

基于迁移学习和 Mask R - CNN 的稻飞虱图像分类方法

林相泽 朱赛华 张俊媛 刘德营

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 针对当前稻飞虱图像识别研究中自动化程度较低、识别精度不高的问题,提出了一种基于迁移学习和 Mask R - CNN 的稻飞虱图像分类方法。首先,根据稻飞虱的生物特性,采用本团队自主研发的野外昆虫图像采集装置,自动获取稻田稻飞虱及其他昆虫图像;采用 VIA 为数据集制作标签,将数据集分为稻飞虱和非稻飞虱两类,并通过迁移学习在 ResNet50 框架上训练数据;最后,基于 Mask R - CNN 分别对稻飞虱、非稻飞虱、存在干扰以及存在黏连和重合的昆虫图像进行分类实验,并传统图像分类算法(SVM、BP 神经网络)和 Faster R - CNN 算法进行对比。实验结果表明,在相同样本条件下,基于迁移学习和 Mask R - CNN 的稻飞虱图像分类算法能够快速、有效识别稻飞虱与非稻飞虱,平均识别精度达到 0.923,本研究可为稻飞虱的防治预警提供信息支持。

关键词: 稻飞虱; 图像分类; 迁移学习; Mask R - CNN

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)07-0201-07

Rice Planthopper Image Classification Method Based on Transfer Learning and Mask R - CNN

LIN Xiangze ZHU Saihua ZHANG Junyuan LIU Deying

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: In order to deal with the problem of low automation and low recognition accuracy in the current rice planthopper image recognition research, an image classification algorithm based on transfer learning and Mask R - CNN was proposed. Firstly, according to biological characteristics of rice planthopper, the self-developed wild insect image collection device was utilized to obtain insect images automatically. Then, the dataset was divided into two categories: rice planthopper and non-rice planthopper by the image label tool VIA, and was trained in the ResNet50 framework with transfer learning. Finally, the Mask R - CNN image classification experiments were carried out based on rice planthopper images, non-rice planthopper images, insect images with disturbances and those images which were adhesive and overlapping, respectively. Moreover, experiments were compared with SVM, BP neural network, which were traditional image classification algorithms, and Faster R - CNN algorithm. Experiment results showed that the method based on transfer learning and Mask R - CNN could distinguish the rice planthopper and non-rice planthopper images effectively and the average classification accuracy reached 0.923 under the same sample conditions, which could provide information support for the prevention and early warning of rice planthoppers.

Key words: rice planthopper; image classification; transfer learning; Mask R - CNN

0 引言

水稻是我国最重要的粮食作物之一,其种植范围广、面积大,水稻生产在我国农业生产与粮食安全中具有主导地位^[1]。稻田虫害防治效果差,极易出

现“穿顶”、“倒塘”、甚至颗粒无收的情况^[2]。水稻在各个生长期都会受到不同程度的害虫危害,给水稻生产带来极大影响。目前,对我国水稻造成危害的害虫主要包括稻飞虱、螟虫和稻纵卷叶螟等,其中稻飞虱对水稻的危害最为严重^[3]。因此,获取稻飞

虱虫口密度,提前制定相关应对措施,对保障水稻稳产、高产、优产至关重要。现阶段,对稻飞虱这类迁飞性害虫的虫情测报和计数多以诱虫灯和毒气瓶诱杀,再由人工统计实现^[4]。传统的虫情测报方法采集信息难度大、虫情分析滞后,对水稻病虫害的防治效果甚微。

为了实现稻飞虱虫情测报的自动化,稻飞虱图像识别成为近几年的研究热点。邹修国等^[5]提出了一种基于灰度共生矩阵提取纹理特征并采用 BP 神经网络对稻飞虱图像进行分类的方法。AZREE 等^[6]探讨了卷积神经网络结构 VGG16 在根据欧几里德距离图构建的灰度图像中将稻飞虱成功分类的有效性。YU 等^[7]基于贝叶斯准则,建立了 Fisher 线性判别函数,根据稻飞虱虫体图像的二维傅里叶频谱窗口数据对害虫进行识别。刘德营等^[8]提出一种基于卷积神经网络的稻飞虱图像识别方法,通过自动学习获取网络模型参数,对测试集稻飞虱进行识别。尽管上述研究取得了一定成果,但是此类稻飞虱图像识别方法需要对图像进行预处理,耗费大量人力物力,难以实现真正的自动化,且识别精度有待进一步加强。

