

基于 YOLO – Fusion 算法的甘蓝移栽机取苗系统设计 与试验

伞红军^{1,2} 余康¹ 陈久朋^{1,2} 张帆^{1,2} 龚梦莹³ 蒋文豪¹

(1. 昆明理工大学机电工程学院, 昆明 650500; 2. 云南省先进装备智能制造技术重点实验室, 昆明 650500;
3. 玉溪新天力农业装备制造有限公司, 玉溪 652699)

摘要: 针对甘蓝移栽机取苗时育苗钵苗相互遮挡导致的取苗困难, 及投苗时残次苗引发的漏栽等问题, 结合甘蓝钵苗尺寸与取投苗流程, 设计了基于深度学习的移栽机智能取苗系统。该系统采用 YOLO – Fusion 多模型协同算法, 由 YOLO v5s – CCB 位置检测算法和 YOLO v8s – cls 残次苗分类算法构成, 分别实现茎秆位置检测及残次苗筛选。其中, YOLO v5s – CCB 是在 YOLO v5s 模型基础上改进而来, 通过在主干网络的 C3 模块中融入坐标注意力机制, 增强对茎秆特征的提取能力; 并将颈部网络中的 Concat 操作替换为加权双向特征金字塔网络 (Bidirectional feature pyramid network, BiFPN), 提升特征自适应融合能力, 减少因茎叶特征相似度导致的误判。对比试验表明, YOLO v5s – CCB 相较于基准模型, 虽召回率和帧率分别降低 0.7 个百分点和 11.9 f/s, 但主要目标 P0 的精确率与整体平均精度均值分别提升 2.4、2.8 个百分点, 达 91.7%、60.5%; 与 RT – DETR、Faster R – CNN 和 YOLO v8s 等主流模型相比, YOLO v5s – CCB 保持更高检测精度与更快检测速度。YOLO v8s – cls 算法通过识别残次苗特征, 做出壮苗保留与残次苗剔除的决策, 经测试集验证, 理论分类成功率达到 85.1%。在搭建的试验平台上部署 YOLO – Fusion 算法, 开展茎秆位置映射与取投苗试验: 位置映射试验中, z 方向上的实际坐标与映射坐标最大误差为 5.1 mm, 满足精准取苗的需求; 取苗试验中, 系统采用 YOLO – Fusion 算法后, 平均取苗成功率达 83.3%, 较未采用时提升 26.4 个百分点; 分类投苗试验中, 对壮苗和残次苗判断准确率分别达到 94.5% 和 70.8%, 平均分类成功率为 82.6%。因此, YOLO – Fusion 算法可有效提高取苗成功率与残次苗分类效率, 为智能甘蓝移栽机后续研究提供理论与技术支撑。

关键词: 甘蓝移栽机; 取苗系统; 深度学习; YOLO – Fusion 多模型协同算法

中图分类号: TP242; S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)19-0226-13

OSID:



Design and Testing of Seedling Extraction System for Kale Transplanters Based on YOLO – Fusion Algorithm

San Hongjun^{1,2} Yu Kang¹ Chen Jiupeng^{1,2} Zhang Fan^{1,2} Gong Mengying³ Jiang Wenhao¹

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China
2. Key Laboratory of Advanced Equipment Intelligent Manufacturing Technology of Yunnan Province, Kunming 650500, China
3. Yuxi Xintianli Agricultural Equipment Manufacturing Co., Ltd., Yuxi 652699, China)

Abstract: Aiming at the problems such as the difficulty of picking up seedlings due to the mutual obstruction of seedlings in the nursery tray when picking up seedlings by kale transplanter and the omission of seedlings caused by defective seedlings during seedling casting, the intelligent seedling picking system of transplanter based on deep learning was designed by combining the size of kale potting seedling with the process of picking up and casting seedlings. The system adopted the YOLO – Fusion multi-model collaborative algorithm, which consisted of the YOLO v5s – CCB position detection algorithm and the YOLO v8s – cls residual seedling classification algorithm to achieve the tasks of stalk position detection and residual seedling screening, respectively. Among them, YOLO v5s – CCB was improved on the basis of YOLO v5s model, which enhanced the extraction ability of stem features by incorporating the

收稿日期: 2025 – 06 – 18 修回日期: 2025 – 07 – 27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52565057)、云南省重大科技专项 (202502AC080001) 和云南省“彩云博士后”创新项目

作者简介: 伞红军 (1976—), 男, 副教授, 博士, 主要从事机器人技术和农业机械研究, E-mail: sanhjun@163.com

通信作者: 陈久朋 (1993—), 男, 讲师, 博士, 主要从事机器人技术和农业机械研究, E-mail: 18314490225@163.com

coordinate attention mechanism in the C3 module of the backbone network; and replaced the Concat operation in the neck network with bidirectional feature pyramid network (BiFPN) to improve the feature adaptive fusion ability and reduce the misjudgement due to the similarity of stem and leaf features. Comparison tests showed that YOLO v5s - CCB, compared with the benchmark model YOLO v5s, although Recall (R) and frame rate (FPS) were reduced by 0.7 percentage point and 11.9 f/s, the precision of the main target P0 and the overall mean average precision (mAP) were improved by 2.4 and 2.8 percentage points to 91.7% and 60.5%, respectively; and compared with the RT - DETR, Faster R - CNN and YOLO v8s, YOLO v5s - CCB maintained higher detection accuracy and faster detection speed compared with mainstream models. YOLO v8s - cls algorithm made the decision of strong seedling retention and residual seedling rejection by identifying residual seedling features, which was verified in the test set, and the theoretical classification success rate reached 85.1%. The YOLO - Fusion algorithm was deployed on the experimental platform to carry out stem position mapping and seedling picking and dropping tests: in the position mapping test, the maximum error between the actual coordinates and the mapped coordinates in the z direction was 5.1 mm, which met the demand for accurate seedling picking; in the seedling picking test, the average seedling picking success rate of the system using the YOLO - Fusion algorithm reached 83.3%, which was 26.4 percentage points higher than that of the system when the algorithm was not used; the success rate of seedling sorting and dropping reached 85.1% after verification by the test set. In the seedling sorting test, the accuracy of judging strong and defective seedlings reached 94.5% and 70.8%, respectively, and the average sorting success rate was 82.6%. Therefore, the YOLO - Fusion algorithm could effectively improve the success rate of seedling picking and the classification efficiency of defective seedlings, and provide theoretical and technical support for the subsequent research of intelligent kale transplanting machine.

Key words: kale transplanter; seedling extraction system; deep learning; YOLO - Fusion multi-model collaborative algorithm

0 引言

据统计我国甘蓝种植面积占世界的 49%, 在甘蓝种植环节, 钵苗移栽是实现提高复种指数、抵御冷害和增大产量的重要措施^[1-2]。现阶段, 甘蓝移栽人力成本高、机械自动化程度低, 降低移栽成本并提高机械智能化水平是解决低种植效率和高移栽成本的重要手段^[3-4]。在西南地区, 大型设备很难适应其山地、丘陵地带的运作, 因此开发小型智能化的电动甘蓝移栽机具有重要意义^[5-6]。当前移栽机进行甘蓝移栽时, 取苗环节因育苗钵苗间距小、叶片相互遮挡, 整排夹茎式取苗结构存在误夹、叠夹的问题; 投苗环节依赖人工剔除残次苗, 存在操作繁琐、漏检率高的问题^[7]。针对上述问题, 采用深度学习技术可实现甘蓝移栽取苗投苗智能化与自动化, 减少人工干预以提升作业效率^[8-9]。

在移栽机取苗结构设计方面, 王秀等^[10]设计的整排夹茎式取苗装置, 虽在辣椒苗取苗试验中成功率达 97.30%, 但因采用固定位置夹取, 难以适配不同苗盘规格, 且当茎秆位置偏移时易导致取苗失败。张学东等^[11]设计的顶夹式取苗装置, 虽在甘蓝取苗试验中取投苗成功率达到 93.25%, 但整体结构复杂、对控制系统要求高, 且在顶针顶苗时会对于钵苗基质造成损伤。刘进一等^[12]为解决火龙果数量众多

而造成的遮挡难以检测的问题, 提出了 MBS - YOLO v8 网络, 网络对火龙果重叠遮挡的识别平均精度均值达 94.70%, 满足后续智能摘取识别的需求。徐浩^[13]通过分析辣椒苗壮苗和劣苗的茎秆与叶片特征, 构建了 YOLO v3 视觉算法实现苗盘劣苗筛选。虽劣苗判断准确度达 98.10%, 但在检测健壮苗时, 会因苗叶过大对相邻钵苗产生干扰, 造成较大检测误差。吴龙贻等^[14]采用 SVM 模型提取穴盘幼苗叶面积、株高等特征进行番茄苗分级筛选, 在 7~10 d 苗龄的筛选试验中分级正确率达 95.83%, 但当苗龄略微增大后, 会因叶片过大对相邻穴孔产生干扰, 导致分级正确率显著下降。

