doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.049

基于改进 YOLO v7 的番茄黄化曲叶病毒病分级检测方法

杨　玮[1]　伏冬朔[1,2]　吴龙起[1,2]　李民赞[1]　张焕春[2,3]　夏秀波[2,3]

（1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室，北京 100083；
2. 烟台市农业科学研究院，烟台 265500；3. 烟台市智慧农业研究中心，烟台 265500）

摘要：为解决自然环境下人肉眼鉴定发病番茄植株效率低、主观性强的问题，提出一种基于改进 YOLO v7 的番茄黄化曲叶病毒病分级检测模型，分别对轻度、中度、重度发病植株进行检测。模型在主干网络中引入了 DCN 模块，以加强对复杂病变区域的感知能力；同时，Pconv 模块替换主干网络中部分普通卷积，以更高效地提取空间特征，降低冗余计算和内存访问；在检测头中引入 SimSPPF 模块，极大地减少浮点运算量，提高感受野，增强特征提取能力。经测试，改进 YOLO v7 模型对轻度发病、中度发病、重度发病番茄植株检测的平均精度分别为 97.5%、92.1% 和 93.6%。改进模型平均精度均值为 95.0%，较原模型提升 0.8 个百分点，参数量减少 8.2×10^5，浮点运算量减少 2.7×10^{10}，模型内存占用量减少 15.7 MB，在保证检测精度的同时减小模型体量。与 Faster R－CNN、YOLOX、YOLO v5l、YOLO v8m 模型相比，平均精度均值分别提高 11.2、5.7、1.4、8.7 个百分点。试验结果表明，该模型能够实现对番茄黄化曲叶病毒病的分级检测识别，为实现番茄种植智能化提供支持。

关键词：深度学习；番茄黄化曲叶病毒病；目标检测；YOLO v7；病害检测

中图分类号：TP391.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)06-0527-08　　**OSID**：

Tomato Yellow Leaf Curl Virus Disease Grading Detection Method Based on Improved YOLO v7

YANG Wei[1]　FU Dongshuo[1,2]　WU Longqi[1,2]　LI Minzan[1]　ZHANG Huanchun[2,3]　XIA Xiubo[2,3]

(1. *Key Laboratory of Smart Agriculture Systems*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Yantai Academy of Agricultural Sciences*, *Yantai* 265500, *China*
3. *Yantai Smart Agriculture Research Center*, *Yantai* 265500, *China*)

Abstract: Aiming to solve the problem of low efficiency and strong subjectivity in human visual identification of diseased tomato plants in natural environments, a tomato yellow leaf curl virus disease grading detection model based on improved YOLO v7 was proposed to detect mild, moderate, and severe diseased plants. The model perception of complex lesion areas was enhanced by introducing DCN modules into the backbone network. Furthermore, some ordinary convolutions were replaced by Pconv modules in the main network to more efficiently extract spatial features and reduce redundant calculations and memory access. A SimSPPF module was introduced into the detection head to reduce the amount of computation, increase the receptive field, and enhance feature extraction capabilities. After testing, the average precision of the improved YOLO v7 model for mildly infected, moderately infected and severely infected tomato plants was 97.5%, 92.1% and 93.6%, respectively. The improved YOLO v7 model showed a mean average precision of 95.0%, which was 0.8 percentage points higher than that of the original model. The number of parameters was reduced by 8.2×10^5, the number of floating-point operations was reduced by 2.7×10^{10}, and the model memory usage was reduced by 15.7 MB. The size of the model was reduced while ensuring detection accuracy. Compared with Faster R－CNN, YOLOX, YOLO v5l, and YOLO v8m models, the mean average precision was increased by 11.2, 5.7, 1.4, and

收稿日期：2024－03－18　修回日期：2024－05－22

基金项目：国家重点研发计划项目(2021YFD2000103)

作者简介：杨玮(1981—)，女，副教授，主要从事精细农业系统集成研究，E-mail：cauyw@cau.edu.cn

通信作者：夏秀波(1980—)，男，高级农艺师，主要从事蔬菜智能化生产研究，E-mail：xiuboxia@163.com

8.7 percentage points, respectively. The experimental results demonstrated that the model can achieve graded detection and identification of tomato yellow leaf curl virus disease, providing support for the intelligentization of tomato cultivation.

Key words: deep learning; tomato yellow leaf curl virus disease; object detection; YOLO v7; disease detection

0 引言

番茄黄化曲叶病毒病是番茄生产中的一种毁灭性病害,主要通过携带番茄黄化曲叶病毒(Tomato yellow leaf curl virus, TYLCV)的烟粉虱进行传播[1],在全球各地均有分布,一旦发病,迅速蔓延,危害严重[2]。因此,及早发现并及时防控是减少损失的有效方式之一。在传统农业生产中病虫害的发现主要靠人的肉眼进行识别,但效率低、成本高,且有一定的主观性[3]。基于机器视觉的目标检测在各行业中逐步应用[4],尤其在病虫害识别方面,图像识别已开始逐步替代传统方法,且该方法具备可移植性强、时效性高、精确率高、成本低、使用简单等优点[5]。

