

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2025.01.028

王鑫淼, 张正, 董晓威, 等. 基于改进 YOLOv8 算法的谷子田杂草检测[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(1): 185-189, 226

Wang Xinmiao, Zhang Zheng, Dong Xiaowei, et al. Research on weed detection in millet field based on improved YOLOv8 algorithm [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(1): 185-189, 226

基于改进 YOLOv8 算法的谷子田杂草检测^{*}

王鑫淼, 张正, 董晓威, 王林烽, 李瑞祥

(黑龙江八一农垦大学工程学院, 黑龙江大庆, 163000)

摘要:针对谷子田环境复杂、杂草种类众多、杂草分布密集的特点导致识别精度低的问题,提出一种基于 YOLOv8 的改进模型。通过加入 CloFormer 结构来减少 YOLOv8 算法计算量并提高识别精度,使用 Global 和 Local 的注意力与 c2f 模块进行融合,使用 AttnConv 共享权重来整合局部信息,部署上下文感知权重来增强局部特征;为进一步提高识别精度,另外添加 Gam 注意力机制,与当前较先进的注意力机制进行对比试验,并与 YOLO 各系列模型进行对比试验。结果表明,YOLOv8-CG 模型检测的平均精度均值为 92.6%,比 YOLOv5 模型高 4%。同时分析垄的种植密度不同对模型识别产生的影响,种植较为稀疏的 10 号垄比种植密集的 2 号垄精度高 6.6%。

关键词:杂草检测;谷子;YOLOv8;注意力机制;轻量级模型

中图分类号:S451 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553 (2025) 01-0185-06

Research on weed detection in millet field based on improved YOLOv8 algorithm

Wang Xinmiao, Zhang Zheng, Dong Xiaowei, Wang Linfeng, Li Ruixiang

(School of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing, 163000, China)

Abstract: An improved model based on YOLOv8 was proposed to solve the problem of low recognition accuracy due to the complex environment, numerous weed species and dense weed distribution in millet field. By adding CloFormer structure, the model reduced the computational load of YOLOv8 algorithm and improved the recognition accuracy. This structure mainly used Global and Local attention to integrate with c2f module, used AttnConv shared weights to integrate local information, and deployed context-aware weights to enhance local features. In order to further improve the recognition accuracy, Gam attention mechanism was added, and comparison experiments were conducted with the current more advanced attention mechanism and the YOLO series. According to the experiments, the average detection accuracy of YOLOv8-CG model was 92.6%, 4% higher than that of YOLOv5 model. At the same time, the effect of different planting density on model recognition was analyzed. The experiment showed that the precision of row 10 with sparse planting was 6.6% higher than that of row 2 with dense planting.

Keywords: weed detection; millet; YOLOv8; attention mechanism; lightweight model

0 引言

杂草是影响甚至危害谷子生长的植物,杂草会吸收土壤水分和养分,阻挡作物阳光,影响作物的透光透风性,从而减少作物产量^[1]。我国谷子的种植面积占世界谷子播种面积的 90%以上,占全国粮食作物播种面积的 5%,占北方粮食作物播种面积的 10%~15%^[2]。而谷

子田中杂草种类众多,如果不能及时去除,造成苗荒、草荒,会导致产量减产甚至导致绝收^[3]。我国现阶段最普遍的除草方式是人工除草和化学除草^[4],但随着社会的发展、绿色农业的发展以及劳动力成本的上升,人工除草的劳动力成本支出逐年变大,而化学除草对土地的破坏也随着农药的过度使用变大,不仅加大了农户的支出成本,也破坏了作物赖以生长的环境,所以准确识别杂

收稿日期:2023 年 8 月 29 日 修回日期:2023 年 10 月 12 日

^{*} 基金项目:国家自然科学基金项目(52275246);黑龙江省博士后基金项目(LBH-Z20203);黑龙江八一农垦大学杂粮优势特色学科项目(GCZL202306)

