

基于字典学习与 SSD 的不完整昆虫图像稻飞虱识别分类

林相泽 张俊媛 徐 啸 朱赛华 刘德营
(南京农业大学人工智能学院, 南京 210031)

摘要: 为了解决图像采集过程中由于昆虫图像获取不完整而导致整体稻飞虱识别精度低、速度慢的问题,提出了一种基于字典学习和 SSD 的不完整稻飞虱图像分类方法。首先,使用自主研发的野外昆虫图像采集装置采集稻飞虱图像,构建小型图像集。然后,将采集的稻田昆虫图像进行阈值分割,得到单一稻田昆虫图像;对单一昆虫图像进行分块处理,得到带有背景信息和特征信息的混合子图像块集;使用子图像块作为字典原子来构建过完备字典,并对其进行初始化和优化更新;将更新后的过完备字典作为训练集输入 SSD 算法中进行训练,得到训练模型。最后,将采集的包含不完整稻田昆虫的图像在训练集模型上进行测试,并将测试结果与 BPNN(Back propagation neural network)、SVM(Support vector machines)、稀疏表示等方法进行对比。试验结果表明,所提出的基于字典学习和 SSD 的稻飞虱识别与分类方法可以对不完整的昆虫图像进行准确快速的识别分类,其中,分类速度可达 22 f/s,识别精度可达 89.3%,对稻飞虱的监督、预警和防治提供了有效的信息与技术支持。

关键词: 稻飞虱; 过完备字典; SSD; 不完整图像; 分类; 识别

中图分类号: S24; TP2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)09-0165-07 OSID: 

Recognition and Classification of Rice Planthopper with Incomplete Image Information Based on Dictionary Learning and SSD

LIN Xiangze ZHANG Junyuan XU Xiao ZHU Saihua LIU Deying
(College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy and slow speed of identification of rice planthopper caused by incomplete insect image in image acquisition process, a rice planthopper identification and classification method with incomplete insect images based on dictionary learning and single shot multibox detector (SSD) was proposed. Firstly, the field insect image acquisition device was used to acquire rice planthopper images and a small image set was built by these images. Then, single-inspect images were obtained by thresholding of the collected images of rice insects. Single-insect images were divided into blocks to obtain a mixed sub-image blocks with background information and feature information. The sub-image blocks were used as dictionary atoms to construct an over-complete dictionary, and this initial dictionary was optimized and updated immediately. The updated over-complete dictionary was trained as the training set of the SSD algorithm to obtain the training model. Finally, the collected incomplete insect images were tested on the obtained training models, and results were compared with back propagation neural network (BPNN), support vector machines (SVM) and sparse representation. Experimental results showed that the research on the identification and classification method with incomplete images based on dictionary learning and SSD can identify and classify rice planthopper accurately and quickly. Classification speed was 22 f/s, the recognition accuracy was 89.3%. Hence, the method proposed can provide effective information and technical support for the supervision, early warning and control of rice planthoppers.

Key words: rice planthopper; overcomplete dictionary; single shot multibox detector; incomplete image; classification; recognition

0 引言

水稻是我国主要粮食作物,其种植面积大,产量高,是我国单产最高、总产最多的粮食作物^[1]。水稻生长过程中会受到各种病虫害的影响,从而使水稻低产减收,稻飞虱是水稻生长过程中危害最严重的害虫之一^[2]。因此,稻飞虱的识别分类研究对于稻田害虫早期预防治理和精准用药都具有重要意义。

为了实现稻飞虱虫情的准确测报,对稻飞虱的图像进行识别与分类成为近年来的重要研究内容。陆静等^[3]结合稻飞虱图像特征和 F 值特征评价方法对稻飞虱图像进行训练分类;SARIN 等^[4]提出了一种基于颜色和灰度共生矩阵图像特征训练的支持向量机分类算法,实现对稻飞虱的位置检测和阶段分类。TSAI 等^[5]提出了一种感兴趣区域(Region of interest, ROI)来检测稻飞虱的方法,将获取其 HSV 空间中的矩形 ROI 与决策树算法对解析数据进行分类从而得到稻飞虱的二进制图像。林相泽等^[6]提出了一种基于迁移学习和 Mask R-CNN 相结合的稻飞虱图像分类算法,通过结合迁移学习与 Mask R-CNN 算法分别对稻飞虱黏连、重合的昆虫图像进行分类试验。

