

基于 YOLO V5 的海榄雌瘤斑螟

智能识别与预警

梅松青¹, 杨 华², 刘付文婷¹, 江 楠¹,

邱国葳¹, 巫俊达¹, 徐金柱^{2*}

(1. 广州医科大学生物医学工程学院, 广州 511436; 2. 广东省森林培育与保护利用重点实验室/广东省林业科学研究院, 广州 510520)

摘要: 海榄雌瘤斑螟 *Ptyomaxia syntaractis*, 红树植物白骨壤 *Avicennia marina* 最重要害虫, 严重影响白骨壤生长和生态功能的发挥。为高效监测海榄雌瘤斑螟的种群发生动态, 实时获得预警信息, 本研究通过引入目标检测算法 YOLO V5 进行深度学习, 对监测设备上的海榄雌瘤斑螟进行识别与计数, 实时发布种群数量。采用黑光灯诱捕装置获取海榄雌瘤斑螟成虫图像, 构建两种不同图像大小的数据集, 采用旋转、增噪等方式增强图像数据集; 对比了不同训练模型对采集图像的检测性能和不同图像大小对数据集识别结果的影响, 用精确率、召回率、F1 值、平均精度评估各模型的差异。测试结果表明, 模型 YOLO V5s 对海榄雌瘤斑螟识别的精确率、召回率和 F1 值分别达到 96.13%、92.06% 和 93%, 并且能够很好的识别原始尺寸的图像。基于 YOLO V5 网络模型设计的海榄雌瘤斑螟识别计数模型识别准确率高, 可满足海榄雌瘤斑螟种群监测与预警。

关键词: 海榄雌瘤斑螟; 深度学习; YOLO V5; 自动识别; 预警

中图分类号: Q968.1;S433 文献标识码: A

Intelligent identification and early warning of *Ptyomaxia syntaractis* based on YOLO-V5

MEI Song-Qin¹, YANG Hua², LIUFU Wen-Ting¹, JIANG Nan¹, QIU Guo-Wei¹, WU Jun-Da¹, XU Jin-Zhu^{2*}(1. College of Biomedical Engineering, Guangzhou Medical University, Guangzhou 511436, China; 2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Silviculture, Protection and Utilization Guangdong Academy of Forestry, Guangzhou 510520, China)

Abstract: *Ptyomaxia syntaractis*, the main pest of the mangrove plants *Avicennia marina*, affected the growth and ecological function of *A. marina* seriously. In order to efficiently monitor the population dynamics, obtain the early warning information and publish population numbers in real time, object detection algorithm YOLO V5 was introduced for deep learning to identify and count the moth on the monitoring equipment in this study. Black light trapping devices were used to obtain the adult images of *P. syntaractis*, and two datasets with different image sizes, enhanced

基金项目: 广东省林业科技创新 (2023KJ CX020); 广东省重点领域研发计划 (2020B020214001)

作者简介: 梅松青, 男, 1984 年生, 博士, 副教授, 研究方向为大数据分析、人工智能算法优化研究, E-mail: songqmei@gzhmu.edu.cn

*通讯作者 Author for correspondence: 徐金柱, 男, 博士, 教授级高工, 研究方向为森林病虫害防控技术研究, E-mail:

xujinzhu@sinogaf.cn

收稿日期 Received: 2023-06-01; 接受日期 Accepted: 2023-11-06

by means of rotation and noise enhancement were constructed. The detection performance of different training models on acquired images and the effect of different image sizes on the recognition results of datasets are compared, and accuracy, recall rate, F1 value and average accuracy were used to evaluate the differences among the models. The results showed that the accuracy, recall rate and F1 value of YOLO V5s model for the identification *P. syntaractis* were 96.13%, 92.06% and 93% respectively, and the model could well recognize the original size image. The identification and counting model based on YOLO V5 algorithm can be used in the population monitoring for its high recognition accuracy.

Key words: *Ptyomaxia syntaractis*; deep learning; YOLO V5; automatic identification; warning

红树林是沿海湿地的重要植被，是唯一能形成海岸类型的活的生物群体（死的生物有珊瑚礁），素有“海上森林”之美称(王伯荪等，2003)，具有防汛、防浪、防风暴、保护堤岸的功能，是一个无法替代的天然屏障。然而，由于红树林树种单一、生态系统相对简单，病虫害一直潜在威胁着红树林的健康成长和生态功能的发挥。鉴于化学药剂对海洋环境和鱼虾及鸟类的影响，不建议在病虫害暴发时使用化学药剂进行速杀，害虫发生量的监测和预警技术研究显得尤为重要。

