基于 YOLOv5 的烟草叶部病害智能识别

刘春菊[1]，刘延鑫[2]，李　斐[1]，王俊峰[1]，刘中庆[1*]，聂　威[1]，王大海[1]，刘　洋[1]，田海东[1]，罗政刚[1]，孙　松[1]，杜玉海[1]，马　强[1]，姜红花[2*]

（1.山东潍坊烟草有限公司，山东 潍坊 261061；2.山东农业大学，信息科学与工程学院，泰安 271018）

摘　要：为提高烟草病害的智能识别精度和判别效率，提出基于 YOLOv5 网络改进的烟草病害识别模型，针对原模型对小目标病斑特征提取能力弱的问题进行改进，提出改进模型，分别为添加多尺度增强模块的 YOLOv5-ME、添加小目标检测层的 YOLOv5-LT 和同时添加小目标检测层和多尺度增强模块的 YOLOv5-ME-LT，对从田间采集的赤星病、黄瓜花叶病、普通花叶病、气候斑点病和野火病等 5874 幅病害图像进行识别验证。结果表明，3 种改进模型的检测精度均优于原始模型，YOLOv5-ME 的 mAP 为 88.7%；YOLOv5-LT 的 mAP 为 88.1%；YOLOv5-ME-LT 的 mAP 为 91%，远高于原模型的 78%。本文改进的烟草叶部病害识别算法相对原模型性能有明显提高，但研究中仍存在相似病害难区分等问题，后续研究将结合生命化学指标和多光谱技术，对早期烟草病害进行检测。

关键词：烟草；叶部病害；检测；YOLOv5；深度学习

中图分类号：S435.72　　**文献标识码：**A

Intelligent Recognition of Tobacco Leaf Diseases Based on YOLOv5

LIU Chunju[1], LIU Yanxin[2], LI Fei[1], WANG Junfeng[1], LIU Zhongqing[1*], NIE Wei[1], WANG Dahai[1], LIU Yang[1], TIAN Haidong[1], LUO Zhenggang[1], SUN Song[1], DU Yuhai[1], MA Qiang[1], JIANG Honghua[2*]

(1. Shandong Weifang Tobacco Co. Ltd., Weifang 261061, Shandong, China; 2. College of Information Science And Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China)

Abstract: In order to improve intelligent recognition accuracy and discrimination efficiency of tobacco diseases, improved disease recognition models based on the YOLOv5 network are proposed, aiming to improve the original model by addressing the weak extraction ability for small target spots. The improved models include YOLOv5-ME with the addition of a multi-scale enhancement module, YOLOv5-LT with the addition of a small-target detection layer, and YOLOv5-ME-LT with the addition of a small-target detection layer and a multi-scale enhancement module simultaneously. The YOLOv5-ME-LT model with both a small target detection layer and a multi-scale enhancement module were used to recognize and validate 5874 disease images collected from the field, including brown spot disease, cucumber mosaic virus disease, tobacco mosaic virus disease, tobacco weather fleck, and wildfire disease. The results show that the detection accuracies of three improved models are better than the original models, with 88.7% mAP for YOLOv5-ME; 88.1% mAP for YOLOv5-LT; and 91% mAP for YOLOv5-ME-LT, which are much higher than 78% of the original model. The improved tobacco leaf disease recognition algorithm based on this study has significantly improved the performance relative to the original model, but there are still problems such as the difficulty of distinguishing similar diseases. The follow-up study will combine life chemical indicators and multispectral technology to detect early tobacco diseases.

Keywords: tobacco; leaf disease; detection; YOLOv5; deep learning

烟草是我国重要的经济作物，我国烟草生产量约占世界的 35%[1]。烟草种植给烟农带来了较好的经济效益，但烟草病害频发，传统病害识别方式误诊率高、效率低，不能及时防治，加大病害发生程度，导致烟叶减产、烟农减收[2-3]。

随着计算机硬件性能的提升，深度学习技术被应用到植物病害的识别检测[4]。其原理主要是利用基于深度学习的卷积神经网络，实现病害特征自动提取，从而进行目标的检测和识别[5-6]。目前病害研究常用的深度学习算法主要有 Resnet 网络、VGG

基金项目：山东潍坊烟草有限公司科技项目(2023-45)

第一作者：刘春菊(1979—)，女，博士研究生，农艺师，主要从事烟草病虫害绿色防控方向研究，E-mail：liuchunju19790326@163.com

*通信作者：刘中庆(1971—)，男，本科，高级农艺师，主要从事烟叶生产与创新方面的研究，E-mail：wfyclzq@163.com；姜红花(1971—)，女，教授，主要从事物联网与人工智能研究，E-mail：j_honghua@sdau.edu.cn

