doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.12.031

基于 YC－YOLO v7 模型的油菜幼苗株数识别方法

李兆东[1,2]　章艳芳[1]　汪蕴红[1]　赵前华[1]　刘立超[1,2]　张　甜[1,2]　陈永新[1,2]
（1.安徽农业大学工学院，合肥 230036；2.安徽省智能农机装备工程研究中心，合肥 230036）

摘要：针对大田环境下油菜幼苗尺度不一、分布密集、识别难度大等问题，开展了基于 YC－YOLO v7 模型的油菜幼苗株数识别研究。在原模型 YOLO v7 的高效聚合网络 ELAN 中引入深度可分离卷积模块，提高模型对细小特征的提取能力；通过在主干网络输出的特征层中添加 CBAM 注意力机制模块，加强模型对小目标的识别精度；将损失函数 CIOU 替换为 WIOU，提高了锚框质量；为扩大模型对目标的感受野，构建了 SPPF 空间金字塔结构。试验结果表明，改进后 YC－YOLO v7 模型平均精度均值为 94.0%，精确率为 89.8%，召回率为 91.2%，推理速度提高 16.1 f/s，浮点运算量降低 2.56×10^{10}；与其他一阶段模型 YOLO v5s、SSD 和二阶段模型 Faster R－CNN 进行对比，平均精度均值分别提高 12.8、17.8、20.3 个百分点。基于 YC－YOLO v7 模型搭建的油菜幼苗检测识别系统准确率大于 90%，可为大田环境下油菜幼苗精准计数提供技术支撑。

关键词：油菜幼苗；株数识别；目标检测；YOLO v7
中图分类号：S223.2　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2024)12-0322-11　　**OSID**：

Identification of Rapeseed Seedling Number Based on YC－YOLO v7 Model

LI Zhaodong[1,2]　ZHANG Yanfang[1]　WANG Yunhong[1]　ZHAO Qianhua[1]　LIU Lichao[1,2]
ZHANG Tian[1,2]　CHEN Yongxin[1,2]
(1. *School of Engineering*, *Anhui Agricultural University*, *Hefei* 230036, *China*
2. *Anhui Provincial Engineering Research Center of Intelligent Agricultural Machinery*, *Hefei* 230036, *China*)

Abstract: In response to problems such as different graphics, densely distributed, and difficult to identify in the field environment, the study of the number of rapeseed seedlings based on the YC－YOLO v7 algorithm was carried out. Introduce the depth-separated convolutional module in the ELAN of the original model YOLO v7 to improve the extraction ability of the model on small features. By adding the CBAM attention mechanism module to the feature layer output by the main network, the model of the model's identification of small targets is enhanced. Replace the loss function CIOU to WIOU, which improves the quality of the anchor frame. In order to expand the model of the model for the goal, the SPPF space pyramid structure was constructed. The test results show that the average accuracy of the improved YC－YOLO v7 model was 94.0%, the accuracy was 89.8%, the recall rate was 91.2%, the reasoning speed increased by 16.1 f/s, and the floating-point computing volume was reduced by 2.56×10^{10}. Compared with the other phase model YOLO v5s, SSD, and second-stage model Faster R－CNN, the average accuracy increased by 12.8 percentage points, 17.8 percentage points, and 20.3 percentage points, respectively. The improved YC－YOLO v7 model was deployed to the PC, and an oilseed rape seedling detection and identification system was constructed using the PYQT5 framework, with the average accuracy of the system detection being greater than 90%, which can provide technical support for the accurate counting of oilseed rape seedlings in the field environment, and provide effective support for the farmers to judge the quality of the breeding and the effect of sowing.

Key words: rape seedlings; plant identification; object detection; YOLO v7

收稿日期：2024－07－02　修回日期：2024－09－05
基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFD2301402)和安徽省重点研究与开发计划项目(202204c06020071)
作者简介：李兆东(1987—)，男，副教授，博士，主要从事现代农业精准种植关键技术研究，E-mail：Lizd@ahau.edu.cn
通信作者：陈永新(1971—)，男，教授，博士，主要从事智能农机装备振动测试及可靠性研究，E-mail：cyx_zcz@sohu.com

0　引言

油菜是我国重要的油料作物之一，其种植面积与产量占世界的 1/3[1]。随着全球食用植物油消费需求的不断增长，世界油料生产呈难以满足增长需求的趋势[2-3]。大力发展油菜产业不仅有助于稳固我国油料供给安全，更能有效推动食用植物油产量增长。油菜产量提高离不开幼苗期管理，快速获取油菜幼苗植株数量有助于及时判断育种质量和机具播种效果。

随着计算机视觉与深度学习的快速发展，SSD[4-5]、Faster R－CNN[6-9]、YOLO[10-12]等目标检测算法广泛应用于农业生产领域。张立杰等[13]为实现苹果果径与果形自动化分级，提出基于改进 SSD 卷积神经网络的苹果定位与分级算法，为设备在高速环境下定位并分级苹果提供理论基础。VELUMANI 等[14]利用高分辨率和低分辨率图像填充训练数据集的数据增强技术，改进 Faster R－CNN 检测模型准确评估玉米植株密度。XU 等[15]利用 Mask R－CNN 和 YOLO v5 算法，在田间复杂场景和相邻幼苗叶片交叉覆盖的情况下，实现对玉米叶片进行田间检测和计数。张宏鸣等[16]对 YOLO 算法进行改进，提出基于特征增强机制的幼苗检测模型，为快速获取玉米幼苗株数和玉米苗期管理提供技术支持。LIU 等[17]运用 YOLO v3 开发玉米幼苗快速统计系统，实现快速分析试验区玉米种子生长和均匀性特征。

在上述目标检测算法中，包含一阶段算法和二阶段算法。相较于二阶段算法，一阶段算法在速度、精度上更优。基于深度学习的一阶段目标检测算法有很好的计数和识别功能，但目前大多应用于玉米、棉花、小麦等植株检测，对目标小、粘连重叠的油菜幼苗检测较少。本文在 YOLO v7 算法基础上，引入 SPPF 空间金字塔结构和 CBAM 注意力机制以提高算法对小目标特征检测能力，采用 WIOU 损失函数聚焦高质量锚框提高模型检测精度，旨在设计一种基于改进 YOLO v7 的油菜幼苗株数识别模型，以提高油菜幼苗识别精度，为大田环境下判断育种质量和机具播种效果以及油菜产量估计提供技术支撑。

1　试验数据

1.1　图像采集

油菜幼苗数据集采集地点为安徽省马鞍山市含山县环峰镇张公乡村，研究对象为四叶期左右油菜幼苗，此时油菜幼苗均已长出，长势较好。图像采集设备为大疆无人机御三系列，如图 1a 所示，数据采集分辨率为 5 280 像素×3 956 像素，以 PNG 的格式进行保存。采集方式如图 1b 所示，无人机距离农田高度 2.5 m 俯视 90°进行拍摄，考虑到阳光太强影响采集图像效果，拍摄时间选取阳光充足且具有云层阶段。