针对甘蓝移栽时, 取苗阶段相邻叶片遮挡导致的取苗困难、投苗阶段残次苗筛选低效及整机智能化程度不足等问题, 结合前述取苗结构设计思路与视觉算法研究方法, 设计基于深度学习的甘蓝移栽机取苗系统。该系统采用 YOLO - Fusion 多模型协同算法, 实现取苗阶段钵苗茎秆位置检测及投苗阶段残次苗筛选, 通过搭建试验平台探究视觉技术对系统取投苗性能的影响, 可为智能甘蓝移栽机的后续研究提供参考。

1 取苗系统整体结构设计

1.1 整体结构

甘蓝移栽机智能取苗系统是作业于农田环境下

融合视觉技术的全自动取苗系统,采用送盘—取苗—运苗—筛选苗—投苗的流程控制方式。取苗系统如图 1 所示,由送盘装置、取苗机械夹爪、三轴运苗装置、投苗装置、相机等组成。作业时,送盘装置由减速步进电机通过齿轮-齿条来传递动力,带动送

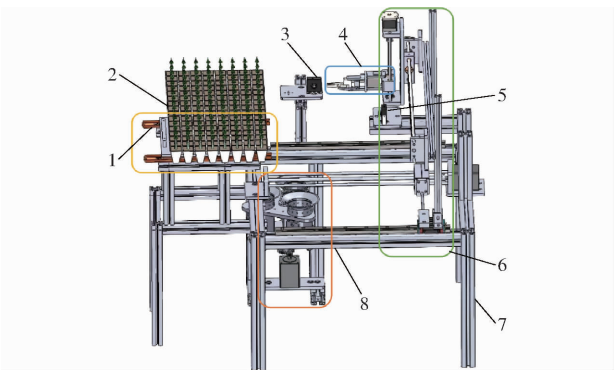


图 1 甘蓝移栽机智能取苗系统结构图
Fig. 1 Intelligent seedling picking system for kale transplanters

1. 送盘装置 2. 苗盘 3、5. 相机 4. 取苗装置 6. 三轴运苗装置 7. 机架 8. 投苗装置

盘板上的苗盘移动,从而保持苗盘第 1 排苗与相机的距离始终一致。取苗机械夹爪实现夹取钵苗,三轴运苗装置则将幼苗运送至投苗装置中投苗筒的上方。投苗装置由一台 57 步进电机提供动力,通过齿轮传动的方式将动力传递至旋转硬轴,旋转硬轴通过法兰连接投苗筒并带动投苗筒旋转,从而为后续栽植器(鸭嘴)的栽种提供钵苗。

取苗系统单次作业流程如图 2 所示。首先,作业时送盘装置会向前运动指定距离(40 mm),随后相机拍照并将拍得的图像传入到 YOLO - Fusion 多模型协同算法中处理,得到苗盘上钵苗茎秆的位置信息并传入控制器中。接着,三轴运苗装置根据位置信息运动至取苗点处,机械爪和三轴运苗装置协同动作完成取苗、拔苗和运苗流程。然后,三轴运苗装置到达残次苗筛选点,相机拍照,将图像信息传入到 YOLO - Fusion 算法中进行分类处理,得到分类决策信息并传入控制器中。最后,根据决策信息,将壮苗投入投苗筒中,将残次苗投入弃苗箱,至此完成一次取投苗过程。

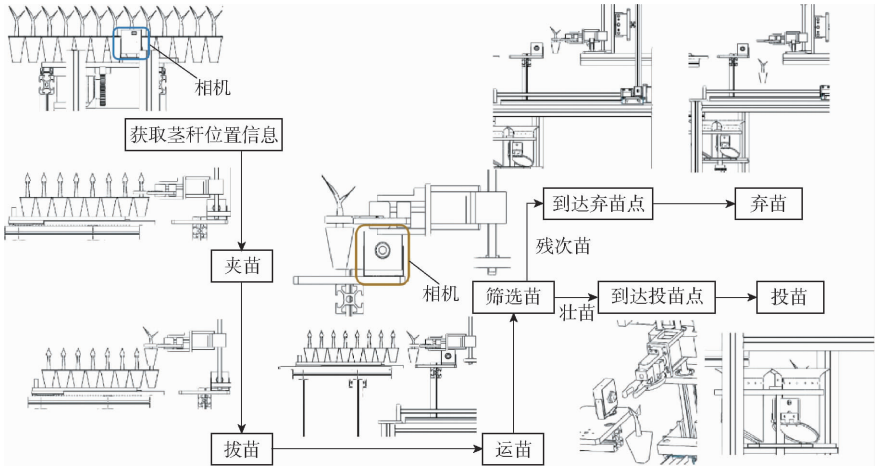


图 2 单次作业流程图
Fig. 2 Single operation flowchart

1.2 关键结构设计

1.2.1 钵苗形态与育苗盘尺寸参数

对市场上各种甘蓝育苗盘进行调研得到,育苗盘规格多为 128(16×8)孔穴盘,部分为 72(12×6)孔,两种育苗盘长×宽均为 540 mm×280 mm。选择整株平均高度 H 、整株平均宽度 B 、距基质块上表面 1.5 cm 处平均茎粗 c 、平均茎长 h 、基质块高 L 和基质块宽 b 作为甘蓝钵苗形态特征的测量对象,如图 3 所示。随机选取 50 株甘蓝钵苗作为样本进行测量和统计,得到如表 1 所示的甘蓝钵苗形态尺寸统计数据。

1.2.2 三轴运苗装置

分析得到运苗装置要实现取苗、拔苗、运苗动作

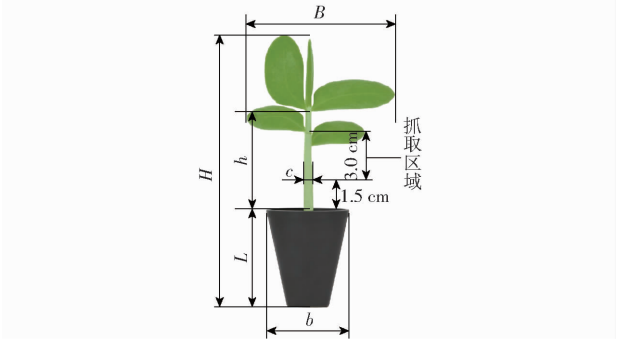


图 3 甘蓝钵苗形态尺寸简图
Fig. 3 Sketch of morphological dimensions of kale potting seedling

至少需要 3 个自由度。在结合甘蓝育苗盘长×宽数据的基础上,设计了如图 4 所示具有 x 、 y 、 z 轴 3 个

表 1 甘蓝钵苗形态尺寸统计表

Tab. 1 Kale potting seedling morphological size

参数	statistics					
	整株高度	整株宽度	1.5 cm 处茎粗	茎长	基质块高	基质块宽
平均值	15.00	7.50	0.43	4.80	3.80	2.80
标准差	1.24	1.18	0.11	0.42	0.24	0.22

方向自由度的电动运苗装置。其中实现 x 、 z 轴方向移动的是丝杆滑台结构,采用 42 步进电机作为动力源,选用丝杆作为传动装置, x 轴和 z 轴丝杆长度分别为 650 mm 和 200 mm,导程都为 2 mm。结构能够在 x 轴方向上移动 580 mm,在 z 轴方向移动 150 mm,满足育苗盘 x 轴方向的取苗需求和 z 轴方向的拔苗需求。实现 y 轴方向移动的是丝杆导轨结构,采用 57 步进电机作为动力源,丝杆长度为 550 mm,导程为 2 mm,钢棒通过与移动块和导轨上的连接块过盈配合,实现移动块和滑块的连接,在电机驱动下移动块的轴向运动通过连接件传递到滑块上,从而实现整体结构在 y 轴方向上的运动,能够沿着 y 轴移动 450 mm,满足取苗和运苗需求。

