doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.030

基于 YOLO v8 - PicoDet 的水稻叶片病害识别

逯玉兰[1]　杨　杰[1]　郝玉胜[2]　李　广[3]

(1. 甘肃农业大学信息科学技术学院, 兰州 730070; 2. 西北民族大学数学与计算机科学学院, 兰州 730030;
3. 甘肃农业大学干旱生境作物学国家重点实验室, 兰州 730070)

摘要: 针对水稻叶片病害在田间环境下多样复杂、小目标检测困难及智能设备部署困难等难题,本文提出一种融合 YOLO v8n 模型与 PicoDet 模块的轻量化目标检测模型 YOLO v8 - PicoDet,用于实现水稻叶片病害的高效检测。模型以 ESNet(Efficient symmetric network)作为主干网络,引入 SimAM(Simple attention module)注意力机制有效降低了模型参数量和计算复杂度,参数量降低 1.6×10^6,浮点运算量下降 2.1×10^9。通过构建 CSP - PAN(Cross stage partial path aggregation network)特征融合结构,提升了对小目标病斑的检测能力。在检测头中引入 CBAM(Convolutional block attention module)注意力机制,加强了模型对复杂病斑特征的表征能力。最后,通过组合优化 GIoU Loss 与 Distribution Focal Loss 损失函数,从分类、回归和置信度多个维度优化模型检测与分类性能。改进模型部署在 Raspberry Pi 4B 上运行,运行帧率为 28.5 f/s,克服了原始 YOLO v8n 模型难以在便携式设备上运行的不足。mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 达 93.8%、76.9%,较 YOLO v8n 模型提升 0.9、1.3 个百分点,模型性能优于现有主流检测模型。消融试验结果进一步表明,本文所设计各优化模块对模型性能提升均有正向贡献,使模型在计算资源有限的便携式设备上获得较同类模型更高的检测精度和实时性,为智慧农业领域水稻病害的实时智能检测提供了新思路和技术支持。

关键词: 水稻叶片病害识别; 模型量化; 特征融合; 目标检测; 图像识别

中图分类号: TP391.4; S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0349-10　　**OSID**:

Rice Leaf Diseases Identification Based on YOLO v8 - PicoDet

Lu Yulan[1]　Yang Jie[1]　Hao Yusheng[2]　Li Guang[3]

(1. *College of Information Science and Technology*, *Gansu Agricultural University*, *Lanzhou* 730070, *China*
2. *School of Mathematics and Computer Science*, *Northwest Minzu University*, *Lanzhou* 730030, *China*
3. *State Key Laboratory of Crop Biology in Arid Environments*, *Gansu Agricultural University*, *Lanzhou* 730070, *China*)

Abstract: The detection and identification of rice leaf diseases hold significant importance in agricultural production. To address the challenges of diverse and complex field environments, difficulties in detecting small disease targets, and deployment constraints of intelligent devices for rice leaf disease detection, a lightweight object detection model named YOLO v8 - PicoDet was proposed, which integrated the advantages of YOLO v8n and PicoDet, aiming to achieve efficient detection of rice leaf diseases. Firstly, the model took efficient symmetric network (ESNet) as its backbone and introduced the simple attention module (SimAM) to reduce the number of model parameters and the computational cost. As a result, the number of parameters was reduced by 1.6×10^6 and the FLOPs was decreased by 2.1×10^9. Secondly, the cross stage partial path aggregation network (CSP - PAN) feature fusion was constructed, which enhanced the detection ability for small target lesions. Again, the convolutional block attention module (CBAM) was introduced into the detection head, enhancing the model's ability to represent the characteristics of complex lesions. Finally, the GIoU Loss and Distribution Focal Loss functions were combined and optimized to optimize the model detection and classification performance from multiple dimensions such as classification, regression and confidence. The experiment was conducted based on the Raspberry Pi 4B platform, and the results showed that the optimized model can achieve an inference

收稿日期: 2025-07-22　修回日期: 2025-10-09

基金项目: 甘肃省科技重大专项计划项目(25ZDFA011)、中央引导地方科技发展资金项目(25ZYJA035)、甘肃省拔尖领军人才项目(GSBJLJ-2023-09)和甘肃农业大学高等教育教学改革研究项目(GSAUJXYJ-202584)

作者简介: 逯玉兰(1986—),女,副教授,主要从事农业信息技术研究,E-mail: luyl@gsau.edu.cn

speed of 28.5 f/s, overcoming the deficiency that many models were difficult to run on portable devices. Meanwhile, the model achieved 93.8% mAP@0.5 and 76.9% mAP@0.5:0.95, which was 0.9 percentage points and 1.3 percentage points higher than that of the original YOLO v8n model, and its performance was superior to existing mainstream detection models.

Key words: identification of rice leaf diseases; model quantization; feature fusion; object detection; image recognition

0 引言

水稻是我国主要粮食作物,其产量和质量直接关系国家粮食安全[1-2]。据统计,我国水稻种植面积约 3×10^7 hm^2,年产量超过 2.1×10^8 t,占全球水稻总产量的 30% 以上。然而,水稻在生长过程中易受多种病害侵袭,如白叶枯病、稻瘟病、褐斑病和东格鲁病等[3],每年因病害导致的产量损失高达 10% ~ 30%[4]。传统的水稻病害检测主要依靠人工经验判断,存在主观性强、效率低、覆盖面小等问题。随着计算机视觉和深度学习技术发展,基于图像的智能病害检测方法逐渐成为研究热点,为水稻病害的早期发现和精准防控提供了新的技术手段[5]。

基于图像识别的水稻病害检测研究经历了从传统方法到深度学习方法的发展过程。传统方法主要基于图像处理技术,如颜色特征分析[6]、纹理特征提取[7]和形态学分析[8]等。这些方法在简单场景下有一定效果,但在复杂背景、光照变化和病害种类多样的情况下,检测性能显著下降。