为了进一步提高稻飞虱图像分类的自动化,本文提出一种以 Mask R - CNN^[9] 为基础,在 ResNet50^[9] 网络上进行迁移学习的稻飞虱图像检测方法。

1 野外昆虫图像的自动获取

1.1 昆虫图像采集装置

为了能够自动获取稻田昆虫图像,结合稻飞虱趋光性的生物特点,采用团队自主研发的野外昆虫图像采集装置^[8,10],该采集装置的结构图如图 1 所示。该装置主要由 XYZ 三向调节装置、高清工业相机、采集工作台以及支架底座等部分构成。在图像采集实验开始前,通过高压汞灯将稻飞虱及其他稻田昆虫吸引至采集工作台上,并以台达 DVP32EH00T3 型 PLC 为核心控制单元,在设定好图像采集开始和结束时间后,PLC 控制伺服电机使高清工业相机在 X、Z 向往返运动,相机每移动 5 cm 后滞留 5 s 以获取昆虫图像,确保设备能够在无人看守的情况下获取水稻昆虫高清图像。采集到的图像尺寸为 782 像素 × 576 像素, JPEG 格式,并通过 USB 数据传输线存储至主机硬盘。

1.2 昆虫图像的采集

稻飞虱爆发期通常在每年的 6—9 月^[11],为获取不同时空下完整清晰的稻飞虱昆虫图像,将图像采集实验分为 3 个阶段进行。第 1 阶段为 2015 年

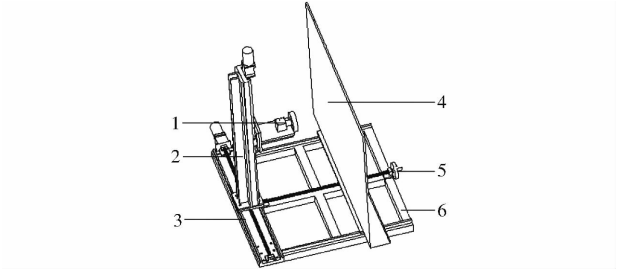


图 1 野外昆虫图像采集装置结构图

Fig. 1 Structure diagram of image acquisition device

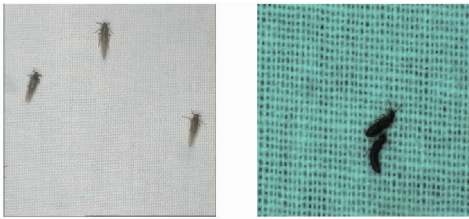
1. 高清工业相机 2. Z 向调节装置 3. X 向调节装置 4. 采集工作台 5. Y 向调节装置 6. 底座

8—10 月,第 2 阶段为 2016 年 6—10 月,拍摄地点为南京农业大学江浦农场(32°01' N, 118°37' E);第 3 阶段为 2017 年 8—9 月,拍摄地点为白马国家农业科技园(31°37' N, 119°10' E)。拍摄实验在晴朗天气或阴天的 18:00—22:30 进行,实验期间温度为 20~30℃,相对湿度为 6%~8%,实验现场如图 2 所示。最后,将 3 个阶段采集到的 1 500 幅稻田昆虫图像作为实验数据集,为突出研究重点,将 3 种类别的稻飞虱(白背飞虱、褐飞虱以及灰飞虱)归为一类,其余水稻昆虫归为一类,部分数据集样本如图 3 所示。



图 2 野外实验现场图

Fig. 2 Experiment site in field



(a) 稻飞虱 (b) 非稻飞虱(隐翅虫)

图 3 数据集样本

Fig. 3 Data set samples

1.3 数据集制作

在使用 Mask R - CNN 训练数据前,需要手动标记昆虫轮廓并制作 json 标签文件。当前主要的图像标签制作软件有 VIA、labelme、RectLabel、LabelBox 以及 COCO UI 等。由于 VIA 操作简单、支持离线运行而且能直接生成 json 文件,因此采用 VIA 作为数据集标签制作工具。主要针对稻飞虱图