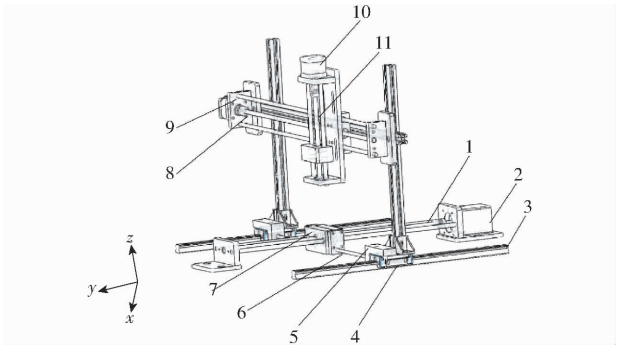


图 4 三轴运苗装置

Fig. 4 Three-axis seedling transport device

1. 限位板 2. 夹爪固定块 3. 带齿夹爪 4. 连杆 5. 移动块
6. 电机固定板 7. 28 直线丝杆步进电机 8. 安装板 9. 铝棒
10. 42 步进电机 11. z 轴丝杆

1.2.3 取苗机械夹爪

取苗机械夹爪需完成育苗盘第 1 排钵苗的取出及平稳运送至投苗点的任务,要求夹苗时不能夹伤钵苗茎秆与基质块,且运苗过程中夹持力足够防止掉苗。整排取苗结构在取甘蓝等叶片较大茎秆较短的钵苗时,常出现误夹和叠加的情况^[15]。对此,设计了如图 5 所示的夹茎式取苗机械夹爪。

为提升对甘蓝茎秆的抓取能力,依据表 1 中平均茎粗 c 和基质块宽 b 等参数,针对性设计了带齿夹爪尺寸。基于 1.5 cm 处平均茎粗 0.43 cm 数据,同时为避免夹伤茎秆,需在夹爪表面增设硅胶层,因此将夹苗区间间隙 d_0 设计为 0.74 cm;结合基质块宽 2.80 cm 的特征,为使茎秆夹取位置趋近夹苗区

间中部,将夹苗区间长度 l 设计为 1.65 cm。

该机械爪主要由 28 直线丝杆步进电机、限位板、安装板、带齿夹爪、电机固定板、移动块等组成。在取投苗时,螺母在限位板的限制下沿着丝杆的轴向移动,移动块跟随螺母移动的同时带动连杆运动,连杆进而带动齿轮夹爪实现机械爪的夹紧和松开。通过对电机旋转圈数的控制,可以保证在运苗过程中有足够的夹持力保持钵苗不掉落,夹爪表面增设的硅胶层,可以避免甘蓝茎秆被夹伤。

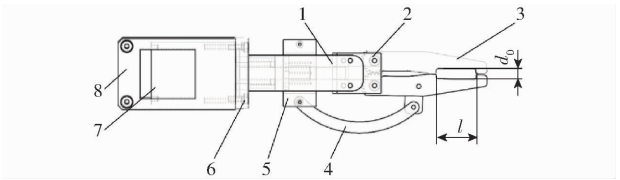


图 5 机械夹爪

Fig. 5 Mechanical gripper

1. 限位板 2. 夹爪固定块 3. 带齿夹爪 4. 连杆 5. 移动块
6. 电机固定板 7. 28 直线丝杆步进电机 8. 安装板

2 视觉系统设计

2.1 视觉系统设计目标

视觉系统需实现两大核心目标:一是精准识别育苗钵钵苗茎秆的关键区域位置——以距土基块上表面 1.5 ~ 4.5 cm 的茎秆段为识别对象,通过目标识别技术获取其位置信息,为机械夹爪的精准抓取提供控制依据;二是实现残次苗的识别与剔除。结合育苗期病虫害调研及《种苗评定与种子活力测定方法手册》,残次苗判定标准如下:根部因浇水过量或染病呈现深褐色至黑色(根腐病典型症状),且根茎处发黑面积大于 30%;茎秆损伤面积超横截面积 20%、输导组织断裂,或茎秆处出现水渍状黑褐色病斑^[16-17]。此外,陈永年等^[18]的田间剪叶试验表明,甘蓝移栽后 30 d 内损失 1 ~ 2 片外叶对存活率无显著影响,故残次苗筛选聚焦于茎秆受损与根部发黑特征。鉴于模板匹配、支持向量机等传统视觉技术难以满足细小特征检测需求,而深度学习凭借深层特征捕获能力在视觉领域广泛应用,其中单阶段目标检测算法 YOLO 系列因低延时性与高精确性的优势,被选用完成上述目标识别与分类任务^[19]。

2.2 图像数据采集

为构建满足研究需求的图像数据集,选取 400 株苗龄为 30 d 的甘蓝钵苗作为采集对象,采用型号为 Orbbec Gemini 336L 的专业相机开展数据采集工作。基于视觉系统设计的两个目标,分别采集甘蓝育苗盘图像和残次苗分类图像。同时,为提升图像采集质量和采集数据的多样性,并确保算法的适用

性与稳定性,综合考量了农田移栽作业的时空多样性(包括不同移栽时间及背景环境)、相机模组的最佳工作距离范围,以及不同光照强度对识别效果产生的潜在影响。制定了系统化的图像数据采集方案。

两类数据集均在室内外不同场景下采集,采集时段为 09:30—17:30,每隔 2 h 采集一次,每次记录 20~30 幅图像。采集育苗盘图像时,考虑到甘蓝育苗盘规格差异(由于甘蓝品种及生长条件差异部分地区采用 72 孔),为丰富数据多样性,选用 128 孔和 72 孔育苗盘,通过人工摆放每行 16 株(单行或多行,所有穴孔均有钵苗),在不同距离下多角度采集(相机与育苗盘距离为 25~40 cm);128 孔和 72 孔育苗盘对应图像数量分别为 600 幅和 100 幅,共计 700 幅,采集图像如图 6 所示。

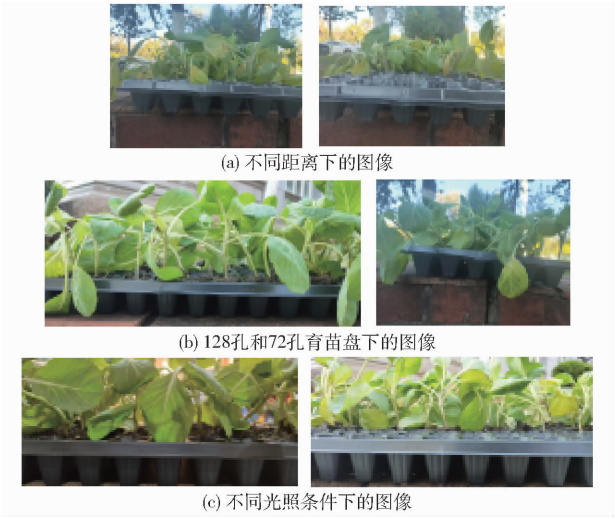


图 6 育苗盘图像数据
Fig. 6 Seedling tray image data

采集残次苗图像时,在不同距离下多角度采集(相机与夹爪间距为 15~20 cm),共采集 350 幅。两类数据均包含 4 000 像素×1 856 像素与 1 280 像素×720 像素的 JPG 格式图像,且两种分辨率图像占比相同。

2.3 数据集处理

2.3.1 育苗盘数据集处理

对育苗盘数据集进行如下处理:①考虑到 72 孔育苗盘数据主要用于丰富数据多样性,将 128 孔与 72 孔育苗盘图像混合构建育苗盘数据集,共计 700 幅。②剔除数据集中 50 幅模糊图像后,剩余 650 幅按比例 7:2:1 随机划分为训练集、验证集和测试集,分别含 455、130、65 幅图像。③使用 Anaconda 中 Labellmg 插件来手动标记茎秆目标并绘制边界框,如图 7 所示共有 3 个类型的标注,其中 P0 为茎秆无遮挡的目标、P1 为茎秆上部分被遮挡的目标、P2 为

茎秆下部分被遮挡的目标,P0 数量最多,P1 和 P2 数量较少。最后,将标注文件直接保存为 YOLO 能够直接识别的 *.txt 格式。

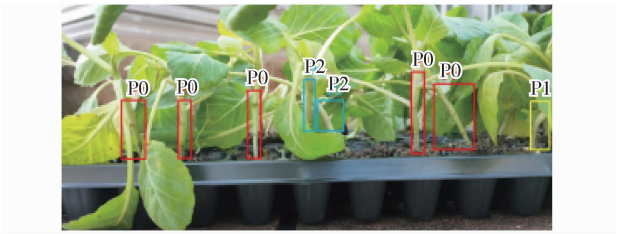


图 7 育苗盘标注图
Fig. 7 Seedling tray labeling diagram

2.3.2 残次苗数据集处理

由于选择的两个特征在整幅图像中占比较小,直接使用会导致算法在训练时出现特征提取不完全造成模型鲁棒性变差和分类准确率下降的问题^[20]。因此,按固定比例截取整幅图像将其分割成茎秆和根块两大部分,能够使算法更聚焦特征的提取,提高分类准确率。经图像截取后的两类残次特征图如图 8 所示。



