



于春涛, 李金阳, 石文强, 亓立强, 关哲允, 张伟, 张春宝. 基于改进YOLOv7的杂交大豆苗期胚轴颜色检测模型[J]. 中国农业大学学报, 2024, 29(02): 11-22.
YU Chuntao, LI Jinyang, SHI Wenqiang, QI Liqiang, GUAN Zheyun, ZHANG Wei, ZHANG Chunbao. Color detection model of hybrid soybean hypocotyl based on an improved YOLOv7 object detection model[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2024, 29(02): 11-22.
DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2024.02.02

基于改进YOLOv7的杂交大豆苗期胚轴颜色检测模型

于春涛¹ 李金阳¹ 石文强¹ 亓立强¹ 关哲允² 张伟^{1*} 张春宝^{2*}

(1. 黑龙江八一农垦大学 工程学院, 黑龙江 大庆 163319;

2. 吉林省农业科学院 大豆研究所/农业农村部杂交大豆育种重点实验室, 长春 130033)

摘 要 为构建田间杂交大豆胚轴颜色检测模型, 以大田场景下的大豆植株为研究对象, 利用自走式大豆表型信息采集平台获取图像数据并构建杂交大豆胚轴颜色数据集, 使用不同目标检测模型(SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5、YOLOX和YOLOv7)对杂交大豆胚轴颜色数据集进行检测, 将模型分数(F_1)、平均精度均值(mAP)及检测速度3个指标用于评估不同模型在杂交大豆胚轴颜色检测中的性能。在YOLOv7网络中添加CARAFE特征上采样算子、SE注意力机制模块和WIoU位置损失函数, 建立杂交大豆胚轴颜色检测模型YOLOv7-CSW, 并利用改进模型对杂交大豆胚轴颜色数据集进行消融试验。结果表明: 1) YOLOv7模型的 F_1 (0.92)与mAP(94.3%)均显著高于其他模型; 2) YOLOv7模型的检测速度为58帧/s, 低于YOLOv5和YOLOX, 检测速度可以满足田间实时检测任务需求; 3) YOLOv7-CSW模型比YOLOv7模型的 F_1 和mAP分别升高0.04和2.6%; 4) YOLOv7-CSW模型比YOLOv7模型检测速度升高了5帧/s, 可以实现杂交大豆胚轴颜色实时检测。综上, YOLOv7-CSW模型可以更好地获取胚轴颜色特征并准确地检测出目标位置, 提高了复杂农田环境下的目标检测性能, 能够实现田间杂交大豆胚轴颜色快速准确检测。

关键词 大豆; 杂种优势; 胚轴颜色检测; YOLOv7网络; 目标检测

中图分类号 S565.1; S24; TP183

文章编号 1007-4333(2024)02-0011-12

文献标志码 A

Color detection model of hybrid soybean hypocotyl based on an improved YOLOv7 object detection model

YU Chuntao¹, LI Jinyang¹, SHI Wenqiang¹, QI Liqiang¹, GUAN Zheyun²,
ZHANG Wei^{1*}, ZHANG Chunbao^{2*}

(1. College of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China;

2. Soybean Research Institute/Key Laboratory of Hybrid Soybean Breeding of Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Jilin Academy of Agricultural Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract In order to build a color detection model of hybrid soybean hypocotyl, soybean plants in natural growing environment were used as research objects. This study used a self-propelled soybean phenotyping information collection platform to obtain soybean plant image data in the farmland, and built hybrid soybean hypocotyl color dataset. Color dataset of hybrid soybean hypocotyl were detected with different object detection models (SSD, Faster R-CNN, YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5, YOLOX and YOLOv7). The model

收稿日期: 2023-07-31

基金项目: 国家大豆产业技术体系(CARS-04-PS30); 黑龙江省保护性耕作技术研究中心平台建设(PTJH202102); 黑龙江八一农垦大学研究生创新科研项目(YJSCX2022-Y20)

第一作者: 于春涛(ORCID: 0009-0004-2276-0921), 硕士研究生, E-mail: yuchuntao0122@163.com

通讯作者: 张伟(ORCID: 0009-0006-1827-4255), 教授, 主要从事大豆智能化管理与精准作业研究, E-mail: zhang66wei@163.com

张春宝(ORCID: 0000-0001-9344-9162), 研究员, 主要从事大豆杂种优势利用研究, E-mail: cbzhang@cjaas.com

score (F_1), mean of average precision (mAP), and detection speed were compared to evaluate the performance of different models in color detection of hybrid soybean hypocotyl. A color detection model of hybrid soybean hypocotyl, YOLOv7-CSW, was established by adding CARAFE feature up sampling operator, SE attention mechanism module and WIoU box loss function into the YOLOv7 network. The improved model was used to perform ablation tests on the hybrid soybean hypocotyl color dataset. The results showed that: 1) The F_1 (0.92) and mAP (94.3%) of YOLOv7 model were significantly higher than those of other models; 2) The detection speed of YOLOv7 model was 58 fps, which was only lower than YOLOv5 and YOLOX, but the detection speed could meet the requirements for real-time detection tasks; 3) Compared with YOLOv7 model, the F_1 and mAP of YOLOv7-CSW model were increased by 0.04 and 2.6% respectively; 4) The detection speed of YOLOv7-CSW model was 5 fps higher than YOLOv7 model, and it realized real-time detection of hybrid soybean hypocotyl color. To sum up, YOLOv7-CSW model could better obtain hypocotyl color features and accurately detect the object position, improved the object detection performance in complex farmland environments, and realized rapid and accurate detection of hypocotyl color of field hybrid soybean.

Keywords soybean; heterosis; hypocotyl color detection; YOLOv7 network; object detection

大豆杂种优势利用是提高我国大豆单产的主要途径之一,我国在大豆杂种优势利用研究领域一直处于国际领先地位^[1]。国内外学者多利用大豆质核互作雄性不育系培育大豆杂种,但存在的障碍之一是无法保持纯合的大豆雄性不育系^[2]。为提高大豆杂种纯度,整个生育过程需要人工在田间进行大豆杂株去除,效率低且劳动强度大^[3]。依据《杂交大豆质核互作雄性不育系鉴定规程》^[4]可知,大豆胚轴颜色是大豆苗期进行表型一致性鉴定的一项重要指标,根据胚轴颜色进行杂株去除对提高大豆杂种纯度及发挥大豆杂种优势具有重要作用。因此,利用信息化手段建立杂交大豆苗期胚轴颜色检测模型替代人工进行杂交大豆表型一致性鉴定至关重要。

目前,深度学习技术已被各领域广泛应用,且取得了较好效果,如工业、医疗、安防及农业等^[5]。深度学习技术利用神经网络对样本数据集进行学习,在目标检测、语义分割等领域取得了重大进步,在复杂情况下的农田目标识别应用也越来越广泛^[6]。黄家才等^[7]利用改进YOLOv4模型对茶叶嫩芽进行识别,通过对模型Backbone网络和Neck网络进行改进,模型内存占用量为23.2 MB,是YOLOv4模型的1/5;模型平均精度为72.93%,比YOLOv4模型降低了11.68%。此种改进方法虽然可以使模型内存占用量减小,但会导致模型平均精度降低,影响田间识别准确率。何屿彤等^[8]使用改进YOLOv3模型对猪脸进行识别,在Darknet 53网络中加入DenseNet网络解决梯度消失问题,并引入