收稿日期：2023-10-11　　**修回日期：**2024-03-06

网络、InceptionV3 网络、YOLO(You Only Look Once)网络模型等，这些算法在不同的应用场景中都展现出了各自的优点[7]。Resnet 网络通过引入残差结构，有效解决了梯度消失问题，使得特征学习更加深入；VGG 网络通过探索卷积神经网络的深度与其性能之间的关系，被广泛应用于图像分类任务；InceptionV3 网络通过引入分解卷积、批量归一化等技术，进一步提升了性能；YOLO 系列网络模型则以其快速而准确的目标检测能力，在实时植物病害识别检测中具有广泛的应用前景。张文静等[8] 基于 InceptionV3 网络构建了烟草病害识别模型，病害图像融合数据集识别准确率为 90.08%。杨晋丹等[9] 通过变换卷积核尺寸等方法构建基于卷积神经网络的草莓叶部病害识别模型，正确识别率为 98.61%。毛锐等[10] 使用卷积核拆解和下采样延迟等方法对 ResNet 进行改进，在小麦条锈病等病害上的平均识别准确率为 93.56%。Konstantinos P. Ferentinos[11] 基于卷积神经网络对比不同模型对玉米叶片的病害检测，结果表明 VGG 卷积神经网络的识别效果最好。Mohammed Brahimi 等[12] 基于最先进的卷积神经网络(CNN)架构，使用三种学习策略测试数据集的检测，准确率高达 99.76%。Dor Oppenheim 等[13] 将深度卷积神经网络模型应用到马铃薯的病害检测中，得到高分类精度。Lin 等[14] 针对烟草褐斑病的识别，提出对 YOLOX-tiny 进行改进，引入分层混合尺度单元(HMUs)，使得识别精度达到 86.25%。杨文姬[15] 等针对现有的检测方法不能准确快速检测植物叶片中病害区域的问题，提出了一种基于改进 Yolov5 的深度学习方法，检测精度达到 95.7%。刘延鑫[16] 等基于 YOLOv3 模型，使用 Darknet53 残差网络，采用 K-means++聚类算法，更好地提取了烟草病害图像细节特征。上述研究虽然均取得了较好的检测效果，但仍存在病害检测对象单一，模型检测实时性无法保证，模型参数量较大[17] 以及模型的轻量化部署无法满足[15] 等问题。

针对上述问题，本文采用 YOLOv5 网络模型进行烟叶病害识别研究。YOLOv5 是一种高速度高精度易使用的深度学习网络，采用了端到端的训练方式，适合实时检测；同时具有较强的泛化能力，适用于烟田复杂多变应用场景中的数据处理。然而，YOLOv5 网络模型的感受野有限，特征提取能力弱，对小样本目标的检测效果不佳，难以精准定位较小病斑。为了提升模型对叶部病害的检测性能，本研究以烟草赤星病、黄瓜花叶病、普通花叶病和气候斑点病四类常见烟草病害为研究对象，添加小目标检测层和多尺度增强模块，改进原模型结构，通过训练测试与对比分析，确定最优模型，以提高烟草病害的识别准确率。

1 材料和方法

1.1 数据采集与处理

1.1.1 *数据采集* 2020 年 7 月至 2022 年 9 月，在山东农业大学烟草试验田、山东省诸城市、临沂、莱芜烟草实验站等大型烟田，开展赤星病、黄瓜花叶病、普通花叶病、气候斑点病和野火病等常见烟草病害图像的采集工作，主要采集的烟草品种包括 NC55、中川 208、云烟 301、中烟 100、中烟 101、中烟 202、中烟特香 301 等。采集方式为相机垂直拍摄烟株叶部患病部分，相机与叶片间隔 30 cm-40 cm，拍摄时间主要集中在 9：00-14：00，拍摄过程中尽量避免人为移动叶片以保留患病烟草叶片的真实状态。

通过查阅资料，挑选包含 5 874 个标签的烟草病害图像，其中赤星病标签数 1896、黄瓜花叶病标签数 1 320、普通花叶病标签数 1 111、气候斑点标签数 819、野火病标签数 491、黑茎病标签数 118 和和其他病害标签 119 个(炭疽病标签 24 个、碎叶病标签 38 个、蛙眼病标签 44 个和马铃薯 Y 病毒病标签 13 个)。部分病害图像如图 1 所示。

1.1.2 *数据处理* 本文以赤星病、黄瓜花叶病、普通花叶病和气候性斑点为主要研究对象，使用 LabelImg 对图像数据标注。为扩大训练样本数量，采用离线、在线方法进行数据增强。增强后数据集中，赤星病标签数 2014、黄瓜花叶病标签数 1874、普通花叶病标签数 1 766、气候性斑点病标签数 1 604，作为烟草叶部病害检测模型研究的数据集。

1.2 基于 YOLOv5 的烟草叶部病害检测模型

1.2.1 *YOLOv5 模型架构* 本研究基于 YOLOv5s 烟草叶部病害检测模型，YOLOv5 主要由输入端、

图 1　部分烟草病害示例

Fig. 1　Some examples of tobacco diseases

主干网络(Backbone)、Neck 和 Head 4 个部分组成，YOLOv5s 网络结构如图 2 所示。

输入端进行图像数据输入，且提供一种自适应锚框算法，提升模型训练速度和精度。使用 Mosaic 数据增强算法，极大丰富了检测目标的背景和小目标的尺度信息，减少了对 GPU 的依赖。