像进行识别分类,因此在标签制作时只考虑将昆虫图像分为稻飞虱与非稻飞虱两类,即将稻飞虱图像标记为 *Sogatella_furcifera_* (Horvath), 将非稻飞虱图像标记为 *Others*。考虑到昆虫触角过于细小,在标注时难度较大,并且对分类结论不会造成本质影响,因此在标签制作时只标记昆虫躯干。为完全拟合昆虫轮廓,采用多边形标注法进行标注,图3中昆虫标记后的效果如图4所示。

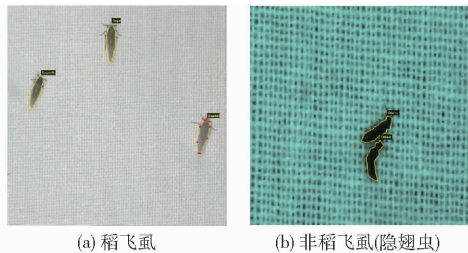


图4 数据集标签制作

Fig. 4 Data set labeling

2 分类算法设计

为减少制作数据集标签的步骤并提高图像分类的精度,本文采用迁移学习和 Mask R-CNN 相结合的方法对采集的昆虫图像进行处理和分类。

2.1 迁移学习

迁移学习是一种运用已有知识对不同但相关的领域进行求解的机器学习方法。迁移学习放宽了传统机器学习中的两个基本假设^[12]: ①用于学习的训练样本和新的测试样本应满足独立且同分布的条件。②必须有足够多的训练样本才能得到一个好的模型。迁移学习包含源域 (Source domain) 和目标域 (Target domain)^[13-14], 定义为

$$\begin{cases} D(s) = \{x, P(x)\} \\ D(t) = \{x, P(x)\} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $D(s)$ ——源域 $D(t)$ ——目标域

x ——域的特征空间

$P(x)$ ——特征空间对应的边缘概率分布

2.2 Mask R-CNN 图像识别算法

Mask R-CNN 是在 Faster R-CNN^[15] 上扩展的一种图像识别算法,因此了解 Faster R-CNN 有助于对 Mask R-CNN 的理解。

2.2.1 Faster R-CNN

Faster R-CNN 是针对区域卷积神经网络 (R-CNN^[16]) 在每个候选区域 (RoI) 存在大量重复运算而提出的图像识别算法。该算法将候选区域网络 (RPN) 提取的特征转移到最后一层的卷积特征图上进行,并在之后加了一个针对性的 RoIPool 层^[15], 并采用多任务函数对分类和边界回归联合训练,相

比于 R-CNN 算法提高了目标检测的精度和效率。

RPN 的核心是锚 (anchor)^[15], 而一个建议区域可以包含多个锚和多个正标签,因此,建议区域与期望区域重叠部分 (IoU) 的大小直接影响分类效果, IoU 的选取由 Faster R-CNN 的损失函数 $L(p_i, t_i)$ 获得^[15], 即

$$L(p_i, t_i) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (2)$$

式中 i ——锚的索引

N_{cls}, N_{reg} ——分类层数和回归层数

p_i ——目标锚的预测概率

p_i^* ——期望区域的预测概率

t_i ——预测边界框的4个参数化坐标参数

t_i^* ——正标签锚相关的期望区域的坐标参数

L_{cls} ——目标与背景两个类的对数损失函数

L_{reg} ——目标与背景的回归损失函数

λ ——权重

2.2.2 RoIAlign

RoIPool 是从每个 RoI 提取特征图的标准操作, RoIPool 首先将浮点数表示的 RoI 量化到与特征图匹配的粒度,然后将量化后的 RoI 分块,最后采用最大池化汇总每个块覆盖的区域特征值。因此,当进行 RoIPool 中的量化操作时,极易使 RoI 与提取的特征错位,从而对预测像素级精度的 Mask 有很大的负面影响。为了消除对 RoIPool 的粗糙量化,并将提取的特征与输入图像精准对齐, RoIAlign^[9] 被引入 Mask R-CNN。即对于每个 RoI 分块选取其中的4个常规位置,使用双线性插值来计算每个位置的精确值,并采用最大池化将结果汇总。