近年来兴起的基于深度学习的图像识别算法在农作物病虫害识别中取得了显著成效。作物病害的检测模型一般被部署到无人机[6]、移动机器人[7]等移动端,便于实时识别、精准农艺操作和靶向用药。因此,病虫害检测模型既要检测速度快、准确率高,又要体量小以便部署到移动设备上。彭红星等[8]在 ShuffleNetV2 模型中加入注意力机制模块 SimAM,同时用 Hardswish 激活函数替换 ReLU 激活函数,准确率提高 6.6 个百分点,参数量仅为 1.29×10^6,但由于识别病害种类较多,对部分病害的检测效果较差;王卫星等[9]使用 GHosNet 替换 YOLO v4 的主干网络,并且融合 CBAM 注意力机制改进 YOLO v4,改进模型内存占用量缩小 84%;崔金荣等[10]使用 CA 模块改进 MobileNetV3,并且加入 SVM 多分类器,模型准确率达到 97.12%,但存在检测时间长的问题;QI 等[11]在 YOLO v5 网络模型中引入 SE 注意力机制[12],预测精度达到 91.07%,比原模型提高 8.91 个百分点,但没有探讨对于初步发病植株的检测效果;LI 等[13]提出了一种新的卷积神经网络 RegNet,用于识别复杂背景下的 5 种苹果病害叶片,识别准确率达 99.23%,且该网络保证了自身的轻量化。但识别目标是单个叶片,不适用于田间检测;BAO 等[14]在 YOLO v5 主干网络增加 RFB 模块[15],同时在颈部网络加入二维混合注意模块(DDMA)。与 YOLO v5 原网络相比,该方法对茶叶枯萎病的检测 mAP@0.5 提高 3.8 个百分点,召回率提高 6.5 个百分点,但没有保证检测的实时性;ZHU 等[16]利用轻量级 ShuffleNet,引入 CA 坐标注意力模块识别苹果叶片病害,用 SIoU 损失函数代替 CIoU 损失函数,精度达到 95.5%,检测速度为 625 f/s,但主要应用于单个叶片的识别。同时自然环境下作物叶部的病虫害的检测面临着叶片、枝杈和果实等遮挡[17],背景较为复杂,不易识别;并且光照强度变化也会对采集到的图像数据产生很大影响[18]。

目前针对作物叶部病害识别的研究主要集中于叶斑病、早疫病和晚疫病等[19-23]在叶片上具有明显病斑的病害,但对于无明显病斑的番茄黄化曲叶病毒病的研究较少[24]。本研究在温室自然条件下采集不同发病时期的番茄叶片图像,以 YOLO v7 为基础,对模型进行优化,利用不同发病程度的番茄叶片图像进行训练学习,以期为设施番茄黄化曲叶病毒病的自动识别和精准施药提供理论和技术支持。

1 数据获取与处理

1.1 数据集采集

番茄黄化曲叶病毒病图像数据于 2023 年 4—6 月在烟台市农业科学研究院温室采集,采集时间段为 14:00—17:00,设备为 iPhone 13 智能终端。为保证采集样本的多样性,试验采集了包括不同光线明暗、不同光照角度、各种天气状况等因素图像共 650 幅,图像分辨率为 3 000 像素 ×4 000 像素,格式为 jpg。

1.2 番茄黄化曲叶病毒病分级

参照行业标准 NY/T 3081—2017《番茄抗番茄黄化曲叶病毒鉴定技术规程》中的病情级别划分标准,将番茄感染黄化曲叶病毒叶片划分为正常(Normal)、轻度(Mild)、中度(Moderate)、重度(Heavy)4 类。具体分类标准如表 1 所示。

1.3 数据扩增与标注

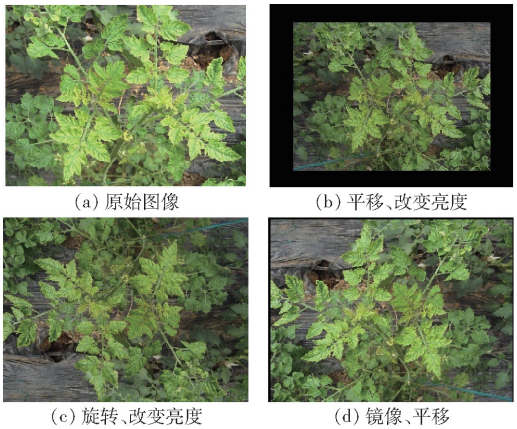
为了防止图像数量过少产生过拟合现象[25],试验通过改变亮度、镜像、旋转、平移、锐化等方式对图像进行增强扩充,如图 1 所示。在经过数据扩增后,部分图像经平移变换后会导致目标缺失,扩增后图像经过筛选剩余 1 909 幅,如表 2 所示。

按照制定的分类标准,采用Labelimg数据标注

表 1　番茄黄化曲叶病毒病级别划分标准

Tab. 1　Tomato yellow leaf curl virus disease severity classification criteria

病情分级	症状描述	检测分类
0	叶片无明显症状	正常
1	顶端叶片边缘轻微黄化或卷曲	轻度
2	少数叶片边缘或脉间轻度黄化、部分病叶轻微卷曲，顶端叶片变小	轻度
3	多数叶片边缘或脉间重度黄化、叶缘上翘，病叶卷曲、顶端叶片显著变小，植株轻度矮化	中度
4	整株叶片严重变小、黄化、上翘、卷曲，节间缩短，植株重度矮化，甚至停止生长	重度