第一作者:王鑫淼,男,1999 年生,浙江湖州人,硕士研究生;研究方向为农业智能化技术与装备。E-mail: 1114850785@qq.com

通讯作者:董晓威,男,1979 年生,黑龙江拜泉人,博士,教授;研究方向为农业智能化技术与装备。E-mail: dxwai@byau.edu.cn

草并进行精确除草变得尤为重要。

近年来,随着深度学习的不断发展,视觉识别及技术也不断提高,而深度学习中常用的识别方法有 R-CNN^[5]、Faster R-CNN^[6]、SSD^[7] 和 YOLO^[8] 系列等。刘莫尘等^[9] 提出一种融合带色彩恢复的多尺度视网膜增强算法的改进 YOLOv4-tiny 模型,该模型准确率在 96.6%,检测帧耗时为 131 ms。王宇博等^[10] 提出一种改进的 YOLOv5 算法实现农田杂草检测,该方法通过改进数据增强方式,提高模型泛化性;通过添加注意力机制,增强主干网络的特征提取能力;通过改进框回归损失函数,提升预测框的准确率。该方法的平均精度均值为 90.6%。张伟康等^[11] 提出的通过识别蔬菜间接检测杂草的方式降低杂草检测复杂度,进而提高检测精度和鲁棒性。在 YOLOv5 目标检测算法主干特征提取网络中引入卷积块注意力模块(CBAM)提高网络对蔬菜目标的关注度,加入 Transformer 模块增强模型对全局信息的捕捉能力。Chen 等^[12] 对芝麻杂草的识别中,引入了 YOLO-sesame 模型,该模型通过引入注意力机制、局部重要性池化和自适应空间特征融合结构,成功提高芝麻杂草识别的效率和准确性。目前对谷子田杂草进行识别处理的文献较少,而且识别精度较低。

本文通过在 YOLOv8 中加入 CloFormer^[13] 结构,用 C2f_CloAtt 代替 C2f,与 YOLO 系列的模型进行对比试验,验证 CloFormer 结构是否能有效减少计算量并提高识别精度。通过加入注意力机制 Gam^[14]、BAM^[15]、CBAM^[16]、SE^[17]、EMA^[18]、CA^[19],进行对比试验,以期找到最优注意力机制来提高模型对杂草的识别精度。

1 数据采集与预处理

1.1 数据采集

数据采集于 2023 年 5 月 12 日,采集地点于大庆市让胡路区黑龙江八一农垦大学试验田,试验田长约

250 m,宽约 200 m,选取谷子田最右侧的 10 个垄收集谷子杂草图片,给垄编号从左至右为 1~10,编号从低到高作物播种逐渐稀疏。从每个垄拍摄 30 张包含各种杂草的图片,总共拍摄 300 张图片为试验提供数据集。

1.2 数据预处理

通过数据采集的 300 张图片发现谷子田主要杂草为狗尾巴草,马唐,藜类,蓟类,牛筋草,苘麻,水棘针等以及试验田边上种植了豆类作物,所以会有豆类幼苗,为扩大数据集,使用旋转、镜像、亮度变换扩大数据集至 1 200 张图片,再使用 LabelImg 工具对杂草进行标注,为提高识别的准确率,把杂草标定细分,把阔叶类杂草标注为杂草 1,禾本科类杂草标注为杂草 2,特殊形状杂草水棘针标注为杂草 3,小型杂草标注为杂草 4,而特殊形状的苘麻标注为杂草 5,杂草的识别数据集均为 Pascal VOC 格式。并且按照 8:1:1 把数据集分为训练集、验证集以及测试集。训练集为 960 张图片,验证集为 120 张图片,测试集为 120 张图片。

