

基于 MobileViT - CBAM 的枇杷表面缺陷检测方法

赵茂程¹ 邹涛¹ 齐亮^{1,2} 汪希伟¹ 李大伟¹

(1. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037; 2. 南京林业大学金埔研究院, 南京 210037)

摘要: 为实现枇杷采后快速、准确筛选, 本文以 MobileViT 为主干特征提取网络, 通过分别在 Layer1 和 Layer2 层之后嵌入注意力模块 CBAM (Convolutional block attention module), 强化网络在通道和空间上对细节特征的提取能力, 构建了一种轻量化网络模型 MobileViT - CBAM。相较于 MobileViT, 在验证集和测试集上本文方法对疤痕、机械伤、腐烂等缺陷果的识别准确率分别提高 1.17、1.23 个百分点。试验结果表明, MobileViT - CBAM 模型与 VGG16、ResNet34、MobileNetV2 相比较, 准确率最高 (97.86%), 同时兼具内存占用量小 (3.768 MB)、推理时间短 (每幅图像需 42 ms) 的优势。该轻量化网络模型可部署于嵌入式系统。本研究为构建枇杷在线检测系统提供了缺陷识别理论基础, 为枇杷等农产品外部品质检测提供了一个高效、准确的方法。

关键词: 枇杷; MobileViT - CBAM; 缺陷检测; 轻量化

中图分类号: S789; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)09-0420-08

OSID:



Detection Method for Loquat Surface Defect Based on MobileViT - CBAM Network

ZHAO Maocheng¹ ZOU Tao¹ QI Liang^{1,2} WANG Xiwei¹ LI Dawei¹

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. Jinpu Research Institute, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: The MobileViT as the main feature extraction network was employed in order to accomplish quick and precise post-harvest screening of loquats in the paper. A lightweight network model called MobileViT - CBAM was developed as a result of strengthening the network's capacity to extract detailed features in both channel and spatial dimensions by inserting convolutional block attention module (CBAM) after Layer1 and Layer2. The method outperformed MobileViT in terms of defect recognition accuracy, showing gains of 1.17 percentage points on the validation set and 1.23 percentage points on the test set for things like scars, mechanical damage, and decaying fruits. According to experimental results, the MobileViT - CBAM model performed better in terms of accuracy (97.86%) than VGG16, ResNet34, and MobileNetV2. It also had the advantage of having a small memory footprint (3.768 MB) and a rapid inference time (42 ms per image). It was possible to use this lightweight network model on embedded systems. The research offered an effective and precise technique for external quality inspection of loquats and other agricultural products by providing a theoretical framework for fault recognition in the construction of an online detection system for loquats.

Key words: loquat; MobileViT - CBAM; defect detection; lightweight

0 引言

在自然生长过程中以及在采摘运输环节枇杷表面会产生一些不可避免的缺陷^[1]。目前, 枇

杷表面缺陷检测主要依赖人工目检完成, 而人工分拣具有效率低、成本高、主观性强等缺点^[2-3], 一定程度上降低了枇杷产业的经济效益。相比于可见近红外光谱^[4]、高光谱^[5]和光学相干断层

收稿日期: 2023-12-05 修回日期: 2024-01-25

基金项目: 江苏省农业科技自主创新资金项目 (CX(23)1027)、国家自然科学基金项目 (32102071)、金埔研究院研究专项资金项目 (NLJP0005) 和水杉师资料研启动项目 (163040193、163040194)

作者简介: 赵茂程 (1966—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事计算机视觉在农林工程中的应用等研究, E-mail: mczhao@njfu.edu.cn

扫描成像^[6]等枇杷品质检测技术,基于机器视觉的无损检测技术是一种快速、可行且经济的方法^[7]。

近年来,随着计算机视觉技术的快速发展,以深度学习^[8-11]为核心的机器视觉检测方法被广泛应用于农产品检测。阮子行等^[12]提出基于 AlexNet 和迁移学习的方法用于解决番茄的品质分级问题,平均识别精度达到 97.7%。薛勇等^[13]利用 GoogLeNet 的深度迁移模型对苹果表面缺陷进行检测,与传统机器学习算法相比,GoogLeNet 具有更好的鲁棒性,在测试集上准确率为 91.91%。REN 等^[14]将 VGG16 模型和迁移学习方法应用于辣椒外部质量检测,模型输出精度为 98.14%。ZHOU 等^[15]将 WideResNet50 模型应用于青梅表面缺陷检测,分类准确率达到 98.95%。XIE 等^[16]用深度学习模型融合的方法来识别胡萝卜表面缺陷,识别准确率为 97.34%。

以上基于卷积神经网络的果蔬品质分类方法都取得了良好效果,但模型参数量大,计算复杂,难以基于此类方法实现嵌入式系统部署。本文以枇杷为研究对象,构建一种改进的 MobileViT - CBAM 轻量级网络模型,通过在 MobileViT 网络中引入 CBAM 模块,进一步强化对缺陷特征的提取能力,以期实现对枇杷外部品质检测。