(a) 原始图像　(b) 平移、改变亮度　(c) 旋转、改变亮度　(d) 镜像、平移

图 1　图像增强扩充

Fig. 1　Image augmentation

表 2　数据集图像构成

Tab. 2　Image composition of dataset

发病程度	扩充前图像数量	扩充后图像数量
轻度	193	853
中度	150	446
重度	307	610
总计	650	1 909

软件对图像进行标注，如图 2 所示。图像标注后生成相应的 xml 文件，其中包含标定框的位置信息及类别信息。运行脚本把 xml 格式的文件转换为 YOLO 网络训练所需的 txt 格式。最后按比例 8∶1∶1 将数据集分为训练集、测试集和验证集，用于模型的训练和测试工作。



图 2　标注界面

Fig. 2　Annotation interface

2　研究方法

2.1　改进 YOLO v7 模型

YOLO v7 模型框架主要由输入层、主干网络和检测头 3 部分构成。输入层负责将图像传进模型，同时对图像进行 Mosaic 数据增强；主干网络采用 CSPDarknet53，采用了跨阶段局部（Cross stage partial，CSP）连接结构，结合了 Darknet 的轻量级特点和 CSP 结构的信息传递能力，具有较强的特征提取能力，并且在保持计算效率的同时提高了网络的性能；检测头部分从主干网络提取的特征图中预测目标的位置和类别，将主干网络提取的特征进行特征融合，同时包含 3 个检测层，负责预测 3 个不同维度的特征，获取预测的种类及位置信息。

在温室番茄病害检测时，轻量化模型更容易在受限的移动设备上部署。因此，试验在 YOLO v7 模型的基础上，引入了可变形卷积神经网络（Deformable convolution nets，DCN）和部分卷积（Partial convolution，Pconv），并且在颈部网络替换进 SimSPPF 模块，在提升精度的同时降低了浮点运算量和模型内存占用量。改进模型结构如图 3 所示。

2.2　DCNv2

DCN 在采样时更加贴近物体本身的大小和形状，更具鲁棒性，但有可能会对无关区域进行提取。针对这一问题，DCNv2[26] 有助于更好地适应目标对象的形状变化，提高其关注相关图像区域的能力。试验把 YOLO v7 模型的 MP 和 ELAN 结构中的 3×3 卷积层替换为 DCNv2，以提高网络提取关键特征的能力，在少量增加参数量的同时显著提升模型的精度。替换 DCNv2 的具体位置见图 4。

2.3　Pconv

与其他网络相比，基于新型部分卷积的神经网络 FasterNet[27] 能够在不影响检测精度的同时，有更快的运行速度。普通卷积运算时浮点运算量为 $h \times w \times k^2 \times c^2$，而 Pconv 为 $h \times w \times k^2 \times c_p^2$（其中，$h$ 表示高度，w 表示宽度，k 表示卷积核尺寸，c、c_p 表示输入通道数）。c_p 为 c 的 1/4，因而 Pconv 的浮点运算量仅为普通卷积的 1/16。Pconv 结构如图 5 所示。

试验把 YOLO v7 模型的 MP－1 和 ELAN 结构中步长为 1 的 3×3 卷积层替换为 Pconv，在不牺牲精度的情况下大幅减少模型体量。替换为 Pconv 的具体位置见图 6。