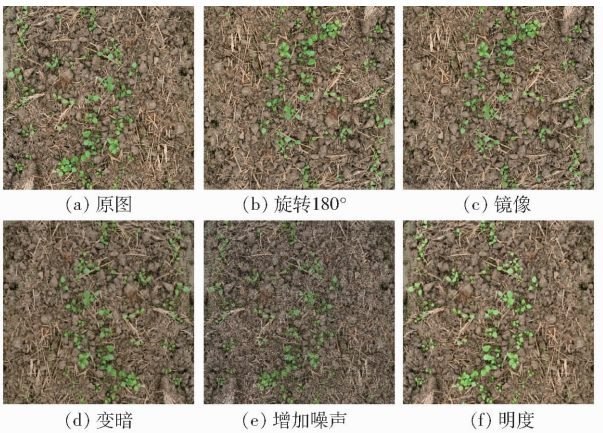
(a) 采集设备　　(b) 采集方式

图 1　图像采集

Fig. 1　Image acquisition

1.2　油菜幼苗数据集

图像采集后，首先将无人机拍摄图像进行拼接，再使用 OpenCV 对拼接的图像进行批处理成统一尺寸，方便模型输入。对裁剪后的图像进行筛选，去除模糊和畸变图像，随机选取 600 幅油菜幼苗图像作为数据集。考虑到光照以及田间环境的复杂性，为增强模型鲁棒性和泛化能力，对数据集采用旋转、镜像、变暗、增加噪声等数据增强方法，同时利用 HSV 模型提升图像中的绿色调明度。使用 OpenCV 中 cvtColor 函数将 RGB 图像进行色彩通道转换为 HSV 图像。遍历 HSV 格式的图像，对于每个像素点，获取其 H(色调)、S(饱和度)、V(明度)。在 HSV 色彩空间中，如该像素色调在 45～90(绿色色调)，则将该像素 V 通道数值增加，以增加绿色色调明亮度。用以上方法对图像油菜幼苗亮度进行调整，增加了油菜幼苗与背景土地对比度，增强效果如图 2 所示。



(a) 原图　(b) 旋转180°　(c) 镜像

(d) 变暗　(e) 增加噪声　(f) 明度

图 2　图像特征增强效果

Fig. 2　Effect of image feature enhancement

通过扩充数据集，增强后图像由原来 600 幅扩充到 3 600 幅，利用 Labelimg 图像标注软件对油菜数据集进行人工标注，将标注好的图像按照比例

7∶2∶1划分为训练集、验证集和测试集，完成油菜幼苗数据集构建。

2 网络模型

2.1 YOLO v7 网络模型结构

YOLO 作为单阶段算法在检测速度和检测精度快而高被广泛应用在实时检测。YOLO v7 模型在目标检测领域具有显著优势[18-19]，在检测效率和精度之间实现了良好平衡，网络结构如图 3 所示。选用 YOLO v7 算法作为油菜幼苗检测模型。YOLO v7 网络包含输入、骨干网络、头部网络和预测网络 4 个模块。输入模块采用拼接和数据增强技术，通过自适应锚框计算将输入图像缩放至 640 像素 × 640 像素，以满足骨干网络输入要求。数据增强技术不仅可以增加训练数据多样性，还能够有效防止过拟合，提高模型泛化能力。骨干网络由 CBS、扩展高效层聚合网络（E - ELAN）和 MP 3 部分组成，其中 E - ELAN 模块通过引导不同特征组计算块学习更多样化特征，提升网络学习能力。MaxPool 和 CBS 分别提取小区域最大值和所有值信息，增强了特征提取能力。头部网络采用特征金字塔（FPN）结构，包括空间金字塔池和卷积空间金字塔池（SPPCSPC）结构，以及 E - ELAN。特征金字塔结构能够有效融合不同尺度的特征信息，提高小目标检测能力。预测网络部分采用 Rep 结构对头部网络输出进行调整，然后应用 1 × 1 卷积进行置信度、类别和锚框的预测。引入 Rep 结构使得模型在推理阶段计算更加高效，同时保留了丰富的特征表达能力。

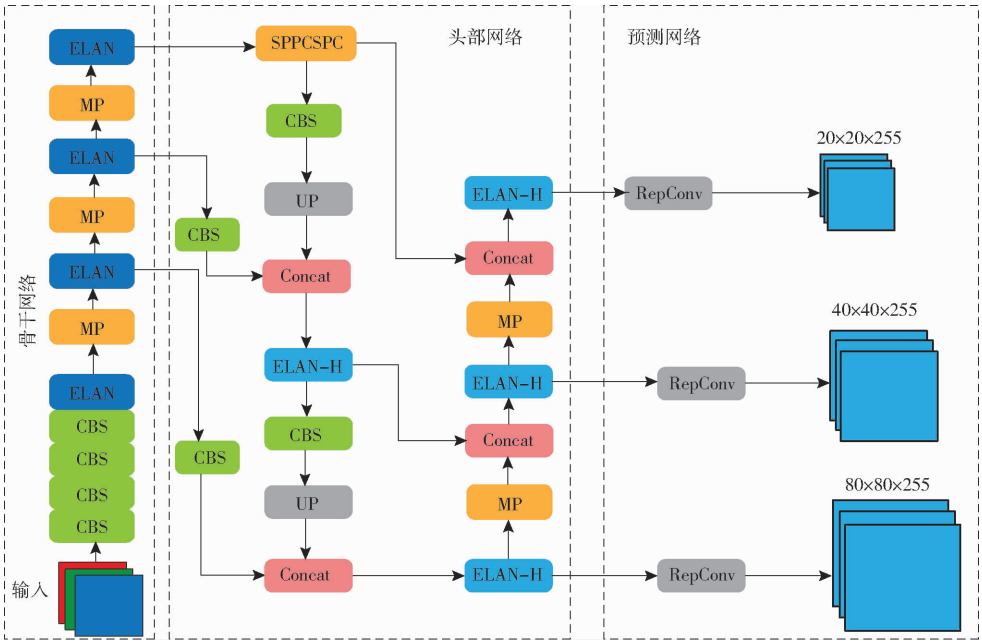


图 3 YOLO v7 网络结构图

Fig. 3 Structure of YOLO v7 network

2.2 网络模型改进

2.2.1 CBAM 注意力机制

卷积注意力机制（Convolutional block attention module，CBAM）旨在克服传统卷积神经网络在处理不同尺度、形状和方向信息时的局限性[20-22]。为此，CBAM 引入通道注意力和空间注意力。通道注意力有助于增强不同通道特征表示，而空间注意力有助于提取空间中不同位置关键信息。油菜幼苗检测存在背景复杂多变、尺寸形状不同、目标较小等问题，对模型检测能力有较高要求。在不增加模型复杂度前提下使网络更加关注幼苗区域，可在网络检测中添加 CBAM 注意力机制，使模型在特征提取过程中充分关注小目标区域，提高网络对目标特征提取能力，降低油菜幼苗背景带来干扰。CBAM 注意力机制用于前馈卷积神经网络，主要结合通道（Channel）和空间（Spatial）注意力机制模块，并将这两个通道串联，CBAM 注意力机制结构如图 4 所示。

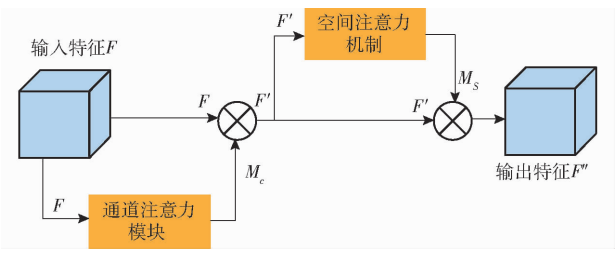


图 4 注意力机制结构

Fig. 4 Attention mechanism structure

在通道注意力机制中，先将输入的特征图（$H \times W \times C$）进行全局平均池化和全局最大池化得到大小为 $C \times 1 \times 1$ 的特征图，得到两个大小为 $C \times 1 \times 1$ 的