1 材料与方法

1.1 图像采集系统

枇杷图像采集光学系统由相机、镜头、光源和箱体等部分组成,系统示意图如图 1 所示。

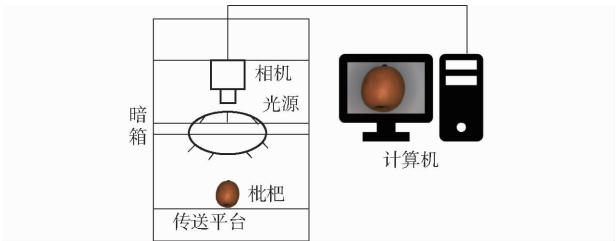


图 1 图像采集系统示意图

Fig. 1 Image acquisition system

相机选用 GigE 接口的面阵彩色工业相机,相机像素为 1.07×10^7 ,搭配焦距为 16 mm 的工业镜头,最小工作物距为 20 cm;光源选用 LED 白色环形光源,直径为 12 cm。在采集枇杷图像时,为避免外界环境光的影响,系统处于密闭遮光状态,通过调节相机、光源和底座的距离,确保图像采集质量。计算机操作系统为:Windows 11,CPU 为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i9 - 12900HX 2.30 GHz,GPU 为 NVIDIA RTX3080Ti,显存 16 GB。

1.2 图像采集与预处理

1.2.1 图像采集

试验用枇杷样本采自四川米易某果园,共 781 个,以枇杷果轴线为中心旋转 0°、120°、240°,各拍摄 1 幅图像。根据鲜枇杷国家标准 GB/T 13867—92^[17],将采集的枇杷分为机械伤、疤痕、腐烂和正常 4 种类型,分别采集 414、494、429、1 006 幅图像,枇杷形态种类如图 2 所示。

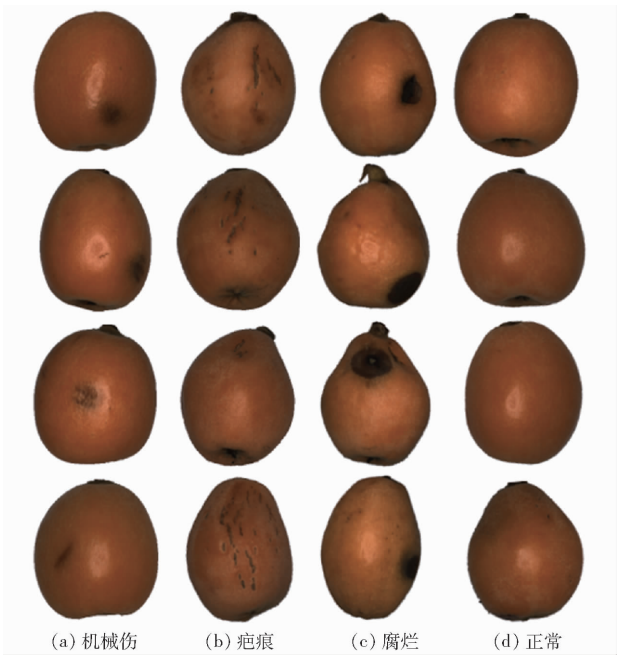


图 2 枇杷图像

Fig. 2 Images of loquats

为防止模型训练过拟合,需要使数据集中正常类型和缺陷类型的枇杷图像数量平衡,从采集的正常类型枇杷图像中,随机挑选与缺陷类型数量相当的正常枇杷图像 527 幅,4 种类型枇杷图像共计 1 864 幅。对每种类型枇杷按比例 8:1:1 划分训练集、验证集和测试集。

1.2.2 图像预处理

为确保图像处理任务的效果和准确率,需要对原始彩色图像进行预处理^[18],流程如图 3 所示。首先将原始图像分解为 R、G、B 3 个通道,在通道 B 上灰度直方图呈明显的双峰状,如图 3c 所示,通过全局阈值分割可以将枇杷区域分割出来,下限分割阈值选用 0,上限分割阈值 t 为

$$t = \frac{p_{k1} + p_{k2}}{2} \tag{1}$$

式中 p_{k1} 、 p_{k2} ——灰度直方图两个峰值

然而由于光照不均匀,阈值分割后枇杷区域内部会有一些大小不一的孔洞,需要通过形态学处理技术对孔洞区域进行填充,填充后枇杷区域如图 3b

所示。为获得感兴趣图像并保证原始图像在缩放时不失真和保留原始拓扑结构^[19],需要计算枇杷区域的最小外接矩形区域,通过计算该区域的最外侧轮廓的凸多边形的最小外接圆半径 R ,以及中心坐标 (r, c) ,可以将枇杷最小外接矩形区域从原始图像中裁剪出来,得到感兴趣图像,如图 3d 所示,计算公式为

$$\begin{cases} r_1 = r - R \\ c_1 = c - R \\ r_2 = r + R \\ c_2 = c + R \end{cases} \quad (2)$$

