

李名博¹, 卫 勇¹, 穆志民², 等. 基于改进 YOLOv7 模型的朝天椒果实识别方法[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(12): 2292-2301.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2024.12.012

基于改进 YOLOv7 模型的朝天椒果实识别方法

李名博¹, 卫 勇¹, 穆志民², NASIR Mubarak Aliyu¹

(1.天津农学院工程技术学院,天津 300384; 2.天津农学院基础科学学院,天津 300384)

摘要: 朝天椒果实的准确识别是实现智能采摘的关键步骤,针对其生长环境复杂、果实大小不一、遮挡重叠等造成识别准确率低的问题,本研究提出一种基于改进 YOLOv7 的朝天椒果实识别方法。以 YOLOv7 为基础模型,设计了一种含有残差结构的 AM_F 模块,将其融合在 YOLOv7 主干网络中;基于空间、通道注意力机制的结构改进得到 SAM_F、SE_ECA 模块,分别将其融合在主干网络和颈部网络中,并进行结构简化,同时将 SPP_CSP 结构中的 SPP 替换为 SPPF,实现参数计算量的精简,最终得到改进型 YOLOv7 模型——YOLOv7-F。采用对比试验对 YOLOv7-F 模型的识别效果进行验证分析,结果表明,YOLOv7-F 模型对朝天椒果实的识别平均精度均值为 80.07%,与 YOLOv7 模型相比,YOLOv7-F 模型在识别时间加快 23.4 ms 的前提下,平均精度均值提升了 1.06 个百分点,而且模型大小也减少 77.94 MB。YOLOv7-F 模型实现了朝天椒果实识别精度和速度同步提升,为朝天椒果实智能采摘提供技术支撑。

关键词: 朝天椒; 果实识别; YOLOv7 模型

中图分类号: S225; TP391; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-4440(2024)12-2292-10

Identification method of pod pepper fruits based on improved YOLOv7 model

LI Mingbo¹, WEI Yong¹, MU Zhimin², NASIR Mubarak Aliyu¹

(1.College of Engineering and Technology, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China; 2.College of Basic Sciences, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China)

Abstract: The accurate identification of pod pepper fruits is the crucial step to realize intelligent picking. Aiming at the problem of low recognition accuracy caused by complex growing environments, different fruit sizes, and occlusion and overlapping, a fruit recognition method based on improved YOLOv7 was proposed. Using YOLOv7 as the basic model, an AM_F module with residual structure was designed and integrated into the backbone network of YOLOv7. The SAM_F and SE_ECA modules were obtained by improving the structure of the spatial and channel attention mechanisms. They were integrated into the backbone network and the neck network respectively, and the structure was simplified. At the same time, the SPP in the SPP_CSP structure was replaced by SPPF to simplify the calculation of parameters, and finally an improved YOLOv7 model, YOLOv7-F, was obtained. The recognition effect of YOLOv7-F model was verified and analyzed by comparison tests. The results indicated that the average recognition accuracy of YOLOv7-F model was 80.07%. Compared with the YOLOv7 model, the recognition time of the YOLOv7-F model was accelerated by 23.4 ms, the average accuracy was increased by 1.06 percentage points, and the model size was reduced by 77.94 MB. The YOLOv7-F model can realize the synchronous improvement of the recognition accuracy and recognition speed of pod pepper fruits, and provide technical support for the intelligent picking of pod pepper fruits.

收稿日期: 2024-04-05

基金项目: 黑龙江省重点研发计划项目(GA21C026); 天津市科技计划项目(21YDTPJC00600)

作者简介: 李名博(1998-),男,山西晋中人,硕士,主要从事智能农机装备研究。(E-mail)limingb257@163.com

通讯作者: 卫 勇, (E-mail) weiytj@ qq.com

Key words: pod pepper; fruit identification; YOLOv7 model

中国自从“十三五”以来,辣椒种植面积一直居世界首位,根据国家大宗蔬菜产业技术体系统计数据得

知,中国每年种植辣椒的面积为 $2.13 \times 10^6 \text{ hm}^2$,占中国蔬菜种植面积的 10%,并在蔬菜生产行业扮演着重要的角色^[1]。朝天椒作为辣椒的常见品种之一,其果实具有消炎镇痛、祛风散寒、杀虫止痒的功效,富含丰富的矿物质,尤其是其维生素 C 含量位于蔬菜榜首^[2]。在朝天椒种植和销售的整条产业链中,采摘是其中必不可少的环节,而目前采摘作业仍以人工采摘为主机械采摘为辅^[3],工作效率低、用工成本高,而且朝天椒成熟的时间正为酷暑季节,导致人工采摘的难度进一步提升。另一方面,由于田间环境复杂,机械采摘不可避免地会出现漏采、破损等现象。因此,在采摘作业中快速准确识别朝天椒果实显得非常迫切。

随着计算机科学技术的不断发展,深度学习技术凭借其卓越的工作效率和准确性对农业生产中的识别作业起到积极作用^[4]。杨坚等^[5]将 CBAM 模块融合于 YOLOv4-tiny 中,采用 Mish 激活函数代替 ReLU 激活函数,并在预测网络增加一个 76×76 的检测头,改进后的番茄识别模型对比原模型,平均精度均值提高 0.7 个百分点。He 等^[6]首先采用 YOLOv4 识别不同成熟度的草莓,然后将识别到的成熟草莓作为 YOLOv4-tiny 的输入信息,进行果实中心的估计,平均精度均值为 86.45%。张楠楠等^[7]在 YOLOv7 的 Backbone 与 Head 中间增加 CBAM 模块,将其应用于棉花叶片病虫害识别,对比原模型,改进后的模型平均精度均值提高 4.9 个百分点。王金星等^[8]采用融合 CBAM 的 ResNeXt 网络作为改进 Mask R-CNN 的主干网络,增加模型对苹果园害虫的信息提取能力,试验结果表明,相比原模型,改进后的 Mask R-CNN 平均精度均值提升 4.21 个百分点。

