动过程的连续性与稳定性。

总体来看，将三维定位方法与目标识别及路径规划策略相结合，有助于增强红花采摘过程中的空间感知能力，使作业执行更加可控。同时，相比单纯依赖人工经验判断，该类技术在一定程度上能够减少操作随机性，对采摘质量保持与作业安全性提升具有积极作用。

（1）作物目标识别研究现状

作物目标识别是农业智能化采摘机器人中的关键技术环节，其识别精度与鲁棒性直接关系到后续采摘点定位与作业轨迹规划的可靠性。近年来，伴随人工智能、计算机视觉及深度学习技术的快速发展，作物目标识别逐渐由传统的图像处理与人工特征提取阶段，演化为基于机器学习和深度神经网络的智能视觉感知模式。然而，在深度学习算法尚未广泛应用的早期阶段，大量研究仍以颜色、纹理与几何结构等显性特征为核心，通过经典图像分割与形态学分析方法实现作物目标的初步识别与提取，并在农业采摘机器人视觉系统发展过程中发挥了重要基础性作用。

在作物视觉识别的早期研究中，颜色信息与形态特征因获取方便、计算量较低，被广泛用于目标区域的提取与判别。围绕花卉目标检测问题，Qinghua Yang 等^[7]采用 HSV 色彩空间结合基于 S 分量的快速模糊 C 均值 (Fuzzy C-Means, FCM) 聚类算法对图像进行分割，有效提取了杭白菊花朵区域并削弱了背景干扰，识别准确率达到 85%，显著提升了目标花朵提取效果。在此基础上，为进一步增强杭白菊采摘机器人的视觉定位能力，其后续提出了一种基于最小二乘支持向量机的彩色图像分割方法，该方法将分割准确率提升至 90% 以上，如图 1-2 所示，体现出较好的适用性^[8]。进一步研究发现，自然光照下的高光反射及低对比度区域会显著影响分割稳定性。Lei Zhang 等^[9]提出一种结合颜色特征增强与形态学处理的茶芽识别方法，通过利用 RGB 模型中 G-B 分量差异对嫩芽区域进行强化并提取完整轮廓，在静态光照条件下识别成功率达到 85.12%。随后，Lei Zhang 等^[10]针对自然光照下茶芽表面高光反射与老叶低对比度问题，提出基于改进流域算法的分割方法，通过通道分离与对比度增强实现茶芽区域的精确提取，平均分割准确率达到 95.79%，说明合理利用颜色与结构信息有助于提升复杂环境下的识别效果。

除了对植株局部器官的识别，颜色与形态特征的深度融合也被广泛应用于粮食品种的辨识。杨蜀秦等^[11]提出基于稀疏表示的大米品种识别方法，通过融合 HSI 颜色特征与形态特征构建特征向量，并以最小重建误差完成品种判别，对六类大米获得了 99.6% 的综合识别准确率，但其对特征相近样本仍存在一定误判风险。然而，前述研究多侧重于理想环境，自然生境中普遍存在的果实遮挡与重叠仍是制约识别完整性的主要瓶颈。为此，Jun Lu 等^[12]提出基于颜色信息融合与轮廓片段重组的柑橘检测与遮挡恢复方法，从而提升了目标区域提取的完整性与识别鲁棒性。此外，毛文华等^[13]提出利用植物多种特

征实现田间杂草自动识别的方法，利用颜色特征分割土壤背景，通过形态特征后处理误识别的作物和杂草，如图 1-3 所示，方法具有较高的识别率和较快的识别速度。



图 1-2 杭白菊识别

Fig.1-2 Identification of Hangzhou white chrysanthemum

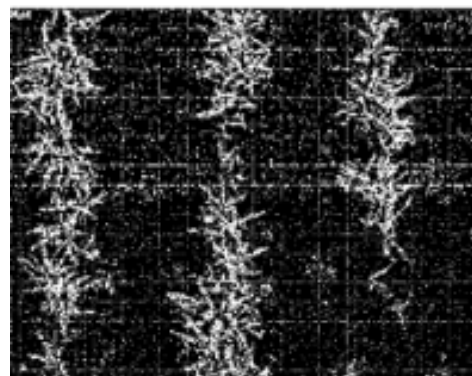


图 1-3 杂草识别

Fig.1-3 Weed identification

综上所述，基于颜色与形态特征的传统视觉识别方法在作物目标识别研究的早期阶段发挥了重要支撑作用，不仅为相关问题的建模与分析提供了有效思路，也为后续高精度识别算法的发展奠定了方法基础。然而，该类方法在复杂自然环境下的鲁棒性、三维空间信息表达能力以及对结构遮挡情形的适应性方面仍存在一定不足，从而推动了深度学习方法与三维视觉技术在该领域的进一步应用与发展。

近年来，针对传统视觉方法在复杂田间环境中鲁棒性不足、对光照变化、遮挡敏感等问题，学者们逐渐将深度学习技术引入作物目标识别领域，并在特征表达能力、检测精度及环境适应性方面取得了显著进展。Thiago T. Santos 等^[14]面向果园环境中葡萄形态差异大、颜色变化显著及遮挡严重等问题，提出基于深度卷积神经网络与三维关联的葡萄检测、分割与跟踪方法，实验结果表明 Mask R-CNN 在实例分割任务中表现突出，F1 分数为 0.91，优于 YOLO 系列模型。Zhi-feng Xu 等^[15]在 YOLOv3-tiny 基础上构建轻量化特征提取网络，并结合多尺度与数据增强策略，在有效降低计算量的同时提升了番茄目标检测精度与鲁棒性，F1 分数达到 91.92%，CPU 平台实时检测速度可达 25 fps，为嵌入式农业识别提供了可行方案。现有研究在提升检测精度与实时性方面取得了积极进展，但在小目标识别与复杂背景干扰抑制方面仍存在进一步优化空间。

针对田间环境中小尺度作物目标占比高、背景纹理复杂等特点，研究者开始更加关注轻量化网络结构与多尺度特征融合策略的设计。Chao Qi 等^[16]提出轻量级 MC-LCNN 网络，实现药用菊花芽期目标的精准实时检测，AP₅₀达 93.06%、推理速度达 109.28 fps。同时进一步提出 TC-GAN 及 TC-YOLO 模型检测茶菊，通过 Res2Net 结构优化，最终获得 90.09%的平均精度，并在 Jetson TX2 上实现 0.1 s 的推理速度^[17]。在经济作物目标检测研究中，深度学习方法已被广泛应用于采摘对象识别等关键环节。例如，在名优茶检测领域，Wenkai Xu 等^[18]针对茶芽与叶片在颜色及形态上相似的问题，将 YOLOv3 快速