2.4　SimSPPF

SimSPPF 简化了空间金字塔池化的过程，以提

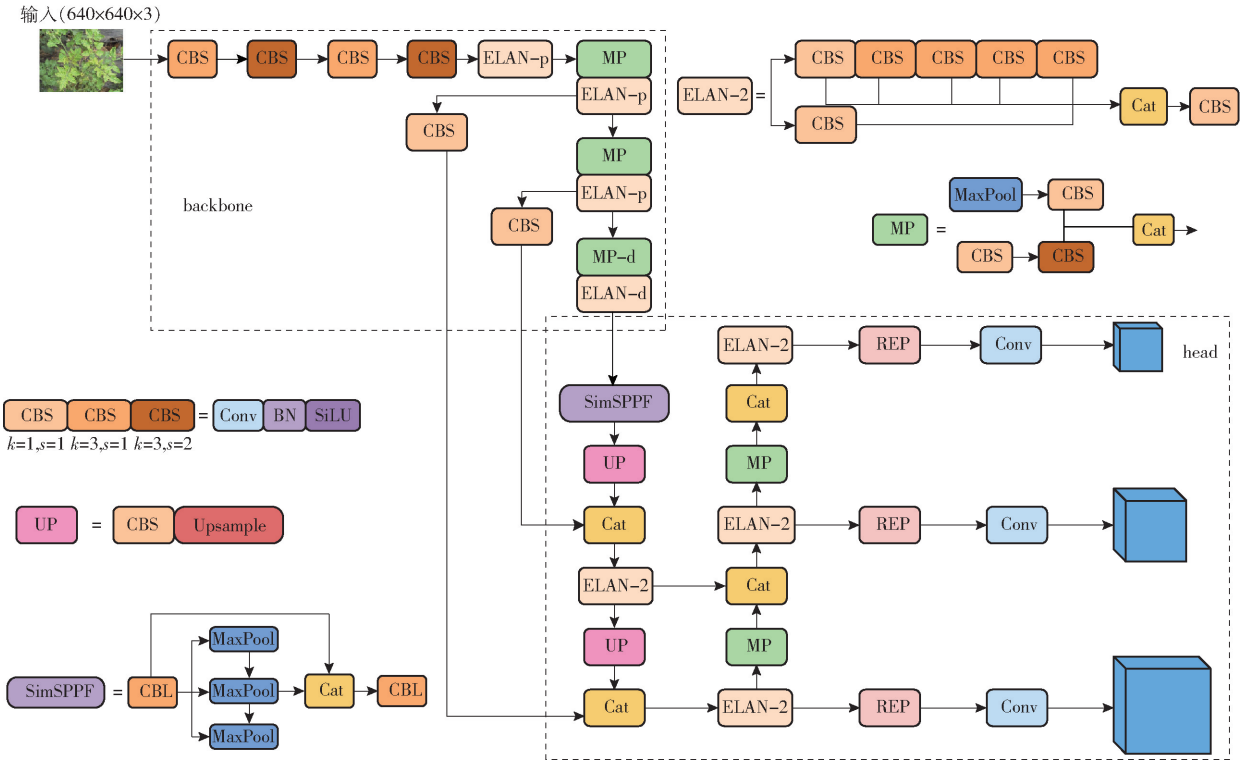


图 3 改进 YOLO v7 结构图

Fig. 3 Improved YOLO v7 structure diagram

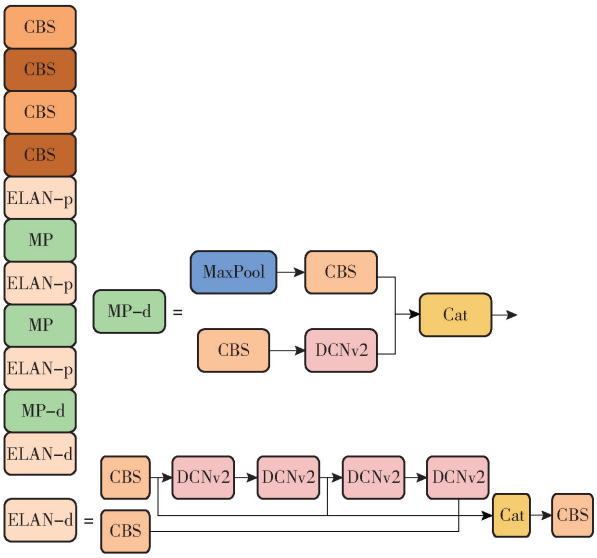


图 4 可变形卷积替换位置

Fig. 4 Deformable convolution improved position

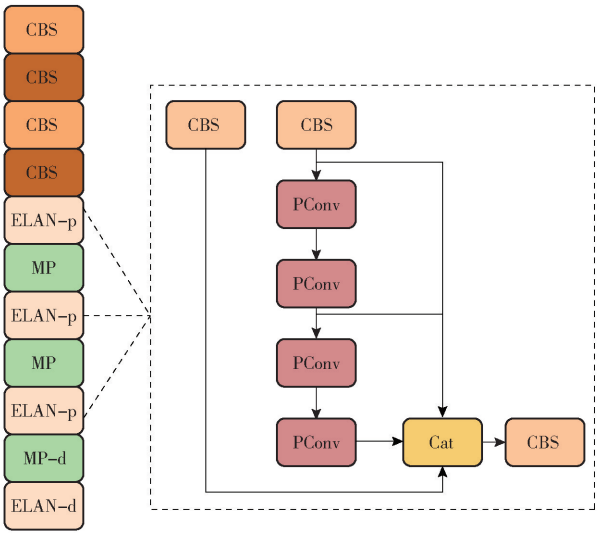


图 6 Pconv 替换位置

Fig. 6 Partical convolution improved position

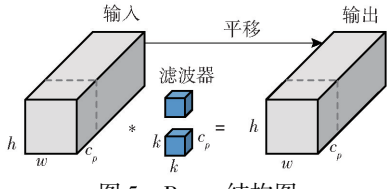


图 5 Pconv 结构图

Fig. 5 Pconv structure

高计算效率,其核心部分是多尺度空间金字塔池化(Multi-scale spatial pyramid pooling)。在这个模块中,输入特征图会经过多个不同尺度的空间金字塔池化操作,每个操作捕获不同尺度上的信息。其通常包括不同大小的池化窗口,以确保模型可以处理不同尺度的目标。通过捕捉输入特征图中的多尺度信息,并通过池化结果的融合和进一步处理来生成更丰富的特征表示。本文将 YOLO v7 模型中 SPPCSPC 模块替换为 SimSPPF 模块。图 7 为原 YOLO v7 中 SPPCSPC 模块结构,图 8 为替换后的 SimSPPF 结构。

