

张鹏程,余勇华,陈传武,等.基于改进 MobileNetV2 的柑橘害虫分类识别方法[J].华中农业大学学报,2023,42(3):161-168.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2023.03.019

基于改进 MobileNetV2 的柑橘害虫分类识别方法

张鹏程¹,余勇华¹,陈传武²,郑文燕³,李善军¹

1. 华中农业大学工学院/农业农村部长江中下游农业装备重点实验室,武汉 430070;
2. 广西特色作物研究院/广西柑橘育种与栽培工程技术研究中心,桂林 541004;
3. 宜昌市夷陵区农业技术服务中心,宜昌 443699

摘要 为提高柑橘害虫识别精准度和防治效果,本研究构建包含 10 类对柑橘危害程度较重的害虫图像数据集,基于神经网络 MobileNetV2 与注意力机制 ECA 开发轻量化且高识别精度的 ECA_MobileNetV2 模型,并基于该模型开发一款边缘计算 App。将 ECA 注意力机制嵌入 MobileNetV2 网络的反残差结构尾部,以增强原网络的跨通道信息交互能力,提升原网络的特征提取能力。测试结果显示,ECA_MobileNetV2 模型对柑橘害虫的分类准确率达到 93.63%,相比于 MobileNetV2、GoogLeNet 和 ResNet18 模型分别提高了 1.68、1.44 和 2.40 个百分点,而模型参数量、浮点运算数和模型大小分别为 3.50×10^6 、 328.06×10^6 和 8.72 MB,复杂度仅略高于 MobileNetV2,可以在手机上以边缘计算的形式运行。研究结果表明,本研究开发的智能识别工具能够对不同种类的柑橘害虫进行快速、有效的分类识别。

关键词 柑橘; 柑橘害虫; 深度学习; 注意力机制; MobileNetV2; 柑橘害虫监测

中图分类号 TP391.41; S432 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2023)03-0161-08

柑橘是全球最重要的经济作物之一,产量超过 1.58 亿 t^[1],但是害虫侵染给柑橘产业造成了巨大的经济损失^[2]。果农为防治柑橘害虫,在果园内喷洒过量的农药,不仅造成生态环境污染,而且果实的农药残留还会损害消费者的身体健康^[3]。因此,在柑橘生产过程中对害虫进行及时准确的识别,可以有效控制农药喷洒量^[4]。目前,柑橘产区识别害虫主要依靠黄色粘虫板等人工识别方法,其分类准确率与效率较低^[5],开发柑橘病虫害的智能识别工具非常必要。

结合图像技术与机器学习可以实现害虫的识别,涉及的算法包括支持向量机(SVM)^[6]、AdaBoost 分类器^[7]、人工神经网络 ANN^[8]、决策树^[9]和多元线性回归^[10]等,但是这些算法在室外光照条件复杂的情况下精度较低。近年来随着深度学习的快速发展,高鲁棒性的图像识别算法被逐渐开发,并成为害虫分类识别的新方向。Li 等^[11]将害虫图像识别任务划分成数据图片收集、图片云端上传、算法模型运算、分析识别精度和返回害虫结果 5 部分;Li 等^[12]提出 TPest-RCNN 端到端检测方法,对粉虱和蓟马的

检测能力分别达到 94.40%、95.20%,但针对的害虫种类较少;安小松等^[13]针对柑橘产线分选缺陷果实问题,使用 CNN-Transformer 算法跟踪预测柑橘运输路线并实现果实类别预测,算法的跟踪精度达到 98.4%,分类精度达到 92.8%;陈继清等^[14]收集 12 类常见农作物害虫并使用数据增强扩充数据集,并提出一种基于多尺度特征融合的网络模型 FFNet 对害虫数据集进行训练与验证,模型分类准确率达到 98.2%。然而,上述针对农业害虫的识别任务,采用的神经网络参数量大且浮点计算较多,在农业场景中进行原位识别时依赖云计算,而良好的网络通信条件往往难以保证。为了能够在手机等边缘计算设备直接进行智能算法的推理,构建轻量化的网络结构非常重要。Zhong 等^[15]结合 YOLOv3 和 SVM 算法开发了水稻飞虫检测方法并部署在树莓派上,识别准确率达到 90.18%,平均计数准确率达到 92.50%,但是,该研究所使用的数据集背景为黄色粘虫板,识别难度较低,轻量化网络在复杂背景下的害虫识别性能还有待研究。

收稿日期:2023-02-10

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFD1000101;2021YFD1400802-4)

