第45卷 第3期 华 中 农 业 大 学 学 报 Vol.45 No.3
2026年 5月 Journal of Huazhong Agricultural University May 2026,45~55

路京奥,顾文辉,郑纪业,等.基于YOLOv8n改进的玉米幼苗杂草识别模型[J].华中农业大学学报,2026,45(3):45-55.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2026.03.004

基于YOLOv8n改进的玉米幼苗杂草识别模型

路京奥[1,2],顾文辉[1,2],郑纪业[1,2],位国建[3],史嵩[3],郑世玲[1],张晓艳[2]

1.聊城大学物理科学与信息工程学院,聊城 252000; 2.山东省农业科学院农业信息与经济研究所,济南 250100; 3.山东省农业机械科学研究院,济南 250100

摘要 为有效控制玉米幼苗杂草危害,提升杂草识别精度,并适配移动端部署需求,提出一种轻量化YOLOv8n-DSSW模型。该模型引入C2f_Dual模块,实现初步轻量化;使用SPDConv模块增强模型对小目标检测和低分辨率图像的感知能力,并进一步实现轻量化;引入SPPELAN模块增强多尺度特征感知能力;回归损失函数使用Inner-WIoU,辅助框优化边界框定位精度并合理分配模型对不同质量锚框的权重,整体提升识别精度与鲁棒性。结果显示,改进后模型在玉米幼苗和杂草识别任务中,精确率、召回率、平均精确率分别提升3.4、1.9、2.4百分点,权重轻量15.9%,浮点运算速度减少14.8%。结果表明,该模型在杂草特征弱、杂草与玉米重叠、形态相似等复杂田间环境下仍保持较高识别性能,模型大小与计算效率适合在移动装备端部署。

关键词 玉米; 杂草识别; 轻量化; YOLOv8n; 目标检测

中图分类号 TP391.4; S451 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2026)03-0045-11

玉米具有广泛的生态适应性与多样化的用途,在我国乃至全球范围内都是重要的粮食和饲料作物。玉米苗期的生长状况影响其后期最终产量,而除草作业是确保农作物幼苗健康生长的关键环节。杂草会对玉米幼苗的生长发育构成严重威胁。杂草具有生长速度快、生命力顽强等特点,会与幼苗争夺水分、养分、生长空间和光照资源等,杂草旺盛可能会诱发病虫害,进一步抑制玉米幼苗生长,导致产量下降[1]。长期以来,除草作业主要依赖人工喷洒农药或人工拔草实现,这些方式效率低下、人工成本高,难以满足大规模农田作业的要求;同时,化学农药的喷洒会导致土壤污染、作物农药残留等问题[2]。

随着智慧农业的发展,基于深度学习和遥感信息的监测技术展示了卓越的性能以及较高精确度,其网络架构和训练方法为杂草的精准识别和快速定位提供强有力的技术支撑。刘冰杰等[3]通过使用YOLOv5模型进行杂草玉米识别,其精确率达到89.2%;冀汶莉等[4]提出了基于YOLOv5的轻量化杂草识别方法;崔钰[5]使用CBAM注意力机制和金字塔增强网络对YOLOv5s模型进行了优化,平均精度达到90.29%;范晓霞[6]在YOLOv7中采用CBAM注意力模块、ConvNeXt卷积模块和SIoU损失函数,使平均精度提高5.1%,精确率和召回率分别达到96.1%和92.6%。张天宇等[7]融合SE与BoTNet自注意力机制,并引入超绿特征灰度化和OTSU阈值分割算法对YOLOv5s进行优化,平均精度达到98.5%,精确率和召回率分别达到97.5%和96.9%。陈雪等[8]将MobileNetV3融入YOLOv5s,使平均精度达到87.5%、模型大小为7.8 MB。崔岩等[9]在YOLOv5的基础上加入CA注意力机制和BiFPN双向特征金字塔,使模型平均精度达到95%,模型大小为15.56 MB。在实际田间的复杂环境中,出现杂草特征不明显、杂草与玉米重叠、杂草形态近似玉米幼苗等情况,必然会导致目标定位模糊、标注不确定性高、背景干扰强,从而使得模型出现漏检、误检的情况,这对模型的参数量和特征提取能力都有很高的要求,并且在移动设备上的实时杂草识别还需足够的轻量化,以适应硬件资源。

基于以上问题,本研究提出一种基于YOLOv8n模型改进的轻量级玉米幼苗和杂草识别模型YO-

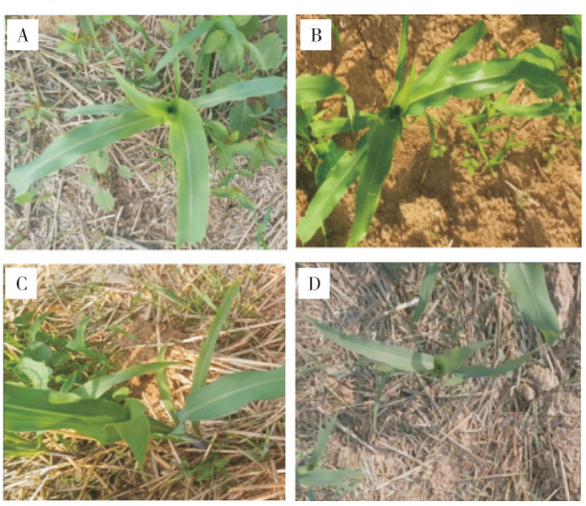
收稿日期: 2025-10-05
基金项目:山东省现代耕作制度技术体系农业灾害预警与防控岗位建设任务(SDAIT-31-05);山东省重点研发计划项目(2024CXGC010901);山东省农业科学院农业科技创新工程(CXGC2025A05)
路京奥,E-mail:2078588849@qq.com
通信作者:郑纪业,E-mail:jiyezheng@163.com;张晓艳,E-mail:239491965@qq.com

LOv8n-DSSW，将轻量化卷积模块（DualConv）与C2f融合构成C2f_Dual模块；使用空间深度卷积（SPDConv）替代骨干以及颈部的Conv层；利用空间金字塔池化模块（SPPELAN）来替换SPPF；使用Inner-WIoU回归损失函数替代CIoU提升模型的识别精度与鲁棒性，旨在提升杂草识别精度，并适配移动端部署需求。

1 材料与方法

1.1 数据集采集

数据采集于山东省济南市标准化玉米试验田（36.7°N，107.1°E）。玉米品种为“登海605”，于2025年6月20日播种。试验田前茬作物为小麦，田间存在的小麦自生苗及多类杂草阻碍幼苗正常生长，对目标识别构成干扰。数据采集期为7月5—15日，期间玉米植株处于4～6叶期，是保障幼苗健康生长的关键阶段。为应对环境变化的影响，采集工作遵循预设的平均光照分级方案，将场景划分为晴天早、中、下午及阴天早、中、下午共6类，光照强度分别为18 000～28 000、95 000～110 000、70 000～85 000及7 000～9 000、15 000～20 000、10 000～14 000 lx，使用小米10前置摄像头（108MP）在6个不同等级场景中采集，形成共4 228张图像数据集。图像标注使用Labelimg软件。根据研究目标，标注体系设为2类：玉米幼苗标注为“corn”，所有杂草统一标注为“weed”，不区分具体杂草种类。标注完成后，数据集按照8∶1∶1的比例被随机划分为训练集、验证集和测试集，部分代表性图像数据如图1所示。



A.早上 Morning；B.中午 Noon；C.下午 Afternoon；D.阴天 Cloudy.