特征图。全局平均池化能够捕捉到特征图的整体信息，而全局最大池化则能够捕捉到特征图中的最显著信息，两个特征图表示输入特征图在不同方面的全局空间信息。两个特征图会经过 Share MLP 模块，在该模块中，首先将通道数压缩为原来的 $1/r$，减少计算复杂度和参数量。再通过另一个全连接层，再将压缩后的特征图扩张回原通道数，经过 ReLU 激活函数对特征图进行非线性变换，增强模型表达能力和稳定性。将两个输出结果进行逐元素相加，通过 sigmoid 激活函数得到 Channel Attention 输出结果，再将输出结果乘原图，得到加权后的特征图，恢复为 $C \times H \times W$ 的尺寸，通道注意力结构如图 5 所示，计算式为

$$M_c(F) = \sigma(\mathrm{MLP}(\mathrm{AvgPool}(F)) + \mathrm{MLP}(\mathrm{MaxPool}(F))) = \sigma(W_1(W_0(F^c_{\mathrm{avg}})) + W_1(W_0(F^c_{\mathrm{max}}))) \quad (1)$$

式中　$M_c(F)$——通道注意力特征图

σ——激活函数

F^c_{avg}——平均池化特征

F^c_{max}——最大池化特征

W_1、W_0——多层感知模型两层参数

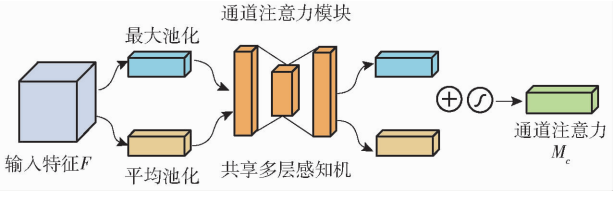


图 5　通道注意力机制结构图

Fig. 5　Channel attention mechanism structure

空间注意力机制模块中，首先将通道注意力模块输出结果通过最大池化和平均池化得到两个 $1 \times H \times W$ 的特征图，然后经过 Concat 操作对两个特征图进行拼接，生成一个大小为 $2 \times H \times W$ 的特征图。再使用 7×7 卷积核对拼接后特征图进行卷积，将其转为一个通道的特征图。这一步能够捕捉较大范围的空间信息。卷积后特征图经过 sigmoid 激活函数，归一化后生成空间注意力特征图。最后将这个空间注意力特征图与原始输入特征图逐元素相乘，得到加权后的特征图，并恢复为原来的尺寸（$C \times H \times W$）。空间注意力结构如图 6 所示，其计算式为

$$M_s(F) = \sigma(f^{7\times7}([\mathrm{AvgPool}(F);\mathrm{MaxPool}(F)])) = \sigma(f^{7\times7}([F^s_{\mathrm{avg}};F^s_{\mathrm{max}}])) \quad (2)$$

式中　$M_s(F)$——空间注意力特征图

$f^{7\times7}$——卷积核大小为 7×7 的卷积过程

将通道注意力机制和空间注意力机制两者结合，对获取的特征信息进行权重分配，模型能够更加智能地识别和强调重要的特征，同时忽略不相关信息，从而将有限的计算资源集中分配到关键目标区域。这种策略能提高模型检测精度和效率，增强模型在复杂背景下处理小目标和细节的能力，使整体系统在各种应用场景中表现更加出色。在 YOLO v7 的 Backbone 模块中引入 CBAM 注意力机制使网络更好地捕捉复杂背景下的小目标，增加模型识别准确率，同时有效降低无关因素影响，表现出了更强的适应能力和更高的检测精度，改进后整体模型如图 7 所示。

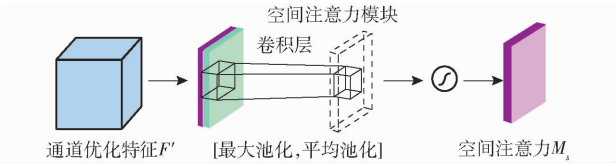


图 6　空间注意力机制结构图

Fig. 6　Spatial attention mechanism structure

2.2.2　SPPF 模块构建

原 YOLO v7 模型中使用的是 SPP 结构[23]，为增强对密集小目标样本区域的关注，进一步提高相互遮挡下密集小目标定位精度，选择插入 SPPF 结构。SPPF 模块采用更高效的模式，有效减少 SPP 模块中计算机资源占用问题，提升运行速度。SPPF 模块和 SPP 模块结构对比如图 8 所示。

SPPF 模块由 3 个 5×5 的最大池化层串联而成，将 3 层输出进行 Concat 操作，通过 3 个最大池化层和跳跃连接使得模型能够学习到不同尺度的特征，然后融合局部和全局特征来丰富特征图的代表性。构建 SPPF 模块解决了卷积神经网络在图像处理过程中对图像特征提取重复问题，有效增加了感受野，降低密集小目标的漏检率。为验证 SPPF 对油菜幼苗检测精度的影响，通过 Grad－CAM[24] 进行可视化，对比了模型重构前后对密集小目标区域的敏感程度情况，如图 9 所示，在应用 SPPF 后，模型对密集小目标的关注目标更多，感知区域更为准确。

2.2.3　深度可分离卷积网络

深度可分离卷积（Depthwise separable convolution，DSC）最初由 SIFRE Laurent 提出[25]，由 Depthwise（DW）卷积和 Pointwise（PW）卷积组合而成。在 YOLO v7 模型中采用大量常规卷积运算，卷积操作需同时考虑通道和区域，导致模型计算量较大、运行速度较低，深度可分离卷积聚焦于目标区域优先考虑区域再考虑通道，减少计算量提高运行速度。在输入通道为 M，尺寸为 $D_F \times D_F$，输出通道为 N，卷积核大小为 $D_k \times D_k$，忽略偏值 b 的情况下，普通卷积和可分离卷积计算量（Calculated volume ratio，CVR）和参数量比值（Parameter ratio，PR）计算式为