张鹏程, E-mail: 473421691@qq.com

通信作者:李善军, E-mail: shanjunlee@mail.hzau.edu.cn

为了解决复杂背景带来的影响,研究人员使用注意力机制优化网络模型,使模型有效特征提取能力提高,降低无效特征干扰^[16]。沈华峰^[17]引入CBAM通道与空间注意力机制优化Xception网络,增强其在预测过程中通道与空间信息的表达能力。温长吉等^[18]提出一种大规模多类别病虫害数据集,并在ResNet50的基础上引入卷积注意力机制,优化后的网络在测试数据集中的Top1识别准确率为88.617%,优于其他经典网络。彭红星等^[19]在轻量化模型ShuffNetV2的基础上引入注意力机制SimAM,增强重要特征的提取能力,并使用Hard-wish激活函数减少网络模型参数量,优化后的模型在荔枝病虫害数据集识别准确率较ShuffNetV2提升了8.8%。然而,将注意力机制与轻量化网络结合并应用于害虫识别的研究十分有限。

开发适用于柑橘果园场景的病虫害智能识别工具,需要构建兼具高识别精度与低计算开销的智能算法^[20],并开发配套使用的手机App进行边缘计算。针对上述问题,本研究在MobileNetV2^[21]网络模型的基础上添加注意力机制ECA-Net^[22],在不增加模型复杂度的情况下提取害虫关键特征,建立在保证分类准确率的轻量级柑橘害虫分类识别模型,并搭建柑橘害虫种类的智能实时分类识别系统,旨在为用户实现柑橘害虫种类信息的实时获取、果园的害虫防治等提供支持和帮助。

1 材料与方法

1.1 数据采集与数据集制作

本研究以橘小实蝇(*Bactrocera dorsalis* Hendel)、柑橘木虱(*Diaphorina citri* Kuwayama)、具条实蝇(*Bactrocera scutellata* Hendel)等对柑橘危害最为严重^[23]的10类害虫作为分类对象,收集害虫图片并制作成柑橘害虫数据集。该数据集由公开数据集和自拍害虫数据组成,共4 191张图片。自拍害虫种类包括橘小实蝇、具条实蝇、南瓜实蝇(*Bactrocera tau* Walker)和黑蚱蝉(*Cryptotympana atrata* Fabricius)4类,使用拍摄系统于固定光源条件下进行拍摄,共拍摄1 740张图片,采集地点为华中农业大学工程楼B324室。数据采集装置如图1所示。

柑橘蓟马(*Scirtothrips citri*)、绿甲虫(金龟子, *Oxyctenla jucunda* Fald)和夜蛾(*Noctuidae*)等3类害虫数据图片来源于公开数据集Pest24^[24],使用Labelme(版本3.16.7)和截图工具将Pest24数据集中带

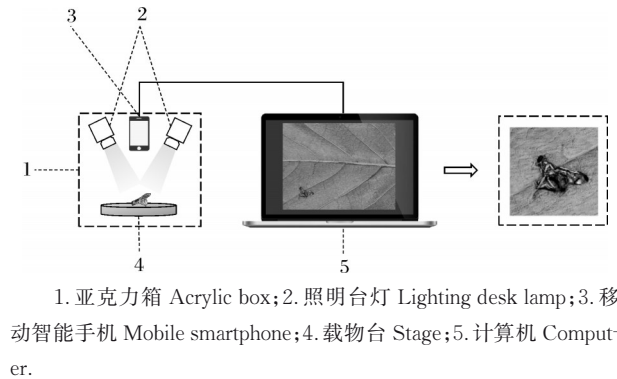


图1 数据采集装置

Fig.1 Data acquisition device

有标定信息的图片截取并保存,共收集3类害虫图片1 404张。地中海实蝇(*Ceratitits capitata* Wiedemann)、柑橘木虱和桃蛀螟(*Dichocrocis punctiferalis*)数据3类害虫数据图片来源于公开数据集GBIF-mediated,共收集类害虫图片1 113张。10类害虫的典型图像如图2所示,这些图像具有较复杂的背景,可以模拟害虫在果树上以及诱捕设备中被识别的状态。

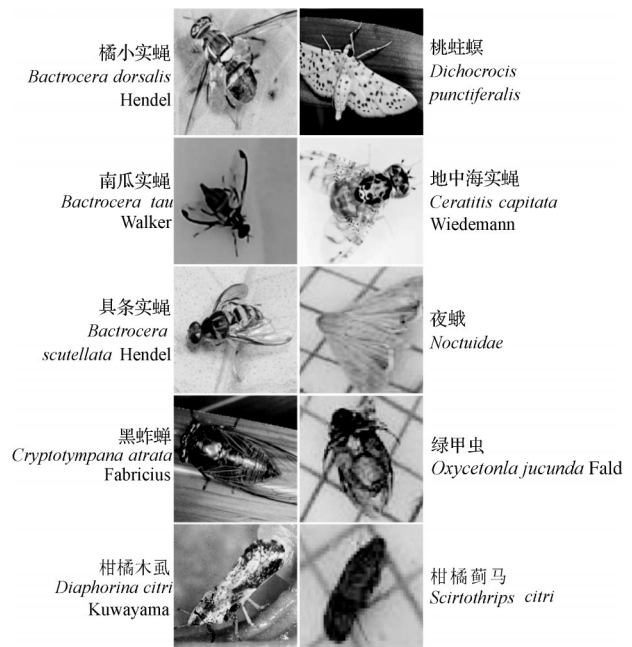


图2 部分柑橘害虫图像

Fig.2 Partial citrus pest images

常用的数据集划分比例为6:2:2,7:3:0和8:1:1等,本研究选择6:2:2的划分比例将害虫数据集随机划分训练集、验证集和测试集。为了避免模型在训练过程出现过拟合问题,对训练集使用12类数据增强操作,分别是随机改变图片亮度、对比度、色值、锐化值、取反像素值、覆盖掩膜、沿不同坐标轴裁剪或