改进SPP模块获取更多特征。模型平均精度为90.18%,检测速度为56帧/s,模型综合性能较好,但预测框定位精度还需要进一步提高。Xu等^[9]使用改进YOLOv5模型对苹果进行分级研究,利用Mish激活函数提高模型泛化能力,DIoU损失函数加速边界回归,并在骨干网络中添加SE注意力机制模块提高模型特征提取能力。模型平均准确率为90.6%,比YOLOv5模型提高了3.7%,检测速度为59.63帧/s。模型取得了较好的检测效果,可以借鉴应用于大豆胚轴颜色实时检测。Wang等^[10]提出1种轻量级SSD模型对大枣进行检测,用VGG 16作为主干网络取代Peleenet网络,引入坐标注意力机制(Coordinate Attention)和全局注意力机制(Global Attention),提高模型对感兴趣区域的定位和识别能力。模型平均精度为97.32%,检测速度为41.15帧/s。相较于传统模型,该模型在不加载预训练权重情况下实现了高精度检测。宋怀波等^[11]基于改进YOLOv7模型对苹果幼果进行检测,在YOLOv7模型的3条重参数化路径中插入融合高效通道注意力机制,能够增强苹果幼果重要信息、抑制冗余特征,提高模型效率。模型的 F_1 和mAP分别为0.95和98.2%,在YOLOv7模型的基础上分别提高1.43和1.80个百分点。模型对模糊、阴影和遮挡的图像具有较好的鲁棒性。YOLOv7模型是YOLO系列模型的第七代版本,与前几代模型相比具有更好的计算效率和准确率^[12]。张银松等^[13]利用改进Faster R-CNN模型对昆虫进行识别与计数,使用ResNet 50网络替代VGG 16网络、

Soft-NMS算法替代NMS算法,改进后的模型准确率为90.7%,模型更适用于小目标及目标密集情况检测。通过对国内外农业领域目标检测应用现状分析,目前主流目标检测模型取得了较高的识别精度和较快的检测速度,可以实现目标实时检测,且随着计算机算力的不断提高,能够实现将模型嵌入到田间智能机器人操作系统中。但目前在杂交大豆胚轴颜色检测方面的研究鲜见报道。本研究以田间自然生长环境下的苗期大豆植株为研究对象,利用自走式大豆表型信息采集平台获取大豆植株图像数据,利用深度学习技术对苗期杂交大豆胚轴颜色数据集进行检测,旨在构建田间杂交大豆胚轴颜色检测模型,以期利用信息化手段实现田间杂交

大豆表型一致性鉴定。

1 材料与方法

1.1 图像数据获取地点及设备

图像数据获取试验田位于吉林省长春市公主岭市吉林省农业科学院(43°32'30"N,124°50'3"E),单个品种试验田种植面积为2.0 m×5.2 m,种植模式为0.65 m垄上单行种植,共计种植250个品种。苗期大豆胚轴图像数据获取设备为自走式大豆表型信息采集平台(图1)。使用Azure Kinect DK传感器,搭载100万像素深度摄像头、1200万像素全高清摄像头,获取的可见光图像分辨率为1280像素×720像素,图像数据格式为.png。

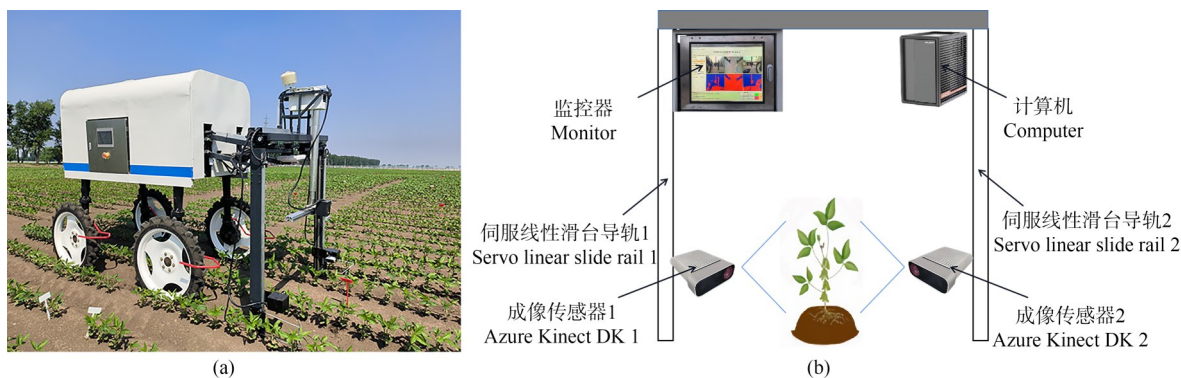


图1 自走式大豆表型信息采集平台(a)和工作流程示意图(b)

Fig. 1 Self-propelled soybean phenotyping information collection platform (a) and workflow sketch map (b)

1.2 图像数据集构建

于2023年6月4日、6月5日、6月6日获取图像数据,其中包括晴天顺光、晴天逆光、阴天、傍晚环境下的图像数据,这些数据可以使模型更加适应田间真实环境^[14]。为使模型适用于不同大豆品种的胚轴颜色检测,对250个大豆品种进行图像数据获取,单个品种获取6张图像数据,共计获取1500张图像数据(图2)。使用Python的Imgaug库对原始图像进行数据增强,实现数据集扩增,降低杂交大豆胚轴颜色检测模型对图像特征的依赖,防止训练模型过拟合并提高模型泛化能力^[15]。通过将镜像(水平翻转)、亮度增强(图像亮度随机乘以1.2~1.5的数值)、高斯模糊(高斯核的标准差范围为0~3.0)、平移(平移范围为x轴和y轴各15个像素点)及缩放处理(缩放范围为原始尺寸的80%~95%)数据增强方法进行组合数据增强,平移及缩放处理后图像的像素与原始图像像素大小保持一致。样

本数量扩充至原始数据集的3倍,共计4500张图像数据。



图2 原始图像

Fig. 2 Raw image

使用LabelImg标注工具对图像数据进行大豆胚轴颜色标签标注,标注格式为XML格式,并将图像尺寸和目标位置信息以PASCAL VOC格式进行储存。依据杂交大豆育种工作田间苗期去杂标准^[16],

并结合田间获取的大豆苗期图像数据,将大豆胚轴颜色分为绿色和紫色,制定2类标签分别为绿色(Green)和紫色(Purple)胚轴,标注策略为单个植株胚轴的最小外接矩形(图3)。250个大豆品种种植过程中,个别大豆品种会有杂种混入,出现紫色胚轴中存在少量绿色胚轴或绿色胚轴中存在少量紫色胚轴现象。分别将绿色胚轴数据集和紫色胚轴数据集按8:1:1比例划分训练集、测试集和验证集,数据集划分后将2种胚轴颜色的训练集、测试集和验证集分别进行合并,合并后的数据集分布见表1。