图 8 残次苗特征图
Fig. 8 Characteristics of residual seedlings

对残次苗分类数据集进行如下处理:①随机选择 25 幅壮苗图像和 25 幅残次苗图像,用于构建测试残次苗分类模块性能的专用数据集。②将剩余的 300 幅图像分割成茎秆和根块两大部分,共获得 600 幅图像数据。③将茎秆和根块数据按比例 7:2:1 划分为训练集、验证集和测试集,对应的数据集构成如表 2 所示。

表 2 残次苗分类数据集构成
Tab. 2 Composition of residual seedling classification dataset

类型	总数	训练集	验证集	测试集
茎秆	300	210	60	30
根块	300	210	60	30

处理以上两类数据集时,严格保证训练集与测试集无数据重叠,以避免模型评估偏差。所有模型训练均在 Windows 10 系统环境下完成,计算资源配置为 NVIDIA GeForce 4060Ti 显卡(16 GB 显存)及 Intel(R) Core(TM) i7-12700KFCPU 处理器,采用 PyTorch 1.10.0 深度学习框架,编程语言为 Python 3.8,配套 CUDA 11.3 及 CuDNN 9.1.1 加速库。

3 视觉系统实现

3.1 YOLO - Fusion 算法

视觉系统由硬件与软件两部分组成:硬件包括 2 台 200 万像素相机模组及视觉处理器(计算机),软件采用 YOLO - Fusion 多模型协同算法,分别完成取苗阶段苗盘中钵苗茎秆位置检测与投苗阶段残次苗筛选任务。其中,YOLO - Fusion 多模型协同算法为融合多子模块的功能型算法体系,由 YOLO v5s - CCB 茎秆位置获取模块、YOLO v8s - cls 残次苗分类模块和通讯模块组成。其中,YOLO v5s - CCB 茎秆位置获取模块由 YOLO v5s - CCB 算法与位置信息处理模块组成,负责苗盘中钵苗茎秆位置信息的获取与处理;YOLO v8s - cls 残次苗分类模块则由 YOLO v8s - cls 分类算法、分类信息处理和决策模块构成,承担分类信息获取、处理以及决策的任务;通讯模块则负责读取控制器数据以控制相机拍照,并将位置信息与决策信息传入控制器。通过 3 个模块协同工作,YOLO - Fusion 多模型协同算法能够对钵苗茎秆位置及类别的准确判断,为控制器执行相应操作提供依据。

3.2 评价指标

为合理评估模型的训练效果,采用精确率

(Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度 (Average precision, AP) 及平均精度均值 (mean Average precision, mAP@ 0.5) 作为评估模型性能的主要指标,用于量化模型对目标的检测精准度与完整性。选用参数量 (Params)、浮点运算次数 (FLOPs)、帧率 (FPS) 和模型内存占用量作为次要指标,以评估模型在实际应用中的计算效率与部署可行性。其中,准确率反映预测正例的正确性,召回率体现对真实正例的覆盖能力,mAP@ 0.5 综合衡量不同阈值下的检测性能^[21]。

3.3 YOLO v5s - CCB 网络框架

为提升育苗盘钵苗茎秆识别的准确性和鲁棒性,在 YOLO v5s 基础上提出 YOLO v5s - CCB 模型,改进如下:① 将坐标注意力机制 (Coordinate attention, CA) 融入到主干网络中的 C3 模块中,增强网络对甘蓝茎秆深层特征提取能力。② 在颈部网络中使用加权双向特征金字塔网络结构 (Bidirectional feature pyramid network, BiFPN) 替代原有的 Concat 操作以实现特征融合。改进后的 YOLO v5s - CCB 网络结构如图 9 所示。

3.4 颈部网络优化

原始 YOLO v5s 颈部网络采用 Concat 操作直接拼接不同特征图,但钵苗茎秆颜色与叶片颜色相近,

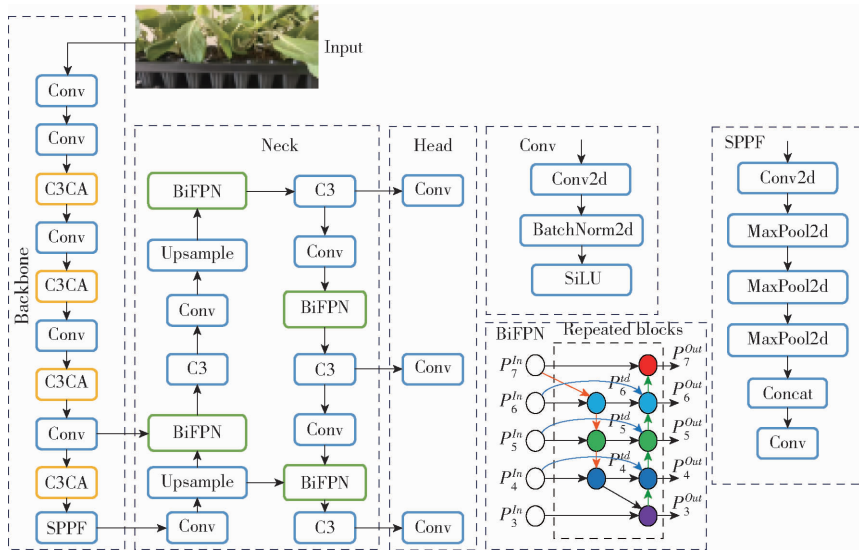


图 9 YOLO v5s - CCB 模型网络结构图

Fig. 9 YOLO v5s - CCB model network structure

提取到的特征相似度高,特征直接融合易产生特征冗余并引入噪声,进而导致识别偏差^[22]。为此,采用双向特征金字塔网络 (BiFPN) 替代 Concat 操作,可减少特征冗余并提升网络性能,其结构如图 9 所示。

与 Concat 操作相比,BiFPN 通过引入双向连接和加权特征融合机制,借助输入特征的自顶向下和

自底向上的交互,增强对不同尺度特征的融合效果^[23]。其输入为不同层级特征图 $\{P_3^{In}, P_4^{In}, P_5^{In}, P_6^{In}, P_7^{In}\}$,其中下标越小,分辨率越高(细节信息越丰富),语义信息越低(抽象程度越低)。以 P_5^{Out} 的生成过程为例:自顶向下路径中, P_7^{In} 经上采样至与 P_6^{In} 分辨率一致后融合得到 P_6^{td} , P_6^{td} 经上采样至与 P_5^{In} 分辨率一致后融合得到 P_5^{td} ;自底向上路径中, P_4^{Out} 通

过下采样至与 P_5^{td} 分辨率一致后,与 P_5^{td} 融合生成 P_5^{Out} 。整个过程通过可学习权重 (w_{53} 、 w_{54} 、 w_{63} 、 w_{64} 、 w'_{53} 、 w'_{54} 和 w'_{55}) 动态调整各输入特征的重要性,实现加权融合。

BiFPN 模块中的第 5 层特征输出计算公式为

$$P_6^{td} = \text{Conv} \left(\frac{w_{63}P_6^{In} + w_{64}\text{Resize}(P_7^{In})}{w_{63} + w_{64} + \varepsilon} \right) \quad (1)$$

$$P_5^{td} = \text{Conv} \left(\frac{w_{53}P_5^{In} + w_{54}\text{Resize}(P_6^{td})}{w_{53} + w_{54} + \varepsilon} \right) \quad (2)$$

$$P_5^{Out} = \text{Conv} \left(\frac{w'_{53}P_5^{In} + w'_{54}P_5^{td} + w'_{55}\text{Resize}(P_4^{Out})}{w'_{53} + w'_{54} + w'_{55} + \varepsilon} \right) \quad (3)$$

式中 Conv——卷积操作,以提取更深层的特征
 ε ——很小的常数
Resize——上采样或者下采样操作

BiFPN 模块的关键之处在于每一层的输出都包含了高层语义和低层细节,能够整合不同级别的信息,从而有效地捕获多尺度特征,提高小目标的检测精度。并且通过自适应动态调整权重,提高对甘蓝茎秆特征的关注度,减少因目标颜色相似带来的判断错误,从而提高整体的网络性能。

3.5 主干网络优化

主干网络中的 C3 模块 (Concentrated-comprehensive convolution block) 因含 3 个卷积层 (Conv) 得名,主要用于多维度特征提取与融合。该模块虽计算高效,但因缺少动态通道权重调整能力,存在关键特征敏感性不足的问题,影响检测效果^[24]。为了改善模型对关键特征的检测能力,在 C3 模块中嵌入 CA 注意力机制,通过增强对通道与位置信息的关注,提升主干网络对关键特征选择及目标空间结构信息捕捉能力,克服原有 C3 模块不足,其结构图如图 10 所示^[25]。

