

doi:10.3969/j.issn.1006-8023.2022.05.013

# 基于 YOLOv5 的林业有害生物检测与识别

孙丽萍<sup>1</sup>, 谭少亨<sup>1</sup>, 周宏威<sup>1\*</sup>, 邹青池<sup>2</sup>

(1. 东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040; 2. 辽宁省天然林保护中心, 沈阳 110036)

**摘要:**林业生态环境监测建设是林业生态健康可持续发展的迫切需求, 是森林资源保护、生态文明建设和林业有害生物防控体系提升的关键。快速、准确、有效地检测林业有害生物能够遏制病虫害蔓延, 促进森林病虫害综合治理, 减轻对林业生产和生态环境建设的危害。为此提出一种深度学习方法, 利用当前强大的目标检测算法 YOLOv5 来实现林业有害生物的检测与识别, 针对害虫图像中经常出现重叠和遮挡物体问题, 采用 DIoU\_NMS 算法对目标框进行选择, 增强被遮挡害虫的检测识别准确率。试验结果表明, YOLOv5 算法模型能够有效识别数据集中包含的 9 种林业有害生物, 精确度达到了 0.973, 召回率达到了 0.929, 均值平均精度 (mean Average Precision, mAP) 达到了 0.942。与 YOLOv3 和 Faster - RCNN 相比, mAP 比 YOLOv3 高 0.04, 比 Faster - RCNN 高 0.087, 充分显现出该模型的识别精度高, 且实时性好, 鲁棒性强。

**关键词:**林业害虫; 识别; 检测; YOLOv5 算法; 准确率

中图分类号:S763.305

文献标识码:A

文章编号:1006-8023(2022)05-0104-06

## Forestry Pests Detection and Identification Based on YOLOv5

SUN Liping<sup>1</sup>, TAN Shaoheng<sup>1</sup>, ZHOU Hongwei<sup>1\*</sup>, ZOU Qingchi<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;

2. Liaoning Natural Forest Protection Center, Shenyang 110036, China)

**Abstract:** The construction of forestry ecological environment monitoring is an urgent need for the healthy and sustainable development of forestry ecology. It is also the key to the protection of forest resources, the construction of ecological civilization and the improvement of forestry pest control system. Rapid, accurate and effective identification of forest pests can curb the spread of pests and diseases, promote the comprehensive management of forest pests and diseases, and reduce the harm to forestry production and ecological environment construction. In this paper, a deep learning method is proposed. Using the current powerful object detection algorithm YOLOv5 to achieve the detection and identification of forest pests. Overlapping and occluded objects often appear in pest images, so DIoU\_NMS algorithm is used to select the target box to enhance the detection and identification accuracy of sheltered pests. Experimental results show that the proposed model can effectively identify nine forest pests in the dataset, with a precision of 0.973, recall of 0.929 and mean Average Precision (mAP) of 0.942. Compared with YOLOv3 and Faster-RCNN, mAP is 0.04 higher than YOLOv3 and 0.087 higher than Faster-RCNN. It shows that the model has high recognition accuracy, good real-time performance and strong robustness.

**Keywords:** Forestry pests; identification; detection; YOLOv5; precision

## 0 引言

近年来, 林业病虫害发生面积和危害程度呈上

收稿日期:2021-12-24

基金项目: 国家林业和草原局重大应急科技项目 (ZD202001-06); 黑龙江省自然科学基金资助项目 (YQ2020C018)

第一作者简介: 孙丽萍, 博士, 教授。研究方向为智能控制与检测。E-mail: ohwoaiwomawy@163.com

\*通信作者: 周宏威, 博士, 高级工程师, 博士生导师。研究方向为智能控制与检测。E-mail: 1284891060@qq.com

引文格式: 孙丽萍, 谭少亨, 周宏威, 等. 基于 YOLOv5 的林业有害生物检测与识别 [J]. 森林工程, 2022, 38(5): 104-109.

SUN L P, TAN S H, ZHOU H W, et al. Forestry pests detection and identification based on YOLOv5 [J]. Forest Engineering, 2022, 38(5): 104-109.