图1 部分代表数据

Fig. 1 Some represent data

1.2 YOLOv8n及改进结构

YOLOv8是Ultralytics公司发布的开源模型，在YOLOv5基础上进行了重要架构更新，可以支持图像分类、目标检测和实例分割等任务。YOLOv8沿袭系列的整体设计，包括输入端、骨干网络（Backbone）、颈部网络（Neck）以及检测头（Head）[10]。YOLOv8在Backbone使用C2f模块来替换C3模块并结合Conv层，在延续SPPF空间金字塔池化的同时，进一步实现了模型轻量化。检测头采用解耦头设计，分别执行分类与回归任务，使用Anchor-Free机制，并选用CIoU回归损失函数。YOLOv8提供5种预训练模型（n、s、m、l、x）来适应不同场景下应用[11]。本研究选用层数最少、结构最为精简的YOLOv8n模型进行训练，以更好地适配移动端部署需求。

为更有效地识别杂草，本研究改进的YOLOv8n-DSSW模型结构如图2所示：将C2f模块与DualConv卷积融合，在保持特征提取能力的同时减少参数量；Conv层替换为SPDConv，增强模型对小目标检测和低分辨率图像处理能力，并进一步实现轻量化；空间池化层使用SPPELAN的空间金字塔池化模块，提升多尺度目标的特征感知能力；边界框回归损失函数使用Inner-WIoU，引入Inner-IoU辅助边界框定位，结合WIoU动态权重机制，共同提升模型目标定位精度和回归稳定性。

1.3 C2f_Dual轻量化模块

C2f_Dual轻量化模块通过在C2f结构中嵌入DualConv，在维持模型特征提取能力的同时实现轻量化，有利于在移动端平衡计算复杂度与杂草识别的准确性。

DualConv（dual convolutional kernels）是双卷积核的轻量化卷积网络结构，核心为并行使用3×3与1×1这2种卷积核处理同一输入特征图映射通道，并利用组卷积技术有效排列卷积滤波器，减少了计算成本和参数量[12]。3×3卷积核能够提取更多的空间特征；1×1卷积核能在不增加计算复杂度的前提下，进行特征通道之间的信息交互以及整合。DualConv有机结合了2种卷积核的优点，其进一步结合组卷积技术，每一组双卷积核都处理一部分输入通道，然后进行输出合并，这样不仅降低了参数量和计算复杂度，还能够维持网络结构深度并提升提取效率[13]。2种卷积核的结合方式如图3所示：3×3卷积核提取特征图的空间特征，随后1×1卷积核对提取的特征进行整合并压缩，减少了模型的参数量[14]。组卷积技

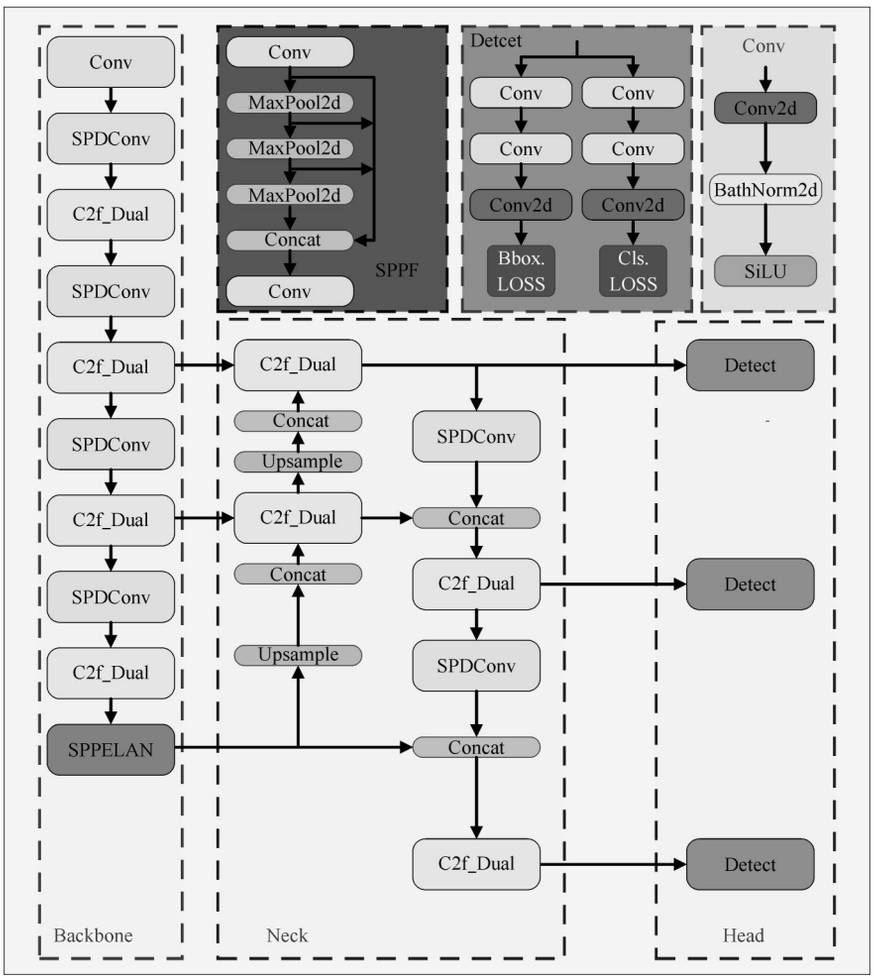


图 2　YOLOv8n-DSSW 网络结构图

Fig. 2　Structure diagram of the YOLOv8n-DSSW network

术将输入和输出的特征图分成多个组，这样每组卷积滤波器只处理对应输入的特征部分，减少了模型参数量和复杂度，还可以提升特征流动和提取效率，同时保持模型的表征能力[15]。DualConv 的结构布局如图 4 所示。

C2f_Dual 的嵌入方式如图 5 所示：输入特征经初始 1×1 卷积（c1）后通过 Split 分出 2 个分支：一支保留原有信息进入常规 Bottleneck，另一支则进入集成 DualConv（c2）的 Bottleneck。两边分支重复 n 次后，通过 Concat 进行特征整合以及 1×1 卷积（cv2）压缩通道数，最后输出[16]。