随着深度学习技术发展,基于卷积神经网络(CNN)的水稻病害检测方法取得了突破性进展。黄双萍等[9]利用 GoogLeNet 提出了一种水稻穗瘟病检测方法,具有检测精度高、鲁棒性强的优点,但由于采用二维卷积和平均谱图像处理,可能导致部分高光谱信息丢失。Zhou 等[10]提出了一种基于 Faster R-CNN 的水稻病害快速检测方法,能够有效提升检测精度和速度,但对计算资源要求较高,不利于在移动设备等资源受限的平台上部署。Lu 等[11]提出一种基于深度卷积神经网络(CNN)的水稻病害识别方法,训练数据为采自试验田的 500 幅病害叶片及茎秆图像,在 10 倍交叉验证下模型准确率达 95.48%,显著优于传统方法。余颢等[12]提出了一种基于改进 SSD 网络模型的水稻害虫识别方法,通过引入特征金字塔、改进归一化与激活函数,有效提升了小目标识别能力与模型收敛速度,mAP 提高 6.6 个百分点、识别速度提升 8 倍,但模型对小目标害虫的识别仍有优化空间。这些改进方法大多采用复杂的网络结构,对计算资源需求较高,虽在通用计算机上能够获得较好的试验效果,但难以在资源受限的便携式设备上实现实时检测[13],大大限制了相关技术的应用。为解决这一问题,研究者开始探索轻量级模型在水稻病害检测中的应用。严陈慧子等[14]提出一种基于改进 YOLO v4 的水稻病害检测方法,使用 MobileNetV3 替代 CSP-DarkNet-53,并通过在颈部网络中添加坐标注意力模块(CAM)提升模型性能。戴林华等[15]基于 YOLO v8 提出了改进方法,使用 ADown 模块减少特征信息丢失,并引入 SE 注意力机制提升特征融合能力,同时使用 WIoU 损失函数进一步优化检测性能。周成等[16]提出一种改进 YOLO v5s 的轻量化检测模型 YOLO—RD,并将其部署至边缘计算设备。现有研究对于轻量化模型的性能提升、实时性度量等研究仍需更进一步,以期加快新一代人工智能技术在农业领域的应用步伐,切实提高农业新质生产力[17-18]。

为解决复杂田间环境下水稻叶片病害检测难题,基于 YOLO v8n 基础结构,本文引入 ESNet 改进原始主干网络,构建 CSP-PAN 多尺度特征融合模块,采用 CBAM 注意力机制,提出 YOLO v8-PicoDet 改进模型,以有效提升模型对小目标病害的检测精度,以期为计算机视觉模型在智慧农业领域的应用提供有益参考。

1 数据集获取及预处理

1.1 数据集获取

水稻病害种类繁多,选取病原中危害较大的 4 种病害叶片作为识别对象,病害特征如表 1 所示。

表 1 水稻叶片病害特征

Tab.1 Characteristics of rice leaf diseases

病害类别	病原类型	主要特征
白叶枯病	细菌	叶片出现黄白色病斑,严重时叶片枯死
稻瘟病	真菌	病斑呈水渍状,稻穗变黄
褐斑病	细菌或冷害	叶片上出现圆形或不规则病斑
东格鲁病	病毒	通过蚜虫传播,导致根系和叶片异常

所用数据集共包含 4 类水稻叶片病害图像,共 5 932 幅,分辨率为 300 像素×300 像素。水稻白叶枯病 1 584 幅,水稻稻瘟病 1 440 幅,水稻褐斑病 1 600 幅,水稻东格鲁病 1 308 幅,均来自 Kaggle 平台,保存格式为 JPG。部分样本图像如图 1 所示。

1.2 预处理

现实场景中,强烈的光照直射会影响模型对病



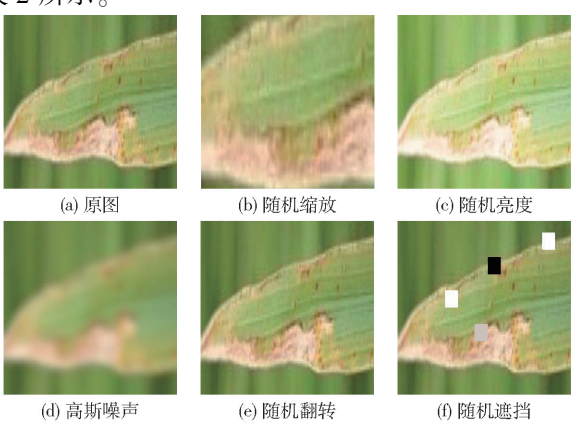
(a) 白叶枯病　(b) 稻瘟病　(c) 褐斑病　(d) 东格鲁病

图 1　水稻病害图像示例

Fig. 1　Example of rice diseases image

害特征的提取，水稻叶片往往相互交错，互相遮挡让病害特征更加难以提取，晃动的叶片不易聚焦，考虑到以上实际因素，在完成图像压缩和批量重命名操作后，将图像分辨率统一调整为 640 像素 ×640 像素。利用 Labelme 对图像进行标注，在绿框中标注目标水稻叶片疾病的中心位置。标注时，框取叶片疾病的最大外接矩形，以确保包含完整的病变区域。标注文件格式保存为. xml 文件，其中包含标注特征的位置和像素信息。

为增强样本鲁棒性，提高模型在现实场景中对水稻叶片病害识别泛化能力，采用随机缩放（Random resize）、随机亮度（Random brightness）、高斯噪声（Gaussian noise）、随机翻转（Random flip）和随机遮挡（Random occlusion）5 种数据增强方法增加样本数量，共得到水稻叶片图像 16 430 幅。图 2 为构建的水稻叶片病害图像数据集。将 16 430 幅图像按照比例 8∶1∶1随机划分为训练集、交叉验证集和测试集，最终完成数据集构建，如表 2 所示。



(a) 原图　(b) 随机缩放　(c) 随机亮度　(d) 高斯噪声　(e) 随机翻转　(f) 随机遮挡

图 2　数据增强后结果

Fig. 2　Results of data enhancement

表 2　数据集详情

Tab. 2　Datasets details

病害类别	训练集	验证集	测试集	图像总数
白叶枯病	3 314	401	401	4 116
稻瘟病	3 340	416	416	4 172
褐斑病	3 236	413	413	4 062
东格鲁病	3 254	413	413	4 080
总计	13 144	1 643	1 643	16 430

2　水稻病害检测模型 YOLO v8 – PicoDet

YOLO v8n 作为目标检测领域的新一代主流算法，凭借其无锚框（Anchor-free）机制、解耦式检测头（Decoupled head）以及多尺度特征融合结构，在检测精度与推理效率之间实现了较优的权衡，广泛应用于各类目标识别任务中[19-20]。然而，由于其网络结构相对复杂、模型参数规模较大、计算资源消耗较高，使其在树莓派等边缘设备或轻量化平台上的部署与实时运行面临一定挑战。