升趋势, 导致大面积天然林遭到破坏。其主要原因之一是监测手段落后, 不能及时掌控病虫害的发生情况。传统的病虫害鉴定方法是依靠主观直觉和群体经验, 会消耗大量的人力、物力和财力。近年来计算机图像识别应用于病虫害鉴定中, 此类方法相较于人工识别, 效率更高, 时效性好。传统图像识别方法主要通过特征提取算子来获取图像特征, 并将获取的特征与传统的机器学习算法相结合, 实现图像检测与识别<sup>[1-3]</sup>。随着计算机视觉技术的发展, 深度学习方法提高了图像识别的效率和准确性, 克服了人工提取特征无法实现的很多缺陷<sup>[4-7]</sup>, 新兴的深度学习的图像识别方法为林业有害生物识别提供了强有力的技术支持<sup>[8-10]</sup>。

国内外学者对于深度学习方法在农业和林业

害虫检测与识别方面均有大量研究。孙鹏等<sup>[11]</sup>提出了一种基于注意力的卷积神经网络用于大豆害虫识别,将注意力机制与卷积神经网络相结合,极大地增强了模型的特征提取能力。余颢等<sup>[12]</sup>对SSD模型进行了改进,将SSD原来的多尺度特征映射替换为特征金字塔,丰富了模型特征,提高了小目标检测性能与归一化程度。张博等<sup>[13]</sup>将空间金字塔池化与改进的YOLOv3网络相结合,提出一种农作物害虫种类识别算法,改进的YOLOv3利用采样和卷积操作相结合实现反卷积,有效地提高了模型的检测和泛化能力。杨国国等<sup>[14]</sup>结合图像的显著性分析,通过对整幅图像进行颜色衰减加速计算,得出每个超区域的显著性值,结合超像素区域之间的空间影响,进而给出害虫目标的潜在区域利用优化后的卷积神经网络进行检测。陈娟等<sup>[15]</sup>在实际环境中构建了园林害虫的数据集,通过富边缘检测算法获得了更精细的害虫图像,以残差网络为主体,通过改进残差块和共轭算法对网络进行优化。Jiao等<sup>[16]</sup>提出了一种用于检测24种害虫的无锚区域卷积神经网络(AF-RCNN):首先,设计特征融合模块,从害虫信息中提取有效特征,然后确定一种基于融合特征图的无锚区域建议网络(AFRPN),来获取可能的虫害位置,最后,将无锚区域卷积神经网络(AF-RCNN)和Faster R-CNN合并为一个网络,以解决小目标害虫的识别问题。Liu等<sup>[17]</sup>构建了一个新的害虫数据集,收集了80 000多幅图像,并提出了一种基于区域的端到端PestNet网络,用于对多种类型的害虫进行大规模检测和分类,主要分为3部分:①卷积神经网络,用于结合通道空间注意的特征提取与增强;②区域建议网络,用于从特征图中获取模型的潜在输出;③位置敏感计分图替换模型的全连接层。Li等<sup>[18]</sup>提出了一种基于深度卷积神经网络的害虫检测和识别方法;通过粗网和细网设计,对不同种群分布下的小目标害虫进行识别和计数。梁万杰等<sup>[19]</sup>提出了一种基于卷积神经网络的研究方法,设计了一个10层的卷积神经网络模型,用来提取图像的特征,对水稻二化螟虫进行识别。Liu等<sup>[20]</sup>构建了一个真实环境下的番茄病虫害数据集,提出了一种改进的YOLOv3算法来检测番茄病虫害,改进后的YOLOv3网络利用特征金字塔提高了小目标的检测精度,对番茄虫害数据上包围框的维度进行聚类,为模型提供全局先验位置信息,提高了模型的训练速度;然后通过多尺度训练,证明模型可以适应不同分辨率的图像,提高了模型的泛化能

力。Sun等<sup>[21]</sup>提出了一种深度学习检测方法,利用先进的RetinaNet检测模型,在信息素诱捕器中直接识别和计数成年红松树脂甲虫(RTB),采用k-means锚点优化和残差分类子网,缩小了探测器的尺寸。

计算机视觉技术在林业有害生物的检测与识别方面应用广泛,对不同的害虫进行检测与识别。有害生物检测与识别存在3个难点:①不同种类的害虫有相似之处,如图1所示;②同种害虫具有不同的姿态,如图2所示;③在多只害虫的情况下,图像中通常会出现重叠害虫,如图3所示。深度学习方法在实现林业有害生物的检测与识别方面有着极大的优势。



图1 不同种类的相似害虫

Fig. 1 Inter-class similarity between different pests classes



图2 同种害虫的不同姿态

Fig. 2 Different posture between the same pest



图3 重叠的害虫

Fig. 3 Pest images are overlapping

YOLO算法是深度学习中的一种新兴的目标检测算法,该算法由Redmon等<sup>[22]</sup>提出,通过一个网络同时实现了目标检测的分类和定位,YOLO算法在目标检测中得到了广泛的应用。目前,YOLO算法经历了从YOLOv1到YOLOv5的发展,其中YOLOv5效果最优<sup>[22-24]</sup>。YOLOv5于2020年推出,具有体积小、速度快和精度高的优点,在生态成熟的PyTorch中实现。R-CNN目标检测算法可以有效地改善图像中待检测目标的问题,但是R-CNN的算法模型比YOLOv5更复杂,计算量更大。因此,

