doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.02.019

精准喷施型水田自适应除草机设计与试验

王金峰[1]　朱朋运[1]　初宇航[1]　徐　琛[1]　宋育岭[1]　王一甲[2]

(1. 东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030)

摘要: 水田除草是提升水稻产量的关键农艺措施,其中化学除草因其高效性被广泛应用。传统化学除草依赖人工操作,且常采用大面积喷施,操作成本增加的同时还易引起环境污染等负面问题。基于此背景,设计了一款精准喷施型水田除草机用于自适应除草作业。搭建了除草机喷施装置及系统,基于构建的多样化水田杂草数据集设计了以 MS-YOLO v7 为核心框架的杂草检测系统。MS-YOLO v7 模型将骨干网络与 MobileOne 相结合,将 CIoU 损失函数替换为 SIoU 损失函数。通过消融试验和不同模型对比试验验证模型性能,结果显示模型识别精度为 95.65%,平均精度均值(mAP)为 92.67%,实时性达到 51.29 f/s。在树莓派上使用 OpenVINO 对 IR 模型进行推理,检测单幅水田杂草图像耗时 0.806 s。构建的喷施系统能即时捕捉并解析来自杂草检测系统的传输信号,进而实现对除草喷施装置的精准调控。田间试验结果表明,精准喷施型水田自适应除草机伤苗率为 2.95%,对靶施药准确率为 94.98%,变异系数为 0.128%,满足水田除草的农艺要求。该除草机实现了水田除草无人化操作,可为农业的智能化发展提供技术参考。

关键词: 水田除草机; 精准喷施; 自适应; 深度学习; YOLO v7

中图分类号: S224.1　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)02-0195-11　　**OSID**:

Design and Experiment of Precision Spray-type Adaptive Weeder for Paddy Fields

WANG Jinfeng[1]　ZHU Pengyun[1]　CHU Yuhang[1]　XU Chen[1]　SONG Yuling[1]　WANG Yijia[2]

(1. *College of Engineering*, *Northeast Agricultural University*, *Harbin* 150030, *China*
2. *College of Water Conservancy and Civil Engineering*, *Northeast Agricultural University*, *Harbin* 150030, *China*)

Abstract: Weed control in paddy fields is a key agronomic measure to improve rice yield, and chemical weed control is widely used because of its high efficiency. Traditional chemical weed control relies on manual operation and often uses large area spraying, which increases the operation cost and causes negative problems such as environmental pollution. Based on this background, a precision spraying type paddy weeder for adaptive weeding operation was designed. The weeder spraying device and system were constructed, and the weed detection system with MS-YOLO v7 as the core framework was designed based on the constructed diversified paddy field weed dataset. The MS-YOLO v7 model combined the backbone network with MobileOne, and replaced the CIoU loss function with the SIoU loss function. The model performance was verified by ablation test and different model comparison test, and the results showed that the model recognition accuracy was 95.65%, the mean average precision (mAP) was 92.67%, and the real-time performance reached 51.29 f/s. The IR model was reasoned by using OpenVINO on Raspberry Pi, and the detection of a single paddy field weed image took 0.806 s. The constructed spraying system can instantly capture and analyze the transmission signals from the weed detection system, and then realize the precise regulation of the weed spraying device. The results of the field test showed that the precision spraying type paddy field adaptive weeder had a seedling injury rate of 2.95%, a target application accuracy of 94.98%, and a coefficient of variation of 0.128%, which met

收稿日期: 2024-11-24　修回日期: 2024-12-26

基金项目: 黑龙江省自然科学基金联合基金重点项目(ZL2024E001)、国家重点研发计划项目(2021YFD200060502)和国家自然科学基金面上项目(32472012)

作者简介: 王金峰(1981—),男,教授,博士生导师,主要从事智能水田农业装备研究,E-mail: jinfeng_w@126.com

通信作者: 王一甲(1995—),男,教授,博士生导师,主要从事农业生产运作管理研究,E-mail: yijiaw@connect.hku.hk

the agronomic requirements for weed control in paddy fields. The weeder realized the unmanned operation of paddy field weeding and it can provide technical reference for the intelligent development of agriculture.

Key words: paddy weeder; precision spraying; adaptive; deep learning; YOLO v7

0 引言

水稻作为全球最重要的粮食作物,其产量占全球谷物总产量的 25%[1],满足了人类 20% 的热量和 45% 的蛋白质需求[2],对粮食安全和经济稳定至关重要。然而,水稻生长过程中面临的多种生物与非生物胁迫,尤其是水田杂草的竞争,成为制约产量与品质提升的重要因素[3]。尽管化学除草因其高效性而被广泛采用[4],但传统的大面积喷施方式不仅导致除草剂资源浪费,还可能对水稻产量、质量构成威胁,并对环境产生负面影响[5]。因此,针对水田环境的特殊性,研发一款能够实现精准喷施与智能化作业的除草机,成为当前化学除草领域亟待解决的核心问题。

近年来,机器视觉、人工智能及精准农业技术的飞速发展,为水田除草提供了新的解决方案。其中,精准喷施型水田自适应除草机,作为一种集成了除草机构、杂草检测系统与喷施控制系统的先进农机装备,正逐渐成为研究与实践的焦点。杂草精准识别是实现精准喷施的前提。当前,基于深度卷积神经网络的杂草识别技术,凭借其强大的特征学习能力在农业生产中被广泛应用[6]。如 GENZE 等[7]将 ResNet-34 特征提取器融合于 UNet 网络结构,开发出杂草识别模型,冀汶莉等[8]基于 YOLO v5 对农田杂草识别模型进行轻量化研究,曹英丽等[9]基于改进 DeepLabv3 + 模型对水稻田间杂草进行识别,但大多数研究仍局限于旱田作物,水田环境的复杂性对算法鲁棒性提出更高要求。

精准喷施控制系统作为精准喷施型除草机的核心部件,其性能直接决定了除草机的作业效果。肖珂等[10]设计的果园自动变距精准施药系统,药液节约 30.25%。韩长杰等[11]设计了一种基于 PID 轨迹追踪算法的对行喷雾控制系统,可将对行偏差控制在 1.54 cm。吴冰[12]搭建了基于实例分割技术的田间变量喷洒系统,实现除草剂的变量喷洒。然而,上述喷施控制系统存在信息获取有限、检测精度不足及易受环境变化影响等缺陷。亟需开发一种高精度、高鲁棒性的精准喷施控制系统,与杂草检测系统高效协同作业。

综上所述,目前能够精准识别并喷施除草剂的水田除草机较少,且相关水田杂草识别模型及喷施控制系统研究相对不够完善。因此,本文设计除草机配套的喷施装置及其系统,构建一种用于水田杂草实时识别与定位的卷积神经网络。开发一款基于杂草识别结果的精准喷施控制系统,进行田间试验,评估除草机在实际水田环境下的自主作业性能,以减少除草剂浪费及保护环境,为精准农业提供技术参考。

