doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.007

基于改进YOLO v8s的水稻种植机械作业质量检测

刘双喜[1,2]　张玮平[1]　胡宪亮[3]　王刘西航[1]　宋占华[1,4]　王金星[1,4]

（1. 山东农业大学机械与电子工程学院，泰安 271018；2. 农业装备智能化山东省工程研究中心，泰安 271018；
3. 济南祥辰科技有限公司，济南 251400；4. 山东省设施园艺智慧生产技术装备重点实验室(筹)，泰安 271018）

摘要：稻田中秧苗与稻种规范化精准识别检测是实现水稻种植机械作业质量检测的前提，为解决水稻种植图像识别研究过程中存在稻田背景复杂、机械运行速度快、形态特征难以提取等造成识别准确率较低的问题，提出一种基于改进YOLO v8s的轻量化质量检测方法。首先，通过由井关PZ60型水稻插秧机的研制而成的稻田种植质量检测装置，搭建作业质量检测图像采集平台，拍摄获得作业质量的图像构成ImageSets数据集，根据国家相关标准制定质量检测评价指标。随后通过引入轻量化GhostNet模块，减少网络模型的运行参数量；同时为了提升卷积神经网络检测性能，将CPCA注意力模块引入到检测算法中，有效地增强对水稻作业质量的特征提取，抑制稻田复杂的背景信息，准确获得作业图像的关键特征，对秧苗与稻种这种数量多、体积小的目标的检测效果有较为明显的提升；其次，将YOLO v8s模型中的CIoU损失函数替换为EIoU损失函数，使模型具有更快更好的收敛速度与定位效果，实现作业质量的精确识别。试验结果表明，改进后的YOLO v8s模型在测试集上的平均精度均值为92.41%，精确率为92.11%，召回率为92.04%；与YOLO v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN网络模型相比，平均精度均值分别提高7.91、7.71、4.28、1.03个百分点。改进后模型检测速度与内存占用量分别为88 f/s、19.2 MB，与YOLO v8s模型相比分别减少12.8%、10.7%，经种植环境测试能够检测出作业质量是否合格，能够实现质量检测的作用。改进YOLO v8s网络模型对稻田作业质量检测具有快速准确的识别能力，具有较好的鲁棒性，在水稻种植质量检测方面有显著成效，可为水稻种植机械化质量检测提供新的检测方法。

关键词：水稻种植质量检测；机械作业；YOLO v8；漂秧漏秧；图像识别

中图分类号：TP391　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0061-10

Rice Planting Machinery Operation Quality Detection Based on Improved YOLO v8s

LIU Shuangxi[1,2]　ZHANG Weiping[1]　HU Xianliang[3]　WANG Liuxihang[1]　SONG Zhanhua[1,4]　WANG Jinxing[1,4]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian* 271018, *China*
2. *Shandong Engineering Research Center of Agricultural Equipment Intelligentization, Taian* 271018, *China*
3. *Jinan Xiangchen Technology Co., Ltd., Ji'nan* 251400, *China*
4. *Shandong Key Laboratory of Intelligent Production Technology and Equipment for Facility Horticulture, Taian* 271018, *China*)

Abstract: The standardized and precise identification and detection of seedlings and seeds in rice fields is a prerequisite for achieving the quality detection of mechanical rice planting operations. To address the issues of complex rice field backgrounds, high machinery operation speeds, and difficulty in extracting morphological features during the research on rice planting image recognition, which resulted in low recognition accuracy rates, a lightweight quality detection method based on the improved YOLO v8s was proposed. Firstly, an image acquisition platform for operation quality detection was established through a rice planting quality detection device developed from the Inaka PZ60 type rice transplanter. Images of operation quality were captured to form the ImageSets dataset, and quality detection evaluation indicators were formulated in accordance with relevant national standards. Then by introducing the lightweight GhostNet module, the operational parameters of the network model were reduced. Simultaneously, to enhance the detection performance of the convolutional neural network, the CPCA attention module was incorporated into the detection algorithm, effectively strengthening the feature extraction for the quality of rice planting operations, suppressing the complex background information of the rice field, accurately obtaining the key features of the operation images, and significantly improving the detection effect of

收稿日期：2024-07-25　修回日期：2024-09-20

基金项目：山东省现代农业产业技术体系水稻农业机械岗位专家项目(SDAIT-17-08)

作者简介：刘双喜(1978—)，男，副教授，博士，主要从事图像处理与智能装备研究，E-mail: shuangxiliu168@163.com

numerous small targets such as seedlings and seeds. Secondly, the CIoU loss function in the YOLO v8s model was replaced with the EIoU loss function, enabling the model to have a fast and good convergence speed and localization effect, and achieving precise identification of operation quality. The experimental results indicated that when evaluated using the average precision as the main indicator, the average precision of the improved YOLO v8s model on the test set was 92.41%, with an accuracy of 92.11%, a recall of 92.04%, and an mAP improvement of 7.91, 7.71, 4.28, and 1.03 percentage points, respectively, compared with the YOLO v5s, YOLO v7, YOLO v8s, and Faster R-CNN network models. The detection speed and memory occupancy of the improved model were 88 f/s and 19.2 MB, respectively, which were 12.8% and 10.7% lower than those of the YOLO v8s model. After tests in the planting environment, it can determine whether the operation quality was qualified, fulfilling the role of quality detection. The improved YOLO v8s network model demonstrated rapid and accurate recognition capabilities for the quality detection of rice field operations, exhibited good robustness, and had remarkable effects in the aspect of rice planting quality detection, providing a detection method for the quality detection of mechanical rice planting.

Key words: rice planting quality testing; mechanical operation; YOLO v8; floating and leaking rice seedlings; image recognition

0 引言

中国是世界上人口最多、水稻种植面积最广的国家之一。水稻作为我国重要的粮食作物,现种植面积已达约4.5×10^8 hm^2,目前减少种植时间、加快种植速度、提高收获质量逐渐成为中国水稻粮食生产的重中之重[1]。随着农业经济的发展,水稻机械化种植技术也在不断创新与提高,目前其种植方式主要包括机械插秧和机械直播两种[2-4],一方面由于操作水平和驾驶员的主观性影响,机械插秧时容易出现重行、漏行、栽插直线度差等问题,影响后期植保机械作业时压苗导致水稻减产,另一方面穴播机载播种时容易出现种粒不合格和穴距不合规等问题[5-7]。但是目前大部分水稻的种植质量并未进行严格的检测,仅有部分种植户进行人工检测,这种方法存在工作量大、强度高以及劳动繁琐等问题,难以满足机械化种植高效作业需求[8]。

