

基于CBAM – YOLO v7的自然环境下棉叶病虫害识别方法

张楠楠^{1,2} 张 晓^{2,3} 白铁成^{2,3} 尚 鹏^{2,3} 王文瀚^{2,3} 李 莉⁴

- (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. 塔里木大学信息工程学院, 阿拉尔 843300;
- 3. 塔里木绿洲农业教育部重点实验室(塔里木大学), 阿拉尔 843300;
- 4. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对自然环境下棉花叶片病害检测难度大和人工设计特征提取器难以获取与棉叶病虫害相近特征表达的问题,提出一种改进的注意力机制YOLO v7算法(CBAM – YOLO v7)。该模型在YOLO v7模型基础上,在Backbone与Head中间增加注意力机制CBAM,并在Head部进行4倍下采样,然后将CBAM – YOLO v7模型用于棉叶病虫害识别,并与YOLO v5和YOLO v7进行对比试验。试验结果表明:蚜虫和正常叶片检测方面,YOLO v7可取得好的检测结果;CBAM – YOLO v7对黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛棉叶病虫害图像检测的准确率高于其他模型。CBAM – YOLO v7的mAP为85.5%,相较于YOLO v5提高21个百分点,相较于YOLO v7提高4.9个百分点;单幅图检测耗时为29.26 ms,可为棉叶病害在线监测提供理论基础。

关键词: 棉叶; 病虫害; 目标检测; 注意力机制; YOLO v7

中图分类号: TP391.4; S436.629 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S1-0239-06

Identification Method of Cotton Leaf Pests and Diseases in Natural Environment Based on CBAM – YOLO v7

ZHANG Nannan^{1,2} ZHANG Xiao^{2,3} BAI Tiecheng^{2,3} SHANG Peng^{2,3} WANG Wenhan^{2,3} LI Li⁴

- (1. Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China
- 2. College of Information Engineering, Tarim University, Alar 843300, China
- 3. Key Laboratory of Tarim Oasis Agriculture(Tarim University), Ministry of Education, Alar 843300, China
- 4. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: To address the challenges of detecting cotton leaf diseases in natural environments and the difficulty of manually designing feature extractors that capture similar feature expressions as those of cotton leaf diseases, an improved attention mechanism YOLO v7 algorithm (CBAM – YOLO v7) was proposed. Building upon the YOLO v7 model, the approach integrated the convolutional block attention module (CBAM) into the backbone and head of the model and incorporated a four times downsampling step within the head. The CBAM – YOLO v7 model was employed for the identification of cotton leaf diseases in Southern Xinjiang, and comparative experiments were conducted against YOLO v5 and YOLO v7. Experimental results revealed that in terms of aphid and normal leaf detection, YOLO v7 achieved favorable detection outcomes. Notably, CBAM – YOLO v7 demonstrated higher accuracy in detecting diseases like Fusarium wilt, cotton mirid bugs, and red spider mites when compared with other models. CBAM – YOLO v7 achieved a mean average precision (mAP) of 85.5%, representing a 21 percentage points increase over YOLO v5 and a 4.9 percentage points increase over YOLO v7. Moreover, the detection time for a single image was 29.26 ms, offering a theoretical foundation for online monitoring of cotton leaf diseases.

Key words: cotton leaf; diseases and pests; target detection; attention mechanism; YOLO v7

收稿日期: 2023 – 06 – 30 修回日期: 2023 – 08 – 28

基金项目: 国家自然科学基金项目(61640413、32101621)和兵团财政科技计划项目(2021BB023 – 02、2022CB001 – 05)