平移图片和旋转图片角度。扩充后的数据集对提升模型泛化能力有着重要意义。

1.2 MobileNetV2 模型结构

神经网络在发展过程中存在模型复杂度高、训练时间长等问题。为了解决这些问题, MobileNetV2 模型使用深度可分离卷积, 将普通的 3×3 卷积分离成 3×3 逐通道卷积 (depthwise convolution, DW) 和 1×1 逐点卷积 (pointwise convolution, PW)。Mobile-

NetV2 通过卷积替换的方式, 在保证模型的性能前提下使得模型的复杂度更低、训练时间更短。

瓶颈层 (BottleNeck) 的核心结构采用倒残差 (inverted residuals) 结构, 以增强逐通道卷积的特征提取能力。同时为了避免激活函数 (ReLU) 所产生的特征丢失问题, 瓶颈层内的最后 1 个卷积层使用线性激活函数来代替 ReLU 激活函数。MobileNetV2 模型的整体结构如图 3 所示。

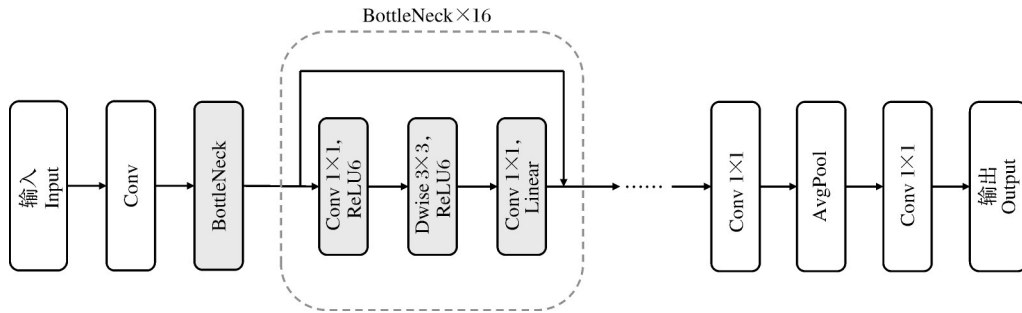


图3 MobileNetV2模型结构

Fig.3 Structure of MobileNetV2 model

1.3 ECA注意力机制模块

不同柑橘害虫种类的区分特征集中于本体背部等区域内, 特征区域面积小并且特征差异不明显, 导致害虫分类识别困难。通过在神经网络中添加注意力机制能有效提升对害虫区域的特征提取能力 (图4)。

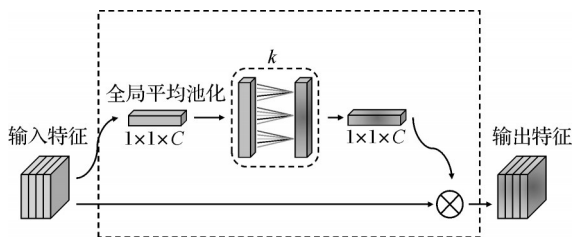


图4 ECA模块结构图

Fig.4 Structure of efficient channel attention

ECA 注意力机制模块使用一维卷积, 通过自适应的通道覆盖率 k 捕获局部跨通道交互信息, 使得 ECA 模块只增加少量参数, 同时能明显提升网络性能。通道覆盖率 k 的定义为参与该通道注意力计算的周围 k 个相邻通道。由于对 k 的交叉验证调优过程繁琐, ECA-Net 使用自适应方法确定 k 值。 k 的计算公式如下:

$$k = \varphi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

式(1)中, C 为输入特征通道维数, $\lfloor x \rfloor_{\text{odd}}$ 为距离 x 最近的奇数, γ 和 b 分别取 2 和 1。

1.4 基于 ECA_MobileNetV2 的柑橘害虫分类模型

由于特征图通过 MobileNetV2 的反残差结构和深度可分离卷积在保证图像分类准确率的同时, 提升图像分类的训练速度。为了更有效地提取柑橘害虫数据集图像的小目标害虫特征, 将 ECA 注意力机制模块添加到 MobileNetV2 的倒残差网络模块中, 如图 5 所示。ECA 注意力机制在 MobileNetV2 模型中的工作原理是将 1×1 逐点卷积后的特征作为输入信息, 输入到 ECA-Net 模块中, 输入特征信息经过全局平均池化后, 与相邻 k 个通道信息交互, 交互后的特征信息与输入特征相乘, 生成输出特征。

