

基于 YOLOv5 的咖啡瑕疵豆检测方法

Detection method of defective coffee beans based on YOLOv5

张成尧¹张艳诚^{1,2}张宇乾¹赵玉清^{1,2}ZHANG Cheng-yao¹ ZHANG Yan-cheng^{1,2} ZHANG Yu-qian¹ ZHAO Yu-qing^{1,2}

(1. 云南农业大学机电工程学院, 云南 昆明 650201;

2. 云南省作物生产与智慧农业重点实验室, 云南 昆明 650201)

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Yunnan Agriculture University, Kunming, Yunnan 650201, China; 2. The Key Laboratory for Crop Production and Smart Agriculture of Yunnan Province, Kunming, Yunnan 650201, China)

摘要:目的:实现咖啡豆瑕疵检测。方法:提出一种基于改进 YOLOv5s 网络,以 YOLOv5s 为基线网络嵌入并优选不同的注意力机制模块与激活函数。结果:使用 CBAM 模块与激活函数 Hardswish 的平均精度均值相比基线网络分别提高了 5.3% 和 2.9%。经过 200 次迭代训练,模型准确率为 99.5%, 平均精度均值为 97.6%, 召回率为 0.98, 识别速率为 64 幅/s, 模型大小为 15 M。结论:相比于 Faster RCNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5s, 试验算法识别准确率更高, 模型更加轻量化, 对咖啡瑕疵豆的识别效果更好。

关键词:深度学习; 瑕疵检测; 注意力机制; 激活函数; 瑕疵豆; 咖啡

Abstract: Objective: To realize the defect detection of coffee beans. **Methods:** An improved YOLOv5s network was proposed to embed different attention mechanism modules and activation functions with YOLOv5s as the baseline network. **Results:** The mean accuracy of the CBAM module and the activation function Hardswish improved by 5.3% and 2.9%, respectively, compared with the baseline network. After 200 iterations of training, the model accuracy was 99.5%, the average accuracy was 97.6%, the recall was 0.98, the recognition rate was 64 amplitude/s, and the model size was 15 M. **Conclusion:** Compared with Faster RCNN, SSD, YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5s, the test algorithm has higher recognition accuracy, more lightweight model and better recognition effect for coffee defective beans.

Keywords: deep learning; defect detection; attention mechanism;

基金项目: 云南省重大科技专项计划项目 (编号: 202002AE090010)

作者简介: 张成尧, 男, 云南农业大学在读硕士研究生。

通信作者: 张艳诚 (1972—), 男, 云南农业大学副教授, 硕士生导师, 硕士。E-mail: zhyancheng72@163.com

收稿日期: 2022-07-03 **改回日期:** 2022-10-17

activation function; defect bean; coffee

咖啡瑕疵豆严重影响烘焙过程中咖啡的风味与品质, 直接影响咖啡的出售价格。传统的咖啡瑕疵豆检测方法是人工目测筛选, 劳动强度大、效率低、主观性大、评判标准不统一, 难以保证咖啡品质^[1-5]。随着图像技术的发展, 将计算机视觉应用于咖啡瑕疵豆的检测成为了可能^[6-7]。早期的计算机视觉研究大多基于机器学习方法, 主要采用人工提取形状、颜色、纹理等特征, 通过 K 近邻分类方法、支持向量机 (SVM) 和 BP 神经网络进行特征分类, 实现咖啡瑕疵豆的检测^[8]。Akbar 等^[9]利用随机森林和 KNN 方法, 结合颜色和纹理视觉特征实现了阿拉比卡咖啡的品质分级。Pinto 等^[10]利用 CNN 模型对咖啡瑕疵豆进行分类, 平均识别正确率为 80%。目前深度学习已被应用于农业生产的各个方面^[11-16]。宋怀波等^[17]通过改进 YOLOv5s 中的卷积块并引入 SE 注意力机制模块实现了对重度黏连的小麦籽粒的检测。奉志强等^[18]通过设计改进 YOLOv5 的特征提取模块并在主干网络中引入 Transformer, 提高了复杂背景下小目标的识别能力。胡根生等^[19]基于改进 YOLOv5 网络实现了复杂背景图像中茶尺蠖的识别, 识别准确率为 92.89%。