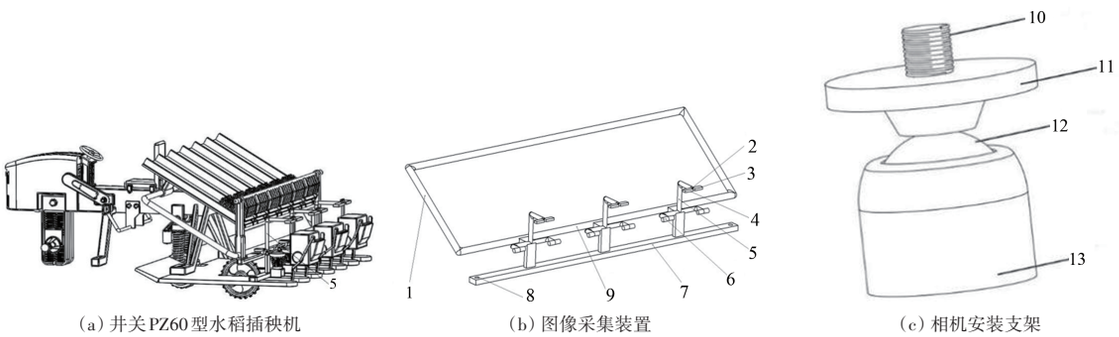
水稻种植质量检测工作是保障水稻产量与质量的重要环节,为提高水稻种植机械作业质量检测自动化程度,有关水稻种植作业质量的图像识别成为近几年的研究热点。为此,多个研究提出了基于YOLO、3D-CNN、Cascade RCNN、BlendMask等模型的水稻监测与倒伏检测方法,这些方法不仅提升了水稻穗和杂草检测精度,还改善了倒伏监测效率,并通过智能化监控系统优化播种质量,检测精度均达到90%以上,显著提高了水稻种植作业的实时性和稳定性,推动了水稻种植质量检测的技术进步[9-17]。

为提高水稻种植质量检测工作的自动化程度,保障水稻产量与质量的稳步提高,同时针对不同种植方式设计三维重建的秧苗直立度检测方法与高斯混合模型的播种质量检测方法,本文提出一种基于改进YOLO v8s的水稻种植作业质量检测模型,利用轻量化Ghost网络模块、CPCA注意力机制和改进的EIoU损失函数,以期提高识别精度,减少模型参数和计算量,增强检测性能,实现智能化的作业质量检测与识别。

1 材料与方法

1.1 秧苗与稻种图像采集

所用秧苗与稻种图像是由基于井关PZ60型水稻插秧机研制的稻田种植质量检测装置拍摄而成,可实现水稻插秧与穴播两种种植模式。该设备的图像采集系统包括补光装置、工业相机和成像镜头,该装置整体结构如图1所示。



(a) 井关PZ60型水稻插秧机 (b) 图像采集装置 (c) 相机安装支架

图1 识别装备整体结构图

Fig. 1 Overall structure diagram of identification equipment

1. 连接架 2. 滑槽 3. 补光灯 4. 摄像头 5. 支柱 6. 支撑架 7. 横杆 8. 螺孔 9. 嵌入槽 10. 螺杆 11. 支撑盘 12. 转向球 13. 支台

第 1 部分秧苗图像采集于山东省济宁市绿健农业科技有限公司种植基地，该基地处于温带大陆性半湿润季风气候区，年均气温 10~13 ℃，年降水量介于 550~950 mm 之间，提供了适宜水稻种植与生长的环境。基地采用标准化种植，行距 300 mm，株距 150 mm，插秧机作业时一次插入 2 株秧苗。样本采集图像如图 2 所示。



图 2　样本采集图像

Fig. 2　Sample collection

第 2 部分稻种图像采集于山东省济南市五洲千亩级黄河水稻种植基地，该基地位于山东省中部平原，气候属于温暖带大陆性季风气候。据山东省气象局数据，该地区年均气温约为 10 ℃，年降水量在 600~800 mm 之间，降水主要集中在 6—8 月，气候温暖湿润。基地位于黄河流域，受益于黄河沉积的泥沙，土壤肥沃，非常适合水稻和小麦等农作物的种植。基地采用标准化的水稻穴直播方式，行距 250 mm，株距 160 mm，在去除开沟装置后，直播机正常运行时每次排出约 10 粒种子。采集的样本如图 3 所示。



图 3　直播机播种作业样本

Fig. 3　Broadcasting machine seeding operation samples

1.2　图像增强

为便于稻种图像与秧苗图像更适合于后续的图像处理和分析任务。在进行稻种和秧苗图像样本取样过程中，为提高检测质量，使用离线增强的方法。如图 4 所示，离线增强主要是对图像进行对比度增强、亮度增强、随机颗粒添加噪声以及滤波等处理，进一步丰富数据集，提高模型的泛化能力和减小模型过拟合，同时，除了基本图像增强，训练过程中使用 Mosaic 数据增强对样本进行数据处理[18]，即将 4 幅图像随机裁剪并拼接为 1 幅图像作为训练数据，以丰富图像背景，提高模型训练效率。

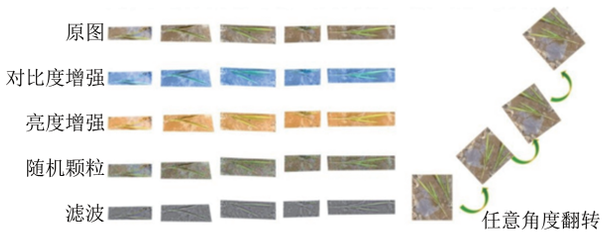


图 4　离线增强

Fig. 4　Offline enhancements

针对自然环境下背景杂乱、色差较小的问题，使用离线增强与 Mosaic 数据增强，能够进一步丰富水稻秧苗漂秧、漏秧以及稻种图像的数据集，从而更好地提取目标特征、提高模型的泛化能力和鲁棒性，可以节省大量计算资源和存储空间，减少训练时间并提高训练效率。样本数据增强图如图 5 所示。

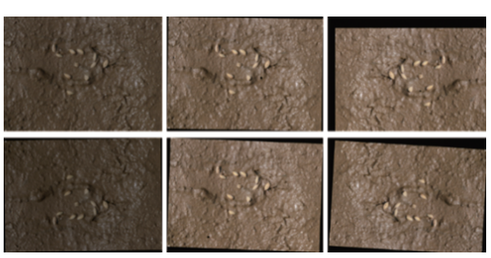


图 5　样本数据增强图

Fig. 5　Sample data augmentation

1.3　秧苗与稻种数据集构建

为丰富秧苗与稻种数据集和更好地提取漂秧、漏秧、稻种特征及提高模型泛化能力，采用离线增强的方式对样本进行扩增，分别对秧苗和稻种图像进行对比度增强、亮度增强、随机颗粒添加噪声、滤波和任意角度旋转不同角度处理。然后采用 LabelImg 软件分别对秧苗、稻种进行标注，构建 ImageSets 数据集，样本标注如图 6 所示。