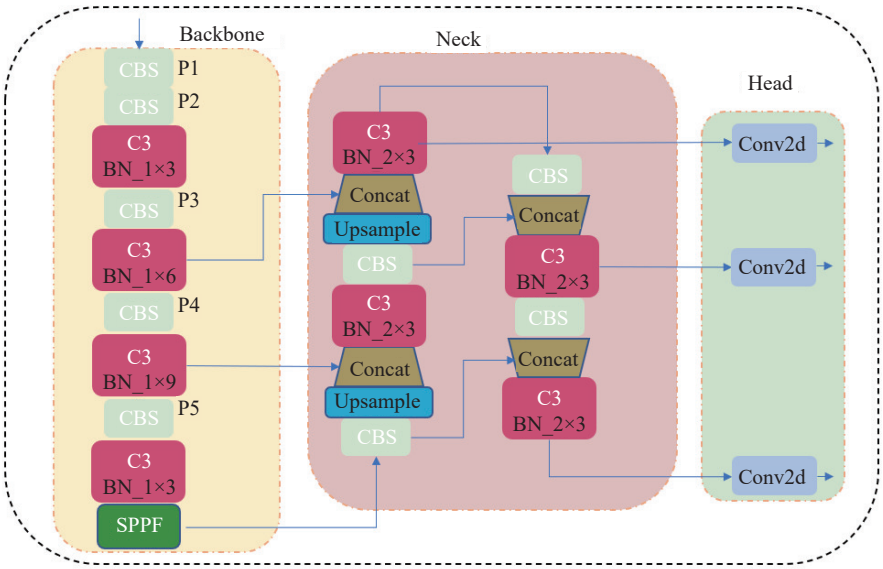

图 2　YOLOv5s 网络结构图

Fig. 2　Structure of YOLOv5s

主干网络主要负责特征提取，将特征信息传递到下个部分。其中 CBS 模块是主干网络的主要组成部分，结构由三部分组成，如图 3 所示。其中 C 代表 Conv，B 代表 BN 层，S 代表 SiLU 激活函数，该模块首先对输入进行二维卷积(在长和宽上进行滑窗操作)，然后做归一化处理，再经过激活函数去线性化。

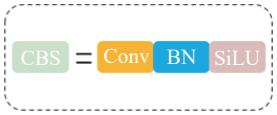

图 3　CBS 结构

Fig. 3　Structure of CBS

Neck 层主要功能是融合主干网络传递的特征图。将常规的 FPN 层与自底向上的特征金字塔进行结合，将所提取的语义特征与位置特征融合，同时将主干层与检测层进行特征融合，使模型获取更加丰富的特征信息。

Head 主要进行检测分类，主体部分包括 Detect 部分，分别接收 80×80、40×40、20×20 三种不同尺度的特征图并进行预测。将锚点框应用于特征图，最终生成包含类别信息、目标的置信度和边界框的一组向量。

1.2.2　基于 YOLOv5 改进的烟草叶部病害检测模型　不同烟草叶部病害的为害区域大小不同，普通花叶病和黄瓜花叶病发病区域几乎为整片烟叶，病害为害区域连续且特征明显，但是部分烟草病害病斑不连续，例如气候性斑点病，经原 YOLOv5 模型未检测出患病，如图 4 所示。病害特征为不连

续的灰白小点，在训练过程中可能会丢失边缘小目标病斑特征，导致病害检测准确率较低。针对以上问题，采用了 3 种技术方法对识别模型进行改进。

图 4　气候斑点病
Fig. 4　Weather Fleck

（1）添加多尺度增强模块。设计了一种针对小目标检测的多尺度增强模块（ME），在 Neck 层加入 4 种不同膨胀率的空洞卷积（Dilated Convolution），以增加模型的感受野，获得密集度更高的数据。通过融合 4 个支路不同大小感受野的特征图，来提高预测精度。ME 模块结构如图 5 所示，将上一层网络得到的同一特征图先分别进行 4 次空洞卷积，每个空洞卷积核大小均为 3×3，然后将 4 个空洞卷积的扩张速率分别设置为 1、3、5 和 7，激活函数选取 SiLU 函数，最后将 4 个支路得到的特征图进行平均池化，使得模型可以融合来自 4 个支路的特征信息，提高多尺度精度预测。其中扩张卷积感受野公式为：