2.2.3 损失函数

与 Faster R-CNN 相比, Mask R-CNN 增加了 Mask 分支,因此每个 RoI 的损失函数^[9] 为

$$L = L_{cls} + L_{reg} + L_{mask} \quad (3)$$

式中 L_{mask} ——平均二进制交叉熵损失函数

对于每个 RoI, Mask 分支有 Km^2 维的输出, 其对 K 个大小为 m^2 的 Mask 进行编码, 每一个 Mask 有 K 个类别, 并在每个像素上运用 sigmoid 进行分类。

Mask R-CNN 图像识别算法是基于 Faster R-CNN 架构的新的卷积网络, 该方法能够在有效识别目标的同时完成高质量的语义分割。

2.3 基于 Mask R-CNN 的稻飞虱图像识别模型构建

许多机器学习算法需要的训练数据都十分庞

大,并且制作数据集标签的步骤繁杂^[17],因此,本文通过结合迁移学习和 Mask R - CNN 图像识别算法对稻飞虱图像进行识别分类。采用迁移学习在已训练好的 Microsoft COCO 数据集的基础上进行样本训练,将采集到的 1 500 幅昆虫图像随机选取 1 200 幅图像作为训练集,剩余 300 幅图像作为测试集。主要参数设置为:学习率 0. 01,学习衰减率 0. 000 1,动量值 0. 9。在参数设置完毕后,首先训练 head layers,共训练 20 轮,每轮 800 次;然后训练 all layers,共训练 30 轮,每轮 800 次。本算法在显存为 4 GB 的 NVIDIA Quadro K4200 显卡上执行,为匹配显卡的显存容量,将 Mask R - CNN 的基础框架 (Backbone) 设置为 ResNet50,并且每次训练一幅图像。

3 实验与结果分析

为了说明本文所提方法的优越性,在相同样本条件下,首先,将本文所提方法与 Faster R - CNN 在对稻飞虱、非稻飞虱以及存在干扰图像情况下的识别精确度进行对比;然后,再将本文所提方法与传统图像分类方法(SVM^[18]、BP 神经网络^[19])进行对比。

3.1 Mask R - CNN 与 Faster R - CNN 实验结果与分析

为增强实验结果的准确性,Faster R - CNN 采用的训练集与测试集和本文所用方法的训练集与测试集一致,并且初始参数与训练次数和本文所提方法保持相同。Faster R - CNN 与 Mask R - CNN 对水稻害虫图像识别分类的结果如图 5、6 所示。