PicoDet 为针对移动端和嵌入式场景提出的一种超轻量级目标检测框架，采用 ESNet（Efficient symmetric network）作为主干网络，并融合深度可分离卷积（Depthwise separable convolution）、Ghost 模块等结构，有效减少了模型参数量与浮点计算量，具有良好的嵌入式部署适应性[21]。然而，PicoDet 在复杂背景下的特征表达能力及小目标识别精度方面仍存在一定提升空间。

为兼顾高精度与轻量化部署，提出了融合 YOLO v8n 模型与 PicoDet 模块的改进模型 YOLO v8 –PicoDet，结构如图 3 所示。

在 YOLO v8n 结构基础上，引入 PicoDet 的轻量化理念，从 3 个方面进行优化设计：在主干网络的 ES_Bottleneck 模块中，原有的 SE（Squeeze-and-excitation）通道注意力机制被替换为 SimAM（Simple attention module）；在特征融合阶段，采用 CSP – PAN（Cross stage partial path aggregation network）结构替代原 YOLO v8n 中的 PAFPN 模块；在检测头部分，进一步引入 CBAM（Convolutional block attention module）注意力机制，以强化模型对目标区域的聚焦能力。

2.1　YOLO v8 – PicoDet 结构

2.1.1　ESNet 主干网络

ESNet 构建于 GhostNet 架构思想之上，通过引入 Ghost 模块实现特征冗余压缩，同时大量采用深度可分离卷积以减少卷积参数开销[22-23]。在注意力机制方面，为进一步减少资源消耗，将原 ES_Bottleneck 模块中的 SE 通道注意力替换为 SimAM，

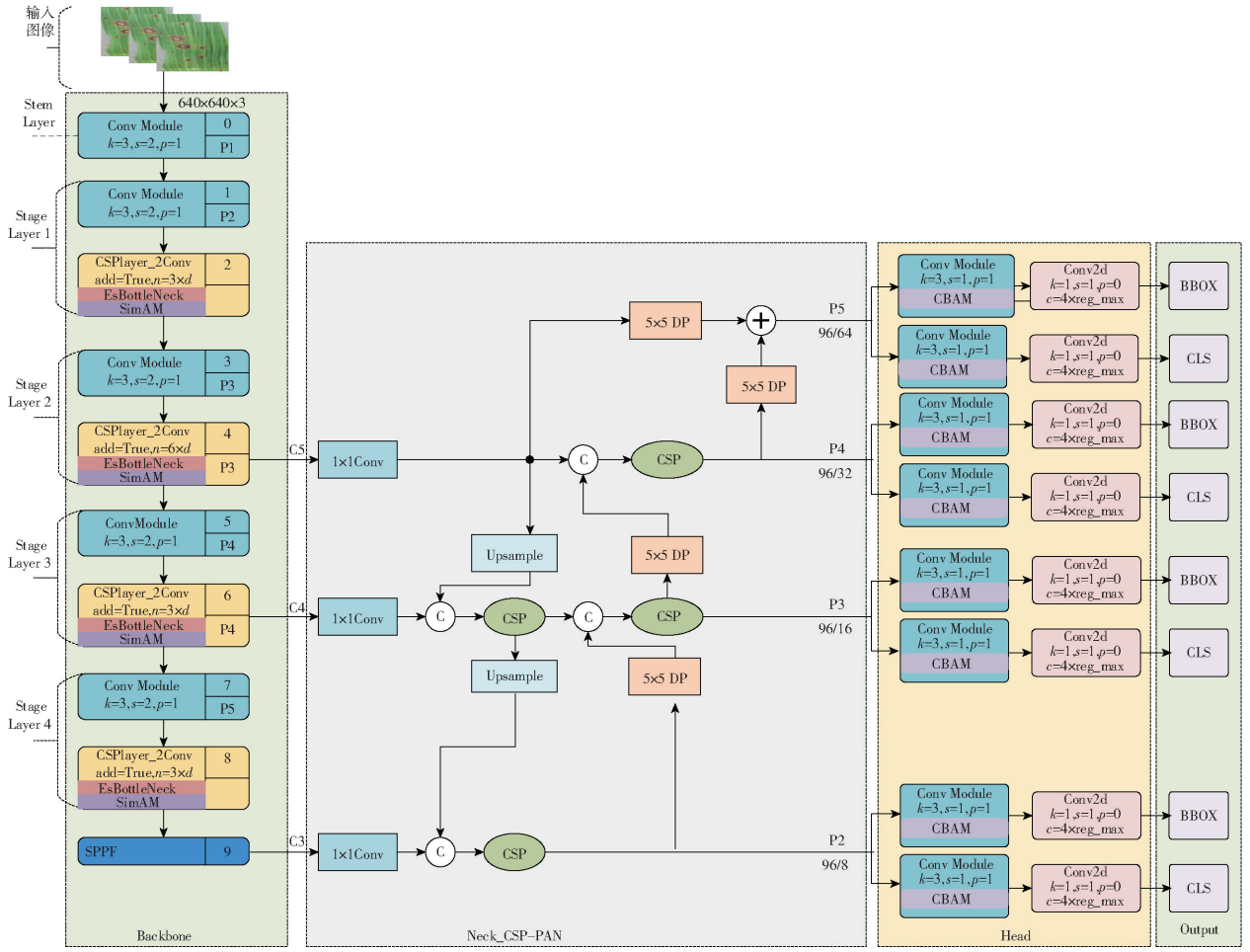


图 3 YOLO v8 - PicoDet 结构

Fig. 3 YOLO v8 - PicoDet structure

从而实现无需额外训练参数的通道增强机制，SimAM 注意力模块结构如图 4 所示，其中 C 表示通道数，H 表示高度，W 表示宽度。相比传统 SE 模块，SimAM 几乎零计算开销，尤其适配边缘推理任务中对延迟和资源的严苛要求[24]。

为应对边缘设备部署场景中原始 YOLO v8n 主干网络存在的计算负载高、参数冗余严重等问题，提出将原有的 CSPDarknet 主干网络替换为基于 ShuffleNet V2 改进的轻量化主干网络 ESNet，ESNet 结构如图 5 所示。在保持模型检测精度的同时，最大限度降低计算复杂度与模型体积，提升部署效率[25]。

2.1.2 CSP - PAN 特征融合网络

水稻叶片病斑呈现多尺度分布特征，最小尺寸可低至几毫米，而大尺度病斑可达数厘米，传统特征融合结构在表达全局语义和捕捉局部细节之间存在一定权衡，难以同时兼顾复杂场景下多尺度病害的检测需求。在 YOLO v8n 结构中将原有的 PANet 特征融合网络替换为 CSP - PAN 结构，以增强特征多尺度融合能力并提升模型在小目标检测场景下的性能表现[26]。架构如图 6 所示。