1 除草喷施装置及其系统构成

1.1 除草喷施装置构成

喷施型除草机主要由行走底盘与喷施装置构成。其中喷施装置是除草机作业的核心部件,其工作性能直接决定了除草作业的精准喷施效果。行走底盘作为喷施装置的搭载平台,用于支持喷施装置系统的构建、部署与试验等,不作为本文的重点。喷施装置结构如图 1 中红色虚线框内所示。

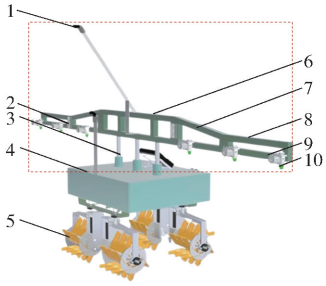


图 1 整机结构与喷施装置示意图

Fig. 1 Schematic of vehicle structure and spraying device

1. 摄像头 2. 折叠合页 3. 挂接装置 4. 控制柜 5. 行走轮 6. 框架 7. 大臂 8. 小臂 9. 电磁阀 10. 雾化喷头

本文设计的喷施装置在传统机械结构的基础上,增设了图像感知、信息计算、机电控制等元件。装置融合了深度学习目标检测模型与喷雾执行算法,实现了对水田杂草的精准识别与精准喷施功能。喷施装置机械结构主要包括折叠喷杆、挂接装置、雾化喷头等部件。折叠喷杆由框架、大臂、小臂组成,各部分通过折叠合页连接并组装。在除草机作业时,折叠喷杆呈完全展开状态,挂接装置能依据农作物与杂草的实际高度,对作业高度进行调整,进而适应不同地块以及不同作业时期的多样化需求。当除草机到达地头需转向时,各段喷杆可进行折叠,以缩减除草机转弯时的转弯半径,便于除草机的转向操作。喷施装置摄像头视野范围及喷头喷洒区域划分如图 2 所示。

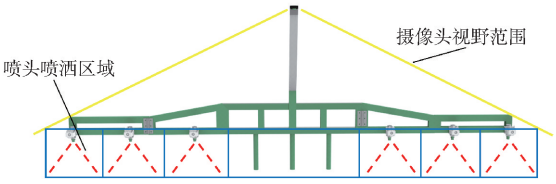


图 2　摄像头视野范围及喷头喷洒区域划分示意图

Fig. 2　Schematic of camera field of view and spraying area of spray nozzles

喷施装置系统硬件结构是杂草检测系统与喷施控制系统的关键承载体和执行器，主要由摄像头、树莓派、药箱、管路、抽药泵、电磁阀等组件构成。作业过程中，抽药泵通电后从药箱中抽取药液，通过管路输送至电磁阀及雾化喷头，电磁阀根据树莓派发出的决策信号决定开闭。在定位到杂草后，电磁阀随即开启，雾化喷头进行药液喷施工作，从而实现精准除草的目的。喷施装置关键部件技术参数如表 1 所示。

表 1　喷施装置主要参数

Tab. 1　Main parameters of spraying device

参数	数值/型号
喷杆展开后总长/mm	1 820
框架长/mm	570
框架宽/mm	130
大臂长/mm	320
小臂长/mm	305
药箱容积/L	8
抽药泵型号	ZX45D－24
电磁阀型号	KVE21
喷头喷雾范围/(°)	0～100
继电器工作电压/V	5
电池容量/(A·h)	25

1.2　除草喷施系统构成

除草喷施系统主要由杂草检测系统、喷施控制系统和除草喷施装置组成，系统架构如图 3 所示。杂草检测系统涵盖图像采集、杂草检测和信息输出功能。系统工作时，摄像头负责采集水田杂草图像信息到树莓派，进行预处理后利用训练完成的深度学习模型检测杂草，并根据检测结果对电磁阀开闭状态进行决策。随后，将检测出的信息传给喷施控制系统，控制系统自我校正后对接收到的信息进行编译并直接作用于继电器。系统通过控制电磁阀通断电来调控雾化喷头的开闭，以此实现对除草剂喷施的精准调控。

2　杂草检测系统设计

2.1　数据集制作

2.1.1　图像采集

在黑龙江省哈尔滨市方正县水稻研究所

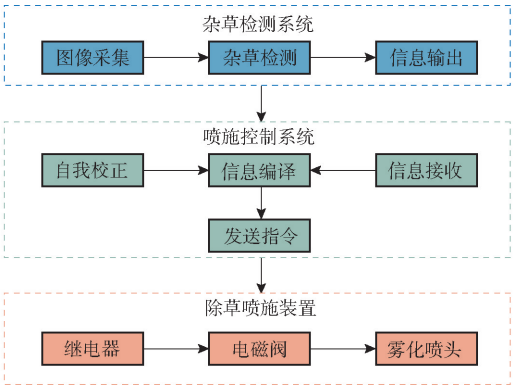


图 3　除草系统结构框图

Fig. 3　Block diagram of weed system structure

(45°49′25″N，128°48′21″E)和黑龙江省哈尔滨市香坊区成高子镇(45°41′48″N，126°50′48″E)拍摄水田杂草的 RGB 图像，以构建水田杂草数据集。在拍摄过程中，相机放置在离地 1 m 高度，光轴与水平面之间夹角设定为 45°～90°。拍摄时间为 5—6 月，正值东北水田杂草的生长旺盛期。鉴于水田环境的复杂性，共采集 4 种不同环境条件(强光线、正常光、暗光线、作物遮挡)下的杂草图像，每种环境下均拍摄 1 500 幅图像，共采集图像 6 000 幅。其中涵盖 4 种东北地区频繁生长的水田杂草(野慈姑、矮慈姑、泽泻、芦苇)，环境信息与杂草种类信息如图 4 所示。为了增强模型鲁棒性与泛用性，在采集过程中选择不同的时间节点与位置坐标，以确保采集的图像内没有重叠区域。

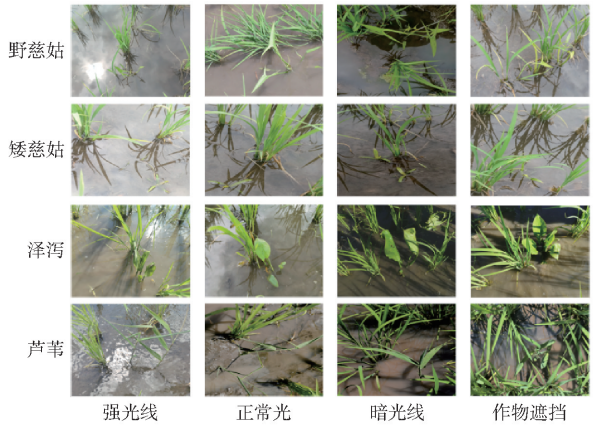


图 4　不同环境下不同种类水田杂草图像示例

Fig. 4　Examples of images of different species of paddy weeds in different environments

2.1.2　数据增强

针对复杂水田环境下样本不平衡的问题，采用数据增强的方法来提升数据集的丰富度与多样性，以增强模型识别的泛化能力和鲁棒性[13]。使用 PyCharm 2021 软件结合专业的图像处理工具，实施包括水平翻转、任意角度旋转、裁剪、添加剪切块、添加噪声、锐化、高斯模糊及雾化共 8 种图像增强方