2 改进 YOLOv8 算法

2.1 YOLOv8-CG 网络模型

YOLOv8-CG 模型全称为 YOLOv8-CloFormer-Gam 模型,其网络结构整体可分为 4 个部分,分别为 Input、Backbone、Neck 和 Head^[20],网络模型如图 1 所示。Input 用于在模型中输入图像,Backbone 网络用于提取图像特征,Neck 层主要用于将不同尺度的特征图进行融合,Head 层的主要作用是将特征图转换为目标框的位置和类别信息。提高精度的方法主要是通过加入 CloFormer 模块,使用 C2f_ColAtt 替代 YOLOv8 主干网络(backbone)中的 C2f 结构,加入 Gam 注意力机制。输入的图像会通过 C2f_ColAtt 减少计算量并且增强局部特征,并且增加识别精度,接着经过 Gam 注意力机制模块进一步提高识别精度。

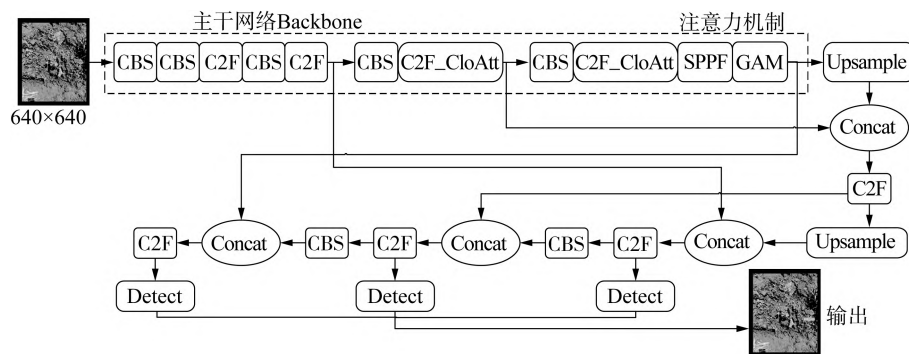


图 1 YOLOv8-CloFormer-Gam 网络结构

Fig. 1 YOLOv8-CloFormer-Gam structure

2.2 CloFormer 模块

为解决谷子田杂草种类复杂从而导致的识别精度

低的问题,加入 CloFormer 模块,发现 CloFormer 模块能对 YOLOv8 模型有较为显著的提升,该模块采用

C2f_CloAtt 模块取代 YOLOv8 中的 C2f 模块, CloFormer 模块是由 4 个 Clo block 和 ConvFFN 串联构成,图 2 为 CloFormer 模块结构图,Clo block 模块在 CloFormer 中由 Global 和 Local 组成,主要通过 Global 减少计算量以及 Local 对共享权重的局部特征聚合,增强局部特征, Q 、 V 、 K 分别为 Query(查询)、Value(值)、Key(键),Clo block 模块首先对 K 和 V 进行池化(Pool),然后对 Q 、 K 、 V 进行注意力过程,提取低频全局信息。

$$X_{global} = Attention[Q_g, Pool(K_g), Pool(V_g)] \quad (1)$$

然而,引入的 Global 模块虽然降低了模型的计算量(FLOPs),但是它在提取低频信息时也就造成对高频信息处理能力的不足,所以在 Local 模块中加入 Attnconv 来解决这个问题,Attnconv 首先通过进行线性变换,得到与标准注意力相同的 Q 、 K 和 V 。