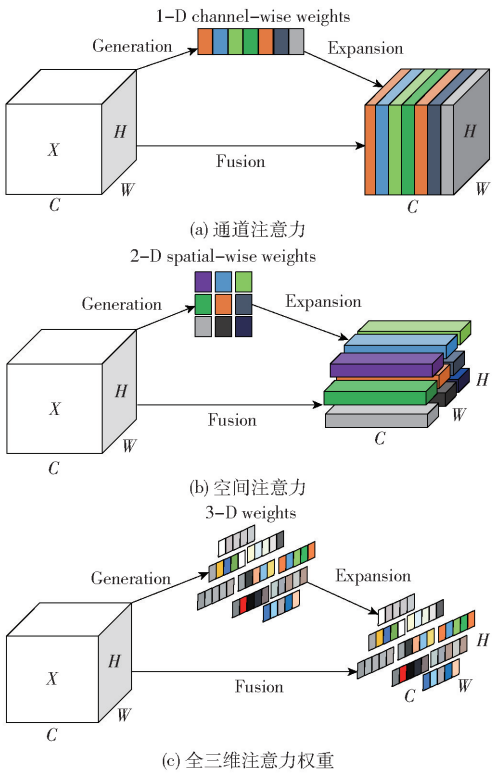


图 4 SimAM 注意力模块结构

Fig. 4 SimAM attention mechanism

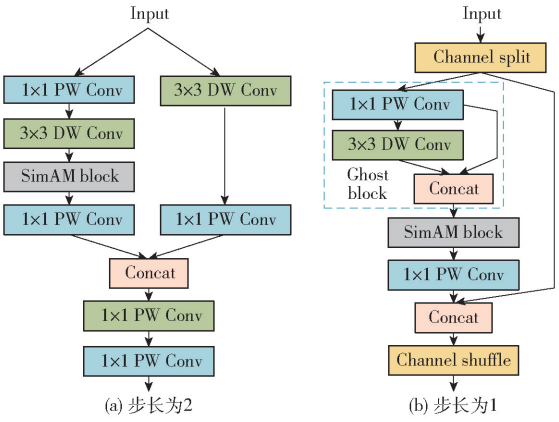


图 5　ESNet 网络结构

Fig. 5　ESNet network structure

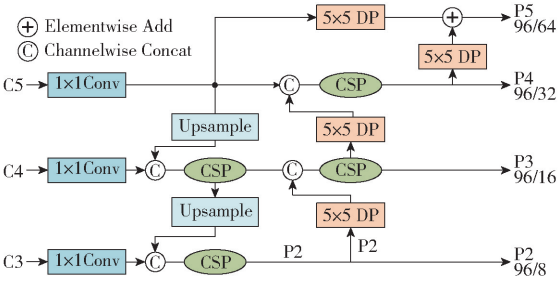


图 6　CSP – PAN 特征融合网络

Fig. 6　CSP – PAN feature fusion network

CSP – PAN 网络通过双路径协同机制实现多尺度特征融合：自顶向下路径以主干网络输出的高层语义特征 C5(1/32 分辨率)为起点，先通过 1×1 卷积将通道压缩至 192，再经上采样与低层特征(C4、C3)逐级拼接，并利用 BottleneckCSP 模块融合跨层语义信息，完成高层特征向底层的精细化传递；自底向上路径则从底层高分辨率特征 P2(1/4)出发，采用 5×5 深度可分离卷积进行空间下采样，随后与 Top-Down 路径的融合特征拼接，通过 BottleneckCSP 模块实现细节特征的向上增强与跨层级交互。所有输入特征均经 1×1 卷积统一通道至 192，在自底向上路径中引入大核深度可分离卷积，将局部感受野从 3×3 扩展至 5×5，强化模型对微小病斑和模糊边缘的表征能力；最后，通过 CSP 模块的跨阶段残差连接，将部分特征直连至输出端，有效缓解梯度消失问题并提升训练稳定性。

2.1.3　注意力机制检测头

为进一步增强模型对复杂病害特征的表征能力，并提高对小病变区域及视觉相似病害的检测精度，在 YOLO v8 – PicoDet 模型的检测头中引入 CBAM 注意力机制。CBAM 注意力机制兼顾了通道维度与空间维度的信息重加权能力，结构如图 7 所示。该模块由通道注意力模块(Channel attention module)和空间注意力模块(Spatial attention module)串联组成，如图 8、9 所示。

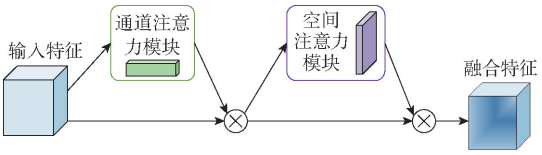


图 7　CBAM 注意力机制

Fig. 7　CBAM attention mechanism

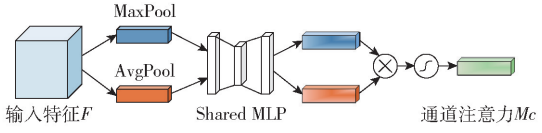


图 8　通道注意力模块

Fig. 8　Channel attention module

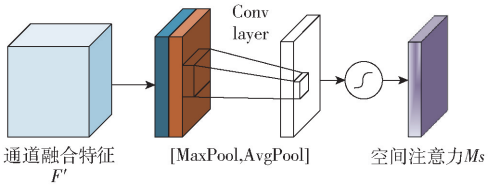


图 9　空间注意力模块

Fig. 9　Spatial attention module

通道注意力模块通过全局最大池化与平均池化策略提取通道维度上重要性信息，并借助多层感知机(MLP)实现非线性融合与选择性增强[27]；空间注意力模块聚焦于位置层面特征，通过卷积操作编码不同区域的响应强度，指导网络关注病斑等关键区域[28]。将 CBAM 嵌入至 YOLO v8 – PicoDet 检测头后，模型能够更准确地聚焦于病害图像中显著区域，有效抑制背景干扰和冗余信息，从而提升整体检测的精确率、召回率及稳定性。

2.2　损失函数优化

采用多任务损失函数训练 YOLO v8 – PicoDet 模型，总损失函数定义为

$$L_{total} = \lambda_{cls} L_{cls} + \lambda_{reg} L_{reg} + \lambda_{conf} L_{conf} \tag{1}$$