法。图 5 为正常光照条件下杂草图像的增强效果(以泽泻为例)。通过数据增强技术,将原始数据集扩展至原来的 5 倍,共包含 30 000 幅图像。

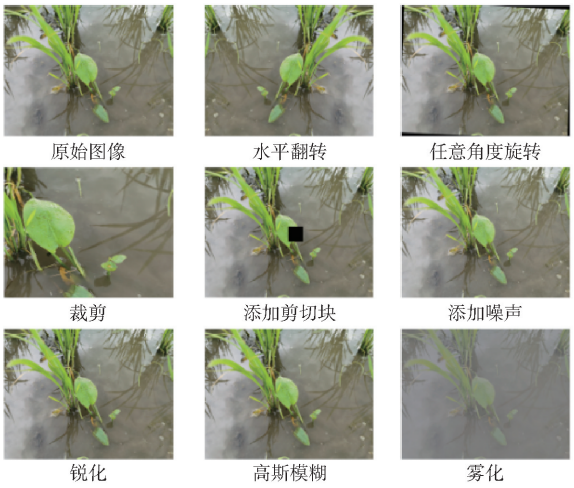


图 5 数据增强前后图像(泽泻)

Fig. 5 Image before and after data enhancement

2.1.3 数据集创建

选用 LabelImg 图像标注软件,其操作便捷且能直接生成 YOLO 可读的 txt 标签格式。运行 LabelImg 脚本后,每幅水田杂草图像均被赋予指定的标记类别,并自动生成包含杂草类别及坐标信息的“XML”格式文件,这些文件后续用于神经网络训练。在“XML”格式文件中,x_{min} 和 y_{min} 为矩形标记框左上角顶点坐标,x_{max} 和 y_{max} 为矩形标记框右下角顶点坐标。图像增强技术操作不会改变水田杂草在图像中的位置,但会改变水田杂草在“XML”格式文件中的坐标信息,因此需要根据具体的变换重新计算矩形标注框坐标值。最终,数据集按比例 6∶2∶2 自动划分为训练集、测试集和验证集,分别包含 18 000、6 000、6 000 幅图像。

2.2 水田杂草识别模型构建

2.2.1 YOLO v7

YOLO 系列算法是一类流行的目标检测算法[14],以其端到端的训练方式、高效的计算速度和良好的检测精度成为目标检测领域的热门选择[15]。YOLO v7 网络结构主要由 3 部分组成,包括输入端(Input)、骨干网络(Backbone)和检测头(Head)[16]。相比于较早版本的 YOLO 系列网络,YOLO v7 在骨干部分和加强特征提取部分均增加了多分支堆叠结构(ELAN),使得模型能从不同角度提取图像特征,增加了特征多样性和模型表达能力。同时,ELAN 通过优化梯度路径,提升了模型性能。在网络预测部分,YOLO v7 引入 RepVGG 模型对检测头结构进行改造,实现了训练过程中的性能提升和加快推理速度,其结构如图 6 所示。此外,YOLO v7 还将辅助头和检测头的损失进行融合,进一步提升了模型的整体性能[17]。

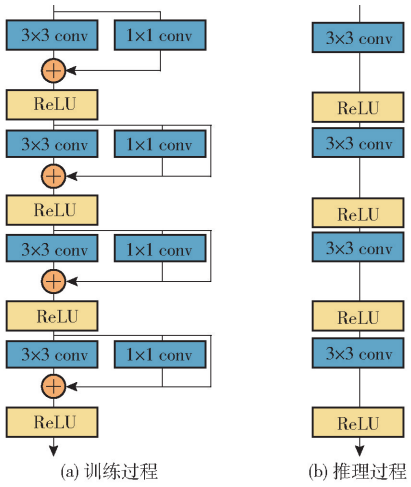


图 6 RepVGG 模型结构图

Fig. 6 Structure diagram of RepVGG model

王宏乐等[18]、郑果等[19]研究结果表明,在相对复杂的水田环境下,YOLO v7 网络识别效果相较于其他较早 YOLO 网络有着更好的表现。综合考虑模型网络结构大小、处理速度与精度,并结合实际作业需求,选择 YOLO v7 网络模型作为研究基础。

2.2.2 MS-YOLO v7

鉴于 MobileOne 网络在检测速度与精度上的优势,选用其 S0 版本作为 YOLO v7 的骨干网络以增加性能。具体而言,第 1 步将 640 像素×640 像素的水田杂草图像输入至 MobileOne 模块中,以提取杂草类别对应的图像特征。随后,图像依次通过 MobileOne 网络的 S0 版本的第 2 阶段至第 5 阶段,并在最后第 6 阶段进行 2 次迭代,完成水田杂草图像特征提取。

YOLO v7 中原采用 CIoU 损失函数进行边界框回归,然而,CIoU 损失函数虽然更加关注边界框形状,但其计算相对复杂,可能导致训练过程的计算量较大,增加计算时间和资源消耗。同时 CIoU 损失函数在处理小目标时敏感性不足,难以有效地区分距离和角度差异。且当检测框长宽比例差异较大时,CIoU 损失函数会导致不稳定的梯度更新,从而影响模型收敛性和性能。为提升预测框稳定性与收敛速度,引入 SIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数。最终构建了 MS-YOLO v7 水田杂草识别模型,其具体网络结构如图 7 所示。

2.2.3 MobileOne

MobileOne 网络采用一种策略将训练阶段和推理阶段分离,其中训练阶段使用更复杂的网络结构,而推理阶段则将其简化[20]。该策略有效解决了模型速度和准确性之间的平衡问题。MobileOne 网络