近年来,诸多学者针对辣椒的识别工作进行了相关研究。Ji 等^[9]针对绿色辣椒提出一种基于流形排序算法的目标识别方法,采用 SEEDS 算法构建增强图像的超像素块,利用流形排序检测目标,识别准确率达 83.6%。Li 等^[10]提出一种基于改进 YOLOv4-tiny 的绿色辣椒的识别算法,在原模型基础上引入自适应特征融合和特征注意力机制,最终 145 张测试集的平均精度(AP)达到 95.11%。Cong 等^[11]为保证对辣椒的生长过程进行动态监测,在 Mask R-CNN 的主干网络中引入 Swin Transformer 注意力机制,并利用 UNet3+对掩码分支进行改进,在复杂场景中的分割效果良好,识别的平均帧率(FPS)为 5。Nan 等^[12]以 YOLOv5l 作为基础模型,采用基于 NSGA-II 的剪枝算法,修剪后的模型平均精度均值降低了 0.973 个百分

点,但在识别速度方面与原模型相比具有显著优势。

综上,目前针对辣椒果实的识别已取得一定进展,但仍存在以下问题:当前进行识别工作的辣椒多为甜椒、彩椒及青椒等果实较大的目标,未有针对朝天椒等较小果实的识别研究;识别算法并没有充分考虑辣椒果实大小不同、光照条件不一、存在遮挡和重叠等情况,易造成错检、漏检^[13];用于辣椒果实识别的模型参数量较多^[14],训练环境要求较高^[15],部署至嵌入式设备难度较大^[16]。因此,本研究提出一种基于改进 YOLOv7 的朝天椒果实识别方法,设计了一种含有残差结构的 AM_F 模块,基于注意力机制改进得到 SAM_F、SE_ECA 模块,将这些模块融合于 YOLOv7 当中,并将 SPP_CSP 结构当中的 SPP 替换为 SPPF,以实现朝天椒果实识别速度和精度的同步提升以及模型的精简,为朝天椒果实智能采摘提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验数据

1.1.1 试验数据的采集 本研究所用图像采集于天津市宝坻区帐房鄆路天鹰椒繁育种基地,基地主要种植天鹰椒 161 和天鹰椒 162 两个辣椒品种,其中天鹰椒又名三鹰椒、三樱椒、朝天椒。图像采集设备为 Nikon D3100,设备的成像像素为 $4\ 608 \times 3\ 072$,图像分辨率为 300 dpi,为了便于目标识别模型的训练,将图像压缩至 640×640 像素,并保存为 JPG 格式^[17]。在采集图像的过程中,使用相机在朝天椒果实的顶部、侧面以及斜上方等进行不同角度的图像采集,共采集 1 513 张朝天椒果实图像,图像中包含不同遮挡度、不同密集程度以及不同光照方向下的朝天椒目标。

1.1.2 数据标注 使用 MATLAB R2022b 的 Image Labeler 软件对朝天椒图像进行标注,如图 1 所示。ripe_pepper 和 unripe_pepper 是朝天椒果实的两个类别标签,利用矩形框对朝天椒果实目标进行标注,标注完成后点击 Export,导出至工作区,标注文件的存储格式为 mat。

1.1.3 数据增强 为增加训练数据样本的数量和多样性,增强其鲁棒性^[18],使建立的模型能够更好地应对各种图像变化,并提高对新样本的适应能力,采用对比度变换、色调变换、饱和度变换、亮度变换、噪声扰动、翻转变换、尺度变换等随机混合增强的方式对朝天椒果实图像数据集进行扩充^[19],如图 2 所示。经过数据增强,总共获得 6 052 张图像,按照 8 : 1 : 1 的比例对数据

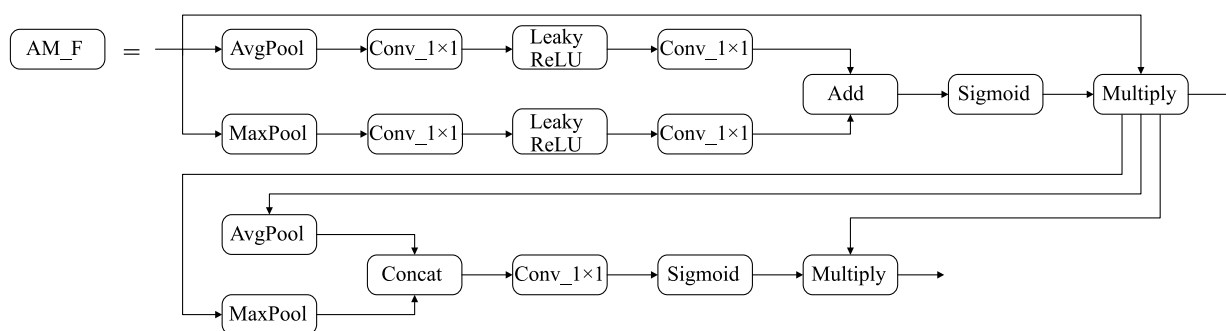


图3 本研究设计的 AM_F 模块的结构

Fig.3 Structure of the AM_F module designed in this study

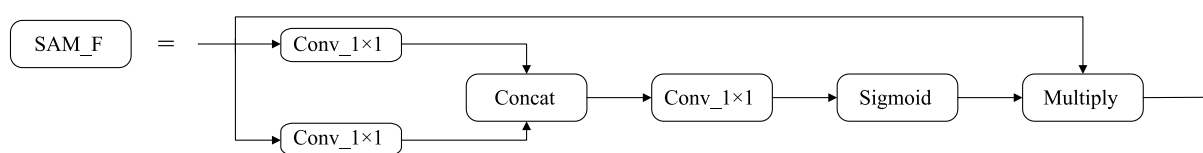


图4 本研究改进设计的 SAM_F 模块的结构

Fig.4 Structure of the improved SAM_F module in this study

1.2.2.3 SE_ECA 模块设计 基于 SE 和 ECA 注意力机制的结构和原理,本研究设计了一种 SE_ECA 模块,如图 5 所示。SE 对输入的特征图像信息进行全局池化,接着通过全连接层以及激活函数层进行通道数的降低与恢复,最后通过 Sigmoid 层获得权重,并用乘法操作将权重信息加权到各个通道的特征上。ECA 在全局池化层之后没有采用全连接层,而是利用 1×1 卷积层进行各通道信息之间的交互,