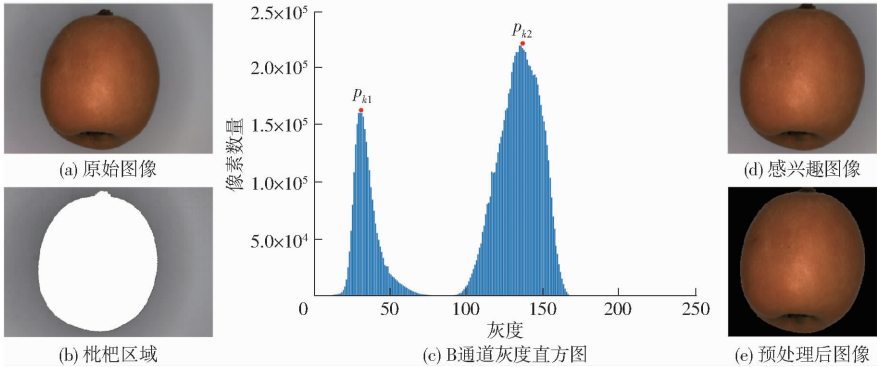


图 3 图像预处理流程

Fig. 3 Image preprocessing workflow

通过数据增强在一定程度上可以减少模型因数据过少导致的过拟合问题,使模型更具有鲁棒性^[21]。因此本文对每幅预处理后图像分别采用旋转和镜像的处理方式进行增强,即旋转 $n \times 45^\circ (n = 1, 2, \dots, 7)$ 获得 7 幅旋转处理后图像;采用 X 轴和 Y 轴镜像处理获得 2 幅镜像图像,从而将数据集扩增到原来的 10 倍。通过这种数据增强方式还可以模拟枇杷在实际生产线上可能出现的拍摄角度变化。经数据增强后,训练集、验证集和测试集图像分别有 14 900、1 870、1 870 幅。

1.3 预测模型及评价

1.3.1 MobileViT 网络

MobileViT 是一种基于卷积神经网络和 Transformer 混合架构的模型^[22],结合了卷积神经网络空间归纳偏置和视觉 Transformer 全局特征建模的能力,使模型保持轻量化的同时具有较高分类性能。该模型主要由 MV2 模块和 MobileViT 模块级联组成,其中 MV2 模块即 MobileNetV2^[23]。

(1) MV2 模块。MV2 模块采用深度可分离卷积、倒残差和线性瓶颈的设计结构,在降低模型参数量的同时,有效实现局部特征的提取,其结构如图 4 所示。相较于 ResNet 模型的残差结构对特征先降低维度、后升高维度的模式,MV2 模块使用倒残差结构,先通过逐点卷积对特征升维,提升特征细粒

式中 $r_1、c_1$ ——枇杷区域最小外接矩形左上角行列坐标值
 $r_2、c_2$ ——枇杷区域最小外接矩形右下角行列坐标值

由于感兴趣区域以外的背景区域无关像素可能会对模型分类产生一定的影响^[20],还需要对感兴趣图像做进一步处理,在感兴趣图像的 3 个通道中,将每个通道所对应区域与枇杷区域作差,相减后的区域所对应的灰度值赋值为 0。最后通过线性插值的方法将感兴趣图像缩放到 224 像素 $\times$ 224 像素,得到最终预处理后图像,如图 3e 所示。

度,接着通过深度卷积完成每个通道的特征提取,从而减少模型参数量,然后再通过逐点卷积对特征降维,减少模型输出维度,为降低 ReLU 激活函数可能造成低维特征信息的损失,在最后的逐点卷积之后使用线性激活函数代替。MV2 模块中的残差连接只应用在模型特定结构,需要满足步长为 1 且输入维度和输出维度相同的条件,引入残差结构可以避免特征丢失,当步长为 2 时,使用串连连接,完成特征层下采样。

(2) MobileViT 模块。MobileViT 模块作为 MobileViT 模型的创新点,使用卷积和 Transformer 组合,使模块具有类似卷积的特性,同时完成全局特征表示,其网络结构如图 4 所示。首先对输入大小为 $H \times W \times C$ 的特征图,通过一个 3×3 的卷积层,完成局部空间信息的编码,接着通过 1×1 大小的卷积层提升特征通道数,学习输入通道的线性组合,然后将数据投影到 d 维空间 ($d > C$),此时特征图 X_L 的大小为 $H \times W \times d$ 。为了使模型能够学习具有空间归纳偏差的全局表示,将特征图 X_L 拆分成 N 个大小为 $h \times w$ 不重叠图像块,此时图像块序列 X_U 大小为 $P \times N \times d$,其中 $P = h \times w, N = H \times W / P$,然后通过 Transformer 来编码序列 X_U 中图像块之间的关系,进行全局信息关注。为了避免图像块之间的信息丢失,还需要将编码后的图像块还原到编码前维度,得