$$r_1 = d \times (k-1) + 1 \tag{1}$$

$$r_n = d \times (k-1) + r_{n-1} \tag{2}$$

式中，k和r_i分别表示卷积核的大小和膨胀率；d表示卷积的步长。

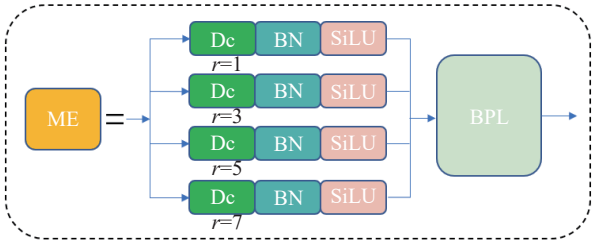

图 5　ME 模块
Fig. 5　ME module

使用分支融合池化层融合来自不同 4 个分支的特征。在该层利用平均操作来平衡且融合各个分支的特征，表达式如下：

$$y_{\mathrm{p}} = \frac{1}{B}\sum_{i=1}^{B} y_i \tag{3}$$

式中，y_{p}为分支池化层输出；B为并行分支数量，设$B=4$。

改进后网络结构如图 6 所示。

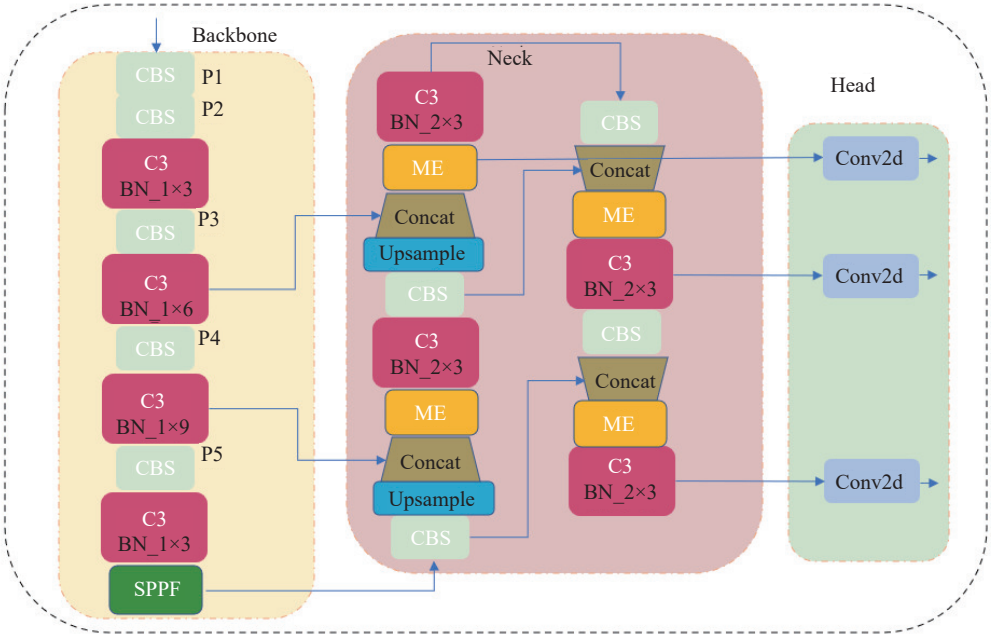

图 6　添加 ME 模块后的 YOLOv5
Fig. 6　YOLOv5 after adding ME module

(2)添加小目标检测层。YOLOv5 模型默认将图片自动自适应缩放成 640×640 大小，此时 Head 层的 3 个检测头的大小分别为 80×80、40×40 和 20×20，用于检测的目标大小分别为 8×8、16×16 和 32×32。为了更好地检测小目标，本文添加了一个大的特征图检测器，用来检测 160×160 的特征图，可以检测 4×4 以上的目标，以减少小目标的漏检率。改进后的网络结构如图 7 所示。