使其参数变小,并具有良好的跨通道信息捕捉能力^[28]。综合 SE 和 ECA 两者的优势,SE_ECA 模块首先对输入特征图像信息进行平均池化操作,之后采用 3×3 卷积操作,提高跨通道信息交互的效率,再通过 Sigmoid 层获取特征图像的各个通道的权重^[29],并将权重通过乘法操作加权到各个通道的特征上,使网络模型对权重大的通道进行重点关注,对权重较小的通道进行抑制。

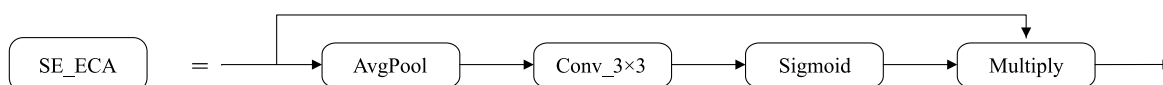


图5 本研究设计的 SE_ECA 模块的结构

Fig.5 Structure of the improved SE_ECA module in this study

1.2.2.4 SPPF_CSP 模块设计 采用 SPPF 结构^[30]代替颈部网络 SPP_CSP 模块中的 SPP 结构,组成 SPPF_CSP 模块,如图 6 所示。SPPF_CSP 的输入特征信息尺寸为 $20\times 20\times 1\,024$,经过 SPPF 结构第 2 条分支串行的两个 5×5 最大池化层的输出值与 SPP 结构 9×9 最大池化层的计算结果是相同的,经过 3 个串行连接的 5×5 最大池化层的输出值等同于 SPP 结构 13×13 最大池化层的输出值。SPPF 结构在整个池化过程中只采用 5×5 池化核,而且每次池化操作后的结果均作为下一次池化的输入信息,这种结构设计实现了计算量的精简以及计算速度的提升。

1.2.3 YOLOv7-F 模型 上述设计的各个模块融合

到 YOLOv7 模型中,构成 YOLOv7-F 模型,如图 7 所示。首先,将 AM_F 模块融合在主干网络特征提取的前期阶段,重点对通道信息进行关注。其次,将 SAM_F 模块融合在主干网络的 ELAN_2C 和 ELAN_C 结构中,取代其第一条分支中的部分 CBS 模块,得到 2C_F/C_F 结构,如图 8 所示。接着将 SE_ECA 模块融合在颈部网络的 ELAN_C/2 结构中,取代其第一条分支中的部分 CBS 模块,并简化进行通道方向组合的部分分支,得到 C/2_F 结构,如图 9 所示。最后将 SPP_CSP 中的 SPP 结构替换为 SPPF 结构,实现参数计算量的缩减和特征信息运算速度的提升。