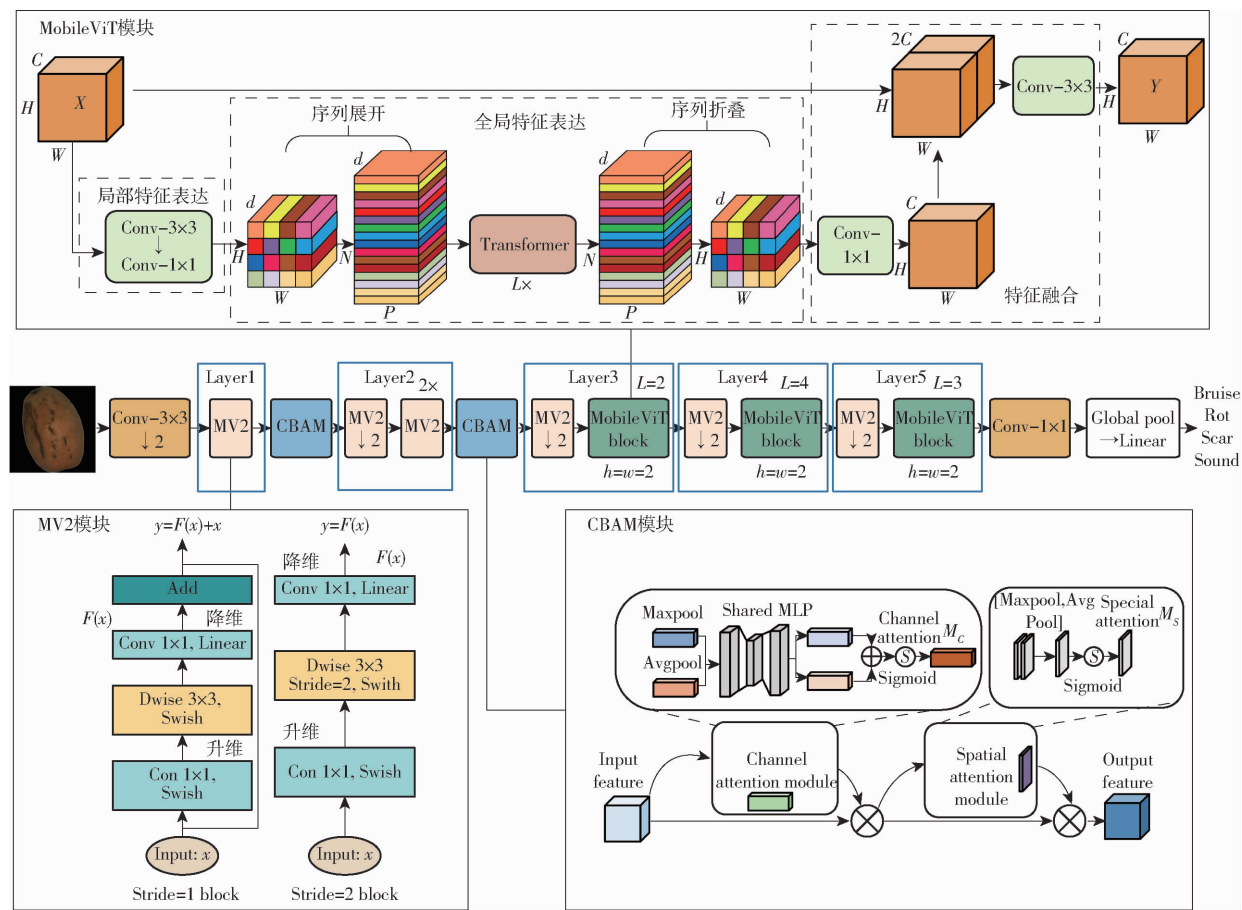


图 4 MobileViT - CBAM 结构

Fig.4 Structure of MobileViT - CBAM

到特征 X_f ,最后通过融合模块,融合局部特征和全局特征,得到最终输出特征 Y 。

1.3.2 基于 MobileViT - CBAM 的枇杷缺陷识别模型

CBAM^[24]是一种有效且轻量的注意力模块,由通道注意力模块和空间注意力模块两个顺序子模块组成,通过学习的方式获取输入特征的通道和空间的重要程度,将其嵌入到卷积神经网络中,在不影响网络推理时间的同时,可以有效提升模型性能。CBAM 注意力模块广泛应用于图像分类^[25]、目标检测^[26]和语义分割^[27],其网络结构如图 4 所示。

为了保证模型轻量化的同时还具有较高的分类准确率,本研究将 CBAM 注意力机制引入 MobileViT 网络中构建 MobileViT - CBAM 模型,通过在原始的 MobileViT 网络的 Layer1 和 Layer2 层后分别嵌入 CBAM 模块,来加强网络对枇杷表面浅层语义信息的提取,使得模型在特征通道和空间维度上加强网络对细节特征的提取能力,从而提高分类准确率,其网络结构如图 4 所示。

1.3.3 模型参数设置

在构建的枇杷数据集上使用迁移学习的方法训练模型,迭代次数为 50,训练和验证每批次数量为

16,优化器采用 AdamW,学习率为 0.000 1,权重衰减系数为 0.001。损失函数使用交叉熵损失,用来判定实际输出与样本标签的差异,从而模型通过这种差异反向传播更新参数。

1.3.4 模型评价

采用准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 值 (F1 score) 作为模型评价指标。同时模型推理时间和内存占用量也是评价模型复杂度重要指标。