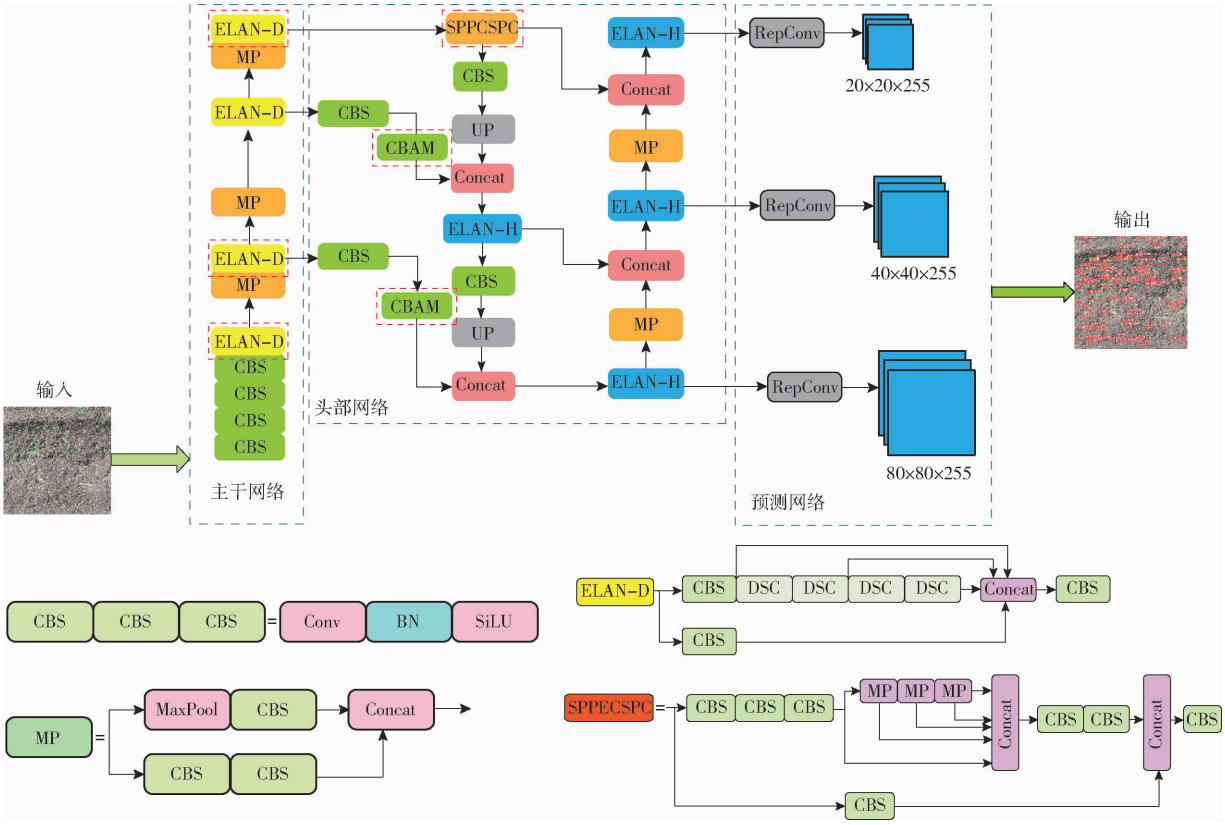


图 7 YC－YOLO v7 模型结构图

Fig. 7 YC－YOLO v7 model structure

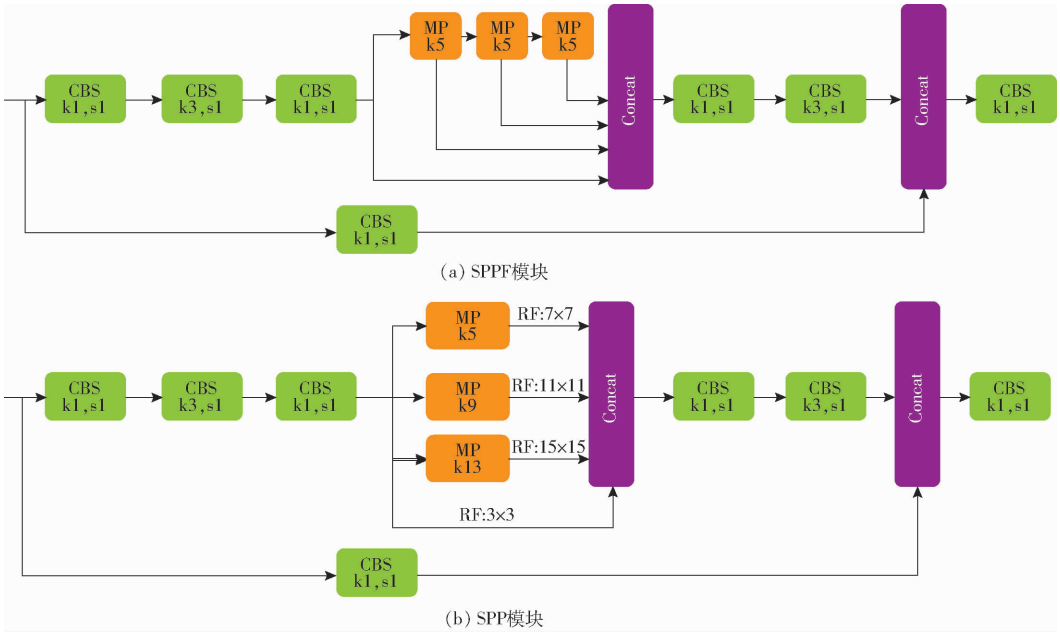


图 8 SPPF 模块和 SPP 模块结构对比

Fig. 8 Comparison of SPPF module and SPP module structures

$$C_{VR}=\frac{D_kD_kMD_FD_FMND_FD_F}{D_KD_KMND_FD_F}=\frac{1}{N}+\frac{1}{D_K^2}$$

$$P_R=\frac{D_kD_kM+MN}{D_kD_kMN}=\frac{1}{N}+\frac{1}{D_K^2}$$

一般情况下，N 较大，$1/N$ 可忽略不计，若 D_K 为 3 时，深度可分离卷积参数量和计算量下降到原来的 1/9。通过分解运算，使得模型计算量降低、提升运行速度。因此将 YOLO v7 骨干中的 ELAN 结构进行改进，将 ELAN 中 3×3 的普通卷积(CBS)全部替换为深度可分离卷积(DSC)，其改进前后结构如图 10 所示。

2.2.4 WiseIOU 损失函数

YOLO v7 算法采用 CIOU[26] 预测框回归损失，但 CIOU 中预测框回归时的宽和高不能同时增大或

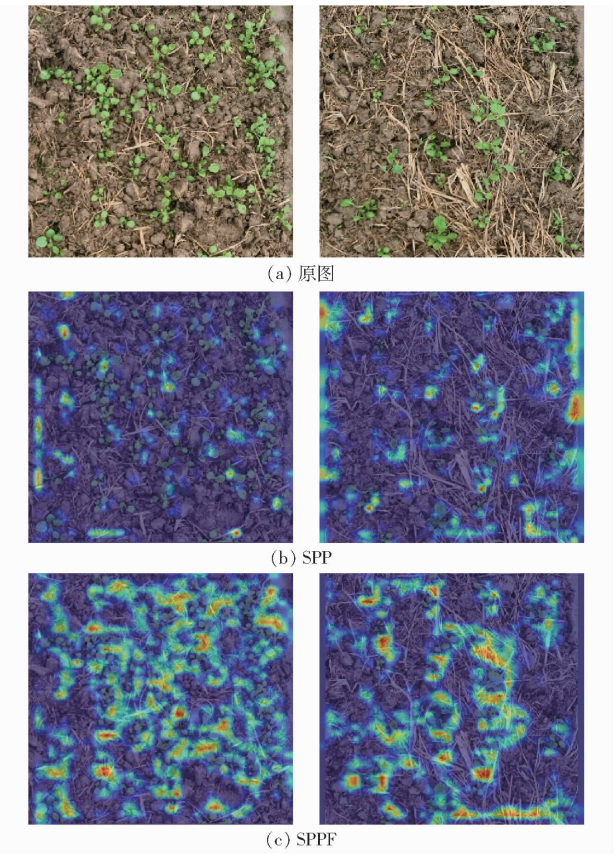


图 9　Grad－CAM 可视化

Fig. 9　Grad－CAM visualization

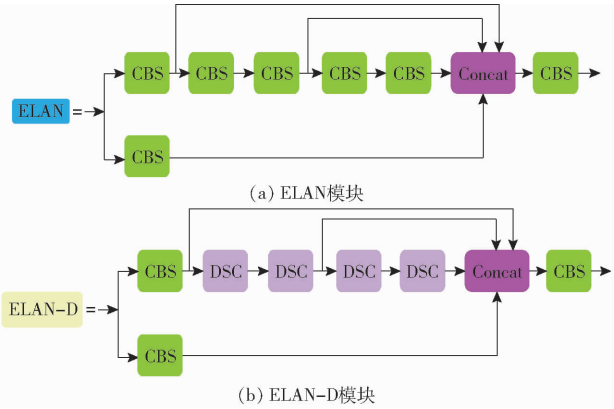


图 10　ELAN－D 和 ELAN 模块对比

Fig. 10　Comparison between ELAN and ELAN－D modules

减小，导致收敛速度较慢。针对这一问题，模型采用基于动态非单调聚焦机制的 WiseIOU 损失，其提供梯度增益分配策略，使得 WiseIOU 聚焦于高质量锚框的同时提高网络模型收敛速度。计算式为

$$L_{WIoU}=\frac{\beta}{\delta\alpha^{\beta-\delta}}\exp\left(\frac{(x-x_{gt})^2+(y-y_{gt})^2}{(W_g^2+H_g^2)^*}\right)L_{IoU} \quad (3)$$

