doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.06.026

基于YOLO v5s-RCW的葡萄病害检测方法

姜红花[1] 胡芳超[1] 刘志鹏[1] 周子翔[1] 陈雅茹[2] 李 勃[3] 乔永亮[4] 刘理民[5]

(1.山东农业大学信息科学与工程学院, 泰安 271018; 2.萨里大学视觉、语音和信号处理中心, 吉尔福德 GU2 7XH; 3.山东省葡萄研究院, 济南 250100; 4.阿德莱德大学机器学习研究所, 阿德莱德 SA 5000; 5.山东农业工程学院机械电子工程学院, 济南 250100)

摘要: 针对田间环境下葡萄病害尺度多样、表征相似及模型复杂度较高的问题,提出一种基于YOLO v5s-RCW的葡萄病害检测方法。以YOLO v5s为基线网络,在特征提取结构中引入感受野注意力卷积模块(Receptive-field attention convolution,RFAConv),有效解决了传统卷积操作在处理不同尺寸病害目标时参数共享的限制;同时,以智能交并比损失函数(Wise intersection over union,WIoU)替换完整交并比损失函数(Compatible intersection over union,CIoU),优化了不同尺寸锚框的惩罚机制,显著降低了病害尺度变化引起的性能波动。结果表明,该模型相比YOLO v5s,准确率、召回率和平均精度均值分别提高7.0、6.0、1.7个百分点,且通过在主干网络添加卷积块注意力模块(Convolutional block attention Module,CBAM),进一步提高了模型的特征判别能力,参数量降低18.3%。将YOLO v5s-RCW模型部署至云服务器,用户通过微信小程序调用转化为应用程序编程接口(Application programming interface,API)的检测功能,可实现对葡萄病害的便捷性检测,模型推理平均用时13.9 ms,提高了病害检测的效率和准确性,为葡萄病害检测提供了技术支持。

关键词: 葡萄病害; 目标检测; YOLO v5s; 注意力机制; 微信小程序

中图分类号: TP391.41; S436.631 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-1298(2026)06-0281-09 **OSID**:

Grape Disease Detection Method Based on YOLO v5s-RCW

JIANG Honghua[1] HU Fangchao[1] LIU Zhipeng[1] ZHOU Zixiang[1] CHEN Yaru[2] LI Bo[3] QIAO Yongliang[4] LIU Limin[5]

(1. *College of Information Science and Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*
2. *Centre for Vision*, *Speech and Signal Processing* (*CVSSP*), *University of Surrey*, *Guildford GU2 7XH*, *UK*
3. *Shandong Academy of Grape*, *Ji'nan* 250100, *China*
4. *Institute for Machine Learning*, *The University of Adelaide*, *Adelaide SA* 5000, *Australia*
5. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agriculture and Engineering University*, *Ji'nan* 250100, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of diverse scales, similar visual characteristics, and high model complexity in detecting grape diseases in field environments, a novel detection method was proposed based on YOLO v5s-RCW. Using YOLO v5s as the baseline network, the receptive-field attention convolution (RFAConv) was introduced into the feature extraction structure to dynamically generate spatial features in the receptive field matching the size of the convolution kernel and assign unique attention weights to each receptive field in the network, which effectively mitigated the parameter sharing limitation of traditional convolutional operations in handling disease targets of varying sizes. Additionally, the compatible intersection over union (CIoU) loss function was replaced with the wise intersection over union (WIoU) loss function, optimizing the penalty mechanism for anchor boxes of different sizes and significantly reducing performance fluctuations caused by variations in disease scale. The results demonstrated that compared with YOLO v5s, the model improved accuracy, recall, and mean average precision by 7, 6, and 1.7 percentage points, respectively. The model's feature discrimination capability was further enhanced by integrating the convolutional block attention module (CBAM) into the

收稿日期: 2024-12-26 修回日期: 2025-03-22

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2022TZXD0011-3)

作者简介: 姜红花(1971—),女,教授,博士生导师,主要从事物联网与自动控制研究,E-mail: j_honghua@sdau.edu.cn

通信作者: 李勃(1977—),男,博士,研究员,主要从事葡萄高效栽培等研究,E-mail: sdtalibo@163.com

backbone network, while reducing the number of parameters by 18.3%. The YOLO v5s-RCW model was deployed on a cloud server, and users can call the detection function transformed into an application programming interface (API) through the WeChat mini program, enabling convenient detection of grape diseases. The average inference time of the model was 13.9 ms, which improved the efficiency and accuracy of disease detection and provided technical support for grape disease detection.

Key words: grape diseases; object detection; YOLO v5s; attention mechanism; WeChat mini program

0 引言

我国是世界上最大的葡萄生产国和消费国,葡萄产业已成为多地农业生产的支柱产业[1]。然而,病害频发对葡萄的质量和产量构成严重威胁,例如霜霉病会导致葡萄产量损失15%~60%,甚至颗粒无收,极大地削弱了葡萄产业的经济效益[2-3]。传统葡萄病害检测主要依靠专家或果农的种植经验,费时费力且易误判[4-6]。因此,使用智能检测方法快速、准确地检测葡萄病害对于葡萄产业的发展至关重要[7]。