式中　L_{cls}——分类损失

L_{reg}——回归损失

L_{conf}——置信度损失

L_{total}——总损失

λ_{cls}、λ_{reg}、λ_{conf}——权重，取 1.0、2.0 和 1.0

分类损失采用 Varifocal Loss (VFL)，结合 Focal Loss 和分类质量估计，公式为[29]

$$L_{cls} = -\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{M} q_i (y_i = c)(1 - p_{i,c})^{\gamma} \lg(p_{i,c}) \tag{2}$$

式中　N——样本总数

M——类别总数

$p_{i,c}$——第 i 个位置预测为类别 c 的概率

q_i——预测质量因子

γ——调节因子，设为 2.0

y_i——真实标签(1 表示有目标,0 表示无目标)

回归损失采用 GIoU Loss 和 Distribution Focal Loss (DFL)的组合,公式为[30]

$$L_{reg} = \sum_{i=1}^{N} (1 - \mathrm{GIoU}(b_i, \hat{b}_i)) + \beta L_{DFL}(b_i, \hat{b}_i) \quad (3)$$

式中 b_i——真实边界框

$\hat{b}_i$——预测边界框

β——平衡系数,取 0.25

置信度损失采用 Binary Cross Entropy (BCE) Loss[31],公式为

$$L_{conf} = -\sum_{i=1}^{N} [y_i \lg(p_i) + (1 - y_i) \lg(1 - p_i)] \quad (4)$$

式中 p_i——预测置信度

3 结果与分析

3.1 试验环境和参数配置

使用树莓派 4B(8 GB RAM)、Coral USB 加速器(Google Edge TPU)以及 Jetson Nano(4 GB RAM)作为硬件平台。软件环境配置方面,使用 Ubuntu 20.04 LTS 操作系统,编程语言为 Python 3.8.10,深度学习框架为 PyTorch 1.12.0,并使用 CUDA 11.6 和 cuDNN 8.4.0 进行深度学习模型的加速计算。

模型训练采用批量大小为 16 的训练策略,并设定初始学习率为 0.01,使用余弦退火策略进行学习率调度,最小学习率设定为初始学习率的 1/100。优化器选用 SGD($\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, 权重衰减为 0.05)。训练总轮次设定为 150,并采用早停策略,即若验证集 mAP 在连续 15 个训练轮次内无提升,则提前终止训练,以避免过拟合。

3.2 评价指标

从精度和计算效率两方面评估模型性能。精度指标包括精确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1 分数,并采用 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 评估不同 IoU 阈值下的平均精度, mAP@0.5 表示平均精度均值(IoU 阈值为 0.5),mAP@0.5:0.95 表示平均精度均值 (IoU 阈值为 0.5 ~ 0.95)。计算效率指标包括帧率、模型内存占用量、浮点运算量和推理时间(Inference time),帧率衡量实时性,模型内存占用量反映存储需求,浮点运算量评估计算复杂度,推理时间为单幅图像处理时长。

3.3 水稻叶片病害识别试验结果分析

在完成 YOLO v8 - PicoDet 模型训练后,使用测试集对模型识别能力进行了验证。测试集共包含 1 643 幅标注图像,涵盖白叶枯病、稻瘟病、褐斑病和东格鲁病 4 种典型水稻叶片病害。模型识别结果以混淆矩阵形式呈现,如图 10 所示。从图 10 可看出,YOLO v8 - PicoDet 成功识别 1 541 幅图像,准确率达 93.8%。模型对 4 类病害均表现出较高识别能力,其中对白叶枯病识别率最高,高达 94.8%,表明模型在处理病斑面积较小或形态相近的病害类型时,表现出更强的区分性和稳定性。

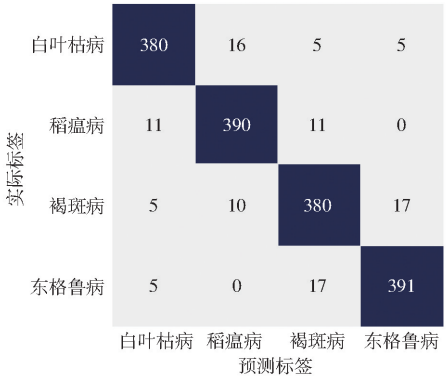


图 10 YOLO v8 - PicoDet 模型识别结果

Fig. 10 Recognition results of YOLO v8 - PicoDet model

不同类别病害识别评价结果如表 3 所示,由表 3 可知,YOLO v8 - PicoDet 对白叶枯病、稻瘟病、褐斑病和东格鲁病 4 种病害识别召回率分别达到 93.0%、94.5%、91.5% 和 94.8%,模型对单幅图像平均推理时间为 28 ms,表明模型能够快速准确地识别大多水稻病害样本,达到很好的识别效果,实现了模型改进的预期目标。推理时间 28 ms 进一步证明模型在实际应用中具有实时响应能力,表明模型适合在资源有限边缘设备上进行高效部署。

表 3 不同类别病害识别评价结果

Tab. 3 Evaluation results of disease identification for different categories %

病害类别	精确率	召回率	F1 分数
白叶枯病	94.0	93.0	93.5
稻瘟病	94.0	94.5	93.7
褐斑病	95.0	91.5	93.2
东格鲁病	95.0	94.8	94.9

3.4 不同目标检测算法性能测试

为验证 YOLO v8 - PicoDet 模型优势,将其与多种主流目标检测算法(Faster R - CNN[32]、SSD[33]、YOLO v5n[34]、YOLO v8n、YOLOX - Nano[35] 及 PicoDet - n)在相同条件下进行测试。不同模型在训练过程损失函数变化趋势如图 11 所示。整体来看,所有模型在训练初期均表现出损失显著下降,改进后轻量化模型 YOLO v8 - PicoDet 在训练过程保持了与其他模型相仿的损失变化趋势,依然具备出色的收敛效率与鲁棒性,表明对模型轻量化改进策略并没有导

