doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.005

基于 CS－YOLO 11n 的柑橘识别与采摘技术研究

李　涵[1]　秦瑞萌[1]　左治江[1]　尹子瑞[1]　张俊峰[2]
（1.江汉大学湖北省专用装备智能测控工程研究中心，武汉 430056；
2.武汉市农业科学院农业机械化研究所，武汉 430207）

摘要：针对自然果园环境下的柑橘自动化采摘需求，构建了一套融合视觉感知、目标定位与采摘执行于一体的机器人作业系统。针对果实与果梗在识别过程中存在的尺度差异大、果梗目标细小且形态复杂等问题，提出一种改进 YOLO 11n－seg 的柑橘果实与果梗分割方法 CitrusSeg－YOLO 11n（CS－YOLO 11n）。通过引入 ADown（Average downsampling）下采样模块实现模型轻量化，并在骨干网络及小尺度检测分支中融合 SimAM（Simple attention module）与 ECA（Efficient channel attention）注意力机制，强化关键特征表征能力，提升小目标分割精度。基于柑橘果实与果梗分割结果，结合二者的空间生长关系建立约束条件，实现目标果梗匹配，并进一步确定最优采摘点位置。为实现柑橘果实无损采摘，设计了一种绳驱动剪切式末端执行器，通过夹持与切割机构协同作业实现果实采摘，提高果实采摘后的完整性。试验结果表明，CS－YOLO 11n 在柑橘果实与果梗分割任务中的召回率、mAP@50 及 F1 分数分别达到 89.82%、91.27% 和 90.41%，柑橘果实与果梗精确率分别达到 94.11% 和 87.71%，采摘点定位率为 89.60%，末端执行器切割成功率为 86.67%，该系统的整机采摘成功率为 81.67%，平均采摘时间为 24.22 s/个。表明该系统能够在当前自然果园试验条件下完成柑橘识别、定位及采摘流程，验证了所提出视觉引导采摘技术路线的可行性。

关键词：柑橘采摘机器人；采摘点定位；深度学习；YOLO 11n－seg
中图分类号：S225.93　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)23-0057-12　　**OSID**：

Citrus Fruit and Stem Recognition and Robotic Picking Based on CS－YOLO 11n

Li Han[1]　Qin Ruimeng[1]　Zuo Zhijiang[1]　Yin Zirui[1]　Zhang Junfeng[2]
(1. *Hubei Special Equipment Intelligent Measurement and Control Engineering Research Center, Jianghan University, Wuhan* 430056, *China*
2. *Institute of Agricultural Mechanization, Wuhan Academy of Agricultural Sciences, Wuhan* 430207, *China*)

Abstract: Citrus picking in natural orchard environments is challenging because of complex backgrounds, illumination variations, fruit occlusion, and irregular stem distributions. To meet the requirements of automated citrus picking, a robotic picking system integrating visual perception, target localization, and picking execution was developed. To address the challenges of citrus fruit and stem segmentation in natural orchard environments, an improved YOLO 11n－seg-based segmentation method, termed CitrusSeg－YOLO 11n (CS－YOLO 11n), was proposed. An ADown module was introduced to reduce model complexity, while SimAM and ECA mechanisms were incorporated into the backbone network and small-scale detection branch to enhance feature representation and improve small-target segmentation. A citrus fruit and stem dataset collected under natural orchard conditions was constructed and augmented, and the improved model was trained and evaluated. Based on the segmentation results, spatial growth constraints between fruits and stems were established to achieve fruit-stem matching, and the picking point was subsequently determined by using stem features and depth information. A rope-driven clamping and cutting end-effector was designed to detach fruits while maintaining fruit integrity. Experimental results showed that CS－YOLO 11n achieved a recall of 89.82%, an mAP@50 of 91.27%, and an F1-score of 90.41%. The precision values for citrus fruit and stem segmentation

收稿日期：2026－08－09　修回日期：2026－08－28
基金项目：湖北省自然科学基金项目(2025AFB176)和江汉大学校级研究生科研创新基金项目(KYCXJJ2025S29)
作者简介：李涵(1991—)，女，讲师，博士，主要从事机器人视觉伺服控制与智能装备研究，E-mail：gracelihan@jhun.edu.cn

reached 94.11% and 87.71%, respectively. The picking point localization rate was 89.60%, and the cutting success rate of the end-effector was 86.67%. In complete robotic picking experiments, an overall picking success rate of 81.67% was achieved, with an average picking time of 24.22 s per fruit. The results demonstrated that the proposed system was capable of completing citrus fruit and stem recognition, picking point localization, and robotic picking under the current natural orchard experimental conditions, thereby verifying the feasibility of the proposed vision-guided picking technology.

Key words: citrus harvesting robot; picking point localization; deep learning; YOLO 11n - seg

0 引言

柑橘是我国重要的特色水果和经济作物之一，具有较高的市场需求和经济价值[1]。目前柑橘采摘仍以人工为主，存在作业强度大、采收效率低及季节性用工紧张等问题[2-4]。随着深度学习技术的发展，其在果实视觉感知中的应用逐渐深入，已有研究主要采用目标检测方法，并通过引入全局上下文建模、几何约束等策略提升复杂环境下的目标检测与定位精度[5-7]。然而，柑橘果梗作为连接果实与枝条的关键结构，具有尺度小、结构细长且易受枝叶遮挡等特点，目标检测方法对其细粒度结构的表征能力有限。针对果梗小尺度目标的精细分割问题，像素级分割、轻量化网络及注意力机制等方法可实现番石榴、苹果、草莓等果蔬作物果梗区域的有效分割[8-10]。但由于自然果园环境下果梗目标尺度较小，精细分割仍存在一定困难，进而影响后续“果实-果梗”匹配及采摘点定位。

现有研究主要依据果实与果梗的空间关系及几何特征确定采摘点定位[11-13]，但对果实姿态变化的适应性有限。自然果园中，柑橘果实常呈倾斜、倒挂等非规则姿态，易造成果实与果梗对应关系判断偏差，进而影响采摘点定位精度。现有采摘机器人末端执行器主要包括夹持式[14]、吸附式[15]、折断式[16]及剪切式[17]等类型。针对柑橘果梗具有一定韧性的特点，剪切式末端执行器可直接切断果梗实现果实分离，人工采摘也通常采用果剪进行果梗剪切[18-19]，因此，结合柑橘果梗特性设计具有稳定剪切和低损伤能力的末端执行器，对提高采摘机器人作业性能具有重要意义[20]。

针对上述问题，本文围绕柑橘果梗分割、采摘点定位及采摘执行开展研究：提出一种 CS - YOLO 11n 模型的柑橘果实与果梗实例分割方法，提高自然果园环境下果梗小目标分割精度；提出一种基于果梗结构约束的采摘点定位方法，建立果实与果梗的对应关系，提高非规则姿态下采摘点定位精度；设计一种绳驱动切割式末端执行器，实现果梗稳定剪切与果实低损伤采摘，为柑橘采摘机器人的自动化作业提供技术支撑。

1 数据集构建

1.1 图像采集

柑橘果实图像采集于湖北省武汉市农业科学院柑橘种植区，品种为“大分蜜橘”。样本均在自然果园环境下采集，覆盖不同光照、拍摄视角及背景条件。针对自然场景中枝叶遮挡、果实重叠及目标尺度变化等问题，根据目标可见程度将样本划分为无遮挡、轻度遮挡、中度遮挡和严重遮挡 4 类。