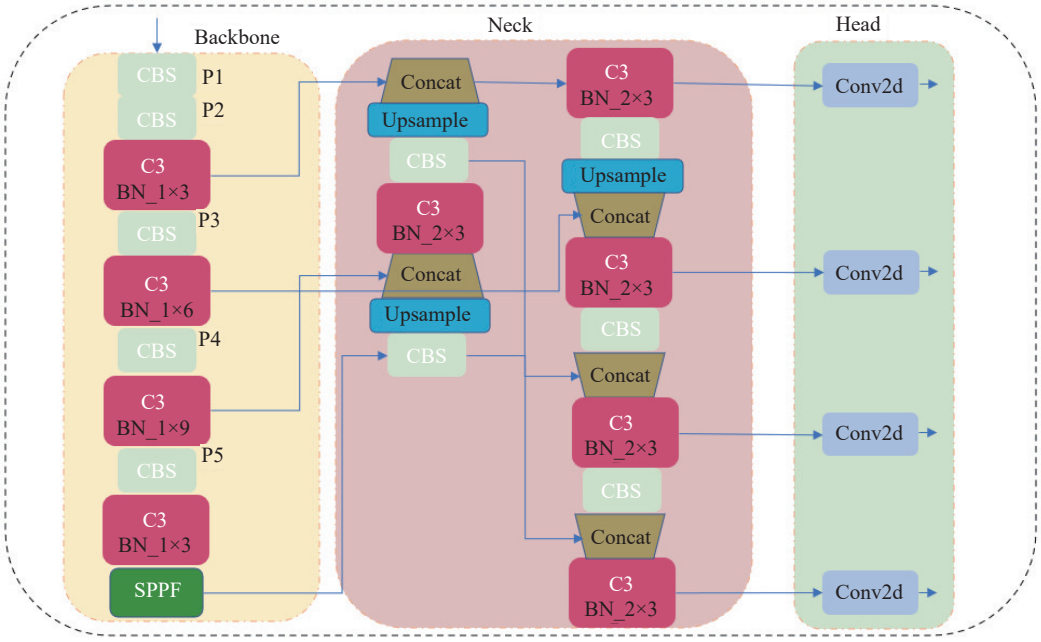

图 7　添加 LT 模块后的 YOLOv5

Fig. 7　YOLOv5 after adding LT module

(3)同时添加小目标检测层和特征增强模块。将(1)和(2)两种改进方法融合，原模型同时添加多尺度增强模块和小目标检测层，改进后的模型结构如图 8 所示。

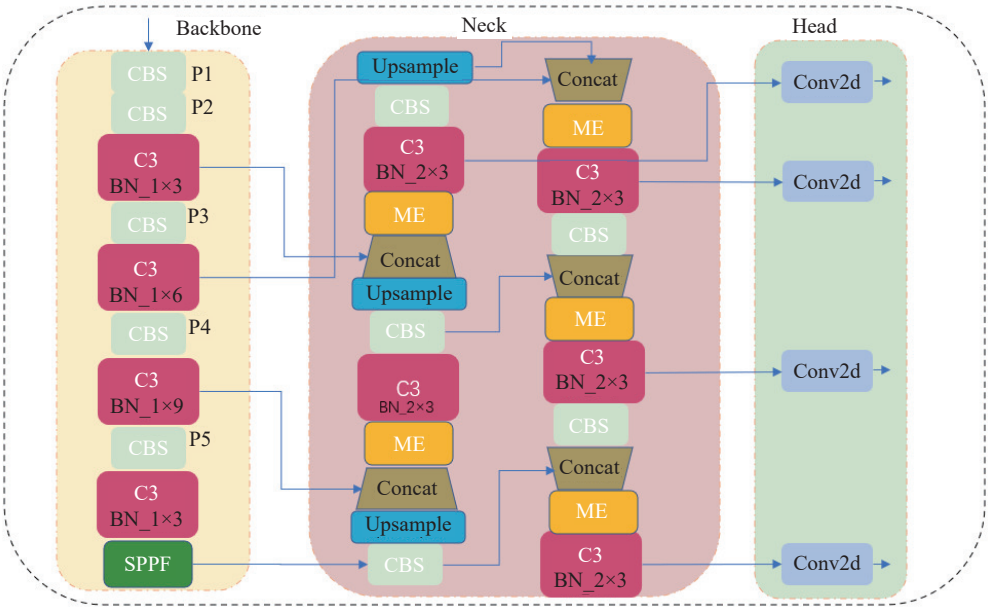

图 8　添加 ME 模块和 LT 模块的 YOLOv5

Fig. 8　YOLOv5 after adding ME module and LT module

1.2.3 模型环境与评价指标 (1)训练环境。软件方面，服务器操作系统 Windows10 专业版，编程语言 python 3.7.0，PyTorch 框架 1.10.0 版本，CUDA11.3 版本。硬件方面，服务器 CPU 为 Intel i7-11700 2.5 GHz，内存 16GB；GPU 为 GeForce-GTX1080Ti，显存 11 Gb。具体训练环境配置软硬件参数如表 1。

表 1 试验环境参数表

Table 1 Experimental environment parameter table

试验环境 (Experimental Environment)	参数 (Parameter)
PyTorch	1.10.0
CUDA	11.3
Python	3.7.0
系统	Windows10专业版
GPU	GeForceGTX1080Ti
显存	11 Gb
CPU	Intel i7-11 700 2.5 GHz
内存	16 Gb

为了验证模型改进的有效性，每个目标检测网络所使用的数据集均为统一数据集，数据集划分为训练集：验证集，比例为 4∶1；Batch_size 设置为 4；Epoch 设置为 200 轮。

(2)评价指标。常用的目标检测模型评价标准有精度(Precision)、平均精度(Average Precision)、mAP(mean Average Precision)、召回率(Recall)、F1、识别准确率(Accuracy)等。其中平均精度是对不同 Recall 精度的平均，mAP 为多个类别平均检测精度的平均，P 表示预测正确的比例。Recall 又称查全率，表示模型找回正样本的比例。而 F1 为同时兼顾 Recall 和 mAP 的评分。Accuracy 越高说明分类器分类效果越好。

2 结果与分析

2.1 试验结果对比分析

烟草叶部病害检测试验一共训练测试了 4 种模型，分别为 YOLOv5s 6.0 版本、增加多尺度增强模块的 YOLOv5-ME、增加小目标检测层的 YOLOv5-LT 和同时增加多尺度增强模块和小目标检测层的 YOLOv5-ME-LT。4 种模型训练结果如表 2 所示。

表 2 4 种模型的召回率、精度、mAP 和 F1 对比(%)

Table 2 Comparison of Recall, Precision, mAP and F1 of Four types of models (%)

病害 Disease	模型 Model	精度 Precision	召回率 Recall	mAP (IoU=0.5)	F_1
赤星病 Brown Spot	YOLOv5	91.8	79.0	89.4	84.9
	YOLOv5-ME	63.5	87.7	83.9	73.7
	YOLOv5-LT	69.8	89.9	87.1	78.6
	YOLOv5-ME-LT	79.5	88.1	89.6	83.6
普通花叶病 TMV	YOLOv5	94.9	75.0	74.7	83.8
	YOLOv5-ME	86.8	82.1	86.1	84.4
	YOLOv5-LT	86.9	77.7	85.3	82.0
	YOLOv5-ME-LT	90.1	81.4	90.4	85.5
黄瓜花叶病 CMV	YOLOv5	91.1	75.6	82.4	82.6
	YOLOv5-ME	95.2	93.1	95.6	94.1
	YOLOv5-LT	94.5	93.8	95.4	94.1
	YOLOv5-ME-LT	89.4	95.4	96.0	92.3
气候性斑点 Climatic Spots	YOLOv5	70.6	61.9	65.3	66.0
	YOLOv5-ME	87.2	83.5	89.2	85.3
	YOLOv5-LT	85.4	81.1	84.7	83.2
	YOLOv5-ME-LT	85.0	86.1	87.8	85.5