2.5 评价指标

采用参数量、浮点运算量、模型内存占用量、精确率(Precision)、召回率(Recall)及平均精度均值(mean Average Precision,mAP)评估模型性能。

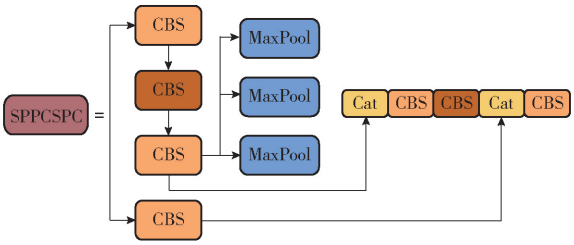


图 7　SPPCSPC 结构图

Fig. 7　SPPCSPC structure

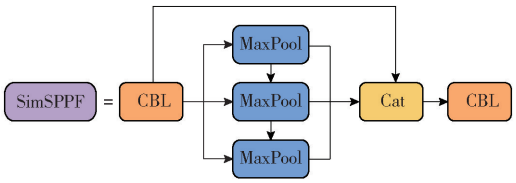


图 8　SimSPPF 结构图

Fig. 8　SimSPPF structure

对于每个目标类别，按照不同的置信度阈值生成一系列的精确率和召回率。通过改变置信度阈值，得到不同精确率和召回率的点，进而形成 P－R 曲线。P－R 曲线是一种在深度学习领域中用于评估分类模型性能的工具，曲线通过改变分类阈值，展示模型在不同阈值下的精确率和召回率之间的关系。对于每个类别，计算 P－R 曲线下的面积，即平均精度 AP（Average precision）。将所有类别的 AP 加起来，除以类别数，即得到 mAP。

2.6　模型训练环境

在 AutoDL 云服务器上进行模型训练和测试。具体环境信息见表 3。模型训练过程中设置图像输入尺寸为 640 像素 ×640 像素，批次大小设置为 8，进程设置为8，训练轮数为300，初始学习率设置为 0.01，使用随机梯度下降为优化器，学习率设置为 0.01，动量设置为 0.937。

表 3　软件和硬件信息

Tab. 3　Hardware and software environment information

配置名称	详细信息
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3080（10 GB）
CPU	Intel（R） Xeon（R） Platinum 8255C CPU@2.50 GHz
内存	40 GB
开发语言	Python 3.8
开发框架	Pytorch 1.11.0
操作系统	Ubuntu 20.04

3　结果与分析

3.1　模型对比结果

为验证本文模型对番茄黄化曲叶病毒病的检测性能，使用 Faster R－CNN、YOLOX、YOLO v5l、YOLO v7、YOLO v8m 模型对番茄病害数据集进行训练，结果如表 4 所示。由表 4 可知，YOLO v7 模型内存占用量为 71.3 MB，小于 Faster R－CNN、YOLOX 和 YOLO v5l，且精确率、召回率和 mAP 均优于上述模型。YOLO v8m 模型内存占用量较 YOLO v7 模型小 21.6 MB，但 mAP 比 YOLO v7 模型低 7.9 个百分点，综合对比 YOLO v7 模型表现效果最优，因此选择 YOLO v7 作为基准模型并对其进行改进。最终改进后 YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF 模型内存占用量为 55.6 MB，与 Faster R－CNN、YOLOX、YOLO v5l 和 YOLO v7 相比，模型内存占用量分别减少 52.4、41.2、37.2、15.7 MB，mAP 为 95.0%。

表 4　模型结果对比

Tab. 4　Comparison of model results

模型	模型内存占用量/MB	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%
Faster R－CNN	108.0	69.3	84.5	83.8
YOLOX	96.8	94.2	88.8	89.3
YOLO v5l	92.8	90.7	88.3	93.4
YOLO v7	71.3	94.9	91.3	94.2
YOLO v8m	49.7	92.1	83.7	86.3
YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF	55.6	95.0	92.6	95.0

3.2　模型消融试验

为进一步研究各改进模块对模型性能的影响，分别对不同的改进模型进行消融试验，以精确评估模型改进效果，结果如表 5 所示。

由表 5 可知，将颈部网络的 SPPCSPC 模块替换为 SimSPPF 模块后，与 YOLO v7 模型相比，参数量、浮点运算量和模型内存占用量分别降低 6×10^5、

表 5　消融试验结果

Tab. 5　Results of ablation experiment

模型	DCNv2	Pconv	SimSPPF	参数量	浮点运算量	模型内存占用量/MB	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%
YOLO v7	×	×	×	3.65×10^6	1.032×10^{11}	71.3	94.9	91.3	94.2
YOLO v7－DCN	√	×	×	3.69×10^6	9.970×10^{10}	72.0	93.8	93.0	94.8
YOLO v7－SimSPPF	×	×	√	3.05×10^6	9.840×10^{10}	59.8	93.9	91.5	94.4
YOLO v7－DCN－Pconv	√	√	×	3.43×10^6	8.100×10^{10}	67.2	96.6	90.4	95.6
YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF	√	√	√	2.83×10^6	7.620×10^{10}	55.6	95.0	92.6	95.0