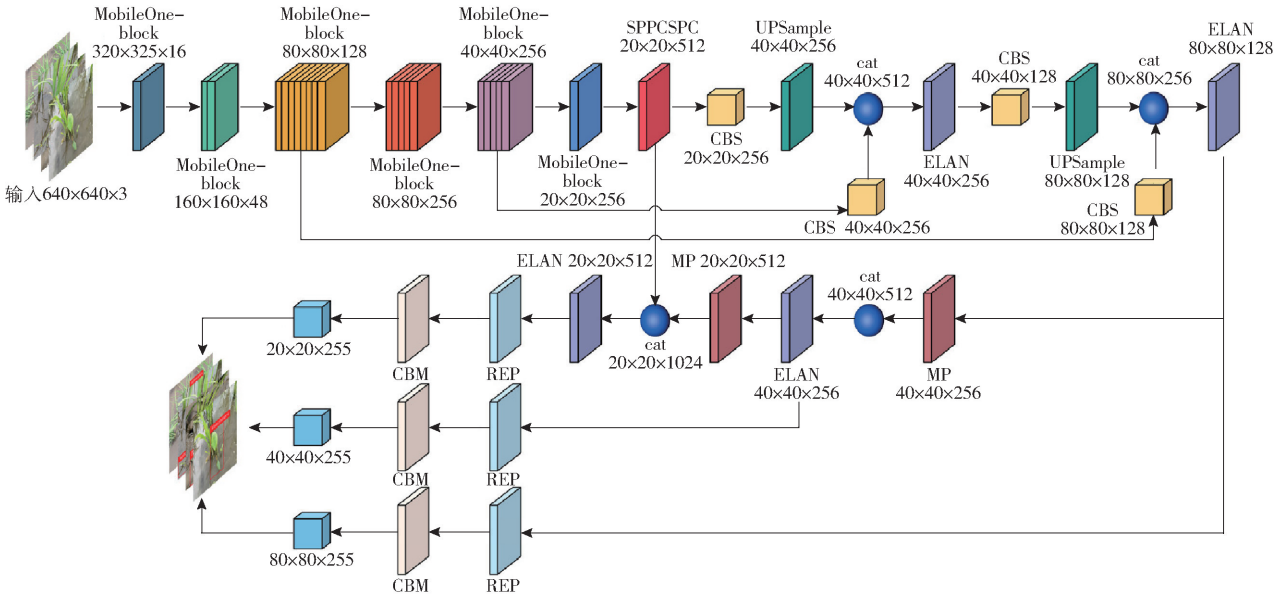


图 7　MS－YOLO v7 模型结构图

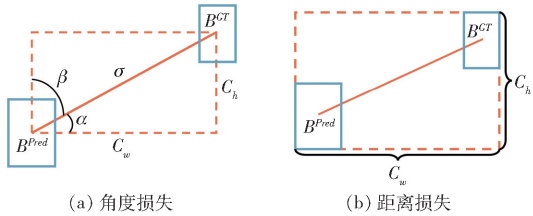
Fig. 7　Structure diagram of MS－YOLO v7 model

的基本原理在于重新参数化，这有助于高效且准确地表达模型。传统的特征学习模型通常由卷积层、批处理归一化层和激活函数组成，当网络深度增加时，往往会面临退化问题。为了克服这一难题，MobileOne 网络创新性地采用 3 个并行分支的方法。这些分支的输出量在输入激活函数之前被合并统一，以支持重新参数化过程。在训练阶段，MobileOne 网络由一系列堆叠的构建块组成。此外，该网络结合了深度卷积和点卷积作为传统卷积的替代方案[21]。其中“深度卷积”指使用组卷积，且组数量与输入通道数量相等，以确保每个通道被单独处理。“点卷积”指 1×1 卷积，主要用于改变输出通道数量，并在深度卷积产生的特征映射中合并通道。在重新参数化过程中，ReLU 或 SEReLU 均可作为激活函数使用。过参数化因子 k 是一个超参数，针对每个变量进行了调整。

2.2.4　SIoU 损失函数

现有的损失函数在预测框与基础真实框之间的方向匹配问题上存在不足。这种不匹配导致预测框在训练过程中徘徊，降低了收敛效率，并影响了模型识别精度[22]。为解决此问题，提出了 SIoU 损失函数，它进一步考虑从预测框到基础真实框的向量角度，并重新定义相关损失函数。该损失函数具体包含角度损失、距离损失、形状损失和 IoU 损失 4 部分[23]。

角度损失计算策略如图 8a 所示，其中 B^{Pred} 为预测框，B^{GT} 为基础真实框，C_w、C_h 分别为预测框中心点与基础真实框中心点在水平方向和垂直方向上的距离。当 $\alpha \leqslant \frac{\pi}{4}$ 时，预测框向 α 减小的方向调整，否则，预测框向 β 减小的方向调整。距离损失 Δ 是对距离和角度的综合考虑，距离损失计算策略如图 8b 所示。



(a) 角度损失　　(b) 距离损失

图 8　损失计算策略图

Fig. 8　Loss calculation strategy diagrams

形状损失 Ω 定义为

$$\Omega = (1 - e^{-\omega_w})^{\theta} + (1 - e^{-\omega_h})^{\theta} \tag{1}$$

其中

$$\omega_w = \frac{|w^{pred} - w^{gt}|}{\max(w^{pred}, w^{gt})} \tag{2}$$

$$\omega_h = \frac{|h^{pred} - h^{gt}|}{\max(h^{pred}, h^{gt})} \tag{3}$$

式中　w^{pred}——预测框宽度

w^{gt}——真实框宽度

h^{pred}——预测框高度

h^{gt}——真实框高度

其中 θ 决定形状损失在边界框损失中所占的比重，反映模型对形状损失的重视程度，设为 4。

最终边界框损失 L_{box} 定义为

$$L_{box} = 1 - IoU + \frac{\Delta + \Omega}{2} \tag{4}$$

其中

$$IoU = \frac{|B^{Pred} \cap B^{GT}|}{|B^{Pred} \cup B^{GT}|} \tag{5}$$

2.3　模型试验与分析

2.3.1　模型评价指标

对水田杂草的检测需考虑检测精度和速度，因

此采用深度学习中常用的性能评价指标来评估模型,包括精确率(P)、召回率(R)、平均精度均值(mAP)以及帧率(FPS)。

2.3.2 消融试验

消融试验是探究复杂神经网络性能的一种有效方法,它通过切除部分网络来深入理解网络的行为与性能[24]。将 MobileOne 网络集成到 YOLO v7 骨干网络中用于图像特征提取,并引入 SIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数对模型进行改进。为了验证改进后网络优越性并评估各模块之间的相互作用,基于 YOLO v7 进行了消融试验,对比分析了改进前后检测网络性能,结果如表 2 所示。

表 2 消融试验结果

Tab. 2 Results of ablation test

MobileOne	SIoU	P/%	R/%	mAP/%	FPS/(f·s^{-1})
		91.67	90.59	92.62	45.36
√		93.84	89.98	93.56	48.72
	√	92.96	91.16	91.95	47.52
√	√	95.65	91.34	92.67	51.29

注:√表示采用该模块。

由表 2 可知,在 YOLO v7 模型的基础上仅引入 MobileOne 网络结构时,虽召回率并未提升,但模型精确率提高 2.17 个百分点,同时模型平均精度均值提高 0.94 个百分点,FPS 提高 3.36 f/s;只用 SIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数时,模型平均精度均值虽未提高,但模型精确率提高 1.29 个百分点,模型召回率提高 0.57 个百分点,FPS 提高 2.16 f/s;当 MobileOne 网络结构与 SIoU 损失函数同时作用时,模型精确率提高 3.98 个百分点,模型召回率提高 0.75 个百分点,模型平均精度均值提高 0.05 个百分点,同时 FPS 提高 5.93 f/s。通过消融试验可知,将 MobileOne 网络集成到 YOLO v7 骨干网络中,并引入 SIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数可以有效地提高水田杂草识别的准确率和速度。

为了解网络训练的进展情况,直观地观察网络训练过程中损失值信息,对 MS-YOLO v7 模型损失函数进行了分析。同时为了证明本文提出模型的优越性,将其与 YOLO v7 模型进行对比,损失函数曲线如图 9 所示。结果证明,将边界框损失定义为 SIoU 损失能有效降低检测损失,提高检测准确率。