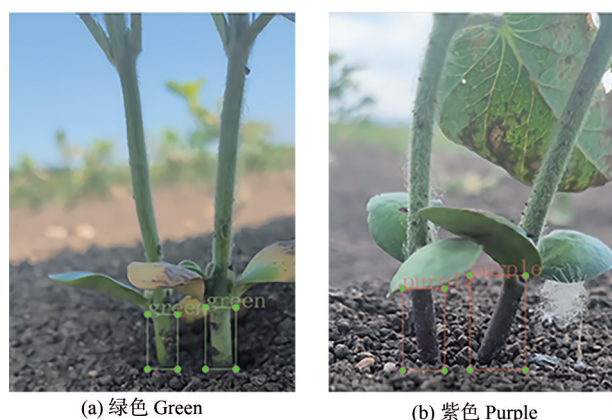


图3 不同大豆胚轴颜色标注

Fig. 3 Different soybean hypocotyl color labeling

1.3 图像试验平台搭建及训练参数

为满足模型训练要求,试验平台配置如下:英伟达 GeForce RTX3080 Ti 显卡,显存 12 GB。CPU 为 9 核 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2686 V4,运行内存 32 GB。操作系统为 Linux,使用 Pytorch 1.13、Python 3.8 和 Cuda 11.6 版本。

模型训练时使用官方提供的 YOLOv7.pt 预训练权重,数据集使用建立的杂交大豆胚轴颜色数据集,Batch Size 大小为 8,迭代次数(Epochs)为 300,

Image Size 大小为 640 像素×640 像素,使用 Adam 优化器,初始学习率为 0.001。

1.4 杂交大豆苗期胚轴颜色检测模型

1.4.1 YOLOv7 模型

YOLO 作为单阶段目标检测典型算法,因其具有较快的运行速度被广泛应用于实时检测任务^[17]。YOLOv7 模型主要包括三层网络结构(图4),分别是 Input、Backbone 和 Head 层。模型通过 Input 层对输入的图像进行预处理。处理后的数据通过 Backbone 层进行特征提取,主要提取不同大小的目标信息特征。Head 层融合 Backbone 层输出的特征图经过重参数化结构 REP 层输出预测结果^[18]。

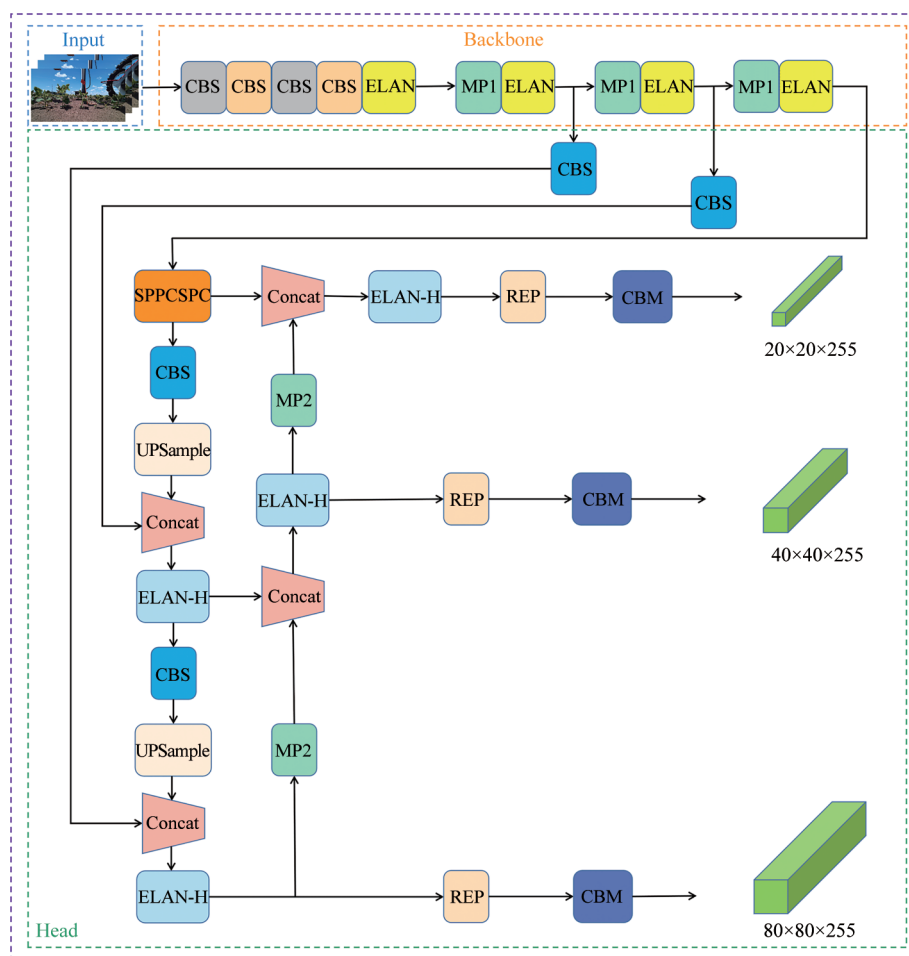
在 Backbone 层中存在 CBS、MP 及 ELAN 模块,其中 CBS 模块由卷积层 Conv、批量归一化层 BN 及 SiLU 激活函数组成,图4中不同颜色的 CBS 模块代表不同的卷积核大小和步长。MP 模块的第1分支由最大池化层 Maxpool 和 CBS 组成,第2分支由两个 CBS 组成。ELAN 模块第1分支首先经过 CBS 进行通道变换操作,再经过4个 CBS 进行特征提取,第2分支直接经过 CBS 进行通道改变操作。将4个特征结果拼接后经过 CBS 使输出特征图大小与输入特征图大小相同。

相较于 Backbone 层,Head 层中还有 SPPCSPC、UPSample、ELAN-H 及 CBM 模块,其中 SPPCSPC 模块包括 SPP 和 CSP 模块,SPP 模块经过4种不同尺度的最大池化层进行特征图池化。CSP 模块将输入特征图分为两部分进行处理,一部分进行常规处理,一部分进行 SPP 处理,最后将两部分结果拼接后经过 CBS 处理。UPSample 模块采用最近邻插值方法进行上采样操作。ELAN-H 模块与 ELAN 模块类似,其差别在于对不同数量的输出特征进行拼接。CBM 模块与 CBS 模块的前两层均为卷积层 Conv 和批量归一化层 BN,CBM 模块第三层为 Sigmoid 激活函数。将 YOLOv7 模型应用于杂交大

表1 图像数据集分布

Table 1 Distribution of image datasets

大豆胚轴颜色 Soybean hypocotyl color	训练集图像数量 Number of training set image	测试集图像数量 Number of testing set image	验证集图像数量 Number of validation set image	图像标签 Image label
绿色 Green	1 800	225	225	Green
紫色 Purple	1 800	225	225	Purple



CBS模块由卷积层Conv、批量归一化层BN及SiLU激活函数组成;MP模块由最大池化层Maxpool和CBS组成;ELAN和ELAN-H模块由多个CBS组成;SPPCSPC模块由SPP模块和CSP模块组成;UPSample模块为上采样操作;CBM模块由卷积层Conv、批量归一化层BN及Sigmoid激活函数组成。

The CBS module consists of convolution layer, batch normalization layer and SiLU activation function; The MP module is composed of the Maxpool layer and CBS. The ELAN and ELAN-H module are composed of multiple CBS; The SPPCSPC module consists of SPP module and CSP module; The UPSample module is an up sampling operation; The CBM module consists of convolution layer, batch normalization layer and Sigmoid activation function.