1.2 图像标注

本研究基于 Roboflow 平台对采集图像进行人工标注，共设置柑橘果实(Citrus)和柑橘果梗(Stem)两个目标类别(图 1)。参考农业目标视觉数据标注规范及实例分割任务标注原则，结合柑橘果实与果梗的生长结构特点，制定“果实-果梗”对应标注规则。针对多果共梗或果实粘连等复杂样本，依据实例独立性和目标可见性原则进行标注，即分别保留果实实例、公共果梗区域及可见果梗部分，不对遮挡区域进行推断补全。标注时采用多边形描摹方式，沿目标果实及果梗真实边缘进行精细标注，并通过人工复核对存在歧义的样本进行校正。



(a) 原始图像 (b) 标注可视化

图 1 数据标注

Fig. 1 Dataset annotation

为提高数据集的多样性及模型对复杂果园环境的适应能力，在原始数据集基础上采用几何变换、亮度扰动、噪声注入及模糊处理等数据增强方法，数据集由原始 2 480 幅图像扩充至 5 278 幅。经质量筛选后，剔除严重模糊及目标信息不完整的样本，最终获得 5 250 幅图像。按 8∶1∶1 的比例采用分层随机策略划分训练集、验证集和测试集，分别包含 4 200、525、525 幅图像，使各子集的遮挡等级分布与总体数据集基本一致，具体结果如表 1 所示。

表 1　柑橘图像数据集分布

Tab. 1　Distribution of citrus image dataset

类别	图像数量/幅	柑橘果实数量/个	柑橘果梗数量/个	无遮挡数量及比例	轻度遮挡数量及比例	中度遮挡数量及比例	严重遮挡数量及比例
训练集	4 200	8 196	7 119	420(10.0%)	1 050(25.0%)	1 974(47.0%)	756(18.0%)
验证集	525	1 052	896	53(10.1%)	131(25.0%)	247(47.0%)	94(17.9%)
测试集	525	989	855	52(9.9%)	131(25.0%)	247(47.0%)	95(18.1%)
总计	5 250	10 237	8 872	525(10.0%)	1 312(25.0%)	2 468(47.0%)	945(18.0%)

2　整机设计

2.1　柑橘采摘机器人样机搭建

本文视觉系统选用 Intel RealSense D435i 型深度相机进行图像采集，RGB 图像分辨率为 1 920 像素 ×1 080 像素，采集帧率设置为 30 f/s。采集距离保持在 0.3 ~ 0.6 m。深度相机安装于机械臂末端附近，通过定制支架固定。执行平台选用 Universal Robots 公司 UR5 型六自由度协作机械臂，其最大工作半径为 850 mm，重复定位精度为 ±0.1 mm，额定负载为 5 kg，可满足柑橘采摘过程中的目标定位、姿态调整及末端执行器携带需求。样机实物如图 2 所示。

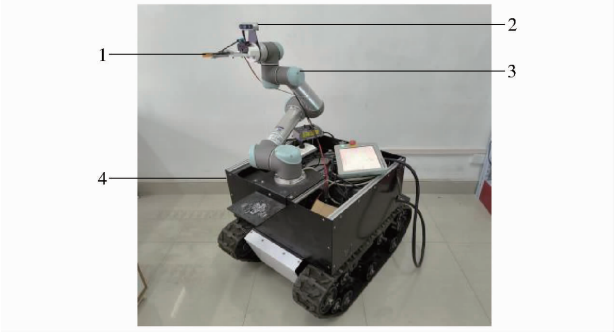


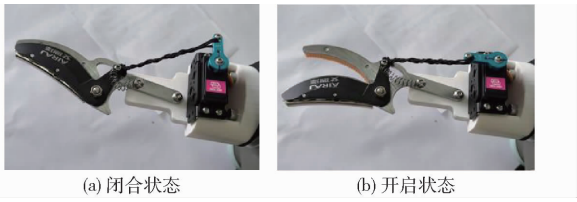
图 2　柑橘采摘机器人

Fig. 2　Citrus harvesting robot

1. 末端执行器　2. 深度相机　3. UR5 型机械臂　4. 移动底盘

2.2　末端执行器设计

该末端执行器主要由切割机构、传动绳、舵机、舵机驱动板、舵机支架、舵机电源、ESP32 控制板及安装支架等组成。舵机输出约 600 N 推拉力，通过绳驱动机构实现剪刀闭合，完成果梗剪切。刀片长度为 120 mm，最大剪切开口为 140 mm；剪切后，塑料夹具同步夹持果梗，夹具间隙为 3 mm，表面采用波纹结构以增大摩擦力，提高果实夹持稳定性。末端执行器结构及工作过程如图 3 所示。



(a) 闭合状态　(b) 开启状态

图 3　末端执行器实物图

Fig. 3　Physical image of the end-effector

3　柑橘分割与采摘点定位方法

3.1　CS－YOLO 11n 模型

YOLO 11n－seg 是 YOLO 11 系列中较轻量的实例分割模型，具有较快的推理速度与较高的检测精度[21-22]。针对自然果园环境下柑橘果实与果梗尺度差异大、果梗目标细小及易受背景干扰等问题，本文以 YOLO 11n－seg 为基础进行结构改进。首先，在 Backbone 中采用 C3k2－SimAM 模块替代原始 C3k2 模块，以增强果实与果梗细粒度特征的提取能力。其次，利用 ADown 模块替换 Backbone 和 Neck 部分下采样结构，以减少下采样过程中细节特征损失。最后，在 Head 模块前引入 ECA 通道注意力机制，以增强网络对果实与果梗关键特征的响应。CS－YOLO 11n 网络结构如图 4 所示。

(1) ADown 下采样模块

针对柑橘果梗目标尺度小、细节特征易丢失的问题，本文采用 ADown 下采样模块替代 Backbone 中的部分下采样结构[23]，以增强网络对果梗局部结构及边缘特征的表征能力，在降低特征下采样过程中信息损失的同时保持模型轻量化。ADown 模块的具体结构如图 4 所示。

(2) C3k2 模块改进

在自然环境中，柑橘果实与果梗紧密相邻，两者边缘常被背景枝叶干扰，导致分割模型在提取目标特征时出现困难。本研究引入 SimAM 空间注意力机制，利用能量函数自适应调整像素权重，增强目标特征响应。SimAM 模块结构如图 5 所示。

在 CS－YOLO 11n 骨干网络中，C3k2 模块主要用于特征提取和多尺度信息融合，构建 C3k2－SimAM 特征结构(如图 4 所示)，增强柑橘果实及果梗等小目标的细节特征。当 C3k = True 时，该模块通过残差连接与卷积堆叠实现多尺度特征融合，并进一步增强局部特征表达能力；而当 C3k = False 时，模块结构更为简化，特征融合能力和局部细节表达能力相对下降。