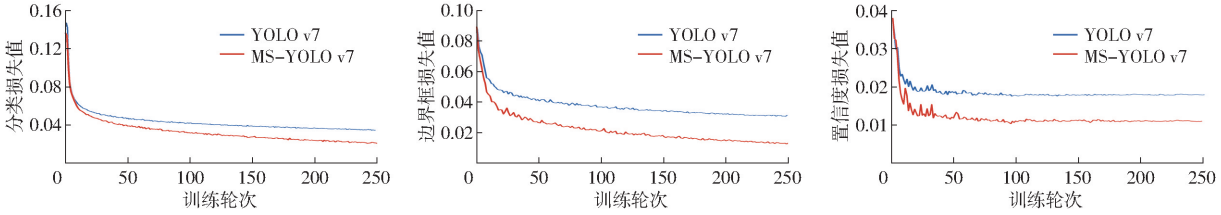


图 9 不同模型损失函数曲线

Fig. 9 Loss function curves for different models

2.3.3 不同模型对比试验

为了客观评价不同卷积神经网络在水田杂草检测任务上的性能表现,分别使用 SSD、Faster R-CNN、YOLO v5、YOLO v7 及改进模型 MS-YOLO v7 在水田杂草图像数据集上进行测试,所有模型训练过程中参数设置均保持统一,各模型性能对比结果如表 3 所示。

表 3 不同模型对比试验结果

Tab. 3 Comparative test results of different models

模型	P/%	R/%	mAP/%	FPS/(f·s^{-1})
SSD	82.57	79.56	86.56	28.56
Faster R-CNN	80.83	81.28	80.56	20.65
YOLO v5	90.23	88.65	91.28	39.84
YOLO v7	91.67	90.59	92.62	45.36
MS-YOLO v7	95.65	91.34	92.67	51.29

由表 3 可以看出,MS-YOLO v7 模型与 SSD、Faster R-CNN、YOLO v5、YOLO v7 模型相比,精确率分别提高 13.08、14.82、5.42、3.98 个百分点,召回率分别提高 11.78、10.06、2.69、0.75 个百分点,平均精度均值分别提高 6.11、12.11、1.39、0.05 个百分点。MS-YOLO v7 模型不仅在检测精度方面具有良好效果,其检测速度较其他模型也具有较大优势,可达 51.29 f/s。这说明 MS-YOLO v7 模型更适合部署在农业除草装备上,在水田杂草实时识别方面展现出巨大潜力。

2.3.4 模型部署

为验证所建立的 MS-YOLO v7 模型在水田实际作业时的移动端部署性能,将该模型及 YOLO v7 模型部署在树莓派 4B 上,并开展了测试试验。选用的树莓派 4B 是一款基于 ARM 芯片的微型计算机,具有低成本、低功耗、高性能的特点[25]。其主控芯片为博通 BCM2711,内存为 4 GB 的 LPDDR4,操作系统为 Debian-Pi-Aarch64。

试验开始前,对树莓派进行了全面的软件环境配置。包括安装 OpenCV 库以处理图像数据,引入 PyTorch 和 Torchvision 框架以支持深度学习模型的

运行。在安装过程中，特别注意了库文件之间的版本兼容性，以及解决潜在的依赖问题，确保 MS－YOLO v7 模型及 YOLO v7 模型能够在树莓派上顺利执行。

由于 Pytorch 模型的体积较大，需要较高的计算资源和储存空间，而树莓派资源和内存有限，不利于部署在树莓派上。因此，使用 OpenVINO 推理框架加速模型在树莓派上的推理[26]。OpenVINO 是深度学习领域的神经网络模型推理框架，可以实现神经网络模型的优化和推理计算的加速。其提供了丰富的优化工具和接口，能够显著提升深度学习模型在边缘设备上的运行效率。

鉴于 IR 模型文件支持多种优化操作，可显著提高模型性能、效率及推理速度，将训练 MS－YOLO v7 模型及 YOLO v7 模型后得到的 PT 模型文件，借助模型框架中的 export. py 脚本文件转换为 ONNX 格式作为中间量。随后利用树莓派平台适配的学习工具 OpenVINO 进行模型转换，将 ONNX 格式进一步转换成 IR 模型文件。将得到的 IR 模型移植到树莓派。

完成环境配置和文件转换后进行模型推理，推理得到的结果和在 PC 端上推理结果一致。经多次测试验证，MS－YOLO v7 模型及 YOLO v7 模型均能成功识别目标。MS－YOLO v7 模型及 YOLO v7 模型在 PC 端和树莓派平台推理运行单幅水田杂草图像耗时如表 4 所示。

表 4　模型检测耗时

Tab. 4　Detection time of different models　　s

模型	t_1	t_2	t_3
YOLO v7	0. 022	11. 256	1. 051
MS－YOLO v7	0. 019	8. 351	0. 806

注：t_1 表示在 PC 端推理的检测耗时，t_2 表示在树莓派上对 PT 模型进行推理的检测耗时，t_3 表示在树莓派使用 OpenVINO 对 IR 模型进行推理的检测耗时。

由表 4 可看出，在 PC 端进行推理时二者检测耗时相差不大。在树莓派上对 PT 模型进行推理时检测耗时分别为 11. 256 s 和 8. 351 s，MS－YOLO v7 模型检测速度明显优于 YOLO v7 模型。将 PT 模型转换为 IR 模型后，在树莓派使用 OpenVINO 对 IR 模型进行推理，MS－YOLO v7 模型检测耗时减少 0. 245 s。值得注意的是，部署于树莓派后，受平台限制模型的检测速度有所下降，慢于 PC 端。通过 OpenVINO 加速后，检测速度有所提升。结合机具行驶的前进速度进行综合评估，该模型检测速度能够满足实际应用要求。上述结果表明 MS－YOLO v7 模型具有良好的移动端部署前景，可为水田杂草智能检测及除草作业装备研发提供技术支撑。

2. 3. 5　模型可视化对比

鉴于实际水田作业环境的复杂性与多样性，深入考虑了田间试验过程中环境因素对识别效果所造成的影响。为探究 MS－YOLO v7 网络结构在不同环境下对不同杂草种类的识别与检测性能差异，进行了可视化处理，结果如图 10 所示。