作者简介: 张楠楠(1987—),男,博士生,塔里木大学副教授,主要从事智慧农业研究,E-mail: zhangnannan@ taru. edu. cn

通信作者: 李莉(1978—),女,副教授,博士生导师,主要从事智慧农业系统集成及农业信息获取技术研究,E-mail: lily@ cau. edu. cn

0 引言

目前棉花种植过程中普遍存在的病虫害主要有红蜘蛛、黄萎病、蚜虫、棉盲蝽等^[1-4]。早期的病害检测主要是靠有经验的棉花病虫害专家通过对棉花叶片的感官识别来判定,而单纯依靠人工判定病虫害方式耗时费力^[5-6],很难确保检验结果的一致性和准确性。近年来,计算机视觉技术和深度学习算法的不断发展,为作物病虫害的自动化检测与识别提供了新的解决方案。YOLO(You only look once)算法是在特征图中各位置处直接预测物体分类,在时间效率和识别率上有明显优势,更适用于作物病虫害的实时对象检测。

赵嘉威等^[7]提出一种改进的 MC-YOLO v4 目标检测算法对苹果叶片常见的 5 种病害进行快速、高效识别。何颖等^[8]采用加权双向特征融合技术丰富各级特征图的语义信息和修改自适应 Anchor 计算方法对 YOLO v5 主干网络模型进行改进,对经济林木虫害检测可达到实际应用水平。王卫星等^[9]提出自然环境复杂背景下的 YOLO v4-GCF 荔枝病虫害检测模型,能有效抑制复杂背景的干扰,准确且快速检测图像中荔枝病虫害目标。周维等^[10]提出改进的 YOLO v4-GhostNet 模型,可提高水稻病虫害检测精度,用于算力不足的设备上。SOEB 等^[11]提出针对自然场景下的 YOLO-T 茶叶病害自动检测模型,检测精度优于现存的 CNN、DNN 等模型。MARIOS 等^[12]获取无人机可见光图像,用 YOLO v5 算法检测患有黄萎病的橄榄树,取得较好的结果。MATHEW 等^[13]使用 YOLO v5 成功检测甜椒植物叶片出现中早期的细菌斑病,相比于 YOLO v4,有更快的检测速度。

针对自然环境复杂背景下棉花病虫害检测难度大和人工设计特征提取器难以获取与棉叶病虫害相近特征表达的问题,本文提出一种在 YOLO v7 模型上增加注意力机制来强化检测目标特征的方法,以期对棉花典型病虫害的自动化防控提供理论基础。

1 材料与方法

1.1 图像数据采集

棉花主要病虫害图像数据采集于 2022 年 5—9 月阿拉尔棉花产区,采用自然环境下的多角度与多时间段拍摄方法,拍摄设备为手机,型号为 vivo IQOO Neo5,主摄像头 4.8×10^7 像素,光圈为 f/1.79,焦距为 26 mm。在自然环境背景下共采集到棉花叶片红蜘蛛图像 1 354 幅,黄萎病叶片图像 663 幅,蚜虫叶片图像 802 幅,棉盲蝽叶片图像 850 幅,健康叶片图像 1 102 幅,并通过使用翻转、对比

度、倒置和镜像等图像处理方法扩充训练数据集,扩充后数据集规模为 12 544 幅,如表 1 所示。建模集和测试集比例为 4:1。

表 1 各类棉叶病虫害数据集
Tab.1 Datasets of various cotton leaf diseases and pests 幅

类别	原始图像 数量	增强后图像数量		总计
		训练集	测试集	
蚜虫	802	1 680	720	2 400
黄萎病	663	1 856	796	2 652
棉盲蝽	850	1 830	760	2 590
红蜘蛛	1 354	1 883	815	2 698
健康叶片	1 102	1 542	662	2 204
总计	4 771	8 791	3 753	12 544