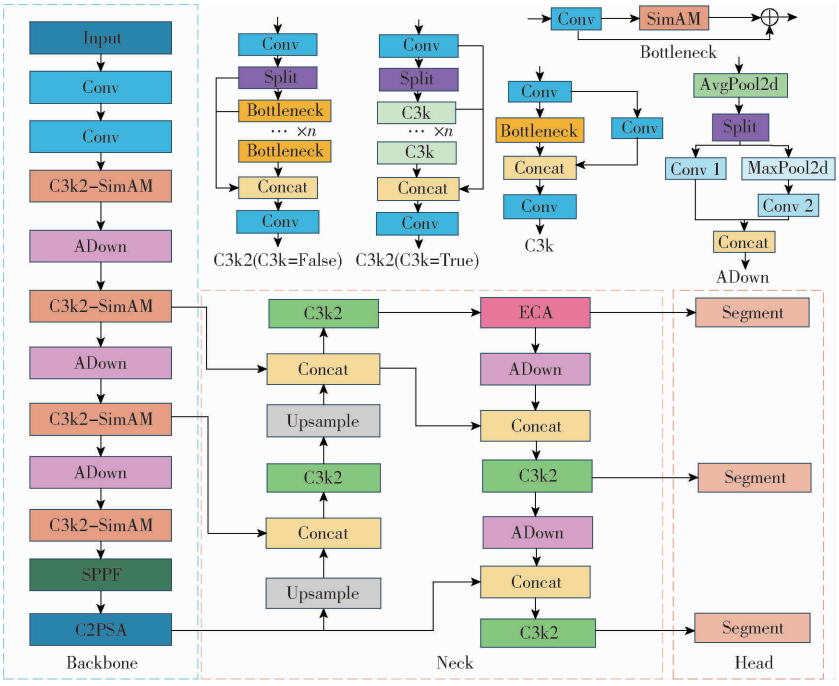


图 4 CS－YOLO 11n 网络结构图

Fig. 4 Network architecture of CS－YOLO 11n

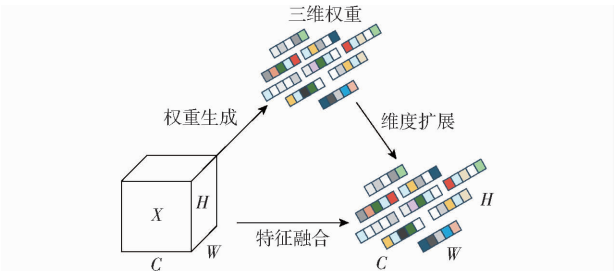


图 5 SimAM 模块结构图

Fig. 5 Architecture of SimAM module

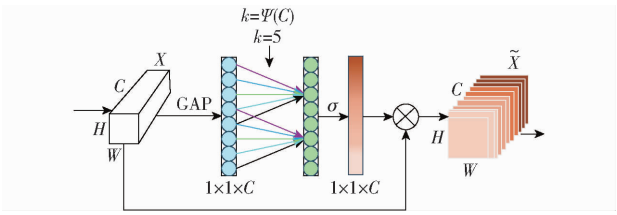


图 6 ECA 模块结构图

Fig. 6 Architecture of ECA module

(3)ECA 注意力机制

针对柑橘果实与果梗尺度差异较大、果梗特征细小且特征易受背景干扰等问题，本文在小尺度检测分支 P3 检测头前引入 ECA 通道注意力机制，对多尺度特征融合后的通道信息进行自适应调整[24]，以增强网络对果实边缘及果梗结构等关键特征的响应能力，并抑制冗余信息干扰。与 SE 注意力机制相比，ECA 模块避免了通道降维操作，通过一维卷积建立局部通道交互关系，实现相邻通道间有效特征融合，从而提升网络对关键特征的感知能力。在降低参数量的同时减少信息损失，使通道权重分配更加稳定。提高小尺度果梗目标的实例分割精度。ECA 模块的具体结构如图 6 所示。

3.2 采摘点定位方法

在完成柑橘果实与果梗分割后，还需要进一步建立果实与果梗之间的对应关系，从而确定采摘点的位置[25-26]。然而，在自然果园环境中，常出现果实粘连、一梗多果以及果梗被遮挡等复杂情况。

针对上述问题，本文提出一种基于几何约束的果梗匹配方法。首先对分割结果中的果梗区域进行直线拟合，用于获取其方向几何特征。设图像中共检测到 N 条果梗，记为集合 $A=\{l_i\}_{i=1}^{N}$，每条果梗 l_i 的分割轮廓由像素点集合 $B=\{(x_i,y_i)\}_{i=1}^{p}$ 表示。对每条果梗的轮廓点采用最小二乘法进行线性拟合，可以得到对应的直线方程 $y=a_i+b_i$，其中斜率 a_i 和截距 b_i 的计算公式为

$$\begin{cases} a_i=\dfrac{N\sum x_i y_i-\sum x_i\sum y_i}{N\sum x_i^2-\left(\sum x_i\right)^2} \\ b_i=\dfrac{\sum y_i-a\sum x_i}{N} \end{cases} \tag{1}$$

式中 x——果梗轮廓点横坐标

y——果梗轮廓点纵坐标

a_i——第 i 条果梗拟合直线斜率

b_i——第 i 条果梗拟合直线截距

其次，需要获取柑橘质心坐标。通过解析 CS－YOLO 11n 模型生成的标签文件，提取果实与果梗分割掩码并统计区域数量。由于果实常出现粘连现

象，仅依靠连通区域统计容易将多个果实误判为同一目标，从而导致质心计算偏差。通过解析模型分割结果，可保证每个果实对应唯一的质心坐标。设单个果实区域 R 内包含 M 个像素点，其质心坐标为 (x_c, y_c)，其中 $(x, y) \in R$，计算公式为

$$\begin{cases} x_c = \dfrac{1}{M}\sum x \\ y_c = \dfrac{1}{M}\sum y \end{cases} \tag{2}$$

为确定果实与果梗的对应关系，需要计算果实质心 (x_c, y_c) 到各果梗拟合直线的欧几里得距离 d_i，计算公式为

$$d_i = \frac{|a_i x_c - y_c + b_i|}{\sqrt{a_i^2 + 1}} \tag{3}$$

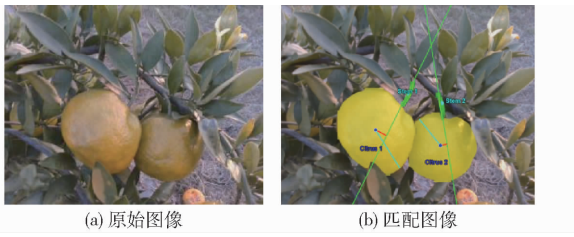
显然，距离较小的果梗更可能对应目标果实，设最小距离为 d_1，对应果梗为预选目标 $l_{\min}$。当存在“一梗多果”的情况，仅需保证该果梗与任一果实匹配，即可将其作为该果实的目标果梗，从而实现一次切割完成采摘。为排除与果实无直接连接的果梗，引入质心到果实轮廓边界的最大距离 d。设果实轮廓上的边界点集合为 $D = \{(x_j, y_j)\}_{j=1}^{M}$，则

$$d = \max_{(x_j, y_j) \in D} \sqrt{(x_c - x_j)^2 + (y_c - y_j)^2} \tag{4}$$

式中　(x_j, y_j)——边界点坐标

果实轮廓反映其最大物理范围，可将质心到轮廓边界的最大距离 d 作为几何匹配阈值，用于约束果梗与果实的关联。设质心到果梗拟合直线的最短距离为 d_1，当 $d_1 < d$ 时，判定二者为有效匹配；否则视为不匹配。

柑橘果实与果梗的匹配可视化示例如图 7b，绿色直线（Stem 1、Stem 2）为通过最小二乘法拟合得到的果梗方向；红色直线为果实质心到对应果梗方向的最短距离；青色直线为果实质心到其轮廓边缘的最大距离。基于几何约束判别关系，图中标注了“Citrus 1 － Stem 1”和“Citrus 2 － Stem 2”的匹配结果。