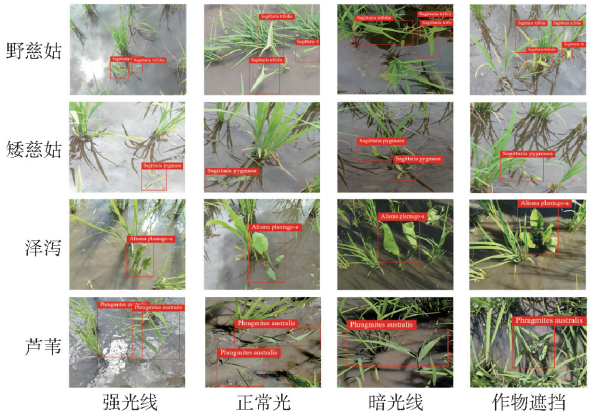


图 10　不同环境下水田杂草检测结果

Fig. 10　Weed detection results in paddy fields under different environments

从图 10 可以看出，MS－YOLO v7 模型在现场试验中表现优异，在不同环境与不同杂草种类条件下，检测结果置信度均在 0. 8 以上。这一结果彰显了本文所构建数据集的多样性，使得卷积神经网络能够正确地学习不同种类水田杂草的植物学特征并进行精准识别。MS－YOLO v7 模型在此框架下展现出了良好的鲁棒性与稳定性，能够精确定位水田杂草区域，满足复杂水田环境下喷施型除草机的作业要求，并为后续喷施控制系统提供有效、准确的定位信息。以野慈姑为例，正常光照下精确率为 97. 87%，召回率为 94. 69%。在强光线条件下，模型精确率下降 4. 37 个百分点，召回率下降 2. 24 个百分点。而在暗光线条件下，模型精确率下降 7. 05 个百分点，召回率下降 5. 38 个百分点。当杂草被遮挡时，模型精确率下降 3. 97 个百分点，召回率下降 2. 19 个百分点。其他种类杂草也呈现出类似的规律。结果表明，光线是图像识别中的重要因素，它直接影响图像的质量和清晰度。光线过强可能导致图像过曝，使得杂草和背景的对比度降低，从而难以区分；光线过弱则可能导致图像过暗，细节丢失，同样影响识别效果。当杂草被水稻叶片遮挡时，其部分特征可能无法被相机捕捉到，导致识别模型难以准确判断。

3　喷施控制系统设计

3. 1　控制系统硬件设计

精准喷施型水田自适应除草机控制系统主要由

供电模块、电压转换模块、信息采集模块、主控模块、喷施执行模块等组成。各部件共同协作以实现高效、精准的除草作业，具体构成如图 11 所示。供电模块包括一个 24 V 直流电源和空气开关，空气开关用于电源的开启与关闭，为整个系统提供安全可靠的电力保障。电压转换模块则配备一个 24 V 转 12 V 变压器和一个 24 V 转 5 V 变压器，确保各模块间的电压兼容性。动力模块主要由直流减速电机和大扭矩舵机组成，确保除草机具有强劲动力与精准操控能力。信息采集模块使用 DS－E12 型摄像头，基于 MS－YOLO v7 训练的模型进行杂草识别与信息获取，并将采集的杂草坐标等信息传递给树莓派。主控模块以树莓派为核心，负责接收并分析来自传感器的各类信号，进而发出精准的控制指令。显示模块通过高清显示屏，直观地展示系统工作状态与关键参数，便于实时监控与调整。喷施执行模块包括继电器、电磁阀、雾化喷头、抽药泵等关键部件，各部件根据树莓派指令执行喷施除草作业。

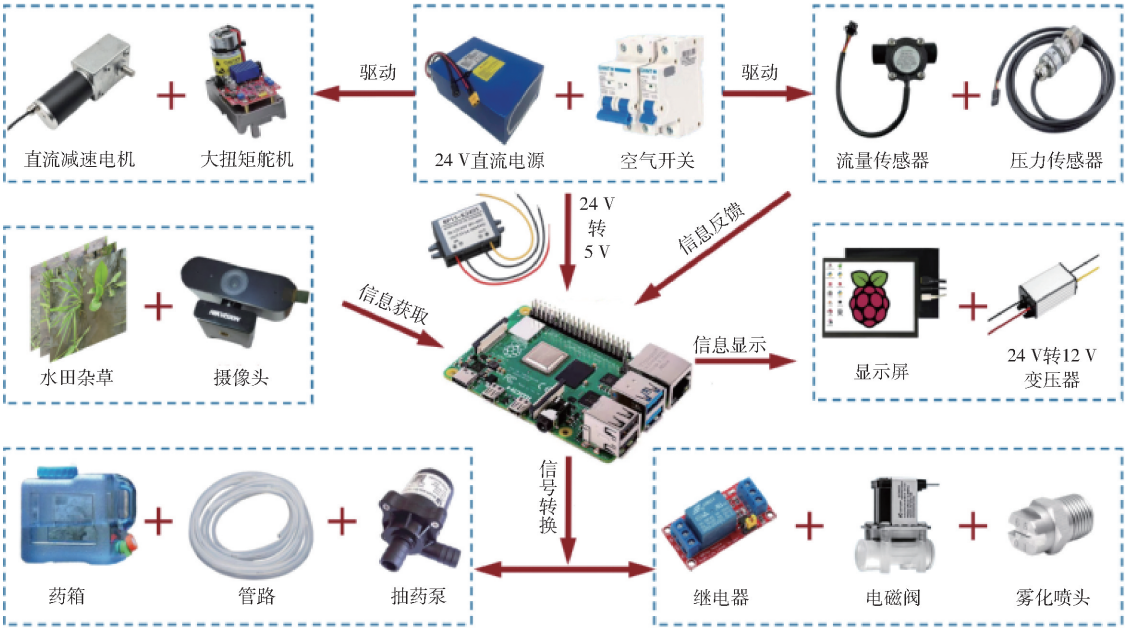


图 11 控制系统硬件构成图

Fig. 11 Control system hardware composition diagram

3.2 控制系统软件设计

喷施控制系统主要由摄像头对水田杂草识别模块和树莓派对喷施执行模块的实时控制两部分组成。当除草机工作时，摄像头开启，微机内部寄存器完成资源初始化。摄像头实时捕获水田中的杂草图像，并将图像数据传输至树莓派进行深度处理。树莓派作为软件系统的核心，承担图像预处理任务，并调用预先训练的 MS－YOLO v7 模型，对杂草进行高效准确的识别，以确定其种类与位置。识别完成后，系统获取杂草检测框中心点坐标及杂草面积，随即触发信号转换机制，将图像数据转换为控制信号。控制信号直接作用于继电器，通过控制继电器的开闭状态及时间，进而控制电磁喷头的通断电，决定是否喷药。电磁阀依据控制信号精准调控药液的流量与流向，雾化喷头则确保药液以最佳状态精准喷洒至目标杂草区域。在喷施过程中，系统内的流量传感器与压力传感器持续监测喷施过程中的关键参数，并将实时数据反馈至树莓派，形成闭环控制体系。树莓派根据反馈信息，动态调整喷施策略，确保整个过程的精准性与高效性。高清显示屏可对 MS－YOLO v7 模型实时识别与定位过程及数据的实时传输与记录过程进行可视化显示。此外，该系统还具备强大的信息存储与管理能力，能自动记录并存储采集的图像数据、识别结果及喷施过程中的各项参数，为后续数据分析、系统优化及决策升级提供坚实的数据支撑。