1.2 YOLO 模型

1.2.1 YOLO v7

YOLO v7 是 YOLO 系列中较新的单阶段目标检测器^[14],以图像为输入,通过反向传播直接回归对象类别和坐标,将处理后的反射信号映射到三通道图像中并用作输入。模型引用高效聚合层(ELAN)计算模块的增强形式,并通过连接层并行缩放模型深度和广度,同时,引入辅助头部网络以增强训练过程和模型重新参数化技术,使模型更具弹性^[15]。YOLO v7 网络由输入(Input)、主干网络(Backbone)、头部网络(Head)3 个模块构成^[16]。Input 主要作用是接收外部的输入数据,并将其传递给网络的下一层^[17]。对输入的病虫害图像进行预处理,将图像对齐、调整或缩放至固定尺寸,便于传递给主干网络。Backbone 主要由多个 CBS、ELAN、MPConv 等模块组成,用于图像特征的提取^[18]。Head 由 SPPCSPC(Spatial pyramid pooling and cross stage partial connections)、E-ELAN、RepConv 和 UPSample 模块构成^[19]。

1.2.2 CBAM-YOLO v7 检测模型整体架构

在 YOLO v7 中 Backbone 和 Head 连接位置引入 CBAM 注意力机制来强化棉叶病虫害的特征^[20]。在 Backbone 至 Head 层分支提取不同的特征图,并对 Backbone 网络中提取出的特征完全汇总后输入 Head 层。在输入尺寸为 640 像素×640 像素×3 通道的图像上,分别进行 8 倍、16 倍和 32 倍下采样。但在处理棉叶病虫害小目标时,8 倍下采样的局部感受野仍然过大,而且会导致叶片病虫害信息的丢失。在 YOLO v7 的 Head 部分增加一个 4 倍下采样,以增加神经网络的深度,使其能够更好地对目标的多层次特征信息进行学习,并提高在复杂环境下对多尺度目标的检测能力。CBAM-YOLO v7 网络模型如图 1 所示。

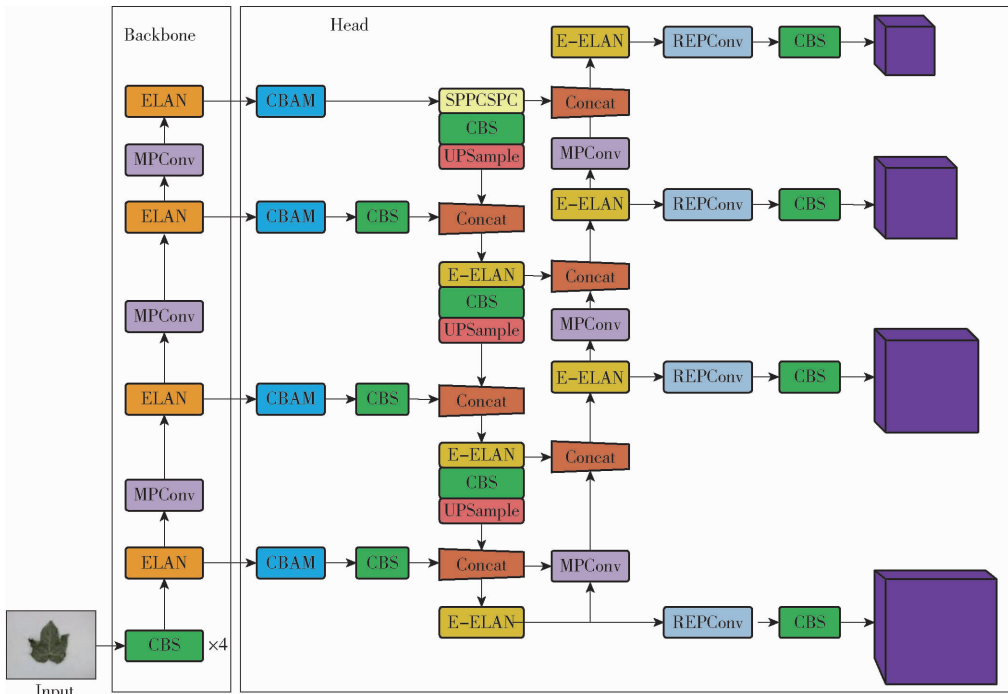


图 1 CBAM - YOLO v7 网络模型
Fig. 1 CBAM - YOLO v7 network model

注意力机制使用编码器-解码器残余注意模块对特征图进行细化,以获得更好的检测性能。CBAM 注意力机制考虑了空间和通道维度,同时使用全局平均池化和全局最大池化,避免了信息丢失^[21]。CBAM 模块包含了通道注意力模块(CAM)和空间注意力模块(SAM)^[22]。特征图的不同维度包含的信息不同,通道维度主要用于特征的抽象表达,而空间维度则更关注物体的位置信息。这 2 个子模块以串行的方式组合在一起,该类模型既关注了通道特征也关注了空间特征,算法性能更优。其网络结构如图 2 所示。