2 结果与分析

2.1 消融试验

为了验证改进后的模型 MobileViT - CBAM 相较于 MobileViT 性能,在验证集上将其二者的准确率和损失值进行比较,结果如图 5 所示。由图 5 可知,当迭代 15 次后 MobileViT - CBAM 模型准确率和损失值都趋于收敛,并且准确率和损失值曲线的波动幅度都小于原始网络模型。这表明本文提出的模型在验证集上具有较好的识别准确率和泛化能力。

为了验证枇杷图像阈值分割对模型性能的影响,分别建立基于原始背景和单一黑色背景的数据

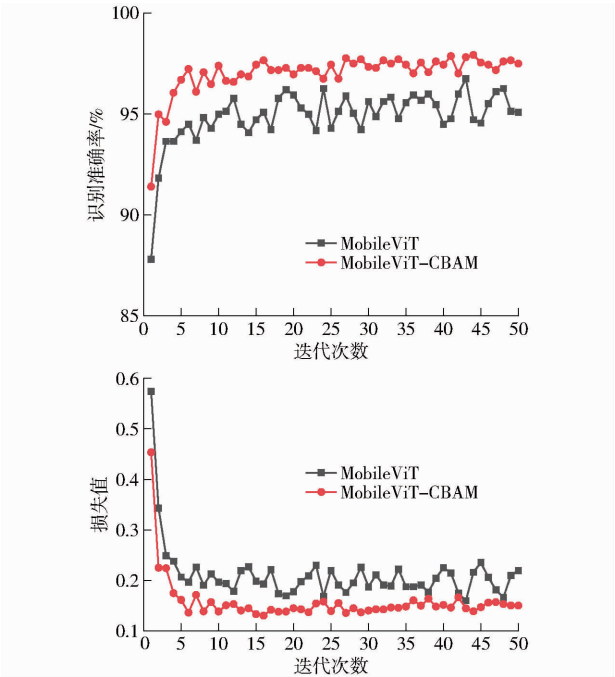


图 5 模型在验证集上的准确率和损失值
Fig. 5 Accuracy and loss on validation set

集,对改进后的 MobileViT - CBAM 和 MobileViT 模型在两类数据集上的准确率进行比较,结果如表 1 所示。

表 1 背景对模型性能的影响

Tab.1 Effects of background on model performance			
%			
模型	背景类型	准确率	
		验证集	测试集
MobileViT	原始背景	96. 31	96. 15
	黑色背景	96. 74	96. 63
MobileViT - CBAM	原始背景	97. 65	97. 49
	黑色背景	97. 91	97. 86

由表 1 可知,对原始背景去除后,改进后的 MobileViT - CBAM 和 MobileViT 模型在测试集上准确率分别提高 0. 37、0. 48 个百分点,这表明加入全局阈值分割,移除背景的干扰可以一定程度上提升

模型性能。

2.2 热力图分析

为解释模型分类效果,采用梯度加权激活映射 (Grad - CAM) 绘制热力图,帮助分析模型对于每个类别的关注区域,从测试集每个类别中随机选取 1 幅图像做测试,结果如图 6 所示。从图 6 可以看出,对于表皮正常的枇杷,MobileViT - CBAM 模型关注的是整个枇杷区域,对于有缺陷的枇杷,MobileViT - CBAM 模型热力图所占的区域与实际缺陷面积区域大小相当,这说明基于 MobileViT - CBAM 模型所关注的特征确实为枇杷表面缺陷。

2.3 枇杷分类结果

为了验证 MobileViT - CBAM 模型的泛化能力及其鲁棒性,将模型在验证集上准确率最高的模型作为最终模型,通过绘制混淆矩阵对该模型在测试集上的每种类型枇杷分类结果进行评估,如图 7 所示。

在测试集上 420 幅表面为机械伤缺陷的枇杷图像,其中 14 幅被识别成疤痕,430 幅表面为腐烂缺陷的枇杷图像,其中 9 幅被识别成机械伤,3 幅被识别成疤痕,490 幅表面为疤痕缺陷的枇杷图像,其中 10 幅被识别成正常,3 幅被识别成机械伤。

图 8 展示了部分测试结果,其中红色框表示分类错误。将机械伤识别成疤痕以及将腐烂识别成机械伤,是因为两种缺陷共存于枇杷表面;将疤痕识别成正常是因为疤痕分布在边缘,且疤痕深度较浅,没有明显显示出疤痕的特征;将疤痕识别成机械伤,是因为疤痕表面颜色与机械伤相似,导致误判。本文中对缺陷枇杷的分类,依据枇杷表面损伤严重程度,由大到小为腐烂、机械伤、疤痕,所以当表面有兩種以上缺陷共存时,取最严重的一种缺陷,因此会出现少量误判。