海榄雌瘤斑螟 *Ptyomaxia syntaractis*，是白骨壤 *Avicennia marina* 专一性食叶害虫，主要以幼虫取食白骨壤嫩芽和叶，造成大面积白骨壤叶片干枯，部分蛀入果内危害繁殖器官，造成白骨壤生长不良，结实率低下，严重影响其生长和效益的发挥(李罡等，2007)。该虫在广东、广西、福建、海南等地均有发生，每年发生 6~7 代，不同地区和不同年份因有效积温不同，各代出现的时间和发生量差异明显(戴建青等，2011；刘文爱等，2020；杨盛昌等，2020)。广东湛江红树林中海榄雌瘤斑螟每年发生 7 代，一般 4 月中旬至 5 月上旬、8 月上旬至 10 月下旬为发生高峰期，但每年的种群数量差异较大。实时监测海榄雌瘤斑螟每代成虫的发生量对预测下一代发生量、及时发布防控预警及采取防治措施提供重要数据支撑。灯光诱捕成虫是监测虫口发生量的重要方式，但诱捕的害虫种类多、数量大，统计费时费力，易出现滞后性。

深度学习网络广泛应用于害虫识别和分类统计。Liu 等(2016)应用 8 层卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN)，实现对 12 种水稻害虫的准确分类。孙钰等(2018)使用改进的 Faster RCNN 算法能自动化地统计诱捕器中的红脂大小蠹 *Dendroctonus valens* 数量。余小东等(2020)提出了一种改进的残差网络 (ResNet 50) 算法，实现农作物病虫害等级分类，准确率为 91.51%。Redmon 等(2016)提出的 YOLO 算法是基于回归的目标检测方法，可以实现同时分类和检测一幅图像。YOLO V5 (<https://docs.ultralytics.com/>) 以最高 140 FPS 的检测速度，成为实时条件和移动部署环境上的理想候选者。梁勇等 (2022) 提出的基于深度学习的水稻主要害虫识别方法，利用 YOLO 对水稻稻纵卷叶螟 *Cnaphalocrocis medinalis* 和二化螟 *Chilo suppressalis* 成虫图像识别，稻纵卷叶螟识别的精确率和召回率分别达到

91.67%和 98.30%，二化螟识别的精确率和召回率分别达到 93.39%和 98.48%，达到比较好的效果。

本研究以灯光诱捕设备诱集的昆虫图像为材料，选择海榄雌瘤斑螟成虫为研究对象，构建成虫图像数据集，构建基于深度学习的海榄雌瘤斑螟虫害监控预警系统，提出一种基于 YOLO V5 算法的海榄雌瘤斑螟成虫识别方法，实现对成虫图像的自动识别与计数，并对超过预设值的监测点进行预警。

1 材料与方法

1.1 样本采集

本研究应用智能监测设备（托普云农，图 1）采集的图像进行判读和识别，采集图片如图 2 所示。监测设备安装在湛江红树林国家级自然保护区白骨壤分布区（ 21.5418°N ， 109.7734°E ），设备光源高于白骨壤 50 cm 以上。装置包括太阳能供电组件、诱捕装置、拍摄单元、害虫清理单元、集虫容器等部件。诱虫光源：20 W 诱虫灯管，波长 320~680 nm，主波长 365 nm，具有光控功能。