C3CA 模块特征处理流程如下:输入的特征图分别经两条分支的 ConvBNSiLU 混合层 (卷积层、BatchNorm2d 层、SiLU 层) 处理——右分支通过 BottleNeck 模块中的 2 个 1×1 卷积和 1 个 3×3 卷积提取深层特征,生成深层特征 F_1 ;左分支保留原始信息传递,生成原始特征 F_2 。随后,混合层特征和残差网络特征经 Concat 操作进行通道维度拼接,拼接后的特征图经混合层提取得到融合特征 F_3 ,作为 CA 模块输入。CA 模块先对 F_3 分别在水平和垂直方向上执行自适应平均池化 (Avg Pool),得到特征 F_4 和 F_5 ;再拼接两方向特征通道,经卷积操作生成方向注意力权重;最终通过权重组合对特征图加权,加权特征与原始输入特征按元素相加,生成最终茎秆特征图。C3CA 模块通过自适应调整通道权重

及捕捉通道间相关性,可提升模型对小目标及遮挡目标的检测效果^[26]。

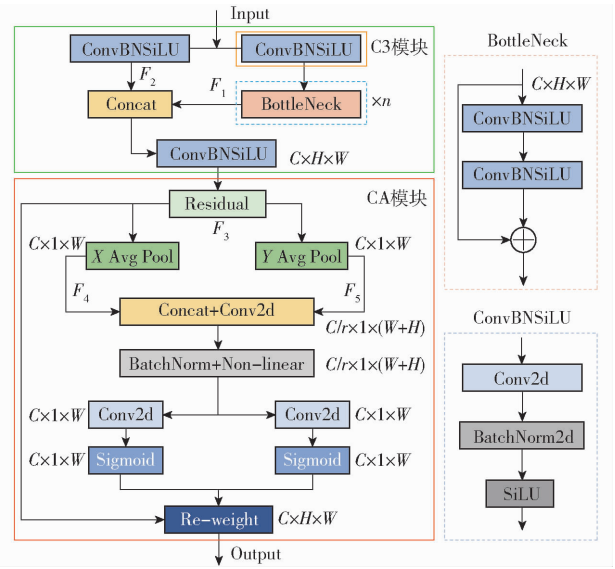


图 10 C3CA 结构图

Fig. 10 C3CA structure

3.6 消融试验和不同模型对比试验

为验证改进模型 YOLO v5s - CCB 对苗盘甘蓝茎秆的检测性能,采用模块化改进策略,通过向 YOLO v5s 逐步添加模块,在构建的苗盘数据集上测试以评估改进模型综合性能,试验结果如表 3 所示。在基线模型 YOLO v5s 主干网络的 C3 模块中融入 CA 模块,增强了网络对钵苗茎秆特征的提取能力,主要目标 P0 的精确率提高了 1.5 个百分点,次要目标 P1 和 P2 的精确率分别提升了 0.9、7.5 个百分点,总体平均精度均值提高 3.3 个百分点,但 CA 新增特征提取层增加了网络计算量,使得帧率下降 6.4 f/s。在基线模型中引入 BiFPN 模块促进了钵苗茎秆相似特征融合,相较于基线模型,P0 和 P2 的精确率分别提高 3.3、3.4 个百分点,但 P1 的精确率下降了 6.7 个百分点。同时引入 C3CA 和 BiFPN 模块,尽管网络整体召回率和帧率下降 0.7 个百分点、11.9 f/s,但平均精度均值相较于基线模型提升 2.8 个百分点,其中目标 P0 和 P2 的精确率分别提高 2.4、9.4 个百分点,P1 的精确率仅下降 3.5

表 3 消融试验结果

Tab.3 Ablation test results

C3CA	BiFPN	各目标精确率/ %			平均 精度均 值/ %	召回 率/ %	帧率/ (f·s ⁻¹)	模型内 存占用 量/MB
		P0	P1	P2				
×	×	89.3	47.0	36.8	57.7	60.4	83.3	15.0
√	×	90.8	47.9	44.3	61.0	58.8	76.9	15.0
×	√	92.6	40.3	40.2	57.7	59.0	66.7	15.2
√	√	91.7	43.5	46.2	60.5	59.7	71.4	15.3

注: × 代表不采用相应的方法,√ 表示采用相应的方法。

个百分点。综上, YOLO v5s - CCB 融合了 C3CA 模块和 BiFPN 模块的优点, 其整体的检测效果得到显著提升, 对主要目标 P0 的检测效果改善明显, 但新增网络层增加了计算量, 导致模型内存占用量增大。

为了评价改进模型 YOLO v5s - CCB 的性能, 将其与主流目标检测模型在数据集验证集上对比测

试, 结果如表 4 所示。YOLO v5s - CCB 在茎秆目标检测的平均精度均值、召回率及推理时间方面表现更优: 相较于 RT - DETR、Faster R - CNN、YOLO v8s、YOLO v9s、YOLO v10s、YOLO 11s, 其平均精度均值分别提升 8.5、7.7、9.7、1.8、10.6、5.8 个百分点, 召回率分别提升 3.8、6.5、10.5、1.5、10.4、8.2 个百分点。

表 4 不同目标检测模型对比结果

Tab.4 Comparison results of different target detection models

模型	各目标精确率/%			平均精度 均值/%	召回率/%	推理时间/ ms	帧率/ (f·s ⁻¹)	浮点运算 次数
	P0	P1	P2					
RT - DETR	83.1	45.6	33.6	52.0	55.9	38.9	25.7	1.6 × 10 ¹¹
Faster R - CNN	80.2	35.6	42.7	52.8	53.2	65.6	15.2	2.4 × 10 ¹¹
YOLO v5s	89.3	47.0	36.8	57.7	60.4	12.0	83.3	1.6 × 10 ¹⁰
YOLO v8s	85.4	36.0	31.2	50.8	49.2	16.2	62.5	6.8 × 10 ⁹
YOLO v9s	88.2	45.9	41.9	58.7	58.2	69.3	14.4	2.6 × 10 ¹¹
YOLO v10s	79.9	38.1	31.7	49.9	49.3	18.2	54.9	2.5 × 10 ¹⁰
YOLO 11s	87.9	34.6	41.7	54.7	51.5	15.0	66.7	6.3 × 10 ⁹
YOLO v5s - CCB	91.7	43.5	46.2	60.5	59.7	14.0	71.4	1.6 × 10 ¹⁰

与基线模型 YOLO v5s 相比, YOLO v5s - CCB 召回率虽下降 0.7 个百分点, 但平均精度均值提升 2.8 个百分点, 其中主要目标 P0 的精确率达 91.7%, 次要目标 P1 和 P2 的精确率分别为 43.5% 和 46.2%, 实现了 3 类目标检测较好平衡。图 11 所示的是单行检测效果, 检测到的数量占总量的 68.7%, 置信度普遍高于 0.45, 位置检测精确, 满足应用需求。综上, YOLO v5s - CCB 模型的平均精度均值和检测效果较其他模型显著提升, 为后续增加映射坐标数量及提高位置映射精度奠定了基础。



图 11 YOLO v5s - CCB 模型单行检测效果图

Fig.11 Effect of single line detection of YOLO v5s - CCB model

通过 YOLO v5 - CCB 算法获取的坐标是像素坐标, 需要变换为相对于机械爪的真实坐标才能使用。将像素坐标通过单应性变换处理之后, 就可以得到相对于机械爪的真实坐标信息, 即

$$\begin{bmatrix} x' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 x' 、 z' ——映射的真实坐标, mm

x 、 z ——像素坐标, 像素

$\mathbf{H}$ —— 3×3 的单应性变换矩阵

通过测得 30 组真实坐标和映射坐标数据, 导入方程求得坐标变换的单应性变换矩阵 $\mathbf{H}$ 。根据 $\mathbf{H}$ 构建位置信息处理模块, 实现将算法得到的像素坐标信息转化为相对于机械爪的真实坐标信息。

3.7 YOLO v8s - cls 分类模型

进行残次苗分类任务时, 考量了不同分类模型所具备的优缺点及其适用场景, 选择如图 12 所示的 YOLO v8s - cls 分类模型来实现分类任务。YOLO v8s - cls 通过调整深度因子 d 、宽度因子 w 和比例因子 r 3 个参数来调节网络参数数量, 可以划分成 5 个量级的模型, 分别为 YOLO v8n - cls、v8s - cls、v8m - cls、v8l - cls 和 v8x - cls, 其中 YOLO v8s - cls 模型在检测速度与精度平衡性之间取得了很好的平衡, 因此, 将其作为分类任务的模型。与 YOLO v5 - cls 模型相比, YOLO v8s - cls 采用解耦的检测头 (Decoupled head), 将分类与回归任务分离, 并引入动态标签分配策略 (Task aligned assigner), 通过分类得分与回归质量的加权匹配, 进而提升样本分配的精准度^[27]。