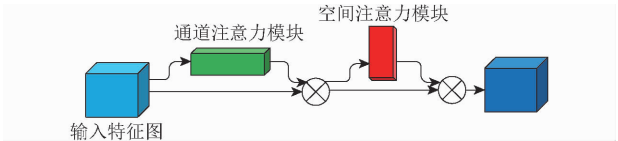


图 2 CBAM 网络结构
Fig. 2 CBAM network architecture

1.3 模型参数选择

超参数的设置对于网络模型性能至关重要^[23]。在试验过程中需要进行多次调整,以达到最优。超参数主要包括学习率、迭代运行次数、批大小和优化器等^[24]。学习率表示网络自学习过程中调整参数变化率,可使得网络快速找到函数的最优解,初始学习率和周期学习率都取 0.01。迭代次数直接影响模型的性能,如果迭代次数过小则不能达到最优的结果,反之则会导致训练时间过长,因此迭代运行次数设置为 300 次。批次大小是指每次迭代中处理的

样本数,值越大训练时间越短,但是可能会导致模型过拟合或欠拟合的问题,设置为 16 次。优化器选用 Adam 优化器,可以根据梯度的大小和方向来自适应地调整每个参数的学习率,从而更好地适应不同的数据集和模型。学习率动量梯度下降法是一种常用的加速技术,用于调节收敛的速度,学习率动量设置为 0.937。

1.4 模型与评价指标

采用精确率(P)、召回率(R)、平均精度均值(mAP)和调和平均值(F1 值)来评价模型性能。

2 结果与讨论

2.1 试验环境

本研究使用的训练平台硬件: Intel 至强 Xeon 4216 CPU @ 2.1 GHz; GeForce RTX A5000 24 GB GPU; 运行内存 64 GB; 操作系统为 Windows 11 64 位; 深度学习框架选用 PyTorch; 编程语言为 Python; CUDA 及 GPU 加速库 cuDNN 的版本为 10.1 和 7.5.0。

2.2 模型检测结果

使用 CBAM-YOLO v7 模型在棉花叶片病虫害数据集上进行训练和测试,结果如图 3 所示。由图 3 可知, CBAM-YOLO v7 网络模型随着迭代次数的增加,验证集损失值和训练集损失值也在不断减小。模型在前 50 次迭代内,损失值快速降至 0.005 左右,验证集损失值一直大于训练集损失值,有一定的过拟合现象发生,但两者相差并不大,在

250 次迭代后,两者逐渐趋于平稳,模型收敛。

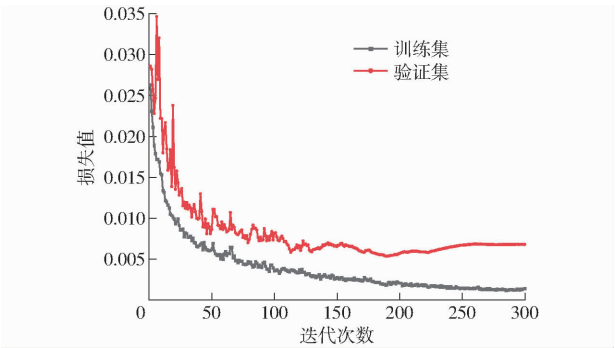


图3 CBAM-YOLO v7 训练损失值曲线
Fig.3 CBAM-YOLO v7 training loss curves

为了验证 CBAM-YOLO v7 的有效性,选择将其与 YOLO v5 和原 YOLO v7 2 种目标检测网络模型进行对比实验。YOLO v5、YOLO v7 和 CBAM-YOLO v7 模型的检测结果如表 2 所示。