1.4　SPD-Conv 空间深度转换卷积

SPD-Conv（space-to-depth convolution）是提高传统卷积神经网络（CNN）对小目标和低分辨率图像处理能力的模块。模型引入 SPDConv 能提升对体积小及被遮挡杂草的识别能力，同时实现进一步轻量化，为移动端部署提供支持。

SPD-Conv 把 CNN 中的步长卷积层和池化层分别替换为空间到深度层（SPD）和非步长卷积层（Conv）[17]。SPD 通过将特征图的空间维度转换成深度维度，降低空间分辨率的同时增加通道数，以保留更多信息[18]。Conv（即步长为 1 的卷积层）对特征进行可学习参数化处理，在保持空间维度不变的同时压缩通道数。该结构可以避免下采样的信息丢失，有利于网络提取细粒度特征，适合对玉米幼苗与杂草的识别任务。

SPD-Conv 的工作原理如图 6 所示：输入特征图（A）通道数为 C1，空间尺寸为 S×S；SPD 空间到深度转换（B），通道数增加 4 倍，空间维度减半；通道维度合并（C）和加法操作（D）；非步长卷积（E），通道数压缩至 C2，同时保持空间分辨率不变[19]。

1.5　SPPELAN 空间池化模块

YOLOv8 的 SPPF（spatial pyramid pooling-fast）模块通过结合大核卷积和非膨胀卷积来扩大感受

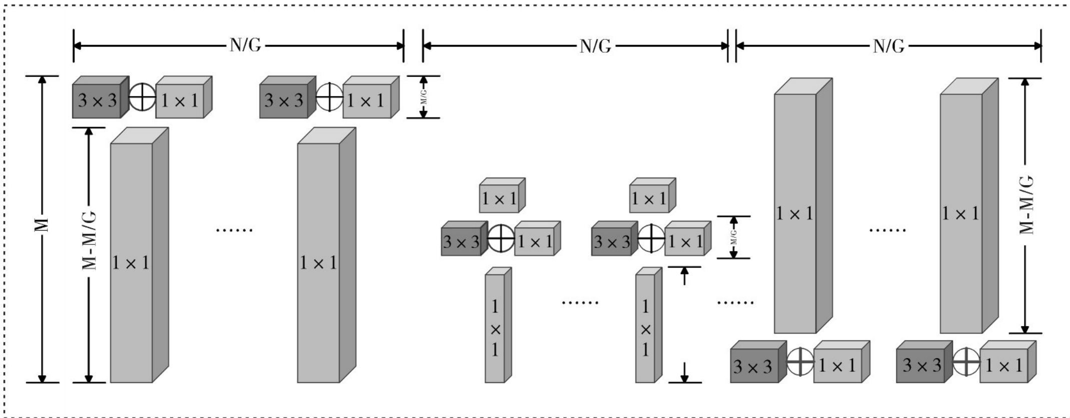


图3 Dual双卷积核

Fig. 3 Dual convolution kernels

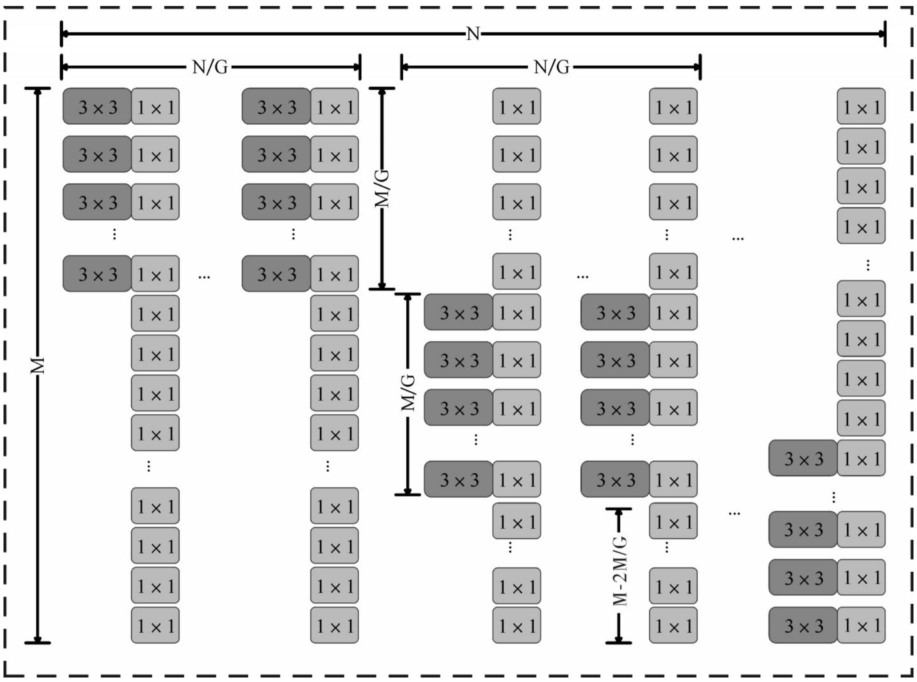


图4 Dual结构图

Fig. 4 Dual structure diagram

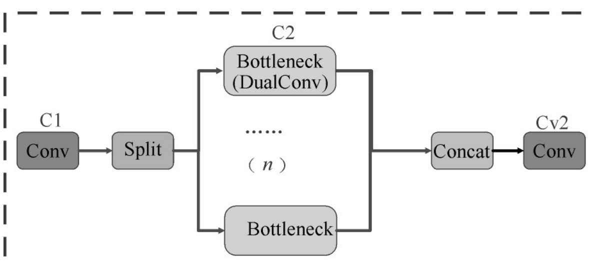


图5 C2f_Dual结构图

Fig. 5 Structure diagram of C2f_Dual

野,在处理小目标时大核卷积无法给予充足的空间分辨率来保留关键特征,导致这些特征在信息融合中易被忽略,影响检测精度[20]。为提升模型对玉米田间小麦幼苗及小体积杂草的检测能力,必须增强网络对图像细节的捕捉与感受野的灵活调整能力。

为此,本研究引入SPPELAn(spatial pyramid pooling with efficient layer aggregation network)模块以替代SPPF。如图7所示,SPPELAN结合了SPP(空间金字塔池化)和ELAN(高效层聚合网络)的优势[21]。SPP通过多尺度池化操作,网络能捕捉不同感受野范围内的上下文信息,从而增强特征图对多尺度目标的感知能力[22]。ELAN模块由多个ELAB卷积层堆叠并结合跨层连接构成,ELAB通过Shift-Conv(位移卷积)增强对图像信息的提取能力,并借助GMSA(多尺度自我注意力)提升特征融合能力,在增强局部信息提取能力的同时,促进了多尺度特