注：√表示采用此模块，×表示不采用此模块。

4.8×10^9、11.5 MB，精确率和召回率略有减小，mAP 略有提升；利用 DCNv2 替换主干网络后的模型与原 YOLO v7 模型相比，浮点运算量和精确率略有减小，但参数量、模型内存占用量、召回率和 mAP 略有增加；在加入 DCNv2 的基础上，用 Pconv 替换主干网络 ELAN 结构中步长为 1 的 3×3 卷积层，参数量、计浮点运量和模型内存占用量下降 2.2×10^5、2.22×10^{10}和 4.1 MB，召回率下降 0.9 个百分点，而精确率、mAP 提高 1.7、1.4 个百分点；在加入 DCNv2、用 Pconv 替换的基础上，将颈部网络的 SPPCSPC 模块替换为 SimSPPF 模块后，参数量、浮点运算量和模型内存占用量分别降低 8.2×10^5、2.7×10^{10}和15.7 MB，精确率、召回率、mAP 分别提高 0.1、1.3、0.8 个百分点。通过消融试验选择了在精确率、召回率和 mAP 均有提升，且能显著减少模型内存占用量的 YOLO v7 -DCN - Pconv - SimSPPF 模型。不同改进模型的P - R曲线如图 9 所示。

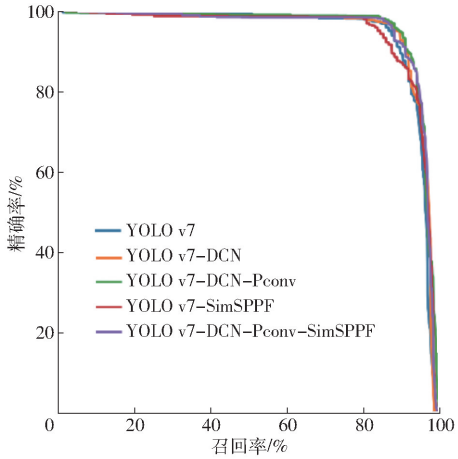


图 9 不同模型的 P - R 曲线

Fig. 9 P - R curve for different models

3.3 加入负样本对比

在深度学习中，负样本是指训练数据集中不属于所关注类别的样本。一个合理的负样本可以帮助模型更好地学习正类别的特征，提高模型的性能[28]。试验通过引入正常叶片作为负样本，使模型能够学习到正常状态下叶片的特征，有助于更准确地识别发病状态。图 10 为未引入负样本时 YOLO v7 - DCN - Pconv - SimSPPF 模型训练后得出的混淆矩阵，由图 10 可以看到，Mild 有 30% 被漏检；Moderate 有 11% 被漏检，1% 被误检为 Heavy；Heavy 有 4% 被漏检，漏检率较少。正常叶片与轻度发病叶片外观上较相似，因此在未标注正常叶片的情况下，大量轻度发病叶片被漏检。而中度发病与重度发病叶片与正常叶片的性状差异较大，因此模型训练过程中也易于学习和区分，故而这两种类别的漏检率明显少于轻度发病。

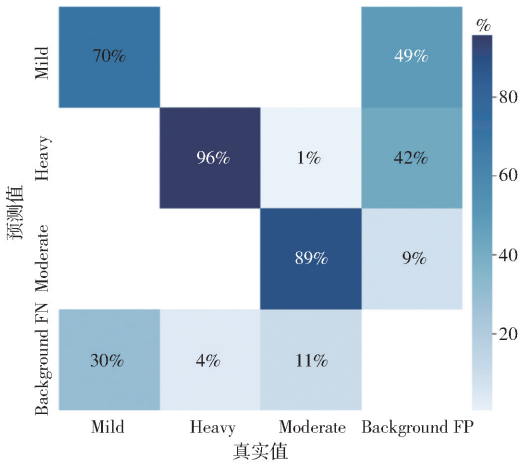


图 10 未引入负样本的混淆矩阵图

Fig. 10 Confusion matrix chart without negative samples

图 11 为将正常叶片标注为负样本之后，YOLO v7 - DCN - Pconv - SimSPPF 模型训练后得到的混淆矩阵。此时仅有 3% 的 Mild 被漏检，可见引入负样本之后效果显著。除此之外，Moderate 有 5% 被漏检，3% 被误检为 Heavy；Heavy 有 6% 被漏检，1% 被误检为 Moderate；Background FN 中，58% 的背景被预测为 Heavy。