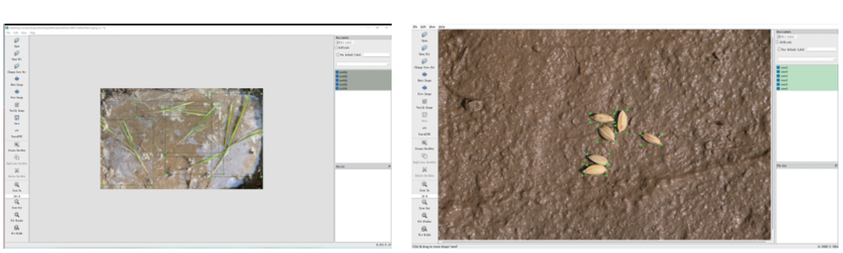


图 6　样本标注

Fig. 6　Sample annotation

经过多种方式采集扩增得到的ImageSets数据集中，共有20 465幅图像，其中稻种图像2 934幅、秧苗的漂秧（PY）图像为9 349幅、正常（ZC）的秧苗图像8 182幅。以比例7∶2∶1将数据集划分为训练集、测试集以及验证集，如表1所示。

表1 数据集划分结果

Tab. 1 Dataset partitioning results

项目	漂秧（PY）	正常（ZY）	稻种（DZ）
训练集	6 543	5 728	2 053
测试集	1 871	1 637	587
验证集	935	817	294

由于对秧苗进行插秧作业时，出现漏秧、漂秧等作业质量检测识别难度较大，因而在构建数据集时对于秧苗的数据集图像较多，共17 531幅图像；而针对直播机播种作业质量检测时，对稻种检测难度较小，因而对于稻种的数据集图像较小，共2 934幅图像即可达到预期效果。ImageSets数据集的训练集、测试集、验证集总体分布情况如图7所示。

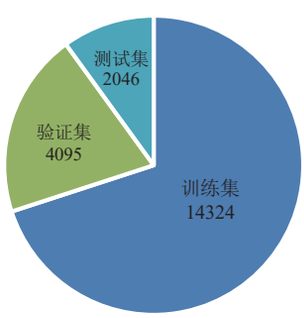


图7 数据集划分数量和比例

Fig. 7 Dataset partition quantity and ratio

2 作业质量检测评价标准

根据GB/T 20864-2021《水稻插秧机技术规范》与GB/T 25418-2022《水稻直播机》，水稻种植机械作业时插秧情况下漂秧率、漏秧率计算公式为

$$R_p = \frac{Z_p}{Z} \times 100\% \tag{1}$$

$$R_l = \frac{X_l}{X} \times 100\% \tag{2}$$

式中 R_p——漂秧率，%

Z_p——漂秧总株数，株

Z——测定总株数，株

R_l——漏秧率，%

X_l——漏插总穴数，穴

X——测定总穴数，穴

水稻种植机械作业时直播情况下的穴距合格率、空穴率以及穴粒合格率计算公式为

$$\theta = \frac{g}{G} \times 100\% \tag{3}$$

$$\theta_1 = \frac{g_1}{G_1} \times 100\% \tag{4}$$

$$\theta_2 = \frac{g_2}{G_2} \times 100\% \tag{5}$$

式中 θ——穴距合格率，%

g——符合使用说明书或农艺要求的穴距合格的数量，个

G——小区内种子穴距测定的总数量，个

θ_1——空穴率，%

g_1——空穴的数量，个

G_1——小区内测定的孔穴总数量，个

θ_2——穴粒数合格率，%

g_2——符合使用说明书或农艺要求的穴粒数的数量，个

G_2——小区内测定的孔穴总数量，个

通过查阅GB/T 20864-2021《水稻插 秧机技术规范》中的第4章技术要求的4.1作业条件与性能小节的4.1.5中的表1插秧机性能指标中可以得知，在进行插秧作业时，作业质量标准应为表2所示。

表2 机械插秧作业性能指标

Tab. 2 Performance indicators of mechanical transplanting operations

序号	指标	数值
1	相对均匀度/%	≥85
2	插秧深度/mm	当地农艺要求
3	插秧深度合格率/%	≥90
4	漏秧率/%	≤5
5	漂秧率/%	≤3

通过查阅GB/T 25418-2022《水稻直播机》中第5章技术要求中的5.2小节性能要求里的5.2.1中所述的表1水稻直播机性能指标可知，针对直播作业时的作业标准应为表3所示。

表3 水稻直播机性能指标

Tab. 3 Performance indicators of rice direct seeding machine

序号	指标	数值
1	种子破损率/%	≤0.8
2	空穴率/%	≤5.0
3	穴距合格率/%	≥80
4	穴粒数合格率/%	≥85

由此可知，在设计水稻种植机械作业质量检测系统时，可以参考上述有关国家标准，依照相应指标搭建种植质量的评判检测网络，从而能够实现及时准确地得到整体种植作业质量的情况。

3 检测算法设计

3.1 YOLO v8s目标检测算法

现阶段主流目标检测模型有YOLO v8、YOLO v7、YOLO v5[19-24]等，搭建的YOLO v8s模型主要结构为Backbone、Neck和Head 3部分，其主要结构图如图8所示。在主干网络部分使用梯度流更加丰富的C2f结构，