$$Q, K, V = FC(X_{in}) \quad (2)$$

式中: X_{in} ——Attnconv 的输入。

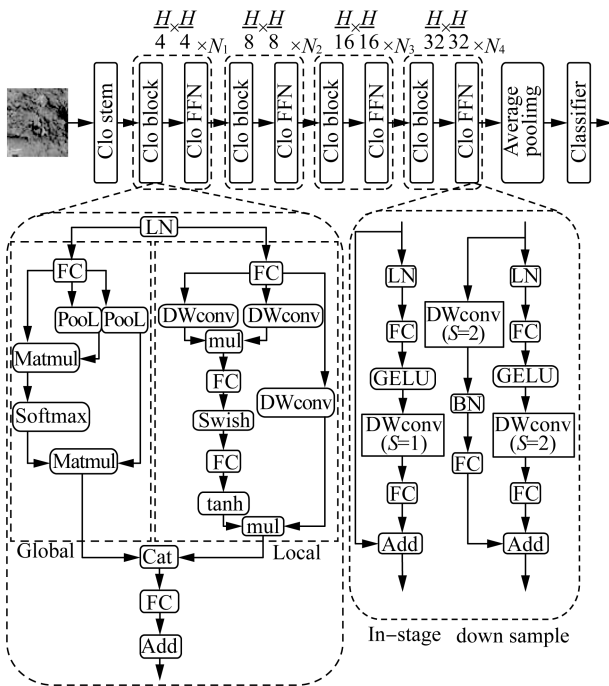


图 2 CloFormer 结构

Fig. 2 CloFormer structure

FC 模块(Fully Connected Layer)为全连接层,在进行线性变换后,首先对 V 进行共享权重的局部特征聚合,然后基于处理后的 V 和 Q 、 K 进行上下文感知的局部增强。使用卷积层(DWconv)来对特征向量 V 进行局部特征信息聚合,而且卷积层的权重是全局共享的,然后结合 Q 和 K 生产上下文感知权重,计算 Q 和 K 的哈达玛积(Hadamard product),哈达玛积用 \odot 表示,并且对其结果进行处理变换,得到上下文感知权重,总体流程由式(3)~式(8)表示。

$$V_s = DWconv(V) \quad (3)$$

$$Q_t = DWconv(Q) \quad (4)$$

$$K_t = DWconv(K) \quad (5)$$

$$X_{local} = Attn \odot V_s \quad (6)$$

$$Attn = \tanh\left(\frac{Attn_t}{\sqrt{d}}\right) \quad (7)$$

$$Attn_t = FC[Swish(FC(Q_t \odot K_t))] \quad (8)$$

并且将局部分支(Local)的输出 X_t 和全局分支(Global)的输出 X_{out} 在通道维度上进行串联,如式(9)、式(10)表示。

$$X_t = Concat(X_{local}, X_{global}) \quad (9)$$

$$X_{out} = FC(X_t) \quad (10)$$

2.3 Gam 模块

由于杂草与作物形态、颜色较为相近,YOLOv8—CloFormer 运行结果为 89.7%,为进一步提高杂草在谷子田中的显著性,提升识别准确率,在 YOLOv8 主干特征提取网络中引入 Gam 注意力机制,Gam 注意力机制采用了 CBAM 注意力机制的顺序通道—空间注意力机制,并重新设计子模块,Gam 包含空间注意力和通道注意力,Gam 模块首先在通道注意力中对输入的图像维度($C \times W \times H$)进行重新排列,并且使用双层的多层感知器(MPL)放大通道的空间依赖性,再进行一次反向排列,最后通过一次 sigmoid 函数输出,在空间注意力中引入了两个卷积层进行空间信息融合,从而提高图像特征,结构如图 3 所示,并用式(11)、式(12)进行表述,其中给定输入特征映射 $F_1 \in R^{C \times H \times W}$ 。

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1 \quad (11)$$

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \quad (12)$$

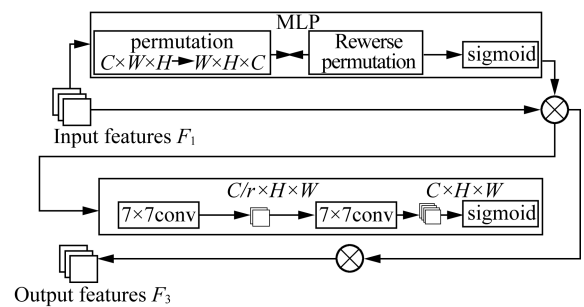


图 3 Gam 结构

Fig. 3 Gam structure

3 试验结果与分析

在显卡为 NVIDIA Geforce RTX 3070 Ti,CPU 为 i7-12700H,操作系统为 Windows11,在 CUDA 版本为 11.8, cuDNN 版文为 8.6, Pytorch 版本为 2.0.1 下实现模型的搭建及试验。