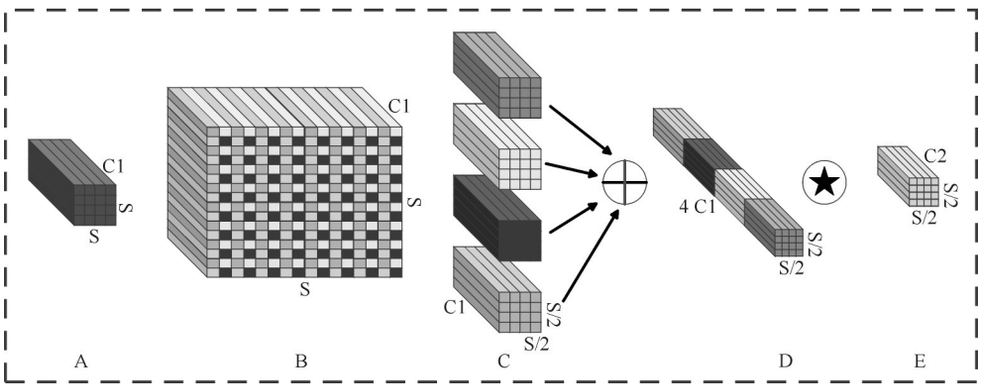


图6　SPD-Conv原理图

Fig. 6　Schematic diagram of SPD-Conv

征的深度融合[23]。SPPELAN模块通过上述协同设计，能更精细地提取小目标特征，动态扩展有效感受野并增强模型鲁棒性，提高模型对多尺度目标的感知能力，同时保持较高的计算效率。

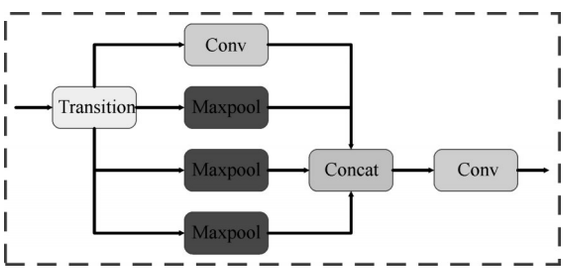


图7　SPPELAN结构图

Fig. 7　SPPELAN structure diagram

1.6　Inner-WIoU损失函数

目标检测的边界框回归损失函数通过缩小预测边界框和真实边界框之间的距离来优化模型定位精度，是影响整体性能的关键因素[24]。YOLOv8使用CIoU损失函数，其在IoU基础上考虑了重叠面积(S)、归一化中心点距离(D)和纵横比(V)3个几何因素，从而更全面地衡量预测框与真实框的相似度，有效提升定位精度和鲁棒性[25]。CIoU应用在玉米田间目标识别面临双重挑战：一方面，CIoU计算损失时可能存在梯度消失问题；另一方面，CIoU对标注质量要求比较高[24]。在实际田间中，由于杂草面积广、形态不规则、玉米幼苗遮盖等因素，导致标注边界模糊，使得CIoU难以在此环境下取得最优效果。

本研究基于Inner-IoU损失函数对模糊边界的适应性和WIoU损失函数进行动态权重平衡，融合改进损失函数，增强模型在复杂田间场景中的定位精度和泛化能力。

Inner-IoU利用不同尺度的辅助边界框来辅助定位，加速边界框回归过程，利用缩放因子比率(r)来控制辅助边界框尺度缩放，进而增强模型的泛化能力，可以更快、更精准地定位目标[26]。利用公式(1)～(4)分别计算辅助边界框左右、上下边界坐标，$b_{\mathrm{l}}^{\mathrm{gt}}$、$b_{\mathrm{r}}^{\mathrm{gt}}$、$b_{\mathrm{t}}^{\mathrm{gt}}$、$b_{\mathrm{b}}^{\mathrm{gt}}$分别表示真实边界框(GT)的左、右、上、下边界，$b_{\mathrm{l}}$、$b_{\mathrm{r}}$、$b_{\mathrm{t}}$、$b_{\mathrm{b}}$分别表示预测边界框的左、右、上、下边界，由中心坐标和缩放后宽度、高度计算；$x_{\mathrm{c}}^{\mathrm{gt}}$、$y_{\mathrm{c}}^{\mathrm{gt}}$是真实边界框的中心坐标，$x_{\mathrm{c}}$、$y_{\mathrm{c}}$是预测边界框的中心坐标；$w^{\mathrm{gt}}$、$h^{\mathrm{gt}}$是真实边界框的宽度与高度，$w$、$h$是预测边界框的高度与宽度；$r$是缩放因子比率，其值等于1时，辅助框与原框完全相同，小于1时，辅助框小于原框(向内收缩)，大于1时，辅助框大于原框(向外扩展)[27]。

$$b_{\mathrm{l}}^{\mathrm{gt}}=x_{\mathrm{c}}^{\mathrm{gt}}-\frac{w^{\mathrm{gt}}\times r}{2},\ b_{\mathrm{r}}^{\mathrm{gt}}=x_{\mathrm{c}}^{\mathrm{gt}}+\frac{w^{\mathrm{gt}}\times r}{2} \tag{1}$$

$$b_{\mathrm{t}}^{\mathrm{gt}}=y_{\mathrm{c}}^{\mathrm{gt}}-\frac{h^{\mathrm{gt}}\times r}{2},\ b_{\mathrm{b}}^{\mathrm{gt}}=y_{\mathrm{c}}^{\mathrm{gt}}+\frac{h^{\mathrm{gt}}\times r}{2} \tag{2}$$

$$b_{\mathrm{l}}=x_{\mathrm{c}}-\frac{w\times r}{2},\ b_{\mathrm{r}}=x_{\mathrm{c}}+\frac{w\times r}{2} \tag{3}$$

$$b_{\mathrm{t}}=y_{\mathrm{c}}-\frac{h\times r}{2},\ b_{\mathrm{b}}=y_{\mathrm{c}}+\frac{h\times r}{2} \tag{4}$$

利用公式(5)计算辅助框的交集面积S_{inter}，$\min\left(b_{\mathrm{r}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{r}}\right)$表示2个边界框右边界最小值，确定重叠区域右边界；$\max\left(b_{\mathrm{l}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{l}}\right)$表示2个边界框左边界最大值，确定重叠区域左边界；$\min\left(b_{\mathrm{b}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{b}}\right)$表示2个边界框下边界最小值，确定重叠区域下边界；$\max\left(b_{\mathrm{t}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{t}}\right)$表示2个边界框上边界最大值，确定重叠区域上边界。公式(6)计算辅助框的并集面积S_{union}，$w^{\mathrm{gt}}\times h^{\mathrm{gt}}$是真实边界框面积；$w\times h$是预测边界框面积；$(r)^2$表示面积缩放因子。公式(7)计算辅助框的交并比$J_{\mathrm{IoU}}$[27]。

$$S_{\mathrm{inter}}=\left(\min\left(b_{\mathrm{r}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{r}}\right)-\max\left(b_{\mathrm{l}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{l}}\right)\right)\times\left(\min\left(b_{\mathrm{b}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{b}}\right)-\max\left(b_{\mathrm{t}}^{\mathrm{gt}},b_{\mathrm{t}}\right)\right) \tag{5}$$

$$S_{union}=(w^{gt}\times h^{gt})\times r^2+(w\times h)\times r^2-S_{inter} \quad (6)$$