对不同尺度特征层调整了通道数，这使得对水稻秧苗与稻种的特征提取更加鲜明。

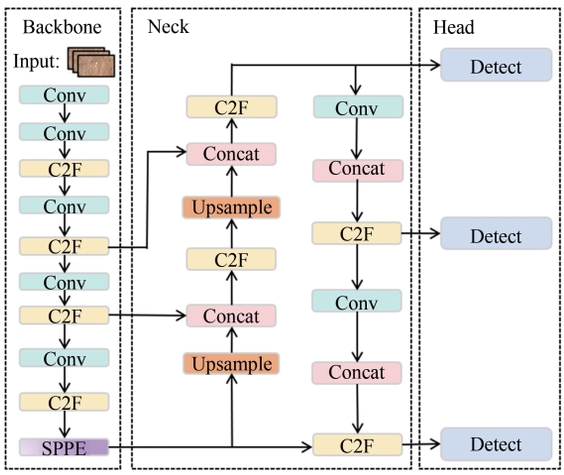


图 8　YOLO v8s 模型主要结构图

Fig. 8　Main structure diagram of YOLO v8s model

在 YOLO v8s[25-29] 目标检测算法的基础上进行改进和优化，得到基于 YOLO v8s 的水稻种植机械作业检测算法，为提升对水稻种植机械作业质量信息识别模型性能，在主干网络与特征提取网络之间引入 Ghost 模块，减少模型参数量和计算量，实现模型轻量化。通过试验验证，可以在模型精确度损失较小的情况下，增加 Ghost 模块达到轻量化处理效果。将 CPCA 注意力机制应用于主干网络和特征提取网络之间，在通道和空间维度上动态分配注意权重，削弱纹理、颜色、边缘等低层次特征对目标识别的影响。最后，采用 EIoU Loss 来代替 YOLO v8 模型中原始损失函数的 CIoU Loss，以此提高对秧苗与稻种识别性能，达到优化模型的目的，改进 YOLO v8s 模型结构如图 9 所示。

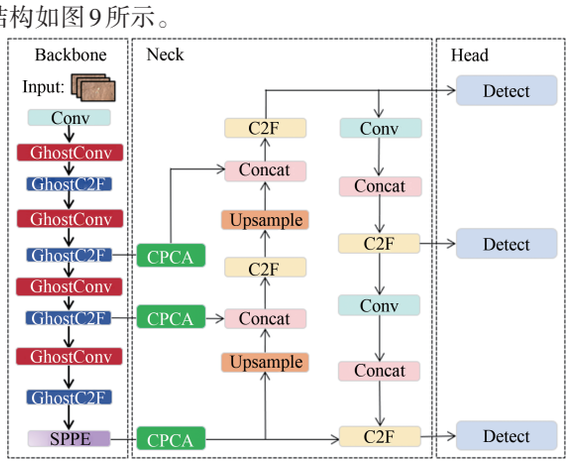


图 9　改进 YOLO v8s 模型结构图

Fig. 9　Improved YOLO v8s model structure diagram

3.2　种植质量图像识别目标检测算法构建

3.2.1　轻量化 Ghost 网络模块

在目标检测算法中采用轻量化 Ghost 网络模块作用于主干网络与特征提取网络之间，减小模型运行的参数量。由于嵌入式设备的计算资源、能源和内存有限，传统的特征提取会生成大量的特征图，消耗大量的计算资源，影响模型运行速度和实时性[30-33]。有学者提出的轻量级网络 MobileNet[34] 中的 Depthwise 以及 ShuffleNet[35] 中的 Shuffle 操作都是基于 1×1 卷积的升维降维来减少计算量，但仍存在特征冗余、占用大量内存。而轻量化 Ghost 模块是目前替代传统卷积模块的一个好方法，如图 10 所示。它可以从简单的操作中生成更多的特征图并可以充分体现秧苗与稻种特征信息。本研究将轻量型的 Ghost 模块与 YOLO v8s 算法相结合，在不影响模型准确性的情况下，大幅降低网络参数量，利用对卷积层的创新来达到轻量化的处理效果，提高 YOLO v8s 目标检测算法在对水稻秧苗漂秧、漏秧与稻种的在线实时检测速度。

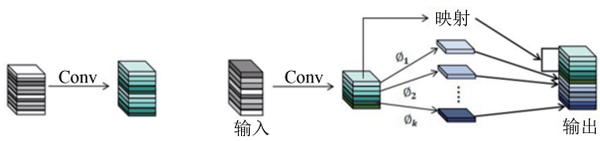


图 10　Ghost 卷积操作对比

Fig. 10　Ghost convolution operation comparison chart

3.2.2　CPCA 注意力机制模块

为了提高卷积神经网络的检测性能，可以将 CPCA[36] 注意力模块引入到算法中去，CPCA 注意力模块由通道和空间注意力模块组成。CPCA 采用多尺度的深度可分离卷积模块构成空间注意力，在通道和空间维度上动态分配注意权重。在有效地进行空间关系提取时，保留了通道先验，使它能聚焦信息通道和重要区域，对水稻秧苗与稻种这种密集小目标的检测效果提升明显，其结构如图 11 所示。由图 11 可知，通道注意力的算法依然采用 CBAM 的模式，通过平均池和最大池操作，从特征映射中聚集空间信息，输入 Shared MLP 中，即

$$CA(F)=\mathrm{Sigmoid}\left(\mathrm{MLP}\left(\mathrm{AvgPool}(F)\right)\mathrm{MLP}\left(\mathrm{MaxPool}(F)\right)\right) \quad (6)$$

空间注意力则是通过多尺度结构去增强卷积运算捕获空间关系的能力，利用深度可分离卷积来捕捉特征之间的空间关系，确保了通道关系的保留，也降低了计算的复杂性。最后使用一个 1×1 的卷积进行通道混合，其过程表达式为

$$SA(F)=Conv_{1\times1}\left(\sum_{i=0}^{3}Branch_i\left(DwConv(F)\right)\right) \quad (7)$$

式中　$Dwconv$——深度卷积

$Branch_i$——第 i 分支

在 YOLO v8 试验中发现，添加了 CPCA 注意力模块的检测网络能够很大程度地增强 YOLO v8s 对数据集的检测识别能力，提高 mAP。

3.2.3　EIoU 损失函数

在目标检测算法中通过将 CIoU 损失函数替换为 EIoU 损失函数，增强目标框回归稳定性，提高秧苗的定位能力并降低稻种识别定位误差，使模型满足对作业质

量进行在线检测的准确度需求。改进的EIoU损失函数是将CIoU损失函数中预测框与真实框宽高比的影响因子进行拆分，分别计算预测框与真实框的宽和高，借此来解决预测框与真实框宽比一致是的发散问题。EIoU损失函数能够适应复杂的水稻田环境的目标定位能力，更好地检测漂秧楼秧与稻种位置等问题，排除非秧苗与稻种的噪声，提高模型的检测精度与鲁棒性。通过将先前网络中的CIoU损失函数更改为EIoU损失函数可以看出YOLO v8s的检测与计算能力明显增强，针对作业质量检测的精确度进一步提高。