(a) 原始图像　(b) 匹配图像

图 7　果实与果梗匹配可视化示例

Fig. 7　Visualization examples of fruit and stem matching

在果梗匹配完成后，进一步确定目标果梗的采摘点。首先，采用 CS－YOLO 11n 模型获取果实与果梗实例分割结果并结合几何约束确定目标果梗区域；随后，对目标区域进行二值化和开运算预处理，以去除噪点及伪连通区域；进一步利用 Zhang－Suen 细化算法提取果梗骨架；最后，选取果梗骨架线中点作为采摘点，该点位于果实与枝条之间，能够在避开果实的同时减小靠近枝条对末端执行器作业空间的影响；同时，相较于骨架端点，中点对果梗分割误差及骨架提取误差具有更好的鲁棒性，可减弱局部形态扰动对定位结果的影响。采摘点定位流程图如图 8 所示。

3.3　末端采摘姿态规划

在柑橘采摘过程中，果梗的空间方向是确定机械臂末端采摘姿态的重要几何参数，直接影响末端执行器的作业方向与姿态角度[27]。本文将果梗的空间方向定义为采摘方向向量。首先，根据采摘点定位结果获取果实和果梗分割区域，并对果实掩膜进行形态学处理，计算果实质心坐标 P_{c1}；针对果梗掩膜区域采用骨架提取方法，得到果梗骨架集合 S 为

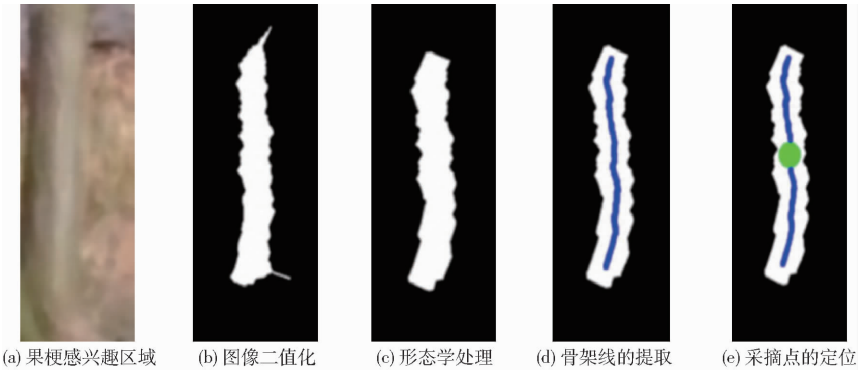
$$S = \{P_i \mid P_i = (x_i, y_i, z_i);\ i = 1, 2, \cdots, N\} \tag{5}$$

式中　P_i——骨架中的第 i 个点坐标

(x_i, y_i, z_i)——点 P_i 在三维空间中的坐标

i——骨架点索引编号

在骨架上确定采摘点 $\boldsymbol{P}_{s1}$，并在图像坐标系下以该采摘点与果实质心构成二维采摘方向向量



(a) 果梗感兴趣区域　(b) 图像二值化　(c) 形态学处理　(d) 骨架线的提取　(e) 采摘点的定位

图 8　采摘点定位流程图

Fig. 8　Flowchart of picking point localization strategy

$$\boldsymbol{V}_{2D}=\boldsymbol{P}_{s1}-\boldsymbol{P}_{c1} \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{V}_{2D}$——二维采摘方向向量

$\boldsymbol{P}_{c1}$——图像坐标系下经形态学处理得到的果实区域质心

结合深度图像与相机标定参数，将采摘点与果实质心由图像坐标系映射至相机坐标系，分别表示为 $\boldsymbol{P}_{c2}$ 和 $\boldsymbol{P}_{s2}$。由此可得到三维空间中的采摘方向向量 $\boldsymbol{V}_{3D}$

$$\boldsymbol{V}_{3D}=\boldsymbol{P}_{s2}-\boldsymbol{P}_{c2} \tag{7}$$

考虑分割误差、深度噪声及遮挡等因素对采摘点提取结果的影响，为提高方向估计的稳定性，以当前采摘点为中心构建局部邻域集合 $N(\boldsymbol{P}_s)$，选取邻域内的骨架点作为候选点

$$N(\boldsymbol{P}_s)=\{\boldsymbol{P}_i\in S\mid \|\boldsymbol{P}_i-\boldsymbol{P}_s\|<r\} \tag{8}$$

式中 $\boldsymbol{P}_s$——当前选定的采摘点

$\boldsymbol{P}_i$——骨架集合 S 中的某个点

r——邻域半径

邻域半径用于控制候选点范围，本研究选取 $r=3$ mm。当采摘点深度信息缺失或误差较大时，利用邻域骨架点信息对采摘点进行修正，得到修正后的采摘点为 $\boldsymbol{P}_{s3}$。修正后的采摘点与果实质心构成的三维采摘方向向量为

$$\boldsymbol{V}_{3D}^{*}=\boldsymbol{P}_{s3}-\boldsymbol{P}_{c2} \tag{9}$$

为消除尺度差异对方向表示的影响，对三维采摘方向向量进行归一化处理，得到单位向量 $\hat{\boldsymbol{V}}$，该向量描述了果梗的空间延伸方向，为末端执行器切割姿态调整提供方向参考。基于手眼标定结果获得的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_x$，进一步完成采摘方向向量由视觉坐标系向机械臂基坐标系的转换，即

$$\hat{\boldsymbol{V}}_b=\boldsymbol{R}_x\hat{\boldsymbol{V}} \tag{10}$$

最终得到的方向向量 $\hat{\boldsymbol{V}}_b$ 描述了果梗在机械臂工作空间中的空间方向，为末端姿态构建提供了方向约束条件。图 9 展示了采摘方向向量提取示意图，图中红色直线表示采摘方向向量。



图 9 采摘方向向量提取示意图

Fig. 9 Schematic of picking direction vector extraction

完成采摘方向向量求解后，进一步计算机械臂末端执行器在基坐标系下的三维位姿。末端位姿由旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_T^{\text{base}}$ 和位置向量 $\boldsymbol{P}_{s3}^{\text{base}}$ 构成，其中旋转矩阵用于确定末端执行器坐标系相对于基坐标系的空间旋转关系，位置向量则表示经坐标转换后的目标采摘点在基坐标系中的空间位置。

结合采摘任务特点，本文将采摘方向向量 $\hat{\boldsymbol{V}}_b$ 定义为末端工具坐标系的 Y 轴方向，即

$$\boldsymbol{Y}_T=\hat{\boldsymbol{V}}_b \tag{11}$$

为确定绕采摘方向的旋转自由度，选取末端当前姿态的 Z 轴方向作为参考向量 $\boldsymbol{V}_{\text{ref}}$，使用向量叉乘确定末端执行器坐标系 Z 轴的单位方向向量，即

$$\boldsymbol{Z}_T=\frac{\boldsymbol{V}_{\text{ref}}\times\boldsymbol{Y}_T}{\|\boldsymbol{V}_{\text{ref}}\times\boldsymbol{Y}_T\|} \tag{12}$$

根据右手坐标系的正交关系确定 X 轴的导向向量，即

$$\boldsymbol{X}_T=\boldsymbol{Y}_T\times\boldsymbol{Z}_T \tag{13}$$

结合采摘点位置向量 $\boldsymbol{P}_{s3}^{\text{base}}$，得到末端在基座坐标系下的齐次变换矩阵

$$\boldsymbol{T}_{\text{end}}^{\text{base}}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_T^{\text{base}} & \boldsymbol{P}_{s3}^{\text{base}}\\ 0 & 1\end{bmatrix} \tag{14}$$