式中　α、δ——超参数

β——锚框离群程度

W_g、H_g——目标边界框与锚框交集的宽和高

x、y——锚框中心点坐标

x_{gt}、y_{gt}——目标边界框中心点坐标

3　网络模型训练

3.1　环境配置

试验运行环境操作系统为 Windows 10，内存 64 GB，显卡为 RTX4090，搭载 13th Gen Intel(R) Core i9 － 13900K3.00GHz 处理器，编程平台 Anaconda 4.12.0，开发环境 PyTorch，编程使用 Python 3.8。

3.2　超参数设置

训练时选用 YOLO v7.pt 预训练权重进行训练，数据集选用建立的数据集，标签格式 YOLO 格式，输入图像尺寸为 640 像素 ×640 像素，Batchsize 为 8，迭代次数为 500，采用 Adam 优化器并设置初始学习率为 0.001。

3.3　评价指标

为验证模型性能，选用平均精度均值(Mean average precision，mAP)、精确率(Precision，P)、召回率(Recall，R)、推理速度(Frames per second，FPS)、浮点运算量(FLOPs)进行评价。

4　试验

4.1　不同模型对比试验

4.1.1　模型对比试验设计

为检验 YC－YOLO v7 模型对油菜幼苗植株识别的优越性，将其与主流目标检测网络模型如 YOLO v5s、Faster R－CNN、SSD 等进行试验对比，以平均精度均值、精确率、召回率、推理速度为评价指标，评估主流模型与 YC－YOLO v7 模型对油菜幼苗检测效果。

4.1.2　模型对比试验结果分析

性能对比试验结果如表 1 所示。由表 1 可知，Faster R－CNN 各项指标均偏低，推理速度仅为 6.7 f/s，不适合实时检测任务。SSD 在平均精度均值和推理速度上表现均衡，其 mAP 为 76.2%，准确率 71.2%，召回率 75.0%，但未达到最佳水平。YOLO v5s 和 YOLO v7 在精度上表现良好，但 YOLO v7 推理速度较慢，不适合高实时性需求。相比之下，YC－YOLO v7 在所有性能指标上均表现出色，其 mAP 比 YOLO v7 高 12.3 个百分点，且推理速度为 24.0 f/s，使其在实时目标检测任务中表现突出。这些对比试验显示，YC－YOLO v7 在精度和速度上都具备明显优势，综合性能最佳。

为更加直观地展示模型检测效果，以 3 幅油菜幼苗图像为例，展示本模型与其他模型检测效果，如图 11 所示。相较于其他模型和改进前的模型，改进

表 1 不同模型检测性能对比

Tab. 1 Comparison of detection performance of different models

模型	平均精度均值/%	精确率/%	召回率/%	推理速度/(f·s^{-1})
YOLO v5s	81.2	79.2	76.2	17.3
Faster R-CNN	73.7	71.1	69.8	6.7
SSD	76.2	71.2	75.0	14.6
YOLO v7	81.7	83.6	84.5	7.9
YC-YOLO v7	94.0	89.8	91.2	24.0

后模型在大田环境下对油菜幼苗的检测展现出了良好的泛化能力,在密集、遮挡的情况下也依然能将大部分油菜幼苗识别出。其中,3 幅油菜实际目标数量分别为 60、91、58,各检测模型检测结果如图 11 所示,其中 A 组、B 组、C 组中真实值与 YOLO v5s、Faster R-CNN、SSD、YOLO v7、YC-YOLO v7 检测的油菜数量偏差分别为 11、16、11,12、26、15,17、25、16,8、12、10,3、4、4。试验表明改进后模型与真实值误差在 5 个模型中偏差最小。可看出 Faster R-CNN 与 SSD 模型在油菜目标相对于较小的情况下容易出现漏检现象,而在密集扎堆情况下,YOLO v5s 和 YOLO v7 容易出现漏检、误检现象。改进后模型在目标较小和密集扎堆情况下均表现出良好的检测性能,证明了 YC-YOLO v7 检测方法的可行性。

4.2 消融试验

4.2.1 消融试验设计

考虑到田间油菜幼苗目标较小,需替换模块提升对小目标的检测精度,故添加 CBAM 注意力机制、替换原有卷积模块为 DSC 模块。并因幼苗之间相互重叠,导致锚框误差较大,故替换损失函数为 WIOU,聚焦高质量锚框。综合考虑检测精度和速度,选择 WIOU 损失函数、CBAM 注意力机制、SPPF 模块、深度可分离卷积模块 DSC 进行消融试验,以平均精度均值、精确率、召回率、推理速度、浮点运算量作为评价指标评估各部分对模型的改进效果。

4.2.2 消融试验结果

由表 2 看出,对比 YOLO v7 原模型卷积模块,DSC 模块通过将标准卷积分解为深度卷积和逐点卷积,大幅减少了模型参数量和计算量,并保持特征提取能力,提高了模型检测效率和精度。添加 DSC 模块平均精度均值相比原模型提高 4.4 个百分点且浮点运算量相比原模型降低 2.46×10^{10},说明采用 DSC 构成的 ELAN-H 模块在使模型精度上升的同时降低模型计算量,可用于模型在硬件设备上部署;CBAM 模块在 YOLO v7 模型中通过通道注意力及空间注意力机制,增强特征图表达能力,使模型关注重要特征区域,提高特征提取精确率和目标检测性能。采用 CBAM 模块后模型在 mAP、P、R 分别提高 3.4、2.8、3.6 个百分点;SPPF 模块通过多尺度池化