以上方法均对稻飞虱图像的分类取得了一定的研究成果,但是,对于在图像采集过程中出现的不完整稻飞虱图像的识别分类并未做讨论,而不完整的害虫图像显著影响稻飞虱的识别精度。因此,本文提出一种不完整图像下稻飞虱识别与分类方法。该方法结合字典学习的稀疏性和 SSD (Single shot multibox detector)算法的快速准确性,对不完整的稻飞虱图像进行精准快速识别,以为稻飞虱虫情监测和预警提供有效的信息和技术支持。

1 昆虫图像获取

为了保证在不同时间、不同空间下稻田昆虫图像获取的完善性,分别于稻飞虱虫害发生期(6—10月)进行图像采集。图像采集时段和地点分别为:2015 年 8—10 月,18:00—22:00,南京农业大学江浦农场(32°1′N,118°37′E);2016 年 6—9 月,18:00—22:00,南京农业大学江浦农场(32°1′N,118°37′E);2017 年 8—9 月,18:00—22:00,白马国家农业科技园(31°37′N,119°10′E);2019 年 8—9 月,18:00—22:00,禾田坊谷物种植家庭农场(31°20′N,119°6′E),每个阶段平均采集 15 d,环境温度 为 21 ~ 38℃,相对湿度为 60% ~ 90%。昆虫图

像采集装置及现场图如图 1 所示,其型号为 AMD Radeon HD 8500M Series,显存为 4 GB。试验共采集 1 800 幅野外昆虫图像。

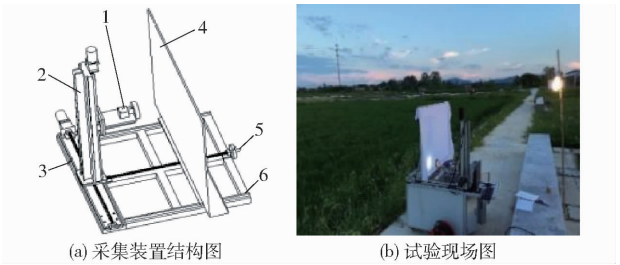


图 1 野外昆虫图像采集装置

Fig. 1 Field insect 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

野外昆虫图像采集装置主要由 XYZ 三向调节装置、高清工业相机、采集工作台以及底座构成。进行采集时,首先使用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 控制伺服电机使高清工业相机在 X、Z 向上往返运动,相机每次移动 5 cm 后,停留 5 s 对昆虫图像进行拍摄,采集到的图像尺寸为 782 像素×576 像素、JPEG 格式,通过 USB 数据线传输至主机硬盘进行保存。

分别对 4 个不同阶段采集到的稻田昆虫图像进行筛选整合,最终得到 1 800 幅尺寸为 512 像素×512 像素的稻田昆虫图像,并按照 5:1 将昆虫图像分为训练集和验证集,部分采集结果如图 2 所示。

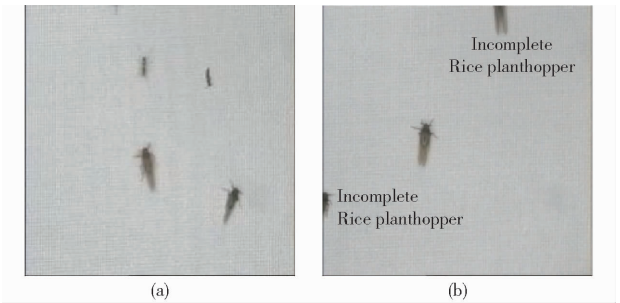


图 2 部分昆虫图像

Fig. 2 Part of insect images

如图 2a 所示,图像中均为完整的水稻害虫图像,但在拍摄过程中会出现昆虫图像不完整的情况(图 2b)。由于昆虫图像拍摄不完整,在识别过程中可能会出现误识别、漏识别,从而导致整体图像识别精度低,因此,不完整稻飞虱图像的准确识别研究对于稻田稻飞虱预警防治具有重要意义。

