

DOI:10.13718/j.cnki.zwyx.2024.04.004

基于 Resnet-101 模型的烟蚜数量图像识别系统开发

孙佳照¹, 李群岭², 林小兴², 梁桂广²,
胡亚杰², 李力², 丁伟¹

1. 西南大学 植物保护学院, 重庆 400715; 2. 广西中烟工业有限责任公司, 南宁 530000;

摘要: 烟蚜是危害烟草生长的主要害虫之一。烟蚜发生量的准确识别及为害程度的精准分级对指导防控至关重要。本研究通过采集烟草生长过程中烟蚜在烟株上发生数量的图片, 补充图像采用锐化、翻转、亮度改变等数据增强方法, 构建了烟蚜危害作物图像数据集。并对烟蚜数量图片进行3级分类, 分为轻度发生、中度发生、重度发生。采用 Resnet-101 模型进行图像识别训练。根据模型参数结果表明, 在 Resnet-101 训练周期中训练集准确率平均值为 85.49%, 最高值为 87.33%; 测试集准确率平均值为 80.13%, 最高值为 89.92%; 识别系统在烟草蚜虫数量识别方面平均准确率为 83.00%。本研究实现烟蚜数量等级图像识别, 为烟草虫害自动化防治系统的开发提供模型支撑。

关键词: 烟蚜; Resnet-101 模型; 图像识别;

数据增强

中图分类号: S433

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 2097-1354(2024)04-0026-06

Development of Image Recognition System for Tobacco Aphid Based on Resnet-101 Model

SUN Jiazhao¹, LI Qunling², LIN Xiaoxing²,
LIANG Guiguang², HU Yajie²,
LI Li², DING Wei¹

1. School of Plant Protection, Southwest University, Chongqing 400715, China;

2. China Tobacco Guangxi Industrial Co., Ltd., Nanning 530000, China;

Abstract: *Myzus persicae* are one of the main pests that harm the growth of tobacco. The accu-

收稿日期: 2024-06-07

基金项目: 广西中烟工业有限责任公司项目(0633-224042118J00)。

作者简介: 孙佳照, 硕士, 主要从事烟草数字化研究。

通信作者: 丁伟, 教授, 博士生导师。

rate identification of the occurrence of tobacco aphids and the precise grading of the severity of their damage are crucial for guiding prevention and control. This study collected images of the number of *M. persicae* on tobacco plants during tobacco growth, and supplemented the images with data augmentation methods such as sharpening, flipping, and brightness changes to construct a dataset of crop images of *M. persicae* infestation. The images of the number of *M. persicae* were classified into three levels: mild occurrence, moderate occurrence, and severe occurrence. Resnet-101 model was used for image recognition training. According to the model parameter results, the average accuracy of the training set in the Resnet-101 training cycle was 85.49%, with the highest value being 87.33%. The average accuracy of the test set was 80.13%, and the highest value was 89.92%. The average accuracy of the recognition system in identifying the number of *M. persicae* was 83.00%. This study achieved quantitative image recognition of the number of *M. persicae*, providing model support for the development of an automated tobacco pest control system.

Key words: tobacco aphids; Resnet-101 model; image recognition; data augmentation

烟蚜(*Myzus persicae*)又名桃蚜,隶属半翅目(Hemiptera)蚜科(Aphididae),是烟草重要害虫之一^[1]. 烟蚜的体长大约 2 mm,春季时体色为绿色,夏季为黄绿色或黄白色,秋季则变为红褐色. 烟蚜各虫态的发育起点温度为 9.8 °C,繁殖方式主要是孤雌胎生,分为有翅和无翅两种类型. 无翅烟蚜的腹管长筒形,尾片圆锥形,黑色,有 6~7 根曲毛;而有翅烟蚜的腹部有黑褐色斑纹,翅透明,翅痣灰黄或青黄色^[2]. 烟蚜通过其尖锐的口针直接刺入烟株的韧皮部,吸取其中的汁液,从而对烟株造成损害^[3]. 烟蚜还会携带并传播多种病毒,如烟草黄瓜花叶病毒,马铃薯 Y 病毒等^[4-5]. 烟蚜在全国各地的烟草种植区域普遍存在,对我国烟草产业造成了严重的经济损失. 烟蚜在重庆烟区造成的经济损失就高达 2 000 多万元^[6]. 由于烟蚜的为害情况判断不准确,烟农长期盲目施药,导致烟蚜的抗药性增强、资源浪费以及农药残留等问题日益凸显.