随着深度学习的不断发展,主流的目标检测算法(R-CNN(Region convolutional neural network)系列算法、YOLO(You only look once)系列算法、SSD(Single shot multibox detector)算法等)在植物病害检测领域的应用成为国内外研究热点[8-10]。早期的葡萄病害检测研究大多基于图像背景简单的公开数据集进行,但自然环境下背景复杂多变,使得模型的实际应用精度大幅下降[11]。为了提升病害检测模型在自然环境下的实用性,刘阗宇等[12]构建了自然环境下的葡萄病害数据集,并利用区域候选网络(Region proposal network, RPN)与Faster R-CNN(Faster-Region convolutional neural network)网络相互辅助进行训练,在所构数据集上,模型平均精度均值(mean Average Precision, mAP)达到66.47%。随后,对葡萄病害特点开展研究,针对葡萄病害尺度不同特点,贾璐等[13]设计了多尺度特征融合模块融合多尺度卷积生成的特征图,提高对不同尺度病害特征的提取能力,平均识别准确率达到87.93%。针对葡萄病害表征相似及不显著特点,GUO等[14]在YOLOX模型中引入高效注意力机制(Efficient channel attention, ECA),通过强调葡萄病害关键特征,使模型检测精度达到88.66%。而自然环境下葡萄病害同时表现出尺度多样化、病害表征相似及不显著特点,如果只考虑病害单方面特点,会使模型在实际农业场景中的应用面临诸多限制。

针对上述问题,本文以YOLO v5s作为特征提取网络,依据葡萄病害检测的特点进行优化设计。通过整合感受野注意力卷积模块(Receptive-field attention convolution, RFAConv)与C3模块生成C3RFA模块,增强网络的感受野注意力分配能力,从而更准确地提取病害的关键特征。同时,用智能交并比损失函数(Wise intersection over union, WIoU)替代完整交并比损失函数(Compatible intersection over union, CIoU),以提升模型对多尺度病害检测性能。此外,在C3RFA模块前引入卷积块注意力模块(Convolutional block attention module, CBAM),以增强模型对复杂背景下病害特征判别能力和泛化性,有效降低模型复杂度。最后,将YOLO v5s-RCW模型部署至云服务器,结合微信小程序,研发葡萄病害检测系统,方便用户随时随地对拍摄的图像或已存图像进行病害检测,以期提高葡萄病害检测效率和便捷性。

1 基于YOLO v5s-RCW的葡萄病害检测方法

1.1 田间数据采集

针对葡萄病害易于夏季雨后爆发的特点,数据采集主要集中于6—10月,采集对象为皮尔斯病、白粉病和霜霉病,采集地点包括山东省泰安市岱岳区祝阳镇岱岳山谷酒庄葡萄种植田、山东农业大学园艺试验站。在葡萄陇间使用iPhone 13型手机针对葡萄病害区域进行拍摄,拍摄距离20~30 cm,拍摄时间09:00—11:00和14:00—16:00,有效减弱阴影对图像质量的影响。采集数据过程避免人为移动叶片,维持葡萄叶片在自然环境下的状态。

1.2 数据集构建及处理

数据集由3部分组成:①通过专家指导和查阅资料,本文在田间采集葡萄病害数据1 072幅。②国家基础学科公共科学数据中心“图像理解机器学习数据库”(课题号NBSDC-DB-20)(http://www.icgroupcas.cn/website_bchtk)所提供的葡萄病害数据共2 869幅[15]。③Kaggle网站(https://www.kaggle.com)所公开的plant-leaves-disease-detection数据集中的3 563幅葡萄病害数据。病害图像如图1所示,其中黑腐病、褐斑病、轮斑病、溃疡病以及皮尔斯病发病区域与健康区域区别较大,病斑特征显著,但黑腐病、褐斑病和轮斑病病斑尺度不一;霜霉病发病特征为叶片背面附有白色绒毛状菌丝,不仅与健康区域特征相似,且与灰白色粉末状病

图 1　葡萄病害种类示意图

Fig. 1　Schematic of grapevine diseases

征的白粉病相似，所以本数据集具有病斑尺度多样性及病征相似的特性，能更好地模拟田间多种葡萄病害的复杂性，为病害检测算法提供数据基础。

获取数据后，筛选掉拍摄不全、遮挡严重和模糊不清等无效数据，使用 Labelimg 软件对筛选的图像数据进行画框标注，采取传统的数据增强方法，包括镜像翻转、平移、添加噪点等方法扩充数据集，处理后数据集共 5 015 幅。各病害样本量如表 1 所示。

表 1　病害样本量

Tab. 1　Disease sample size

病害名称	Kaggle 网站	国家基础学科公共科学数据中心	自采集	处理后样本量
黑腐病	1 180	0	0	499
褐斑病	1 000	0	0	805
轮斑病	1 383	0	0	832
霜霉病	0	1 502	154	825
溃疡病	0	795	0	500
白粉病	0	572	83	933
皮尔斯病	0	0	835	621

1.3　YOLO v5s 模型

为了确保在田间环境下对葡萄病害进行高精度和高效率的检测，选择对 YOLO v5s 模型进行优化。YOLO v5s 采用单阶段检测机制，显著提升处理速度，同时与 YOLO v8s[16] 及 YOLO 11s[17] 相比，模型复杂度更小。因此其以高效率、迅捷的检测速度以及紧凑的模型体积而著称[18－19]，更适合部署在资源受限的低成本服务器上，不仅有效降低系统开发和运行成本，还能实现对葡萄病害的便捷检测。