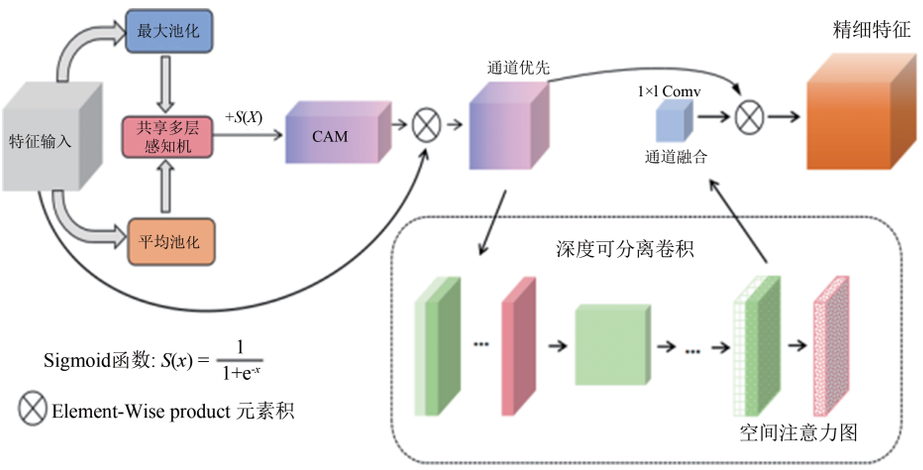


图11 CPCA结构图

Fig. 11 Structure diagram of CPCA

4 试验结果与分析

4.1 试验环境及超参数设置

使用Anaconda集成开发环境结合Pytorch深度学习框架进行模型构建，基于Windows10操作系统下进行模型的训练与测试，编程使用Python语言。计算机CPU处理器为Intel（R）Xeon（R）Silver4210R，运行频率2.39 GHz、64GBRAM、显卡为NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU 24 GB，为提高训练速度，使用GPU进行并行加速，cuda版本为11.5，cudnn版本为8.1.0。网络输入尺寸为640×640，训练轮次（Eopch）设置为300，批量大小（Batch size）为16，最大学习率（learning_rate）为0.001，优化器种类（optimizer_type）设置为带动量的随机梯度下降法（SGDM），权值衰减（weight_decay）参数设置为5×10^{-4}，深度学习框架使用PyTorch 1.8.0，Python版本为3.7.10。

4.2 模型评价指标

为定量评估模型的识别效果，采用平均精度均值（mAP）、检测速度和内存占用量进行评价。准确率（Precision）衡量模型正确检测到的漂秧、漏秧、穴距等比例，召回率（Recall）表示模型检测到的机械作业中目标秧苗与稻种的比率。检测速度是指网络模型每秒处理的帧数，是反映模型实时性能的重要指标，水稻种植机械作业在线检测模型在满足精度的同时需要在线快速检测，所以模型需要满足实时性的要求。内存占用量通常用于评估模型复杂度和计算资源要求。

4.3 模型对比试验

4.3.1 不同网络模型对比试验

为检验改进后的YOLO v8s作业质量检测模型漏秧、漂秧、稻种穴距、空穴等的检测识别能力，引入YOLO v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN主流目标检测模型，进行对比试验。试验结果表明，本文在YOLO v8s网络模型基础上改进YOLO v8s网络模型的平均精度均值与YOLO v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN网络模型相比分别提高7.91、7.71、4.28、1.03个百分点，这说明改进YOLO v8s对于作业质量图像快速检测任务存在着比较明显的优点，能够在进行水稻种植机械作业时快速检测作业质量，能够及时反馈作业情况，上述所得结果如表4所示。

表4 评价指标统计

Tab. 4 Evaluation metric statistics

模型	mAP@0.5/%	精确率/%	召回率/%	检测速度/(f·s^{-1})	内存占用量/MB
YOLO v5s	84.50	83.56	85.41	102	14.20
YOLO v7	87.70	84.17	85.68	55	72.10
YOLO v8s	88.13	88.05	88.95	78	21.50
Faster R-CNN	91.38	91.29	91.57	4	113.64
改进YOLO v8s	92.41	92.11	92.04	88	19.20

同时，验证改进的模型能否实现快速准确的检测，来保证能够在所写入的硬件上运行，达到检测要求，改进YOLO v8s与YOLO v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN网络模型进行对比，以模型的检测速度、内存占用量作为评价标准。改进YOLO v8s网络模型采用Ghost轻量化处理，改进了传统的复杂运算，在对漂秧、漏秧、播种密度的识别分类过程中解决了模型检测过程中的运算复杂和计算量大的问题，改进YOLO v8s模型检测速度达到88 f/s，内存占有量缩至19.2 MB；与YOLO

v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN 网络模型相比，检测速度有较大幅度提升，表明改进 YOLO v8s 网络模型在进行图像数量多、检测速度快方面的优势。改进后模型内存占用量为 19.2 MB，相比传统的 Faster R-CNN、YOLO v7 和 YOLO v8s 模型分别缩减 83.1%、73.4%、10.7%，在确保种植机械质量检测准确率的同时轻量化模型，提高运行速度。

为了以直观的方式展现改进 YOLO v8s 模型与其他常用模型算法优势，以 mAP@0.5 为纵坐标，以检测速度为横坐标，内存占用量作为气泡直径，对不同算法性能指标用气泡图的方式进行可视化展示，如图 12 所示。

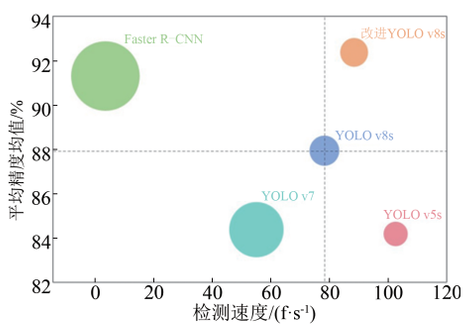


图 12　性能指标气泡图

Fig. 12　Performance indicator bubble chart

4.3.2　不同损失函数对比试验

为进一步验证 EIoU 损失函数在识别水稻种植机械作业质量检测的优越性，分别通过用改进的 YOLO v8s 与 YOLO v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN 进行对比试验。5 种模型损失值对比如图 13 所示，可明显看出改进 YOLO v8s 网络模型收敛效果最好，与其他 4 种模型相比，改进 YOLO v8s 网络模型在损失函数的表现上呈现出更快的收敛速度和更好的稳定性，表明其具有更强的学习能力和优越性能。