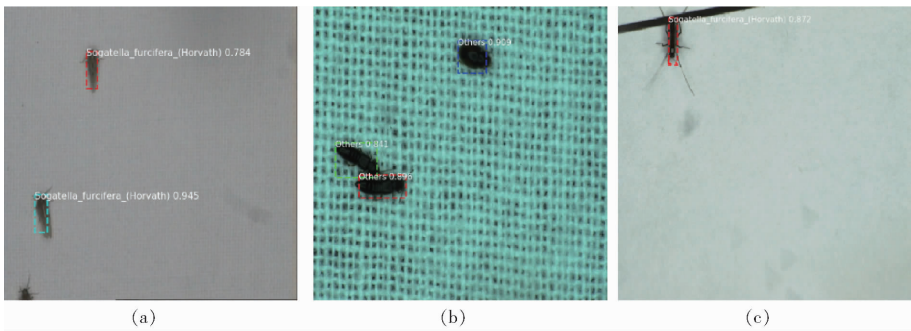


图 5 Faster R - CNN 实验结果

Fig. 5 Experimental results of Faster R - CNN

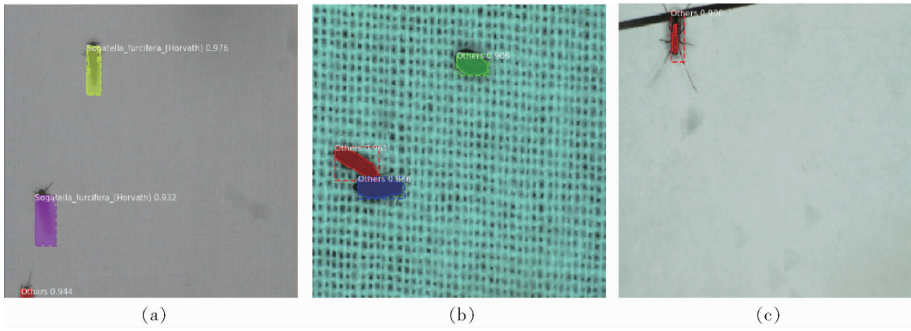


图 6 Mask R - CNN 实验结果

Fig. 6 Experimental results of Mask R - CNN

图 5a 和图 6a 中 3 只昆虫均为稻飞虱,图 5b 和图 6b 中 3 只昆虫均为非稻飞虱,图 5c 和图 6c 中昆虫为非稻飞虱,并将图 5a、5b 和图 6a、6b 中 3 只昆虫从上至下编号为 I、II、III。当识别稻飞虱图像时,图 5a 中昆虫 I 的识别精度为 0. 784,昆虫 II 的识别精度为 0. 945,昆虫 III 未能被识别;图 6a 中昆虫 I 的识别精度为 0. 976,昆虫 II 的识别精度为 0. 932,昆虫 III 的识别精度为 0. 944。因此,采用 Faster R - CNN 方法识别稻飞虱图像时,能够识别完整的稻飞虱图像,但是对于不完整的稻飞虱图像,该方法无法识别并会将其作为背景输出,且平均识别精度只有 0. 865,识别精度不

高;本文方法能够有效识别完整和不完整的稻飞虱图像,并且平均识别精度达到 0. 951,明显优于 Faster R - CNN。当识别非稻飞虱图像时,图 5b 中昆虫 I 的识别精度为 0. 909,昆虫 II 的识别精度为 0. 841,昆虫 III 的识别精度为 0. 896;图 6b 中昆虫 I 的识别精度为 0. 906,昆虫 II 的识别精度为 0. 961,昆虫 III 的识别精度为 0. 866。因此,当识别完整非稻飞虱昆虫图像时,Faster R - CNN 与本文采用的方法均表现较好,能够完成实例检测任务,对比平均识别精度,本文采用的方法优于 Faster R - CNN,且平均识别精度达到 0. 911。

当识别存在干扰的昆虫图像时,图 5c 中昆虫被错误识别,图 6c 中昆虫的识别精度为 0.906。因此,当识别存在干扰的昆虫图像时,Faster R - CNN 的识别效果较差,不能准确识别昆虫类型;当采用本文方法识别时,能够有效判断图中昆虫类别,并且识别精度达到 0.906,明显优于 Faster R - CNN。

3.2 Mask R - CNN 与传统图像分类方法的比较

传统图像分类方法主要过程如下:首先对采集到的水稻昆虫图像采用大津法进行自适应二值分割^[20]获得水稻昆虫的单一图像,如图 7 所示;然后通过膨胀、腐蚀等形态学滤波提取水稻昆虫背部图像,如图 8 所示;之后通过水稻昆虫背部图像提取昆虫的颜色、纹理以及形状等信息作为水稻昆虫的特征值;最后将特征值输入 SVM 和 BP 神经网络获取分类精度。

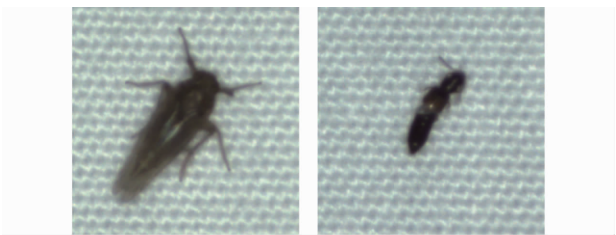


图 7 水稻昆虫单一图像
Fig.7 Single images of rice insect

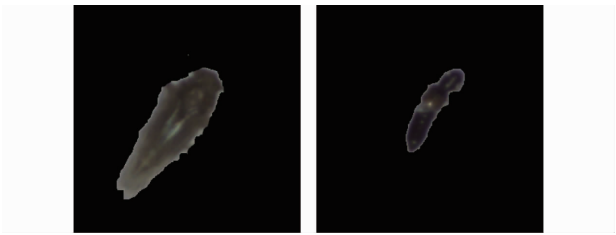


图 8 水稻昆虫背部图像
Fig.8 Back images of rice insect

为进一步描述水稻昆虫的特征信息,综合采用文献[19,21]中提取的水稻昆虫特征参数,包括 7 组 Hu 不变矩^[19]以及 13 组傅里叶描述子^[21]。水稻昆虫的部分特征参数(包括 2 组稻飞虱特征参数,2 组非稻飞虱特征参数)如表 1 所示。