通过 4 种模型对比分析发现，在烟草赤星病的检测中 YOLOv5 有较高的精度，高达 91.8%，但查全率很低，只有 79%，YOLOv5-ME 和 YOLOv5-LT 精度低于原模型，但是保证了较高的查全率，分别比原模型高了 8.7% 和 10.9%，YOLOv5-ME-LT 兼顾前两个模型优点，保证了较高精度和查全率，YOLOv5-ME-LT 的 mAP 最高，领先原模型 0.2% 的精度，说明改动对烟草赤星病的查全有较好的提升。在普通花叶病的检测中，改进模型仍然比原模型有着更好的表现，YOLOv5-ME-LT 仍然有着最高的 mAP，高达 90.4%，领先原模型 15.7%。在气候性斑点的检测中，YOLOv5 模型检测精度和查全率都是最低的，表明该模型针对气候性斑点病不能较好地学习特征。增加多尺度融合增强模块的 YOLOv5-ME 的精度为 87.2%，高于其他 3 种模型。试验结果表明，YOLOv5 在某些病害的检测

有着较高的精度，但查全率较低，对气候性斑点小目标检测的效果很差，YOLOv5-ME-LT 模型综合性能最好。4 种模型对所有类别病害整体结果如表 3。

表 3　不同模型评估标准的对比

Table 3　Comparison of evaluation criteria of different models　%

模型 Model	精度 Precision	召回率 Recall	mAP (IoU=0.5)	F_1
YOLOv5	87.1	72.9	78.0	79.4
YOLOv5-ME	83.2	86.6	88.7	84.9
YOLOv5-LT	84.1	85.6	88.1	84.8
YOLOv5-ME-LT	86.0	87.7	91.0	86.8

由表 3 可以看出，YOLOv5 的精度为 87.1%，略微高于其他模型，由表 2 可知虽然对烟草赤星病、普通花叶病和黄瓜花叶病有着较高的准确率，但是对气候性斑点的检测准确率较差，拉低了所有类别的平均准确率，同时查全率远远低于其他几种改进模型。YOLOv5-ME 和 YOLO-LT 各项指标虽然较原模型有所提升，但是整体效果不如同时添加多尺度融合增强模块和小目标检测层的 YOLOv5-ME-LT，YOLOv5-ME-LT 的 mAP 为 91%，高于包含原模型的 3 种模型。

2.2　训练结果可视化

利用 Tensorboard 包对 4 类模型进行训练结果可视化，4 个模型训练过程的 mAP 变化如图 9 所示，可以发现，相比原模型，4 种改进模型的 mAP 均有所提高，其中 YOLOv5-ME-LT 的 mAP 最高，同时模型收敛的速度最快。

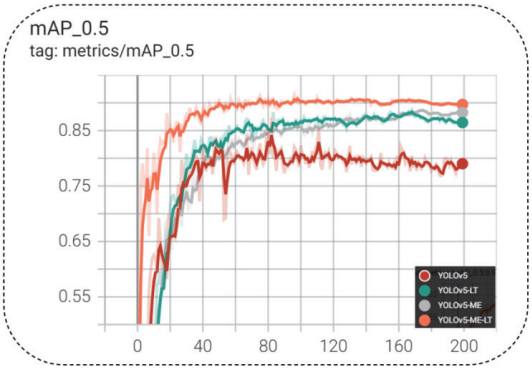

图 9　各类模型训练 mAP 变化

Fig. 9　Changes in mAP of various model training

图 10 为 5 种模型对 4 类病害的预测结果，展示了某一类别可能被错识别成其他类别的概率。和前面分析一样，YOLOv5 进行气候性斑点病分类时，会有 29% 概率将气候斑点分类成背景，导致气候斑点的准确率较低，同时 YOLOv5 也会有 26% 概率将黄瓜花叶病错分类成普通花叶病。由图 10 可知，改进后的模型有了较大增强，在 YOLOv5-ME 模型中气候斑点病误判成背景的概率为 14%，YOLOv5-LT 和 YOLOv5-ME-LT 的误判概率为 11%。主要原因是气候性斑点的斑点小目标在学习过程中容易失去特征，导致被分类成背景（健康叶子）。

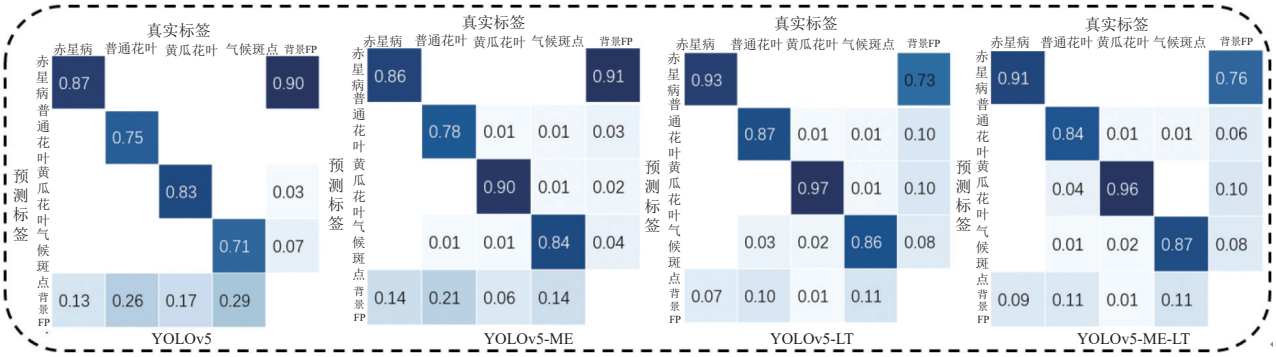

图 10　4 类模型混淆矩阵

Fig. 10　Four types of model confusion matrix

针对神经网络模型解释性较弱的问题，使用 Grad_cam 可视化烟草病害检测模型。Grad_cam 是一种能够揭示神经网络模型特征参数的可视化技术，可以展示模型在烟草图像上对不同烟草病害类别的注意力分布，帮助探究模型的判断逻辑和原始烟草图像对预测类别的影响因素。