$$J_{IoU}=\frac{S_{inter}}{S_{union}} \quad (7)$$

因为辅助边界框和真实边界框只有比例上的差异，所以损失函数计算方法相同，Inner-IoU偏差曲线与IoU偏差曲线类似[28]。基于此原理，可以将Inner-IoU损失应用于现有基于IoU的边界框的回归损失函数。如公式(8)到(11)所示，L_{GIoU}、L_{CIoU}、L_{DIoU}分别是对应基础的损失函数，公式(12)描述预测边界框与真实边界框之间的重叠程度和匹配程度，B^{gt}、B分别表示真实和预测边界框，$|B\cap B^{gt}|$、$|B\cup B^{gt}|$分别是乙个框相交部分的面积和乙个框合并后的总面积[29]。

$$L_{inner-IoU}=1-J_{IoU}^{inner} \quad (8)$$

$$L_{inner-GIoU}=L_{GIoU}+J_{IoU}-J_{IoU}^{inner} \quad (9)$$

$$L_{inner-CIoU}=L_{CIoU}+J_{IoU}-J_{IoU}^{inner} \quad (10)$$

$$L_{inner-DIoU}=L_{DIoU}+J_{IoU}-J_{IoU}^{inner} \quad (11)$$

$$J_{IoU}=\frac{|B\cap B^{gt}|}{|B\cup B^{gt}|} \quad (12)$$

WIoU采用动态非单调(FM)离群度评估来替代IoU评估边界框质量的方法，并提供了一种明智的梯度增益分配策略[30]。这个策略可以抑制低质量实例产生的有害梯度，还可以降低高质量锚框的竞争力，可以让模型聚焦普通质量锚框，解决了权重不平衡问题[31]。由于裸露的幼苗、被遮挡的幼苗、特征相似的杂草等带来的不同质量锚框，WIoU能够平衡锚框权重，提升目标检测精度，进而全面增强模型目标检测性能[32]。WIoU计算边界框的回归损失如公式(13)～(15)所示：

$$R_{WIoU}=\exp\left(\frac{(x-x_{gt})^2+(y-y_{gt})^2}{(W_g^2+H_g^2)^*}\right) \quad (13)$$

$$\beta=\frac{L_{IoU}^*}{\overline{L_{IoU}}}\in[0,+\infty) \quad (14)$$

$$L_{WIoU}=rR_{WIoU}L_{IoU},\ r=\frac{\beta}{\delta\alpha^{\beta-\delta}} \quad (15)$$

公式(13)中，R_{WIoU}是调整损失权重的距离注意力，W_g、H_g为真实边界框与预测边界框交集的宽和高，x、y为预测边界框中心点坐标，x_{gt}、y_{gt}是真实边界框中心点坐标。公式(14)中，β是WIoU离群值，L_{IoU}^*是当前目标损失，$\overline{L_{IoU}}$是动态滑动平均值。公式(15)中，r是非单调因子，δ 是梯度增益，α是权重平衡因子[33]。

本研究基于Inner-IoU辅助边界框与真实边界框损失函数的计算方法，将Inner-IoU和WIoU融合改进成Inner-WIoU损失函数，该损失函数能有效提升模型在重叠、模糊和小目标情况下的检测性能，显著增强系统在真实田间环境中的鲁棒性。

1.7 模型训练环境和评价指标

试验环境和参数配置：电脑硬件配置Intel(R) Core(TM) i9-14900K × 32处理器和Nvidia GeForce RTX 4090显卡，操作系统是Ubuntu22.04。软件环境基于PyTorch2.3.1、CUDA12.4以及Python3.9.19搭建。模型训练参数设置：迭代周期(epochs)为200，批量大小(batch size)是16，学习率是0.01，图像尺寸统一为640×640。

为全面评估模型性能，试验采用多维度指标：精确率(P)和平均精确度(mAP@50)衡量模型检测精度；浮点计算量(FLOPs)以及权重大小评价模型计算效率和复杂度；召回率(R)反映模型漏检情况。

2 结果与分析

2.1 轻量化训练结果对比分析

为评估不同轻量化策略对模型性能的影响，将C2f_Dual、SPDConv、GhostModule、C2fUIB、C2f_Faster分别引入YOLOv8n基础网络，以替代C2f或Conv，并系统比较它们在模型轻量化以及目标识别精度方面的表现，结果如表1所示。由表1可见，GhostModule、C2fUIB、C2f_Faster模块能显著降低模型权重大小以及浮点运算速度，但精确率、平均精确率和召回率均明显降低，说明这些模块在减少参数量的同时，过度削弱模型的特征提取能力，因此不适用于玉米幼苗与杂草识别任务。相对之下，C2f_Dual和SPDConv模块轻量化效果稍逊于前3者，但精确度有所提升，仅平均精确率与召回率出现小幅下降。基于上述结果，本研究最终将C2f_Dual和SPDConv共同集成在YOLOv8n模型中，试验结果显示，模型权重大小下降至5.0 MB，对比YOLOv8n权重大小，轻量化效果达到20.6%，精确率提升0.5百分点，平均精确度下降0.9百分点，召回率下降1.6百分点，证明两者组合实现轻量化的同时，更好地兼顾了检测精度。

2.2 损失函数训练结果对比分析

为验证所提出的Inner-WIoU回归损失函数的有效性，在相同条件下，将CIoU、Inner-CIoU、WIoU和Inner-WIoU进行对比试验，结果(表2)显示，与默认的CIoU相比，Inner-WIoU在精确率、召回率和平均精确率上分别提升2.8、1.3和1.6百分点。同时，

表 1　引入不同轻量化模块后 YOLOv8n 训练结果对比

Table 1　Compares the training results of YOLOv8n after introducing different lightweight modules

模型 Model	精确率/% Precision	召回率/% Recall	平均精确率/% mAP@0.5	大小/MB Size	浮点运算速度/(10^9 s^{-1}) FLOPs
YOLOv8n	79.7	66.0	76.3	6.3	8.1
C2f_Dual	80.6	66.0	76.1	5.6	7.4
SPDConv	80.5	65.4	76	5.6	7.4
C2fUIB	73.8	60.0	68.9	4.6	6.1
C2f_Faster	75.2	59.9	70.3	4.8	6.4
GhostModule	73.9	59.8	70.3	4.6	5.8
C2f_Dual＋SPD	80.2	64.4	75.4	5.0	6.7

表 2　引入不同回归损失函数后 YOLOv8n 训练结果对比

Table 2　Comparison of the training results of YOLOv8n after introducing different regression loss functions　%

模型 Model	精确率 Precision	召回率 Recall	平均精确率 mAP@0.5
CIoU	79.7	66.0	76.3
Inner-CIoU	80.4	66.7	76.8
WIoU	81.2	66.5	77.1
Inner-WIoU	82.5	67.3	77.9