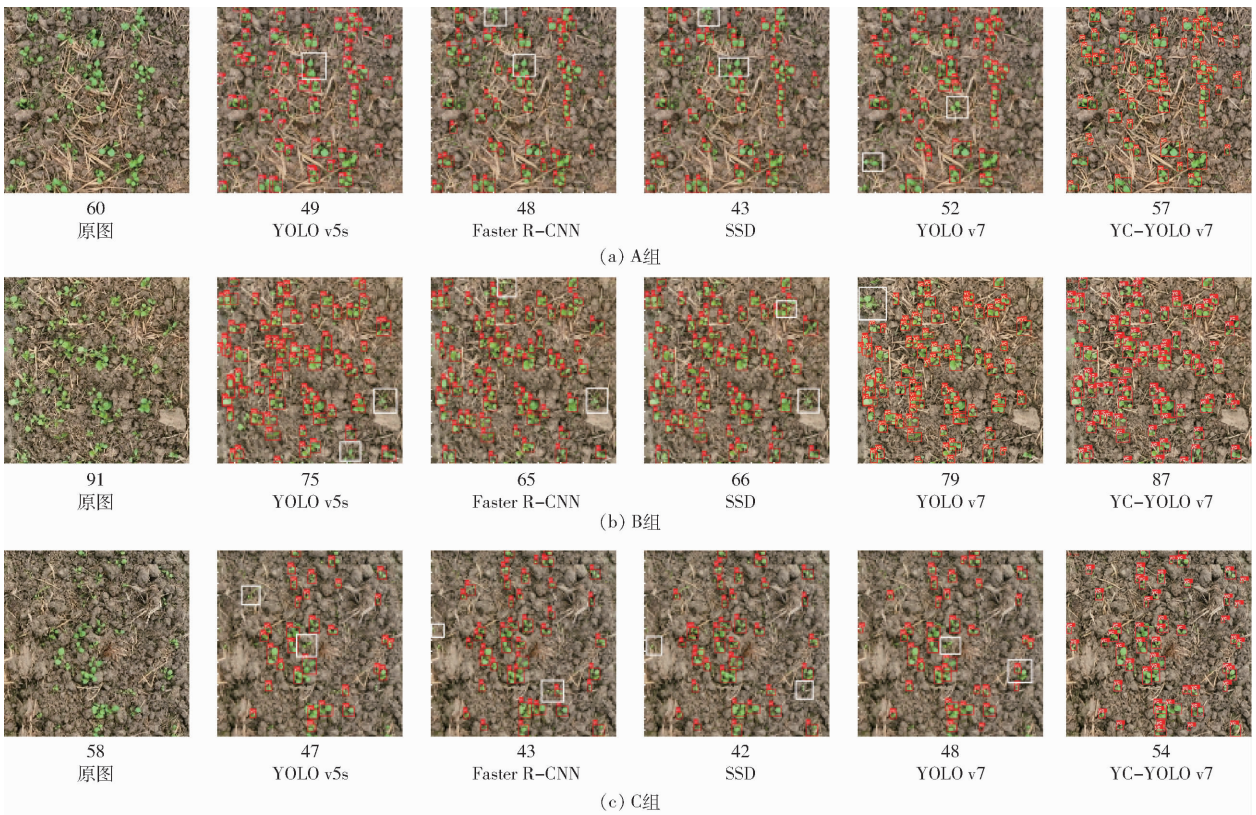


图 11 不同模型推理结果

Fig. 11 Inference results from different models

表 2　消融试验结果

Tab. 2　Ablation test results

模型	CBAM	SPPF	DSC	WIOU	平均精度均值/%	精确率/%	召回率/%	推理速度/(f·s^{-1})	浮点运算量
YOLO v7	－	－	－	－	87.7	83.6	84.5	7.9	1.065×10^{11}
YOLO v7－CBAM	√	－	－	－	91.1	86.4	88.1	15.3	1.054×10^{11}
YOLO v7－SPPF	－	√	－	－	91.5	86.7	87.9	8.4	1.063×10^{11}
YOLO v7－DSC	－	－	√	－	92.1	88.1	88.8	19.6	8.190×10^{10}
YOLO v7－WIOU	－	－	－	√	91.9	88.1	89.0	10.3	1.065×10^{11}
YOLO v7－CS	√	√	－	－	92.5	88.3	89.3	20.8	8.090×10^{10}
YOLO v7－DW	－	－	√	√	93.5	89.1	89.7	16.4	8.360×10^{10}
YOLO v7－CSD	√	√	√	－	93.8	89.5	90.2	23.3	8.090×10^{10}
YC－YOLO v7	√	√	√	√	94.0	89.8	91.2	24.0	8.090×10^{10}

操作将不同尺度特征进行融合，增强特征多尺度表达能力，提高模型在不同尺度目标检测中的表现。WIOU 损失函数通过改进传统 IOU 损失函数，更精确衡量预测框与真实框的重叠情况，增强对预测框的准确定位能力，在小目标检测中，能显著提高定位精度和整体检测性能。分别采用 SPPF 空间金字塔池化和 WIOU 损失函数后模型在精确率、召回率和平均精度均值上也均有所提升。为直观展示不同消融试验之间差异，进行田间油菜幼苗植株检测，检测结果如图 12 所示。

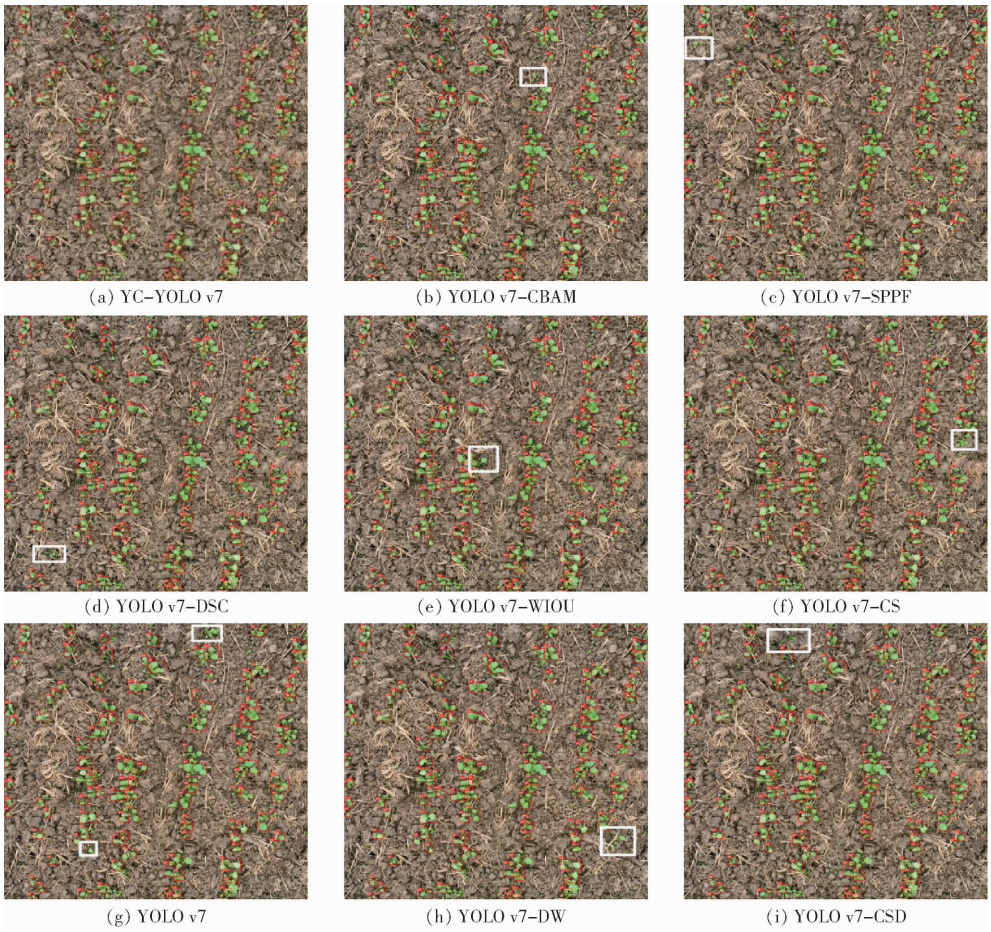


图 12　消融试验结果

Fig. 12　Results of ablation tests

综上，各个模型对比分析显示，基于各模块改进优化，但仅添加独立的模块优化方法对油菜幼苗检测在各方面有一定的局限性，不易达到最优状态。YOLO v7－CS 结合了注意力机制和多尺度特征融合，显著提升了检测性能和计算效率，相比 YOLO v7 原模型，YOLO v7－CS 模型 mAP 提升 4.8 个百分点；YOLO v7－DW 结合了 DSC 模块和 WIOU 损失函数，对于整个模型推理速度有明显提升并提高了模型精确率，mAP 相对于原模型提高 5.8 个百分点，推理速度提高到 16.4 f/s。YOLO v7－CSD 结合3 种模块，在