该位姿作为机械臂运动规划输入，引导末端执行器能够沿采摘方向稳定接近目标采摘点。末端采摘姿态构建示意如图 10 所示，其中 Y 轴与采摘方向一致，Z 轴根据参考方向向量确定，X 轴依据右手坐标系正交关系确定。



(a) 姿态调整前 (b) 姿态调整后

图 10 机械臂末端采摘姿态构建示意图

Fig. 10 Schematic of robotic arm end-effector picking pose construction

4 试验

4.1 柑橘果实分割试验

本研究所有的模型训练和测试均在同一环境下运行，主机操作系统为 Windows 11，显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU，基于 PyTorch 2.5.1 深度学习框架和 CUDA 11.8 进行 GPU 加速计算。模型训练的具体参数为：初始学习率设置为 0.01，图像分辨率设置为 640 像素 ×640 像素，批量大小为 8，权重衰减参数为 0.000 5，动量参数为 0.937，采用随机梯度下降(SGD)算法进行参数优化。

4.2 消融试验

为评估各改进模块对模型性能及训练稳定性的影响，本文在相同训练参数下进行 10 次重复训练试

验，采用精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）、平均精度均值（mean Average Precision，mAP）和 F1 分数（F1-score）等指标评价模型的分割性能，其中 mAP 的交并比（Intersection over Union，IoU）阈值设置为 0.5，即 mAP@50。各项指标结果采用均值±标准差表示，具体结果如表 2 所示。

表 2　消融试验结果

Tab.2　Results of ablation study

ADown	C3k2－SimAM	ECA	P/%	P（果实）/%	P（果梗）/%	R/%	mAP@50/%	F1 分数/%	参数量	模型内存占用量/MB
×	×	×	88.15	93.90	82.40	89.30	87.70	88.70	2.83×10^6	5.73
√	×	×	87.98	93.33	82.63	89.50	88.66	88.82	2.36×10^6	4.83
√	√	×	88.41	93.71	83.11	89.32	89.63	88.94	2.31×10^6	4.71
√	√	√	90.91	94.11	87.71	89.82	91.27	90.41	2.31×10^6	4.73

注：√表示加入该模块，×表示未加入该模块。

基准模型 P、mAP@50 和 F1 分数分别为 88.15%、87.70% 和 88.70%。引入 ADown 模块后，模型参数量由 2.83×10^6 降至 2.36×10^6，模型内存占用量减小至 4.83 MB，同时 R、mAP@50 和 F1 分数均有所提升，表明 ADown 模块能够在降低模型复杂度的同时有效维持特征信息的提取能力。进一步引入 C3k2－SimAM 模块后，模型 P 提升至 88.41%，果梗分割精确率提升至 83.11%，mAP@50 达到 89.63%，说明该模块能够增强网络对关键区域及细小果梗特征的表征能力。在此基础上引入 ECA 模块后，P、R、mAP@50 和 F1 分数分别达到 90.91%、89.82%、91.27% 和 90.41%，果实和果梗分割精确率分别达到 94.11% 和 87.71%。其中，果梗分割精确率较基准模型提升 5.31 个百分点，模型参数量较基准模型降低 18.37%，表明所引入模块能够在提高分割性能的同时实现网络轻量化。各项性能指标的标准差均较小，说明 CS－YOLO 11n 模型重复训练结果波动较小，具有较好的训练稳定性。

4.3　不同模型对比试验

为验证 CS－YOLO 11n 模型在柑橘果实与果梗分割任务中的有效性，本文选取 YOLO v5n－seg、YOLO v6n－seg、YOLO v8n－seg、YOLO v9s－seg 及原始 YOLO 11n－seg 模型进行对比试验，结果如表 3 所示。CS－YOLO 11n 模型在各项评价指标上均取得最优结果，P、R、mAP@50 及 F1 分数分别达到 90.9%、89.8%、91.2% 和 90.4%。相较于原始 YOLO 11n－seg 模型，该模型的 P、R、mAP@50 及 F1 分数分别提高 2.8、0.5、3.5、1.7 个百分点；与其他对比模型相比，mAP@50 和 F1 分数分别提高 0.9～3.8 个百分点和 0.9～2.4 个百分点，表明CS－YOLO 11n 模型具有较好的果实与果梗分割性能。在模型轻量化方面，CS－YOLO 11n 模型参数量为 2.31×10^6，模型内存占用量为 4.73 MB，均低于 YOLO v9s－seg 的 6.52×10^6 和 13.3 MB，同时获得更高的分割精度，表明所提出模型能够兼顾分割性能与模型复杂度，具有较好的轻量化特性。

试验结果表明，与原始 YOLO 11n－seg 相比，CS－YOLO 11n 模型能够减少目标漏检现象，提高果梗区域的分割完整性，表现出更强的果实与果梗特征提取能力（如图 11 所示）。

表 3　不同模型对比试验结果

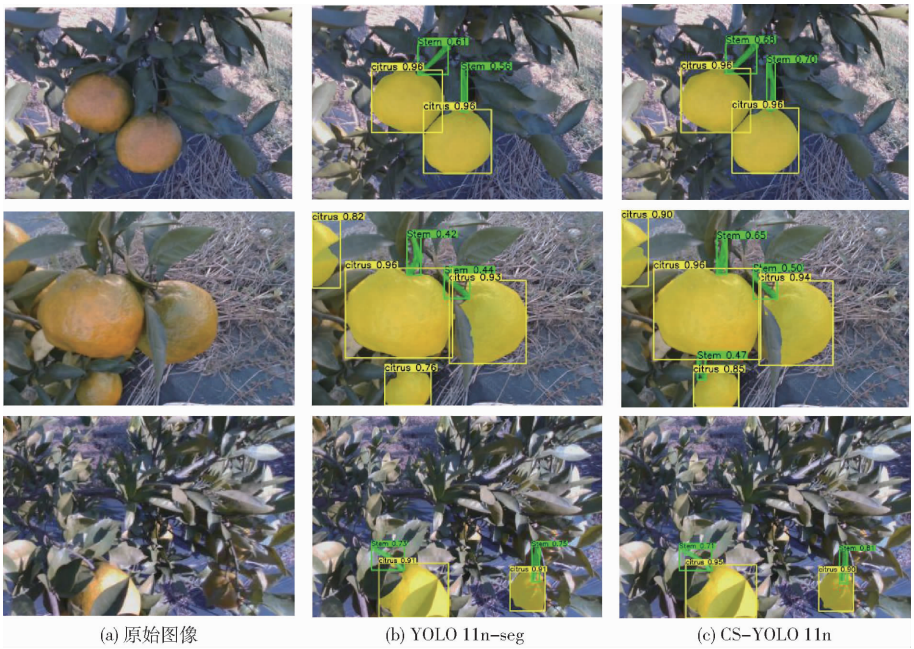
Tab.3　Comparison results of different models

模型	P/%	R/%	mAP@50/%	F1 分数/%	参数量	模型内存占用量/MB
YOLO v5n－seg	88.1	88.8	90.3	88.4	2.43×10^6	4.94
YOLO v6n－seg	87.8	90.1	88.8	88.9	4.32×10^6	8.51
YOLO v8n－seg	87.4	88.7	87.4	88.0	2.94×10^6	5.87
YOLO v9s－seg	89.8	89.4	90.3	89.5	6.52×10^6	13.3
YOLO 11n－seg	88.1	89.3	87.7	88.7	2.83×10^6	5.73
CS－YOLO 11n	90.9	89.8	91.2	90.4	2.31×10^6	4.73