Inner-WIoU 在各项指标上均优于 Inner-CIoU 和 WIoU，结果表明，Inner-WIoU 能有效提升模型在玉米幼苗于杂草识别任务中的整体检测性能。

2.3　消融实验

为评估 C2f_Dual、SPDConv、SPPELAN 以及 Inner-WIoU 对玉米幼苗与杂草识别性能的改进效果，以 YOLOv8n 为基线模型，通过控制变量法设计了多组消融实验，结果如表 3 所示。由表 3 可知，引入 C2f_Dual 模块在模型轻量化 11% 的同时，精确率提升 0.9 百分点，平均精确率基本保持稳定，说明该模块实现轻量化还有效维持了特征提取能力；进一步添加 SPDConv 模块后，轻量化效果达到 20.6%，但识别精度出现小幅下降，表明该模块在显著压缩模型的同时可能损失了部分特征信息；为补偿上述特征损失，引入 SPPELAN 模块，精确率、召回率与平均精确率分别较模型 3 提升 1.4、2.0 与 3.2 百分点，整体实现 15.9% 轻量化。集成全部改进的模型 10 与 YOLOv8n（模型 1）相比，轻量化 15.9%，计算复杂度 FLOPs 减少 14.8%，精确率、召回率与平均精确率分别提升 3.4、1.9 与 2.4 百分点。结果表明，本文提出的 YOLOv8n-DSSW 模型在实现轻量化的同时，有效提升了田间复杂场景下的识别性能。

表 3　消融实验结果

Table 3　Results of ablation tests

模型 Model	C2f_Dual	SPDConv	SPPELAN	Inner-WIoU	精确率/% Precision	召回率/% Recall	平均精确率 mAP@0.5/%	大小/MB Size	浮点运算速度/(10^9 s^{-1}) FLOPs
1	×	×	×	×	79.7	66	76.3	6.3	8.1
2	√	×	×	×	80.6	66	76.1	5.6	7.4
3	√	√	×	×	80.2	64.4	75.4	5.0	6.7
4	√	×	×	√	82	67.1	78	5.6	7.4
5	√	×	√	×	81.9	66.8	78.2	5.9	7.6
6	×	√	√	×	80.4	65.6	75.4	5.9	7.6
7	×	√	×	√	80.8	65.9	76.2	5.6	7.4
8	√	√	×	√	81.8	67.5	78.5	5.0	6.7
9	√	√	√	×	81.6	68.4	78.6	5.3	6.9
10	√	√	√	√	83.1	67.9	78.7	5.3	6.9

注：“√”表示使用对应模块，“×”表示不使用对应模块。Note：“√” indicates the use of the corresponding module，“×” indicates not using the corresponding module.

2.4　训练结果

YOLOv8n-DSSW 模型在训练过程中表现出良好的收敛性与稳定性，其损失和精度变化曲线如图 8 所示。模型的边界框损失和分类损失均随着训练周期增 加表现出持续下降，没有出现明显波动，证明模型在训练中没有发生过拟合现象，优化方案

有效。精确率曲线和召回率(R)曲线在训练后期达到平稳并维持在高精度,说明模型对玉米幼苗和杂草识别的特征学习能力逐步增强,具有良好的泛化性能。训练中后期,模型损失值持续降低的同时精度微提升,说明引入的轻量化模块、空间金字塔池化结构和损失函数在复杂田间场景中具有良好的适应性,能协同增升模型在真实环境中的鲁棒性。

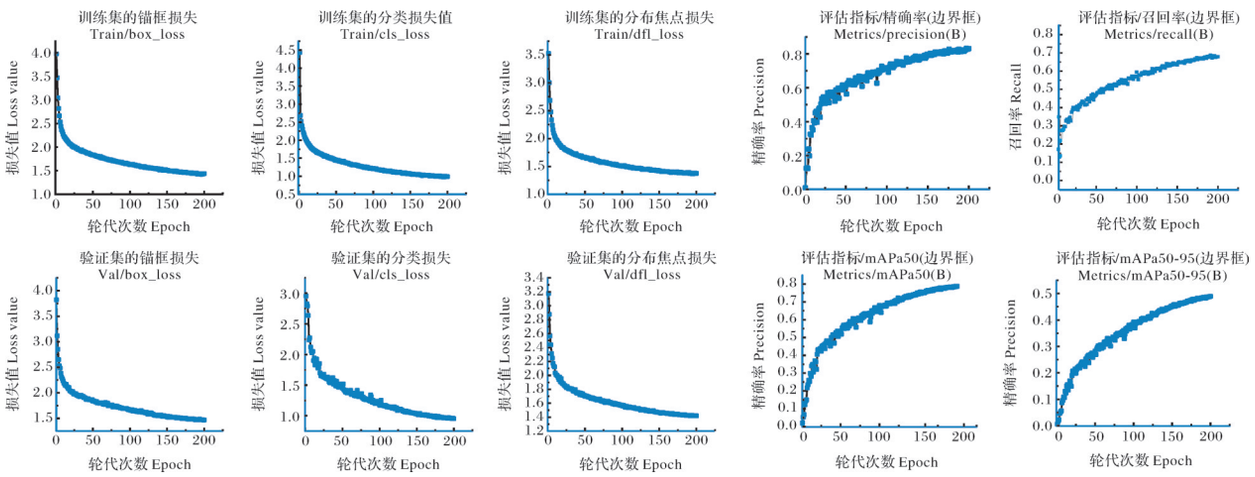


图8 训练结果图

Fig. 8 Training result graph

2.5 预测结果

为验证YOLOv8n-DSSW模型在真实田间环境中的识别能力,采用最优权重在测试集上进行预测,部分可视化结果如图9所示。结果表明,在杂草与玉米幼苗重叠、形态相似、存在小麦幼苗干扰以及光照强度变化等多种复杂条件下,模型漏检与误检情况均显著减少,说明C2f_Dual与SPDConv实现轻量化的同时,SPDConv与SPPELAN增强小目标感知与多尺度特征融合能力,Inner-WIoU损失函数则提升了边界框回归精度,缓解因标注不一致引起的定位偏差。

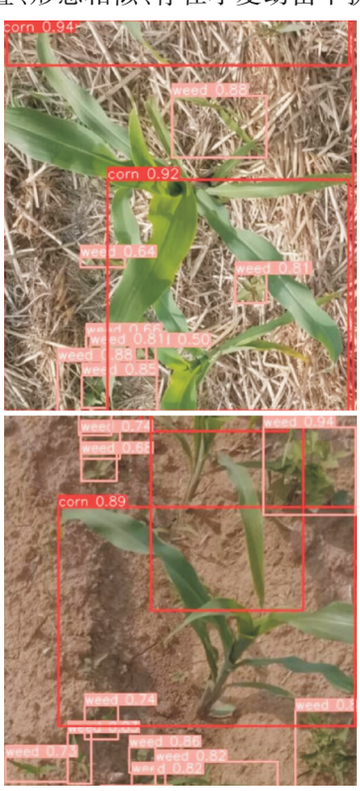


图9 部分预测结果

Fig. 9 Prediction result graph

3 讨 论

本研究通过引入多种轻量化与性能增强模块,显著优化模型在复杂田间环境中的适用性与部署效率。与现有研究相比,本研究所提出的YOLOv8n-DSSW模型在精度与轻量化之间取得了更好的平衡,具备更强的实际应用潜力。