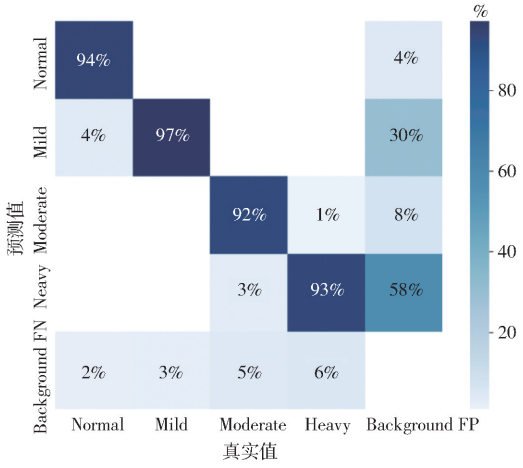


图 11 引入负样本的混淆矩阵图

Fig. 11 Confusion matrix chart with negative samples

3.4 YOLO v7 - DCN - Pconv - SimSPPF 模型训练测试

改进 YOLO v7 - DCN - Pconv - SimSPPF 模型通过训练使其在统一的测试集上进行测试。番茄黄化曲叶病毒病的分级检测结果见表 6。如表 6 所示，模型对正常叶片检测的召回率为 96.0%，精确率为 95.5%，AP 为 96.7%；对轻度发病叶片的检测表现出色，其召回率为 96%，精确率高达 96.7%，AP 为 97.5%；对中度发病叶片检测的召回率为 86.7%，精确率为 94.4%，AP 为 92.1%；对重度发病叶片检测的召回率为91.8%，精确率为93.4%，AP为

表 6　YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF 模型下 TYLCV 病害叶片检测量化结果

Tab. 6　Quantified results of TYLCV disease leaf detection under YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF model　%

分类	召回率	精确率	平均精度
正常（Normal）	96.0	95.5	96.7
轻度（Mild）	96.0	96.7	97.5
中度（Moderate）	86.7	94.4	92.1
重度（Heavy）	91.8	93.4	93.6
整体（All）	92.6	95.0	95.0

93.6%；从整体上看，模型对番茄黄化曲叶病毒病检测的召回率为 92.6%，精确率为 95.0%，AP 为 95.0%，其检测结果较优。

为测试 YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF 模型对数据集 4 种类别叶片的实际识别情况，把测试集中图像放到模型中进行检验。如图 12 所示，每幅图像中番茄叶片都能被正确检测，且病害不同分级也能得到有效区分。



（a）轻度

（b）中度

（c）重度

图 12　不同发病程度的检测效果图

Fig. 12　Effect images for detection of different disease severity levels

3.5　分级检测系统构建

为便于实际应用，本文基于 PyQt 开发了简易番茄黄化曲叶病毒病分级检测系统，对发病植株进行病情检测。PyQt 是一个强大的 Python 库，用于创建各种桌面应用程序。通过 PyQt 提供的丰富组件和布局管理器，设计了一个直观且易于使用的图形用户界面。检测界面如图 13 所示，选择待检测图像上传后，界面右侧显示出检测结果为轻度发病，界面左侧记录了检测用时 0.11 s，检测目标数目为 9，置信度为 0.96。



图 13　检测界面

Fig. 13　Detection interface

4　结论

（1）基于改进 YOLO v7 开展了番茄黄化曲叶病毒病检测方法研究，同时增加了对病害的分级检测。轻量化模型更容易在受限的移动设备上部署，在主干网络中引入了 DCNv2 模块，加强了对复杂病变区域的感知能力；同时，Pconv 模块替换主干网络中部分普通卷积，可更高效地提取空间特征，降低冗余计算和内存访问；在检测头中引入 SimSPPF 模块，通过最大池化层的串联和 Concat 操作，极大地减少了浮点运算量，提高感受野，增强特征。

（2）改进 YOLO v7－DCN－Pconv－SimSPPF 模型平均精度均值为 95.0%，与原模型相比提高 0.8 个百分点，参数量减少 8.2×10^5，浮点运算量减少 2.7×10^{10}，模型内存占用量减少 15.7 MB，在保证精度的同时减小模型体量。对轻度发病、中度发病、重度发病的检测平均精度分别为 97.5%、92.1%、93.6%。

参　考　文　献

[1] 李亚茹，王银磊，赵丽萍，等. 番茄 ty－5 和 Mi－1 基因多重 PCR 体系的建立[J]. 江苏农业学报，2016，32(4)：869－873.
LI Yaru，WANG Yinlei，ZHAO Liping，et al. Identification of ty－5 gene and Mi－1 gene by multiplex PCR in tomato[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences，2016，32(4)：869－873.（in Chinese）

[2] LI W H，MOU D F，HSIEH C K，et al. Vector transmission of tomato yellow leaf curl Thailand virus by the whitefly bemisia tabaci：circulative or propagative? [J]. Insects，2021，12(2)：181.

[3] JUN L，WANG X W. Plant diseases and pests detection based on deep learning：a review[J]. Plant Methods，2021，17(1)：722.

[4] LIU C K，ZHAI Z Q，ZHANG R Y，et al. Field pest monitoring and forecasting system for pest control[J]. Frontiers in Plant Science，2022，13：990965.

[5] TIAGO D，BRANDÃO T，FERREIRA J C. Machine learning for detection and prediction of crop diseases and pests：a comprehensive survey[J]. Agriculture，2022，12(9)：1350.

[6] 徐广春，徐鹿，石伟山，等. 植保无人机施药防治水稻病虫害的研究进展[J]. 江苏农业科学，2023，51(7)：1－7.