图像识别技术是一种利用计算机视觉和图像处理技术来自动检测和分析目标的一种研究方法. ResNet, 全称为残差网络(Residual Networks)^[7],是一种深度学习架构,主要贡献是解决了图像识别中随着网络深度增加时训练困难的问题,使得模型能够设计和训练更深的网络结构,从而在多个视觉识别任务中取得了显著的性能提升^[8]. ResNet101 是 Resnet 家族中经典的深度残差网络(Residual Networks),包含 101 层,在每个残差块中,输入会直接跳过一些层与块的输出相加,这样的设计允许网络学习输入和输出之间的残差,而不是直接学习映射关系,简化了学习过程并提高了网络的学习能力,使得可以构建更深的网络并提高图像识别的性能^[9]. 本研究采用 ResNet101 模型,对田间烟草蚜虫为害情况图片进行训练. 通过调整参数获得最佳图像识别效果,以为烟草虫害自动化防治系统的开发提供模型支撑.

1 材料与方法

1.1 数据采集

根据烟蚜发生数量图像识别系统开发需求,本研究的图像样本采集选择在烟田中进行. 拍摄者采用手机,在距离烟叶 20 cm 处进行拍摄,拍摄过程中采用原相机,不开闪光灯,不进行焦距缩放,确保图像的自然背景与实际生长条件最大程度上相符. 为了获取全面的虫害信息,需要从不同的角度和方位进行图像采集,本研究采用叶面正视、正面 45 °C、背面正视 3 个角度进行拍摄.

1.2 数据清洗

对采集数据进行预处理,去除质量不高及模糊不清的图像,进行统一标注. 按照烟蚜对烟

草为害情况进行3级分类,分类参考《烟草有害生物的调查与测报》^[1].该分类的目的是将烟蚜发生的数量对烟草为害情况进行数字化表达,解决传统经验判断带来盲目施药、指导防控偏差等问题.对采集到的图像进行尺寸统一化调整,并使用图像注释工具对采集到的图像进行精确的标记和注释.

1.3 模型参数设置

为了增强图像数据并提升模型的泛化性能,采用了多种图像预处理技术,包括图像旋转、缩放、裁剪以及颜色调整等.在完成图像增强后,将数据集划分为3个部分:训练集、验证集和测试集,有助于模型在训练过程中进行有效的自我验证,并在测试阶段评估其性能.在模型训练阶段,引入 Rectified Linear Unit(ReLU)激活函数,以解决训练中可能遇到的梯度消失问题,同时加快模型的训练速度,提高训练效率.采用 Adam 优化器来更新模型参数. Adam 优化器可以自适应学习率调整,能够有效地优化模型的训练过程,进一步优化训练效果,将学习率设置在 0.01 至 0.001 的范围内,以确保模型能够在训练过程中稳定地收敛.采用 StepLR 调度器来动态调整优化器的学习率,这种方法能够根据训练进度逐步调整学习率,从而在不同阶段实现更加精细模型优化,优化训练效果.为了增强图像的识别能力,对图像进行了灰度化处理,在这一过程中采用加权平均法,突出图像中的关键信息,提高模型对图像特征的识别精度.采用边缘分割法来进行图像分割,用以准确地识别图像中边缘信息,为后续的特征提取和模型训练提供高质量的输入数据.为了进一步优化学习率的调整策略,设定在每个 epoch 结束后将学习率乘一个因子 gamma,该因子的取值范围在 0.1 和 0.5 之间.设定在每 10 个 epoch 结束后对模型的学习速率进行一次调整,确保模型训练的稳定性 and 效率.在训练过程中,总共进行了 50 次迭代(epoch).在其他参数的设置上遵循常规设定方法.