2 算法设计

针对不完整的水稻飞虱图像,结合字典学习^[7-8]的稀疏特性和 SSD 算法^[9-10]的快速性、准

确性对其进行识别分类,算法流程图如图 3 所示。

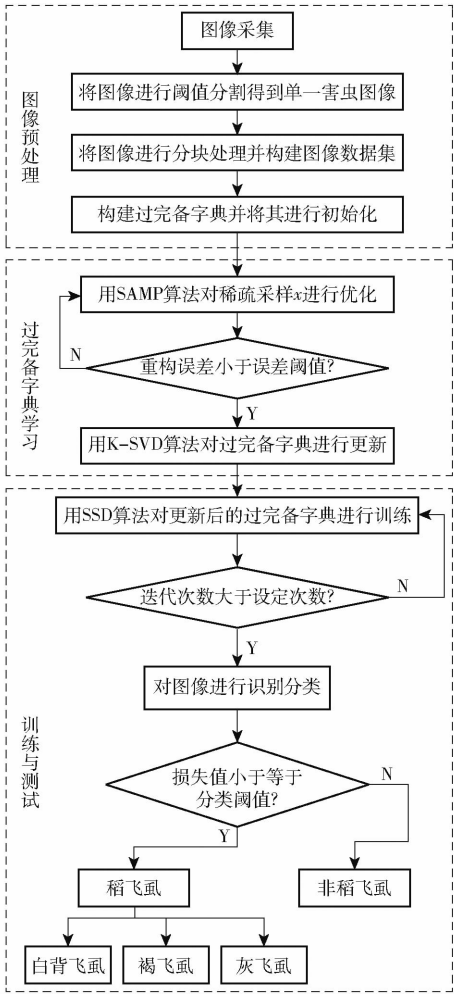


图 3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flowchart

其中,重构误差阈值为 0.1,设定迭代次数为 10 000,分类阈值设为 0.5。

2.1 昆虫图像阈值分割和分块

图像分块的目的在于捕捉图像的局部特征信息,图像局部块的信息可以更准确地反映不同图像之间的局部差异^[11]。

试验在制作初始过完备字典时,为了方便图像分块处理,剔除冗余的背景信息,首先使用 Otsu 阈值分割法^[12]将采集到的图像分割为单一昆虫图像,如图 4 所示,其图像尺寸为 512 像素 × 512 像素。

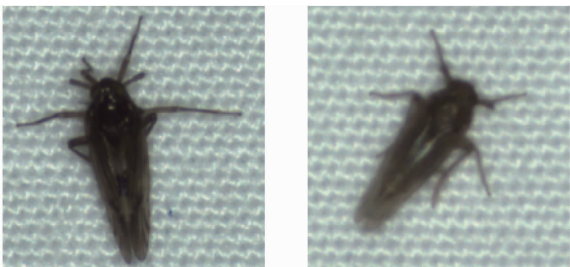


图 4 单一昆虫图像

Fig. 4 Single insect images

将得到的单一昆虫进行分块处理,按 8 像素 × 8 像素的尺寸分为相同的子图像块^[13],分块后的图像如图 5 所示。

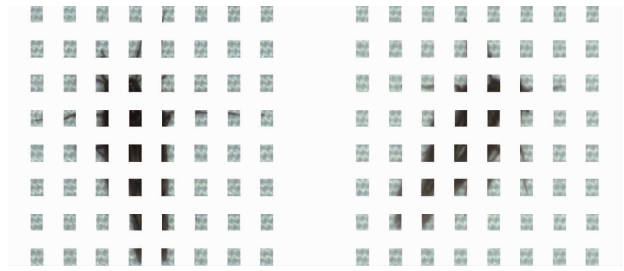


图 5 分块后的图像

Fig. 5 Blocked images

经分块处理后,单一昆虫图像被分为 64 块相同的子图像块,使用得到的子图像块构建过完备字典,并对其进行初始化和字典优化学习。

2.2 过完备字典学习

字典学习一般分为两步:初始化字典 D ,优化稀疏采样值 x ;在优化后的 x 上更新字典 D ^[14]。

2.2.1 优化稀疏采样

优化稀疏采样是字典学习的重要部分,但是在常用的各类稀疏采样求解方法中,一般都需要已知信号的稀疏度 K ,但稀疏度自适应匹配追踪算法 (Sparsity adaptive matching pursuit, SAMP)^[15-16] 不需要知道稀疏度 K ,在迭代循环中,根据新残差与旧残差的比较来确定原子个数,从而获得最佳稀疏采样 x 。为了获得更好的稀疏采样 x ,本文采用 SAMP 算法对稀疏度进行自适应调整,得到最佳稀疏采样 x ^[17]。其计算步骤如下^[18-19]:

- (1) 初始化 $r_0 = y, A_0 \neq \emptyset, L = S, t = 1$ 。
- (2) 计算 $u = |A^T r_t - 1|$,选择 u 中 L 个最大值,并将这些值对应的 A_j 构成集合 S_k 。
- (3) 令 $C_k = A_{t-1} \cup S_k, A_t = \{a_j\}$ 。
- (4) 求 $y = A_t \theta_t$ 的最小二乘解,即 $\hat{\theta}_t = \arg \min_{\theta} \|y - A_t \theta\|$ 。
- (5) 从 $\hat{\theta}_t$ 中选出绝对值最大的 L ,记为 $\hat{\theta}_{tL}$,对应 A_t 中的 L 列,记为 A_{tL} ,对应 A 的列序号,记为 Λ_t ,集合 $F = \Lambda_t$ 。
- (6) 更新重构误差 $r = y - A_{tL} (A_{tL}^T A_{tL})^{-1} A_{tL}^T y$ 。
- (7) 如果 $r \leq 0.1$,则进入步骤(8),否则,返回步骤(2)。
- (8) 重构所得 $\hat{\theta}$ 在 Λ_{tM} 处有非零项,则 $\hat{\theta} = \theta_{tM}$ 。
- (9) 稀疏采样 $\hat{x} = \psi \hat{\theta}$ 。

其中, r 为重构误差, y 为输入的观测向量, t 为迭代次数, Λ_t 为 t 次迭代的迭代索引集合,首次输入的迭代集合为 Λ_0, a_j 为矩阵 A 的第 j 列, A_t 表示按索引集 C_k 选出的矩阵 A 的列集合, A^T 为 A 的转置,

$\hat{\theta}$ 为稀疏表示的估计系数, θ_i 为 $L_i \times 1$ 的列向量, ψ 为稀疏矩阵。

随着稀疏度自适应变化, 重构误差和重构率的变化如表 1 所示。

表 1 不同稀疏度下的重构误差和重构率
Tab. 1 Reconstruction errors and reconstruction percentage under different sparsities

稀疏度 K	0	8	16	24	32	36	40	48	56	64
重构误差 r	1.000	0.879	0.544	0.399	0.221	0.189	0.127	0.097	0.071	0
重构率/%	0	17.1	29.6	42.7	52.1	60.5	79.9	92.1	95.4	100

从表 1 中可以看出, 随着稀疏度的不断增大, 重构误差逐渐降低, 重构率增大, 图像可用于重构的图像块数量上升, 但图像整体的稀疏程度下降。

当稀疏度 $K=0$ 时, 重构误差为 1, 重构率为 0, 图像完全稀疏, 没有适合用于重构的原子, 稀疏采样值 x 不存在, 图像不可被重构。

随着 K 的增大, 重构误差持续减小, 而重构率不断增大。当稀疏度 $K=48$ 时, 重构误差 r 为 0.097, 重构率为 92.1%。当 $K>48$ 时, 重构率与重构误差变化均趋于平缓, 因此, $K=48$ 时获得最佳稀疏采样值。

而当稀疏度 $K=64$ 时, $r=0$, 图像可以被完整还原, 重构率为 100%, 图像选择 64 个字典原子进行重构, 其重构后得到的图像完全不稀疏, 不具备字典学习的稀疏性。

2.2.2 更新过完备字典

$K-SVD$ 是一种经典的字典训练算法, 依据误差最小原则, 对误差项进行 SVD 分解, 选择使误差最小的分解项作为更新的字典原子和对应的原子系数, 经过不断迭代得到优化解^[20]。

本试验在稀疏度 $K=48$ 时, 获得最佳稀疏采样 x , 使用 $K-SVD$ 算法在优化后的 x 上对过完备字典进行更新, 更新后的过完备字典如图 6 所示。

图 6a 为初始过完备字典, 由于初始过完备字典中的原子是随机选择的, 所以既包含稻飞虱的特征信息 (深色图像块) 也包含背景信息 (浅色图像块)。图 6a 背景信息图像块多于特征信息图像块; 在更新后的过完备字典中 (图 6b), 带有特征信息的图像块多于带有背景信息的图像块。特征信息块数量越多, 过完备字典的训练效果就越好。因此, 更新后的过完备字典作为训练集可以得到更好的训练模型。

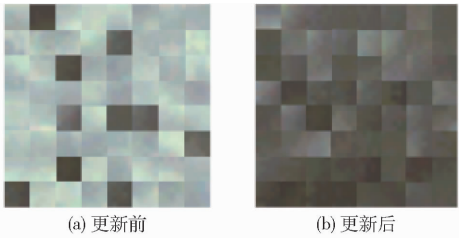


图 6 更新前后的过完备字典
Fig. 6 Complete dictionary before update and after update

2.3 图像标注与数据集训练

SSD 是一种基于全卷积网络的目标检测框架, 它可以使用卷积神经网络的不同卷积层同时检测不同大小的目标^[21]。该方法融合了回归思想和区域推荐网络, 可以直接在图像的多个位置上回归出目标位置和类别, 加快了检测速度、提高了检测准确率^[22], 其网络结构如图 7 所示。