表 1 水稻昆虫特征参数

Tab.1 Feature parameters of rice insect

特征类别	稻飞虱 A	稻飞虱 B	非稻飞虱 A	非稻飞虱 B
傅里叶描述子	0.562	0.570	1.749	0.098
	0.351	0.509	1.681	0.088
	0.696	0.186	0.819	0.131
Hu 不变矩	0.252	0.245	0.178	0.234
	0.028	0.027	2.08×10^{-3}	0.027

采用上述提取的特征参数输入 SVM 和 BP 神经网络后获得识别精度,上述实验结果与 Faster R -

CNN 以及 Mask R - CNN 的实验结果进行比较,如表 2 所示。

表 2 实验结果比较

Tab.2 Comparison of experiment results

分类指标	SVM	BP 神经网络	Faster R - CNN	Mask R - CNN
平均识别精度	0.655	0.780	0.873	0.923
检测速率/(幅·s ⁻¹)	0.5	0.1	7.0	5.0

由表 2 可知,采用传统图像分类方法对水稻昆虫图像进行分类的精确度比较低,均在 0.8 以下;Mask R - CNN 的分类精度最优,达到 0.923。此外,相比于传统图像分类方法,Mask R - CNN 无需对图像进行预处理,而且能够实时查看采集到的原始图像中水稻昆虫的类别,明显优于传统图像分类方法。由于 Mask R - CNN 是在 Faster R - CNN 的基础上添加了 Mask 层,因此 Mask R - CNN 的检测速率略小于 Faster R - CNN,但是依旧能达到 5 幅/s;采用传统图像分类方法进行图像识别时,在不考虑图像预处理的前提下,SVM 的检测速率为 0.5 幅/s,BP 神经网络的检测速率为 0.1 幅/s,因此与传统图像分类方法相比,Mask R - CNN 的检测速率远大于传统图像分类方法。

3.3 Mask R - CNN 对黏连和重合的虫体图像识别

在采集图像时,除了互相独立的昆虫个体图像外,还存在部分黏连或重合的昆虫图像,如图 9 所示。由于黏连和重合的昆虫图像不能被分割为单一的昆虫图像,因此传统图像分类方法无法分类识别黏连和重合的昆虫图像。

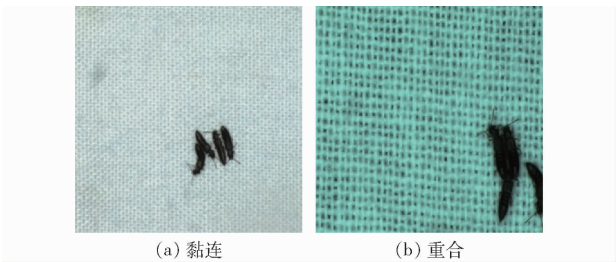


图 9 黏连和重合的昆虫图像

Fig.9 Adhesive and overlapping insect images

图 9a 是黏连的昆虫图像,图中 4 只昆虫均为非稻飞虱,且从左至右依次编号为 I、II、III、IV,从图 9a 中可以看出 I 号昆虫与 II 号昆虫黏连;图 9b 是重合的昆虫图像,图中 4 只昆虫均为非稻飞虱,且上方两只昆虫从左至右编号 I、II,下方两只昆虫从左至右编号为 III、IV,从图 9b 中可以看出 I、II 号与 III 号昆虫重合。Mask R - CNN 对图 9 的识别结果如图 10 所示。