现有的研究在精度和轻量化之间难以平衡,陈雪等[8]使用MobileNetV3融入YOLOv5s识别大豆伴生杂草,均值平均精确率达到87.5%、但模型大小为7.8 MB,不适合移动端部署;崔岩等[9]虽通过CA注意力机制和BiFPN双向特征金字塔将平均精确率提升至95%,但未充分考虑轻量化需求,模型权重大小15.56 MB。张天宇等[7]虽实现98.5%的平均精确率,但方法依赖复杂图像预处理,计算开销大,难以在移动端实时运行。YOLOv8在复杂环境具有一定识别精确率的同时,但是模型复杂度高、权重大,不适合在移动端部署。本研究提出的YOLOv8n-DSSW模型在保持较高精确率的同时,模型权重压缩至5.3 MB,浮点运算速度降低14.8%,在精确率与

轻量化之间实现了平衡。该模型提升了在杂草与玉米幼苗重叠、形态相似以及光照强度变化等复杂场景下的检测鲁棒性，能够为移动端实时杂草识别提供可行的部署方案。

未来模型可以进一步探索更先进的轻量化模块和网络结构，在保证精度的同时进一步压缩模型权重；扩展杂草类型标签，构建细粒度杂草识别系统，实现基于不同类别杂草精准控制激光功率的除草作业。

参考文献 References

[1] 张帅，高国文，吴莉莉，等．增效剂及微肥与种衣剂协同施用评价玉米茎腐病的防效[J]．新疆农业科学，2024，61(S1)：19-27. ZHANG S，GAO G W，WU L L，et al.Evaluation of the synergistic application of seed coating agents，synergists，and micro fertilizers for the prevention and control of corn stem rot disease[J].Xinjiang agricultural sciences，2024，61(S1)：19-27 (in Chinese).

[2] CHEN Y J，WU Z N，ZHAO B，et al.Weed and corn seedling detection in field based on multi feature fusion and support vector machine[J/OL].Sensors，2021，21(1)：212[2025-10-05]. https://doi.org/10.3390/s21010212.

[3] 刘冰杰，周雅楠，周小辉，等．基于深度学习的玉米田间杂草识别模型研究[J]．河南农业大学学报，2024，58(2)：279-286. LIU B J，ZHOU Y N，ZHOU X H，et al.Deep learning-based weed recognition model in the maize field[J].Journal of Henan Agricultural University，2024，58(2)：279-286 (in Chinese with English abstract).

[4] 冀汶莉，刘洲，邢海花．基于YOLOv5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.JI W L，LIU Z，XING H H.Lightweight method for identifying farmland weeds based on YOLO v5 [J]. Transactions of the CSAM，2024，55(1)：212-222(in Chinese with English abstract).

[5] 崔钰．基于改进YOLOv5s田间大豆玉米幼苗及伴生杂草检测算法的研究[D]．太谷：山西农业大学，2024. CUI Y.Research on detection algorithm of soybean and corn seedlings and associated weeds in field based on improved YOLOv5s [D].Taigu：Shanxi Agricultural University，2024 (in Chinese with English abstract).

[6] 范晓霞．基于改进YOLOv7的玉米幼苗和杂草识别模型研究[D]．大庆：黑龙江八一农垦大学，2025. FAN X X.Research on corn seedling and weed recognition model based on improved YOLOv7[D].Daqing：Heilongjiang Bayi Agricultural University，2025 (in Chinese with English abstract).

[7] 张天宇，韩静，廖洪晖，等．基于优化YOLOv5算法的玉米苗间杂草检测研究[J]．中国农机化学报，2025，46(7)：220-225. ZHANG T Y，HAN J，LIAO H H，et al.Research on weed detection among maize seedlings based on optimized YOLOv5 algorithm[J].Journal of Chinese agricultural mechanization，2025，46(7)：220-225 (in Chinese with English abstract).

[8] 陈雪，谭峰．基于改进YOLOv5的轻量级大豆田间杂草识别方法研究[J]．农机使用与维修，2025(2)：1-7. CHEN X，TAN F.Research on lightweight soybean field weed identification method based on improved YOLOv5[J].Farm machinery using & maintenance，2025(2)：1-7 (in Chinese with English abstract).

[9] 崔岩，庄卫东，秦韬，等．基于改进YOLOv5的玉米植株检测与识别研究[J]．中国农机化学报，2025，46(6)：136-141. CUI Y，ZHUANG W D，QIN T，et al.Detection and identification of maize plants based on improved YOLOv5[J].Journal of Chinese agricultural mechanization，2025，46(6)：136-141 (in Chinese with English abstract).

[10] 史丽晨，杨超，刘雪超，等．基于CDD-YOLO的轻量级低光照目标检测算法[J]．计算机工程与应用，2025，61(6)：106-117. SHI L C，YANG C，LIU X C，et al.Lightweight low-light object detection algorithm based on CDD-YOLO [J]. Computer engineering and applications，2025，61(6)：106-117 (in Chinese with English abstract).

[11] 杜希望，李霞，唐腾飞，等．基于改进YOLOv8n的双模态杂草检测方法[J/OL]．天津理工大学学报，2024 (2024-10-30) [2025-10-05].https://link.cnki.net/urlid/12.1374.DU X W，LI X，TANG T F，et al.Bimodal weed detection method based on improved YOLOv8n[J/OL].Journal of Tianjin University of Technology，2024 (2024-10-30)[2025-10-05].https://link.cnki.net/urlid/12.1374.(in Chinese with English abstract).

[12] ZHONG J C，CHEN J Y，MIAN A.DualConv：dual convolutional kernels for lightweight deep neural networks[J].IEEE transactions on neural networks and learning systems，2023，34(11)：9528-9535.

[13] 刘娜，陈阳，葛嵩，等．基于通道优先卷积注意力和DualConv的多人姿态估计[J/OL]．天津理工大学学报，2024 (2024-11-22) [2025-10-05]. https://link. cnki. net/urlid/12.1374. N.20241122.1417.051.LIU N，CHEN Y，GE S，et al.Multiple person pose estimation based on channel prior convolutional attention and DualConv [J/OL]. Journal of Tianjin University Of Technology，2024 (2024-11-22) [2025-10-05]. https://link. cnki. net/urlid/12.1374. N. 20241122.1417.051 (in Chinese with English abstract).

[14] 孙杰．基于改进YOLOv8的工厂火灾烟雾检测方法研究[J]．信息技术与信息化，2024(12)：100-103.SUN J.Research on smoke detection method of factory fire based on improved YOLOv8 [J]. Information technology and informatization，2024(12)：100-103 (in Chinese).