图4 YOLOv7网络结构

Fig. 4 YOLOv7 network structure

豆胚轴颜色检测任务时取得了较好的检测效果,但仍有提升空间。同时,在田间进行杂株检测任务,应该进一步提高预测框回归位置准确度,实现杂株精准定位。为此,对YOLOv7模型进行改进,使模型更适用于杂交大豆胚轴颜色数据集。

1.4.2 YOLOv7-CSW模型

为实现田间苗期杂交大豆胚轴颜色检测,提出1种改进YOLOv7的目标检测模型YOLOv7-CSW。改进算法的核心原则是在保证模型能够正常检测目标的同时,提高目标的田间定位能力及检测准确率。利用SE(Squeeze-and-Excitation

Network)注意力机制模块,在主干网络上采样前进行卷积提取特征。使用CARAFE(Content-Aware ReAssembly of FEatures)特征上采样算子替代UPSample算子,采用WIoU(Wise-IoU)损失函数替换CIoU损失函数。

1.4.2.1 CARAFE特征上采样算子 CARAFE^[19]特征上采样算子由上采样核预测模块和特征重组模块两部分组成。上采样核预测模块首先利用 1×1 卷积层将输入特征通道从 C 压缩到 C_m ,减少输入特征图通道使CARAFE算子更加高效。其次使用内核大小为 k_{encoder} 的卷积层生成重组内核,增加

k_{encoder} 可以扩大编码器的感受野,并在更大的区域内利用上下文信息。最后对每个重组核在空间上用 Softmax 函数进行归一化。特征重组模块对于目标位置 l' 和以 $l=(i,j)$ 为中心的正方形区域 $N(\chi_l, k_{up})$ 按照公式(1)进行重组,其中 $r=\left\lceil \frac{k_{up}}{2} \right\rceil$ 。

$$\chi_{l'} = \sum_{n=-r}^r \sum_{m=-r}^r W_{l(n,m)} \cdot \chi_{(i+n,j+m)} \quad (1)$$

特征重组模块是基于特征内容进行重组, $N(\chi_l, k_{up})$ 区域中每个像素对上采样像素 l' 的贡献不同,局部区域中相关点的信息得到更多关注,与原始特征图相比,重组特征图的信息更强^[20]。

1.4.2.2 SE 注意力机制模块 SE^[21] 注意力机制模块通过一组滤波器 $V=[v_1, v_2, \dots, v_c]$ 对输入 X 进行卷积操作得到输出 $U=[u_1, u_2, \dots, u_c]$,其中每个特征图 u_c 对应一个滤波器 v_c ,这些滤波器会根据输入 X 中不同位置和通道信息提取特定特征。

$$u_c = v_c * X = \sum_{s=1}^{C'} v_c^s * x^s \quad (2)$$

式中: $*$ 为卷积操作; v_c^s 为单个通道权重信息的 2D 空间内核,其与输入 X 具有相同通道数,会对输入 X 对应通道上的特征进行加权处理。

对输出 U 在空间维度 $H \times W$ 进行全局平均池化操作,生成一个通道维度 C 的统计量 $z \in R^C$ 。

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (3)$$

为完全捕获通道间的依赖关系,使用 Sigmoid 激活函数。

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (4)$$

式中: δ 为 ReLU 函数; $W_1 \in R^{\frac{C}{r} \times C}$, $W_2 \in R^{\frac{C}{r} \times C}$ 。

为限制模型复杂性,使用缩减率 r 的降维层、ReLU 函数及升维层,使其降维后返回到输出 U 通道维度。使用激活因子 s 重新缩放 U 获得最终输出。

$$\tilde{x}_c = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c u_c \quad (5)$$

式中: $\tilde{x}=[\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_c]$; $F_{scale}(u_c, s_c)$ 为标量 s_c 与特征映射 $u_c \in R^{H \times W}$ 之间进行逐通道乘法运算。

SE 注意力机制模块使模型更加关注重要的特征,降低对不相关特征的依赖^[22]。

1.4.2.3 WIoU 位置损失函数 损失函数是用于评估模型预测值与真实值差异程度的评价指标^[23],其中的 Box loss 损失用于衡量模型对边界框位置的预测准确度。为提高模型定位精度,采用 WIoU^[24]

损失函数。公式如下:

$$\text{WIoU} = L_{\text{WIoUv3}} = r L_{\text{WIoUv1}}, r = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (6)$$

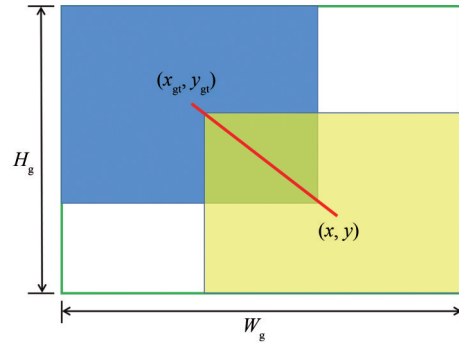
$$\beta = \frac{L_{\text{IoU}}^*}{L_{\text{IoU}}} \in [0, +\infty) \quad (7)$$

$$L_{\text{WIoUv1}} = R_{\text{WIoU}} L_{\text{IoU}} \quad (8)$$

$$R_{\text{WIoU}} = \exp \left(\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*} \right) \quad (9)$$

式中: α, δ 为超参数; β 为构建的非单调聚焦系数,当 $\beta = \delta$ 时, δ 使 $r = 1$; $R_{\text{WIoU}} \in [1, e)$, $L_{\text{IoU}} \in [0, 1]$ 。

R_{WIoU} 用于放大普通质量锚框的权重,使模型关注预测框与目标框重叠度较低的锚框。 L_{IoU} 用于降低高质量锚框的权重,进而减少对预测框与目标框重叠度较高时中心点间距离的关注(图 5)。



(x, y) 为预测框中心点坐标; (x_{gt}, y_{gt}) 为目标框中心点坐标; W_g, H_g 分别为预测框与目标框并集的宽度和长度。

The (x, y) are the center coordinates of the prediction box; (x_{gt}, y_{gt}) are the center coordinates of the target box; W_g and H_g are the width and length of the union of the prediction box and the target box respectively.