选取最新的 YOLOv5 目标检测算法对林业有害生物数据集进行检测与识别。

## 1 YOLOv5 模型

YOLOv5 是 YOLO 算法中最新的目标检测算法,分为 4 种权重,分别为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x,其中 YOLOv5s 的体积最小。本文选择 YOLOv5s 权重,由输入、骨干网络、颈部网络和预测 4 个部分组成。网络结构如图 4 所示。

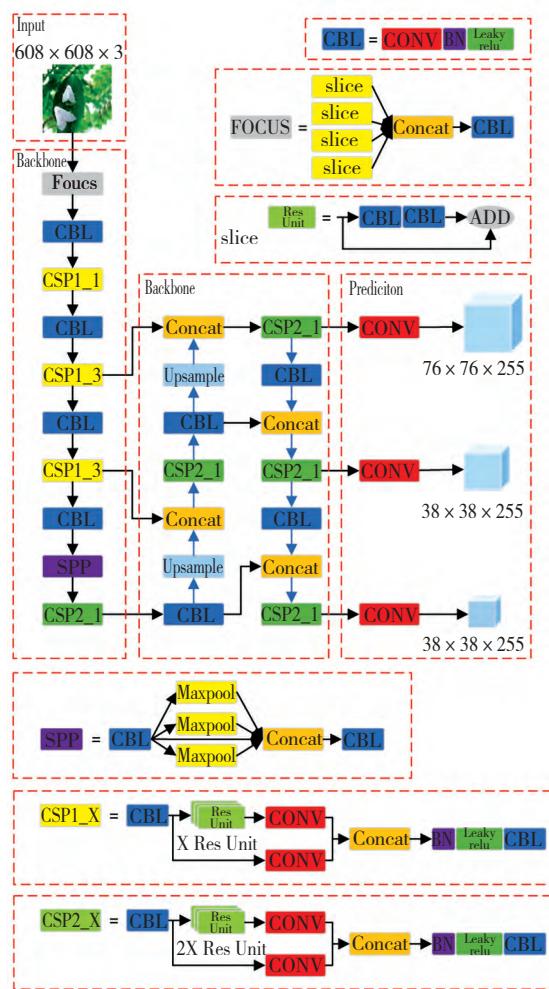


图 4 YOLOv5 网络结构

Fig. 4 YOLOv5 network structure

### 1.1 输入

在输入端, YOLOv5 借鉴了 CutMix 方法,利用马赛克数据增强,有效地提高了对小目标的检测与识别。添加自适应缩放处理,将图像缩放到统一大小,然后发送到网络中学习,增强网络数据处理能力。

### 1.2 骨干网络

骨干网络包括 CSP 网络和 Focus 结构等。

Focus 结构包含 4 个切片操作和一个 32 个卷积核的卷积,将原来的  $608 \times 608 \times 3$  图像转化为  $304 \times 304 \times 12$  的特征图。CSP 网络进行局部跨层融合,利用不同层的特征信息获得更丰富的特征图。

### 1.3 颈部网络

颈部网络部分同时包含 PANet 和 SPP。PANet 充分整合不同层的图像特征,将不同 CSP 网络的顶部特征信息和输出特征按照自上而下的顺序进行聚合,然后将浅层特征从底向上进行聚合。SPP 使用 4 个不同大小的核进行最大池化,然后进行张量拼接。

### 1.4 预测

预测部分包含 GIOU\_Loss 损失函数和非最大值抑制。YOLOv5s 的损失函数使用 GIOU\_Loss,解决了 IOU\_Loss 无法处理 2 个包围框的情况。几何关系如图 5 所示。假设预测框(Pred)与真实框(Re)的最小矩形包围框是  $C$ ,预测框和真实框的并集为  $N$ ,预测盒框与真实框的交集为  $M$ ,交集与并集之比为  $I_{\text{OU}}$ ,如公式(1)所示。