[15] 王铭振，赵扬，黄玉峰，等．基于YOLOv10的钛合金表面缺陷检测轻量化算法研究[J]．激光技术，2026，50(1)：138-146. WANG M Z，ZHAO Y，HUANG Y F，et al.Lightweight algo-

rithm for titanium alloy surface defect detection based on YOLOv10 [J]. Laser technology, 2026, 50(1): 138-146 (in Chinese with English abstract).

[16] GAO Z G, YU X Y, RONG X W, et al. Improved YOLOv8n for lightweight ship detection [J/OL]. Journal of marine science and engineering, 2024, 12 (10): 1774 [2025-10-05]. https://doi.org/10.3390/jmse12101774.

[17] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects [M]//Machine learning and knowledge discovery in databases. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 443-459.

[18] 刘恩成,梁新成,李法霖,等.基于改进YOLOv8的柠檬果实识别方法[J].西南大学学报(自然科学版),2025,47(7):219-230. LIU Y C, LIANG X C, LI F L, et al. A lemon fruit recognition method based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Southwest University (natural science edition), 2025, 47 (7): 219-230 (in Chinese with English abstract).

[19] LU Y, SUN M H. Lightweight multidimensional feature enhancement algorithm LPS-YOLO for UAV remote sensing target detection [J/OL]. Scientific reports, 2025, 15: 1340 [2025-10-05]. https://doi.org/10.1038/s41598-025-85488-z.

[20] WANG H J, FU X Y, YU Z X, et al. DSS-YOLO: an improved lightweight real-time fire detection model based on YOLOv8 [J/OL]. Scientific reports, 2025, 15: 8963 [2025-10-05]. https://doi.org/10.1038/s41598-025-93278-w.

[21] MIAO Y Z, MENG W, ZHOU X Y. SerpensGate-YOLOv8: an enhanced YOLOv8 model for accurate plant disease detection [J/OL]. Frontiers in plant science, 2025, 15: 1514832 [2025-10-05]. https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1514832.

[22] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.

[23] ZHANG X D, ZENG H, GUO S, et al. Efficient long-range attention network forImage super-resolution [C]//Computer Vision-ECCV 2022. Cham: Springer, 2022, 649-667.

[24] 齐勇杰,马纪龙,韩林蒲,等.基于改进YOLOv8s的轻量化玉米苗期杂草识别模型[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2025,53(11):58-70. QI Y J, MA J L, HAN L P, et al. Lightweight maize seedling weed identification model based on improved YOLOv8s [J/OL]. Journal of Northwest A&F University (natural science edition), 53(11): 58-70 (in Chinese with English abstract).

[25] ZHENG Z H, WANG P, REN D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation [J]. IEEE transactions on cybernetics, 2022, 52(8): 8574-8586.

[26] 王会征,刘海藤,李新龙,等.基于改进YOLOv8n的轻量化草坪异质杂草检测算法[J].农业工程学报,2025,41(10):157-165. WANG H Z, LIU H T, LI X L, et al. Detecting lawn heterogeneous weed using lightweight improved YOLOv8n [J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(10): 157-165 (in Chinese with English abstract).

[27] LI Y, TENG S R, CHEN J J, et al. FEI-YOLO: a lightweight soybean pod-type detection model [J/OL]. Agronomy, 2024, 14(11): 2526 [2025-10-05]. https://doi.org/10.3390/agronomy14112526.

[28] ZHANG H, XU C, ZHANG S. Inner-IoU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [PP/OL]. arXiv, 2023: 2311.02877 [2025-10-05]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.02877.

[29] HUANG P P, TIAN S H, SU Y, et al. IA-CIOU: an improved IOU bounding box loss function for SAR ship target detection methods [J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2024, 17: 10569-10582.

[30] BING S, YUEYANG Z, YIFENG L, et al. Pest-YOLOv8: enhanced detection for small and complex agricultural pests using triple attention and wise-IoU [J/OL]. Journal of plant diseases and protection, 2025, 132: 135 [2025-10-05]. https://doi.org/10.1007/s41348-025-01134-w.

[31] 王鑫怡,刘旭腾,郑纪业,等.基于改进YOLOv8的轻量级鱼类检测方法[J].渔业现代化,2024,51(6):91-99. WANG X Y, LIU X T, ZHENG J Y, et al. Lightweight fish detection method based on improved YOLOv8 [J]. Fishery modernization, 2024, 51(6): 91-99 (in Chinese with English abstract).

[32] CAI S B, ZHANG X K, MO Y C. A lightweight underwater detector enhanced by attention mechanism, GSConv and WIoU on YOLOv8 [J/OL]. Scientific reports, 2024, 14: 25797 [2025-10-05]. https://doi.org/10.1038/s41598-024-75809-z.

[33] GUO F, GUO X, GUO L, et al. Target detection of diamond nanostructures based on improved YOLOv8 modeling [J/OL]. Nanomaterials, 2024, 14(13): 1115 [2025-10-05]. https://doi.org/10.3390/nano14131115.

An improved YOLOv8n-based model for identifying weeds and seedling of maize

LU Jing′ao[1,2], GU Wenhui[1,2], ZHENG Jiye[1,2], WEI Guojian[3], SHI Song[3], ZHENG Shiling[1], ZHANG Xiaoyan[2]

1.*School of Physical Science and Information Engineering, Liaocheng University, Shandong Province, Liaocheng 252000, China*;
2.*Institute of Agricultural Information and Economics, Shandong Academy of Agricultural Sciences, Jinan 250100, China*;
3.*Shandong Academy of Agricultural Machinery Sciences, Jinan 250100, Shandong, China*

Abstract　A lightweight model named as YOLOv8n-DSSW was developed based on YOLOv8n to effectively control the damage of weeds in maize seedlings, improve the accuracy of identifying weeds, and meet the requirements for mobile deployment. The C2f_Dual module was integrated to achieve initial lightweight. The SPDConv module was used to enhance the capability of identification for small targets and low-resolution images while further reducing the complexity of model. The SPPELAN module was incorporated to strengthen the perception of multi-scale feature. The regression loss function used Inner WIOU to assist in optimizing the accuracy of bounding box localization and allocating weights to anchor boxes of different qualities, thereby overall improving the accuracy and robustness of identification. The results showed that the proposed model achieved an increase of 3.4 percentage points in precision, 1.9 percentage points in recall, and 2.4 percentage points in mean average precision (mAP) in identifying weeds and seedling of maize. The weight of model was reduced by 15.9% and floating-point operations (FLOPs) decreased by 14.8%. This model maintained high performance of identification in complex field environments including weak features of weeds, overlapping weeds with maize seedlings, and similar morphology. Its compact size and computational efficiency make it suitable for the deployment in mobile devices for controlling weeds during the stage of seedling.

Keywords　maize; identification of weeds; lightweight; YOLOv8n; object detection

（责任编辑：张志钰）