致模型性能下降。

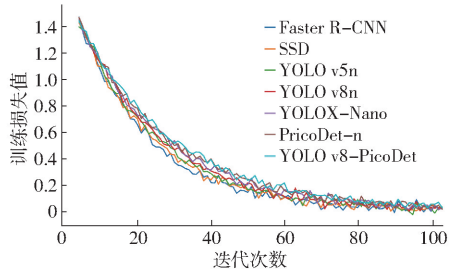


图 11　不同模型训练损失曲线

Fig. 11　Training loss curves of different models

不同目标检测算法在水稻病害测试集上的试验结果如表 4 所示。从表 4 可看出，YOLO v8－PicoDet 模型在所有评价指标上均优于其他对比模型。与 YOLO v8n 相比，mAP@0.5 提高 0.9 个百分点，mAP@0.5:0.95 提高 1.3 个百分点，推理时间减少 22.3 ms，浮点运算量降低 3.4×10^9；与 PicoDet－n 相比，mAP@0.5 提高 0.6 个百分点，mAP@0.5:0.95 提高 2.7 个百分点，推理时间减少 1.7 ms，浮点运算量降低 1.5×10^9。表明 YOLO v8－PicoDet 模型在水稻病害检测任务上具有更高的检测性能。特别在各类病害检测上，YOLO v8－PicoDet 模型均取得最佳性能，尤其对于小目标病害，检测性能提升更为明显。主要得益于模型引入的多重注意力机制和更浅层特征 P2，增强了对小目标和相似病害的区分能力。

表 4　不同目标检测算法性能测试结果

Tab. 4　Performance of test results with different models

模型	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	推理时间/ms	浮点运算量
Faster R－CNN	89.4	71.2	30.7	4.026×10^{11}
SSD	90.5	72.0	129.6	2.708×10^{11}
YOLO v5n	92.7	75.2	51.2	7.200×10^9
YOLO v8n	92.9	75.6	50.3	8.200×10^9
YOLOX－Nano	91.8	75.8	35.2	5.700×10^9
PicoDet－n	93.2	74.2	29.7	6.300×10^9
YOLO v8－PicoDet	93.8	76.9	28.0	4.800×10^9

图 12 为基础模型与改进后模型在典型水稻叶片病害图像上的检测可视化效果。由图 12 可看出，YOLO v8－PicoDet 模型在复杂背景下能够更准确地检测出水稻病害，尤其对于小面积病斑和相似病害的区分能力更强。

3.5　消融试验

针对 YOLO v8n 基础结构分别采用 3 种策略改进网络架构：①引入 ESNet 改进原始主干网络。②采用 CSP－PAN 多尺度特征融合网络以优化多尺度目标检测。③采用 CBAM 注意力机制以提升检测性能。

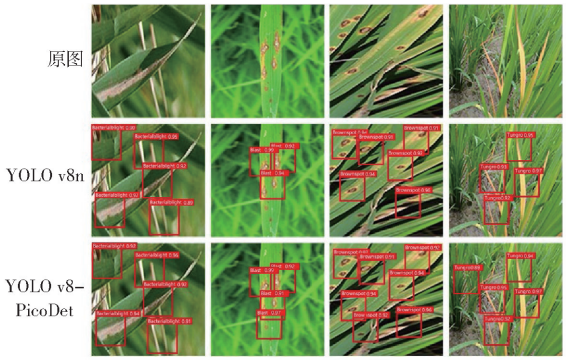


图 12　基础模型与改进后模型检测效果

Fig. 12　Detection effects of basic model and improved model

在 YOLO v8n 中，主干网络为 CSPDarkNet53，较深的网络带来很大的卷积运算开销，使模型难以在移动式设备上运行。通过使用 ESNet 替换主干网络可有效减少卷积参数。改进模型 YOLO v8－PicoDet 中将 ESNet 中的 SE 通道注意力模块替换为 SimAM 模块，降低了计算开销，对边缘计算设备适配性更好。

相较通用场景中的目标检测，水稻叶片病害具有典型的多尺度特征，YOLO v8－PicoDet 采用 CSP－PAN 替代原始架构中的 PANet，有效提升了模型在小目标检测方面的性能。

YOLO v8－PicoDet 模型在检测头部分引入 CBAM 注意力机制，兼顾了通道注意力与空间注意力，指导模型更多地关注水稻叶片病害，有效抑制背景干扰和冗余信息，提升了检测性能。

开展消融试验对各改进模块的有效性进行验证，分析各项改进策略对模型性能的影响，试验结果如表 5 所示。从表 5 可以看出，每个改进组件都对模型性能有积极影响。将 ESNet 主干中的 SE 模块替换为无参数的 SimAM 注意力机制后，模型在减少参数量和计算复杂度的同时，提高了检测精度，具体表现为参数量从 6.8×10^6 降低至 5.2×10^6，浮点运算量从 6.8×10^9 降至 4.7×10^9，mAP@0.5 从 92.9% 升至 93.3%，模型内存占用量降低 1.50 MB，帧率提升 8.7 f/s；在 YOLO v8n 模型上仅添加 CSP－PAN 特征融合网络后，参数量降低 1.4×10^6，帧率提升 9.1 f/s，浮点运算量从 6.8×10^9 下降至 5.1×10^9，mAP@0.5 提升 0.8 个百分点，模型内存占用量降低 1.5 MB，表明添加 CSP－PAN 特征融合网络进一步优化了特征提取和融合过程，提高了小目标病斑的检测性能。当在基线模型上仅添加 CBAM 注意力机制时，参数量从 6.8×10^6 降低至 5.1×10^6，帧率由 20.4 f/s 提升至 30.0 f/s，浮点运算量从 6.8×10^9 降至 4.9×10^9，mAP@0.5 从 92.9% 提升至

表 5 网络结构消融试验结果

Tab. 5 Results of network structure ablation test

改进策略			参数量	浮点运算量	mAP@0.5/%	模型内存占用量/MB	帧率/(f·s^{-1})
ESNet	CSP－PAN	CBAM					
×	×	×	6.8×10^6	6.8×10^9	92.9	6.3	20.4
√	×	×	5.2×10^6	4.7×10^9	93.3	4.8	29.1
×	√	×	5.4×10^6	5.1×10^9	93.7	4.8	29.5
×	×	√	5.1×10^6	4.9×10^9	93.4	4.5	30.0
√	√	×	4.8×10^6	4.9×10^9	93.6	4.4	29.8
√	×	√	4.6×10^6	4.8×10^9	93.6	4.4	29.1
×	√	√	4.3×10^6	4.8×10^9	93.5	4.2	29.6
√	√	√	5.2×10^6	4.7×10^9	93.8	3.8	28.5

注：√表示采用该模块，×表示未采用该模块。

93.4%，模型内存占用量由 6.3 MB 降低至 4.5 MB，表明 CBAM 注意力机制的引入增强了模型对不同类型病害的区分能力，增强了对易混类别的判别能力，从而提升了识别效果。