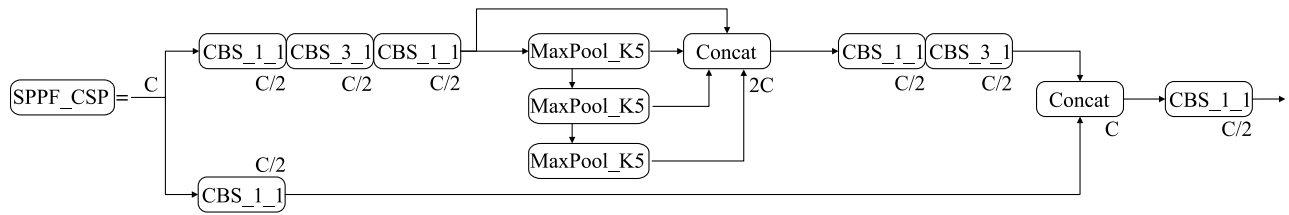


图 6 本研究设计的 SPPF_CSP 模块的结构

Fig.6 Structure of the SPPF_CSP module designed in this study

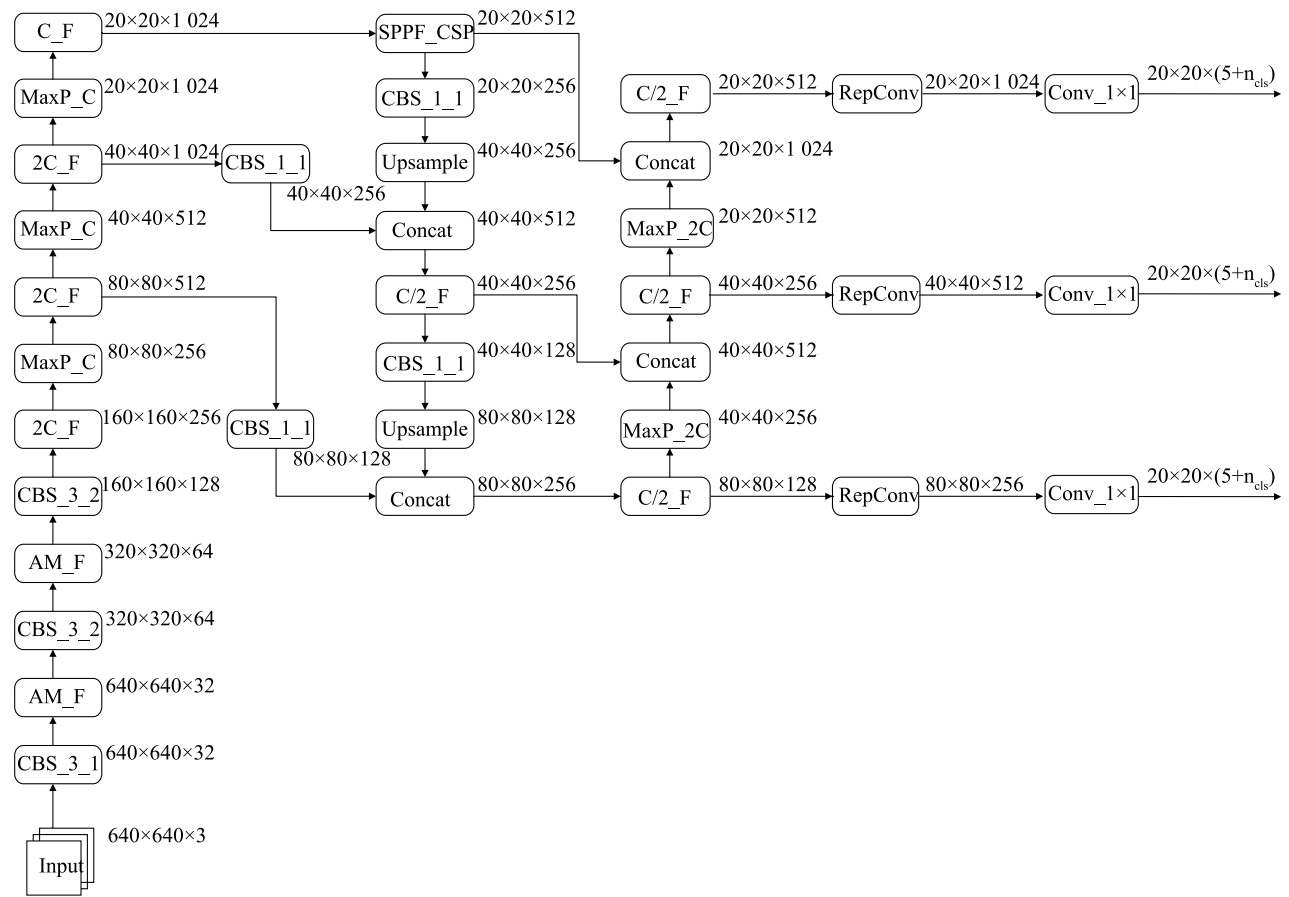


图 7 本研究改进后的 YOLOv7-F 模型

Fig.7 The improved YOLOv7-F model in this study

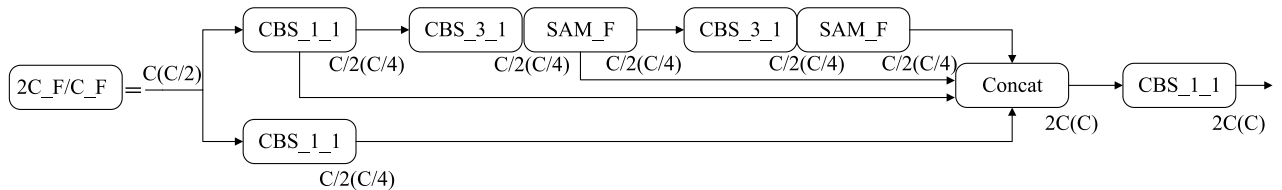


图 8 2C_F/C_F 结构

Fig.8 2C_F/C_F structure

1.2.4 试验平台 识别模型运行环境的硬件平台采用的处理器型号为英特尔 E5-2650v4, 显卡型号为英伟达 RTX 2080Ti, 内存为 DDR4 64 GB。软件

平台采用 MATLAB R2022b, 在此基础上安装 Computer Vision Toolbox、Deep Learning Toolbox、MATLAB Coder Interface for Deep Learning Libraries 等深

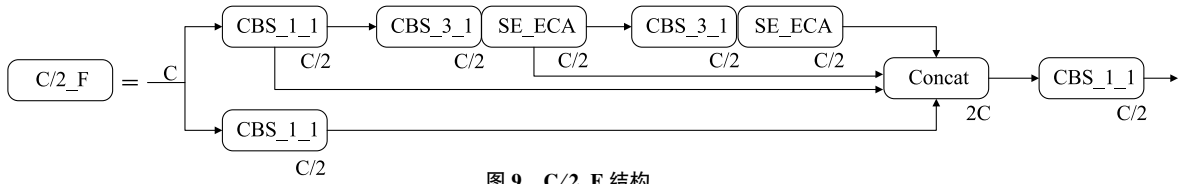


图 9 C/2_F 结构

Fig.9 C/2_F structure

度学习运算构架。YOLOv7-F 模型训练的轮数设置为 80, 每轮训练的 batch size 设置为 4, 学习率设置为 0.000 1, 惩罚阈值设置为 0.5。

1.2.5 评价指标 为了对朝天椒果实识别模型的识别效果进行直观评价, 本研究主要采用平均精度均值 (mAP)、识别时间、准确率和召回率的加权调和平均值 ($F1$) 得分以及模型大小作为朝天椒果实识别效果的评价指标。

以识别朝天椒果实为例, 将成熟朝天椒果实为正样本, 未成熟朝天椒果实为负样本, TP 代表正样本被预测为正样本, 即成熟朝天椒果实被识别为成熟, FP 代表负样本被预测为正样本, 即未成熟朝天椒果实被识别为成熟, FN 代表正样本被预测为负样本, 即成熟朝天椒果实被识别为未成熟。

$F1$ 得分的计算方法如公式 (1) 所示, $F1$ 是准确率 (Precision) 和召回率 (Recall) 的加权调和平均值, 它同时考虑准确率和召回率, 为两者提供一个综合的度量。其中准确率 (P) 的计算方法如公式 (2) 所示, 代表预测为正的样本中有多少为真正的正样本, 召回率 (R) 的计算方法如公式 (3) 所示, 代表真正的正样本有多少样本被预测为正。

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (1)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

AP (Average Precision) 的计算方法如公式 (4) 所示, AP 代表准确率、召回率与坐标轴所围绕图像的面积。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (4)$$

平均精度均值 (mAP) 的计算方法如公式 (5) 所示, 对模型在目标的不同类别上的表现进行综合考虑, 通过对每个类别的平均精度 (AP) 取均值而得出。

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (5)$$

2 结果与分析

2.1 有无遮挡情况下的识别

在朝天椒的生长环境中, 不可避免地会出现遮挡的现象, 增加目标识别的难度, 因此, 本研究对朝天椒果实有无遮挡情况下进行试验, 识别效果如图 10 所示。当不存在遮挡现象时, YOLOv7 和 YOLOv7-F 均可以完成对朝天椒果实的识别任务, 但 YOLOv7-F 识别的目标框更加接近于朝天椒果实的真实轮廓; 当存在遮挡现象时, YOLOv7 丢失了部分目标的轮廓信息, 出现漏检的情况, 如图中实线圆圈所示。