鉴于 SSD 算法良好的检测速度和识别精度, 本文采用 SSD 算法对更新后的过完备字典进行训练^[23]。首先, 使用图像标注工具 LabelImg 对子图像块进行标注, 对图像标注目标包围框并对其进行类别标记, 以 xml 文件形式保存, 得到 VOC 数据集并将其转换为训练所需要的 LMDB 数据集, 输入 SSD 算法中进行训练。当训练误差满足所设定阈值时, 得到最佳训练模型, 并使用该训练模型对采集到的昆虫图像进行分类识别^[24]。部分昆虫标注结果如图 8 所示。

3 试验

3.1 测试试验

将更新后的过完备字典作为 SSD 算法的训练集进行训练。学习率设置为 0.000 1, 动量设置为 0.9, 迭代次数设置为 10 000, 当损失值小于设定阈值 0.5 时, 则判别为稻飞虱 (Rice planthopper,

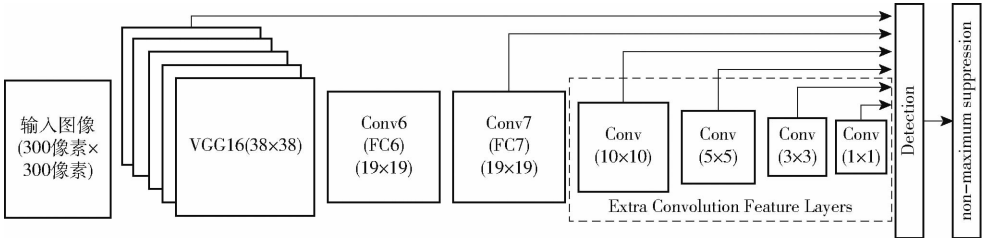


图 7 网络结构
Fig. 7 Network structure

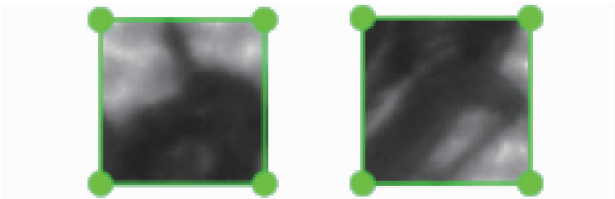


图 8 部分昆虫标注结果
Fig. 8 Part of insect labels

RPH), 否则为非稻飞虱 (no Rice planthopper, nRPH)。

试验分别选取图像上有单个不完整昆虫和多个昆虫的稻飞虱和非稻飞虱图像进行测试,部分测试结果如图 9、10 所示。

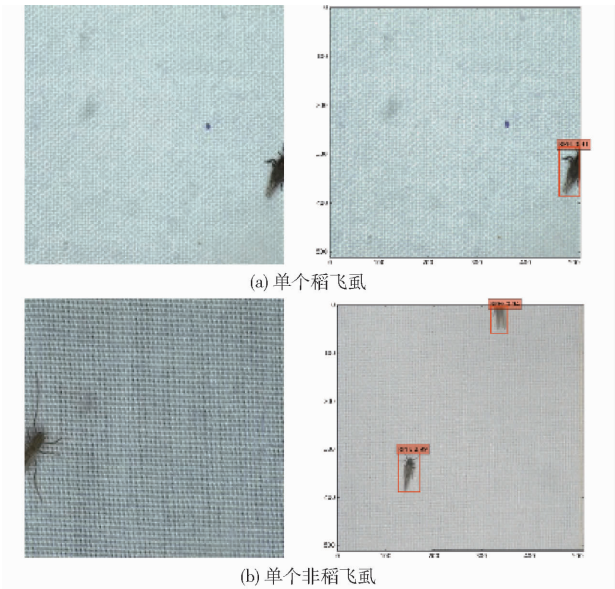


图 9 单个不完整昆虫图像测试结果

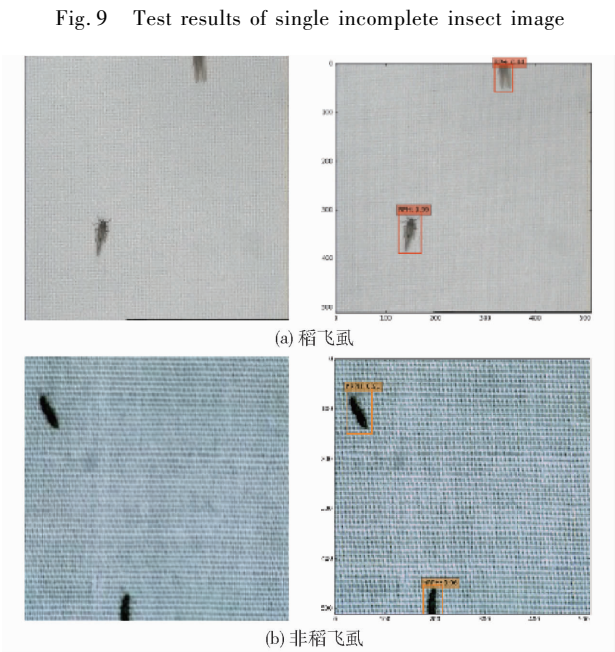


图 10 多个昆虫图像测试结果

Fig. 10 Image test results of multiple insects

如图 9 所示,单个稻飞虱不完整图像和单个非

稻飞虱不完整图像的识别精度均为 91%。
当测试图像中既包含完整稻田昆虫图像,也包含不完整的稻田昆虫图像时,稻飞虱和非稻飞虱完整图像的识别精度分别为 99% 与 94%;不完整图像识别精度分别为 94% 与 96%。

图像识别结果与平均识别精度如表 2 所示。

表 2 部分图像识别精度

昆虫数量	完整图像		不完整图像	
	稻飞虱	非稻飞虱	稻飞虱	非稻飞虱
单个			91	91
多个	99	94	94	96
平均识别精度	96.5		93.0	