图 1 诱集、拍照装置

Fig. 1 Trapping and photographing device

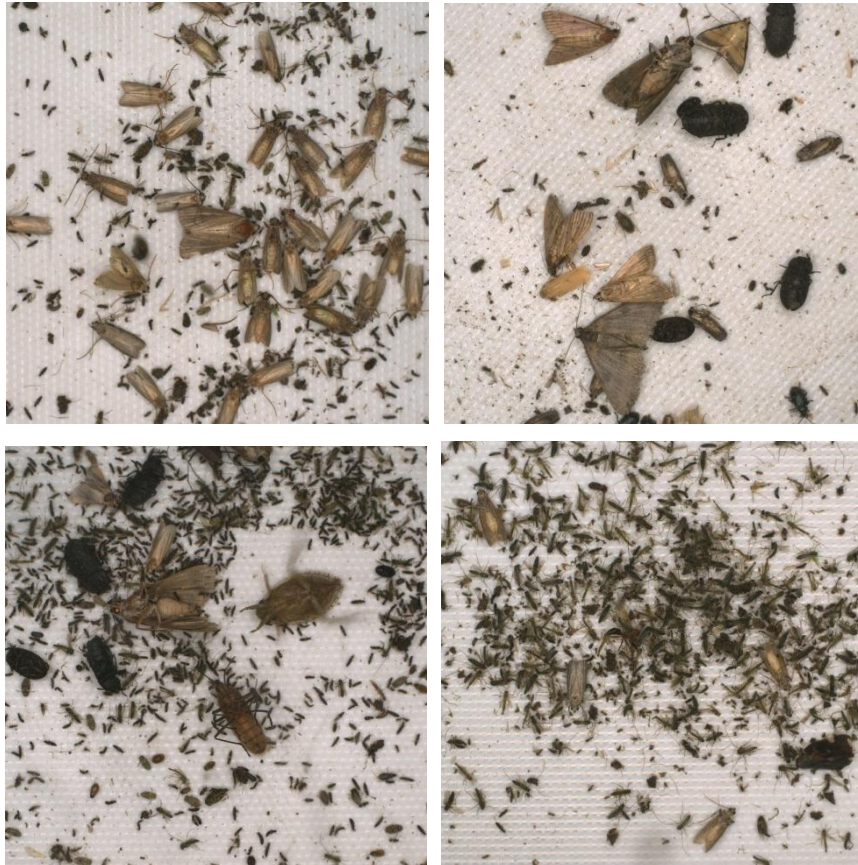


图2 诱捕设备获得的照片

Fig. 2 Photos obtained by trapping equipment

1.2 监测系统设计

虫情测报灯通过置于诱捕罩内部的灯光吸引害虫，害虫靠近后被电击致死，掉落在收集容器内。系统设置每 30 min 自动拍照一次，记录诱集的害虫数量。拍摄完害虫装入回收容器中，同时识别控制终端把害虫图像信息上传到服务器端进行识别，统计害虫数量，并把结果推送到手机端，具体流程图如图 3 所示。

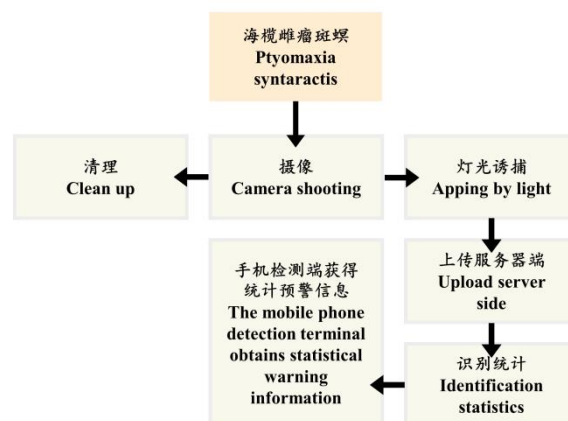


图3 害虫计数流程图

Fig. 3 Flow chart of pest counting

1.3 数据集制作与标注

本研究数据集制作采用广东湛江高桥红树林保护区无瓣海桑集中分布区灯光诱集、拍照采集的图像，图像大小为 $5\,472 \times 3\,648$ px。鉴于采集的图像大小远远超过了 YOLO V5 默认要求的识别大小 640×640 px，为了训练后的模型能识别 $5\,472 \times 3\,648$ px 原始尺寸的图像，通过把原始图像裁剪建立了图片大小分别 640×640 px 和 $2\,560 \times 2\,560$ px 两个数据集，两个数据集有效。原始图像各为 368 张。采用 45° 旋转、镜像、加噪等方法对原始图像进行数据增强，识别图像增加到 952 张，可满足深度学习要求。

采用 LabelImg 工具进行标注，生成包括类型和边界框坐标信息的 txt 文本文件。由于本研究仅进行海榄雌瘤斑螟目标识别，因此在标签制作时只需标注海榄雌瘤斑螟目标，图像其它部分自动标注为背景。最后将新数据集按 8:2 的比例划分为训练集和测试集。

2 结果与分析

2.1 基于卷积神经网络的 YOLO 平台与参数设置

YOLO V5 按照模型大小递增可分为 s、m、l、x，各模型仅在网络的深度和宽度上有所不同，均由输入端、Backbone、Neck、Head 四部分构成。输入端使用 Mosaic 数据增强、自适应初始锚框计算、图片缩放等对图像进行预处理；Backbone 采用了 Focus 下采样、改进 CSP 结构、SPP 池化金字塔结构提取图片的特征信息；Neck 主要采用 FPN+PAN 的特征金字塔结构，实现了不同尺寸目标特征信息的传递，解决了多尺度问题；Head 采用 3 种损失函数分别计算分类、定位和置信度损失，并通过 NMS 提高网络预测的准确度。