YOLO v7 - CS 基础上进一步提高整体性能和速度,相对于 YOLO v7 的 mAP 提升 6.1 个百分点。YC - YOLO v7 模型综合了所有改进模块,在精度、速度和计算效率方面达到最佳状态,模型 mAP、精确率、召回率比原模型高 6.3、6.2、6.7 个百分点,推理速度提高到 24.0 f/s,浮点运算量下降 2.56×10^{10}。适合高效且精确的目标检测应用。训练效果如图 13 所示,由图 13 可知,改进后 YC - YOLO v7 模型随着迭代次数的增加性能有明显增长,当迭代次数达到 75 时,模型各项性能不再有明显上升,各项指标趋于稳定。通过消融试验证实了同时对原模型的 Backbone 和 Neck 优化有助于油菜幼苗检测。

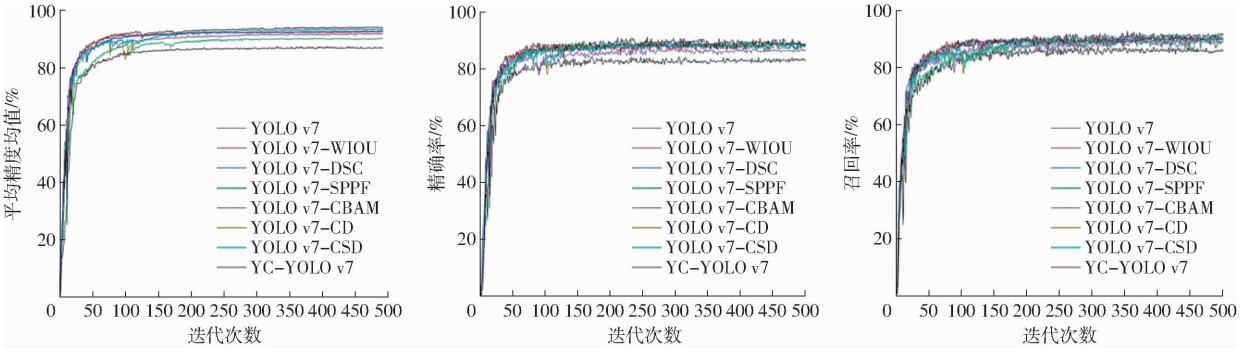


图 13 性能曲线

Fig. 13 Performance curve

4.3 油菜计数平台

为方便快速得出油菜幼苗数量,将改进后 YC - YOLO v7 模型部署到 PC 端,创建油菜幼苗检测识别系统,如图 14 所示。利用 PYQT5 框架对模型进行编写,使用 QT 工具进行 PC 端界面设计。在开始检测时,用户点击“打开图片”按钮,图像上传成功后将出现在系统主页面的左侧。然后,用户点击“开始检测”按钮,系统会将选择的图像加载到改进后的模型中进行分析。该模型基于大量的训练数据进行优化,能够高效、准确地识别油菜幼苗数量。识别后的图像会显示在系统主页面的右侧。最右栏会显示图像检测后数量、单幅图像检测时间、存储路径等信息,这些信息能够帮助用户了解每幅图像检测情况。此外,所生成的结果信息将会存储在后端的 SQL 数据库中,以方便后续查询和统计分析。



图 14 油菜幼苗检测系统

Fig. 14 Rapeseed seedling detection system

随机选取 180 幅图像进行测试,将测试图像真实值与预测值进行比较,结果如图 15 所示,预测值与真实值曲线接近,模型检测平均精度大于 90%,证明了模型的有效性以及系统的可行性。

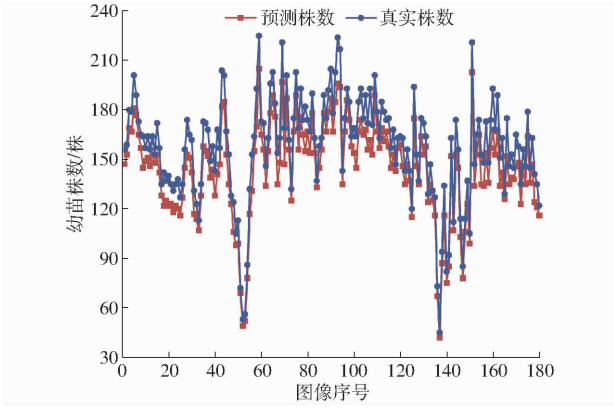


图 15 预测值与真实值曲线

Fig. 15 Predicted value and true value curve

5 结论

(1)提出了一种 YC - YOLO v7 网络模型用于油菜幼苗株数识别检测。在 YOLO v7 原始模型中加入 CBAM 注意力机制、替换深度可分离卷积模块,均可提高模型对油菜幼苗的关注度和特征提取能力;利用 SPPF 模块替换原始 SPP 模块,增大模型的感受野,提高对全局信息的提取能力;替换损失函数为 WIOU,聚焦高质量锚框,提高网络模型收敛速度。

(2)改进后的 YC - YOLO v7 模型平均精度均值为 94.0%,精确率为 89.8%,召回率为 91.2%,推理速度提高 16.1 f/s,浮点运算量减少 2.56×10^{10};与 YOLO v5s、Faster R - CNN、SSD 等传统主流模型相比,YC - YOLO v7 模型具有检测精度高、速度快等优点。

(3)将改进后的 YC - YOLO v7 模型部署到 PC

端，利用 PYQT5 框架搭建了油菜幼苗检测识别系统，系统检测平均精度大于 90%，用户可将采集的图像上传，利用系统可迅速得到油菜出苗数量，为农户判断育种质量和播种效果提供有效支持。

参 考 文 献

[1] 李忠峰，赵凯，巩方平，等. 1979—2019 年中国 5 种主要油料作物的时空分布变化[J]. 中国油脂，2024，49(9)：1－9.
LI Zhongfeng, ZHAO Kai, GONG Fangping, et al. Temporal and spatial changes of five major oil crops in China from 1979 to 2019[J]. China Oils and Fats, 2024, 49(9): 1－9. (in Chinese)

[2] 张冉，曹娟娟，濮超，等. 中国油菜籽和菜籽油的生产、进出口及供需分析[J]. 中国油脂，2022，47(6)：8－14.
ZHANG Ran, CAO Juanjuan, PU Chao, et al. Analysis on production, import, export, supply and demand of rapeseed and rapeseed oil in China[J]. China Oils and Fats, 2022, 47(6): 8－14. (in Chinese)

[3] 李谷成，牛秋纯，冷博峰，等. 新时代十年：我国油菜产业发展与路径选择[J]. 中国油料作物学报，2024，46(2)：228－235.
LI Gucheng, NIU Qiuchun, LENG Bofeng, et al. The decade of rapeseed industry in the new era: development and its path choice[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2024, 46(2): 228－235. (in Chinese)

[4] 孟庆宽，张漫，杨晓霞，等. 基于轻量卷积结合特征信息融合的玉米幼苗与杂草识别[J]. 农业机械学报，2020，51(12)：238－245，303.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YANG Xiaoxia, et al. Recognition of maize seedling and weed based on light weight convolution and feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 238－245, 303. (in Chinese)

[5] MASATOSHI H, MANAMI S, HIDETOSHI K, et al. Robots traveling on muddy terrain for sampling bottom sediment in tidal flats[J]. Artificial Life and Robotics, 2023, 29(1): 155－160.

[6] PARAB C, MWITTA C, HAYES M, et al. Comparison of single-shot and two-shot deep neural network models for whitefly detection in IoT web application[J]. AgriEngineering, 2022, 4(2): 507－522.

[7] AJMI C, ZAPATA J, ELFERCHICHI S, et al. Advanced Faster R－CNN model for automated recognition and detection of weld defects on limited X-Ray image dataset[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2024, 43(1): 14.