完整的 YOLO v8－PicoDet 模型综合各模块的优势，性能显著提升。模型参数量为 5.2×10^6，浮点运算量为 4.7×10^9，mAP@0.5 为 93.8%，模型内存占用量为 3.8 MB，表明 YOLO v8－PicoDet 模型在检测精度和效率之间取得了最佳平衡，呈现出在小目标检测以及嵌入式部署方面的综合优势。

3.6 可视化结果

为了实现水稻叶片病害的快速识别与智能检测，开发了一套基于 YOLO v8－PicoDet 模型的图像识别检测系统，可视化界面如图 13 所示。该系统具有图像上传、摄像头实时捕获、视频分析与可视化结果呈现等功能，能够对输入图像进行即时识别，自动输出识别类别、目标数量、置信度以及检测用时等核心信息。经 200 次实际测试验证，单幅图像识别耗时仅需 70 ms。此外，系统支持检测结果一键导出，便于用户保存与追踪病害发展过程。



图 13 可视化界面

Fig. 13 Visual interface

3.7 边缘设备部署

将 YOLO v8－PicoDet 模型部署到 树莓派 4B 平台上，部署流程如图 14 所示。先在 GPU 服务器上进行模型训练，通过优化网络参数以获得最佳的检测性能。训练完成后，将所得模型转换为 TFLite 格式，以便在资源受限的嵌入式设备上运行。格式转换不仅显著降低了模型存储容量，还通过将模型压缩为适合边缘计算的格式，提升了推理速度，确保模型能够高效地适配嵌入式设备的计算能力。对模型进行量化优化处理，将精度从 FP32 降低至 INT8，从而进一步减小计算量和内存占用量。接着，在树莓派 4B 上配置相应的软件和硬件环境，包括安装 Raspberry Pi OS、Python 3.8.10 及相关依赖库，确保了 TFLite 推理的正常运行。最后，经过量化优化的模型被成功加载至树莓派设备上，用于处理来自摄像头或视频流的实时输入数据，进行目标检测任务，输出病斑位置、类别和置信度等实时推理结果，运行帧率为 28.5 f/s。



图 14 树莓派部署流程

Fig. 14 Raspberry Pi deployment flowchart

4 结论

(1)通过引入 ESNet 主干网络、CSP－PAN 特征融合网络和 CBAM 注意力机制，YOLO v8－PicoDet 模型在保持较高检测精度的同时，显著降低了模型参数量和计算复杂度。消融试验进一步表明，ESNet 结构在减小模型内存占用量的同时，提升了收敛速度与基础检测精度；CSP－PAN 增强了特征层的多尺度融合能力，有效提升模型对病斑尺寸不一致样本的感知能力；而 CBAM 注意力机制则显著提高了模型对病斑区域的关注程度，增强了对易混类别的判别能力。

(2)YOLO v8－PicoDet 模型在水稻叶片病害识别任务上取得了优异性能，mAP@0.5:0.95 达到 76.9%，mAP@0.5 达到 93.8%，显著优于现有的目标检测算法；在测试集中实现平均精确率 94.6%、召回

率 93.9% 和 F1 分数 94.3%，表明模型不仅能准确识别病斑类型，也能有效覆盖多数目标区域。效率方面 YOLO v8 - PicoDet 模型单幅图像推理时间为 28 ms，推理速度达 28.5 f/s，满足农田场景实时响应需求。YOLO v8 - PicoDet 模型内存占用量仅为 3.8 MB，参数量为 5.2×10^6，浮点运算量为 4.7×10^9，相较于 YOLO v8n 模型在保持精度的同时显著降低了资源消耗，具备极高的边缘部署适应性与可移植性。

（3）基于 Qt 技术，设计了一款可视化的水稻叶片病害识别系统。经过 200 次实际测试，识别单幅图像仅需 70 ms，具有较强的稳定性与实用性，可为水稻病害智能检测提供一定技术支持。

参 考 文 献

[1] 杜孝敬，张燕红，文孝荣，等. 355 份粳稻种质资源在新疆的遗传多样性分析及综合评价[J]. 中国农业大学学报，2024，29(3)：13 - 26.
Du Xiaojing, Zhang Yanhong, Wen Xiaorong, et al. Genetic diversity analysis and comprehensive evaluation of 355 japonica rice germplasm resources in Xinjiang[J]. Journal of China Agricultural University, 2024, 29(3): 13 - 26. (in Chinese)

[2] 罗斌，李家超，周亚男，等. 基于改进 YOLO v8 的轻量化稻瘟病孢子检测方法[J]. 农业机械学报，2024，55(11)：32 - 38.
Luo Bin, Li Jiachao, Zhou Ya'nan, et al. Lightweight detection method of rice blast spores based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 32 - 38. (in Chinese)

[3] 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. Research on lightweight identification of rice diseases based on MobileNetV3Small - ECA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 253 - 262. (in Chinese)

[4] 廖娟，刘凯旋，杨玉青，等. 基于 RDN - YOLO 的自然环境下水稻病害识别模型研究[J]. 农业机械学报，2024，55(8)：233 - 242.
Liao Juan, Liu Kaixuan, Yang Yuqing, et al. Rice disease recognition in natural environment based on RDN - YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 233 - 242. (in Chinese)

[5] Lu Y, Tao X P, Zeng N Y, et al. Enhanced CNN classification capability for small rice disease datasets using progressive WGAN - GP: algorithms and applications[J]. Remote Sensing, 2023, 15(7): 1789.

[6] 覃贞旺. 基于无人机的槟榔黄化病智能识别技术研究[D]. 北京：中国农业科学院，2021.
Qin Zhenwang. Research on intelligent recognition technology of betel nut yellowing disease based on unmanned aerial vehicles [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2021. (in Chinese)

[7] 李文勇，李明，陈梅香，等. 基于机器视觉的作物多姿态害虫特征提取与分类方法[J]. 农业工程学报，2014，30(14)：154 - 162.
Li Wenyong, Li Ming, Chen Meixiang, et al. Feature extraction and classification method of multi-pose pests of crops based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(14): 154 - 162. (in Chinese)

[8] 朱成宇. 基于轻量级卷积神经网络的水稻病害识别[D]. 南宁：广西大学，2022.
Zhu Chengyu. Rice disease identification based on lightweight convolutional neural network[D]. Nanning: Guangxi University, 2022. (in Chinese)

[9] 黄双萍，孙超，齐龙，等. 基于深度卷积神经网络的水稻穗瘟病检测方法[J]. 农业工程学报，2017，33(20)：169 - 176.
Huang Shuangping, Sun Chao, Qi Long, et al. Detection method of rice spike blast based on deep convolutional neural network [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(20): 169 - 176. (in Chinese)

[10] Zhou G X, Zhang W Z, Chen A B, et al. Rapid detection of rice disease based on FCM - KM and Faster R - CNN fusion[J]. IEEE Access, 2019, 7: 143190 - 143206.