通过混淆矩阵可以计算出准确率、精确率、召回率和 F1 值,计算结果如表 2 所示。枇杷识别平均准

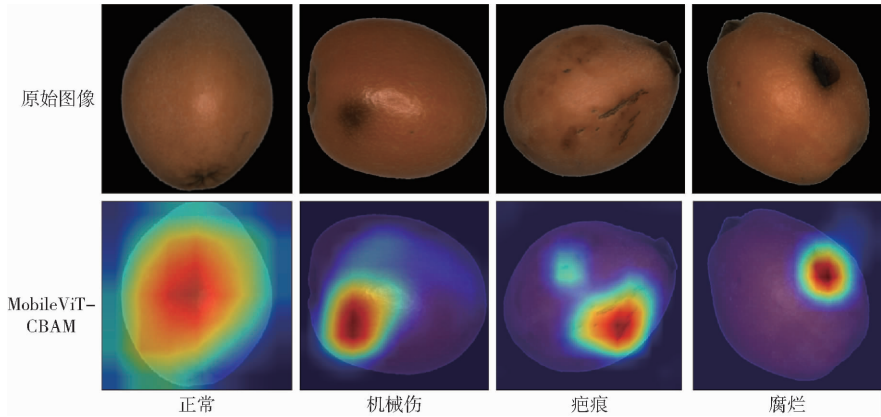


图 6 模型预测可视化
Fig. 6 Predictive visualization of model

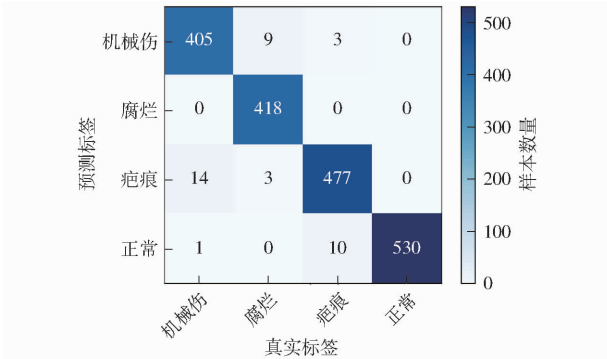


图 7 模型在枇杷测试集上的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix on test set

确率为 97.86%, 各类别的准确率、精确率、召回率和 F1 值均在 95% 以上, 这表明 MobileViT - CBAM 模型具有较好的分类效果。

2.4 对比试验

为进一步验证改进后的 MobileViT - CBAM 模型对于缺陷枇杷分类的有效性, 将该模型与原始的 MobileViT、经典的重量级网络 VGG16、ResNet34 以及轻量级网络 MobileNetV2 进行性能对比试验, 结果如表 3 所示。