YOLO v5s 网络主要包含输入端、主干网络（Backbone）、颈部（Neck）和头部（Head）4 个关键部分。输入端包括 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算、自适应图像缩放 3 个部分[20]，负责预处理田间复杂环境中的多样化病害图像数据，提高模型的鲁棒性；主干网络是整个网络结构的核心，采用轻量且高效的 CSPDarknet53 网络结构[21]，提升了对复杂病害区域的特征提取能力，特别适合处理病斑形状不规则、纹理复杂的葡萄病害图像；Neck 主要通过一系列卷积层、池化层等操作，对特征信息进一步提取和融合。Head 主要负责病害检测任务中的特征提取和预测。

1.4　YOLO v5s－RCW 模型

虽然 YOLO v5s 检测速度快，模型内存占用量小，但在复杂背景下对多尺度葡萄病害及表征相似的病害识别精度较差，所以通过融合 RFAConv 与 C3 模块，使模型能够根据不同的感受野来分配不同的注意力权重，提高模型的特征提取能力；以 WIoU 替换 CIoU 在保证高质量锚框效果的同时，减少低质量锚框的影响；为了提高模型泛化能力，降低复杂度，引入 CBAM 注意力机制。YOLO v5s－RCW 模型结构如图 2 所示。

1.4.1　RFAConv 注意力机制

由于自然环境下葡萄病害的病斑尺度多样化，而 YOLO v5s 中的卷积操作局限于对传统空间维度的特征提取，在处理尺度多变的病害时表现性能较差。为了解决这个问题，在 YOLO v5s 模型中引入 RFAConv 模块[22]，与 C3 模块形成 C3RFA 模块，其核心在于动态生成与卷积核大小相匹配的感受野空间特征，并为网络中的每个感受野分配独特的注意力权重。这些权重能强调重要的病害特征，同时抑制背景干扰。通过这种方式解决了传统卷积操作中参数共享的限制，允许网络在不同感受野中使用独立的参数，从而更精确地捕捉图像的局部特征，并且能使模型在全局范围内更加关注那些与特定感受野相匹配的区域，通过考虑感受野的影响，为大尺寸卷积核提供有效的注意力权重。尤其是在处理多尺度病害图像时，C3RFA 模块能够动态调整感受野范围，有效定位和识别病害区域，从而增强了模型对复杂病害特征的表达能力和检测性能。这一设计显著提高了模型在自然环境下对多尺度病害的适应性，使其在复杂场景中展现出更高的鲁棒性和准确性。

RFAConv 模块通过分组卷积（Group Conv）来有效地提取每个感受野内的空间特征，不仅提高了处理速度，而且保持了模型的参数量不变。在提取局部特征之后，RFAConv 进一步使用平均池化（Average pooling，AvgPool）来聚合全局信息，有助于模型捕捉图像的整体上下文。然后通过 1×1 的分组卷积实现了轻量级的信息交互，这不仅减少了计算的复杂度，还增强了模型对局部特征与全局信息之间关系的理解。最终，RFAConv 利用 Softmax 函

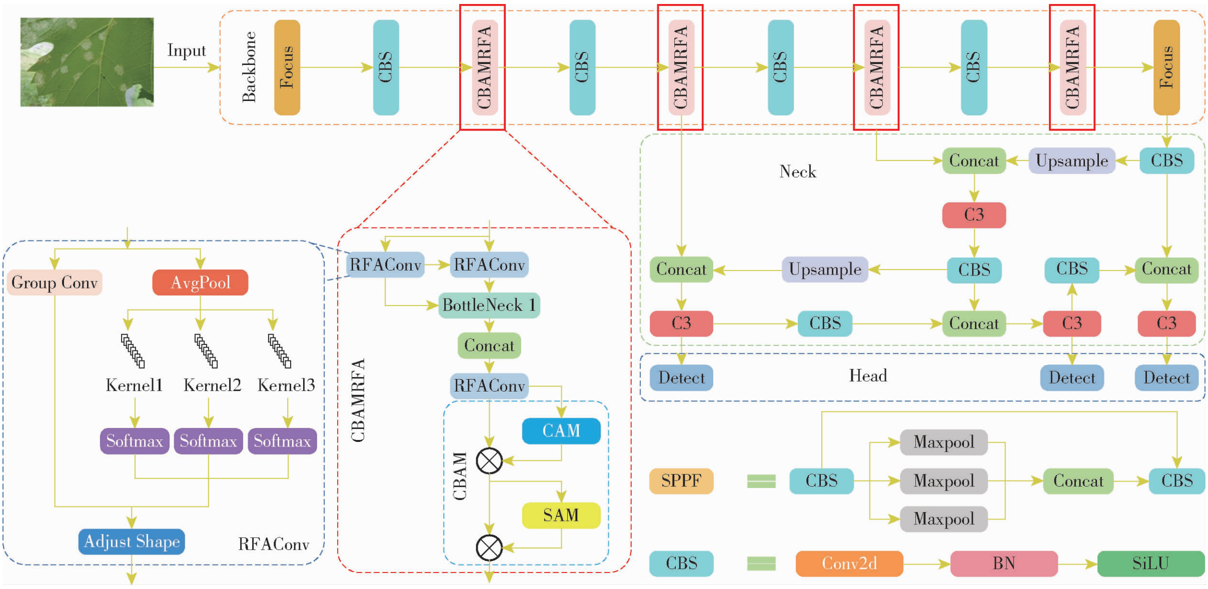

图 2　YOLO v5s - RCW 网络模型结构图

Fig. 2　YOLO v5s - RCW network model structure diagram

数来增加特征值重要性。RFAConv 计算式为

$$F = \mathrm{Softmax}(g^{1\times1}(\mathrm{AvgPool}(X)))\cdot \mathrm{ReLU}(\mathrm{Norm}(g^{3\times3}(X))) = A_{rf}F_{rf} \tag{1}$$