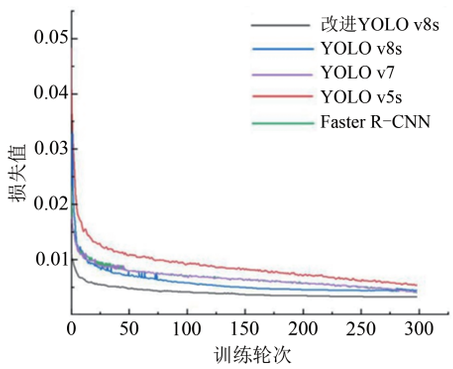


图 13　损失值曲线

Fig. 13　Loss curves

4.3.3　不同注意力机制对比试验

为进一步检验 CPCA 注意力机制模块的检测能力，在确定同样的环境下，将 SE、CA、CBAM 和 CPCA 注意力机制模块嵌入到 YOLO v8 的特征提取网络中，通过添加每 1 种注意力机制然后依次得到不同的试验数据，然后将所有试验数据进行对比从而得到不同机制下的目标检测准确度。试验结果表明，在灵活处理图像样本，提高模型识别准确性以及通用性等方面 CPCA 注意力机制模块都有较大的优点，YOLO v8s-CPCA 的 mAP@0.5 比 YOLO v8s 提高 6.91 个百分点。如表 5 所示。

表 5　4 种注意力机制性能

Tab. 5　Four types of attention mechanism performance

模型	mAP@0.5/%	精确率/%	召回率/%	检测速度/(f·s^{-1})	内存占用量/MB
YOLO v8s	88.13	88.02	88.51	78	21.5
YOLO v8s-SE	88.70	88.54	89.02	75	22.8
YOLO v8s-CA	89.81	89.56	90.12	76	22.3
YOLO v8s-CBAM	89.26	89.01	89.64	72	23.6
YOLO v8s-CPCA	95.04	94.54	95.51	65	24.3

通过试验相互对比可得，在特征提取网络中融合 CPCA 注意力机制模块的 mAP@0.5 最高。其原因是 CBAM 的模型网络结构不够复杂，可能无法捕获数据集中的复杂模式和特征，结果略逊于 CPCA，SE 注意力机制容易发生过拟合，模型会过度依赖于小部分训练样本的特定特征，导致性能下降。CA 在关注通道信息的同时也有对空间信息的处理，与 CPCA 相似，因此略逊于 CPCA。因此将 CPCA 模型加入到 YOLO v8s 模型的主干网络和特征提取网络之间，对以往模型进行改进，能够增强对种植作业质量的检测图像识别的特征提取与空间位置定位，提高检测精确。由图 14 可见，加入 CPCA 机制后，稻种的特征更加鲜明。

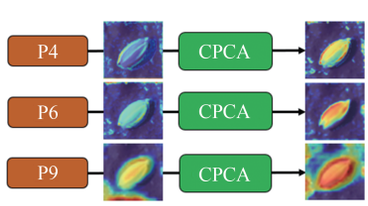


图 14　CPCA 效果图

Fig. 14　Effect diagram of CPCA

4.3.4　种植环境测试试验

为了测试本文提出的改进 YOLO v8s 模型在作业时的真实效果与适应能力，采用稻田实地工作自然条件下进行试验和模拟台架试验。受实际情况限制，此次种植环境测试试验，针对秧苗种植质量进行田间试验检测，针对稻种播种质量进行台架试验检测，如图 15 所示。




图15 工作设备

Fig. 15 Work equipment

田间试验在山东省济宁市绿健农业科技有限公司种植基地第三片区进行，当日为多云天气，风速最大为2.1 km/h，试验时气温为25 ℃，已按照国家标准将稻田地中的试验地打浆整平，在进行作业时，前进速度大约保持在1.6 km/h，种植标准按照株距为120 mm，行距为300 mm，每隔0.3 s进行一次检测（图16）。




图16 田间试验

Fig. 16 Field trials

田间试验是通过在同一个试验田进行3个行程的试验，每次行程经过的区域均相同，经过试验得到的结果如表6所示。

表6 田间试验结果

Tab. 6 Results of field trials

参数	试验1	试验2	试验3
正常秧苗数/个	1 052	1 141	1 172
漂秧实际数量/个	31	39	36
漏秧实际数量/个	41	54	37
漂秧识别正检数量/个	29	38	33
漏秧识别正检数量/个	40	51	36
漂秧识别误检数量/个	2	1	3
漏秧识别误检数量/个	1	3	1
实际漂秧率/%	2.76	3.16	2.89
实际漏秧率/%	3.65	4.38	2.97
识别漂秧率/%	2.58	3.08	2.65
识别漏秧率/%	3.56	4.13	2.89
漂秧检测误差/%	0.18	0.08	0.24
漏秧检测误差/%	0.09	0.24	0.08
种植质量是否合格	合格	不合格	合格
质量检测是否正确	正确	正确	正确

注：种植质量是否合格依据上文所述国标中标准确定。

由表6可知，基于改进YOLO v8s的水稻种植机械作业质量检测系统在进行3次试验后的漂秧识别精度分别为93.55%、97.44%、91.67%，漏秧识别率为97.56%、94.44%、97.30%，与通过数据集训练下得出的结果相差不多。根据国标计算出的实际漂秧率、漏秧率与通过作业质量检测系统识别计算出的漂秧率、漏秧率的3次试验误差分别为0.18%、0.08%、0.24%和0.09%、0.24%、0.08%，能够对种植质量做出正确的质量评价，达到种植质量检测的目的。

模拟台架试验选择高度模拟水稻田间环境的水稻土覆盖于装有防水油布的传送带上进行试验。模拟作业速度设定为0.053 m/s，图像数据采集间隙为每3 s 1次，设计穴距为16 cm。设计了3次试验，通过质量检测装置与人工检测同时进行，最终得到试验结果如表7、8所示。

表7 台架试验结果

Tab. 7 Bench test results

参数	试验1	试验2	试验3
实际稻种数/个	5 000	5 000	5 000
识别稻种数/个	4 598	4 567	4 689
识别精度/%	91.96	91.34	93.78
实际空穴数/个	17	11	19
识别空穴数/个	17	11	19
识别孔穴数/个	735	703	721
空穴率/%	2.31	1.56	2.64
作业质量是否合格	合格	合格	合格

表8 穴距检测试验

Tab. 8 Acupuncture distance detection test mm

穴距检测值	人工检测值
160.54	162
164.21	163
162.37	163
156.45	159
160.11	163
158.72	161
160.27	161
164.34	160
158.13	161
164.29	161

由表7可知，在针对水稻种植直播模式下的作业质量检测台架试验中，性能表现良好，稻种检测精度均达到91%以上，试验中所有出现空穴的孔穴全部得到了标记，空穴率检测识别精度100%，并且能够检测出机械作业质量，测出作业空穴率、穴距，并且穴距检测误差控制在误差允许范围之内，因而可由此得出作业质量是否满足国家标准，判断该机器作业质量是否合格。改进模型采用轻量化网络结构，提高神经网络对数据的关注程度、嵌入CPCA注意力机制模块，引入EIoU损失函数，最终达到提高模型识别精度的目的。依据国家相关标准，制定了种植质量检测模块，能够对作业质量进行准确的检测，对水稻种植机械作业有着重要的实际应用，在农业的生产过程中能够更好地解决种植问题，提高水稻产量。