柑橘害虫图片在输入层内被统一调整为 224 像素 \times 224 像素的 RGB 三通道格式。特征提取网络的第 1 个二维卷积作用是调整输入图片的通道数, 降低图片维度, 得到尺寸大小为 112 像素 \times 112 像素、32 通道数的特征图 M1。M1 经过 17 个添加 ECA 模块的瓶颈层结构, 提取更有效的害虫特征。在 17 个瓶颈层结构相互连接的基础上, 第 1 个瓶颈层结构的扩展因子为 1, 其余 16 个瓶颈层结构的扩展因子为 6。M1 经过 17 个瓶颈层结构后, 特征通道数由 32 变成 320, 特征图尺寸由 112 像素 \times 112 像素变为 7 像素 \times 7 像素。

经过特征提取网络的害虫特征图进入分类网络中, 通过 BN 归一化函数、ReLU 激活函数、全局平均

池化、全连接层操作后,由 Softmax 函数计算出该害虫图像的特征值,进而得出对应每种害虫种类的概

率值,并将最高概率值的害虫类别作为预测结果返回至输出层,实现害虫分类识别。

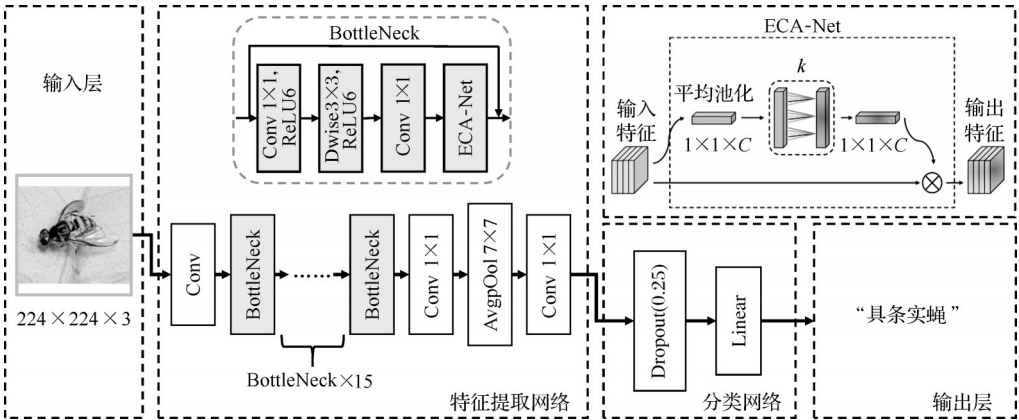


图 5 柑橘害虫分类模型结构图
Fig.5 Structure of citrus pest classification model

1.5 试验环境及参数设置

试验用计算机型号为 Legion R9000P2021H,中央处理器型号为 AMD Ryzen7 5800H、工作主频 3.20 GHz,内存大小 32 GB,图形处理器 GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3070 Laptop。操作系统为 Windows 11 家庭中文版,深度学习框架使用 Pytorch1.7.1、torchvision0.8.2、Python3.8、CUDA11.0、CUDNN8.0.5.39,集成开发环境为 Anaconda3。

模型在训练前统一将图像尺寸调整为 224 像素×224 像素,设置初始学习率(learning rate)为 0.001 来防止梯度爆炸,使用 Adam 优化器根据历史梯度数据对变量进行优化调整,权重衰减系数设为 0.003,动量因子设置为 0.9。为了使训练后的模型分类能力更好,设置非冻结批次(unfreeze epoch)为 300,设置单次训练样本 Batchsize 为 48。

1.6 评价指标

本研究使用模型参数量(params)、模型浮点运算数(FLOPs)评价指标衡量模型复杂度;使用测试数据集测试模型的分类能力,以测试准确率(accuracy,A)作为评价模型的指标,同时列出精确率(precision,P)、 F_1 、召回率(recall,R)和准确率结果;使用交叉熵损失(cross entropy)函数估量模型输出与真实值之间的差距。

$$P=\frac{T_p}{T_p+F_p}$$
(2)

$$F_1=\frac{2\times P\times R}{P+R}$$
(3)

$$R=\frac{T_p}{T_p+F_N}$$
(4)

$$A=\frac{T_p+T_N}{T_p+F_p+F_N+T_N}$$
(5)

式(2)~(5)中, T_p (true positive)是正确分类到真样本的数量, T_N (true negative)是正确分类到错误样本的数量, F_p (false positive)是错误分类到真样本的数量, F_N (false negative)是错误分类到错误样本的数量。

交叉熵损失函数实现公式如下:

$$Loss=\frac{1}{N}\sum_iL_i-\frac{1}{N}\sum_iy_{ic}\log(p_{ic})$$
(6)

式(6)中: M 为数据集类别的数量; y_{ic} 为真实标签,当第*i*个样本属于*c*类时值为1,否则为0; p_{ic} 为预测结果,第*i*个样本为*c*类的预测值。