式中　AvgPool( )——全局平均池化
ReLU( )——激活函数
Norm( )——归一化处理
$g^{i\times i}$( )——分组卷积
A_{rf}——注意力图
F_{rf}——感受野空间特征

1.4.2　WIoU 损失函数

为了进一步优化模型对多尺度病害的检测效果，减弱低质量样本的影响，采用 WIoU[23] 损失函数替换 CIoU 损失函数，解决了 CIoU 在评估目标边界匹配情况时的局限性[24-25]。WIoU 通过引入一种动态非单调聚焦机制，缩小不同尺寸锚框的惩罚差距，这种机制能够针对多尺度病害目标，动态调整损失权重，从而更精确地反映锚框的匹配质量。此外 WIoU 使用“离群度”替代交并比（Intersection over union，IoU）来进行锚框质量评估，使模型在处理多尺度目标时能够更好地评估锚框的质量。

WIoU 在改进质量评估机制的同时还提供了一个梯度增益分配策略，WIoU 计算公式为

$$L_{WIoU} = \frac{\beta}{\delta\alpha^{\beta-\delta}}R_{WIoU}(1 - IoU) \tag{2}$$

其中

$$R_{WIoU} = \exp\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*} \tag{3}$$

$$\beta = \frac{L_{IoU}^*}{\overline{L}_{IoU}} \tag{4}$$

$$m = 1 - \sqrt[tn]{0.05} \tag{5}$$

式中　(x, y)——锚框中心点坐标
(x_{gt}, y_{gt})——目标框中心点坐标
W_g、H_g——最小包围框宽、高
IoU——交并比
δ——超参数，决定权重因子
α——超参数，决定权重因子随 IoU 变化的速率
β——离群度，描述锚框质量，与锚框质量呈负相关，$\in[0, +\infty)$
L_{IoU}^*——单调聚焦系数的梯度增益，与 L_{IoU} 定义相同
*——在训练过程中会根据每个目标检测的情况不断计算更改
$\overline{L}_{IoU}$——动量 m 的滑动平均值，根据训练进程动态调整最高梯度增益
t——训练轮次，取 200
n——批次大小，取 16

WIoU 损失函数对于小尺寸病斑赋予更高的权重，强调对此类病斑的检测效果；对于大尺寸病斑，则根据情况赋予相应的权重，通过这种机制，有效解决了尺度变化的问题；同时，WIoU 在保证高质量锚框效果的同时，会给低质量的锚框分配较小的梯度增益，以减少有害的梯度，进一步提高了模型的整体性能。

1.4.3　CBAM 注意力机制

由于某些葡萄病害（如霜霉病、白粉病）的病症不显著且表征具有较高相似性，为了更好地区分相似病害，同时平衡 RFAConv 注意力机制引入的模型参数量，降低开发成本，在 C3RFA 模块输出前添加由通道注意力机制（Channel attention mechanism， CAM）和空间注意力机制（Spatial attention mechanisms，SAM）结合的 CBAM 注意力机制[26-27]，能够根据病害检测的实际需求和上下文信息，动态调整特征图中每个通道和空间位置的重要性，对特征进行加权优化。因此，模型在提升对霜霉病和白粉病检测效果的同时，保持了较低的模型复杂度，从而实现精度与效率的平衡。

具体而言，CBAM 通过空间注意力模块对每个空间位置的重要性进行评估，生成相应的权重图，与 C3RFA 模块的输出特征图相乘，从而强化关键特征并抑制无关特征。这种加权处理有助于模型更好地关注输入特征中的关键空间信息，从复杂背景中有效分离病害特征。通道注意力模块通过对每个通道的重要性进行评估，生成通道权重并与特征图相乘，以优化通道间的信息表达。这种调整不仅有助于模型更好地捕捉不同通道之间的关联信息，还显著增强了对表征相似病害的区分能力，同时降低了整体参数量，提高了模型计算效率。

2　试验与结果分析

2.1　试验平台及训练参数

训练所用工具包版本和硬件环境参数为 Python 3.7，CUDA 11.6，系统为 Windows 10，CPU 为 Intel i5 13600kf，GPU 为 NVIDIA GTX3090，显卡内存 24 GB。为了验证模型改进的有效性，每个目标检测模型所使用的数据集均为统一数据集，以比例 7∶2∶1将数据集划分为训练集、验证集、测试集，批次大小设置为 16，训练轮次设置为 200。

2.2　评价指标

为评估改进模型检测效果，采用精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）、平均精度均值（mAP）、参数量以及模型内存占用量作为模型评价指标。

2.3　不同模型性能对比试验

为了评估 YOLO v5s - RCW 模型对葡萄病害的检测效果，在相同试验环境、相同数据集、相同试验参数下，进行对比试验。将 YOLO v5s - RCW 模型和 Faster R - CNN、YOLO v3s、YOLO v5s 及 YOLO v8s 模型进行对比，试验结果如表 2 所示。