为了更加直观地展现模型的性能和输出结果，对 YOLOv5 与 YOLOv5-ME-LT 检测模型热力图

进行对比。如图 11 所示，从图中可以发现改进后的模型对病害为害区域更敏感，同时对气候斑点等小目标病害有着更高的关注，预测框更加精准。

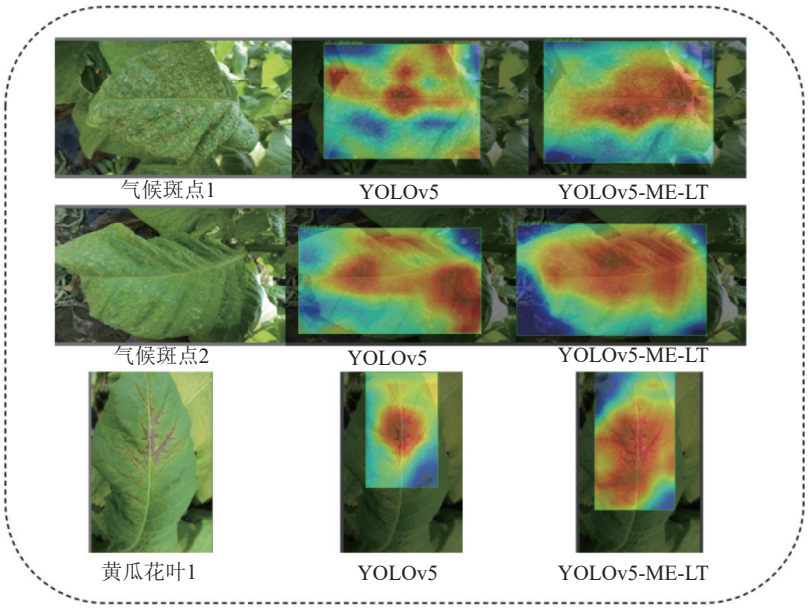

图 11　热力图比较

Fig. 11　Thermodynamic diagram comparison

综上所述，YOLOv5 在烟草病害检测时，针对小目标的气候性斑点病检测，准确率较差，3 种改进模型表现优异，其中 YOLOv5-ME-LT 模型有最高的 mAP 和最快的收敛速度。此外，基于本文改进的烟草病害检测模型，开发了“烟农小助手”APP，实现了烟田复杂环境下病害的在线实时诊断，能够精准识别烟田中的病害种类并提供相应的防治措施。

3　讨　论

YOLOv5 网络模型可实现烟草叶部病害的检测，但其精准性受模型感受野和特征提取能力的限制。为此，本文对 YOLOv5 网络原模型结构进行改进，相对原模型性能有明显提高。4 种烟草常见病害的检测试验结果表明，YOLOv5 模型的检测精度为 87.1%，高于改进后的 3 种模型，但查全率较低；添加了多尺度增强模块（ME）的 YOLOv5-ME 模型，在黄瓜花叶病和气候性斑点的检测精度达到 95.2%，高于其他 3 种模型；添加了小目标层（LT）的 YOLOv5-LT 模型，气候斑点病误判为背景的概率为 11%，低于原 YOLOv5 模型的 14%；YOLOv5-ME-LT 模型同时添加了多尺度增强模块和小目标检测层，mAP 值达到 91%，远高于其余三种模型；总体来看，针对四种不同病害，YOLOv5-ME-LT 模型同时具有 YOLOv5-ME 模型和 YOLOv5-LT 模型的优点，保证了较高的查全率和较好的精度，综合性能最好。相较于张文静[7] 等提出的基于 InceptionV3 的烟草病害识别方法的 90.80% 准确率，本研究的模型精度有了改进与提升。同时，与其他基于深度学习的病害检测方法相比，本研究所提出的模型在实时性和轻量化方面也具有一定的优势。

但研究中仍存在相似病害难区分等问题。尤其是针对病害的早期相似症状，模型提取到的各类病害特征的类间距不足，导致目标检测模型难以区分相似病害，出现误判。针对该问题，后续研究将利用孢子捕捉仪等设备，对烟草在病理学层面进行孢子机理研究，以实现病害早期症状的精准诊断。此外，本文所研究的方法主要是关注于烟草叶部病害的检测和识别。然而，烟草病害还包括根部病害、茎部病害等其他类型的病害。因此，后续研究将进一步拓展所研究的方法和模型，以实现对烟草不同

部位、不同类型病害的全面检测和防治。

4 结 论

(1)本文以烟草常见的 4 种叶部病害，包括赤星病、黄瓜花叶病、气候斑点和普通花叶病为主要研究对象，以提高烟草叶部病害的识别准确率为目标，基于 YOLOv5 网络构建了烟草叶部病害识别模型。

(2)针对烟草叶部病害不同的特点和 YOLOv5 存在的不足，添加多尺度增强模块，大大增强了烟草病害检测的鲁棒性；针对气候性斑点病检测效果不佳的问题，添加小目标层，捕获更多的空间细节信息，避免对小目标病害的漏检和误检。

(3)同时添加多尺度增强模块和小目标检测层的 YOLOv5-ME-LT 模型，mAP 达 91%，远高于 YOLOv5 的检测效果，大大提高了烟草病害的识别准确率。

(4)开发设计了“烟农小助手”APP，实现了烟草病害的在线实时诊断，提高非技术人员识别病害的效率，为后续烟草病害的绿色防治提供了理论基础和技术支撑。

参考文献

[1] 张文静. 基于卷积神经网络的烟草病害识别与检测[D]. 泰安：山东农业大学，2021.
ZHANG W J. Recognition and detection of tobacco diseases based on Convolutional neural network[D]. Tai’an: Shandong Agricultural University, 2021.