评价指标:准确率 P ,表明模型正确识别作物的比

例;召回率 R ,表明识别图像中作物的完全程度;平均精度均值 mAP ,表明所有杂草的平均识别精度。

3.1 谷子田杂草识别结果分析

为验证改进模型对谷子田杂草识别的性能,采用在谷子田中采集的相同杂草训练集,分别对 YOLOv5 模型、YOLOv7 模型、YOLOv8 模型、YOLOv8-C 模型以及 YOLOv8-CG 模型进行训练,各个模型的评价指标如表 1 所示。YOLOv8 模型的准确率和平均精度都明显高于 YOLOv5 模型和 YOLOv7 模型,只有在召回率中低于 YOLOv5 模型和 YOLOv7 模型。综上所述,选择 YOLOv8 模型进行优化,以此得到最优解的模型。

在模型检测精度方面,YOLOv8-CG 模型的准确率为 86.3%,召回率为 88.1%,平均精度 ($mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.9$) 分别为 92.6% 和 75.8%,平均精度分别高于 YOLOv5 模型、YOLOv7 模型、YOLOv8 模型以及 YOLOv8-C 模型 4、7.6 个百分点,3.7、2.4 个百分点,3.4、1.6 个百分点,2.9、1 个百分点。改进模型比一般的 YOLO 系列的识别模型对谷子田杂草的识别精度有较大的提升,准确率和召回率也都有所提高,以此证明 CloFormer 模块以及 Gam 注意力机制对谷子田杂草的识别精度是有提升作用的。

表 1 各 YOLO 模型性能对比

Tab. 1 Performance comparison of each YOLO model %

模型	准确率	召回率	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.9$
YOLOv5	79.4	89.1	88.6	68.2
YOLOv7	82.5	85.6	88.9	73.4
YOLOv8	84.6	83.9	89.2	74.2
YOLOv8-C	86.0	82.9	89.7	74.8
YOLOv8-CG	86.3	88.1	92.6	75.8

3.2 不同注意力机制的对比试验

为进一步提高识别精度,在 YOLOv8-CloFormer 引入 Gam 注意力机制,并且与当前较为先进的注意力机制进行对比试验,结果如表 2 所示。

表 2 不同注意力机制对比试验

Tab. 2 Comparative experiments of different attention mechanisms %

模型	准确率	召回率	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.9$
CBAM	84.6	87.4	91.9	74.3
CA	87.3	85.2	90.0	72.3
EMA	88.4	86.1	91.6	73.2
SE	85.1	84.9	92.8	72.7
Gam	86.3	88.1	92.6	75.8

由表 2 可知,在 YOLOv8-CloFormer 的基础上分别加入 CBAM、CA、EMA、SE、Gam 五种注意力机制进行对比,加入 Gam 注意力机制的模型的 $mAP@0.5$ 要比 CA 注意力机制高 2.6%, $mAP@0.5:0.9$ 要高 3.5%,比 EMA 模型的 $mAP@0.5$ 要高 1%, $mAP@0.5:0.9$ 要高 2.6%,比 CBAM 模型的 $mAP@0.5$ 要高 0.7%, $mAP@0.5:0.9$ 要高 1.5%,虽然在与 SE 注意力机制作对比时,加入 Gam 注意力机制的模型的 $mAP@0.5$ 要比加入 SE 注意力机制的模型低 0.2%,但是 $mAP@0.5:0.9$ 要高 3.1%,准确率要高 1.2%,召回率高 3.2%,所以加入 Gam 的模型依旧是较优于加入 SE 的模型,根据对比试验,Gam 注意力机制对本试验的提升是最大的。图 4 为各个注意力机制模型与 YOLOv8 模型的对比图。