如表 2 所示,对于完整和不完整图像的昆虫图像,本文所提方法对稻飞虱和非稻飞虱的识别精度均在 90% 以上,平均识别精度分别为 96.5% 和 93.0%。因此,无论在单个、多个、完整或不完整的昆虫图像识别中,本文方法均可达到较高的识别精度。

为了对稻飞虱进行精准灭杀,本试验进一步详细分类识别稻飞虱图像中的白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱,以便于不同时期对稻田产生主要危害的稻飞虱进行用药。部分分类识别结果如图 11 所示。

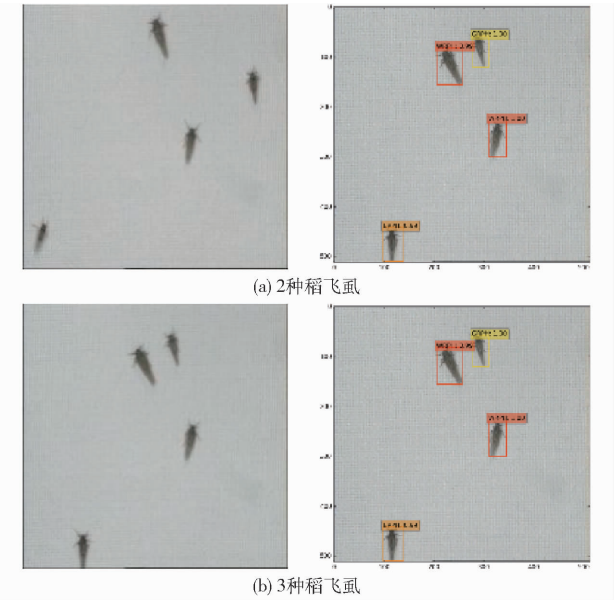


图 11 不同种类的稻飞虱分类结果

Fig. 11 Classification results of different types of rice planthoppers

如图 11a 所示,图像中稻飞虱从左到右的识别精度分别为白背飞虱 100%,白背飞虱 100%,白背飞虱 100%,灰飞虱 100%。图 11b 的识别精度分别为褐飞虱 99%,白背飞虱 99%,灰飞虱 100%,白背飞虱 100%。稻飞虱平均分类精度均在 99% 以上,

可以对稻飞虱的种类进行明确区分。

通过筛选,试验获取 80 幅稻飞虱的图像并对其进行类别划分,共计稻飞虱 384 只。对分类后的 3 种不同稻飞虱的数量进行统计,白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱的数量分别为 235、103、46 只,共计 384 只,与实际的稻飞虱数量相符。由此可见,该文所提出的方法可以进一步对稻飞虱进行详细的类别划分,有助于稻飞虱口密度的精确计算,从而促进稻飞虱的防控治理。

3.2 对比验证试验

为了证明本文方法的优越性,在相同试验条件下,分别利用卷积神经网络(BPNN)、支持向量机(SVM)和稀疏表示进行不完整图像识别分类。试验均于型号为 AMD Ryzen 7 2700x Eight-Core Processor 处理器上进行,其内存为 32 GB。其中,SVM 惩罚系数设置为 100,核参数为 0.07;BP 神经网络输入节点数为 20,输出节点数为 2;初始权值与偏差均设为 0;Sigmoid 参数设为 0.5;稀疏表示的稀疏度 T_0 设置为 12,重构误差设置为 0.1,分割阈值设置为 148^[25]。