图 5 边界框回归示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the bounding box regression

1.4.2.4 模型性能评价指标 为评估杂交大豆胚轴颜色检测模型性能,使用精度 P (Precision)、召回率 R (Recall)、模型得分 F_1 、平均精度均值 mAP (mean of Average Precision) 及检测速度作为评价指标。计算公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (10)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (11)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (12)$$

式中： T_p 为被正确预测为正样本的数量， F_p 为负样本被预测为正样本的数量， F_N 为正样本被预测为负样本的数量。

AP(Average precision)反映每个类别预测的准确率，其数值为P-R曲线与横纵坐标轴围成的面积。计算公式如下：

$$AP = \int_0^1 Precision \times Recall \quad (13)$$

式中： r 为积分变量，是对召回率与精度乘积的积分。

mAP是所有类别AP的均值，用于反映模型整体的准确率。其中mAP@0.50表示在IoU为0.50时的平均精度均值。mAP@0.50:0.95表示阈值在0.50~0.95以步长为0.05对mAP进行计算，得到阈值范围内的平均精度均值，mAP@0.50:0.95相比于mAP@0.50可以更好地了解模型在不同阈值下的性能，mAP默认为IoU阈值为0.50时的平均精度均值。计算公式如下：

$$mAP = \frac{\sum_{j=1}^S AP(j)}{S} \quad (14)$$

式中： S 为所有类别的数量，共有绿色胚轴和紫色胚轴两类，故 $S=2$ 。

2 结果与分析

2.1 不同目标检测模型试验

由表2可知，在相同迭代次数内，由于YOLOv7模型参数量增加，模型检测速度低于YOLOv5和YOLOX模型，但58帧/s的检测速度能够满足杂交大豆胚轴颜色实时检测需求。YOLOv7模型的 F_1 比SSD、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5及YOLOX模型分别高出0.08、0.05、0.09、0.07、0.04及0.01，mAP分别高出8.4%、4.5%、12.0%、5.6%、3.3%及0.9%。YOLOv7模型除检测速度相对较低，其余指标均显著优于其他目标检测模型。因此，选择YOLOv7作为本研究的目标检测模型，并在此基础上进行改进，增强田间环境下目标的定位能力及检测准确率。

2.2 消融试验结果

由表3可知，利用不同方法改进后的YOLOv7-CSW模型 F_1 为0.96，mAP为96.9%，检测速度为

表2 不同模型检测结果对比

Table 2 Comparison of detection results of different models

模型 Model	F_1	mAP/%	检测速度/(帧/s) Detection speed
SSD	0.84	85.9	38
Faster R-CNN	0.87	89.8	25
YOLOv3	0.83	82.3	45
YOLOv4	0.85	88.7	47
YOLOv5	0.88	91.0	63
YOLOX	0.91	93.4	79
YOLOv7	0.92	94.3	58

注： F_1 为模型得分；mAP表示在IoU阈值为0.50时的平均精度均值。

Note: The F_1 is model score; mAP represents the mean of average precision when the IoU threshold is 0.50.

63帧/s；与YOLOv7模型相比 F_1 升高了0.04，mAP升高2.6%，检测速度升高了5帧/s；与添加CARAFE算子的YOLOv7-C模型相比 F_1 升高了0.03，mAP升高2.2%，检测速度降低了23帧/s；与添加CARAFE算子及SE注意力机制的YOLOv7-CS模型相比 F_1 升高了0.02，mAP升高1.4%，检测速度持平。综上，改进后的YOLOv7-CSW模型综合性能表现最好。

由图6可知，改进模型的训练损失和验证损失在训练至250轮后趋于稳定，训练损失降低至0.013左右，测试损失降低至0.055左右。观察精度和召回率曲线可以发现，随着训练轮数的增加，精度和召回率逐步提高，且精度曲线在200轮后趋于稳定，升高至97.8%左右。召回率曲线在250轮后趋于稳定，升高至94.5%左右。随着模型训练，平均精度均值在稳步提升，mAP@0.50曲线在150轮后趋于稳定，mAP升高至96.9%左右(图6(e))；mAP@0.50:0.95曲线在250轮后趋于稳定，mAP升高至69.2%左右(图6(f))。综上，YOLOv7-CSW模型比YOLOv7、YOLOv7-C、YOLOv7-CS模型在训练损失、验证损失、精度、召回率和平均精度均值指标上均得到显著提高，CARAFE特征上采样算子、SE注意力机制模块和WIoU位置损失函数的结合可提高杂交大豆胚轴颜色的检测准确率与定位性能。

表3 消融试验

Table 3 Ablation experiment

模型 Model	模型 Model				指标 Index		
	YOLOv7	CARAFE	SE	WIoU	F_1	mAP/%	检测速度/(帧/s) Detection speed
YOLOv7	✓				0.92	94.3	58
YOLOv7-C	✓	✓			0.93	94.7	86
YOLOv7-CS	✓	✓	✓		0.94	95.5	63
YOLOv7-CSW	✓	✓	✓	✓	0.96	96.9	63

注:每组试验对应一组改进方法和评价指标,“✓”表示使用了该改进方法。 F_1 为模型得分;mAP表示在IoU阈值为0.5时的平均精度均值。

Note: Each group of experiments corresponds to a set of improvement methods and evaluation indicators. “✓” indicates that the improved method was used. The F_1 is model score; mAP represents the mean of average precision when the IoU threshold is 0.5.

2.3 YOLOv7-CSW 模型检测

由图7可知,对于晴天逆光环境图像数据,所有植株胚轴颜色被准确检测,置信度在0.87~0.96;对于晴天顺光环境图像数据,所有植株胚轴颜色被准确检测,多数置信度在0.80~0.92;对于阴天环境图像数据,所有植株胚轴颜色被准确检测,多数置信度在0.81~0.90;对于傍晚环境图像数据,存在漏检现象,但被检测到的植株胚轴颜色准确,置信度在0.89~0.94。此外,还针对近视场图像数据进行检测,所有植株胚轴颜色被准确检测,置信度在0.89~0.93(图7(e));对远视场图像数据进行检测,存在漏检现象,置信度在0.65~0.94(图7(f)),与近视场图像数据相比远视场图像数据的置信度有所下降。YOLOv7-CSW模型对不同天气环境、光照影响及不同视场获取的图像数据均取得了较好的检测效果,杂交大豆胚轴颜色信息可以被准确检测,且具有较高的置信度,能够满足复杂田间环境下的杂交大豆胚轴颜色检测需求。

3 讨论

SSD为单阶段目标检测模型,利用多个尺度特征图对不同大小目标实现端到端的目标检测^[25]。由于使用了多个不同尺度的特征图,对目标的尺度变化不敏感会导致目标漏检。且在目标密集情况下,先验框密集分布导致大量重叠的检测结果。Faster R-CNN为双阶段目标检测模型,与单阶段模型相比更为精准。但其使用全连接网络占据了网络大部分参数,导致检测速度相对较慢^[26]。YOLO为单阶段目标检测模型,YOLOv3通过3个尺度输

出层预测不同大小的目标框,提高了小目标检测能力。YOLOv4与YOLOv3相比,在保持准确性的同时提高了检测速度,同时使用了Mosaic数据增强、CIOU损失函数、DropBlock正则化、标签平滑等大量深度学习技巧^[27]。YOLOv5加入Focus模块在信息不丢失的情况下提高计算力,使其具有更快的推理速度。YOLOX模型使用Decoupled head将回归和分类任务分离到2个独立的子网络中,提高模型的性能和效率。YOLOv7加入了RepVGG卷积神经网络架构,采用结构重参数化的方法,速度快、内存小且更加灵活。主干网络中使用ELAN和MP结构,使得更深层次的网络可以有效地学习和收敛^[28]。