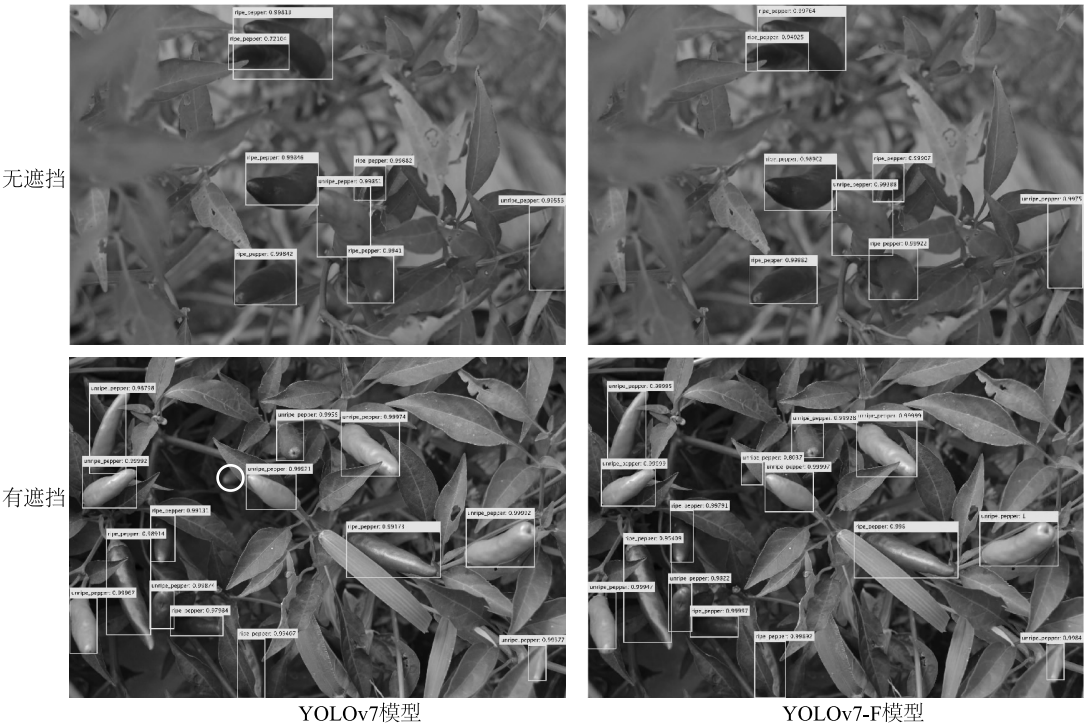
2.2 不同密集程度下的识别

当一张图像中的朝天椒果实数量比较少时, 在模型训练过程中特征提取难度相对较低, 识别效果也比较好。当朝天椒果实数量比较多时, 特征提取难度相对较高, 识别难度较大, 容易出现漏检或者错检的现象。因此, 本研究对不同密集程度的朝天椒果实进行识别对比试验, 识别效果如图 11 所示。当图像中存在两个朝天椒果实时, YOLOv7 和 YOLOv7-F 均能准确识别; 当图像中存在多个朝天椒果实时, 由于对目标特征提取的不充分性, 加上背景颜色的干扰, YOLOv7 除了出现漏检现象, 如图中细线圆圈所示, 还存在错检的现象, 如图中粗线圆圈所示。

2.3 不同光照方向的对比试验

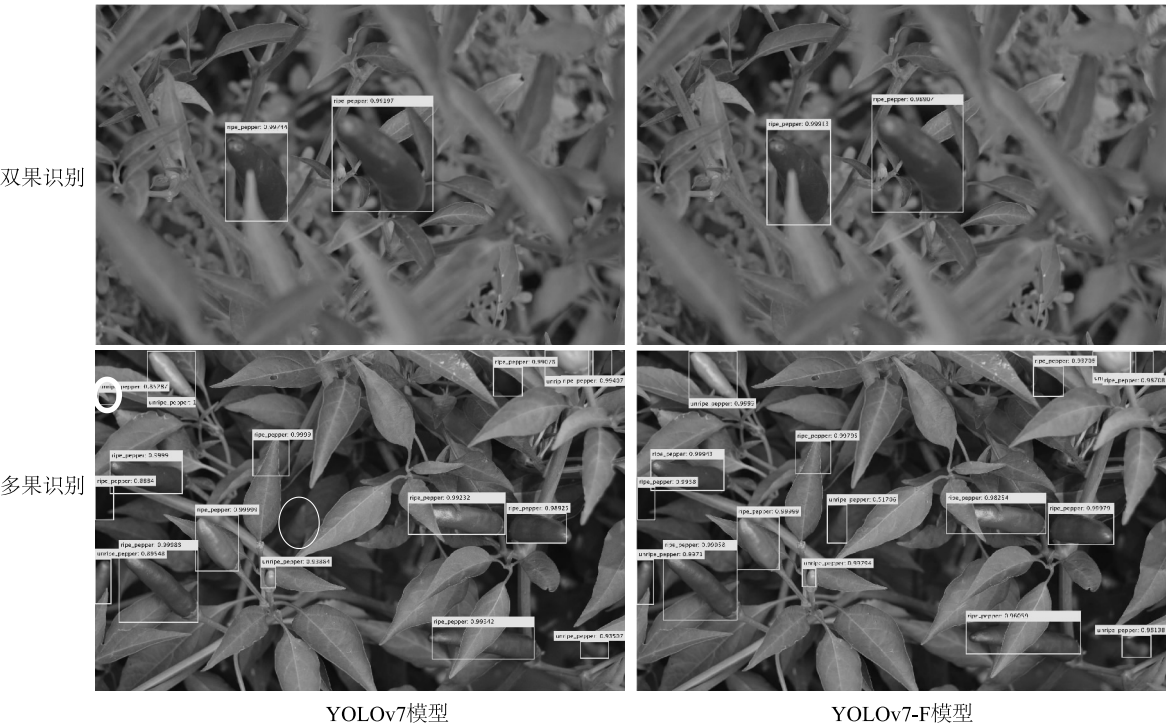
在不同光照方向下, 朝天椒果实的明暗程度存在一定的差异。顺光方向下, 朝天椒果实的亮度较强, 识别效果受环境背景影响较大; 逆光方向下, 朝天椒果实的亮度较弱, 特征纹理信息的清晰度较低。因此, 本研究对不同光照方向下的朝天椒果实进行识别对比试验, 识别效果如图 12 所示。顺光方向下, YOLOv7 出现错检和重检的现象, 如图中粗线圆圈和细线圆圈所示, 尽管 YOLOv7-F 将 YOLOv7 错检的朝天椒果实实现正确识别, 但识别框距离真实的朝天椒果实轮廓有一定的差距, 主要是因为顺光方向下, 叶子的颜色对朝天椒果实的正确识别造成较大干扰;