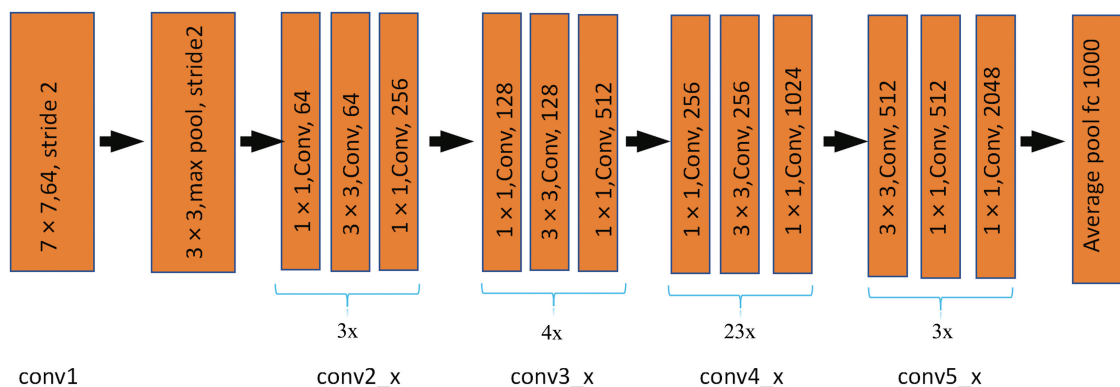


图1 Resnet 101 模型结构示意图

1.4 模型结果评价

模型评价从训练集损失值、测试集损失值、训练集准确率、测试集准确率等方面进行.选取最优化模型进行系统可视窗开发.随机选取 100 张图片进行系统识别,按照正确识别张数/100 计算识别实际准确率.

2 结果与分析

2.1 图像处理结果

研究共获得拍摄图像 2 036 张,通过筛选,保留有效图像 1 537 张,共分为 3 级.1 级:轻度为害图像共 879 张,2 级:中度为害图像共 416 张,3 级:重度为害图像共 242 张.经过图像增

强后数据扩增 3 000 张(图 2).



图 2 数据增强效果显示

2.2 Resnet 101 模型运行结果

本研究中,图像识别模型训练使用 Win11 X64 操作系统,开发选择深度学习开源框架 Py-Torch. 计算机运行内存为 32 GB,搭载 13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13900H 2.60 GHz,支持 GPU 加速和动态神经网络, GPU 采用英伟达 RTX 3060Ti 对深度学习模型进行加速. 在本次研究中,将模型训练周期设置为 50 Epoch. 训练集与测试集拟合结果如图 3 所示(a: 训练集损失值; b: 测试集损失值). 模型训练集损失值在 5 次迭代后逐渐趋于稳定,在整体周期中训练集损失平均值为 0.403 6. 测试集相较于训练集呈现波动较大,但存在逐渐降低趋势,在进行 40 次迭代后趋于稳定,整体周期中训练集损失平均值为 0.605 1.