2 结果与分析

2.1 模型分类能力比较

试验选择 ECA_MobileNetV2、MobileNetV2、GoogLeNet、ResNet 等 4 种网络模型,对柑橘害虫数据集进行训练、验证和测试,测试集的精确率、 F_1 、召回率和准确率结果如表 1 所示。由表 1 可知,ECA_MobileNetV2 模型的准确率达到 93.63%,相比于常

表 1 4 种分类网络在柑橘害虫数据集上的测试结果

Table 1 Test results of 4 classification networks in citrus pest data set				%
模型 Model	精确率 Precision	F_1	召回率 Recall	准确率 Accuracy
MobileNetV2	92.17	91.77	91.62	91.95
GoogLeNet	92.24	92.13	92.12	92.19
ResNet18	91.28	91.09	91.11	91.23
ECA_MobileNetV2	93.96	93.68	93.59	93.63

用的卷积网络模型 MobileNetV2、ResNet18 和 GoogLeNet 分别高出 1.68、2.40 和 1.44 个百分点。对比于基准网络模型, ECA_MobileNetV2 网络在柑橘害虫数据集中的精确率、 F_1 分数、召回率和准确率分别提高了 1.79、1.91、1.97 和 1.68 个百分点; ECA_MobileNetV2 网络在柑橘害虫数据集中的分类识别能力也超越了测试结果最好的 GoogLeNet, 4 种指标均高于 GoogLeNet。试验结果证实了 ECA 通道注意力机制能有效提高 MobileNetV2 网络在柑橘害虫数据集上的分类能力。

2.2 模型复杂度比较

使用网络可视化工具 torchsummary 记录 MobileNetV2、GoogLeNet、ResNet18 和 ECA_MobileNetV2 等 4 种分类网络模型的参数量、浮点运算数和模型大小, 结果如表 2 所示。ECA_MobileNetV2 在柑橘害虫数据集中的参数量为 3.50×10^6 , 低于模型 GoogLeNet 的参数量 (6.62×10^6) 和 ResNet18 的参数量 (11.69×10^6); 同时其模型浮点运算数和模型大小分别为 328.06×10^6 和 8.72 MB, 略高于 MobileNetV2, 低于 GoogLeNet 和 ResNet18 的浮点运算数和模型大小。综合 4 种模型的参数量、浮点运算数和模型大小 3 类指标, ECA_MobileNetV2 模型的复杂度均保持在较低水平, 适合部署于计算能力有限的智能移动设备。

表 2 4 种模型的复杂度对比

Table 2 Complexity comparison of 4 models			
模型 Model	参数量 Params	浮点运算数 FLOPS	模型大小/MB Model size
MobileNetV2	3.50×10^6	327.49×10^6	8.71
GoogLeNet	6.62×10^6	$1\,511.33 \times 10^6$	38.1
ResNet18	11.69×10^6	$1\,824.03 \times 10^6$	42.7
ECA_MobileNetV2	3.50×10^6	328.06×10^6	8.72

2.3 可视化效果分析

为了进一步验证深度学习方法对害虫特征的提

取与分类的合理性, 分析网络的特征权重的集中区域。本研究选取部分柑橘害虫数据集图片, 采用 Grad-CAM (class activation mapping, CAM) 方法对 ECA_MobileNetV2 和 MobileNetV2 的权重模型进行可视化分析。将特征提取网络的最后 1 个卷积层的特征图进行可视化, 更加直观地展现网络的特征权重集中区域。图 6 中, 红色区域部分表示该区域对模型的分类结果有较大影响; 红色区域内颜色越深表示模型权重集中于该像素点。图 6A 中, 红色高亮区域分布在害虫区域以及周围区域。地中海实蝇热力图中, 红色区域集中于害虫本体区域; 柑橘木虱和桃蛀螟热力图中红色区域集中在害虫腿部和背景叶片部分, 并未集中在害虫本体区域; 南瓜实蝇 (*Bactrocera tau* Walker) 和具条实蝇热力图中红色区域扩散在害虫区域外, 不够收敛; 其他 5 类热力图的大部分红色区域集中在害虫本体区域, 少部分分散在图片背景。而在图 6B 中, 红色高亮区域集中在害虫区域。在橘小实蝇、南瓜实蝇、黑蚱蝉 (*Cryptotympana atrata* Fabricius)、具条实蝇和地中海实蝇的可视化热力图中, 害虫背部区域呈红色高亮状态, 表示 ECA_MobileNetV2 模型更加关注以上 5 类害虫的背部区域, 是依据害虫背部特征进行分类; 在柑橘木虱、桃蛀螟、绿甲虫的可视化热力图中, 害虫实体区域呈红色高亮状态, 表明 ECA_MobileNetV2 模型依据虫翅特征进行分类; 在夜蛾和柑橘蓟马的可视化热力图中, 害虫尾部区域呈红色高亮状态, 表明 ECA_MobileNetV2 模型更加关注以上 2 类害虫的尾部特征, 是依据害虫尾部特征进行分类。