表 1 两种模型网络参数对比

Table1 Network parameters Comparing of the two models

| Model | AP ^{val} | AP ^{test} | AP ₅₀ | Speed _{GPU} | FPS _{GPU} | Params | FLOPS |
|---------|-------------------|--------------------|------------------|----------------------|--------------------|--------|--------|
| YOLOV5s | 36.6 | 36.6 | 55.8 | 2.1 ms | 476 | 7.5 M | 13.2 B |
| YOLOV5m | 43.4 | 43.4 | 62.4 | 3.0 ms | 333 | 21.8 M | 39.4 B |

对比（表 1）发现，YOLO V5 的 2 种版本的目标检测网络，根据各模型对服务器性能的要求，降低服务器硬件成本，提高海榄雌瘤斑螟识别和预警平台性价比，为了在速度和精度之间达到平衡，本研究选用 YOLO V5s 和 YOLO V5m 模型分别进行二次训练，YOLO V5s 模型结构见图 4，YOLO V5m 模型结构与 YOLO V5s 类似，只是在深度和宽度更大。

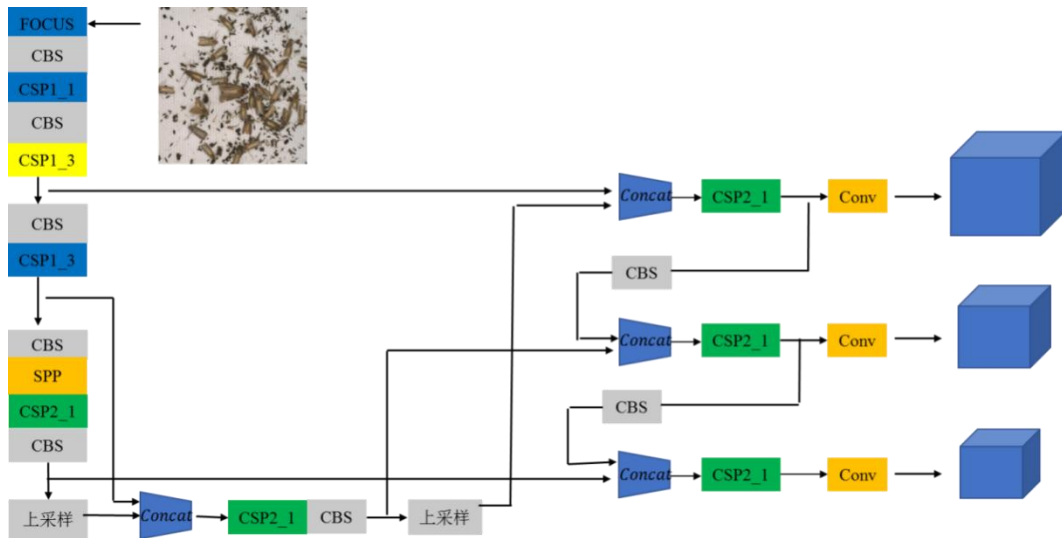


图 4 YOLO v5s 算法结构

Fig. 4 Structure of YOLO V5S algorithm

其中，CBS 模块为复合卷积模块，是许多重要模块的基本组成部分，结构如图 5 所示。该模块封装了卷积层、BN 层以及激活函数层。卷积层通过 autopad 函数实现自适应 padding 的效果。

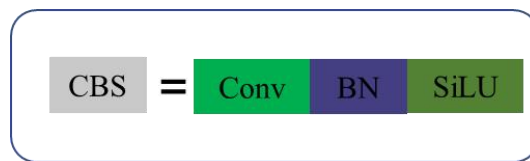


图 5 复合卷积结构

Fig. 5 Compound convolution structure

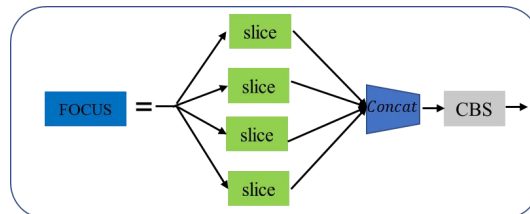


图 6 Focus 结构

Fig. 6 Focus structure

Focus 模块的作用是进行没有信息丢失的下采样，将 $640 \times 640 \times 3$ 的图像输入 Focus 模块，采用切片操作，获得 $320 \times 320 \times 12$ 的特征图，再经过卷积运算，得到 $320 \times 320 \times 32$ 的特征图。