由表 2 可知，Faster R - CNN 模型的检测效果表现最差，平均精度均值最低（79.3%），参数量最多（4.119×10^7），模型内存占用量最大（315.0 MB）。YOLO v5s - RCW 模型平均精度均值最高，为 87.6%，与 Faster R - CNN、YOLO v3s、YOLO v5s 和 YOLO v8s 模型相比，分别提高 8.3、0.1、1.7、0.4 个百分点。YOLO v5s-RCW 模型参数量（8.597×10^6）和模型内存占用量（16.8 MB）仅次于 YOLO v5s 模型，与 Faster R - CNN、YOLO v3s 和 YOLO v8s 模型相比，参数量和模型内存占用量分别降低 79.1% 和 94.7%、91.7% 和 91.5%、22.8% 和 25.3%。上述结果充分表明本文模型（YOLO v5s - RCW）检测效果更好，且具有较小的模型复杂度。

表 2　对比试验结果

Tab.2　Results of comparative trial

模型	平均精度均值/%	参数量	模型内存占用量/MB
Faster R - CNN	79.3	4.119×10^7	315.0
YOLO v3s	87.5	1.037×10^8	198.2
YOLO v5s	85.9	7.045×10^6	13.8
YOLO v8s	87.2	1.113×10^7	22.5
YOLO v5s - RCW	87.6	8.597×10^6	16.8

2.4　检测结果分析

由表 2 可知，YOLO 系列模型性能远超 Faster R - CNN 模型，为直观对比各模型检测效果，选取 YOLO v3s、YOLO v5s、YOLO v8s 及 YOLO v5s - RCW 模型对葡萄病害的检测结果进行分析。从测试集中选取各类病害图像进行检测，检测效果如图 3 所示（浅蓝框表示漏检，紫框表示误检）。

从图 3 可以看出，YOLO v3s、YOLO v5s 和 YOLO v8s 3 个模型在检测小尺度病害时均出现漏检现象。在病征与背景相似度高的霜霉病和白粉病检测中，YOLO v3s 和 YOLO v5s 模型也未能避免漏检。此外，YOLO v3s 和 YOLO v8s 模型还出现了误检现象，即错误地将非病害区域检测为病害。相比之下，YOLO v5s - RCW 模型表现最优，能准确检测病害种类。

2.5　消融试验

共设计 5 组消融试验，分别为：①YOLO v5s 模型。②仅引入 RFAConv 模块的 YOLO v5s（YOLO v5s - R）。③仅更换 WIoU 损失函数的 YOLO v5s（YOLO v5s - W）。④同时引入 RFAConv 模块和更换 WIoU 损失函数的 YOLO v5s（YOLO v5s - RW）。⑤同时融合 CBAM 注意力机制、C3RFA 模块和更换 WIoU 的 YOLO v5s（YOLO v5s - RCW）。试验结果如表 3 所示。

由表 3 可知，YOLO v5s 模型与其他 4 种改进模型相比，准确率、召回率和平均精度均值最低，分别为 79.8%、77.8% 和 85.9%。YOLO v5s - W 模型降低了低质量锚框的有害影响，表现优于 YOLO v5s，准确率、召回率和平均精度均值分别提高 1.3、7.9、0.5 个百分点。相较于原模型，YOLO v5s - R 根据病害尺度动态调整注意力权重，准确率提高1.2个