4.3.5 消融试验

为了测试改进后的YOLO v8s模型不同模块对识别检测性能的影响，并且验证每个模块对检测识别功能是否有效，将改进后的模型分别与每个单独嵌入的模型以及原始

YOLO v8s模型进行对比试验。在改进后的YOLO v8s模型中进行消融试验，依次替换Ghost轻量化网络模型、CPCA机制、EIoU损失函数、Ghost-CPCA以及Chost-CPCA-EIoU，比较其在平均精度均值上的性能表现，从而得出模块对模型检测准确性的影响结果。试验结果表明，在YOLO v8s模型的基础上仅引入Ghost轻量化网络模块时，模型平均精度均值降低5个百分点，检测速度提升至97 f/s；仅嵌入CPCA机制时，平均精度均值提升6.91个百分点，检测速度降低至65 f/s；仅用EIoU时，平均精度均值提升1.48个百分点，检测速度降低至73 f/s；当同时嵌入Ghost网络模块和CPCA机制时，平均精度均值提升2.65个百分点，检测速度提升至82 f/s；当模型同时进行3方面优化时，平均精度均值提升4.28个百分点，检测速度提升至88 f/s。由消融试验的结果分析知，本文所述3方面的优化皆可对模型的性能进行提高，可以有效的提高种植作业质量检查，这表明了本文所改进YOLO v8s模型的有效性，如表9所示。

表9　评价指标统计

Tab. 9　Evaluation metric statistics

YOLO v8s	Ghost	CPCA	EIoU	检测速度/($f \cdot s^{-1}$)	mAP@0.5/%
√				78	88.13
√	√			97	83.13
√		√		65	95.04
√			√	73	89.61
√	√	√		82	90.78
√	√	√	√	88	92.41

注：√表示在模型中添加该模块。

5　结论

（1）在YOLO v8s模型中加入CPCA注意力机制模块替换EIoU损失函数、Chost轻量化卷积、将捕捉采集的秧苗与稻种图像输入到模型中进行训练、得到了最佳的识别结果，能够精确迅速的检测漂秧、漏秧等问题，在测试集上模型的平均精度均值为92.41%，精确率为92.11%，召回率为92.04%，与YOLO v5s、YOLO v7、YOLO v8s、Faster R-CNN网络模型相比平均精度均值分别提高7.91、7.71、4.28、1.03个百分点。

（2）在YOLO v8s模型中采用了轻量化Ghost网络模块，大幅降低了网络参数量，满足模型轻量化的同时，加快原始网络的检测速度，满足了水稻种植机械作业质量的实时检测。改进模型检测速度与内存占用量分别为88 f/s、19.2 MB，与YOLO v8s模型相比分别减少12.8%、10.7%。改进的YOLO v8s模型在机器运行的过程中能够实现快速准确的检测识别，具有较好的鲁棒性，可以实现水稻种植机械的安装与检测，并能够实时上传作业质量检测作业情况。

（3）通过种植环境测试试验，测试了针对漂秧、漏秧、空穴以及穴距的识别能力，根据国家标准制定了相应的质量检测方法，能够实现对水稻种植机械作业质量的实时精确检测，经试验表明该检测方法满足实际需求，能够达到检测目的，具有较好的可行性和准确性，能够应用于实际种植质量检测之中。

参　考　文　献

[1] 赵祚喜，罗阳帆，马昆鹏，等. 基于全站仪的插秧机卫星导航作业精度检验方法[J]. 农业机械学报，2019，50(增刊)：50－56.
ZHAO Zuoxi，LUO Yangfan，MA Kunpeng，et al. Satellite navigation operation accuracy testing method of rice transplanter based on total station[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(Supp.)：50－56.（in Chinese）

[2] 白友健. 浅析水稻精量穴直播技术试验示范 [J]. 福建农机，2021(2)：5－7，12

[3] 曾红，李泽华，曹秀龙，等. 低播量下开沟条播育秧对秧苗素质及机插质量的影响[J]. 农机化研究，2022，44(12)：175－181.
ZENG Hong，LI Zehua，CAO Xiulong，et al. Effects of furrowing and row seeding on seedling quality and machine transplanting quality under low seeding rate[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research，2022，44(12)：175－181.（in Chinese）

[4] 陈恒高，汪春，张伟，等. 水稻植质钵育乳苗栽植机的研制[J]. 农业工程学报，2009，25(3)：88－92.
CHEN Henggao，WANG Chun，ZHANG Wei，et al. Rice transplanting machine for young seedling of bowl-seedling tray made of plant [J]. Transactions of the CSAE，2009，25(3)：88－92.（in Chinese）

[5] 崔思远，曹光乔，张文毅，等. 适宜机插株行距促进水稻生长提高产量[J]. 农业工程学报，2014，30(22)：37－43.
CUI Siyuan，CAO Guangqiao，ZHANG Wenyi，et al. Suitable mechanical transplanting spacing promoting rice growth and increasing rice yield [J]. Transactions of the CSAE，2014，30(22)：37－43.(in Chinese)

[6] 张顺，李勇，王浩宇，等. U型腔道式水稻精量穴播排种器设计与试验[J]. 农业机械学报，2020，51(10)：98－108.
ZHANG Shun，LI Yong，WANG Haoyu，et al. Design and experiment of U-shaped cavity type rice precision hole seeding device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2020，51(10)：98－108.（in Chinese）

[7] 李军贤. 基于三维重建和YOLOv5s的插秧机作业质量在线检测研究[D]. 泰安：山东农业大学，2024.
LI Junxian. Research on online detection of rice transplanter operation quality based on 3D reconstruction and YOLOv5s[D]. Taian：Shandong Agricultural University，2024.（in Chinese）

[8] 李玉道. 一种稻麦等距全幅精播机及方法：CN116018914A[P]. 2023-04-28.

[9] VARELA S，PEDERSON T L，LEAKEY A D B. Implementing spatio-temporal 3D-convolution neural networks and UAV time series imagery to better predict lodging damage in sorghum[J]. Remote Sensing，2022，14(3)：733.

[10] TAN S，LU H，YU J，et al. In-field rice panicles detection and growth stages recognition based on RiceRes2Net[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，206：107704.