由表 3 可知, 在测试集上, MobileViT - CBAM 模型准确率最高, 为 97.86%, 模型内存占用量仅为

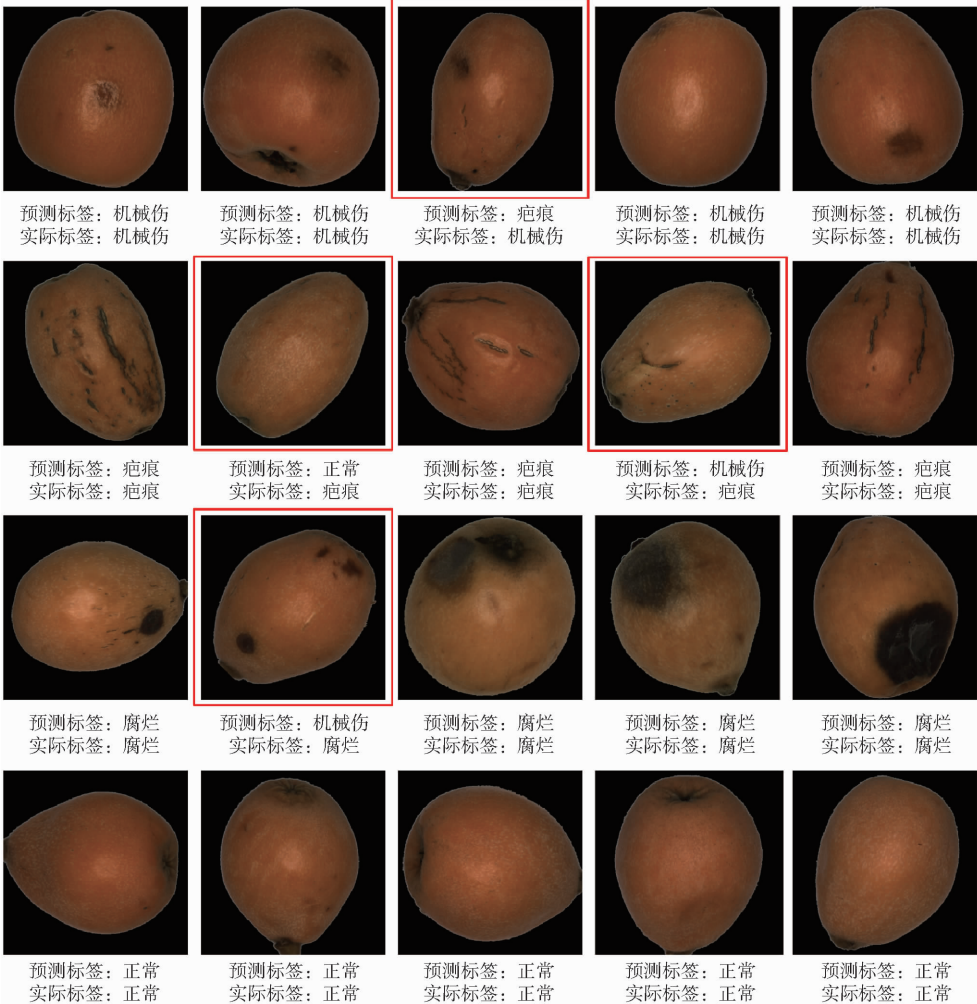


图 8 测试结果

Fig. 8 Results of test

表 2 MobileViT - CBAM 模型识别结果

Tab. 2 Classification results of MobileViT - CBAM				
缺陷种类	准确率	精确率	召回率	F1 值
机械伤	98.56	97.12	96.43	96.77
腐烂	99.36	100	97.21	98.59
疤痕	98.40	96.56	97.35	96.95
正常	99.41	97.97	100	98.97
平均值	97.86	97.91	97.75	97.82

3.768 MB, 每幅图像在 CPU 上的推理时间为 42 ms。相比于改进前的 MobileViT 模型, 模型内存占用量增加 0.004 MB, 推理时间增加 3 ms, 对产品分析效率影响较小; 但准确率提升 1.23 个百分点, 检测提升较明显。重量级网络 VGG16 和 ResNet34 与 MobileViT - CBAM 模型相比, 准确率分别降低 1.71、0.64 个百分点, 推理时间分别增加 3 ms 和 53 ms, 模型内存占用量远远大于 MobileViT - CBAM

表 3 MobileViT – CBAM 模型与其他经典卷积神经网络对比

Tab.3 Comparison between MobileViT – CBAM model and other classical convolutional neural networks

模型	内存占用 量/MB	准确率/ %	推理时间/ ms
VGG16	512. 236	96. 15	95
ResNet34	81. 336	97. 22	45
MobileNetV2	8. 735	96. 90	40
MobileViT	3. 764	96. 63	39
MobileViT – CBAM	3. 768	97. 86	42

模型。轻量级网络 MobileNetV2 与 MobileViT – CBAM 相比,虽然模型推理时间减少 2 ms,但是准确率却降低 0.96 个百分点,模型内存占用量也大于 MobileViT – CBAM。这是因为 MobileViT – CBAM 模型的 Transformer 结构中的多头注意力机制在一定程度上增加了计算量,导致模型推理时间更长一点,但其以 Transfomer 作为卷积处理全局信息,增加了模型感受野,从而提高了准确率。这表明 MobileViT –

CBAM 模型检测速度与准确率能够满足枇杷在线检测要求,便于部署在小型嵌入式系统上,具有低成本优势。

3 结束语

提出了一种基于 MobileViT – CBAM 网络的轻量化枇杷表面缺陷检测方法,通过在 MobileViT 网络中嵌入 CBAM 注意力模块,进一步加强对特征细节的表征能力,提高了模型的识别准确率。试验结果表明,改进后的 MobileViT – CBAM 模型内存占用量仅为 3.768 MB,每幅图像检测平均耗时为 42 ms,与原始的 MobileViT 模型相比,验证集和测试集上检测准确率分别提高 1.17、1.23 个百分点,识别准确率高于 VGG16、ResNet34、MobileNetV2 等模型,对机械伤、疤痕、腐烂及表面正常的枇杷识别准确率分别为 98.56%、98.4%、99.36%、99.41%。综上所述,MobileViT – CBAM 模型检测精度高,速度快,具有轻量化优势,能植入小型嵌入式系统,满足枇杷品质实时分级需求。

参 考 文 献

[1] 李斌,韩昭洋,王秋,等. 基于高光谱成像技术的枇杷碰伤等级检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(6):1792 – 1799.

LI Bin, HAN Zhaoyang, WANG Qiu, et al. Research on bruise level detection of loquat based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(6):1792 – 1799. (in Chinese)

[2] YANG Z, LI Z, HU N, et al. Multi-index grading method for pear appearance quality based on machine vision[J]. Agriculture, 2023, 13(2):290.

[3] NITHYA R, SANTHI B, MANIKANDAN R, et al. Computer vision system for mango fruit defect detection using deep convolutional neural network[J]. Foods, 2022, 11(21):3483.

[4] 孟庆龙,冯树南,尚静,等. 基于可见/近红外光谱预测枇杷糖度及模型优化[J]. 食品与发酵工业, 2022, 48(12):249 – 254.

MENG Qinglong, FENG Shu'nan, SHANG Jing, et al. The establishment and optimization of the model for predicting the sugar content of loquat by vis/NIR spectroscopy[J]. Food and Fermentation Industries, 2022, 48(12):249 – 254. (in Chinese)

[5] HAN Z, LI B, WANG Q, et al. Detection of skin defects on loquat using hyperspectral imaging combining both band ratio and improved three-phase level set segmentation method[J]. Food Quality and Safety, 2023, 7:fyac065.