XU Guangchun, XU Lu, SHI Weishan, et al. Research progress on control of rice diseases and insect pests with UAV for plant protection[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(7): 1 - 7. (in Chinese)
[7] 刁智华, 刁春迎, 魏玉泉, 等. 机器人系统中小麦病害识别与施药算法研究[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(17): 192 - 195.
DIAO Zhihua, DIAO Chunying, WEI Yuquan, et al. Study on wheat disease identification and spraying algorithm in robot system[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(17): 192 - 195. (in Chinese)
[8] 彭红星, 何慧君, 高宗梅, 等. 基于改进 ShuffleNetV2 模型的荔枝病虫害识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 290 - 300.
PENG Hongxing, HE Huijun, GAO Zongmei, et al. Litchi diseases and insect pests identification method based on improved ShuffleNetV2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 290 - 300. (in Chinese)
[9] 王卫星,刘泽乾,高鹏,等. 基于改进 YOLO v4 的荔枝病虫害检测模型[J]. 农业机械学报,2023,54(5):227 - 235.
WANG Weixing, LIU Zeqian, GAO Peng, et al. Detection of litchi diseases and insect pests based on improved YOLO v4 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 227 - 235. (in Chinese)
[10] 崔金荣,魏文钊,赵敏. 基于改进 MobileNetV3 的水稻病害识别模型[J]. 农业机械学报,2023,54(11):217 - 224,276.
CUI Jinrong, WEI Wenzhao, ZHAO Min. Rice disease identification model based on improved MobileNetV3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 217 - 224,276. (in Chinese)
[11] QI J T, LIU X N, LIU K, et al. An improved YOLO v5 model based on visual attention mechanism: application to recognition of tomato virus disease[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194:106780.
[12] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2018: 7132 - 7141.
[13] LI L L, ZHANG S J, WANG B. Apple leaf disease identification with a small and imbalanced dataset based on lightweight convolutional networks[J]. Sensors, 2022, 22(1): 173.
[14] BAO W X, ZHU Z Q, HU G S, et al. UAV remote sensing detection of tea leaf blight based on DDMA - YOLO[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107637.
[15] LIU S T, HUANG D, WANG Y H. Receptive field block net for accurate and fast object detection[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 404 - 419.
[16] ZHU S S, MA W L, WANG J L, et al. EADD - YOLO: an efficient and accurate disease detector for apple leaf using improved lightweight YOLOv5[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1120724.
[17] GAO Y X, CAO Z Z, CAI W W, et al. Apple leaf disease identification in complex background based on BAM - Net[J]. Agronomy, 2023, 13(5): 1240.
[18] KAUR S, SHREELEKHA P, SHIVANI G. Plants disease identification and classification through leaf images: a survey[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2019, 26(2): 507 - 530.
[19] 刘文波, 叶涛, 李颀. 基于改进 SOLO v2 的番茄叶部病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 213 - 220.
LIU Wenbo, YE Tao, LI Qin. Tomato leaf disease detection method based on improved SOLO v2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 213 - 220. (in Chinese)
[20] 黄乾峰, 董琴, 韦静, 等. 改进 MobileNetV2 算法的番茄叶片病害种类识别[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(1): 385 - 391.
HUANG Qianfeng, DONG Qin, WEI Jing, et al. Identification of tomato leaf disease varieties by improved MobileNetV2 algorithm[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(1): 385 - 391. (in Chinese)
[21] 王明英, 王嘉, 裴志远, 等. 基于深度学习的番茄叶部病害识别方法研究[J]. 农业灾害研究, 2023, 13(8): 25 - 27.
WANG Mingying, WANG Jia, PEI Zhiyuan, et al. Research on tomato leaf disease recognition method based on deep learning [J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2023, 13(8): 25 - 27. (in Chinese)
[22] 王铭慧, 张怀清, 樊江川, 等. 基于深度学习网络实现番茄病虫害检测与识别[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(11): 165 - 181.
WANG Minghui, ZHANG Huaiqing, FAN Jiangchuan, et al. Detection and identification of tomato diseases and pests based on deep learning networks[J]. Journal of China Agricultural University, 2023, 28(11): 165 - 181. (in Chinese)
[23] 陶兆胜, 石鑫宇, 王勇, 等. 基于改进 YOLOv5s 的番茄叶片病害检测方法[J]. 沈阳农业大学学报, 2023, 54(6): 712 - 721.
TAO Zhaosheng, SHI Xinyu, WANG Yong, et al. Tomato leaf diseases detection method based on improved YOLOv5s[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2023, 54(6): 712 - 721. (in Chinese)
[24] 左昊轩, 黄祺成, 杨佳昊, 等. 基于改进 YOLO v5s 的作物黄化曲叶病检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1): 230 - 238.
ZUO Haoxuan, HUANG Qicheng, YANG Jiahao, et al. Improved YOLO v5s-based detection method for tomato yellow leaf curl virus disease[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp.1): 230 - 238. (in Chinese)
[25] ORD K. Data adjustments, overfitting and representativeness[J]. International Journal of Forecasting, 2020, 36(1): 195 - 196.
[26] ZHU X Z, HU H, LIN S, et al. Deformable ConvNets v2: more deformable, better results[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2019: 9300 - 9308.
[27] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 12021 - 12031.
[28] RUI M, YANG Y T, MA Y, et al. Negative samples selecting strategy for graph contrastive learning[J]. Information Sciences, 2022, 613: 667 - 681.