将数据处理得到的 4 个文件分成茎秆和根部两大类分别进行训练。训练完成后, 茎秆和根部分别进行测试集验证, YOLO v8s - cls 算法对茎秆分类成功率为 77.8%, 对根块分类成功率为 89.7%。随后构建分类信息处理和决策模块对 YOLO v8s - cls 算法得到结果进行处理, 模块通过对得到的 4 个标签

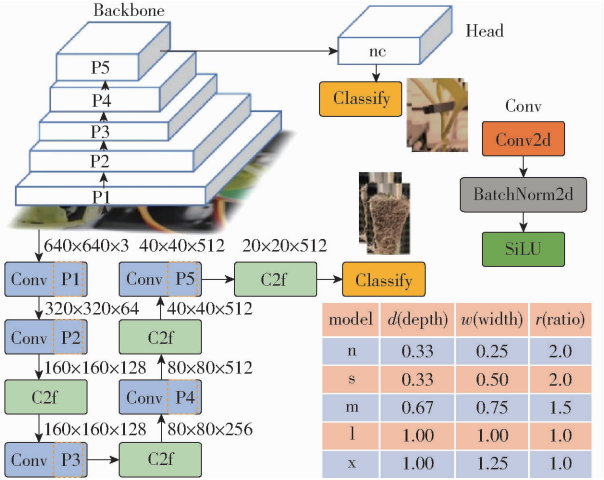


图 12 YOLO v8s - cls 网络结构图
Fig. 12 Structure of YOLO v8s - cls

的置信度添加权重,将其与设置阈值进行比较,就可以得到钵苗是壮苗还是残次苗的决策。将测试残次苗分类模块性能的专用数据集导入 YOLO v8s - cls 残次苗分类模块中,统计得到对壮苗和残次苗分类成功率分别达到 95.4% 和 74.8%,由于专用数据集中壮苗和残次苗各占一半,因此理论的残次苗平均分类成功率达到 85.1%。

3.8 取苗系统的控制流程

取苗系统的控制流程如图 13 所示,根据作业流程分为取苗过程、分类投苗过程和投苗结束。开始时,送盘装置电机动作,然后相机进行拍照并将图像传入视觉处理器的 YOLO - Fusion 算法中进行处理,获取到幼苗茎秆的坐标信息,随后比较检测到的目标数 M 和苗盘一行的穴数 N 。当检测到的目标数与苗盘一行的穴数相等时,表明所有目标都检测到,则可以直接使用获取的信息,当检测到的目标数小于苗盘一行的穴数时,表明存在部分茎秆被遮挡难以被检测出来,因此使用遮挡位置处理程序对未检出的位置进行估计。待茎秆位置信息构建完成后,通讯模块将位置信息通过串口通信的方式发到控制器中,控制器会根据得到的信息控制三轴运苗装置运行至取苗点,机械夹爪电机动作实现取苗过程。

完成取苗过程后,要进行分类投苗过程。三轴运苗装置运动至残次苗分类识别点,相机进行拍照并将图像传入 YOLO - Fusion 算法中进行分类处理。处理完成后,将决策信息传入控制器,控制器进而控制三轴运苗装置运动到投苗点或弃苗点。当钵苗是壮苗时,夹爪松开钵苗落入投苗筒完成投苗,随后投苗装置电机运行;反之,投苗装置电机则不运行。完成投苗或弃苗后,首先会判断夹爪抓取次数是否达到 N ,当抓取次数为 N 时,送盘装置电机运

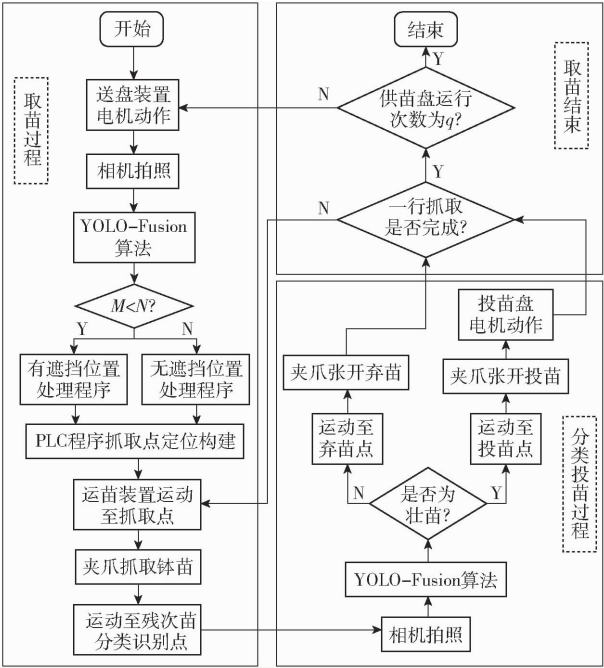


图 13 取苗系统控制流程图
Fig. 13 Seedling retrieval system control flowchart

行,苗盘将跟随送盘装置向前运动至指定距离,随后进行下一行的取投苗作业;反之,则重复以上步骤进行下一株苗的作业。其次,再判断送盘装置运行的次数是否达到苗盘穴孔行数 q ,当送盘装置运行次数达到 q 时,表明这一盘苗已经全部处理,送盘装置向后复位,完成后退出程序;反之,则继续运行程序。至此,重复以上流程就可以实现全自动取投苗作业。

4 台架试验

4.1 试验材料与设备

基于设计的取苗系统,完成试验台架的搭建,并对各硬件模块进行系统调试和参数校准。图 14 所示为试验平台,于昆明理工大学机电工程学院实验室内搭建。

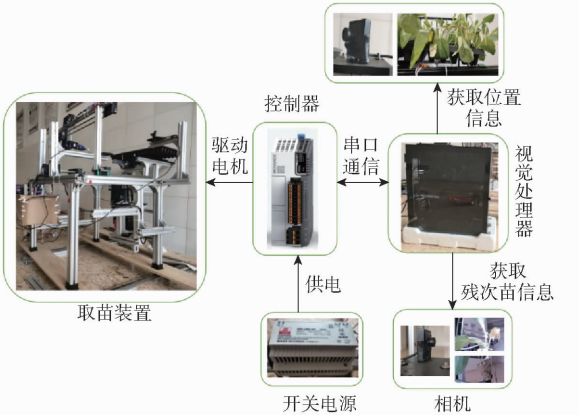


图 14 试验平台
Fig. 14 Test platform

试验所用的甘蓝穴盘苗苗龄为 30 d,育苗基质组成为泥炭、珍珠岩、蛭石,比例为 7:2:1,含水率为

40% ~ 60%。试验选用的育苗盘规格为 128 (16 × 8) 孔穴盘,长 × 宽为 540 mm × 280 mm,深度为 40 mm,穴孔为正方形椎体,上下口径边长分别为 30、15 mm。

试验仪器包括:PLC(汇川 Easy302 型)、相机模组(WN - L1980. K81)、卷尺(Hilock - 19)、视觉处理器(计算机)、相机(Intel RealSense Depth Camera D455 型)。

4.2 茎秆位置映射试验

为了验证 YOLO - Fusion 算法所映射出茎秆位置的准确性,以及评估由于映射方法和钵苗茎秆不处于苗盘孔穴正中间所带来的综合检测误差,由此开展了茎秆位置映射试验。

在 z 轴方向上茎秆长度较短,能够识别到的茎秆区域较小,茎秆的映射坐标受钵苗在孔穴中位置的影响较大,从而对夹爪准确取苗有较大影响。因此,开展了 z 轴方向上茎秆位置映射试验。试验时,钵苗随机放入育苗盘穴孔中,在不同时间段的不同光照条件下分别记录了 32 株钵苗的 z 轴真实坐标和映射坐标,对数据进行处理,误差统计结果如表 5 所示。

表 5 中 z 轴茎秆实际位置和映射位置最大误差为 5.1 mm,均值差最大为 3.6 mm,均方差最大为 3.9 mm,表明在 z 轴方向上茎秆实际位置和映射位

表 5 z 轴真实-映射位置误差统计结果

Tab. 5 z-axis real - mapped position error statistics result

试验时刻	真实-映射 位置最大 误差/mm	真实-映射 位置均值 差/mm	真实-映射 位置平方 差/mm ²	真实-映射 位置均方 差/mm
09:00	4.5	3.3	412.8	3.6
13:30	3.6	2.9	307.1	3.1
17:30	5.1	3.6	486.5	3.9
平均值	4.4	3.3	402.1	3.5