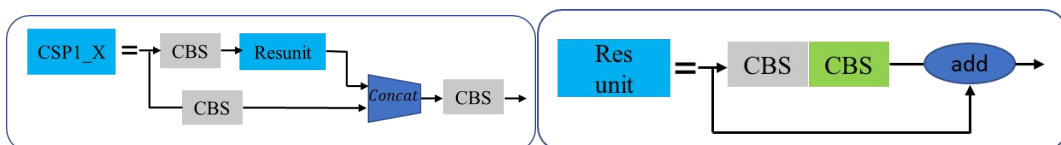


图 7 CSP1 结构

Fig. 7 CSP1 structure

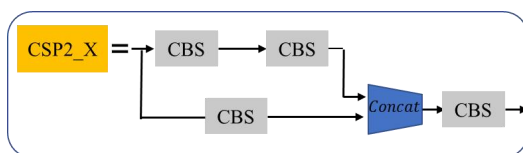


图 8 CSP2 结构

Fig. 8 CSP2 structure

CSP1 将原输入分成两个分支，一个分支进行卷积操作使得通道数减半，另一个分支进行卷积、残差运算，然后连接两个分支的结果，使得输入与输出的大小一样，让模型学习到更多的特征。

CSP1 模块应用于较深的 Backbone 主干网络部分，残差结构可以增加层与层之间反向传播的梯度值，避免因为加深而带来的梯度消失，可以提取到更细粒度的特征。

CSP2 模块和 CSP1 模块的区别在于把残差运算换为卷积运算，主要应用于 Neck 网络。

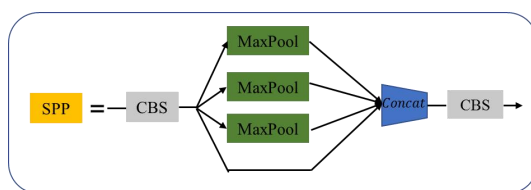


图 9 SPP 结构

Fig. 9 SPP structure

CSP 模块的作用是通过最大池化的方式，将不同尺度的特征图进行多尺度特征融合，提高感受野，丰富了特征图的表达能力，有利于待检测图像中目标大小差异较大的情况。

参数设置：输入图像尺寸为 640×640 px 和 2560×2560 px，批量大小（Batch size）设置为 16，训练步数为 300，学习率（Learning rate）为 0.01，动量（Momentum）设为 0.937，采用随机梯度下降（SGD）优化，权重衰减（Weight decay）为 0.0005。

2.2 实验分析

为了验证 YOLO 模型的有效性和实用性，本研究采用两组数据集分别对 YOLO V5s 和 YOLO V5m 网络进行对比测试。选取精确度 P (Precision)，召回率 R (Recall)，调和平均值 F1 (F-measure) 和 mAP（平均精度）作为评价指标进行性能对比，具体结果如表 2 所示。

表 2 两种模型的不同数据集上性能比较

Table 2 Performance comparison of the two models on different datasets

| 模型 Modle | 精确度 (%) Precision | 召回率 (%) Recall | 平均精度 (%) mAP | 调和平均值 (F ₁) F-measure |
|----------|-------------------|----------------|--------------|-----------------------------------|
| v5s-640 | 97.5 | 90.7 | 96.13 | 0.93 |
| v5s-2560 | 96.13 | 92.06 | 94.84 | 0.93 |
| v5m-640 | 97.32 | 90.13 | 96.83 | 0.92 |
| v5m-2560 | 94.48 | 90.48 | 93.62 | 0.92 |

注：模型名称前半部分表示 YOLO 网络版本，后半部分表示数据集图像尺寸。Note: The first half of the model name represented the YOLO network version, and the second half represented the dataset image size.

两种模型在不同数据集上性能比较结果表明（表 2）：（1）两个模型在不同数据集上的识别平均精度达到 93.62%~96.83%，说明 YOLO 能比较好的识别到海榄雌瘤斑螟，选择的算法是有效的；（2）输入图像的尺寸是 YOLO 默认要求的 640×640 px，YOLO V5m 比 YOLO V5s 有更好的精度；（3）输入图像的尺寸是 2 560 × 2 560 px，YOLO V5m 和 YOLO V5s 都有不同程度的精度下降，分别下降 3.21%和 1.29%，说明图像的缩放对目标的识别会产生影响，对高精度的网络影响更大。

2.3 实验验证

本研究的目标是要识别统计诱捕设备获取的原始图像（5 472 × 3 648 px）中海榄雌瘤斑螟的数量。为了测试模型对原始图像中害虫的识别能力，选取具有代表性的 100 幅图像作为测试集，包括密集图像，复杂背景图像和重叠较多的图像。测试识别结果（原图见附录）如下：