逆光方向下,由于枝叶遮挡以及环境背景的干扰, YOLOv7 出现漏检现象,如图中五角星所示。



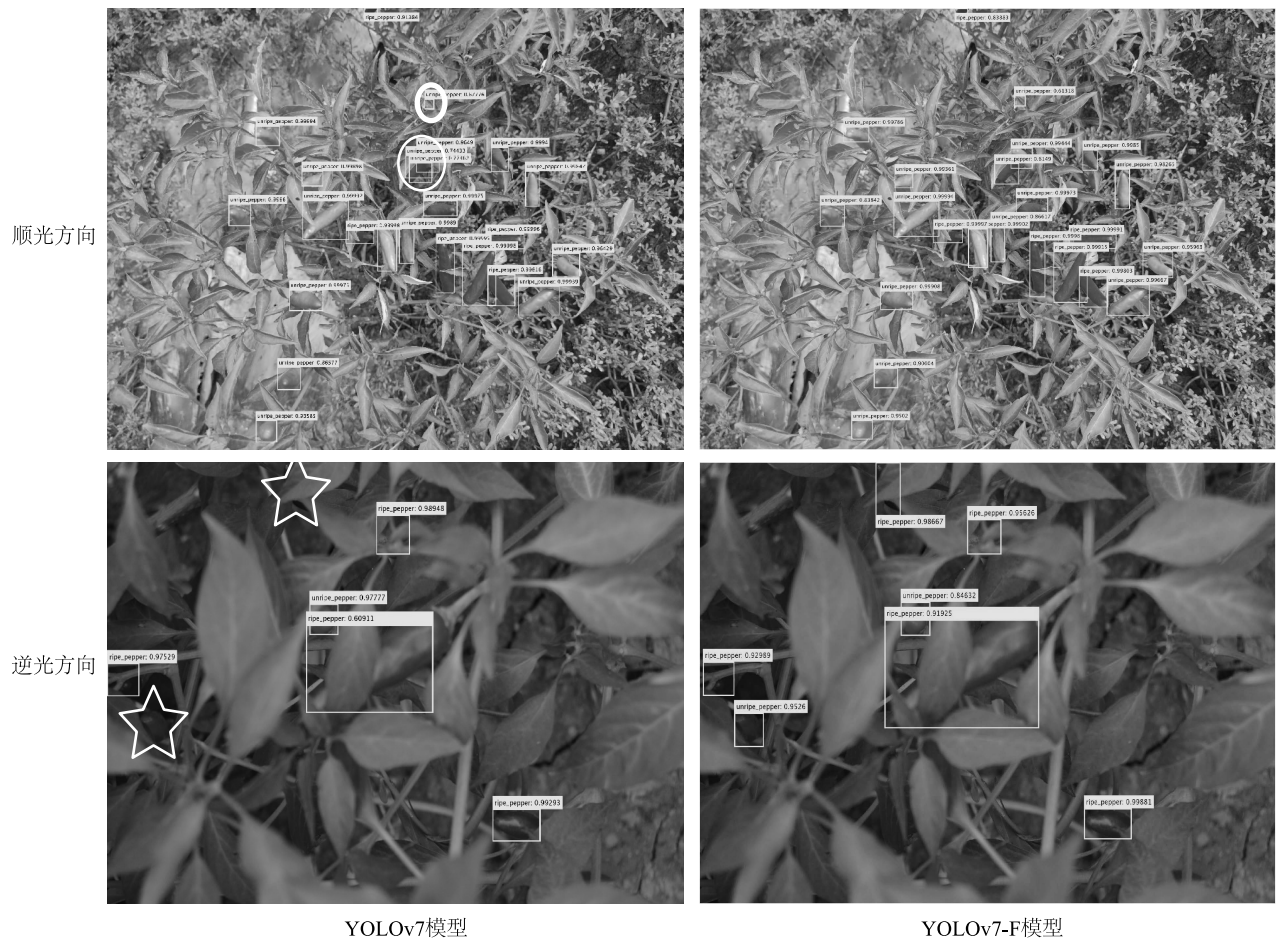
实线圆圈代表漏检。
图 10 有无遮挡情况下的识别效果

Fig.10 Recognition effects with or without occlusion



粗圆圈代表错检,细圆圈代表漏检。
图 11 不同密集程度下的识别效果

Fig.11 Recognition effects under different densities



细圆圈代表重检,粗圆圈代表错检,五角星代表漏检。

图 12 不同光照方向下的识别效果

Fig.12 Recognition effects under different light directions

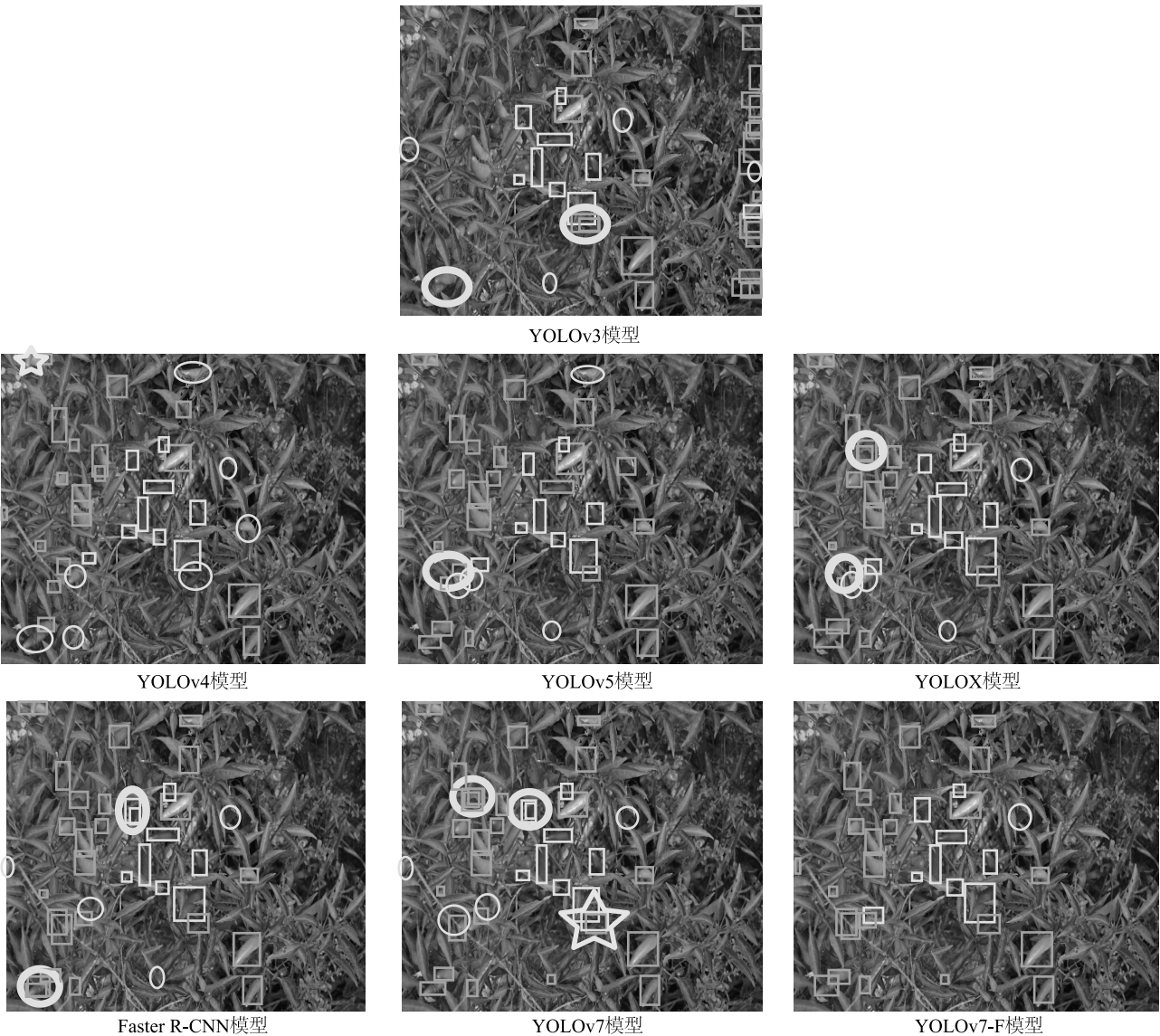
2.4 不同模型的识别性能

对 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5、YOLOX、Faster R-CNN、YOLOv7、YOLOv7-F 模型进行识别对比试验,识别效果如图 13 所示,YOLOv3 模型存在漏检和重检现象;YOLOv4 模型漏检的个数较多,同时还存在错检现象;YOLOv5 模型和 YOLOX 模型存在漏检和重检现象;Faster R-CNN 模型和 YOLOv7 模型存在漏检现象以及对红色和绿色朝天椒果实重检现象,YOLOv7 模型还存在错检现象;YOLOv7-F 模型尽管也存在漏检现象,但与其他 6 种模型相比,识别效果明显提升。由基于不同识别模型的精确率和召回率(PR)曲线图(图 14)也可以看出,对比其他 6 种模型,YOLOv7-F 模型的识别精度最优。