综上, 改进的 YOLOv5 算法在小目标检测、复杂背景等方面具有良好的表现, 因此研究拟针对传统计算机视觉中, 咖啡瑕疵豆检测网络模型深度不够导致精度不高, 特征提取耗时耗力, 以及咖啡瑕疵豆目标小、检测环境复杂等问题, 结合深度学习在模型深度、小目标检测与复杂背景识别精度高等特点, 提出一种以 YOLOv5s 为基线网络并嵌入 CBAM 注意力机制模块与 Hardswish 激活函数的咖啡瑕疵豆检测算法, 旨在提高咖啡瑕疵豆识别准确率, 以及在保证咖啡瑕疵豆检测准确率的基础上提高模

型的检测速度,使模型更加轻量化,为后续基于深度学习的咖啡豆瑕疵检测算法部署到嵌入式设备提供依据。

1 材料与方 法

1.1 试验数据制作

选用云南阿拉比卡小粒种咖啡生豆作为研究对象,使用佳能 EOS 200D II 单反相机拍摄,拍摄时相机镜头距离咖啡豆 60 cm,分别拍摄破损豆、霉菌豆、带壳豆(见图 1)640 像素×640 像素尺寸各 200 张,采集的图片包含了单粒和多粒并记录各种豆子数量保证 3 种瑕疵豆总的数量相同,并对采集的数据集进行图像增强,扩充至 2 400 张图片,按照 9 : 1 将各瑕疵豆随机分成训练集与验证集,同时检验训练集与验证集的瑕疵豆数量的比例是否接近 9 : 1,最后使用 LabelImg 软件标注目标类别与目标位置,生成 txt 文件格式。



图 1 缺陷豆种类

Figure 1 Defective soybean species

1.2 数据增强

利用 OpenCV 相关库的图像处理操作对原始图像数据集进行处理,以提高训练模型的泛化能力。该过程通过图像镜像翻转、图像噪声增大、图像模糊等(图 2),以达到提高网络的检测性能和鲁棒性。

1.3 YOLOv5 网络结构

YOLO 系列^[20-21]的检测网络是典型的 one-stage 网

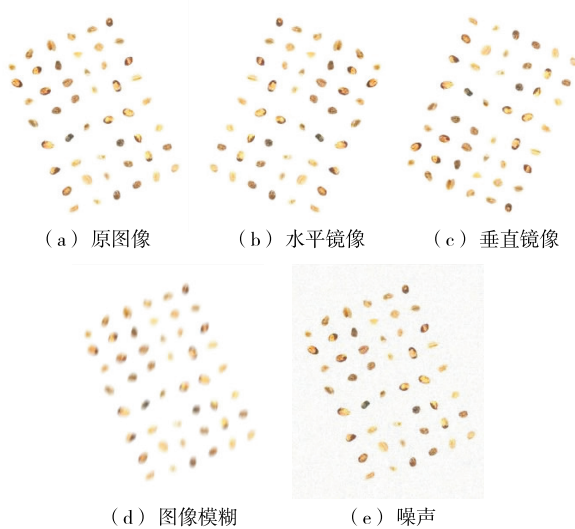


图 2 图像增强

Figure 2 Image enhancement

络,研究使用 YOLOv5s 检测模型。YOLOv5 的主要网络结构包括输入端(input)、Backbone、Neck 和输出端。

主干网络 Backbone 主要由 Focus 结构与 CSP 结构组成。Focus 模块是将输入特征图像进行切片操作,使 $640 \times 640 \times 3$ 的图像先变为 $320 \times 320 \times 12$ 的特征图,再经过一次卷积操作变为 $320 \times 320 \times 32$ 的特征图,该操作通过增加一点计算量来保证图像特征信息不会丢失,将 W、H 的信息集中到通道上,使得特征提取得更加充分。CBL 模块由 Conv + BatchNormal + LeakyRelu 组成。在 YOLOv5 中 Backbone 和 Neck 分别使用两种不同的 CSP1_X 和 CSP2_X 结构,在 Backbone 中使用带有残差结构 CSP1_X 源于 Backbone 网络结构较深,残差结构会加强梯度值在反向传播过程中,有效防止网络结构加深时所引起的梯度消失,得到更加丰富特征信息。通过设置不同的 CSP 模块中的宽度与深度,可以得到 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 不同的型号模型。SPP 结构在 Backbone 的尾部,主要目的是增大感受野,增强网络的线性表达能力。

Neck 网络是一系列混合图像特征的聚合层,采用 FPN+PAN 的结构。FPN 是通过上采样的方法传递和融合信息,从而获得预测的特征图。由于该网络的特征提取采用自上而下的特征金字塔网络,因此能够提高高层特征的传输,增强对不同尺度目标的检测,可以精确地识别不同尺寸和比例的目标对象。Neck 中 CSP2_X 主干网络中的两个分支的输出进行拼接,加强网络特征融合能力。