[11] QUAN L, WU B, MAO S, et al. An instance segmentation-based method to obtain the leaf age and plant centre of weeds in complex field environments[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3389.
[12] YANG M D, BOUBIN J G, TSAI H P, et al. Adaptive autonomous UAV scouting for rice lodging assessment using edge computing with deep learning EDANet[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179: 105817.
[13] ROMANECKAS K, STEPONAVIČIUS D, JASINSKAS A, et al. How to analyze, detect and adjust variable seedbed depth in site-specific sowing systems: a case study[J]. Agronomy, 2022, 12(5): 1092.
[14] 于守先, 侯天宝, 李德新. 免耕播种机播深智能监控系统的设计[J]. 农机使用与维修, 2023 (5): 29 - 31.
[15] 韩国鑫,谭峰,谢秋菊,等. 基于机器视觉的水稻精量穴直播机播种监测系统的研究[J]. 肇庆学院学报, 2020,41(5): 55 - 62.
HAN Guoxin, TAN Feng, XIE Qiuju, et al. Research on rice precision direct seeding machine sowing monitoring system based on machine vision[J]. Journal of Zhaoqing University, 2020,41(5): 55 - 62.(in Chinese)
[16] 罗锡文, 王在满, 曾山,等. 水稻机械化直播技术研究进展[J]. 华南农业大学学报, 2019, 40 (5): 1 - 13.
LUO Xiwen, WANG Zaiman, ZENG Shan, et al. Research advances of mechanized direct seeding technology of rice[J]. Journal of South China Agricultural University, 2019, 40(5): 1 - 13. (in Chinese)
[17] 范天浩,顾寄南,王文波,等.基于改进YOLOv5s的轻量化金银花识别方法[J].农业工程学报,2023,39(11):192 - 200.
[18] 胡嘉沛,李震,黄河清,等.采用改进YOLOv4-Tiny模型的柑橘木虱识别[J].农业工程学报,2021,37(17):197 - 203.
HU Jiapei, LI Zhen, HUANG Heqing, et al. Citrus psyllid detection based on improved YOLOv4-Tiny model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 197 - 203. (in Chinese)
[19] LIU S, WANG Y, YU Q, et al. CEAM-YOLO v7: improved YOLO v7 based on channel expansion and attention mechanism for driver distraction behavior detection[J]. IEEE Access, 2022, 10: 129116 - 129124.
[20] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLO v7 object detection algorithm for hemp duck count estimation [J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1659.
[21] 赵春江,梁雪文,于合龙,等. 基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 300 - 312.
ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged chicken/egg based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):300 - 312. (in Chinese)
[22] 宋怀波,马宝玲,尚钰莹,等. 基于YOLO v7-ECA模型的苹果幼果检测[J]. 农业机械学报,2023,54(6):233 - 242.
SONG Huaibo, MA Baoling, SHANG Yuying, et al. Detection of young apple fruits based on YOLO v7-ECA model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(6):233 - 242. (in Chinese)
[23] 王小荣,许燕,周建平,等. 基于改进YOLOv7的复杂环境下红花采摘识别[J]. 农业工程学报,2023,39(6):169 - 176.
[24] 李健源,柳春娜,卢晓春,等. 基于改进YOLO v5s和TensorRT部署的鱼道过鱼监测[J]. 农业机械学报,2022,53 (12): 314 - 322.
LI Jianyuan, LIU Chunna, LU Xiaochun, et al. Fish passage monitoring based on improved YOLO v5s and TensorRT deployment [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(12):314 - 322. (in Chinese)
[25] SAPKOTA R, AHMED D, KARKEE M. Comparing YOLOv8 and Mask R-CNN for instance segmentation in complex orchard environments[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2024, 13: 84 - 99.
[26] LI D, YANG T, JIN Z, et al. YOLOv8-EMSC: a lightweight fire recognition algorithm for large spaces[J]. Journal of Safety Science and Resilience, 2024, 5(4): 422 - 431.
[27] ZHANG S, WANG K, ZHANG H, et al. An improved YOLOv8 for fiber bundle segmentation in X-ray computed tomography images of 2.5 D composites to build the finite element model[J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2024, 185: 108337.
[28] 倪纪鹏,朱立成,董力中,等.基于SwinS-YOLACT的番茄采摘机器人实时实例分割算法研究[J].农业机械学报, 2024, 55(10): 18 - 30.
NI Jipeng, ZHU Licheng, DONG Lizhong, et al. Research on real-time instance segmentation algorithm of tomato picking robot based on SwinS-YOLACT [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 18 - 30.(in Chinese)
[29] 王泰华,郭亚州,张家乐,等.基于改进YOLO v5s的水稻害虫识别研究[J].农业机械学报, 2024, 55(11): 39 - 48.
WANG Taihua, GUO Yazhou, ZHANG Jiale,et al. Research on rice pest identification based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 39 - 48.(in Chinese)
[30] ZHAO L L, ZHU M L. MS-YOLOv7: YOLOv7 based on multi-scale for object detection on UAV aerial photography[J]. Drones, 2023, 7(3): 188.
[31] 黄小平,冯涛,郭阳阳,等. 基于改进YOLO v5s的轻量级奶牛体况评分方法[J]. 农业机械学报,2023,54(6):287 - 296.
HUANG Xiaoping, FENG Tao, GUO Yangyang, et al. Body condition scoring method of lightweight dairy cows based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(6):287 - 296. (in Chinese)
[32] 李书琴,陈聪,朱彤,等. 基于轻量级残差网络的植物叶片病害识别[J]. 农业机械学报,2022,53(3):243 - 250.
LI Shuqin, CHEN Cong, ZHU Tong, et al. Plant leaf disease recognition based on lightweight residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(3):243 - 250. (in Chinese)
[33] 杜晓冬,滕光辉,刘慕霖,等. 基于轻量级卷积神经网络的种鸡发声识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 271 - 276.
DU Xiaodong, TENG Guanghui, LIU Mulin, et al. Recognition method for breeding birds' vocalization based on lightweight convolutional neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022, 53(10): 271 - 276. (in Chinese)
[34] CHEN J, LIU H, ZHANG Y, et al. A multiscale lightweight and efficient model based on YOLOv7: applied to citrus orchard[J]. Plants, 2022, 11(23): 3260.
[35] 邢洁洁,谢定进,杨然兵,等. 基于YOLOv5s的农田垃圾轻量化检测方法[J]. 农业工程学报,2022,38(19):153 - 161.
[36] 尚钰莹,张倩如,宋怀波. 基于 YOLOv5s 的深度学习在自然场景苹果花朵检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 222 - 229.