[8] 毛锐，张宇晨，王泽玺，等. 利用改进 Faster－RCNN 识别小麦条锈病和黄矮病[J]. 农业工程学报，2022，38(17)：176－185.
MAO Rui, ZHANG Yuchen, WANG Zexi, et al. Recognizing stripe rust and yellow dwarf of wheat using improved Faster－RCNN[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(17): 176－185. (in Chinese)

[9] 李翠明，杨柯，申涛，等. 基于改进 Faster R－CNN 的苹果采摘视觉定位与检测方法[J]. 农业机械学报，2024，55(1)：47－54.
LI Cuiming, YANG Ke, SHEN Tao, et al. Apple picking visual localization and detection method based on improved Faster R－CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 47－54. (in Chinese)

[10] 赵辉，黄镖，王红君，等. 基于改进 YOLO v7 的农田复杂环境下害虫识别算法研究[J]，农业机械学报，2023，54(10)：246－254.
ZHAO Hui, HUANG Biao, WANG Hongjun, et al. Pest identification method in complex farmland environment based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 246－254. (in Chinese)

[11] 冀汶莉，刘洲，邢海花. 基于 YOLO v5 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 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. (in Chinese)

[12] 梁勇，邱荣洲，李志鹏，等. 基于 YOLO v5 和多源数据集的水稻主要害虫识别方法[J]. 农业机械学报，2022，53(7)：250－258.
LIANG Yong, QIU Rongzhou, LI Zhipeng, et al. Identification method of major rice pests based on YOLO v5 and multi-source datasets[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 250－258. (in Chinese)

[13] 张立杰，周舒骅，李娜，等. 基于改进 SSD 卷积神经网络的苹果定位与分级方法[J]. 农业机械学报，2023，54(6)：223－232.
ZHANG Lijie, ZHOU Shuhua, LI Na, et al. Apple location and classification based on improved SSD convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 223－232. (in Chinese)

[14] VELUMANI K, RAUL L, SIMON M, et al. Estimates of maize plant density from UAV RGB images using Faster R－CNN detection model: impact of the spatial resolution[J]. Plant Phenomics, 2021, 2021: 9824843.

[15] XU Xingmei, WANG Lu, SHU Meiyan, et al. Detection and counting of maize leaves based on two-stage deep learning with UAV-based RGB image[J]. Remote Sensing, 2022, 14(21): 5388.

[16] 张宏鸣，付振宇，韩文霆，等. 基于改进 YOLO 的玉米幼苗株数获取方法[J]. 农业机械学报，2021，52(4)：221－229.
ZHANG Hongming, FU Zhenyu, HAN Wenting, et al. Detection method of maize seedlings number based on improved YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 221－229. (in Chinese)

[17] LIU Minguo, SU Wenhao, WANG Xiqing. Quantitative evaluation of maize emergence using UAV imagery and deep learning [J]. Remote Sensing, 2023, 15(8): 1979.

[18] 苗荣慧，李志伟，武锦龙. 基于改进 YOLO v7 的轻量化樱桃番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：225－233.

MIAO Ronghui, LI Zhiwei, WU Jinlong. Lightweight maturity detection of cherry tomato based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 225 – 233. (in Chinese)

[19] HUA Yong, XU Hongzhen, LIU Jiaodi, et al. A peanut and weed detection model used in fields based on BEM – YOLO v7 – tiny[J]. Mathematical Biosciences and Engineering: MBE, 2023, 20(11): 19341 – 19359.

[20] 袁培森,丁毅飞,徐焕良. 基于深度主动学习与 CBAM 的细粒度菊花表型识别[J]. 农业机械学报,2024,55(2):258 – 267.
YUAN Peisen, DING Yifei, XU Huanliang. Fine-grained chrysanthemum phenotype recognition based on deep active learning and CBAM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 258 – 267. (in Chinese)

[21] 靳宁,孙林,张东彦,等. 基于 CBAM – U – HRNet 模型和 Sentinel – 2 数据的棉花种植地块提取[J]. 农业机械学报,2023,54(11):159 – 168.
JIN Ning, SUN Lin, ZHANG Dongyan, et al. Classification of cotton planting area using CBAM – U – HRNet model and Sentinel – 2 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 159 – 168. (in Chinese)

[22] 王美华,吴振鑫,周祖光. 基于注意力改进 CBAM 的农作物病虫害细粒度识别研究[J]. 农业机械学报,2021,52(4):239 – 247.
WANG Meihua, WU Zhenxin, ZHOU Zuguang. Fine-grained identification research of crop pests and diseases based on improved CBAM via attention[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 239 – 247. (in Chinese)

[23] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, 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.

[24] 袁培森,欧阳柳江,翟肇裕,等. 基于 MobileNetV3Small – ECA 的水稻病害轻量级识别研究[J]. 农业机械学报,2024,55(1):253 – 262.
YUAN Peisen, OUYANG Liujiang, ZHAI Zhaoyu, et al. Lightweight identification of rice diseases based on improved ECA and MobileNetV3Small[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 253 – 262. (in Chinese)

[25] 马宏兴,董凯兵,王英菲,等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量化植物识别模型研究[J]. 农业机械学报,2023,54(8):267 – 276.
MA Hongxing, DONG Kaibing, WANG Yingfei, et al. Lightweight plant recognition model based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 267 – 276. (in Chinese)

[26] 李丽,卢世博,任浩,等. 基于改进 YOLO v5 的复杂环境下桑树枝干识别定位方法[J]. 农业机械学报,2024,55(2):249 – 257.
LI Li, LU Shibo, REN Hao, et al. Mulberry branch identification and location method based on improved YOLO v5 in complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 249 – 257. (in Chinese)

(上接第 179 页)

[19] 马成成,衣淑娟,陶桂香,等. 带式玉米高速导种装置旋夹纳种机理分析与参数优化[J]. 农业机械学报,2023,54(7):134 – 143.
MA Chengcheng, YI Shujuan, TAO Guixiang, et al. Mechanism analysis and parameter optimization of corn seeds receiving by rotating clamp of belt-type high-speed seed guiding device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7):134 – 143. (in Chinese)

[20] LI Y, ZHOU W, MA C, et al. Design and optimization of the seed conveying system for belt-type high-speed corn seed guiding device[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2024,17(2): 123 – 131.

[21] 王淞,衣淑娟,赵斌,等. 高速精量播种机带式高速导种装置导种性能红外监测系统研究[J]. 农业机械学报,2024,55(12):160 – 168.
WANG Song, YI Shujuan, ZHAO Bin, et al. Study on infrared performance monitoring system of belt-type high-speed seed guide device for high-speed precision seeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 160 – 168. (in Chinese)

[22] TURSINI M, PETRELLA R, PARASILITI F. Adaptive sliding-mode observer for speed-sensorless control of induction motors [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2000,36(5):1380 – 1387.

[23] SUN J, WANG Z, ZHANG J, et al. Shuttle-free zinc-iodine batteries enabled by a cobalt single atom anchored on N-doped porous carbon host with ultra-high specific surface area[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 90(6): 111716.

[24] PONTICELLI L, BARBARO M, MANDRAGORA G, et al. Comparison of KF-based vehicle sideslip estimation logics with increasing complexity for a passenger car[J]. Sensors, 2024, 24: 4846.

[25] 邱兆美,张巍朋,赵博,等. 小粒种子电动播种机作业质量监测系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2019,50(4):77 – 83.
QIU Zhaomei, ZHANG Weipeng, ZHAO Bo, et al. Design and test of operation quality monitoring system for small grain electric seeder[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 77 – 83. (in Chinese)