$$I_{\text{OU}} = \frac{M}{N} \quad (1)$$

$D$  是  $C$  和  $N$  的差集,如公式(2)所示。

$$D = |C - N| \quad (2)$$

$G_{\text{IOU}}$  是  $I_{\text{OU}}$  减去  $D$  与  $C$  的比值,如公式(3)所示。

$$G_{\text{IOU}} = I_{\text{OU}} - \frac{D}{C} \quad (3)$$

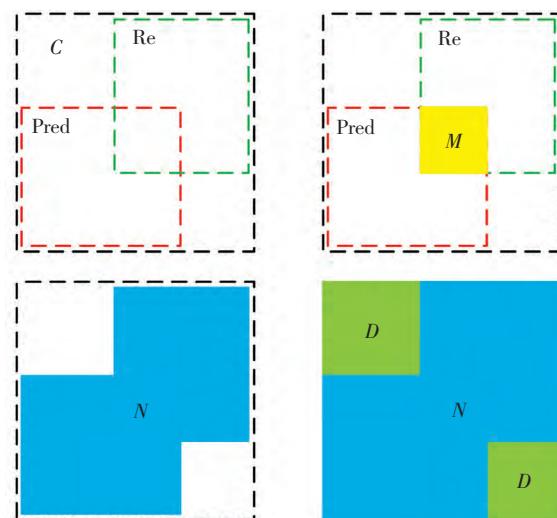


图 5 几何关系

Fig. 5 Geometric relationship

$G_{IOU\_LOSS}$  的计算如公式(4)所示,其中  $G_{IOU\_LOSS}$  为交并比的损失函数。

$$G_{IOU\_LOSS} = 1 - G_{IOU} = 1 - \left( \frac{M}{N} - \frac{D}{C} \right)。 \quad (4)$$

由于滑动窗口,同一目标可能有不止一个检测框。YOLOv5 使用非最大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 选择检测框,使用 DIOU\_NMS, 删除多余的检测框,保留最佳检测框。DIOU\_NMS 可以提高重叠目标和遮挡目标的检测精度。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 害虫分类推理模型

该模型的框架如图 6 所示,分为 2 部分:训练阶段和测试阶段。在训练阶段,将训练集输入模型进行训练。在测试阶段,模型完成对输入图像的害虫检测和分类。该模型对美国白蛾、松墨天牛、星天牛、麻皮蝽、霜天蛾、人纹污灯蛾、柳蓝叶甲、草履蚧和桑天牛这 9 个类别的预测得分进行处理,然后将预测的害虫种类和得分绘制在输出图像上。

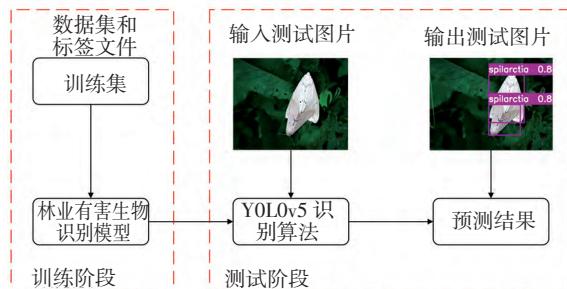


图 6 病虫害识别框架

Fig. 6 Pest detection framework

### 2.2 数据集

构建了一个林业有害生物数据集。在 Google、Naver 和 FreshEye 等搜索引擎收集了约 2 668 张害虫照片,包括美国白蛾、松墨天牛、星天牛、麻皮蝽、霜天蛾、人纹污灯蛾、柳蓝叶甲、草履蚧和桑天牛 9 种林业害虫,9 种林业害虫图像如图 7 所示。随后建立样本库,为获取的害虫图像筛选和标记类别,以避免数据的重复和错误,原始数据集涵盖害虫目标的不同拍摄视角。通过翻转、旋转、裁剪、变形、缩放、调整亮度和添加噪声等图像增强过程,最终制成包含 8 389 张图片的数据集。在此数据集中,利用标记工具 labelimg 对图片中的林业害虫进行了标记:首先从数据集图片中利用矩形框框选出相应的害虫目标;然后将框选出的害虫标记类别;再将

标记后的标签存为 txt 格式的标签文件;最后将标签完成的数据集按照 8 : 2 的比例划分为训练集和测试集。

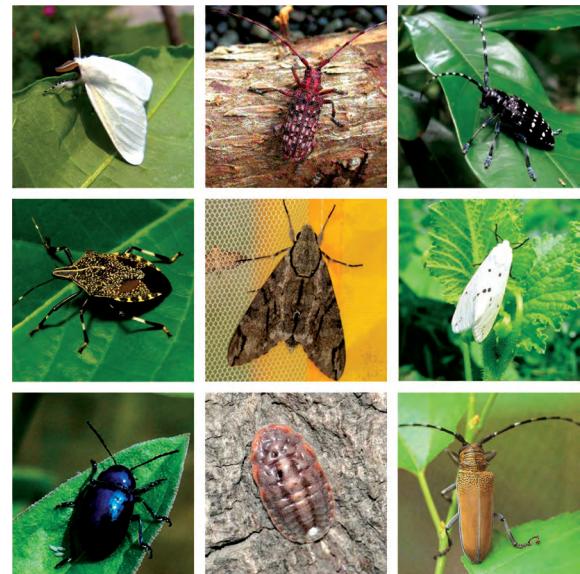


图 7 9 种害虫图像

Fig. 7 Nine types of pests' images

### 2.3 评价指标

本实验使用精确度(Precision)、召回率(Recall)和均值平均精度(mean Average Precision, mAP)作为评价指标。检测结果为真正例(TP)、假正例(FP)、真负例(TN)和假负例(FN) 4 种。定义见表 1。