[2] 穆耀辉. 基于新发展理念的商洛烟叶高质量发展策略[J]. 安徽农业科学，2019，47(23)：255-257.
MU Y H. Strategy of high-quality development of Shangluo tobacco based on new development concept[J]. Anhui Agricultural Science, 2019, 47(23): 255-257.

[3] 曾维爱，周志成，谭琳，等. 湖南烟草病虫害绿色防控技术研究现状与应用对策[J]. 中国烟草学报，2019，25(2)：69-73.
ZENG W A, ZHOU Z C, TAN L, et al. Research status and application countermeasures of green prevention and control technology for tobacco pests and diseases in Hunan[J]. Chinese Journal of Tobacco, 2019, 25(2): 69-73.

[4] 孙亮，柯宇航，刘辉，等. 计算机视觉技术在植物病害识别上的研究进展[J]. 热带生物学报，2022，13(6)：651-658.
SUN L, KE Y H, LIU H, et al. Research progress of computer vision technology in plant disease recognition[J]. Journal of Tropical Biology, 2022, 13(6): 651-658.

[5] 马畅遥. 基于机器学习技术的智能果品识别[J]. 数字通信世界，2021(1)：64-65.
MA C Y. Intelligent fruit recognition based on machine learning technology[J]. Digital Communication World, 2021(1): 64-65.

[6] 谭春波，徐伟，孙丽. 机器学习技术的发展趋势探析[J]. 计算机产品与流通，2018(9)：121.
TAN C B, XU W, SUN L. Analysis of the Development Trends of Machine Learning Technology[J]. Computer Products and Circulation, 2018(9): 121.

[7] 陈善雄，伍胜，于显平，等. 基于卷积神经网络结合图像处理技术的荞麦病害识别[J]. 农业工程学报，2021，37(3)：155-163.
CHEN S X, WU S, YU X P, et al. Buckwheat disease recognition based on Convolutional neural network and image processing technology[J]. Journal of Agricultural engineering, 2021, 37(3): 155-163.

[8] 张文静，孙秀朋，乔永亮，等. 基于 InceptionV3 的烟草病害识别[J]. 中国烟草学报，2021，27(5)：61-70.
ZHANG W J, SUN X P, QIAO Y L, et al. Tobacco disease recognition based on InceptionV3[J]. Chinese Journal of Tobacco, 2021, 27(5): 61-70.

[9] 杨晋丹，杨涛，苗腾，等. 基于卷积神经网络的草莓叶部白粉病病害识别[J]. 江苏农业学报，2018，34(3)：527-532.
YANG J D, YANG T, MIAO T, et al. Identification of strawberry leaf Powdery mildew disease based on Convolutional neural network[J]. Jiangsu Agricultural Journal, 2018, 34(3): 527-532.

[10] 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 R, ZHANG Y C, WANG Z X, et al. Using Improved Faster RCNN to Identify Wheat Stripe Rust and Yellow Dwarf[J]. Journal of Agricultural engineering, 2022, 38(17): 176-185.

[11] FERENTINOs K P. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 311-318.

[12] BRAHIMi M, ARSENOVIC M, LARABA S, et al. Deep learning for plant diseases: detection and saliency map visualisation[M]//Human and machine learning. Springer, Cham, 2018: 93-117.

[13] OPPENHEIM D, SHANI G, ERLICH O, et al. Using deep learning for image-based potato tuber disease detection[J]. Phytopathology, 2019, 109(6): 1083-1087.

[14] Lin J, Yu D, Pan R, Cai J, Liu J, Zhang L, Wen X, Peng X, Cernava T, Oufensou S, Migheli Q, Chen X and Zhang X (2023) Improved YOLOX-Tiny network for detection of tobacco brown spot disease. Front. Plant Sci. 14: 1135105.

[15] 杨文姬，胡文超，赵应丁等. 基于改进 Yolov5 植物病害检测算法研究[J]. 中国农机化学报，2023，44(1)：108-115.
Yang Wenji, Hu Wenchao, Zhao Yingding et al. Research on improved Yolov5 plant disease detection algorithm[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanical Chemistry, 2023, 44(1): 108-115.

[16] 刘延鑫，王俊峰，杜传印等. 基于 YOLOv3 的多类烟草叶部病害检测研究[J]. 中国烟草科学，2022，3(2)：94-100.
Liu Yanxin, Wang Junfeng, Du Chuanyin, et al. Research of Multi class Tobacco Leaf Disease Detection Based on YOLOv3[J]. China Tobacco Science, 2022, 3(2): 94-100.

[17] 王奕. 基于机器视觉图像提取的马铃薯内部病虫害特征识别[J]. 食品与机械，2019，35(9)：151-155.
WANG Y. Identification of internal pests and diseases in potatoes based on machine vision image extraction[J]. Food and Machinery, 2019, 35(9): 151-155.