图 10a 中昆虫 I 未能被识别,昆虫 II 的识别精

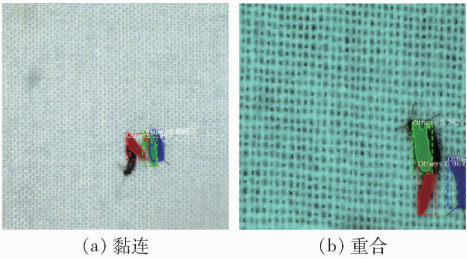


图 10 黏连和重合图像的识别结果

Fig. 10 Identification results of adhesive and overlapping insect images

度为 0.845,昆虫Ⅲ的识别精度为 0.953,昆虫Ⅳ的识别精度为 0.992;图 10b 中昆虫Ⅰ的识别精度为 0.763,昆虫Ⅱ未能被识别,昆虫Ⅲ的识别精度为 0.975,昆虫Ⅳ的识别精度为 0.996。因此,当虫体黏连时,Mask R-CNN 将Ⅰ号昆虫的黏连部分作为Ⅱ号昆虫的躯干,导致Ⅱ号昆虫的识别精度较低,此时昆虫的识别精度为 0.845,并且由于失去部分躯干加上黏连的干扰,导致Ⅰ号昆虫无法识别。当虫体重合时,Mask R-CNN 将Ⅱ号与Ⅲ号昆虫的重合部分作为Ⅰ号昆虫的躯干,与黏连的情况相比重合部分远大于黏连部分,导致重合昆虫图像的识别精度低于黏连的图像,此时昆虫识别精度为 0.763;Ⅱ

号昆虫由于失去大部分躯干并且加上重合的干扰,导致无法识别;Ⅲ号昆虫由于仅失去较少的头部部分,因此依旧能够被 Mask R-CNN 识别。由此可见,黏连和重合的昆虫图像对于 Mask R-CNN 的识别干扰较大。

4 结论

- (1)考虑稻飞虱的生物特性,自主研发了野外昆虫图像采集装置,在无人看守的情况下自动采集稻田昆虫图像,为后续图像识别实验构建了昆虫图像数据集。
- (2)采用 VIA 制作了稻田昆虫图像数据标签,并将昆虫图像标记为稻飞虱和非稻飞虱,采用迁移学习方法初始化网络权重,最后在 ResNet50 网络上完成了数据集的训练。
- (3)分别对稻飞虱、非稻飞虱、存在干扰图像以及存在黏连和重合的稻田昆虫图像进行识别实验,并与 Faster R-CNN 算法和传统图像分类算法(SVM、BP 神经网络)进行了对比。对比结果表明,本文方法能够快速有效识别稻飞虱与非稻飞虱,平均识别精度达到 0.923,能够为稻飞虱的防治预警提供信息支持。

参 考 文 献

[1] 魏永霞,侯景翔,吴昱,等. 不同水分管理旱直播水稻生长生理与节水效应[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 253-264. WEI Yongxia, HOU Jingxiang, WU Yu, et al. Effects of different water management on growth physiology and water-saving of dry direct seeding rice [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 253-264. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180830&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.030. (in Chinese)

[2] 孙星星,王凯,李红阳,等. 江苏沿海农区水稻病虫害绿色防控技术研究进展[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(14): 6-8. SUN Xingxing, WANG Kai, LI Hongyang, et al. Research progress on green prevention and control technology of rice diseases and insect pests in coastal agricultural areas of Jiangsu Province [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2018, 46(14): 6-8. (in Chinese)

[3] 刘晓丽,娄永根. 褐飞虱与白背飞虱为害诱导水稻防御反应的比较[J]. 植物保护学报, 2018, 45(5): 971-978. LIU Xiaoli, LOU Yonggen. Comparison of the defense responses in rice induced by brown planthopper *Nilaparvata lugens* (Stål) and white-backed planthopper *Sogatella furcifera* (Horváth) [J]. Journal of Plant Protection, 2018, 45(5): 971-978. (in Chinese)

[4] 陈仕高. 佳多虫情测报灯对水稻迁飞性害虫的诱集效应及其改进技术的探讨[J]. 中国植保导刊, 2006, 26(5): 41-43. CHEN Shigao. Study on the trapping effect of Jiaduo insect detection lamp on rice migratory pests and its improvement technology [J]. China Plant Protection, 2006, 26(5): 41-43. (in Chinese)