置的误差受茎秆在孔穴中位置和映射算法的综合影响在可接受范围内,说明了 YOLO - Fusion 算法映射出的坐标具有较高的准确性。选择在 3 个不同的时间段下开展试验,更贴合农田作业过程中自然光照变化的情况,3 个时间段下最大误差和均方差的差异不大,说明了 YOLO - Fusion 算法受光照的影响较小,算法具有较强的鲁棒性。

4.3 取苗试验和分类投苗试验

为验证视觉的加入对取苗系统取投苗成功率的影响,开展了取苗试验和分类投苗试验。根据 JB/T 10291—2013《旱地栽植机械》行业标准,并结合实际需求和研究目的,选择取苗成功率、分类成功率、投苗成功率作为评价指标。单株取投苗过程包括送盘过程、取苗运苗过程、残次苗筛选过程和投苗过程,试验过程如图 15 所示。

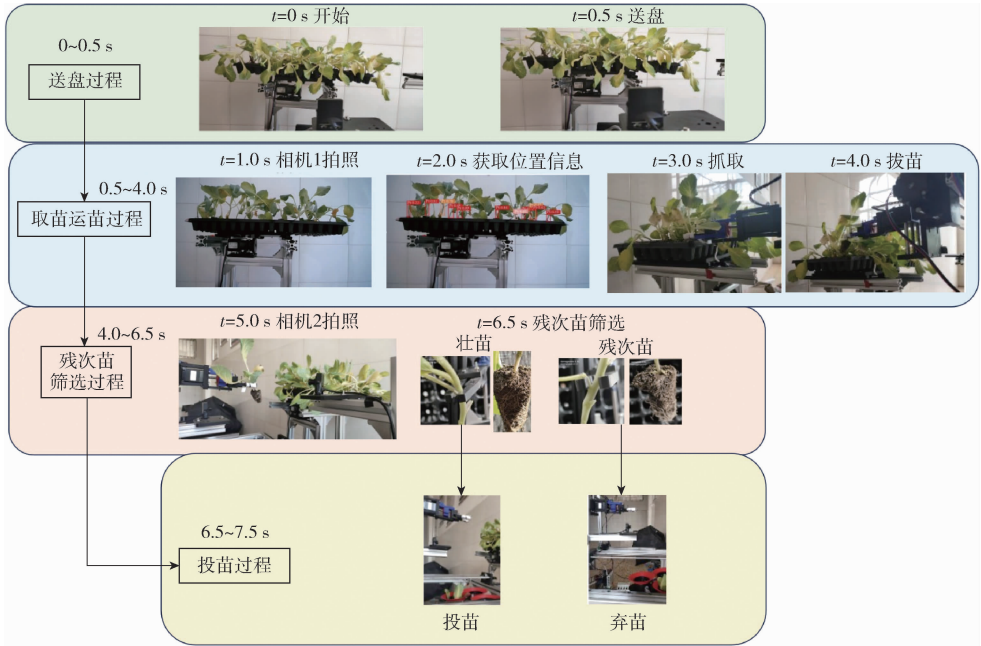


图 15 试验过程

Fig. 15 Process of seedling

不同时间段的不同光照条件下,分别用 48 株甘蓝钵苗进行取苗试验,试验结果如表 6 所示。从表 6 可以观察到,下午 13:30 进行试验时,取苗成功率和茎秆检测成功率分别达到了 85.4% 和 70.8%,

较上午 09:00 茎秆检测成功率 64.5% 和下午 17:30 茎秆检测成功率 58.3%,下午 13:30 茎秆检测成功率分别提高了 6.3、11.7 个百分点,而取苗成功率分别增加了 4.1、6.2 个百分点。因此,可得出茎秆检

表 6 取苗试验统计数据
Tab.6 Seedling test statistics

试验时刻	使用位置检测				未使用位置检测		
	取苗总数/ 株	识别到 的茎秆 数/株	茎秆检 测成功 率/%	取苗成 功数/ 株	取苗成 功率/ %	取苗成 功数/ 株	取苗成 功率/ %
09:00	48	31	64.5	39	81.3	30	62.5
13:30	48	34	70.8	41	85.4	27	56.2
17:30	48	28	58.3	38	79.2	25	52.1
平均值	48	31	64.5	39	83.3	27	56.9

测成功率和取苗成功率是正相关的,茎秆检测成功率提高,取苗成功率也会提高。分析保留的位置数据,发现中午光线更加充足,拍摄的图像更为清晰,检测到的茎秆位置更多,夹爪能够精确抓取茎秆的数量增加,从而提高了取苗成功概率。

对比使用位置检测进而抓取合适位置和不使用位置检测仅抓取固定位置的数据,发现使用位置检测的系统,由于抓取的茎秆位置更加准确,能够减少多株钵苗叠夹情况的发生,使得平均取苗成功数增加了 12 株,取苗成功率提高了 26.4 个百分点。

分析平均取苗成功率只有 83.3% 的原因,得到在取苗过程中,仍然会出现取苗失败的情况,其原因有:①甘蓝钵苗叶片较大,且育苗盘相邻孔穴间距较小,相邻钵苗之间常出现叶片粘连,在抓取时会带出相邻粘连较紧密的钵苗。②由于是将购买的钵苗投

放到育苗盘中进行试验,相对于在原有育苗盘中培育的钵苗,投放的钵苗在机械夹爪拔苗过程中,钵苗基质块和育苗盘之间的阻力会减少,在一定程度上会增加带出叶片粘连钵苗的风险。③育苗盘中钵苗茎秆若被相邻叶片完全遮挡(遮挡面积大于 60%),会导致视觉系统获取的茎秆位置信息减少 6.3% ~ 12.5%,从而降低取苗成功率。

在不同时间段分别开展分类投苗试验,试验选取 48 株甘蓝钵苗,其中壮苗和残次苗数量各占一半,试验结果如表 7 所示。由表 7 可得,试验的壮苗和残次苗分类成功率分别为 94.5% 和 70.8%,平均分类成功率为 82.6% 与测试集的平均分类成功率 83.7% 相近,且在不同时间段分类成功率相差不大,总结原因得到,相机距钵苗较近,受光照影响较小,导致了在不同时间段的分类成功率相差不大。在投苗过程中,偶尔会出现夹爪松开后钵苗粘连在夹爪上的情况,其原因为:①钵苗基质含水率太小,导致钵苗整体质量太轻,下落的重力不足克服苗与机械爪之间的触碰阻力,难以使苗落入投苗筒中。②甘蓝苗叶片较大,叶茎粗壮,导致在下落过程中会触碰到夹爪的结构,使其难以依靠自身重力落入到投苗筒中。针对以上两种情况,可以考虑在外部添加导气管等辅助装置来施加外部作用力克服下落时遇到的阻力,从而减少投苗失败的发生。

表 7 分类投苗试验统计数据
Tab.7 Categorical seeding trial statistics

试验时刻	投苗总株数/ 株	分类成功 数/株	壮苗分类 成功数/株	壮苗分类 成功率/%	残次苗分类 成功数/株	残次苗分类 成功率/%	分类成功 率/%	投苗成功 数/株	投苗成功率/ %
09:00	48	39	23	95.8	16	66.7	81.2	35	89.7
13:30	48	40	22	91.7	18	75.0	83.3	38	95.0
17:30	48	40	23	95.8	17	70.8	83.3	36	90.0
平均值	48	39.6	22.7	94.5	17	70.8	82.6	36.3	91.6

综合表 6、7 中的数据得到,取苗系统不使用视觉技术的平均取苗成功率为 56.9%,使用视觉技术的取苗成功率达到 83.3%,取苗任务和残次苗分类任务的联合成功率可以达到 68.7%。在残次苗占总苗数 5% 的条件下,系统使用 YOLO - Fusion 算法后,取苗成功率不仅提高了 26.4 个百分点,并且能减少占钵苗总数的约 3.54% 的后期补栽钵苗数。

5 结论

(1)针对甘蓝移栽取投苗阶段的取苗难与残次苗筛选低效问题,结合钵苗尺寸特性,设计了基于深度学习的智能取苗系统,通过 YOLO - Fusion 多模型协同算法实现茎秆位置精准检测与残次苗智能筛

选,能够有效解决传统移栽机的技术短板。
(2)提出 YOLO v5s - CCB 模型,采用 BiFPN 模块优化特征融合、C3 模块中融入 CA 注意力机制增强关键区域感知,平均精度均值较基线模型提升 2.8 个百分点,且综合性能优于 RT - DETR、Faster R - CNN和 YOLO v8s 等其它主流检测模型;残次苗筛选采用 YOLO v8s - cls 模型,理论平均分类成功率达 85.1%,可实现壮苗与残次苗的有效区分。
(3)台架试验结果表明,取苗系统 z 轴定位误差小于等于 5.1 mm, YOLO - Fusion 算法将取苗成功率提升至 83.3%,取苗与残次苗分类的联合成功率 68.7%,可有效解决农田环境下的取投苗难题,为移栽机自动化与智能化升级提供技术支撑。