图 10 v5s-640 和 v5m-640 识别效果

Fig. 10 Recognition effect of v5s-640 and v5m-640



图 11 v5s-2560 识别效果

Fig. 11 Recognition effect of v5s-2560



图 12 v5m-2560 识别效果

Fig. 12 Recognition effect of v5m-2560

验证结果说明：（1）V5s-640 和 V5m-640 两个模型，由于输入图像的尺寸 640×640 px，和模型要求的尺寸是一致的，模型无法训练对缩放之后图像中目标的识别，所以无法识别原始图像中的海榄雌瘤斑螟。V5s-2560 和 V5m-2560 两个模型，由于输入图像的尺寸 2 560×2 560 px，比模型要求的尺寸大，模型需要训练对缩放之后图像中目标的识别，所以能够比较好的识别到原始图像中的海榄雌瘤斑螟。（2）海榄雌瘤斑螟是小目标，对于小目标的识别，

V5m-2560 和 V5s-2560 模型具有更好的效果，可以从更高分辨率（如 2560）的训练中受益。

(3) 对于残缺图像 V5m-2560 能有比较好的识别效果，如图 13-b 中箭头所指目标，为识别到的头部缺失目标。如图 13-d 中箭头所指目标，为识别到的身体被遮挡目标（类残缺）。对于密集目标，V5s-2560 模型具有较好的识别效果，如图 13-a, c 中箭头所指目标。考虑到原始图像中出现残缺的情形较少，再考虑到时间成本和设备硬件成本，本研究决定在识别预警系统中选用 V5s-2560 模型。图 13 所示为图 11、图 12 局部效果。

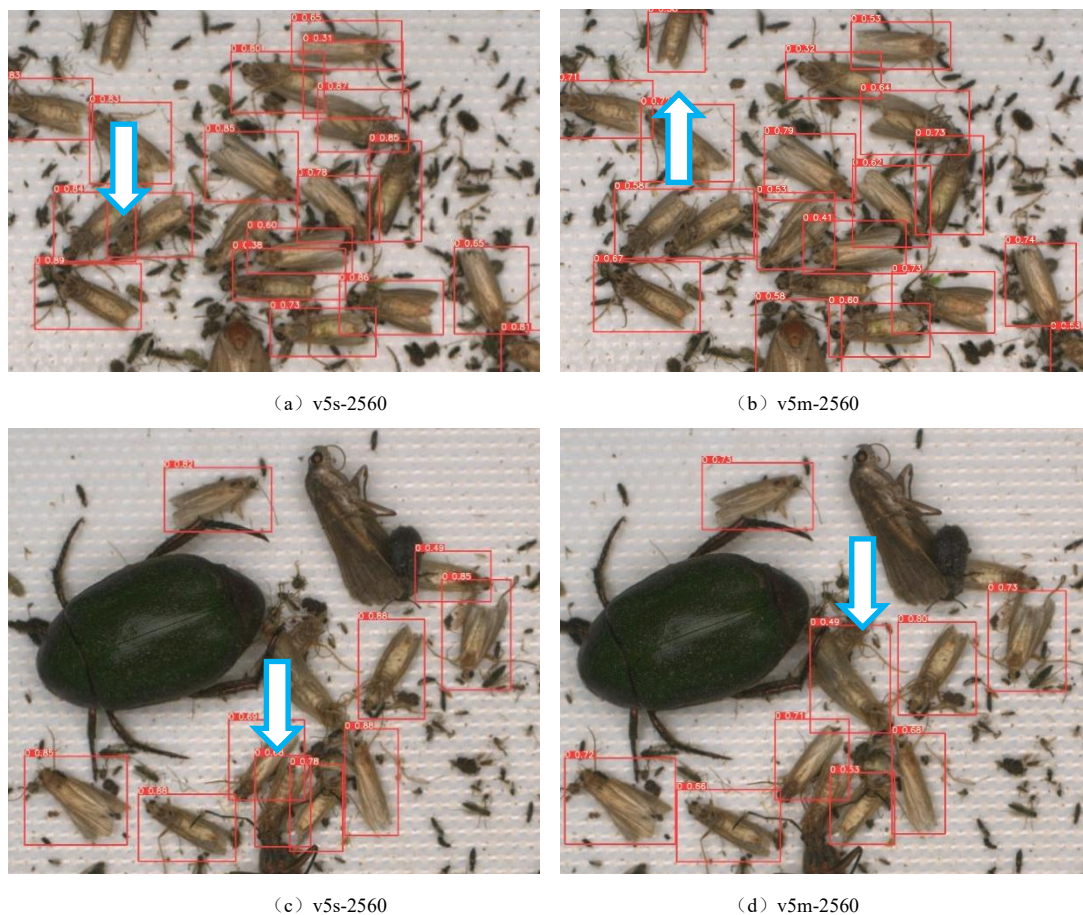


图 13 v5s-2560 和 v5m-2560 残缺和密集图像识别效果对比

Fig. 13 Comparison of the recognition effect of v5s-2560 and v5m-2560 for incomplete and dense images