表 1 不同样本的定义

Tab. 1 Definition of different samples

样本 Sample	定义 Define
真正例( $T_P$ ) True positive ( $T_P$ )	预测结果为正例(P),实际结果正确(T)
假正例( $F_P$ ) False positive ( $F_P$ )	预测结果为正例(P),实际结果错误(F)
真负例( $T_N$ ) True negative ( $T_N$ )	预测结果为负例(N),实际结果正确(T)
假负例( $F_N$ ) False negative ( $F_N$ )	预测结果为负例(N),实际结果错误(F)

精确度(Precision, 公式中用  $P$  表示)是指预测正确的正样本数量与所有预测为正样本的样本数量之比,如公式(5)所示。

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}。 \quad (5)$$

召回率(Recall, 公式中用  $R$  表示)是指预测正确的正样本数量与检测正确的样本数量之比,计算如公式(6)所示。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \circ \quad (6)$$

平均精度(Average Precision, AP, 公式中用  $A_p$  表示)为  $P$  和  $R$  围合的曲线面积, 均值平均精度(Mean Average Precision, mAP, 公式中用  $m_{AP}$  表示)为各类别 AP 的平均值, 计算如公式(7)所示。

$$m_{AP} = \frac{\sum A_p}{G} \circ \quad (7)$$

式中:  $G$  为虫害类别的数量。

#### 2.4 YOLOv5 算法试验与分析

对本文 YOLOv5s 算法模型进行训练, 训练后的 Precision、Recall 和 mAP 如图 8 所示。

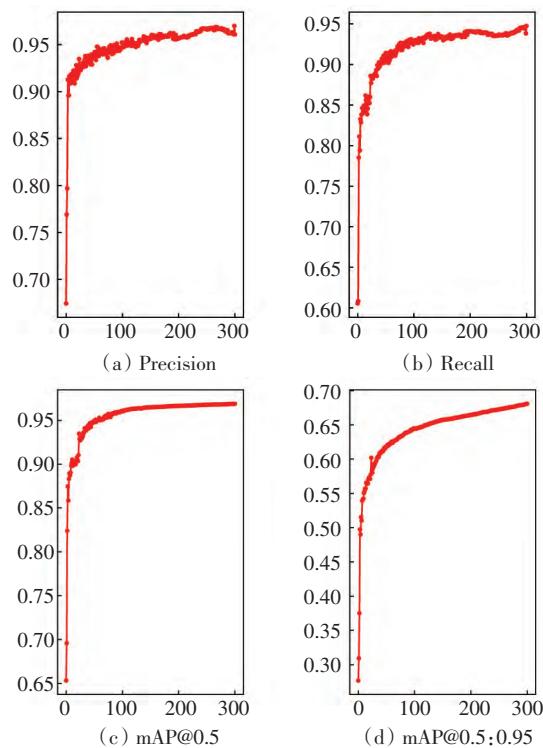


图 8 训练结果

Fig. 8 Training results

由图 8 可以看出, 前 100 epochs, 模型的 Precision、Recall 和 mAP 上升较快, 在训练 200 epochs 后已经达到相当高的精度, 训练 300 epochs 后接近最优值, 可达到准确识别林业有害生物的效果。

实验结果如图 9 所示。

由图 9 可以看出, 该模型能够从检测结果中正确地检测和识别带有物体遮挡、重叠和模糊的害虫图像。其中正常害虫图像的预测得分达到了 0.9 以上, 被物体遮挡、互相遮挡、模糊的害虫图像也能达到很高的识别精度。