4.4　采摘点定位试验

4.4.1　定位试验

本文选取实际采摘场景中 3 类典型遮挡程度（无遮挡、轻度遮挡和中度遮挡）的柑橘图像进行试验，试验过程中发现，当果实周围存在侧枝结构时，仅依据果实质心到果梗拟合直线的欧几里得距离进行匹配，易将相邻侧枝误判为目标果梗，如图 12b 所示。针对该问题，采用本文所提出的果梗匹配策略，



(a) 原始图像 (b) YOLO 11n-seg (c) CS-YOLO 11n

图 11 柑橘图像分割结果比较

Fig. 11 Comparison of citrus image segmentation results

在满足果实—果梗空间几何约束条件($d_1 < d$)的基础上,对候选果梗进行进一步筛选,并选取果实质心到果梗拟合直线距离最小的果梗作为最终目标果梗,即图 12 中的 Stem 1。处理结果如图 12c 所示。



(a) 原始图像 (b) 果实-果梗匹配 (c) 模型预测结果

图 12 特殊情况下柑橘采摘点定位效果图

Fig. 12 Picking point localization results under special conditions

为保证采摘点定位试验评价的一致性,从测试集中随机选取 300 幅图像,共包含 664 个柑橘目标,覆盖不同光照、拍摄视角及背景条件,根据果梗分割结果提取果梗骨架,并取骨架中点作为采摘点。以原始图像中果梗位置及实际剪切要求为判定依据,由人工对定位结果进行验证。当预测采摘点位于对应目标果梗中心线上、处于果实连接端与枝条连接端之间的有效切割区域,同时满足末端执行器实际剪切作业要求时,判定为定位正确;否则判定为定位错误。试验结果如表 4 所示。

CS-YOLO 11n 模型共完成 664 个目标果梗分割采摘点定位评价,其中 595 个采摘点实现准确定位,采摘点定位准确率达到 89.60%。定位失败的 69 个样本中,22 个因果梗分割失败导致定位错误,47 个因果梗遮挡严重导致有效区域信息缺失,进而影响骨架提取和采摘点计算。结果表明,该方法能够利用果实与果梗之间的空间结构关系,实现自然果园环境下采摘点的准确定位。

表 4 不同遮挡程度时柑橘采摘点定位试验结果

Tab. 4 Experimental results of citrus picking point localization under different occlusion levels

场景类型	图像数量	总目标数	采摘点定位准确数	分割失败数	果梗遮挡失败数	平均定位时间/s
无遮挡	100	168	162	2	4	0.41
轻度遮挡	100	239	215	6	18	0.50
中度遮挡	100	257	218	14	25	0.57

4.4.2 采摘点定位误差试验

为验证 CS-YOLO 11n 模型结合 RealSense D435i 型相机在柑橘果梗三维定位中的有效性,进行了采摘点定位试验。视觉系统同步采集彩色图像和深度图像,经 CS-YOLO 11n 模型完成果实与果梗实例分割,并利用几何约束匹配方法确定目标果梗及采摘点的二维坐标。结合 RGB 图像与深度图像的像素对应关系及相机内参,计算采摘点在相机

坐标系下的三维坐标。

相机固定安装于机械臂末端，采集不同位置和姿态下的 10 组柑橘图像，样本覆盖不同高度及枝条角度。根据视觉定位结果计算并记录各采摘点的三维坐标，定位结果如图 13 所示，试验数据如表 5 所示。

经统计分析，采摘点在 X、Y、Z 3 个方向的平均定位误差分别为 3.46、3.62、3.69 mm。误差主要来源于深度测量噪声、果梗分割与骨架提取误差以及相机标定误差。综合考虑上述误差因素，本文设定采摘点定位误差允许阈值为 4 mm。试验结果表明，

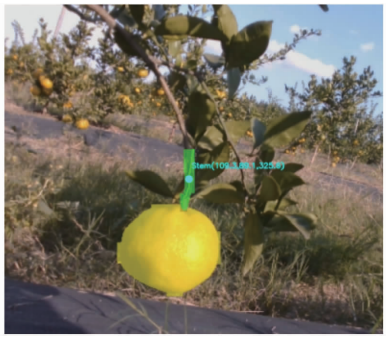


图 13　采摘点三维定位结果

Fig. 13　Three-dimensional localization results of citrus picking points

表 5　采摘点定位试验数据

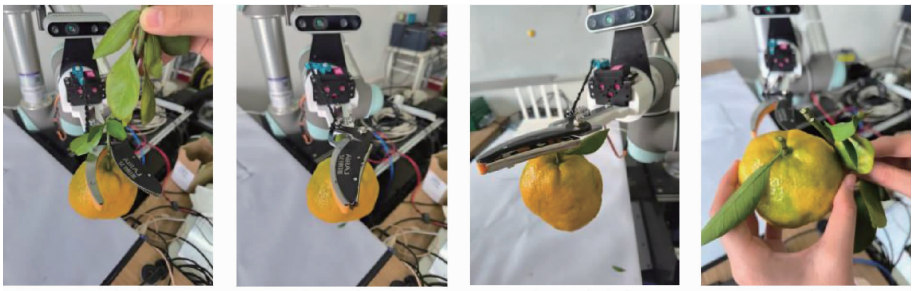
Tab. 5　Experimental data of citrus picking point localization　　mm

序号	定位坐标	实际坐标	坐标误差
1	(－10.7,115.7,365.4)	(－8.2,112,368.2)	(－2.5,3.7,－2.8)
2	(－108.9,－68.1,292.3)	(－113.8,－65.7,296.5)	(4.9,－2.4,－4.2)
3	(139.6,68.1,325.3)	(143.1,72.6,328.6)	(－3.5,－4.5,－3.3)
4	(53.6,－91.9,282.3)	(50.2,－95.5,285.0)	(3.4,3.6,－2.7)
5	(52,110.9,445.4)	(56.7,106.4,449.8)	(－4.7,4.5,－4.4)
6	(－127.1,113.3,376.4)	(－123.5,117.6,372.7)	(－3.6,－4.3,3.7)
7	(129.3,73.5,313.4)	(125.8,77.4,309.7)	(3.5,－3.9,3.7)
8	(170.9,24.7,372.4)	(173.5,28.1,367.6)	(－2.6,－3.4,4.8)
9	(144.9,－89.8,331.3)	(147.6,－86.5,335.2)	(－2.7,－3.3,－3.9)
10	(146.8,－132.9,423.4)	(143.6,－135.5,426.8)	(3.2,2.6,－3.4)

该方法能够实现较高精度的采摘点空间定位，定位结果满足柑橘机械采摘作业需求。

4.5　末端执行器测试试验

为验证所设计绳驱动切割式末端执行器在不同直径果梗条件下的切割性能，开展末端执行器性能测试试验。以切割成功率和切口质量作为评价指标。果梗被完全切断且无明显挤压、撕裂现象判定为切割成功，切口平整且无明显撕裂、劈裂现象判定为切口质量良好。通过统计不同直径果梗的切割成功次数和切口质量良好次数，分析末端执行器的切割性能及直径适应性。切割过程如图 14 所示。



(a) 切割前　(b) 切割后果梗正视图　(c) 切割后果梗侧视图　(d) 切口局部放大图

图 14　果梗切割试验过程

Fig. 14　Stem cutting experiment process

试验样本均来源于武汉市农业科学院柑橘种植基地。根据柑橘果梗直径范围，将样本划分为 1～2 mm、2～3 mm、3～4 mm、4～5 mm、5～6 mm、6～7 mm 6 个区间，每个区间随机选取 5 个样本，共 30 个果梗；各样本重复切割 3 次，共完成 90 次切割试验。试验结果如表 6 所示。