基于YOLOv7模型改进的YOLOv7-CSW模型在杂交大豆胚轴颜色检测任务中取得了更好的检测效果,由于CARAFE算子根据每个目标位置的内容预测其重组内核,并用预测的内核重组特征,能够在大感受野内聚集信息^[19]。还可以根据实例生成自适应核,实现针对每个样本的内容感知处理。SE注意力机制模块的Squeeze操作通过全局平均池化将每个通道上的特征图压缩为一个标量值,提取每个通道上的全局感知信息^[29]。Excitation操作通过2个全连接层对每个通道上的标量值进行非线性变换,得到激活权重值。最后,将激活权重值与原始特征图相乘得到加权后的特征图。SE模块可以让网络能够自动学习每个通道上的重要信息,并将其反映在最终的特征图中^[30]。由于田间环境复杂多变,采用WIoU损失函数可以解决高质量样本与低质量样本锚框回归的平衡问题,同时提高

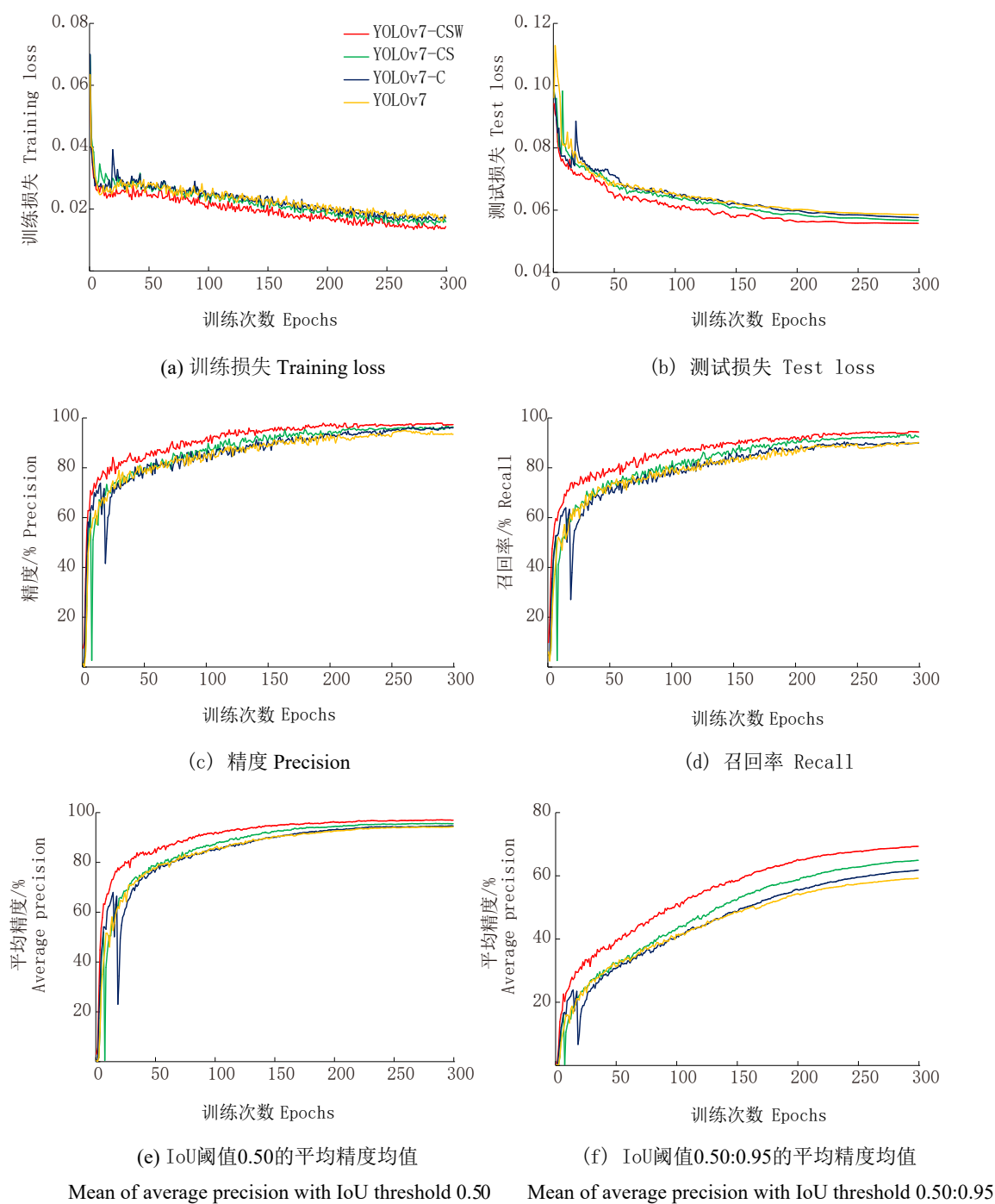


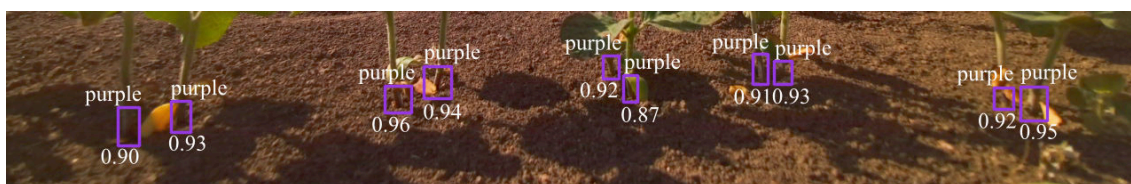
图6 消融试验各指标对比曲线

Fig. 6 Comparison curves of ablation test indicators

预测框定位精度。WIoU损失函数为高质量锚框分配较小的梯度增益使其重点关注普通锚框,为低质量锚框分配较小梯度增益防止其产生较大的有害梯度。由于LIoU与锚框质量划分是动态的,WIoU损失函数可以做出更好的梯度增益分配策略,提高

模型定位性能。

YOLOv7-CSW模型虽然取得了较好的检测效果,但仍存在漏检现象。通过对漏检现象进行分析,主要是由于大豆植株胚轴被土壤、子叶、杂草等物体严重遮挡,导致胚轴颜色无法准确识别。同