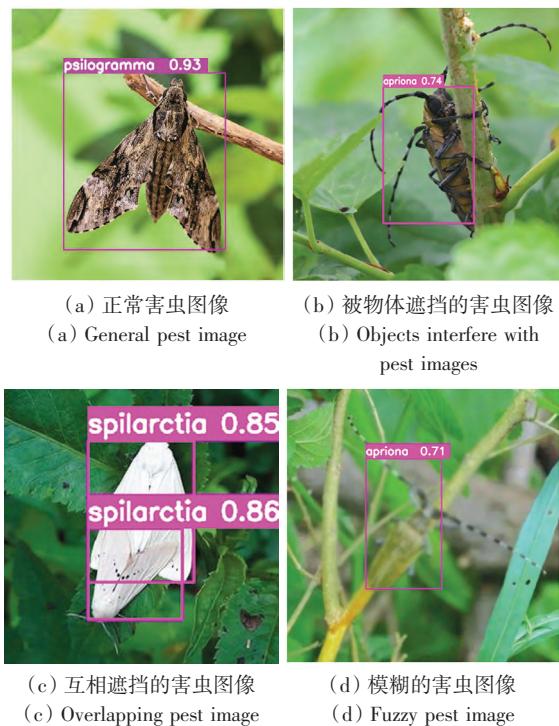


图 9 测试结果

Fig. 9 Test results

#### 2.5 不同算法性能比较

本实验采用 Pytorch 框架, 模型在 GeForce GTX 1080ti(显存 12G)显卡, CUDA 10.2 实验环境下进行训练。3 种算法的训练参数设置见表 2。

表 2 各算法参数设置

Tab. 2 Parameter settings of each models

模型 Model	尺寸 Batch-size	迭代次数 Epochs	学习率 Learn rate
Faster R-CNN	16	300	0.01
YOLOv3	16	300	0.01
YOLOv5s	16	300	0.01

对本文提出的 YOLOv5s 算法和 YOLOv3、Faster-RCNN 算法进行测试集的检测和识别, 得到不同模型的指标, 如图 10 所示。

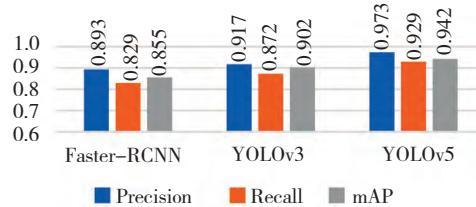


图 10 不同算法的准确率、召回率和均值平均精度

Fig. 10 Precision, recall and mAP in different models

从图 10 可以看出, 本文 YOLOv5s 算法的 Precision 达到了 0.973, Recall 达到了 0.929, mAP 达到

了0.942。与YOLOv3和Faster-RCNN相比,具有更高的Precision、Recall和mAP,该模型相比其他算法的识别精度更高,实时性好,鲁棒性好,性能也优于其他算法,适合作为实现林业有害生物检测与识别的算法。

### 3 结论

本研究提出了一种林业有害生物检测与识别方法,基于YOLOv5算法在目标检测方面的强大功能,选择YOLOv5算法中4种模型中体积最小的YOLOv5s模型,实现了林业有害生物图像检测与识别。

试验结果表明,该模型能够准确地检测和识别被物体遮挡的、重叠和模糊的害虫图像。与YOLOv3和Faster-RCNN算法相比,本文提出的林业有害生物识别模型具有良好的检测识别效果和明显的性能优势。

为了达到推广应用的效果,今后还需要开展以下方面的研究:①增加林业害虫分类的研究;②进一步扩充数据,增加病虫害的种类和数量;③进一步优化模型,提高模型训练效果和识别水平;④研究模型对害虫不同生育阶段的识别能力,从而提高模型的泛化能力和水平。