本文将果梗完全分离且切口质量满足要求的结果定义为有效切割。在 90 次切割试验中获得 78 次有效切割，综合切割成功率为 86.67%。当果梗直径处于 1～4 mm 时，末端执行器均能够完成稳定切割，切口质量较好；当直径增加至 4～6 mm 时，部分样本切口平整度有所降低，但仍能够实现果梗分离；

表 6 切割性能测试结果

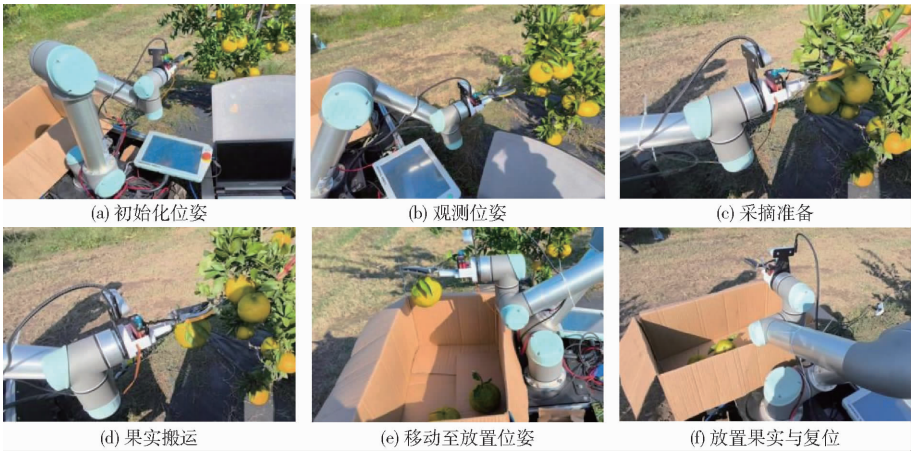
Tab. 6 Cutting performance test results

果梗直径范围/mm	试验 1		试验 2		试验 3	
	切割成功次数	切口质量良好次数	切割成功次数	切口质量良好次数	切割成功次数	切口质量良好次数
1 ~ 2	5	5	5	5	5	5
2 ~ 3	5	5	5	5	5	5
3 ~ 4	5	5	5	5	5	5
4 ~ 5	5	5	5	4	5	5
5 ~ 6	4	4	5	5	5	5
6 ~ 7	4	2	3	2	2	1

当果梗直径达到 6 ~ 7 mm 时,由于果梗刚度提高,剪切阻力增大,部分样本出现切割失败及切口质量下降。结果表明,所设计的绳驱动切割式末端执行器对多数柑橘果梗具有较好的适应性,可满足自然果园环境下的切割作业需求。

4.6 整机试验

为了验证柑橘采摘机器人在实际果园环境下的综合作业性能,开展整机采摘试验。试验设置 6 组柑橘样本,每组 10 个果实,共 60 个测试样本。试验过程中,具体作业流程如图 15 所示。以单个果实作为统计对象,记录果梗切割成功数量、果实采摘成功数量以及成功采摘样本的平均单果作业时间。其中,单果采摘时间仅统计成功完成采摘任务样本的作业耗时,具体试验结果见表 7。



(a) 初始化位姿 (b) 观测位姿 (c) 采摘准备

(d) 果实搬运 (e) 移动至放置位姿 (f) 放置果实与复位

图 15 真实场景采摘机器人工作流程图

Fig. 15 Workflow of citrus harvesting robot in a real-world environment

表 7 柑橘完整采摘试验结果

Tab. 7 Results of complete citrus harvesting experiment

序号	果梗平均直径/mm	切割成功数量/个	采摘成功数量/个	平均单果作业时间/s
1	3.5	9	9	22.7
2	5.4	5	3	26.3
3	4.1	10	9	25.2
4	3.7	10	10	23.6
5	2.8	10	10	22.3
6	4.6	9	8	25.2

在 60 个测试样本中,成功采摘 49 个果实,整机采摘成功率达到 81.67%。各组成功采摘样本的平均单果作业时间为 22.3 ~ 26.3 s,49 个成功采摘样本的总体平均单果作业时间为 24.22 s。试验结果表明,该系统能够在当前自然果园环境条件下完成柑橘目标识别、采摘点定位及采摘执行等作业流程。对于未成功采摘的样本,结合试验现象及各环节执行情况进行分析,其主要原因如下:

(1)果梗遮挡与分割误差。自然果园环境中枝叶遮挡和果实重叠等因素易造成果梗区域信息缺失或边界偏移,从而导致果实-果梗匹配关系出现误差,降低后续采摘点计算的定位精度。

(2)采摘点三维定位误差。受果梗区域深度信息缺失、深度测量噪声及视觉分割误差等因素影响,可能产生一定的位置偏差,使末端执行器实际运动位置与目标剪切位置存在偏离。

(3)机械臂运动定位误差。采摘执行过程中,手眼标定误差、机械臂重复定位误差以及轨迹跟踪误差会进一步影响末端执行器的空间定位精度,在枝叶密集或工作空间受限情况下更易造成剪切位置偏差。

(4)末端执行器剪切与夹持失败。大直径果梗的剪切阻力较大,可能导致切割失败。部分样本虽完成果梗切断,但受果实姿态变化、夹持位置偏差以及剪切后果实运动状态影响,果实未能进入有效夹持区域,最终导致采摘失败。

5 结论

(1)针对自然果园环境下柑橘自主采摘作业需求,搭建了由视觉感知模块、机械臂、绳驱动切割式末端执行器和移动平台组成的机器人采摘系统。结合柑橘果实生长特性和采摘工艺要求,对机器人整

体架构及各功能模块协同机制进行了设计，并基于 CS－YOLO 11n 模型实现果实与果梗实例分割，结合几何约束方法完成采摘点定位，为机器人采摘作业提供目标感知与作业执行基础。

（2）试验结果表明，CS－YOLO 11n 模型的 P、R、mAP@50 和 F1 分数分别达到 90.91%、89.82%、91.27% 和 90.41%，柑橘果实和果梗精确率分别达到 94.11% 和 87.71%。基于分割结果进一步实现采摘点定位，定位成功率达到 89.60%，绳驱动切割式末端执行器切割成功率达到 86.67%。在整机采摘试验中，机器人整机采摘成功率达到 81.67%，成功采摘样本平均单果作业时间为 24.22 s。试验结果表明，该系统能够实现柑橘目标识别、采摘点定位及自动化采摘作业，具有一定的自主采摘能力。

（3）所设计的柑橘采摘机器人能够在果园自然环境下完成目标识别、采摘点定位、机械臂运动控制及末端切割等自主采摘任务，验证了所提出视觉引导柑橘自主采摘方法的可行性。

参 考 文 献

[1] 蒲成伟，张绩，周上铃，等. 2000 年以来我国柑橘产业变化与成本效益分析[J]. 中国农业资源与区划，2026，47(1)：185－200.
Pu Chengwei，Zhang Ji，Zhou Shangling，et al. Changes and cost-benefit analysis of China's citrus industry since 2000[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning，2026，47(1)：185－200.（in Chinese）

[2] 王微子，马伟，田志伟. 数字化技术在西南地区柑橘生产中应用分析[J]. 中国农机化学报，2025，46(1)：338－345.
Wang Weizi，Ma Wei，Tian Zhiwei. Application analysis of digital technology in citrus production in southwest China[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization，2025，46(1)：338－345.（in Chinese）