表 2 YOLO v5、YOLO v7 和 CBAM-YOLO v7 的检测结果						
Tab.2 Detection results of YOLO v5, YOLO v7, and CBAM-YOLO v7						
模型	病虫害	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	F1 值/%	单幅图检测时间/ms
YOLO v5	蚜虫	68.1	73.8	54.7	70.8	30.6
	黄萎病	74.5	88.1	72.6	80.7	32.9
	棉盲蝽	65.0	89.0	55.8	75.1	33.5
	红蜘蛛	71.5	73.9	68.1	72.7	32.1
	正常叶片	73.0	65.2	71.3	68.9	27.9
YOLO v7	蚜虫	79.0	78.1	74.0	78.5	29.6
	黄萎病	77.0	88.5	78.5	82.4	31.7
	棉盲蝽	68.0	81.0	75.4	73.9	29.6
	红蜘蛛	83.1	79.1	86.6	81.1	32.4
	正常叶片	88.9	68.9	88.4	77.6	27.8
CBAM-YOLO v7	蚜虫	70.0	71.4	67.4	70.7	28.4
	黄萎病	88.9	91.7	90.2	90.3	30.7
	棉盲蝽	91.1	79.2	92.3	84.7	31.5
	红蜘蛛	93.3	94.9	94.4	94.1	29.1
	正常叶片	80.1	69.6	83.1	74.5	26.6

由表 2 可知,YOLO v5 模型对棉花黄萎病叶片的检测精确率、召回率、平均精度均值和 F1 值分别为 74.5%、88.1%、72.6% 和 80.7%,为 5 类中最高;其次为棉盲蝽、红蜘蛛和蚜虫,平均精度均值和 F1 值分别为 55.8%、68.1%、54.7% 和 75.1%、72.7%、70.8%;最后是正常叶片,mAP 和 F1 值分别为 71.3% 和 68.9%。

YOLO v7 模型对黄萎病叶片的检测精确率、召回率、平均精度均值和 F1 值分别为 77.0%、88.5%、78.5% 和 82.4%,为 5 类中最高;其次为红蜘蛛、蚜虫,平均精度均值和 F1 值分别为 86.6%、

74.0% 和 81.1%、78.5%;最后是正常叶片和棉盲蝽,平均精度均值和 F1 值分别为 88.4%、75.4% 和 77.6%、73.9%。

CBAM-YOLO v7 模型对红蜘蛛的检测精确率、召回率、平均精度均值和 F1 值分别为 93.3%、94.9%、94.4% 和 94.1%,为 5 类中最高;其次为黄萎病和棉盲蝽,平均精度均值和 F1 值分别为 90.2%、92.3% 和 90.3%、84.7%;最后是正常叶片和蚜虫,平均精度均值和 F1 值分别为 83.1%、67.4% 和 74.5%、70.7%。

对比表 2 中各个模型,在黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛检测中,CBAM-YOLO v7 模型检测结果优于 YOLO v5 和 YOLO v7;在蚜虫和正常叶片检测中,CBAM-YOLO v7 模型检测结果优于 YOLO v5,但劣于 YOLO v7。综合平均精度均值和 F1 值,YOLO v5 检测模型中,黄萎病优于其它病虫害;YOLO v7 检测模型中,红蜘蛛为 80% 以上,优于其它病虫害;CBAM-YOLO v7 检测模型中,黄萎病和红蜘蛛均高于 90%,优于其它病虫害。红蜘蛛病害特征明显、病斑面积占棉叶面积较大,易于区分。黄萎病叶片发黄,同时伴有干枯等现象,也较易提取特征值。蚜虫表现特征不明显且大多显现于棉花叶片背面,所以被识别和检测出来的占比较少,各个指标精度较低。在自然条件下,光线和角度也会对分类结果产生影响。