对比图 6A 和图 6B, ECA_MobileNetV2 模型对于害虫特诊区域的覆盖范围集中于害虫背部及虫翅部分, 红色高亮区域更加集中。结果表明, ECA_MobileNetV2 模型能在一定程度上降低背景区域对柑橘害虫分类识别的干扰。



图 6 MobileNetV2 模型(A)和 ECA_MobileNetV2 模型(B)的类激活热力图

Fig.6 Class activation heatmaps of MobileNetV2(A) and ECA_MobileNetV2(B) model

2.4 柑橘害虫分类识别系统开发

本系统总体上设计为边缘计算架构,以应对部分柑橘产区网路信号弱的问题。本研究基于Android移动平台开发柑橘害虫分类识别系统,将pth模型文件转换成paddle-lite格式并保存在Android手机中。测试运行智能手机型号为红米K40,内置Android11.0操作系统,手机运行内存12 GB(图7)。

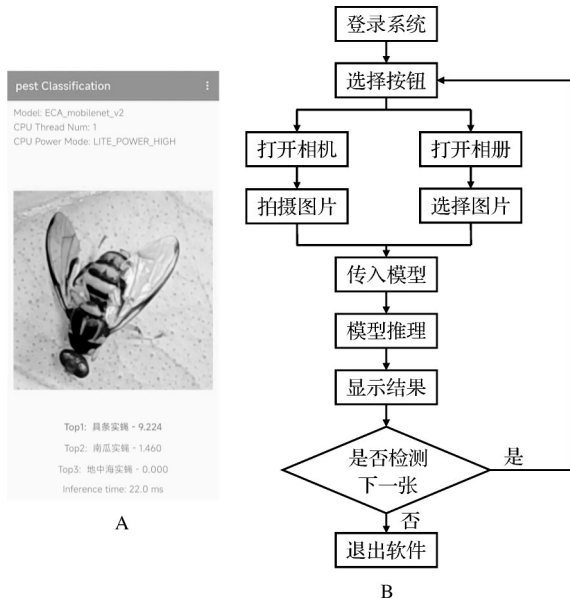


图7 分类识别系统界面展示图(A)与系统操作流程圖(B)
Fig.7 Display diagram(A) and operation flow chart(B)
of classification and identification system

柑橘害虫分类识别系统功能主要分为登录系统、图像上传、模型推理和显示预测结果4个模块。用户登录识别系统,进入系统交互界面后,可以选择使用手机拍摄害虫图片上传或者将手机相册内的待分类识别图片上传,部署在手机端的深度学习模型ECA_MobileNetV2对上传图片进行预测,并将预测种类“具条实蝇”与预测置信度“9.224”返回至系统界面中,整个识别流程耗时22.0 ms,满足识别的准确性和实时性需求。经过系统实机测试,本系统可为用户提供柑橘害虫准确、实时的分类识别服务,为柑橘害虫的科学防治提供信息支持。

3 讨论

本研究以10类柑橘害虫为研究对象,收集4 191张害虫图片并构建柑橘害虫数据集,并对训练集使用数据增强方法,提升模型的泛化能力,相较于其他害虫数据集,本数据集具有背景复杂、针对的害虫对柑橘危害程度较重等特点。在MobileNetV2模型的基础上添加ECA注意力机制,基于ECA_Mobile-

NetV2开发出了1种柑橘害虫智能识别工具。本研究ECA_MobileNetV2模型在害虫测试集中的分类准确率达到93.63%,该模型分类能力优于ResNet18、GoogLeNet、MobileNetV2这3种模型。ECA_MobileNetV2模型的参数量、浮点运算数和模型大小分别为 3.50×10^6 、 328.06×10^6 和8.72 MB,其模型复杂度略高于MobileNetV2模型的复杂度,适合部署于边缘计算设备中,表明ECA注意力机制在不增加模型复杂度的前提下能有效提升神经网络对害虫区域的特征提取能力,进而提升模型的害虫识别能力,减轻边缘设备的计算负担。

本研究通过类激活图可视化方法分析得到柑橘害虫种类识别模型的特征识别区域主要集中于害虫背部、翅膀部位,避免了背景干扰等问题,说明ECA注意力机制能够加强害虫特征权重,获得更加有效的害虫特征,同时降低其他特征权重,减少背景等其他因素对模型分类依据的干扰。本研究还成功在移动设备中搭建柑橘害虫分类系统,并将ECA_MobileNetV2模型部署在该系统中。经过设备运行测试,该系统具备柑橘害虫分类功能,并且系统识别害虫速度快,平均单张害虫识别为22 ms,满足害虫快速实时分类的需求。