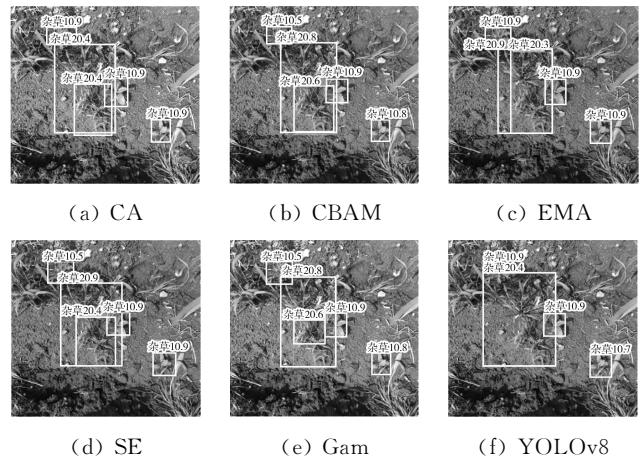


图 4 各注意力机制模型与 YOLOv8 对比图

Fig. 4 Each attention mechanism model is compared with YOLOv8

为验证不同注意力机制对每种杂草的识别能力,计算每种杂草在不同的注意力机制模型下的识别精度 AP,结果如表 3 所示。

表 3 不同注意力机制对不同杂草的精度对比

Tab. 3 Accuracy comparison of different attention mechanisms for different weeds %

模型	杂草 1	杂草 2	杂草 3	杂草 4	杂草 5
CBAM	93.0	80.5	96.8	89.7	99.5
CA	76.5	82.6	98.4	93.2	99.5
EMA	93.5	79.7	90.8	94.4	99.5
SE	90.2	83.8	98.4	92.3	99.5
Gam	89.9	88.1	99.5	95.1	99.5

由表 3 可以看出,由于杂草 2 是禾本科杂草比如狗尾巴草等,而谷子也是属于禾本科,两者形态、颜色较为相近,作物对杂草 2 的识别干扰较大,而且禾本科杂草也是谷子田中数量最多的杂草种类,所以杂草 2 的识别难度相对于其他杂草的难度较大,导致各注

注意力机制对杂草 2 的精度普遍较低,而 Gam 模型在杂草 2 的识别精度上要比 CBAM 模型提高 7.6%,比 CA 模型提高 5.5%,比 EMA 模型提高 8.4%,比 SE 模型提高 4.3%,试验发现 Gam 注意力机制在对不同种类的杂草的识别上对模型都有较好地提升。

3.3 作物密度对识别精度的影响

把试验田的 10 个田垄从左至右进行 1~10 编号,编号越大,作物种植的密度越稀疏,对每个垄拍摄的 30 张照片进行识别,识别杂草的总数以及正确识别和错误识别的杂草数量,从而计算出识别准确率,判断不同种植密度对于识别性能的影响。

在表 4 中,杂草总数为每个田垄拍摄到的所有杂草数量,正确识别为 30 张图片中正确识别到杂草的数量,未识别为没有被识别到的杂草数量,重复识别为同一个杂草被多次识别的数量。由表 4 可知,其中准确率最高的 10 号垄比准确率最低的 2 号垄高 6.6%,而且可以看出编号越高的垄准确率相对更高,说明作物种植越密集,对识别的干扰越严重。

表 4 不同作物密度下杂草识别结果

Tab. 4 Weed identification results under different crop densities

编号	杂草总数/棵	正确识别/棵	错误识别/棵	未识别/棵	重复识别/棵	准确率/%
1	67	61	1	1	4	91.0
2	58	52	2	1	3	89.7
3	62	56	1	2	3	90.3
4	72	67	0	2	3	93.1
5	53	48	2	1	2	90.6
6	58	54	1	1	2	93.1
7	68	64	0	1	3	94.1
8	59	56	0	1	2	94.9
9	49	45	0	2	2	91.8
10	55	53	0	1	1	96.3

4 结论

提出一种基于改进 YOLOv8 的识别算法对谷子田中的杂草进行识别,使用 C2f_CloAtt 模块替代 YOLOv8 主干网络中的 C2f 模块以及加入 Gam 注意力机制,并在 Nvidia GeForce RTX 3070Ti 环境下训练,并且与 YOLOv 系列模型和现阶段先进注意力机制进行对比。