参 考 文 献

- [1] 曾爱松,夏鹏飞,严继勇,等. 我国甘蓝品种市场需求变化分析[J]. 长江蔬菜,2022(8): 1-3.
Zeng Aisong, Xia Pengfei, Yan Jiyong, et al. Analysis of market demand changes for cabbage varieties in China[J]. Yangtze River Vegetables, 2022(8): 1-3. (in Chinese)
- [2] 俞高红,王磊,孙良,等. 大田机械化移栽技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 1-20.
Yu Gao hong, Wang Lei, Sun Liang, et al. Progress in research on mechanized transplanting technology and equipment for large fields[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 1-20. (in Chinese)
- [3] 刘蒙滋,姜凯,王秀,等. 蔬菜自动移栽机研究现状与展望[J]. 农机化研究, 2024, 46(10): 1-8,20.
Liu Mengzi, Jiang Kai, Wang Xiu, et al. Research status and prospects of automatic vegetable transplanters[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(10): 1-8,20. (in Chinese)
- [4] 刘成良,林洪振,李彦明,等. 农业装备智能控制技术研究现状与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 1-18.
Liu Chengliang, Lin Hongzhen, Li Yanming, et al. Analysis of the current status and development trends of intelligent control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 1-18. (in Chinese)
- [5] 田鹏飞,王峰阳. 机器视觉技术在我国农业领域内的应用分析[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(14): 13-21.
Tian Pengfei, Wang Haoyang. Analysis of the application of machine vision technology in China's agricultural field[J]. Jiangsu Agricultural Science, 2023, 51(14): 13-21. (in Chinese)
- [6] 崔志超,管春松,徐陶,等. 甘蓝基质块苗移栽机双排链式栽植装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 46-54.
Cui Zhichao, Guan Chunsong, Xu Tao, et al. Design and test of double-row chain planting device for kale substrate block seedling transplanter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 46-54. (in Chinese)
- [7] 杜全成. 大棚甘蓝栽培技术[J]. 农业知识, 2021(11): 28-30.
Du Quancheng. Cultivation technology of greenhouse kale[J]. Agricultural Knowledge, 2021(11): 28-30. (in Chinese)
- [8] 胡燕,周娜,郑阳,等. 甘蓝黑腐病的发生及综合防治[J]. 植物医生, 2018, 31(12): 35-36.
Hu Yan, Zhou Na, Zheng Yang, et al. Occurrence and integrated control of black rot in kale[J]. Plant Doctor, 2018, 31(12): 35-36. (in Chinese)
- [9] 胡建平,吕俊鹏,刘伟,等. 双爪协同自动取投苗机构设计与试验[J]. 农业机械学报,2026,57(12):132-141.
Hu Jianping, Lü Junpeng, Liu Wei, et al. Design and testing of a dual-claw coordinated automatic seedling picking and placing mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(12):132-141. (in Chinese)
- [10] 王秀,刘蒙滋,翟长远,等. 蔬菜移栽夹茎式取苗装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2023,54(9):122-132.
Wang Xiu, Liu Mengzi, Zhai Changyuan, et al. Design and test of a stem clamping type seedling picking device for vegetable transplanting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(9):122-132. (in Chinese)
- [11] 张学东,刘立晶,宁义超,等. 蔬菜移栽机顶夹式取苗装置末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 1):115-124,134.
Zhang Xuedong, Liu Lijing, Ning Yichao, et al. Design and test of end-effector of top-clamp seedling pick-up device for vegetable transplanter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(S1):115-124,134. (in Chinese)
- [12] 刘进一,晏伏山,董赫,等. 基于改进 MBS-YOLO v8 的火龙果目标检测与定位方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 425-432.
Liu Jinyi, Yan Fushan, Dong He, et al. Target detection and localisation method for dragon fruit based on improved MBS-YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 425-432. (in Chinese)
- [13] 徐浩. 基于深度学习温室辣椒种苗剔补移栽装备设计与试验[D]. 扬州: 扬州大学, 2021.
Xu Hao. Deep learning based greenhouse chilli seedling tick replanting equipment design and experiment[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2021. (in Chinese)
- [14] 吴龙貽,王志明,胡越,等. 基于机器视觉的穴盘幼苗分级移栽系统设计与试验[J]. 农机化研究, 2022, 44(4): 127-132,140.
Wu Longyi, Wang Zhiming, Hu Yue, et al. Design and experiment of graded transplanting system for seedling grading based on machine vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44(4): 127-132,140. (in Chinese)
- [15] 任朝阳,胡敏娟,严伟,等. 旱地穴盘苗移栽机取苗机构研究现状[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(2): 41-47.
Ren Chaoyang, Hu Minjuan, Yan Wei, et al. Current status of seedling pick-up mechanism of dryland hole tray seedling transplanting machine[J]. Journal of Agricultural Mechanization,2025,46(2): 41-47. (in Chinese)
- [16] Harveson R M. Identifying and distinguishing seedling and root rot diseases of sugar beets[J]. Plant Health Progress, 2006, 7(1): 39.

[17] Thakur P S, Khanna P, Sheorey T, et al. Vision transformer for plant disease detection: PlantViT [C] // International Conference on Computer Vision and Image Processing. Cham: Springer International Publishing, 2021: 501 – 511.

[18] 陈永年,马骏,袁哲明,等. 春甘蓝外叶和球叶损失对产量的影响及主要食叶害虫防治行动阈值[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2002(4): 308 – 313.
Chen Yongnian, Ma Jun, Yuan Zheming, et al. Effects of outer leaf and bulb loss on yield and thresholds for action against major leaf-feeding pests in spring kale[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Science Edition), 2002(4): 308 – 313. (in Chinese)

[19] Balakrishnan B, Chelliah R, Venkatesan M, et al. Comparative study on various architectures of yolo models used in object recognition[C] // 2022 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS). IEEE, 2022: 685 – 690.

[20] 李振波,刘欣,竺明昊,等. 面向种植农业复杂场景的 YOLO 算法应用综述[J]. 农业机械学报,2026,57(13):45 – 67.
Li Zhenbo, Liu Xin, Zhu Minghao, et al. A review of YOLO algorithm applications in complex scenarios of crop farming[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(13): 45 – 67. (in Chinese)

[21] Han X, Chang J, Wang K. You only look once: unified, real-time object detection[J]. Procedia Computer Science, 2021, 183(1): 61 – 72.

[22] Mo H, Wei L. Tomato yellow leaf curl virus detection based on cross-domain shared attention and enhanced BiFPN[J]. Ecological Informatics, 2025, 85: 102912.

[23] Doherty J, Gardiner B, Kerr E, et al. BiFPN-yolo: one-stage object detection integrating bi-directional feature pyramid networks[J]. Pattern Recognition, 2025, 160: 111209.

[24] Park H, Yoo Y, Seo G, et al. C3: concentrated-comprehensive convolution and its application to semantic segmentation[PP/OL]. V3. arXiv (2019 – 7 – 28) [2025 – 6 – 15]. <https://arxiv.org/abs/1812.04920>.

[25] Hou Q, Zhou D, Feng J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2021: 13713 – 13722.

[26] Liang H, Wang H, Mao L, et al. Bone stick image classification study based on C3CA attention mechanism enhanced deep cascade network[J]. IEEE Access, 2023, 11: 94057 – 94068.

[27] Varghese R, Sambath M. Yolov8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C] // 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). IEEE, 2024: 1 – 6.

(上接第 102 页)

[18] Park C W, Eom I K. Underwater image enhancement using adaptive standardization and normalization networks [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 127: 107445.

[19] Zhang S, Zhao S, An D, et al. LiteEnhanceNet: a lightweight network for real-time single underwater image enhancement[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 240: 122546.

[20] Lu X, Yuan Y, Liu X, et al. Low-light salient object detection by learning to highlight the foreground objects[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2024, 34(8): 7712 – 7724.

[21] Zhang H, Wang L, Zou Q, et al. DFF – Net: deep feature fusion network for low-light image enhancement[J]. Image and Vision Computing, 2025, 161: 105645.

[22] Li X, Wang W, Hu X, et al. Selective kernel networks[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 510 – 519.

[23] Wang Q, Wu B, Zhu P, et al. ECA – Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 11534 – 11542.

[24] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 7132 – 7141.

[25] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3 – 19.