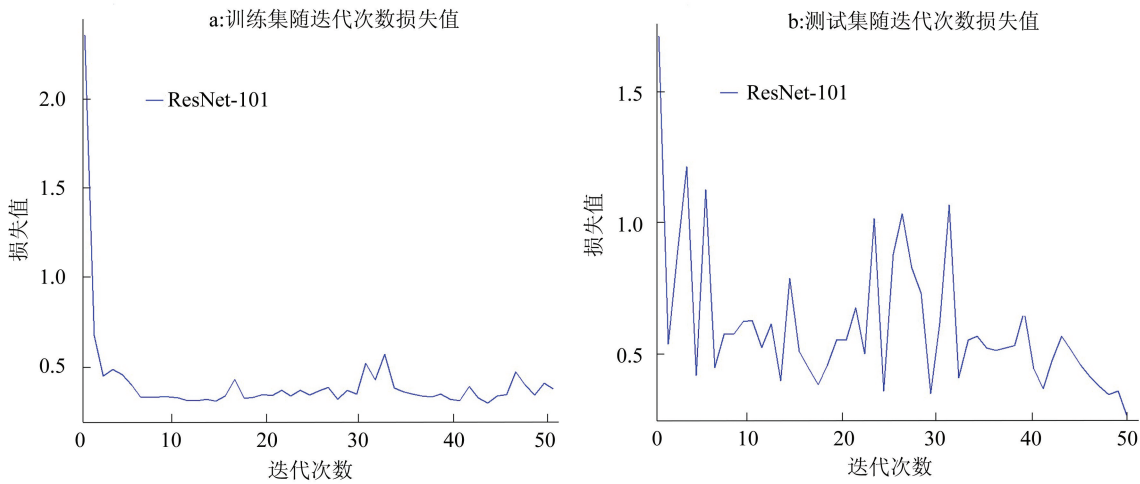


图 3 训练集与测试集模型迭代损失值

模型整体迭代中,训练集准确率与测试集准确率如图 4 所示(a: 训练集准确率; b: 测试集准确率). 训练集准确率在模型进行 7 次迭代后逐渐趋于稳定,在整体周期中训练集准确率平均值为 85.49%,最高值为 87.33%. 测试集准确率拟合曲线波动较大,前期出现多次准确率较低的情况,迭代 30 次后准确率逐渐趋于稳定,在整体周期中测试集准确率平均值为 80.13%,最高值为 89.92%.

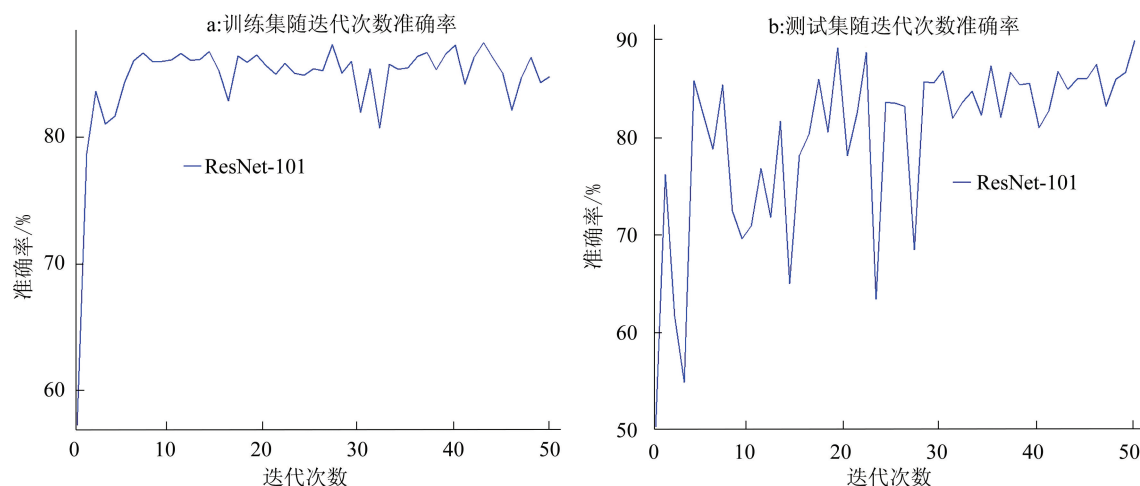


图4 训练集与测试集模型迭代准确率

2.3 烟蚜危害图像识别系统检验

为验证烟蚜发生数量图像识别系统的可靠性,采用数据进行检验.采集田间有效图像100张,其中,1级图片40张,2级图片30张,3级图片30张.导入测试系统,通过识别窗口输出结果与真实结果进行对比,测试模型准确率,系统测试结果如图5所示.在1级40张图片中正确识别35张,准确率87.5%;在2级30张图片中正确识别25张,准确率83.3%;在3级30张图片中正确识别23张,准确率76.6%;整体识别准确率83.00%.



图5 系统输出窗口测试图

3 讨论

图像识别技术已经广泛应用在农作物生产当中.刘欣谊等使用无人机航拍获取小麦生育前期的RGB图像,通过图像处理获取小麦田间颜色和纹理特征指数,并在小麦收获后测定实际产量^[10].曲福恒等在多尺度Retinex算法中加入颜色恢复函数调节3个通道颜色的占比以恢复其颜色特征,提高模型准确率使其能快速进行作物杂草识别^[11].孙翔等采用连通域分析法计算标尺色块的像素高度,通过标尺像素高度和实际高度的比例关系计算株高,使图像识别可进行作物株高测量^[12].在使用深度学习框架对作物虫害图像识别研究方面也取得了大量进展.汪健等对ResNet34网络进行改进,提高网络的识别能,以实现基于给定的图像自动地识别分类出主要害虫^[13].肖衡采用深度学习算法解决传统测报系统中存在的误报率高问题,初步实现对水稻飞虱虫害的诊断^[14].马佳佳等在基于优化SVM框架中,采用HOG特征描述符提取图像特