[6] ZHOU Y, WU D, HUI G H, et al. Loquat bruise detection using optical coherence tomography based on microstructural parameters[J]. Food Analytical Methods, 2018, 11(10):2692 – 2698.

[7] 谢为俊,魏硕,王凤贺,等. 基于机器视觉的胡萝卜表面缺陷识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊1):450 – 456.

XIE Weijun, WEI Shuo, WANG Fenghe, et al. Machine vision based detection method of carrot external defects[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.1):450 – 456. (in Chinese)

[8] 段宇飞,孙记委,王焱清,等. 基于改进卷积神经网络的油茶果壳籽分选方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(3):154 – 161.

DUAN Yufei, SUN Jiwei, WANG Yanqing, et al. Sorting *Camellia oleifera* husk and seed using an improved convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(3):154 – 161. (in Chinese)

[9] ALVES A N, SOUZA W S R, BORGES D L. Cotton pests classification in field-based images using deep residual networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174:105488.

[10] BI C, WANG J, DUAN Y, et al. MobileNet based apple leaf diseases identification[J]. Mobile Networks & Applications, 2022, 27(1):172 – 180.

[11] 杨森森,张昊,兴陆,等. 改进 MobileViT 网络识别轻量化田间杂草[J]. 农业工程学报, 2023, 39(9):152 – 160.

YANG Sensen, ZHANG Hao, XING Lu, et al. Light weight recognition of weeds in the field based on improved MobileViT network[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(9):152 – 160. (in Chinese)

[12] 阮子行,黄勇,王梦,等. 基于迁移学习番茄品质分级的研究应用[J]. 包装与食品机械, 2023, 41(2):41 – 47.

RUAN Zihang, HUANG Yong, WANG Meng, et al. Research and application of tomato quality grading based on transfer learning[J]. Packaging and Food Machinery, 2023, 41(2):41 - 47. (in Chinese)

[13] 薛勇, 王立扬, 张瑜, 等. 基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7):30 - 35.
XUE Yong, WANG Liyang, ZHANG Yu, et al. Defect detection method of apples based on GoogLeNet deep transfer learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):30 - 35. (in Chinese)

[14] REN R, ZHANG S, SUN H, et al. Research on pepper external quality detection based on transfer learning integrated with convolutional neural network[J]. Sensors, 2021, 21(16):5305.

[15] ZHOU C, WANG H, LIU Y, et al. Green plums surface defect detection based on deep learning methods[J]. IEEE Access, 2022, 10:100397 - 100407.

[16] XIE W, WEI S, ZHENG Z, et al. Recognition of defective carrots based on deep learning and transfer learning[J]. Food and Bioprocess Technology, 2021, 14(7):1361 - 1374.

[17] 国家技术监督局. 鲜枇杷果:GB/T 13867—92[S]. 北京:中国标准出版社, 1992.

[18] ZHOU H, ZHUANG Z, LIU Y, et al. Defect classification of green plums based on deep learning[J]. Sensors, 2020, 20(23):6993.

[19] 谢为俊, 魏硕, 郑招辉, 等. 深度多分支模型融合网络的胡萝卜缺陷识别与分割[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 177 - 186.
XIE Weijun, WEI Shuo, ZHENG Zhaohui, et al. Classification and segmentation of defect carrots using deep multi-branch models fusion network[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(2):177 - 186. (in Chinese)

[20] JU J, ZHENG H, XU X, et al. Classification of jujube defects in small data sets based on transfer learning[J]. Neural Computing & Applications, 2022, 34(5):3385 - 3398.

[21] 李小占, 马本学, 喻国威, 等. 基于深度学习与图像处理的哈密瓜表面缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 223 - 232.
LI Xiaozhan, MA Benxue, YU Guowei, et al. Surface defect detection of Hami melon using deep learning and image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(1):223 - 232. (in Chinese)

[22] MEHTA S, RASTEGARI M. MobileViT: light-weight, general-purpose, and mobile-friendly vision transformer[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2110.02178, 2021.

[23] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:4510 - 4520.

[24] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018:3 - 19.

[25] 姜红花, 杨祥海, 丁睿柔, 等. 基于改进 ResNet18 的苹果叶部病害多分类算法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4):295 - 303.
JIANG Honghua, YANG Xianghai, DING Ruirou, et al. Identification of apple leaf diseases based on improved ResNet18[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4):295 - 303. (in Chinese)

[26] 张楠楠, 张晓, 白铁成, 等. 基于 CBAM - YOLO v7 的自然环境下棉叶病虫害识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1):239 - 244.
ZHANG Nannan, ZHANG Xiao, BAI Tiecheng, et al. Identification method of cotton leaf pests and diseases in natural environment based on CBAM - YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1):239 - 244. (in Chinese)

[27] 常晗, 郭树欣, 张海洋, 等. 基于改进 CBAM - DeepLab V3 + 的苹果种植面积提取[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 2):206 - 213.
CHANG Han, GUO Shuxin, ZHANG Haiyang, et al. Apple planting area extraction based on improved DeepLab V3 + [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2):206 - 213. (in Chinese)