2.3 不同算法性能对比

YOLO v5、YOLO v7 和 CBAM-YOLO v7 算法性能对比如表 3 所示。由表 2、3 可知,CBAM-YOLO v7 算法的单幅图检测耗时为 29.26 ms,比 YOLO v5 和 YOLO v7 算法用时少 1~2 ms;模型内存占用量仅为 71.3 MB,为 YOLO v5 算法的 65%;在本研究制作的数据集上训练时间为 5.1 h,略高于 YOLO v5 和 YOLO v7;CBAM-YOLO v7 算法的平均精度均值为 85.5%,相较于 YOLO v5 和 YOLO v7 分别提高 21、4.9 个百分点。

表 3 算法性能对比			
Tab.3 Algorithm performance comparison			
模型	平均精度均值/%	训练时间/h	模型内存占用量/MB
YOLO v5	64.5	4.8	109.6
YOLO v7	80.6	5.0	85.2
CBAM-YOLO v7	85.5	5.1	71.3

由表 2、3 可得,CBAM-YOLO v7 对黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛棉叶病虫害图像检测的准确率高于其他模型。CBAM-YOLO v7 具有更优的检测能力,可对黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛进行识别,且模型占用

内存少,满足实际生产中实时性检测的要求,其检测结果如图 4 所示。在蚜虫和正常叶片检测方面,选用 YOLO v7 模型可取得较好的检测结果。

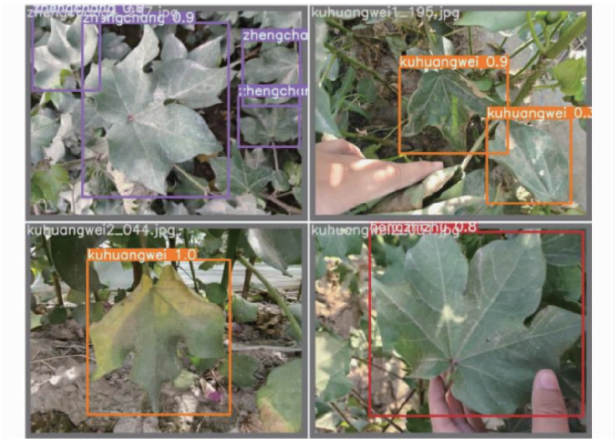


图 4 基于 CBAM – YOLO v7 的棉花典型病虫害预测结果
Fig.4 Predicted results of common diseases and pests in cotton using CBAM – YOLO v7

2.4 自然环境下病虫害识别

根据自然环境的复杂程度,将病虫害叶片分为复杂背景检测和简单背景检测,图 5、6 分别为不同背景下感染红蜘蛛病叶片的检测结果。CBAM – YOLO v7 模型对复杂和简单背景的置信度检测结果为 0.86、0.94, YOLO v7 模型对复杂和简单背景的置信度检测结果为 0.85、0.93。同时左图背景较为复杂,而右图背景由于手机背景虚化功能,背景较为简单。因此检测结果中右图比左图的置信度高。

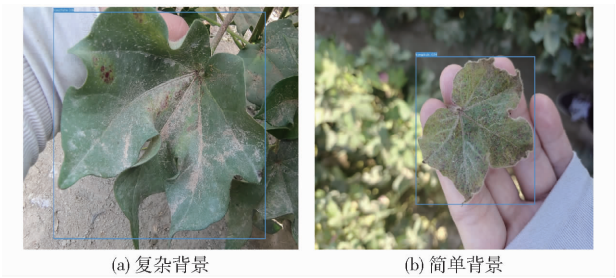


图 5 CBAM – YOLO v7 模型对复杂和简单背景的检测结果
Fig.5 CBAM – YOLO v7 model detection results for complex and simple backgrounds