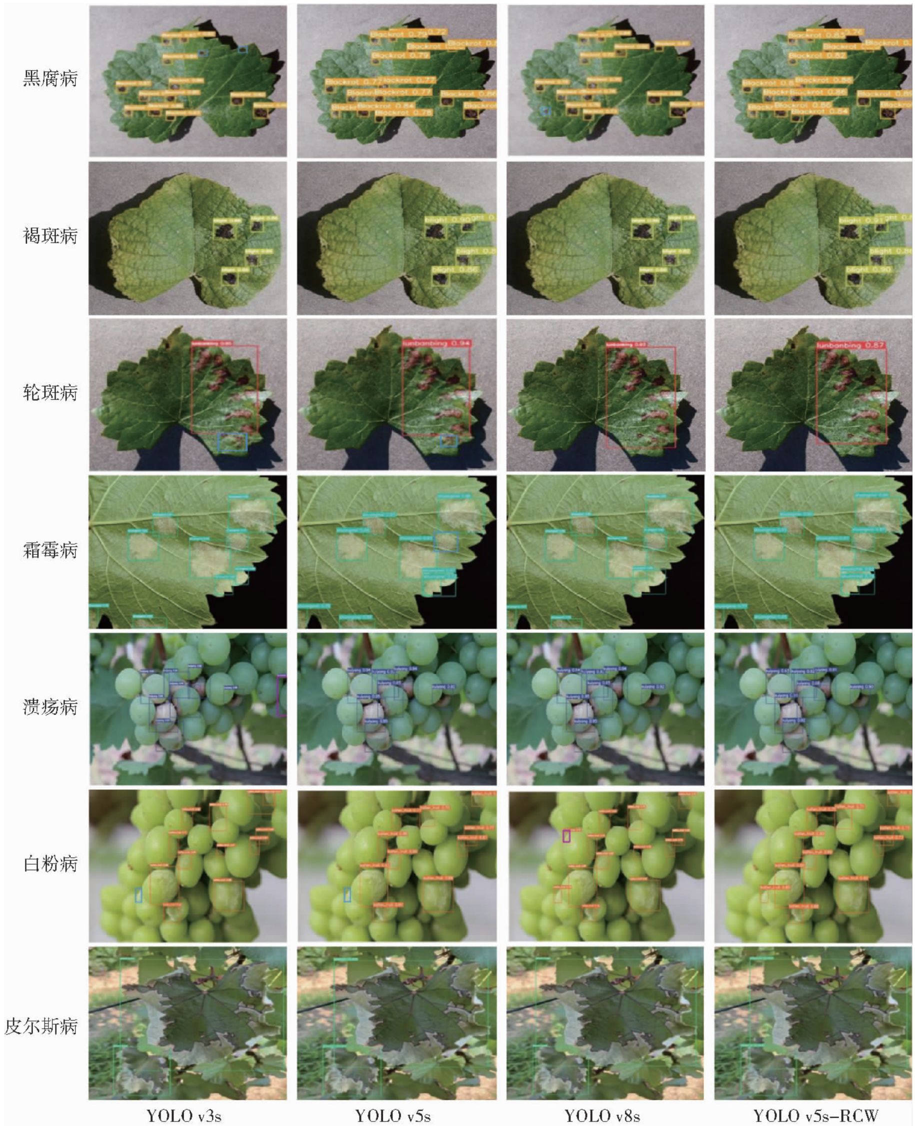

图 3 检测效果对比

Fig. 3 Comparison of detection effect

表 3 消融试验结果对比

Tab. 3 Comparison of ablation trial results

模型	准确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	参数量
YOLO v5s	79.8	77.8	85.9	7.045×10^{6}
YOLO v5s - W	81.1	85.7	86.4	7.045×10^{6}
YOLO v5s - R	81.0	84.7	86.7	1.052×10^{7}
YOLO v5s - RW	87.0	84.1	87.7	1.052×10^{7}
YOLO v5s - RCW	86.8	83.8	87.6	8.597×10^{6}

百分点，召回率提高 6.9 个百分点，平均精度均值提高 0.8 个百分点，但其模型参数量相较于原模型提高 49.3%。YOLO v5s - RW 模型结合 RFAConv 模块和 WIoU 损失函数的优势，相较原模型，准确率提高 7.2 个百分点，召回率提高 6.3 个百分点，平均精度均值提高 1.8 个百分点，但其参数量与 YOLO v5s - R模型相同。而 YOLO v5s - RCW 训练结果表明，相较于 YOLO v5s 准确率提高 7.0 个百分点，召回率提高 6.0 个百分点，平均精度均值提高 1.7 个百分点，相较 YOLO v5s - RW 模型参数量下降 18.3%，在保证检测准确率的前提下，有效减少了模型复杂度。

3 葡萄病害检测系统

3.1 系统总体设计

葡萄病害检测系统旨在帮助农户和农业技术人员快速、准确地检测葡萄病害，提供科学的防治建议。系统主要包含 YOLO v5s - RCW 模型、云服务器模块和微信小程序，系统总体设计如图 4 所示。

由于微信小程序对模型内存占用量有严格限制，所以将 YOLO v5s - RCW 模型部署至云服务器，云服务器负责图像处理和模型推理的关键任务，并为微信小程序提供病害检测功能的应用程序编程接口（Application programming interface，API）；微信小程序包含首页、百科及检测功能，用户可以随时随地