[11] Lu Y, Yi S J, Zeng N Y, et al. Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks[J]. Neurocomputing, 2017, 267: 378 - 384.

[12] 佘颢，吴伶，单鲁泉. 基于 SSD 网络模型改进的水稻害虫识别方法[J]. 郑州大学学报(理学版)，2020，52(3)：49 - 54.
She Hao, Wu Ling, Shan Luquan. Rice pest identification method improved based on SSD network model[J]. Journal of Zhengzhou University (Science Edition), 2020, 52(3): 49 - 54. (in Chinese)

[13] Xu R H, Chen Y, Blasch E, et al. Exploration of blockchain-enabled decentralized capability-based access control strategy for space situation awareness[J]. Optical Engineering, 2019, 58(4): 041609.

[14] 严陈慧子，田芳明，谭峰，等. 基于改进 YOLOv4 的水稻病害快速检测方法[J]. 江苏农业科学，2023，51(6)：187 - 194.
Yan Chenhuizi, Tian Fangming, Tan Feng, et al. Rapid detection method of rice diseases based on improved YOLOv4[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(6): 187 - 194. (in Chinese)

[15] 戴林华，黎远松，石睿. 基于改进 YOLOv8n 算法的水稻叶片病害检测[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版)，2024，42(3)：382 - 388.
Dai Linhua, Li Yuansong, Shi Rui. Detection of rice leaf diseases based on the improved YOLOv8n algorithm[J]. Journal of

Hubei Minzu University (Natural Science Edition), 2024,42(3):382 - 388. (in Chinese)
[16] 周成,陈章彬,杜雅刚,等. 面向边缘计算的水稻病害检测方法与装置研究[J]. 农业机械学报,2025,56(4):353 - 362.
Zhou Cheng, Chen Zhangbin, Du Yagang, et al. Development of rice disease detection methods and devices for edge computing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(4):353 - 362. (in Chinese)
[17] Sun J,Zhang Y,Zhu X L, et al. Enhanced individual characteristics normalized lightweight rice-VGG16 method for rice seed defect recognition[J]. Multimedia Tools and Applications,2022,82(3):3953 - 3972.
[18] Liu Q H, Liu W K, Liu Y S, et al. Rice grains and grain impurity segmentation method based on a deep learning algorithm-NAM-EfficientNetv2[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2023,209: 107824.
[19] Zhou S Y, Yin W J, He Y H, et al. Detection of apple leaf gray spot disease based on improved YOLOv8 network[J]. Mathematics,2025,13(5):840.
[20] Mammeri S, Haouam M Y, Amroune M, et al. A cascade model to detect and segment lung nodule using YOLOv8 and Resnet50U - Net[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology,2025,35(1): 70023.
[21] 陈永祺,顾茜,林郁. 基于 PP - PicoDet 的半自动标注烟丝异物检测研究[J]. 中国烟草学报,2023,29(2):11 - 21.
Chen Yongqi, Gu Xi, Lin Yu. Research on semi-automatic foreign object detection of labeled tobacco shreds based on PP - PicoDet[J]. Journal of Chinese Tobacco,2023,29(2):11 - 21. (in Chinese)
[22] Li Y Y, Shi J, Li Y P. Real-time semantic understanding and segmentation of urban scenes for vehicle visual sensors by optimized DCNN algorithm[J]. Applied Sciences-Basel,2022,12(15):7811.
[23] Ardiyanto I, Alfahsi R D H. Lightweight monocular depth estimation network for robotics using intercept block GhostNet[J]. Signal Image and Video Processing,2025,19(1):34.
[24] Li N,Ye T R,Zhou Z H, et al. Enhanced YOLOv8 with BiFPN - SimAM for precise defect detection in miniature capacitors [J]. Applied Sciences-Basel,2024,14(1):429.
[25] Pan B,Xiang J,Zhang N, et al. A fine-grained attributes recognition model for clothing based on improved the CSPDarknet and PAFPN network[J]. Signal Image and Video Processing,2025,19(3):230.
[26] Piao Y R, Jiang Y Y, Zhang M, et al. PANet: Patch-Aware network for light field salient object detection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2023,53(1):379 - 391.
[27] Zhao X Q, Tuo B B, Hui Y Y. Deep learning with CBAM - Based CNN for batch process quality prediction[J]. Measurement Science and Technology,2023,34(11): 115123.
[28] 胡志伟, 杨华, 娄甜田. 采用双重注意力特征金字塔网络检测群养生猪[J]. 农业工程学报, 2021, 37(5): 166 - 174.
Hu Zhiwei, Yang Hua, Lou Tiantian. Instance detection of group breeding pigs using a pyramid network with dual attention feature[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(5): 166 - 174. (in Chinese)
[29] Xu X M, Su X Y, Zhou L, et al. Instance segmentation of lentinus edodes images based on YOLOv5seg - BotNet[J]. Agronomy-Basel,2024,14(8): 1808.
[30] Qian X L,Zhang N N,Wang W. Smooth GIoU loss for oriented object detection in remote sensing images[J]. Remote Sensing, 2023,15(5):1259.
[31] Punn N S, Agarwal S. CHS - Net: a deep learning approach for hierarchical segmentation of COVID - 19 via CT images[J]. Neural Processing Letters,2022,54(5): 3771 - 3792.
[32] Su J Z,Yi H A,Ling L, et al. Multi-object surface roughness grade detection based on Faster R - CNN[J]. Measurement Science and Technology,2023,34(1): 015012.
[33] Tan L,Wu H,Xu Z F, et al. Multi-object garbage image detection algorithm based on SP - SSD[J]. Expert Systems with Applications,2025,263:125773.
[34] Zhang Q X,Yang F H, Zhou Q K, et al. Occluded pedestrian detection based on improved YOLOv5n[C]// Academy of Military Sciences Institute of System Engineering (China),2023:12748.
[35] Zheng Z Z, Hu Y H, Qiao Y C, et al. Real-time detection of winter jujubes based on improved YOLOX - Nano network[J]. Remote Sensing,2022,14(19):4833.