[3] 赵邑新，李政远，邱权，等. 国内柑橘采摘机器人研究进展[J]. 中国农机化学报，2026，47(2)：138－147.
Zhao Yixin，Li Zhengyuan，Qiu Quan，et al. Research progress of citrus harvesting robots in China[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization，2026，47(2)：138－147.（in Chinese）

[4] 叶子，钟涨宝，万江红. 参与合作社对柑橘种植户绿色生产转型的影响研究[J]. 中国农业资源与区划，2024，45(11)：57－70.
Ye Zi，Zhong Zhangbao，Wan Jianghong. Impact of cooperative participation on the green production transformation of citrus growers[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning，2024，45(11)：57－70.（in Chinese）

[5] 张俊宁，毕泽洋，闫英，等. 基于注意力机制与改进 YOLO 的温室番茄快速识别[J]. 农业机械学报，2023，54(5)：236－243.
Zhang Junning，Bi Zeyang，Yan Ying，et al. Rapid recognition of greenhouse tomatoes based on attention mechanism and improved YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(5)：236－243.（in Chinese）

[6] Liu Z，Abeyrathna R M R D，Sampurno R M，et al. Faster－YOLO－AP：a lightweight apple detection algorithm based on improved YOLOv8 with a new efficient PDWConv in orchard[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2024，223：109118.

[7] 司永胜，单宇飞，马亚宾，等. 基于 YOLO 11n－LD 和 Strongsort－LBM 的多目标奶牛跟踪方法[J]. 农业机械学报，2026，57(16)：299－307.
Si Yongsheng，Shan Yufei，Ma Yabin，et al. Multi-objective tracking method for dairy cows based on YOLO 11n－LD and Strongsort－LBM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2026，57(16)：299－307.（in Chinese）

[8] Su Y，Xiong J，Tang K，et al. Identifying guava and its fruit stem in nighttime environment based on AP－UNet[J]. Journal of Food Composition and Analysis，2025，140：107211.

[9] Baek N R，Lee Y，Noh D，et al. AS－YOLO：enhanced YOLO using Ghost bottleneck and global attention mechanism for apple stem segmentation[J/OL]. Sensors，2025，25(5)：1422. https://doi.org/10.3390/s25051422.

[10] 杨珍，龚惟新，李凯，等. 高架草莓的果实识别与果梗分割[J]. 农业工程学报，2023，39(17)：172－181.
Yang Zhen，Gong Weixin，Li Kai，et al. Fruit recognition and stem segmentation of elevated strawberries[J]. Transactions of the CSAE，2023，39(17)：172－181.（in Chinese）

[11] Li L，Li K，He Z，et al. Kiwifruit segmentation and identification of picking point on its stem in orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2025，229：109748.

[12] Xie H，Zhang Z，Zhang K，et al. Research on the visual location method for strawberry picking points under complex conditions based on composite models[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture，2024，104(14)：8566－8579.

[13] 张勤，庞月生，李彬. 基于实例分割的番茄串视觉定位与采摘姿态估算方法[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：205－215.
Zhang Qin，Pang Yuesheng，Li Bin. Visual localization and picking pose estimation method for tomato clusters based on instance segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(10)：205－215.（in Chinese）

[14] 董雅文，李铮，张宝锋，等. 草莓无损采摘机器人末端执行器结构设计与试验[J]. 机械传动，2026，50(2)：175－

184.
Dong Yawen, Li Zheng, Zhang Baofeng, et al. Structural design and experiment of the end-effector for a nondestructive strawberry harvesting robot[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2026, 50(2): 175 - 184. (in Chinese)
[15] 冯青春, 胡亚然, 鲁文桥, 等. 气吸捕获式苹果采摘末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2026, 57(5): 50 - 60.
Feng Qingchun, Hu Yaran, Lu Wenqiao, et al. Design and experiment of a pneumatic suction-based end-effector for apple harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(5): 50 - 60. (in Chinese)
[16] 俞亚新, 王强, 潘一隆, 等. 折断分离式菠萝采摘末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2026, 57(8): 153 - 160.
Yu Yaxin, Wang Qiang, Pan Yilong, et al. Design and experiment of a breaking-separation end-effector for pineapple harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(8): 153 - 160. (in Chinese)
[17] 赵雄, 张号号, 傅鸿妃, 等. 切割脱离式鲜食朝天椒采摘末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 126 - 135.
Zhao Xiong, Zhang Haohao, Fu Hongfei, et al. Design and experiment of a cutting-detachment end-effector for fresh-eating pepper harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 126 - 135. (in Chinese)
[18] 杜小强,崔鑫佳,潘麟, 等. 选择性收获机器人采收末端研究进展与展望[J]. 农业机械学报,2026,57(13):1 - 24.
Du Xiaoqiang, Cui Xinjia, Pan Lin, et al. Research progress and prospects of harvesting end unit for selective harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2026,57(13):1 - 24. (in Chinese)
[19] 王元昊. 柑橘采摘机器人目标识别定位与末端执行器设计[D]. 重庆: 西南大学, 2024.
Wang Yuanhao. Target recognition, localization and end-effector design of a citrus harvesting robot[D]. Chongqing: Southwest University, 2024. (in Chinese)
[20] Han C, Lv J, Dong C, et al. Classification, advanced technologies, and typical applications of end-effector for fruit and vegetable picking robots[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1310.
[21] Wang Y, Jia W, Zhang S, et al. Real-time detection and intelligent sorting algorithm for strawberry bruise in food applications [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2025, 148: 108467.
[22] 张宇轩, 柳平增, 李杰, 等. 基于改进 YOLOv11n - seg 的设施黄瓜植株表型自动化提取方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(24): 191 - 200.
Zhang Yuxuan, Liu Pingzeng, Li Jie, et al. Automated extraction method of cucumber plant phenotypes in greenhouse based on improved YOLOv11n - seg[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(24): 191 - 200. (in Chinese)
[23] 陈娉婷, 马海荣, 罗治情, 等. LDH - YOLOv11n:一种高效的温室辣椒轻量化目标检测模型[J]. 农业工程学报, 2025, 41(24): 201 - 209.
Chen Pingting, Ma Hairong, Luo Zhiqing, et al. LDH - YOLOv11n: an efficient lightweight object detection model for greenhouse pepper[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(24): 201 - 209. (in Chinese)
[24] 张净, 华玟, 刘晓梅, 等. 基于改进 YOLO v8n 的轻量化番茄叶片病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(11): 538 - 549.
Zhang Jing, Hua Wen, Liu Xiaomei, et al. Lightweight tomato leaf disease detection method based on improved YOLO v8n [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 538 - 549. (in Chinese)
[25] 熊俊涛, 邹湘军, 彭红星, 等. 扰动柑橘采摘的实时识别与采摘点确定技术[J]. 农业机械学报, 2014, 45(8): 38 - 43.
Xiong Juntao, Zou Xiangjun, Peng Hongxing, et al. Real-time recognition and picking point determination technology for disturbed citrus harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(8): 38 - 43. (in Chinese)
[26] Li H, Yin Z, Zuo Z, et al. Precision citrus segmentation and stem picking point localization using improved YOLOv8n - seg algorithm[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1655093.
[27] Lei L, Li H, Zuo Z. Target-conditioned flow-matching policy for citrus harvesting robot pre-grasp approach behavior learning [J]. Frontiers in Plant Science, 2026, 17: 1853570.