对于完整的稻飞虱图像,卷积神经网络、支持向量机和稀疏表示的识别精度分别为 78%、65.5% 和 93.7%,而本文方法的识别精度可达 95.1%,比上述分类方法的识别精度分别高 17.1、29.6、1.4 个百分点。对于不完整稻飞虱图像,上述 3 种方法的识别精度更低,分别为 63.8%、54.0% 和 79.2%,本文方法的识别精度为 89.3%,比上述方法分别高

25.5、35.3、10.1 个百分点。此外,本文方法的分类速度可达 22 f/s,比 BPNN、SVM 和稀疏表示的分类速度分别高 21、21.5、16 f/s,分类速度远高于其他分类方法。

通过上述讨论可知,无论是完整昆虫图像还是不完整图像,本文方法均可以对其作出准确快速识别,其识别准确率可达 89.3%,分类速度可达 22 f/s,对稻飞虱的监测、防控和预警可以进行有效的信息和技术支持。

4 结论

(1)根据稻田昆虫的趋光性,通过本团队自主研发的野外昆虫图像采集装置获取稻田昆虫图像,并构建了小型图像数据集。

(2)将阈值分割后的单一稻田图像进行分块处理,使用分块子图像块构建了完备字典并对字典进行了优化更新;将更新后的完备字典输入 SSD 算法进行训练,得到训练模型;最后在得到的训练模型上进行了测试。

(3)分别对稻飞虱和非稻飞虱的完整和不完整图像进行测试,并和 BPNN、SVM、稀疏表示算法进行了对比,对比结果表明,本文方法可以有效地对稻田昆虫的完整和不完整图像进行快速识别分类,对于完整图像,识别精度可达 95.1%,对于不完整图像,其识别精度可达 89.3%;整体分类速度可达 22 f/s,能够对稻飞虱的早期监测和预警提供一定的信息和技术支持。

参 考 文 献

- [1] 张忠学,冯子珈,齐智娟,等.节水灌溉下复合微生物有机肥对水稻光合与产量的影响[J/OL].农业机械学报,2019,50(7):313-321.
ZHANG Zhongxue, FENG Zijia, QI Zhijuan, et al. Effects of compound microbial organic fertilizer with water-saving irrigation on photosynthetic and yield of rice [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 313-321. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190734&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.034. (in Chinese)
- [2] 刘又夫,肖德琴,刘亚兰,等.褐飞虱诱导的水稻冠层热图像温度特征变异评估方法[J/OL].农业机械学报,2020,51(5):165-172.
LIU Youfu, XIAO Deqin, LIU Yalan, et al. Temperature eigenvalues evaluation method of rice canopy thermal image induced by brown rice planthopper[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 165-172. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200518&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.018. (in Chinese)
- [3] 陆静,王家亮,朱赛华,等.基于特征优化的稻飞虱图像分类[J].南京农业大学学报,2019,42(4):767-774.
LU Jing, WANG Jialiang, ZHU Saihua, et al. Classification of rice planthoppers image based on feature optomition [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2019, 42(4): 767-774. (in Chinese)
- [4] SARIN W, ITHIPAN M. Mobile-device based image processing for rice brown planthopper classification and outbreak monitoring [J]. Applied Engineering in Agriculture, 2019, 35(1): 15-21.
- [5] TSAI T H, LEE T Y, CHEN P H. The ROI of rice planthopper by image processing[C]//2017 International Conference on Applied System Innovation (ICASI). IEEE, 2017: 126-129.
- [6] 林相泽,朱赛华,张俊媛,等.基于迁移学习和 Mask R-CNN 的稻飞虱图像分类方法[J/OL].农业机械学报,2019,50(7):201-207.
LIN Xiangze, ZHU Saihua, ZHANG Junyuan, et al. Research on rice planthopper image classification via transfer learning and