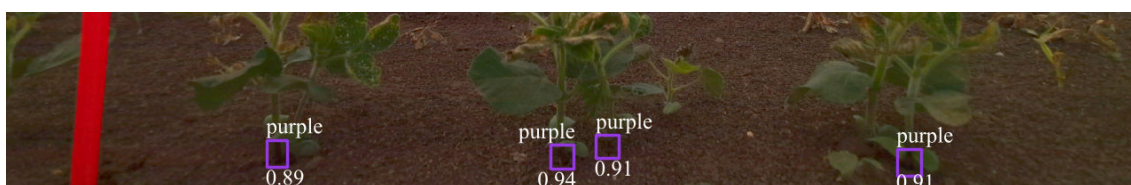
(a) 晴天逆光 Sunny day backlight



(b) 晴天顺光 Sunny day front light



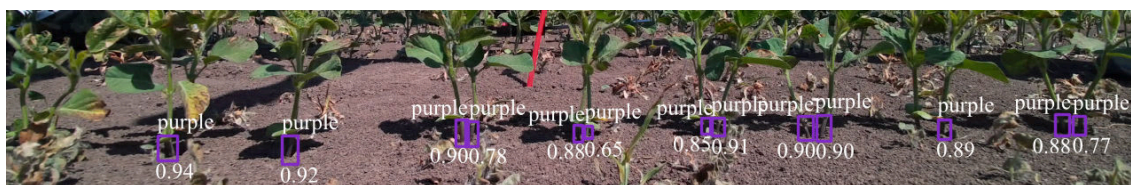
(c) 阴天 Cloudy



(d) 傍晚 Evening



(e) 近视场 Near-field



(f) 远视场 Far-field

图7 不同环境条件下模型的验证

Fig. 7 Model validation results under different environmental conditions

时,与近视场图像数据相比远视场图像数据的置信度有所下降,其原因是相机距离大豆植株远近不同导致大豆胚轴区域在图像中所占的比例不同,远视场中的胚轴区域与近视场相比更小。未来仍需要进一步解决遮挡情况导致胚轴颜色无法准确检测

问题及模型更加适用于目标大小变化。同时还要继续构建杂交大豆表型一致性鉴定其他指标的实时检测模型,将此类模型应用于杂交大豆质核互作雄性不育系表型一致性鉴定机器人,利用信息化手段实现田间杂交大豆表型一致性鉴定。

4 结 论

本研究利用主流目标检测模型对杂交大豆胚轴颜色数据集进行检测,并在YOLOv7模型中加入CARAFE特征上采样算子、SE注意力机制模块及WIoU定位损失函数,建立了杂交大豆胚轴颜色检测模型YOLOv7-CSW。与YOLOv7模型相比,YOLOv7-CSW模型3个评价指标均有所提高,且与不同改进方法模型相比, F_1 与mAP均有显著升高,仅检测速度低于YOLOv7-C模型。YOLOv7-CSW模型可以用于田间苗期杂交大豆胚轴颜色的实时检测,且具有较高的检测精度,本研究利用信息化手段实现了田间场景下对杂交大豆胚轴颜色的准确检测。

参考文献 References

- [1] 彭宝, 张春宝, 张伟, 张井勇, 闫昊, 林春晶, 王鹏年, 赵丽梅. “双高”大豆杂交种吉育612创制及高产制种技术研究[J]. 大豆科学, 2019, 38(3): 501-503
Peng B, Zhang C B, Zhang W, Zhang J Y, Yan H, Lin C J, Wang P N, Zhao L M. The creation and high-yield seed production technology of ‘double high’ soybean hybrid Jiyu 612[J]. *Soybean Science*, 2019, 38(3): 501-503 (in Chinese)
- [2] 盖钧镒, 丁德荣, 崔章林, 邱家驹. 大豆质核互作雄性不育系 NJCM S1A 的选育及其特性[J]. 中国农业科学, 1999, 32(5): 23-27
Gai J Y, Ding D R, Cui Z L, Qiu J X. Development and performance of the cytoplasmic-nuclear male sterile line NJCMS1A of soybean [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 1999, 32(5): 23-27 (in Chinese)
- [3] 彭宝, 赵丽梅, 王曙明, 张伟龙, 张景勇, 孙寰. 高产杂交大豆新品种杂交豆2号制种技术[J]. 大豆科技, 2008(4): 46-47
Peng B, Zhao L M, Wang S M, Zhang W L, Zhang J Y, Sun H. Seed production techniques of high yield hybrid soybean HybSoy 2 [J]. *Soybean Science & Technology*, 2008(4): 46-47 (in Chinese)
- [4] 张春宝, 赵丽梅, 彭宝, 张井勇, 闫昊, 张伟, 林春晶, 王鹏年, 丁孝羊. 杂交大豆质核互作雄性不育系鉴定规程(DB221T 3177-2020)[S]. 长春: 吉林省市场监督管理厅, 2020
Zhang C B, Zhao L M, Peng B, Zhang J Y, Yan H, Zhang W, Lin C J, Wang P N, Ding X Y. Code of practice of cytoplasmic-nuclear interaction male sterile line of hybrid soybean(DB221T 3177-2020)[S]. Changchun: Jilin Market Supervision Administration, 2020 (in Chinese)
- [5] 李晓理, 张博, 王康, 余攀. 人工智能的发展及应用[J]. 北京工业大学学报, 2020, 46(6): 583-590
Li X L, Zhang B, Wang K, Yu P. Development and application of artificial intelligence [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2020, 46(6): 583-590 (in Chinese)
- [6] 孙红, 李松, 李民赞, 刘豪杰, 乔浪, 张瑶. 农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 1-17
Sun H, Li S, Li M Z, Liu H J, Qiao L, Zhang Y. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(5): 1-17 (in Chinese)
- [7] 黄家才, 唐安, 陈光明, 张锋, 高芳征, 陈田. 基于 Compact-YOLO v4 的茶叶嫩芽移动端识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 282-290
Huang J C, Tang A, Chen G M, Zhang D, Gao F Z, Chen T. Mobile recognition solution of tea buds based on compact YOLO v4 algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(3): 282-290 (in Chinese)
- [8] 何屿彤, 李斌, 张锋, 陶浩兵, 辜丽川, 焦俊. 基于改进YOLOv3的猪脸识别[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(3): 53-62
He Y T, Li B, Zhang F, Tao H B, Gu L C, Jiao J. Pig face recognition based on improved YOLOv3 [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2021, 26(3): 53-62 (in Chinese)
- [9] Xu B, Cui X, Ji W, Yuan H, Wang J C. Apple grading method design and implementation for automatic grader based on improved YOLOv5 [J/OL]. *Agriculture*, (2023-01-02). DOI:doi.org/10.3390/agriculture13010124
- [10] Wang Y T, Xing Z W, Ma L F, Qu A L, Xue J R. Object detection algorithm for lingwu long jujubes based on the improved ssd [J/OL]. *Agriculture*, (2022-09-13). DOI:doi.org/10.3390/agriculture12091456
- [11] 宋怀波, 马宝玲, 尚钰莹, 温毓晨, 张殊瑾. 基于YOLO v7-ECA模型的苹果幼果检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 233-242
Song H B, Ma B L, Shang Y Y, Wen Y C, Zhang S J. Detection of young apple fruits based on YOLO v7-ECA model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(6): 233-242 (in Chinese)
- [12] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2022: 7464-7475
- [13] 张银松, 赵银娣, 袁慕策. 基于改进Faster-RCNN模型的粘虫板图像昆虫识别与计数[J]. 中国农业大学学报, 2019, 24(5): 115-122
Zhang Y S, Zhao Y D, Yuan M C. Insect identification and counting based on an improved Faster-RCNN model of the sticky board image [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2019, 24(5): 115-122 (in Chinese)
- [14] 商枫楠, 周学成, 梁英凯, 肖明玮, 陈桥, 罗陈迪. 基于改进YOLOX的自然环境中火龙果检测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(3): 120-131
Shang F N, Zhou X C, Liang Y K, Xiao M W, Chen Q, Luo C D. Detection method for dragon fruit in natural environment based on improved YOLOX [J]. *Smart Agriculture*, 2022, 4(3): 120-131 (in Chinese)
- [15] Li J Y, Li Q D, Yu C T, He Y, Qi L Q, Shi W Q, Zhang W. A model for identifying soybean growth periods based on multi-source sensors and improved convolutional neural network [J/OL]. *Agronomy*, 2022, 12(12): 2991 (2022-09-13). DOI:doi.org/10.3390/agronomy12122991
- [16] 孙妍妍, 赵丽梅, 张伟, 张春宝. 大豆杂种优势利用研究进展[J]. 大豆科技, 2021, (6): 26-35
Sun Y Y, Zhao L M, Zhang W, Zhang C B. Research progress on utilization of soybean heterosis [J]. *Soybean Science & Technology*, 2021, (6): 26-35 (in Chinese)
- [17] Jiang K L, Xie T Y, Yan R, Wen X, Li D Y, Jiang H B, Jiang N, Feng L, Duan X L, Wang J J. An attention mechanism-improved YOLOv7 object detection algorithm for hemp duck count estimation [J/OL]. *Agriculture*, (2022-10-10). DOI:doi.org/10.3390/agriculture12101659
- [18] 王小荣, 许燕, 周建平, 陈金荣. 基于改进YOLOv7的复杂环境下红花采摘识别[J]. 农业工程学报, 2023, 39(6): 169-176
Wang X R, Xu Y, Zhou J P, Chen J R. Safflower picking recognition in complex environments based on an improved YOLOv7 [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2023, 39(6): 169-176 (in Chinese)
- [19] Wang J Q, Chen K, Xu R, Liu Z W, Loy C C, Lin D H. Carafe: Content-aware reassembly of features [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019: 3007-3016
- [20] 王殿伟, 胡里晨, 房杰, 许志杰. 基于改进Double-Head RCNN的无人机