### 【参考文献】

- [1] 李昊,刘海隆,刘生龙.基于深度学习的柑橘病虫害动态识别系统研发[J].中国农机化学报,2021,42(9):195-201,208.  
LI H, LIU H L, LIU S L. Research on dynamic identification system of citrus diseases and pests based on deep learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42 ( 9 ) : 195 - 201, 208.
- [2] 胡嘉沛,李震,黄河清,等.采用改进YOLOv4-Tiny模型的柑橘木虱识别[J].农业工程学报,2021,37(17):197-203.  
HU J P, LI Z, HUANG H Q, et al. Citrus psyllid detection based on improved YOLOv4-Tiny model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 ( 17 ) : 197 - 203.
- [3] WANG J, LI Y E, FENG H L, et al. Common pests image recognition based on deep convolutional neural network [ J ]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179: 105834.
- [4] XIAO D Q, FENG J Z, LIN T Y, et al. Classification and recognition scheme for vegetable pests based on the BOF-SVM model[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(3): 190-196.
- [5] 任妮,鲍彤,沈耕宇,等.基于深度学习的细粒度命名实体识别研究:以番茄病虫害为例[J].情报科学,2021,39(11):96-102.  
REN N, BAO T, SHEN G Y, et al. Fine-grained named entity recognition based on deep learning: a case study of tomato diseases and pests[J]. Information Science, 2021, 39 ( 11 ) : 96 - 102.
- [6] 罗洪斌,岳彩荣,张国飞,等.机载激光雷达在不同区域尺度森林叶面积指数反演中的应用[J].西部林业科学,2021,50(4):33-40.  
LUO H B, YUE C R, ZHANG G F, et al. Application of airborne LiDAR in inversion forest leaf area index at different regional scales[J]. Journal of West China Forestry Science, 2021, 50(4): 33-40.
- [7] 毛先胤,马晓红,王雪晨.基于可见光机巡图像技术的电力设备杂草智能识别[J].自动化技术与应用,2021,40(11):118-121,126.  
MAO X Y, MA X H, WANG X C. Weed intelligent identification of power equipment based on visual light machine patrol image technology[J]. Techniques of Automation and Applications, 2021, 40 ( 11 ) : 118-121, 126.
- [8] CHENG B W, WEI Y C, SHI H H, et al. Revisiting RCNN: on awakening the classification power of faster RCNN[C]//Computer Vision - ECCV 2018, 2018: 473-490.
- [9] 李子茂,刘恋冬,夏梦,等.基于深度学习的月季多叶片病虫害检测研究[J].中国农机化学报,2021,42(8):169-176.  
LI Z M, LIU L D, XIA M, et al. Detection of rose diseases and insect pests based on deep learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42 ( 8 ) : 169-176.
- [10] 余小东,杨孟辑,张海清,等.基于迁移学习的农作物病虫害检测方法研究与应用[J].农业机械学报,2020,51(10):252-258.  
YU X D, YANG M J, ZHANG H Q, et al. Research and application of crop diseases detection method based on transfer learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51 ( 10 ) : 252-258.
- [11] 孙鹏,陈桂芬,曹丽英.基于注意力卷积神经网络的大豆害虫图像识别[J].中国农机化学报,2020,41(2):171-176.  
SUN P, CHEN G F, CAO L Y. Image recognition of soybean pests based on attention convolutional neural network[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(2): 171-176.
- [12] 余颖,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 H, WU L, SHAN L Q. Improved rice pest recognition based on SSD network model[J]. Journal of Zhengzhou University ( Natural Science Edition ), 2020, 52(3): 49-54.
- [13] 张博,张苗辉,陈运忠.基于空间金字塔池化和深度卷积神经网络的作物害虫识别[J].农业工程学报,2019,35(19):209-215.  
ZHANG B, ZHANG M H, CHEN Y Z. Crop pest identification based on spatial pyramid pooling and deep convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35 ( 19 ) : 209 - 215.
- [14] 杨国国,鲍一丹,刘子毅.基于图像显著性分析与卷积神经网络的茶园害虫定位与识别[J].农业工程学报,2017,33(6):156-162.  
YANG G G, BAO Y D, LIU Z Y. Localization and recognition of pests in tea plantation based on image saliency analysis and convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(6): 156-162.

(下转第120页)