- Mask R-CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 201-207. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190721&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.021. (in Chinese)
- [7] 郭俊峰, 李育亮, 王茁. 一种基于过完备冗余字典的图像去噪方法[J]. 机械设计与制造工程, 2019, 48(2): 103-106. GUO Junfeng, LI Yuliang, WANG Zhuo. An image denoising method based on over complete redundant dictionary[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2019, 48(2):103-106. (in Chinese)
- [8] WANG Y H, PENG Y L, LIU S G, et al. Sparsity adaptive matching pursuit for face recognition[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2020, 67:102764.
- [9] 郭俊峰, 石斌, 魏兴春, 等. 基于 K-SVD 字典学习算法的稀疏表示振动信号压缩测量重构方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(7): 97-106. GUO Junfeng, SHI Bin, WEI Xingchun, et al. A method of reconstruction of compressed measuring for mechanical vibration signals based on K-SVD dictionary-training algorithm sparse representation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(7): 97-106. (in Chinese)
- [10] 王冬丽, 廖春江, 牟金震, 等. 基于特征融合的 SSD 视觉小目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(16): 31-36. WANG Dongli, LIAO Chunjiang, MOU Jinzhen, et al. SSD visual small target detection based on feature fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(16): 31-36. (in Chinese)
- [11] 刘淑君, 魏莱. 基于分块集成的图像聚类算法[J]. 计算机科学, 2020, 47(6): 170-175. LIU Shujun, WEI Lai. Block integration based image clustering [J]. Computer Science, 2020, 47(6): 170-175. (in Chinese)
- [12] YANG P, SONG W, ZHAO X B, et al. An improved Otsu threshold segmentation algorithm [J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2020, 22(1):146-153.
- [13] 苗荣慧, 杨华, 武锦龙, 等. 基于图像分块及重构的菠菜重叠叶片与杂草识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 178-184. MIAO Ronghui, YANG Hua, WU Jinlong, et al. Weed identification of overlapping spinach leaves based on image sub-block and reconstruction[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(4): 178-184. (in Chinese)
- [14] PENG Y, LIU S, WANG X, et al. Joint local constraint and fisher discrimination based dictionary learning for image classification[J]. Neurocomputing, 2020, 398: 505-519.
- [15] LI H, AI D, ZHU H, et al. An orthogonal matching pursuit based signal compression and reconstruction approach for electromechanical admittance based structural health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 133: 106276.
- [16] LU S, JIANG M, SU C, et al. Novel phase difference extraction method of FPP system based on DWT and OMP algorithm [J]. Optoelectronics Letters, 2020, 16(2): 131-136.
- [17] ZHAO L Q, MA K, JIA Y F. Improved generalized sparsity adaptive matching pursuit algorithm based on compressive sensing [J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2020:2782149. <http://doi.org/10.1155/2020/2782149>.
- [18] YAO S, GUAN Q, WANG S, et al. Fast sparsity adaptive matching pursuit algorithm for large-scale image reconstruction[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018, 2018(1): 1-8.
- [19] 马玉双, 刘翠响, 郭志涛, 等. 用于 CS 的广义稀疏度自适应匹配追踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(13): 207-211, 245. MA Yushuang, LIU Cuixiang, GUO Zhitao, et al. Generalized sparse adaptive matching pursuit algorithm for CS [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(13): 207-211, 245. (in Chinese)
- [20] HE H, LI H, HUANG Y, et al. A novel efficient camera calibration approach based on K-SVD sparse dictionary learning [J]. Measurement, 2020, 159: 107798.
- [21] LENG J X, LIU Y. An enhanced SSD with feature fusion and visual reasoning for object detection[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(10): 6549-6558.
- [22] 方阳, 刘英杰, 孙立博, 等. 基于 SSD 模型的人脸检测与头部姿态估计融合算法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2019, 40(4): 451-457. FANG Yang, LIU Yingjie, SUN Libo, et al. Fusion algorithm of face detection and head pose estimation based on SSD model [J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2019, 40(4): 451-457. (in Chinese)
- [23] 黄豪杰, 段先华, 黄欣辰. 基于深度学习水果检测的研究与改进[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(3): 127-133. HUANG Haojie, DUAN Xianhua, HUANG Xincheng. Research and improvement of fruits detection based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(3): 127-133. (in Chinese)
- [24] 刘慧, 张礼帅, 沈跃, 等. 基于改进 SSD 的果园行人实时检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 29-35, 101. LIU Hui, ZHANG Lishuai, SHEN Yue, et al. Real-time pedestrian detection in orchard based on improved SSD[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 29-35, 101. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190403&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.003. (in Chinese)
- [25] 林相泽, 张俊媛, 朱赛华, 等. 基于 K-SVD 和正交匹配追踪稀疏表示的稻飞虱图像分类方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 216-222. LIN Xiangze, ZHANG Junyuan, ZHU Saihua, et al. Sparse representation classification method of rice planthopper image based on K-SVD and orthogonal matching pursuit algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19): 216-222. (in Chinese)