由表 1 可以得出,与 YOLOv7 模型相比,YOLOv7-F 模型平均精度均值提升 1.06 个百分点,识别时间加快 23.4 ms, $F1$ 得分提高 0.0041 分,模型大小也减少 77.94 MB。尽管 Faster R-CNN 模型的平均精

度均值与 YOLOv7-F 模型接近,但其识别速度逊色于 YOLOv7-F 模型。此外,与 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5、YOLOX 模型相比,YOLOv7-F 模型在平均精度均值、识别时间、 $F1$ 得分以及模型大小方面都位于领先地位。

3 结论

本研究提出了一种基于改进 YOLOv7 的朝天椒果实识别方法,设计了 AM_F、SAM_F、SE_ECA、SP-PP_CSP 模块,并将其融合到 YOLOv7 模型中得到 YOLOv7_F 模型。试验结果表明,与 YOLOv7 模型相比,YOLOv7-F 模型可以实现对朝天椒果实识别精度和速度的同步提升;与其他主流模型的识别效果相比,YOLOv7-F 在平均精度均值、识别时间、 $F1$ 得分以及模型大小等方面均位于领先地位,可以实现对朝天椒果实的有效识别,为朝天椒果实的智能采摘提供了技术支撑。



粗圆圈代表重检,五角星代表错检,细圆圈代表漏检。
图 13 不同模型的识别效果

Fig.13 Recognition effects of different models

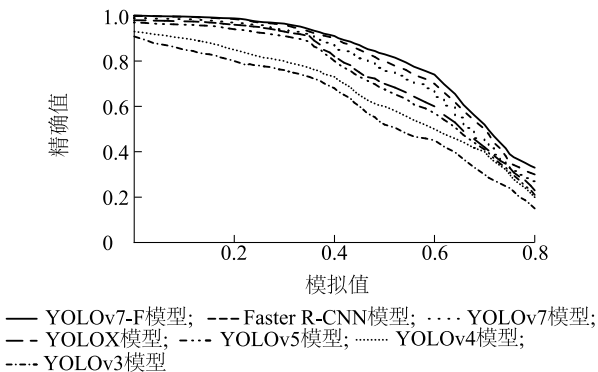


图 14 基于不同识别模型的精确率和召回率 (PR) 曲线
Fig.14 Precision and Recall (PR) curves based on different recognition models