征信息,通过粒子群优化算法提高对草地贪夜蛾成虫图像识别的准确率^[15]。

本研究基于 pytorch 程序,采用 Resnet 101 模型,通过对生产中采集到的烟蚜数量图片进行识别处理,设计烟蚜数量图像识别系统。该系统主要包括图像输入、数据增强、特征提取、分级判断 4 个过程。系统对生产中实际拍摄图片测试结果表明模型可以满足应用要求。研究发现影响系统准确率主要因素是:数据中 3 级样本较少,导致可训练数据样本图不够,模型训练过程中出现过拟合现象,致使准确率较低。后期将通过解决该问题对模型进行再次训练,提高模型整体准确率。本研究通过图像识别技术提供烟蚜田间发生情况判断结果,依据模型输出结果可以解决传统经验判断带来的误差。同时识别系统可以为烟蚜在田间防治提供参考^[16-17]。

参考文献:

- [1] NALAM V, LOUIS J, SHAH J. Plant Defense Against Aphids, the Pest Extraordinaire [J]. Plant Science, 2019, 279: 96-107.
- [2] 丁伟. 烟草有害生物的调查与测报 [M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [3] 官涵杰, 杨茂发, 李帅, 等. 广西烟区烟蚜为害烟草的经济损失及防治指标 [J]. 南方农业学报, 2023, 54(8): 2299-2309.
- [4] 蔡春霞, 李茂业, 陈德鑫, 等. 八株蜡蚧轮枝菌的生物学特性及其对烟蚜致病性的影响 [J]. 中国烟草科学, 2018, 39(5): 86-93.
- [5] 白静科, 吴彦辉, 牛龙龙, 等. 河南烟草病毒病田间发生动态及种类监测分析 [J]. 河南农业科学, 2022, 51(12): 90-96.
- [6] 马丽娜, 刘映红, 王雅静, 等. 寄主植物对烟蚜生长发育和繁殖的影响 [J]. 西南农业大学学报(自然科学版), 2006, 28(1): 74-76.
- [7] LINK S, ZHAOY C, GAOXF, et al. Applying a Deep Residual Network Coupling with Transfer Learning for Recyclable Waste Sorting [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, 29(60): 91081-91095.
- [8] ZHANGX H, QIAO Y, MENGFF, et al. Identification of Maize Leaf Diseases Using Improved Deep Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 30370-30377.
- [9] RAGHU S, SRIRAM N, TEMEL Y, et al. EEG Based Multi-Class Seizure Type Classification Using Convolutional Neural Network and Transfer Learning [J]. Neural Networks, 2020, 124: 202-212.
- [10] 刘欣谊, 仲晓春, 陈晨, 等. 利用无人机图像颜色与纹理特征数据在小麦生育前期对产量进行预测 [J]. 麦类作物学报, 2020, 40(8): 1002-1007.
- [11] 曲福恒, 李婉婷, 杨勇, 等. 基于图像增强和注意力机制的作物杂草识别 [J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(3): 815-821.
- [12] 孙翔, 裴晓芳, 周望, 等. 基于标尺图像识别的作物株高测量 [J]. 电子科技, 2022, 35(7): 32-39.
- [13] 汪健, 梁兴建, 雷刚. 基于深度残差网络与迁移学习的水稻虫害图像识别 [J]. 中国农机化学报, 2023, 44(9): 198-204.
- [14] 肖衡. 基于深度学习算法的水稻飞虱虫害图像测报系统设计 [J]. 现代电子技术, 2020, 43(21): 39-42.
- [15] 马佳佳, 陈友鹏, 王克强, 等. 基于优化 SVM 的虫害图像识别研究 [J]. 中国粮油学报, 2022, 37(5): 10-15.
- [16] 曾贤义, 何孝兵, 杨亚, 等. 烟蚜的发生与系统控制技术 [J]. 植物医生, 2015, 28(4): 51-52.
- [17] 李彩新, 张永强, 章冰川, 等. 6 种杀虫剂防治烟地烟粉虱试验 [J]. 植物医生, 2015, 28(3): 41-42.

责任编辑 王新娟