2.4 结果展示及预警

监测预警系统网页客户端采用 Python3+MySQL 开发，提供识别结果的按日期或者按拍照时间点查看识别结果，如图 14 所示。对于超过阈值的识别点，发送短信的方式进行预警。

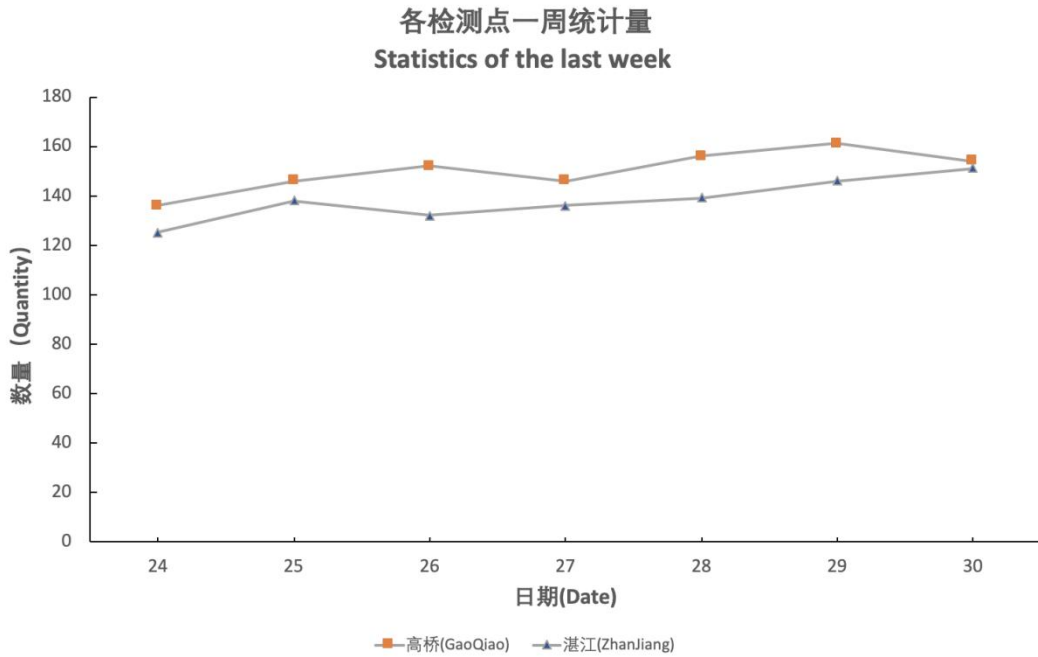


图 14 移动端监测结果展示

Fig.14 Monitoring results display on mobile phone

3 结论与讨论

海榄雌瘤斑螟是红树植物白骨壤的重要害虫，在广东、广西沿海一带广泛分布，一年发生多代，每年均有不同程度的为害。本研究采用害虫诱捕拍摄装置，自动获取海榄雌瘤斑螟成虫图像，构建了两种不同图像大小的海榄雌瘤斑螟数据集。利用 YOLO V5 通过深度学习对诱集的成虫进行自动识别和数量统计，用诱捕器采集的海榄雌瘤斑螟成虫图像数据集进行测试，模型对海榄雌瘤斑螟成虫识别的精确率和召回率分别达到 96.13%和 92.06%，F1 值达到 93%，利用监测设备原始图像对模型进行验证，结果表明目标检测算法 YOLO V5 可以对监测设备上的海榄雌瘤斑螟成虫进行自动识别。海榄雌瘤斑螟是小目标，由于存在残肢，其他微小昆虫等细小噪声，小型目标由于面积小、易受噪声影响，检测效果不佳，降低了平均精确率。平均召回率主要是由于一些肢体的重叠和遮挡，导致会出现漏检，特别是在高峰期，收集的害虫数量较多，图像中重叠遮挡的比例较高，一定程度上的导致了召回率较高。