表 1 不同模型的性能对比				
Table 1 Performance comparison of different models				
模型	平均精度均值 (%)	识别时间 (ms)	F1 得分	模型大小 (MB)
YOLOv7	79.01	784.5	0.613 8	218.13
YOLOv7-F	80.07	761.1	0.617 9	140.19
Faster R-CNN	79.70	876.4	0.617 1	219.50
YOLOX	79.19	821.0	0.616 2	218.80
YOLOv5	58.42	806.9	0.516 8	190.43
YOLOv4	60.27	811.4	0.559 0	225.28
YOLOv3	76.04	805.3	0.604 7	226.62

参考文献:

- [1] 王立浩,张宝玺,张正海,等. “十三五”我国辣椒育种研究进展、产业现状及展望[J]. 中国蔬菜,2021(2):21-29.
- [2] 乔立娟,赵帮宏,宗义湘,等. 我国辣椒产业发展现状、趋势及对策[J]. 中国蔬菜,2023(11):9-15.
- [3] 王海楠,弋景刚,张秀花. 番茄采摘机器人识别与定位技术研究进展[J]. 中国农机化学报,2020,41(5):188-196.
- [4] SANTOS T T, DE SOUZA L L, DOS SANTOS A A, et al. Grape detection, segmentation and tracking using deep neural networks and three-dimensional association[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,170:105247.
- [5] 杨 坚,钱 振,张燕军,等.采用改进 YOLOv4-tiny 的复杂环境下番茄实时识别[J]. 农业工程学报,2022,38(9):215-221.
- [6] HE Z X, KARKEE M, ZHANG Q. Detecting and localizing strawberry centers for robotic harvesting in field environment[J]. IFAC-PapersOnLine,2022,55(32):30-35.
- [7] 张楠楠,张 晓,白铁成,等. 基于 CBAM-YOLO v7 的自然环境下棉叶病虫害识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(S1):239-244.
- [8] 王金星,马 博,王 震,等. 基于改进 Mask R-CNN 的苹果园害虫识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(6):253-263,360.
- [9] JI W, GAO X X, XU B, et al. Target recognition method of green pepper harvesting robot based on manifold ranking[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,177:105663.
- [10] LI X, PAN J D, XIE F P, et al. Fast and accurate green pepper detection in complex backgrounds via an improved YOLOv4-tiny model[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2021,191:106503.
- [11] CONG P C, LI S D, ZHOU J C, et al. Research on instance segmentation algorithm of greenhouse sweet pepper detection based on improved mask RCNN[J]. Agronomy,2023,13(1):196.
- [12] NAN Y L, ZHANG H C, ZENG Y, et al. Faster and accurate green pepper detection using NSGA-II-based pruned YOLOv5l in the field environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2023,205:107563.
- [13] LI T H, SUN M, HE Q H, et al. Tomato recognition and location algorithm based on improved YOLOv5[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2023,208:107759.
- [14] MENG F, LI J, ZHANG Y, et al. Transforming unmanned pineapple picking with spatio-temporal convolutional neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2023,214:108298.
- [15] 李 恒,南新元,高丙朋,等. 一种基于 GhostNet 的绿色类圆果实识别方法[J]. 江苏农业学报,2023,39(3):724-731.
- [16] ZHU W D, SUN J, WANG S M, et al. Segmentation and recognition of filed sweet pepper based on improved self-attention convolutional neural networks[J]. Multimedia Systems,2023,29(1):223-234.
- [17] ZHONG S, XU W, ZHANG T, et al. Identification and Depth Localization of Clustered Pod Pepper Based on Improved Faster R-CNN[J]. IEEE Access,2022,10:93615-93625.
- [18] LI D, SUN X, LV S, et al. A novel approach for the 3D localization of branch picking points based on deep learning applied to longan harvesting UAVs[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,199:107191.
- [19] 翟先一,魏鸿磊,韩美奇,等. 基于改进 YOLO 卷积神经网络的水下海参检测[J]. 江苏农业学报,2023,39(7):1543-1553.
- [20] 王 昱,姚兴智,李 斌,等. 基于改进 YOLO v7-tiny 的甜椒畸形果识别算法[J]. 农业机械学报,2023,54(11):236-246.
- [21] FU L, DUAN J, ZOU X, et al. Banana detection based on color and texture features in the natural environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2019,167:105057.
- [22] FANG W, WANG L, REN P. Tinier-YOLO: a real-time object detection method for constrained environments[J]. IEEE Access,2019,8:1935-1944.
- [23] PARK K, HONG Y K, KIM G H, et al. Classification of apple leaf conditions in hyper-spectral images for diagnosis of Marssonina blotch using m RMR and deep neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2018,148:179-187.
- [24] 刘思幸,李 爽,缪 宏,等. 基于 YOLOv3 不同场景辣椒采摘机器人识别定位研究[J]. 农机化研究,2024,46(2):38-43.
- [25] WU F, DUAN J, AI P, et al. Rachis detection and three-dimensional localization of cut off point for vision-based banana robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,198:107079.
- [26] JIN Y, YU C, YIN J, et al. Detection method for table grape ears and stems based on a far-close-range combined vision system and hand-eye-coordinated picking test[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,202:107364.
- [27] BAI Y H, MAO S H, ZHOU J, et al. Clustered tomato detection and picking point location using machine learning-aided image analysis for automatic robotic harvesting[J]. Precision Agriculture,2023,24(2):727-743.
- [28] ZHAI S, SHANG D, WANG S, et al. DF-SSD: An improved SSD object detection algorithm based on Dense Net and feature fusion[J]. IEEE Access,2020,8:24344-24357.
- [29] 原 昊. 基于深度学习的彩椒识别和定位技术研究[D]. 泰安:山东农业大学,2023.
- [30] 储 鑫,李 祥,罗 斌,等. 基于改进 YOLOv4 算法的番茄叶部病害识别方法[J]. 江苏农业学报,2023,39(5):1199-1208.

(责任编辑:黄克玲)