拍摄早晨、中午、黄昏 3 个时间段的共计 180 幅棉花病虫害叶片图像,每个时间段各 60 幅。使用

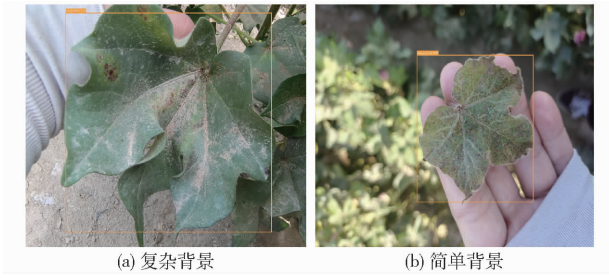


图 6 YOLO v7 对复杂和简单背景的检测结果
Fig.6 YOLO v7 detection results for complex and simple backgrounds

YOLO v7 模型以及 CBAM – YOLO v7 模型进行检测,结果如表 4 所示。

表 4 不同时间段检测结果			
Tab.4 Test results for different time periods			
时间段	样本数	平均精度均值/%	
		YOLO v7 模型	CBAM – YOLO v7 模型
早晨	60	78.4	83.6
中午	60	77.5	82.2
黄昏	60	79.1	85.1

从表 4 可以看出,改进模型优于原有模型。此外,模型对黄昏时段的检测结果较好,早晨时段次之,中午时段最差。造成这种检测结果是因为早晨光照强度适合,但是光照不均,中午光照强度过高,拍摄图像有一部分处于过曝状态,而黄昏时候光照均匀,强度适合。

3 结论

- (1)在 YOLO v7 的 Backbone 与 Head 网络之间,引入了 CBAM 注意力机制后,CBAM – YOLO v7 与原始 YOLO v7 相比,在棉花黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛检测方面有较大提升,提高了这 3 类检测的精度;与 YOLO v5 相比,检测蚜虫、黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛、正常叶片的 P 、 R 、 $F1$ 值、 mAP 均有较大提升。
- (2)对棉花黄萎病、棉盲蝽、红蜘蛛的检测,采用 CBAM – YOLO v7 可取得好的结果。在蚜虫和正常叶片检测方面,YOLO v7 可取得好的检测结果。
- (3)对棉花病虫害的检测,会受到光照强度、自然环境背景的影响,所提出的改进模型比原模型具有更强的抗干扰能力。

参 考 文 献

[1] YANG M, HUANG C, KANG X, et al. Early monitoring of cotton verticillium wilt by leaf multiple “symptom” characteristics [J]. Remote Sensing, 2022, 14(20):5241.

[2] ZHANG N, ZHANG X, SHANG P, et al. Detection of cotton verticillium wilt disease severity based on hyperspectrum and GWO – SVM[J]. Remote Sensing, 2023, 15(13):3373.

[3] LOU Z, XIN F, HAN X, et al. Effect of unmanned aerial vehicle flight height on droplet distribution, drift and control of cotton aphids and spider mites[J]. Agronomy, 2018, 8(9):187.

[4] 陈兵,王刚,刘景德,等. 高光谱的病害棉叶光合参数提取[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(6):1834 – 1838.