4 田间试验

4.1 试验条件

为验证精准喷施型水田自适应除草机的田间作业性能，于 2024 年 6 月 21 日在黑龙江省哈尔滨市香坊区成高子镇水稻种植田进行田间性能试验。试验时天气晴，平均温度为 26℃，相对湿度为 40%。试验选用 5 块面积为 10 m×5 m 的矩形区域作为试验地块，水稻种植品种为中科发 5 号。根据当地实际情况和农艺作业要求，设定除草机行驶速度为 0.2 m/s，喷头喷射角度为 80°，喷头安装高度为 0.7 m，喷幅为 1.8 m。

为了更好地评估除草机变量喷施效果，利用河北明顺农业科技有限公司生产的雾滴测试卡对杂草

表面的雾滴均匀分布情况进行测试分析[27]。雾滴测试卡尺寸为 30 mm × 70 mm，表面为黄色，遇雾滴则呈现蓝色。为了减少露水对测试结果造成的影响，试验于 10:00 开始。试验时将雾滴测试卡中心通过曲别针固定在杂草形心的位置，每间隔 3 株杂草为一个布置点。试验完成后，等待雾滴测试卡自然风干，随后佩戴一次性手套按照从南到北、从东到西的顺序依次快速收集雾滴测试卡。将其按照先后顺序分别放入带有编号的密封袋中，以备在实验室条件下进行进一步分析。在收集雾滴测试卡时，观察并记录除草机行走后测试区域内被压折、连根拔起和倒伏的损伤秧苗数量，相关数据将用于后续分析。

4.2　试验结果与分析

将杂草检测系统和喷施控制系统集成于除草机上，并在测试区域内进行试验。每次试验重复 3 次，以每次试验结果的平均值为评价标准。精准喷施型水田自适应除草机田间试验情况如图 12 所示。

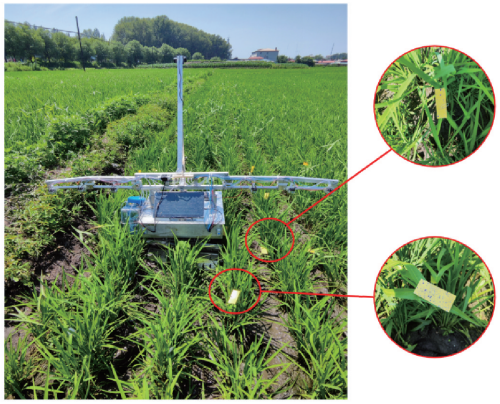


图 12　田间试验效果

Fig. 12　Field trial results

根据文献[28 – 29]，综合考虑水田除草技术要求，选定伤苗率 η、对靶施药准确率 A 和变异系数 V 为性能评价指标，以衡量精准喷施型水田自适应除草机在水田环境下的工作性能。计算公式为

$$\eta = \frac{Y_2}{Y_1} \times 100\% \tag{6}$$

$$A = \frac{P}{P+N} \times 100\% \tag{7}$$

$$V = \frac{S}{X} \times 100\% \tag{8}$$

式中　Y_1——除草前测试区域秧苗数，株

Y_2——除草后测试区内被压折、连根拔起和倒伏的损伤秧苗数，株

P——雾滴测试卡完全着色数量

N——雾滴测试卡部分着色或没有着色数量

S——雾滴数标准差

X——雾滴数平均值

试验结束后，对数据进行分析与计算，结果为：η = 2.95%、A = 94.98%、V = 0.128%。根据 DB23/T 930—2005《苗间除草机质量评价技术规范》规定，机器作业时伤苗率应小于 5%，故本文设计的除草机满足田间实际作业质量要求。同时该机器展现出良好的喷施效果，雾滴分布较为均匀，满足水田除草农艺要求。为了更全面地评估除草机性能，建议未来的研究可以进一步探索化学损伤对水稻的影响，并开发相应的评估方法。这将有助于更准确地了解喷施系统的精准性，并为优化除草策略提供科学依据。

5　结论

（1）构建了水田杂草数据集，开发了 MS – YOLO v7 水田杂草识别模型。通过消融试验、不同模型对比试验、模型部署验证模型性能，结果表明模型在识别精度、实时性、可部署性方面均表现良好。结合可视化后的模型识别结果，分析光线和作物遮挡对模型识别的影响。

（2）阐述了除草机喷施装置结构参数、工作参数、系统工作原理。以树莓派 4B 为系统核心，设计喷施控制系统硬软件，该系统可根据 MS – YOLO v7 检测结果触发信号转换机制，各部件根据树莓派指令执行喷施除草作业。整个控制系统具有响应迅速、操作简便、智能化程度高等特点，实现了水田除草作业的自动化和智能化。

（3）对精准喷施型水田自适应除草机进行了田间试验验证。结果表明，其伤苗率为 2.95%、对靶施药准确率为 94.98%、变异系数为 0.128%，机器作业质量满足水田除草的农艺要求。精准喷施型水田自适应除草机实现了水田除草无人化操作，可为农业的智能化发展提供技术参考。

参　考　文　献

[1] JABRAN K, CHAUHAN B S. Weed management in aerobic rice systems[J]. Crop Protection, 2015, 78: 151 – 163.

[2] KHATUN A, WATERS D L E, LIU L. A review of rice starch digestibility: effect of composition and heat-moisture processing [J]. Starch-Starke, 2019, 71(9 – 10): 1900090.

[3] YU F H, JIN Z Y, GUO S E, et al. Research on weed identification method in rice fields based on UAV remote sensing[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 1037760.