通过对比所选模型对不同图片尺寸的识别效果，模型 YOLO V5s-640 和 YOLO V5m-640 比模型 YOLO V5s-2560 和 YOLO V5m-2560 具有更高的识别精确率，海榄雌瘤斑螟是小目标，小目标在缩放之后，特征进一步简化，所以图像的缩放会降低目标的识别效率。另一方面，YOLO V5m-2560 模型的准确率比 YOLO V5s-2560 模型降低更大，可能是因为 YOLO 以单阶段网络直接对目标进行分类和回归，YOLO V5m 相对 YOLO V5s 有更大的深度和宽度，即模型有更多残差块，更大的卷积核维度，小目标在多次下采样后的特征表示较弱，维度的增加对特征的提升有限，反而引入了更多的噪音，降低了识别准确率。

可以从更高分辨率的训练中受益。在病虫害等小目标的识别中,可以选择合适的图片大小来进行训练,从而得到更优的训练模型。本研究对红树林其它害虫的识别及其它植物害虫的识别与监测提供新的方案。

构建的监测预警系统可实时根据监测结果发出预警提示,结合海榄雌瘤斑螟的生物习性和寄主植物的分布情况,可根据监测的各代成虫的现进期及数量预测下一代虫口数量,为防控预案的制定提供基础数据。本研究对红树林其它害虫的识别及其它植物害虫的识别与监测提供新的方案。下一步需要改进与完善的地方包括:

- 1) 在高峰期,需要优化样本图像采集方法,减少重叠,遮挡。
- 2) 对于数据采集装置,改进存储装置,在高峰期和雨天,避免对昆虫造成较大的伤害,减少残肢的出现。
- 3) 对于害虫肢体重叠的情况还需进一步优化特征提取方法,提高重叠检测率。
- 4) 进一步丰富数据集,完善对于不同害虫形态、同类昆虫不同生长时期的识别。

参考文献 (References)

- Dai JQ, Li J, Li ZG, *et al.* Biological control measures for insect pests *Acrobasis* sp of mangrove [J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2011, 38 (13): 65-67. [戴建青, 李军, 李志刚, 等. 红树林害虫海榄雌瘤斑螟防控技术研究 [J]. 广东农业科学, 2011, 38 (13): 65-67]
- Li G, Zan QJ, Zhao SL, *et al.* Biological characters of *Ptyomaxia* sp. and the toxicity and effectiveness of *Bacillus thuringiensis* against its larvae [J]. *Chinese Journal of Applied and Environmental*, 2007, 13 (1): 50-54. [李罡, 管启杰, 赵淑玲, 等. 海榄雌瘤斑螟的生物学特性及 Bt 对其幼虫的毒力和防效 [J]. 应用与环境生物学报, 2007, 13 (1): 50-54]
- Liang Y, Qiu RZ, Li ZP, *et al.* Identification method of major rice pests based on YOLO v5 and multi-source datasets [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53 (7): 250-258. [梁勇, 邱荣洲, 李志鹏, 等. 基于 YOLO v5 和多源数据集的水稻主要害虫识别方法 [J]. 农业机械学报, 2022, 53 (7): 250-258]
- Liu WA, Xue YH, Zhen WQ, *et al.* Effects of composition and fluctuation of phytophagous insects on succession of mangrove communities [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2020, 39 (6): 1795-1805. [刘文爱, 薛云红, 甄文全, 等. 植食性昆虫的组成和波动对红树林群落演替的影响 [J]. 生态学杂志, 2020, 39 (6): 1795-1805]
- Liu Z, Gao J, Yang G, *et al.* Localization and classification of paddy field pests using a saliency map and deep convolutional neural network [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 20410.
- Redmon J, Divvala S, Girshick R, *et al.* You only look once unified, Real-time object detection [J]. *Computer Science*, 2016: 10-48550.
- Sun Y, Zhang DY, Yuan MS, *et al.* Detection model of in-trap red turpentine beetle based on deep learning [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49 (12): 180-187. [孙钰, 张冬月, 袁明帅, 等. 基于深度学习的诱捕器内红脂大小蠹检测模型 [J]. 农业机械学报, 2018, 49 (12): 180-187]
- Wang BS, Zhang WY, Zan QJ, *et al.* Annotation of mangrove plant [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2003, 42 (3): 42-46. [王伯荪, 张炜银, 管启杰, 等. 红树植物之诠释 [J]. 中山大学学报 (自然科学版), 2003, 42 (3): 42-46]
- Yang SC, Peng J, Xue YH, *et al.* Species and integrated control of pests in mangrove community in China [J]. *Forest Pest and Disease*, 2020, 39 (1): 32-41. [杨盛昌, 彭建, 薛云红, 等. 中国红树林的害虫种类及其综合防治 [J]. 中国森林病虫, 2020, 39 (1): 32-41]
- Yu XD, Yang MJ, Zhang HQ, *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. [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]