- CHEN Bing, WANG Gang, LIU Jingde, et al. Extraction of photosynthetic parameters of cotton leaves under disease stress by hyperspectral remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018,38(6): 1834 – 1838. (in Chinese)
- [5] 刁智华, 王欢, 宋寅卯, 等. 复杂背景下棉花病叶害螨图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 147 – 152.
- DIAO Zhihua, WANG Huan, SONG Yinmao, et al. Segmentation method for cotton mite disease image under complex background[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(5): 147 – 152. (in Chinese)
- [6] 宋勇, 陈兵, 王琼, 等. 基于无人机多光谱影像的棉花黄萎病监测[J]. 棉花学报, 2023, 35(2): 87 – 100.
- SONG Yong, CHEN Bing, WANG Qiong, et al. Monitoring of cotton Verticillium wilt based on unmanned aerial vehicle multispectral images[J]. Cotton Science, 2023, 35(2): 87 – 100. (in Chinese)
- [7] 赵嘉威, 田光兆, 邱畅, 等. 基于改进 YOLO v4 算法的苹果叶片病害检测方法[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(9): 193 – 199.
- ZHAO Jiawei, TIAN Guangzhao, QIU Chang, et al. Detection method of apple leaf diseases based on improved YOLO v4 algorithm[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(9): 193 – 199. (in Chinese)
- [8] 何颖, 陈丁号, 彭琳. 基于改进 YOLO v5 模型的经济林木虫害目标检测算法研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(4): 106 – 115.
- HE Ying, CHEN Dinghao, PENG Lin. Research on object detection algorithm of economic forestry pests based on improved YOLO v5[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(4): 106 – 115. (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] 周维, 牛永真, 王亚炜, 等. 基于改进的 YOLO v4 – GhostNet 水稻病虫害识别方法[J]. 江苏农业学报, 2022, 38(3): 685 – 695.
- ZHOU Wei, NIU Yongzhen, WANG Yawei, et al. Rice pests and diseases identification method based on improved YOLO v4 – GhostNet[J]. Jiangsu J. of Agr. Sci., 2022, 38(3): 685 – 695. (in Chinese)
- [11] SOEB M J A, JUBAYER M F, TARIN T A, et al. Tea leaf disease detection and identification based on YOLO v7 (YOLO – T)[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 6078.
- [12] MAMALIS M, KALAMPOKIS E, KALFAS I, et al. Deep learning for detecting *Verticillium fungus* in olive trees: using YOLO in UAV imagery[J]. Algorithms, 2023, 16(7): 343.
- [13] MATHEW M P, MAHESH T Y. Leaf-based disease detection in bell pepper plant using YOLO v5[J]. Signal, Image and Video Processing, 2022, 16: 841 – 847.
- [14] 吴志高, 陈明. 基于改进 YOLO v7 的微藻轻量级检测方法[J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38(1): 129 – 139.
- WU Zhigao, CHEN Ming. Lightweight detection method for microalgae based on improved YOLO v7[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2023, 38(1): 129 – 139. (in Chinese)
- [15] JIA L, WANG T, CHEN Y, et al. MobileNet – CA – YOLO: an improved YOLO v7 based on the MobileNetV3 and attention mechanism for rice pests and diseases detection[J]. Agriculture, 2023, 13(7): 1285.
- [16] 吴兴辉, 何赞泽, 周辉, 等. 改进 YOLO v7 算法下的监控水域环境人员识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 20 – 27.
- WU Xinghui, HE Yunze, ZHOU Hui, et al. Research on the personnel recognition in monitored water area based on improved YOLO v7 algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 20 – 27. (in Chinese)
- [17] 宋怀波, 马宝玲, 尚钰莹, 等. 基于 YOLO v7 – ECA 模型的苹果幼果检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 233 – 242.
- SONG Huaibo, MA Baoling, SHANG Yuying, et al. Detection of young apple fruits based on YOLO v7 – ECA model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 233 – 242. (in Chinese)
- [18] 赵春江, 梁雪文, 于合龙, 等. 基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 300 – 312.
- ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300 – 312. (in Chinese)
- [19] YANG H, LIU Y, WANG S, et al. Improved apple fruit target recognition method based on YOLO v7 model[J]. Agriculture, 2023, 13(7): 1278.
- [20] 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.
- [21] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLO v7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1659.
- [22] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904 – 1916.
- [23] 张三林, 张立萍, 郑威强, 等. 基于 YOLO v5 的核桃品种识别与定位[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(7): 167 – 172.
- ZHANG Sanlin, ZHANG Liping, ZHENG Weiqiang, et al. Identification and localization of walnut varieties based on YOLO v5[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(7): 167 – 172. (in Chinese)
- [24] NGUYEN H C, NGUYEN T H, SCHERER R, et al. YOLO series for human hand action detection and classification from egocentric videos[J]. Sensors, 2023, 23(6): 3255.