- 航拍图像小目标检测算法[J/OL]. 北京航空航天大学学报, (2023-01-10). DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0591
- Wang D W, Hu L C, Fang J, Xu Z J. Small object detection algorithm based on improved Double-Head RCNN for UAV aerial images[J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, (2023-01-10). DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0591 (in Chinese)
- [21] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2018: 7132-7141
- [22] 马瑞峻, 何浣冬, 陈瑜, 赖宇豪, 焦锐, 唐昊. 基于改进YOLOv5的火龙果成熟度识别方法[J]. 沈阳农业大学学报, 2023, 54(2): 196-206
- Ma R Z, He H D, Chen Y, Lai Y H, Jiao R, Tang H. Recognition method for maturity of pitaya based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Shenyang Agricultural University*, 2023, 54(2): 196-206 (in Chinese)
- [23] 程彦军. 基于监控视频的行人重识别技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019
- Cheng Y J. A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of master of engineering [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2019 (in Chinese)
- [24] Tong Z J, Chen Y H, Xu Z W, Yu R. Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism [J/OL]. *arXiv preprint arXiv*: (2023-02-03). DOI:doi.org/10.48550/arXiv:2301.10051
- [25] 梁正宇. 基于SSD的自然场景级联文本检测方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019
- Liang Z Y. Research on cascaded text detection in natural scene images based on SSD[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019 (in Chinese)
- [26] Tu S Q, Pang J, Liu H F, Zhuang N, Chen Y, Zheng C, Wan H, Xue Y J. Passion fruit detection and counting based on multiple scale faster R-CNN using RGB-D images[J]. *Precision Agriculture*, 2020, 21(5): 1072-1091
- [27] 常洪彬. 基于深度学习的航空遥感图像目标检测算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022
- Chang H B. Research on object detection of aerial remote sensing images based on deep learning [D]. Changchun: Jilin University, 2022 (in Chinese)
- [28] Narayana C L, Ramana K V. An efficient real-time weed detection technique using YOLOv7 [J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2023, 14(2): 550-556
- [29] 刘健. 基于深度学习的农作物病害视觉识别系统设计与开发[D]. 扬州: 扬州大学, 2022
- Liu J. Design and development of visual recognition system for crop diseases based on deep learning [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2022 (in Chinese)
- [30] Xia Y, Nguyen M, Yan W Q. A real-time kiwifruit detection based on improved YOLOv7 [C]. International Conference on Image and Vision Computing New Zealand. Cham: Springer, 2022: 48-61

责任编辑: 吕晓梅



第一作者简介: 于春涛,中共党员,黑龙江八一农垦大学农业工程专业硕士研究生。参与国家大豆产业技术体系项目(CARS-04-PS30)、黑龙江省保护性耕作技术研究中心平台建设项目(PTJH202102);主持黑龙江八一农垦大学研究生创新科研项目(YJSCX2022-Y20)。2022年获得黑龙江八一农垦大学一等学业奖学金与“三好学生”荣誉称号。硕士期间授权实用新型专利2项、计算机软件著作权3项。荣获国际大学生智能农业装备创新大赛特等奖,全国农科研究生乡村振兴志愿服务活动一等奖,Triz杯中国创新方法大赛二等奖,中国大学生服务外包创新创业大赛二等奖,中国智能机器人格斗及竞技大赛三等奖,黑龙江省“互联网+”大学生创新创业大赛银奖1项、铜奖5项。



通讯作者简介: 张伟,博士,博士生导师,黑龙江八一农垦大学工程学院教授,国家大豆产业技术体系岗位科学家,国家智慧农业共性技术体系岗位科学家,黑龙江省现代农业产业技术协同创新推广体系数字农业产业岗位专家,农业农村部大豆机械化生产重点实验室副主任,黑龙江省农垦总局领军人才梯队带头人,黑龙江省计算机学会智慧农业专业委员会执行委员。主要从事农业智能化管理、信息化集成技术等方面研究。多年来主持国家及省部级课题10余项;获得黑龙江省科技进步一等奖2项,全国农牧渔丰收奖一等奖1项,黑龙江省科技进步二等奖1项,农业部科学技术进步三等奖1项,中华神农科技进步三等奖1项,黑龙江省科技进步三等奖2项;近五年发表SCI检索论文11篇,获发明专利4项。



通讯作者简介: 张春宝,博士,硕士生导师,吉林省农业科学院大豆研究所研究员,国家大豆产业技术体系岗位科学家,中国农学会遗传资源分会委员,吉林省农作物品种审定大豆专业委员会委员,吉林省遗传学会监事长。主要从事大豆杂种优势利用及遗传基础研究,先后主持国家及省部级科研项目等20余个。研究成果获省部级科技奖励6项;获国家发明专利10件;获植物新品种权18项;获软件著作权1项;制定吉林省地方标准6项;在国内外学术期刊发表论文80余篇;育成大豆新品种34个,其中杂交种29个。先后获中国作物学会青年科技奖(2019),中国农学会青年科技奖(2020),王连铮大豆青年科技奖(2021),吉林省拔尖创新人才(2022)等荣誉。