[4] 张伟荣. 基于机器视觉对靶施药系统的玉米苗与杂草识别技术研究[D]. 石河子:石河子大学, 2021.
ZHANG Weirong. The identification technology research of corn seedlings and weeds based on machine vision to target application system[D]. Shihezi: Shihezi University, 2021. (in Chinese)
[5] 尹东富, 陈树人, 毛罕平, 等. 基于模糊控制的棉田变量对靶喷药除草系统设计[J]. 农业机械学报, 2011, 42(4): 179 - 183.
YIN Dongfu, CHEN Shuren, MAO Hanping, et al. Weed control system for variable target spraying based on fuzzy control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(4): 179 - 183. (in Chinese)
[6] 权龙哲, 张景禹, 姜伟, 等. 基于玉米根系保护的株间除草机器人系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 115 - 123.
QUAN Longzhe, ZHANG Jingyu, JIANG Wei, et al. Development and experiment of intra-row weeding robot system based on protection of maize root system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 115 - 123. (in Chinese)
[7] GENZE N, AJEKWE R, GUERELI Z, et al. Deep learning-based early weed segmentation using motion blurred UAV images of sorghum fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107388.
[8] 冀汶莉, 刘洲, 邢海花. 基于 YOLO v5 的农田杂草识别轻量化方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 212 - 222, 293.
JI Wenli, LIU Zhou, XING Haihua. Lightweight method for identifying farmland weeds based on YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 212 - 222, 293. (in Chinese)
[9] 曹英丽, 赵雨薇, 杨璐璐, 等. 基于改进 DeepLabv3 + 的水稻田间杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 242 - 252.
CAO Yingli, ZHAO Yuwei, YANG Lulu, et al. Weed identification method in rice field based on improved DeepLabv3 + [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 242 - 252. (in Chinese)
[10] 肖珂, 郝毅, 高冠东. 果园自动变距精准施药系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 137 - 145.
XIAO Ke, HAO Yi, GAO Guandong. Design and experiment of automatic variable-distance precison spraying system in orchard[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 137 - 145. (in Chinese)
[11] 韩长杰, 郑康, 赵学观, 等. 大田甘蓝作物行识别与对行喷雾控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 89 - 101.
HAN Changjie, ZHENG Kang, ZHAO Xueguan, et al. Design and experiment of row identification and row-oriented spray control system for field cabbage crops[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 89 - 101. (in Chinese)
[12] 吴冰. 基于实例分割的杂草表型信息获取与对靶施药系统研制[D]. 哈尔滨:东北农业大学, 2021.
WU Bing. The acquisition of weed phenotype information based on instance segmentation and development of target application system[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2021. (in Chinese)
[13] THENMOZHI K, REDDY U S. Crop pest classification based on deep convolutional neural network and transfer learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 164: 104906.
[14] 翟肇裕,张梓涵,徐焕良,等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报,2024,55(11):1 - 20.
ZHAI Zhaoyu, ZHANG Zihan, XU Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(11):1 - 20. (in Chinese)
[15] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattem Recognition. IEEE, 2023: 7464 - 7475.
[16] 张震, 周俊, 江自真, 等. 基于改进 YOLO v7 轻量化模型的自然果园环境下苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 231 - 242.
ZHANG Zhen, ZHOU Jun, JIANG Zizhen, et al. Lightweight apple recognition method in natural orchard environment based on improved YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 231 - 242. (in Chinese)
[17] LI Z Y, LI B, NI H J, et al. An effective surface defect classification method based on RepVGG with CBAM attention mechanism (RepVGG - CBAM) for aluminum profiles[J]. Metals, 2022, 12(11): 1809.
[18] 王宏乐, 叶全洲, 王兴林, 等. 基于 YOLO v7 的无人机影像稻穗计数方法研究[J]. 广东农业科学, 2023, 50(7): 74 - 82.
WANG Hongle, YE Quanzhou, WANG Xinglin, et al. Rice panicles counting method based on YOLO v7 using unmanned aerial vehicles images[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2023, 50(7): 74 - 82. (in Chinese)
[19] 郑果, 姜玉松, 沈永林, 等. 基于改进 YOLOv7 的水稻害虫识别方法[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(3): 143 - 151.
ZHENG Guo, JIANG Yusong, SHEN Yonglin, et al. Recognition of rice pests based on improved YOLO v7[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(3): 143 - 151. (in Chinese)
[20] VASU P K A, GABRIEL J, ZHU J, et al. MobileOne: an improved one millisecond mobile backbone[J]. arXiv Preprint, arXiv:2206.04040, 2022.

[21] 刘月峰，刘博，暴祥，等. 基于超轻量化孪生网络的自然场景奶牛单目标跟踪方法[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：282－293.
LIU Yuefeng，LIU Bo，BAO Xiang，et al. Single target tracking method for dairy cows in natural scenes[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(10)：282－293.（in Chinese）
[22] SUN D，ZHANG L，WANG J，et al. Efficient and accurate detection of herd pigs based on Ghost－YOLO v7－SIoU[J]. Neural Computing & Applications，2024，36(5)：2339－2352.
[23] GEVORGYAN Z. SloU loss：more powerful learning for bounding box regressiony[J]. arXiv Preprint，arXiv：2205.12740，2022.
[24] JU J Y，CHEN G Q，WANG J F，et al. Design and experiment of an adaptive cruise weeding robot for paddy fields based on improved YOLOv5[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2024，219：108824.
[25] 李民赞，任新建，杨玮，等. 基于树莓派的农田表土层土壤容重检测系统研究[J]. 农业机械学报，2021，52(增刊)：329－335，376.
LI Minzan，REN Xinjian，YANG Wei，et al. Soil bulk density detection system of farmland topsoil based on Raspberry Pi[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(Supp.)：329－335，376.（in Chinese）
[26] 朱铭敏，张国平，谭建军，等. 基于 YOLOv5s 的轻量级茶叶嫩芽终端检测模型[J]. 浙江农业学报，2024，36(6)：1413－1424.
ZHU Mingmin，ZHANG Guoping，TAN Jianjun，et al. A lightweight tea shoot terminal detection model based on YOLOv5s[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis，2024，36(6)：1413－1424.（in Chinese）
[27] 李海龙. 大田对靶施药除草机器人系统研究[D]. 哈尔滨：东北农业大学，2023.
LI Hailong. Research on field targeted herbicide spraying robot system[D]. Harbin：Northeast Agricultural University，2023.（in Chinese）
[28] 周福君，王文明，李小利，等. 凸轮摇杆式摆动型玉米株间除草装置设计与试验[J]. 农业机械学报，2018，49(1)：77－85.
ZHOU Fujun，WANG Wenming，LI Xiaoli，et al. Design and experiment of cam rocker swing intra-row weeding device for maize[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2018，49(1)：77－85.（in Chinese）
[29] 权龙哲，王建森，奚德君，等. 靶向灭草机器人药液喷洒空气动力学模型建立与验证[J]. 农业工程学报，2017，33(15)：72－80.
QUAN Longzhe，WANG Jiansen，XI Dejun，et al. Aerodynamics modeling and validation on liquid medicine spraying of target weeding robot[J]. Transactions of the CSAE，2017，33(15)：72－80.（in Chinese）

(上接第 194 页)

[12] ZHANG Z，LIU H，MENG Z，et al. Deep learning-based automatic recognition network of agricultural machinery images[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2019，166：104978.
[13] 宋怀波，尚钰莹，何东健. 果实目标深度学习识别技术研究进展[J]. 农业机械学报，2023，54(1)：1－19.
SONG Huaibo，SHANG Yuying，HE Dongjian. Review on deep learning technology for fruit target recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(1)：1－19.（in Chinese）
[14] WU Caicong，LI Dong，ZHANG Xiaoqiang，et al. China's agricultural machinery operation big data system[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，205：107594.
[15] ZHANG X，ZHOU X，LIN M，et al. ShuffleNet：an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition，2018：6848－6856.
[16] DOSOVITSKIY A. An image is worth 16x16 words：transformers for image recognition at scale[J]. arXiv preprint arXiv：2010.11929，2020.
[17] HE K，ZHANG X，REN S，et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2016：770－778.
[18] VASU P K A，GABRIEL J，ZHU J，et al. FastViT：a fast hybrid vision transformer using structural reparameterization[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision，2023：5785－5795.
[19] GRAHAM B，EL-NOUBY A，TOUVRON H，et al. LeViT：a vision transformer in ConvNet's clothing for faster inference[C]// 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)，2021：12239－12249.
[20] VASU P K A，GABRIEL J，ZHU J，et al. MobileOne：an improved one millisecond mobile backbone[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2023：7907－7917.
[21] WANG A，CHEN H，LIN Z，et al. RepViT：revisiting mobile CNN from ViT perspective[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2024：15909－15920.