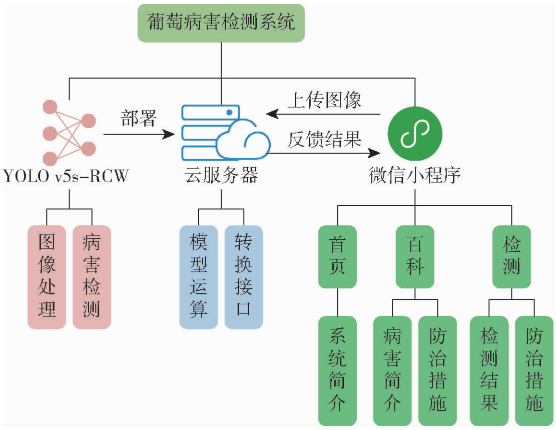

图 4　系统总体设计图

Fig. 4　Overall system design diagram

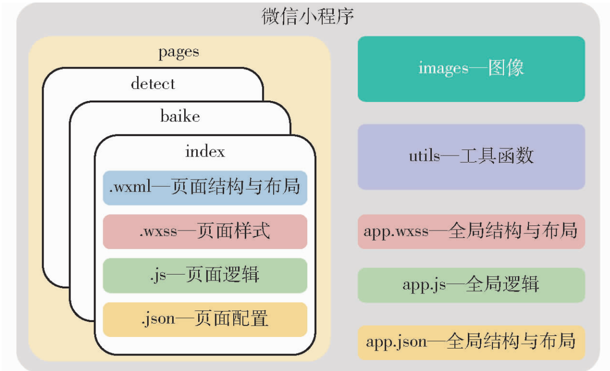

图 5　微信小程序目录结构图

Fig. 5　Directory structure of WeChat mini program

进行葡萄病害检测，获取专业的病害信息和防治建议，极大地提高了葡萄病害检测效率和便捷性。

3.2　微信小程序实现

由于微信小程序具有简洁、流畅及易操作的特性，本系统基于其进行开发，主要包含全局文件（如 app.js、app.json、app.wxss 等）、页面目录（每个页面含独立的.js、.json、.wxml 和.wxss 文件）以及公共资源目录（如 images 存放图像，utils 存放工具函数），目录结构如图 5 所示。app.js 作为小程序的全局逻辑文件，用于注册小程序实例并定义全局的逻辑和生命周期函数；app.json 是全局配置文件，用于设置窗口表现、页面路径和底部导航栏等；app.wxss 为全局样式文件，用于定义公共的样式规则，每个页面的.js、.json 和.wxss 文件与全局文件功能相似，.wxml 文件用于定义页面的结构和布局。

微信小程序包含首页、百科及检测 3 个模块。首页提供系统简介，向用户介绍系统功能（图 6a）；百科模块提供病害的详细信息和防治措施，用户可以通过点击缩略图了解不同病害的特点和处理方法（图 6b）。检测模块则是系统核心，用户通过微信小程序上传或拍摄待检测图像，随后将图像发送至云服务器，借助部署的 YOLO v5s－RCW 模型对其进行病害检测，检测完成后将结果反馈至微信小程序，并将结果与防治措施进行可视化展示（图 6c 和图 7）。

为了验证不同天气条件下系统的适用性，将晴天拍摄的图像降低亮度和对比度，增加冷色调模拟阴天天气；通过 Python 生成雨滴叠加至阴天图像模拟雨天天气。不同天气条件下的检测效果如图 7 所示（红框表示漏检）。

由图 7 可知，3 种天气条件下系统均能有效检测出病害区域，其中晴天条件下置信度最高，但由于晴天条件下霜霉病与背景相似度较高，出现漏检现象；阴天条件下未出现漏检现象，但置信度稍有下降；雨天条件下置信度与阴天条件下相似，但由于雨滴对病害区域造成了模糊效应，出现漏检现象。上述结果表明葡萄病害检测系统在多变的环境条件下具有稳定的检测能力，展示了其在葡萄病害检测中的实用潜力。检测测试集数据时，模型平均检测时间为 13.9 ms。

(a) 首页　(b) 百科　(c) 检测

图 6　微信小程序页面

Fig. 6　Page of WeChat mini program

图7 不同天气检测对比

Fig. 7 Comparison of different weather detections

4 结论

(1)为解决田间环境下葡萄病害尺度多样、表征相似及模型复杂度高等问题,提出了一种基于 YOLO v5s - RCW 的葡萄病害检测方法。基于 YOLO v5s - RCW 的葡萄病害检测模型具有较高的检测精度和较小的模型复杂度。在 YOLO v5s 模型中引入 RFAConv 注意力机制与 C3 模块融合成 C3RFA 模块,并采用 WIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数,增强对多尺度目标的特征提取能力。试验结果表明,本文模型相比 YOLO v5s 模型准确率提高 7.0 个百分点,召回率提高 6.0 个百分点,平均精度均值提高 1.7 个百分点。同时在 C3RFA 模块尾部增加 CBAM 注意力机制,增强模型特征判别能力,模型参数量降低 18.3%。

(2)通过对比不同模型的检测结果,YOLO v3s、YOLO v5s 和 YOLO v8s 均出现了漏检现象,其中 YOLO v3s 和 YOLO v8s 模型还出现了误检现象,而 YOLO v5s - RCW 模型并未出现漏检和误检,对葡萄病害的检测效果最优。

(3)采用微信小程序开发的葡萄病害检测系统,模型推理平均用时 13.9 ms,不仅保留了轻量化特性,便于用户随时随地使用,还能在不同天气条件下有效检测葡萄病害,满足多样化的病害检测需求。

参 考 文 献

[1] 苏仕芳,乔焰,饶元. 基于迁移学习的葡萄叶片病害识别及移动端应用[J]. 农业工程学报, 2021,37(10):127-134.
SU Shifang, QIAO Yan, RAO Yuan. Recognition of grape leaf diseases and mobile application based on transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(10):127-134. (in Chinese)

[2] 谢圣桥,宋健,汤修映,等. 基于迁移学习和残差网络的葡萄叶部病害识别[J]. 农机化研究,2023,45(8):18-23,28.
XIE Shengqiao, SONG Jian, TANG Xiuying, et al. Identification of grape leaf diseases based on transfer learning and residual networks[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2023, 45(8): 18-23,28. (in Chinese)

[3] 王鹏. 基于深度学习的葡萄叶片病害识别方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2022.
WANG Peng. Research on the methods of grape leaf disease identification based on deep learning[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2022. (in Chinese)

[4] MA J, DU K, ZHENG F, et al. A recognition method for cucumber diseases using leaf symptom images based on deep convolutional neural network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154:18-24.