[5] 邹修国,丁为民,陈彩蓉,等. 基于改进灰度共生矩阵和粒子群算法的稻飞虱分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(10): 138-144. ZOU Xiuguo, DING Weimin, CHEN Cairong, et al. Classification of rice planthopper based on improved gray level co-occurrence matrix and particle swarm algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(10): 138-144. (in Chinese)

[6] AZREE N, NORIDA M, FARRAH M. Automated brown planthopper detection from imperfect sticky pad images using deep convolutional neural network [J]. Plos One, 2018, 13(12): e0208501.

[7] YU M H, WANG J L, KANG R, et al. Automatic identification of asian rice plant-hopper based on image processing [J]. Applied Engineering in Agriculture, 2018, 33(5): 591-602.

[8] 刘德营,王家亮,林相泽,等. 基于卷积神经网络的白背飞虱识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 51-56. LIU Deying, WANG Jialiang, LIN Xiangze, et al. Automatic identification method for *Sogatella furcifera* based on convolutional

- neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 51–56. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180506&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.006. (in Chinese)
- [9] KAIMING H, GEORGIA G, PIOTR D, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 2980–2988.
- [10] 谢堂胜, 刘德营, 陈京, 等. 白背飞虱智能识别技术研究[J]. 南京农业大学学报, 2016, 39(3): 519–526.
XIE Tangsheng, LIU Deying, CHEN Jing, et al. Automatic identification of *Sogatella furcifera* [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2016, 39(3): 519–526. (in Chinese)
- [11] 李再园, 王福莲, 田小海. 水稻对稻飞虱抵御机制研究[J]. 热带作物学报, 2017, 38(4): 769–774.
LI Zaiyuan, WANG Fulian, TIAN Xiaohai. The resistance mechanism of rice to rice plant hopper [J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2017, 38(4): 769–774. (in Chinese)
- [12] SYED M S, ABBAS K, THANH N, et al. Extreme learning machine based transfer learning algorithms: a survey [J]. Neurocomputing, 2017, 267: 516–524.
- [13] 郑一力, 张露. 基于迁移学习的卷积神经网络植物叶片图像识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 354–359.
ZHENG Yili, ZHANG Lu. Plant leaf image recognition method based on transfer learning with convolutional neural networks [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 354–359. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2018s047&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.047. (in Chinese)
- [14] ALWYN M, JIMSON M, MAHESH G, et al. An improved transfer learning approach for intrusion detection [J]. Procedia Computer Science, 2017, 115: 251–257.
- [15] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1440–1448.
- [16] ROSS G, JEFF D, TREVOR D, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 580–587.
- [17] SINNO J P, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345–1359.
- [18] 马鹏鹏, 周爱民, 姚青, 等. 图像特征和样本量对水稻害虫识别结果的影响[J]. 中国水稻科学, 2018, 32(4): 405–414.
MA Pengpeng, ZHOU Aimin, YAO Qing, et al. Influence of image features and sample sizes on rice pest identification [J]. Chinese Journal of Rice Science, 2018, 32(4): 405–414. (in Chinese)
- [19] 邹修国, 丁为民, 刘德营, 等. 基于 4 种不变矩和 BP 神经网络的稻飞虱分类[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 171–178.
ZOU Xiuguo, DING Weimin, LIU Deying, et al. Classification of rice planthopper based on invariant moments and BP neural network [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 171–178. (in Chinese)
- [20] 周丽萍, 陈志, 陈达, 等. 基于改进 Otsu 算法的生猪热红外图像耳根特征区域检测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 228–232, 14.
ZHOU Liping, CHEN Zhi, CHEN Da, et al. Pig ear root detection based on adapted Otsu [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 228–232, 14. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160430&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.030. (in Chinese)
- [21] 赵三琴, 丁为民, 刘德营. 基于傅里叶描述子的稻飞虱形状识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8): 181–184, 160.
ZHAO Sanqin, DING Weimin, LIU Deying. Rice hopper shape recognition based on Fourier descriptors [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 181–184, 160. (in Chinese)