参考文献 References

- [1] 祁春节,顾雨檬,曾彦.我国柑橘产业经济研究进展[J].华中农业大学学报,2021,40(1):58-69.QI C J, GU Y M, ZENG Y. Progress of citrus industry economy in China[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(1): 58-69 (in Chinese with English abstract).
- [2] 周华众,向子钧,秦仙姣.柑橘大实蝇的发生危害特点及防控技术[J].湖北植保,2009(1):38-39.ZHOU H Z, XIANG Z J, QIN X J. Occurrence and damage characteristics of *Bactrocera citri* and its control techniques[J]. Hubei plant protection, 2009(1):38-39(in Chinese).
- [3] 张志恒,黄茜斌,梁靖,等.柑橘生产基地的农药使用与药迹负荷分析[J].浙江农业科学,2022,63(2):206-209.ZHANG Z H, HUANG X B, LIANG J, et al. Analysis of pesticide use and drug trace load in citrus production base[J]. Journal of Zhejiang agricultural sciences, 2022, 63(2): 206-209(in Chinese).
- [4] 张志恒,汪雯,李慧杰,等.耕地园地农药药迹容量模型及其在综合风险评级中的应用[J].农药学报,2019,21(S1):931-940.ZHANG Z H, WANG W, LI H J, et al. Pesticide trace capacity model for planting land and its application in comprehensive risk rating[J]. Chinese journal of pesticide science, 2019, 21(S1): 931-940(in Chinese with English abstract).
- [5] 龚碧涯,刘慧,向敏,等.三种果园中实蝇粘虫板对橘小实蝇及

- 天敌的诱杀作用[J]. 植物保护学报, 2021, 48(4): 839-847.
- GONG B Y, LIU H, XIANG M, et al. Effectiveness of sticky traps in trapping oriental fruit fly *Bactrocera dorsalis* and the natural enemies in three kinds of orchards[J]. Journal of plant protection, 2021, 48(4): 839-847 (in Chinese with English abstract).
- [6] 张文一, 景天忠, 严善春. 基于机器学习的落叶松毛虫发生面积预测模型[J]. 北京林业大学学报, 2017, 39(1): 85-93. ZHANG W Y, JING T Z, YAN S C. Studies on prediction models of *Dendrolimus superans* occurrence area based on machine learning[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2017, 39(1): 85-93 (in Chinese with English abstract).
- [7] 卢柳江, 匡迎春, 陈兰鑫, 等. 基于级联 AdaBoost 分类器的农作物虫害图像识别研究[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(8): 127-131. LU L J, KUANG Y C, CHEN L X, et al. Research on pest recognition based on cascaded AdaBoost classifier[J]. Journal of Chinese agricultural mechanization, 2019, 40(8): 127-131 (in Chinese with English abstract).
- [8] 杨淑香, 赵慧颖, 包兴华. 基于人工神经网络的落叶松毛虫发生量预测模型的研究[J]. 中国农学通报, 2014, 30(28): 72-75. YANG S X, ZHAO H Y, BAO X H. A study on the forecast model of *Dendrolimus superans* butler occurrence based on artificial neural network[J]. Chinese agricultural science bulletin, 2014, 30(28): 72-75 (in Chinese with English abstract).
- [9] 韩雨昊, 曹丽君, 王友起, 等. 基于决策树 CART 算法的虫害预测模型分析[J]. 现代化农业, 2022(1): 45-47. HAN Y H, CAO L J, WANG Y Q, et al. Analysis of pest prediction model based on decision tree CART algorithm[J]. Modernizing agriculture, 2022(1): 45-47 (in Chinese).
- [10] 黄建荣. 稻纵卷叶螟和褐飞虱为害水稻的光谱监测[D]. 南京: 南京农业大学, 2013. HUANG J R. Detection of *Cnaphalocrocis medinalis* Gene and *Nilaparvata lugens* (stl) damage in rice using spectral data[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2013 (in Chinese with English abstract).
- [11] LI W Y, ZHENG T F, YANG Z K, et al. Classification and detection of insects from field images using deep learning for smart pest management: a systematic review[J/OL]. Ecological informatics, 2021, 66: 101460 [2023-02-10]. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101460>.
- [12] LI W Y, WANG D J, LI M, et al. Field detection of tiny pests from sticky trap images using deep learning in agricultural greenhouse[J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 183: 106048 [2023-02-10]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106048>.
- [13] 安小松, 宋竹平, 梁千月, 等. 基于 CNN-Transformer 的视觉缺陷柑橘分选方法[J]. 华中农业大学学报, 2022, 41(4): 158-169. AN X S, SONG Z P, LIANG Q Y, et al. A CNN-Transformer-based method for sorting citrus with visual defects[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2022, 41(4): 158-169 (in Chinese with English abstract).
- [14] 陈继清, 韦德鹏, 龙腾, 等. 基于卷积神经网络的害虫分类[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(11): 188-194. CHEN J Q, WEI D P, LONG T, et al. Pest classification based on convolutional neural network[J]. Journal of Chinese agricultural mechanization, 2022, 43(11): 188-194 (in Chinese with English abstract).
- [15] ZHONG Y H, GAO J Y, LEI Q L, et al. A vision-based counting and recognition system for flying insects in intelligent agriculture[J/OL]. Sensors (Basel, Switzerland), 2018, 18(5): 1489 [2023-02-10]. <https://doi.org/10.3390/s18051489>.
- [16] 夏红梅, 赵楷东, 江林恒, 等. 注意力与多尺度特征融合的水培芥蓝花蕾检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 161-168. XIA H M, ZHAO K D, JIANG L H, et al. Flower bud detection model for hydroponic Chinese kale based on the fusion of attention mechanism and multi-scale feature[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(23): 161-168 (in Chinese with English abstract).
- [17] 沈华峰. 结合八度卷积与注意力机制的 Xception 林业害虫识别方法[J]. 信息技术与信息化, 2022(6): 46-51. SHEN H F. Xception forest pest identification method combining octave convolution and attention mechanism[J]. Information technology and informatization, 2022(6): 46-51 (in Chinese).
- [18] 温长吉, 王启锐, 陈洪锐, 等. 面向大规模多类别的病虫害识别模型[J]. 农业工程学报, 2022, 38(8): 169-177. WEN C J, WANG Q R, CHEN H R, et al. Model for the recognition of large-scale multi-class diseases and pests[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(8): 169-177 (in Chinese with English abstract).
- [19] 彭红星, 何慧君, 高宗梅, 等. 基于改进 ShuffleNetV2 模型的荔枝病虫害识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 290-300. PENG H X, HE H J, GAO Z M, et al. Litchi diseases and insect pests identification method based on improved ShuffleNetV2[J]. Transactions of the CSAM, 2022, 53(12): 290-300 (in Chinese with English abstract).
- [20] 刘晓华, 杨成月, 徐茹枝, 等. 基于强化学习的智能电网多接入边缘计算的位置隐私保护[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(1): 47-53. LIU X H, YANG C Y, XU R Z, et al. Location privacy protection of smart grid MEC based on reinforcement learning[J]. Electric power information and communication technology, 2023, 21(1): 47-53 (in Chinese with English abstract).
- [21] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. Lake City: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [22] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. Seattle: IEEE, 2020: 11531-11539.
- [23] 杨俊杰, 张求东, 彭传华, 等. 湖北柑橘害虫种类调查及主要害虫发生特点[J]. 湖北农业科学, 2013, 52(16): 3827-3835. YANG J J, ZHANG Q D, PENG C H, et al. Preliminary report on general investigation of *Citrus* pest species, occurrence and