[5] 张惠莉,代晨龙,任景龙,等. 基于 YOLO v8 - GSGF 模型的葡萄病害识别方法研究[J]. 农业机械学报,2024,55(11):75-83.
ZHANG Huili, DAI Chenlong, REN Jinglong, et al. Grape disease identification method based on YOLO v8 - GSGF model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11):75-83. (in Chinese)

[6] 张林鍹,巴音塔娜,曾庆松. 基于 StyleGAN2 - ADA 和改进 YOLO v7 的葡萄叶片早期病害检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(1):241-252.
ZHANG Linxuan, BAYAN Tana, ZENG Qingsong. Grape disease detection method based on StyleGAN2 - ADA and improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1):241-252. (in Chinese)

[7] ISMAIL K, ISHAK P. Advancements in deep learning for accurate classification of grape leaves and diagnosis of grape diseases[J]. Journal of Plant Diseases and Protection, 2024, 131(3): 1061-1080.

[8] 姜红花,杨祥海,丁睿柔,等. 基于改进 ResNet18 的苹果叶部病害多分类算法研究[J]. 农业机械学报,2023,54(4):295－303.
JIANG Honghua,YANG Xianghai,DING Ruirou,et al. Identification of apple leaf diseases based on improved ResNet18[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(4):295－303. (in Chinese)

[9] SINAN U. Automatic olive peacock spot disease recognition system development by using single shot detector[J]. Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences, 2020, 3(3): 158－168.

[10] 刘春菊,刘延鑫,李斐,等. 基于 YOLOv5 的烟草叶部病害智能识别[J]. 中国烟草科学,2024,45(3):93－101.
LIU Chunju,LIU Yanxin,LI Fei,et al. Intelligent recognition of tobacco leaf diseases based on YOLOv5[J]. Chinese Tobacco Science,2024,45(3):93－101. (in Chinese)

[11] 樊湘鹏,许燕,周建平,等. 基于迁移学习和改进 CNN 的葡萄叶部病害检测系统[J]. 农业工程学报,2021,37(6):151－159.
FAN Xiangpeng,XU Yan,ZHOU Jianping,et al. Detection system for grape leaf diseases based on transfer learning and updated CNN[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(6):151－159. (in Chinese)

[12] 刘阗宇,冯全,杨森. 基于卷积神经网络的葡萄叶片病害检测方法[J]. 东北农业大学学报,2018,49(3):73－83.
LIU Tianyu,FENG Quan,YANG Sen. Detecting grape diseases based on convolutional neural network[J]. Journal of Northeast Agricultural University,2018,49(3):73－83. (in Chinese)

[13] 贾璐,叶中华. 基于注意力机制和特征融合的葡萄病害识别模型[J]. 农业机械学报,2023,54(7):223－233.
JIA Lu,YE Zhonghua. Grape disease recognition model based on attention mechanism and feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(7):223－233. (in Chinese)

[14] GUO W, FENG Q, LI X,et al. Grape leaf disease detection based on attention mechanisms[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(5): 205－212.

[15] 袁媛,陈雷. IDADP－葡萄病害识别研究图像数据集[J]. 中国科学数据(中英文网络版),2022,7(1):86－90.
YUAN Yuan,CHEN Lei. An image dataset for IDADP-grape disease identification[J]. Chinese Science Data (Chinese and English Online Edition),2022,7(1): 86－90. (in Chinese)

[16] LI R,LI Y,QIN W,et al. Lightweight network for corn leaf disease identification based on improved YOLO v8s[J]. Agriculture,2024,14(2):220.

[17] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements[J]. arXiv Preprint, arXiv:2410.17725, 2024.

[18] 奚小波,丁杰源,翁小祥,等. 基于轻量化 YOLO v5s－MCA 的番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(3):383－391,436.
XI Xiaobo,DING Jieyuan,WENG Xiaoxiang. Tomato maturity detection method based on lightweight YOLO v5s－MCA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(3): 383－391,436. (in Chinese)

[19] 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 crop yellow leaf curl virus disease[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp. 1):230－238. (in Chinese)

[20] OBSIE E Y, QU Hongchun,ZHANG Yongjiang,et al. YOLO v5s－CA: an improved YOLOv5 based on the attention mechanism for mummy berry disease detection[J]. Agriculture, 2022,13(1):78.

[21] SENUSSI F M,KANG S H. Occlusion removal in light-field images using CSPDarknet53 and bidirectional feature pyramid network: a multi-scale fusion-based approach[J]. Applied Sciences,2024,14(20):9332.

[22] ZHANG X, LIU C, YANG D,et al. RFAConv: innovating spatial attention and standard convolutional operation[J]. arXiv Preprint, arXiv:2304.03198, 2023.

[23] JIN L, YU Y, ZHOU J,et al. SWVR: a lightweight deep learning algorithm for forest fire detection and recognition[J]. Forests,2024,15(1):204.

[24] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z,et al. Focal and efficient IoU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing,2022,506:146－157.

[25] 孙佳宇,徐民俊,张俊鹏,等. 优化改进 YOLOv8 无人机视角下目标检测算法[J]. 计算机工程与应用,2025,61(1):109－120.
SUN Jiayu,XU Minjun,ZHANG Junpeng,et al. Optimized and improved YOLOv8 target detection algorithm from UAV perspective[J]. Computer Engineering and Applications,2025,61(1):109－120. (in Chinese)

[26] 王泰华,郭亚州,张家乐,等. 基于改进 YOLO v5s 的水稻害虫识别研究[J]. 农业机械学报,2024,55(11):39－48.
WANG Taihua,GUO Yazhou,ZHANG Jiale,et al. Rice pest identification based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(11):39－48. (in Chinese)

[27] WOO S, PARK J, LEE J Y,et al. Cbam: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV),2018:3－19.