1) 对于谷子田杂草,改进后模型的平均精度 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.9$ 分别为 92.6% 和 75.8%,比 YOLOv5 模型分别提高 4% 和 7.6%,试验表明,该模型能有效地提高识别精度以及减少计算量。

2) 通过引入注意力机制来提高主干网络的特征提取能力,并且将注意力机制进行对比试验,试验表

明,添加 Gam 注意力机制的模型的识别平均精度均高于其他注意力机制模型,在对不同杂草的处理能力也优于其他的注意力机制。

3) 分析在不同种植密度下对 YOLOv8-CG 模型识别精度的变化规律,稀疏的 10 号垄要比密集的 2 号垄准确率高 6.6%。

参 考 文 献

- [1] 付豪, 赵学观, 翟长远, 等. 基于深度学习的杂草识别方法研究进展 [J]. 中国农机化学报, 2023, 44 (5): 198-207. Fu Hao, Zhao Xueguan, Zhai Changyuan, et al. Research progress on weed recognition method based on deep learning technology [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44 (5): 198-207.
- [2] 庄占兴, 孙文国, 范金勇, 等. 西草净对谷子田一年生杂草活性及其安全性测定 [J]. 农药, 2017, 56 (7): 531-534.
- [3] 赵玉信, 杨惠敏. 作物格局、土壤耕作和水肥管理对农田杂草发生的影响及其调控机制 [J]. 草业学报, 2015, 24 (8): 199-210. Zhao Yuxin, Yang Huimin. Effects of crop pattern, tillage practice and water and fertilizer management on weeds and their control mechanisms [J]. Acta Prataculturae Sinica, 2015, 24 (8): 199-210.
- [4] 姜延军, 岳德成, 李青梅, 等. 全膜双垄沟播玉米田选用除草剂膜的适宜田间杂草密度研究 [J]. 植物保护, 2018, 44 (1): 110-115.
- [5] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [6] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39 (6): 1137-1149.
- [7] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [8] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv: 1804.02767, 2018.
- [9] 刘莫尘, 高甜甜, 马宗旭, 等. 基于 MSRCR-YOLOv4-tiny 的田间玉米杂草检测模型 [J]. 农业机械学报, 2022, 53 (2): 246-255, 335. Liu Mochen, Gao Tiantian, Ma Zongxu, et al. Target detection model of corn weeds in field environment based on MSRCR algorithm and YOLOv4-tiny [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53 (2): 246-255, 335.
- [10] 王宇博, 马廷淮, 陈光明. 基于改进 YOLOv5 算法的农田杂草检测 [J]. 中国农机化学报, 2023, 44 (4): 167-173.

(下转第 226 页)

- Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42 (8): 92-100.
- [4] 吴英英. 水稻化肥减量增效施用技术试验研究 [J]. 种子科技, 2023, 41 (8): 4-6.
- [5] Ghabri S, Ouarda W, Alimi A M. Towards human behavior recognition based on spatio temporal features and support vector machines [C]. International Conference on Machine Vision, 2017.
- [6] Zheng B, Chen L, Wu M, et al. Skeleton-based action recognition using two-stream graph convolutional network with pose refinement [C]. Chinese Control Conference. IEEE, 2022: 6353-6356.
- [7] 李子茂, 余慧, 夏梦, 等. 基于图像特征融合的农事活动行为的识别 [J]. 湖南农业大学学报 (自然科学版), 2021, 47 (5): 603-608.
- [8] 赵守耀, 陆辉山, 王福杰, 等. 基于轮廓特征的单只蛋鸡行为识别方法 [J]. 中国农机化学报, 2022, 43 (2): 143-147.
Zhao Shouyao, Lu Huishan, Wang Fujie, et al. Recognition method of single layer behavior based on contour feature [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43 (2): 143-147.
- [9] 郭建军, 何国煌, 徐龙琴, 等. 基于改进 YOLOv4 的肉鸽行为检测模型研究 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (4): 347-355.
- [10] 王政, 许兴时, 华志新, 等. 融合 YOLOv5n 与通道剪枝算法的轻量化奶牛发情行为识别 [J]. 农业工程学报, 2022, 54 (5): 130-140.
Wang Zheng, Xu Xingshi, Hua Zhixin, et al. Lightweight recognition for the oestrus behavior of dairy cows combining YOLOv5n and channel pruning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 54 (5): 130-140.
- [11] 杨断利, 王永胜, 陈辉, 等. 基于改进 YOLO v6-tiny 的蛋鸡啄羽行为识别与个体分类 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (5): 268-277.
- [12] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13 (4): 600-612.
- [13] Hore A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM [C]. IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2010.
- [14] Zhang C Q, Chen Y S, Liu X D, et al. Research on recyclable waste identification method based on YOLOv8 [J]. Computer Science and Application, 2023, 13 (5): 1019-1025.
- [15] Zhang X D, Zeng H, Guo S, et al. Efficient long-range attention network for image super-resolution [C]. European Conference on Computer Vision, 2022.
- [16] Wang W, Xie E, Song X, et al. Efficient and accurate arbitrary-shaped text detection with pixel aggregation network [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019.
- [17] Feng C, Zhong Y, Gao Y, et al. TOOD: Task-aligned one-stage object detection [C]. IEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021.
- [18] 袁红春, 陶磊. 基于改进的 YOLOv8 商业渔船电子监控数据中鱼类的检测与识别 [J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38 (3): 533-542.
- [19] 徐诚极, 王晓峰, 杨亚东. Attention-YOLO: 引入注意力机制的 YOLO 检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (6): 13-23, 125.
- [20] Liu Y, Shao Z, Hoffmann N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions [J]. arXiv preprint arXiv, 2012.05561, 2021.
- [16] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 3-19.
- [17] Jie Hu, Li Shen, Samuel Albanie, et al. Squeeze and excitation networks [J]. arXiv: 1709.01507, 2019.
- [18] Ouyang Daliang, He Su, Zhang Guozhong, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning [J]. arXiv: 2305.13563, 2023.
- [19] Li Yehao, Yao Ting, Pan Yingwei, et al. Contextual transformer networks for visual recognition [J]. arXiv: 2107.12292, 2021.
- [20] 杨断利, 王永胜, 陈辉, 等. 基于改进 YOLO v6-tiny 的蛋鸡啄羽行为识别与个体分类 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (5): 268-277.
Yang Duanli, Wang Yongsheng, Chen Hui, et al. Feather pecking abnormal behavior identification and individual classification method of laying hens based on improved YOLO v6-tiny [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54 (5): 268-277.

(上接第 189 页)

Wang Yubo, Ma Tinghuai, Chen Guangming. Weeds detection in farmland based on a modified YOLOv5 algorithm [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44 (4): 167-173.

- [11] 张伟康, 孙浩, 陈鑫凯, 等. 基于改进 YOLOv5 的智能除草机器人蔬菜苗田杂草检测研究 [J]. 图学学报, 2023, 44 (2): 346-356.
- [12] Chen Jiqing, Wang Huabin, Zhang Hongdu, et al. Weed detection in sesame fields using a YOLO model with an enhanced attention mechanism and feature fusion [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202.
- [13] Fan Qihang, Huang Huaibo, Guan Jiyang, et al. Rethinking local perception in lightweight vision transformer [J]. arXiv: 2303.17803, 2023.
- [14] Liu Yichao, Shao Zongru, Nico Hoffmann. Global attention mechanism: Retain information to enhance channel-spatial interactions [J]. arXiv: 2112.05561, 2021.
- [15] Park J, Woo S, Lee J Y, et al. BAM: Bottleneck attention module [J]. arXiv: 1807.06514, 2018.