- nology Press, 2020.
- [15] 郭玲玲, 相玉秀. 超声波-微波协同辅助萃取紫苏叶黄酮工艺优化及其抗氧化活性研究[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(18): 147-154.
- GUO L L, XIANG Y X. Study on ultrasound-microwave assisted extraction process optimization of *Perilla* leaf flavonoids and its antioxidant activity[J]. Food Research and Development, 2020, 41(18): 147-154.
- [16] LIU Z Z, GU H Y, YANG L. A novel approach for the simultaneous extraction of dihydroquercetin and Arabinogalactan from *Larix gmelinii* by homogenate-ultrasound-synergistic technique using the ionic liquid [J]. Journal of Molecular Liquids, 2018, 261: 41-49.
- [17] 李占君, 高金辉, 郭兴, 等. 紫苏籽油超声提取工艺及其理化性质的研究[J]. 森林工程, 2019, 35(4): 76-81, 88.
- LI Z J, GAO J H, GUO X, et al. Research on the ultrasonic extraction process and physicochemical properties of *Perilla* seed oil [J]. Forest Engineering, 2019, 35(4): 76-81, 88.
- [18] 邓杏好, 谭梅英, 张维彬. 中心组合设计效应面法优化桔梗中桔梗皂苷D的提取工艺[J]. 海峡药学, 2018, 30(4): 40-42.
- DENG X H, TAN M Y, ZHANG W B. Extraction optimization of kikyosaponin D in *Platycodon grandiflorum* by response surface central composite design [J]. Strait Pharmaceutical Journal, 2018, 30(4): 40-42.
- [19] 廖江敏, 李林玉, 瞿云安, 等. 党参药材活性成分党参炔苷的化学稳定性研究[J]. 天然产物研究与开发, 2020, 32(3): 385-388, 434.
- LIAO J M, LI L Y, QU Y N, et al. Study on the stability of lobetiolin in *Codonopsis pilosula* [J]. Natural Product Research and Development, 2020, 32(3): 385-388, 434.
- [20] 李越峰, 徐富菊, 张泽国, 等. 微波干燥对党参中党参炔苷含量的影响[J]. 中兽医医药杂志, 2015, 34(1): 55-58.
- LI Y F, XU F J, ZHANG Z G, et al. Effect of microwave on the contents of lobetiolin in *Codonopsis pilosula* [J]. Journal of Traditional Chinese Veterinary Medicine, 2015, 34(1): 55-58.
- [21] QUAN C Z. Microwave-assisted extraction for isolating platycodin from *Platycodon radix* [J]. International Agricultural Engineering Journal, 2011, 20(2): 124-129.
- [22] 刘焕云, 王艳哲, 姚楚轩. 石榴皮多酚超声波-微波协同提取技术[J]. 中国调味品, 2021, 46(2): 149-151.
- LIU H Y, WANG Y Z, YAO C X. Ultrasonic-microwave assisted extraction of polyphenols from pomegranate peel [J]. China Condiment, 2021, 46(2): 149-151.
- [23] 李占君, 刘运伟, 王洪学, 等. 基于 Plackett-Burman 和 Box-Behnken 设计优化超声诱导风种子发芽方法[J]. 森林工程, 2022, 38(1): 76-85.
- LI Z J, LIU Y W, WANG H X, et al. Optimization of ultrasonic induced germination of *Saposhnikovia divaricata* seeds based on Plackett-Burman and Box-Behnken design [J]. Forest Engineering, 2022, 38(1): 76-85.
- [24] 张美霞, 游玉明, 郭瑶. 超声波协同复合酶法提取芦荟凝胶多糖工艺优化[J]. 食品研究与开发, 2019, 40(18): 133-140.
- ZHANG M X, YOU Y M, GUO Y. Optimization of extraction of aloe gel polysaccharides by combined ultrasonic treatment and multi-enzyme hydrolysis [J]. Food Research and Development, 2019, 40(18): 133-140.
- [25] 李晓雪, 王菲, 崔新爽, 等. 响应面优化紫苏叶中黄酮类物质提取工艺研究[J]. 森林工程, 2019, 35(6): 48-54.
- LI X X, WANG F, CUI X S, et al. Optimization of extraction process of flavonoids from *Perilla* leaves by response surface methodology [J]. Forest Engineering, 2019, 35(6): 48-54.
- [26] 孙印石, 刘政波, 王建华, 等. 微波辅助萃取桔梗中桔梗皂苷D[J]. 精细化工, 2008, 25(11): 1070-1074.
- SUN Y S, LIU Z B, WANG J H, et al. Microwave-assisted extraction of platycodin D in *Platycodon grandiflorum* (Jacq.) A. DC [J]. Fine Chemicals, 2008, 25(11): 1070-1074.

(上接第 109 页)

- [15] 陈娟, 陈良勇, 王生生, 等. 基于改进残差网络的园林害虫图像识别[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 187-195.
- CHEN J, CHEN L Y, WANG S S, et al. Pest image recognition of garden based on improved residual network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 187-195.
- [16] JIAO L, DONG S F, ZHANG S Y, et al. AF-RCNN: an anchor-free convolutional neural network for multi-categories agricultural pest detection [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105522.
- [17] LIU L, WANG R J, XIE C J, et al. PestNet: an end-to-end deep learning approach for large-scale multi-class pest detection and classification[J]. IEEE Access, 7: 45301-45312.
- [18] LI R, WANG R J, XIE C J, et al. A coarse-to-fine network for aphid recognition and detection in the field[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 39-52.
- [19] 梁万杰, 曹宏鑫. 基于卷积神经网络的水稻虫害识别[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(20): 241-243, 253.
- LIANG W J, CAO H X. Rice pests identification based on convolutional neural network [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(20): 241-243, 253.
- [20] LIU J, WANG X W. Tomato diseases and pests detection based on improved yolo V3 convolutional neural network [J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 898.
- [21] SUN Y, LIU X X, YUAN M S, et al. Automatic in-trap pest detection using deep learning for pheromone-based *Dendroctonus valens* monitoring [J]. Biosystems Engineering, 2018, 176: 140-150.
- [22] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA. IEEE: 779-788.
- [23] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA. IEEE: 6517-6525.
- [24] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. 2018: arXiv: 1804. 02767 [cs. CV]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>