- damage characteristics in Hubei Province [J]. Hubei agricultural sciences, 2013, 52(16): 3827-3835 (in Chinese with English abstract).
- [24] WANG Q J, ZHANG S Y, DONG S F, et al. Pest24: a large-scale very small object data set of agricultural pests for multi-target detection [J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 175: 105585 [2023-02-10]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105585>.

A classification and recognition method for citrus insect pests based on improved MobileNetV2

ZHANG Pengcheng¹, YU Yonghua¹, CHEN Chuanwu², ZHENG Wenyan³, LI Shanjun¹

1. College of Engineering/Ministry of Agriculture and Rural Affairs
Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-Lower Yangtze River,
Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;

2. Guangxi Academy of Specialty Crops/Guangxi Engineering Research Center of Citrus
Breeding and Culture, Guilin 541004, China;

3. Agricultural Technology Service Center at Yiling District, Yichang City, Yichang 443699, China

Abstract Pest infestation reduces fruit quality and causes economic losses. Accurate identification of citrus pests is conducive to pest control. However, as the features to distinguish these pests are not obvious, manual classification is time-consuming and labor-intensive, while advanced algorithms have high computational costs. Therefore, it is necessary to develop lightweight and accurate identification tools. In this article, a data set of insect pest images containing 10 types of pest images that are most harmful to citrus was constructed. A network featuring lightweight and high precision was developed based on MobileNetV2 and the attention mechanism ECA. Moreover, an edge computing APP was also developed that can be run on Android phones. The ECA attention mechanism was embedded in the tail of the anti-residual structure of the improved MobileNetV2 network to enhance the cross-channel information interaction ability and improve the feature extraction ability. The results of testing showed that the ECA_MobileNetV2 model had a classification accuracy of 93.63% for citrus pests, 1.68, 1.44 and 2.40 percentages higher than that of the MobileNetV2, GoogLeNet and ResNet18 models, respectively. The parameter, FLOPS and size of model was 3.50×10^6 , 328.06×10^6 and 8.72 MB, respectively. Its complexity is only slightly higher than that of MobileNetV2, and it can run in the form of edge computing on mobile phones. It is indicated that the developed intelligent recognition tool can quickly and effectively classify and identify different types of citrus pests.

Keywords citrus; citrus pest; deep learning; attention mechanism; MobileNetV2; citrus pest monitoring

(责任编辑:陆文昌)