输出端采用 CIoU 函数作为边界框的损失函数,在目标检测后处理过程中,使用 NMS、非极大值抑制来对多目标框进行筛选,增强多目标和遮挡目标的检测能力。具体网络结构如图 3 所示。

1.4 网络结构优化

1.4.1 嵌入 CBAM 注意力机制

注意力机制通过模仿人脑处理视觉信息的方式,模仿人类迅速观察图像的全局信息,找出需要重点关注的候选区域,并将主要注意力放在此区域,从而提取更多的细节信息。因此,在深度学习,尤其是在深层次高性能网络中得到了广泛应用。

为了获取咖啡瑕疵豆更加丰富的特征信息,减少背景与复杂环境的干扰,引入 CBAM(Convolutional Block Attention Module)模块^[22]。CBAM 模块是由空间与通道的注意力机制模块组成,其中通道注意力模块与空间注意力模块可以并行排列和顺序排列,此处采取顺序排列。

输入的特征图为 $C \times H \times W \in F$,其中 C 为特征图的通道数。 F 进入通道注意力模块,通过平均池化和最大池化得到每个通道的信息,并将得到的参数通过多层感知器进行叠加,再经过 sigmoid 函数激活,从而得到通道注意力特征:

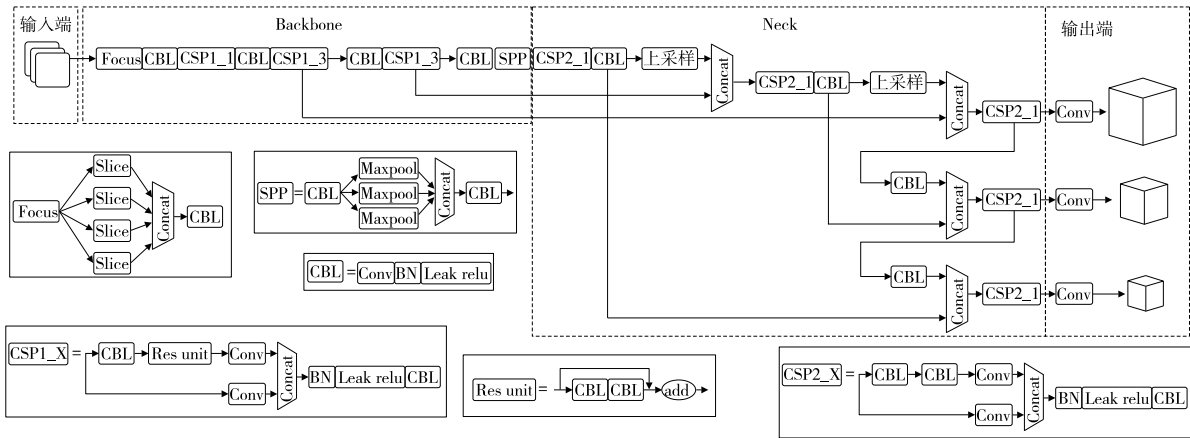


图 3 YOLOv5 网络结构

Figure 3 YOLOv5 network structure

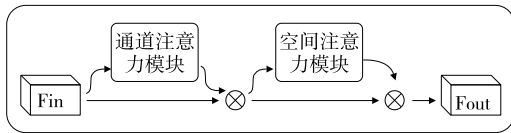


图 4 CBAM 模块结构

Figure 4 CBAM module structure

$$C_m(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) = (W_1(W_0(F_{\text{avg}}^c)) + W_1(W_0(F_{\text{max}}^c))), \quad (1)$$

式中:

C_m ——通道注意力机制;

σ ——sigmoid 函数;

MLP——多层感知器;

AvgPool、MaxPool——对模块特征图空间信息进行平均池化和最大池化;

$F_{\text{avg}}^c, F_{\text{max}}^c$ ——通道注意力机制的全局平均池化和最大平均池化运算。

进入空间模块的特征图分别进行 AvgPool 和 MaxPool 操作得到 F_{avg}^s 和 F_{max}^s , 并将其进行 concat 操作 (通道拼接), 得到的特征图进行卷积 $f^{7 \times 7}$ 操作将通道维数降维, 再通过 sigmoid 函数激活, 得到空间注意力机制特征图 S_m , 最后将 C_m 与 S_m 逐元素乘法得到模块最终特征图。

$$S_m(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)])) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{\text{avg}}^s; F_{\text{max}}^s])), \quad (2)$$

式中:

S_m ——空间注意力机制。

1.4.2 激活函数 引入非线性函数作为激活函数, 有利于加大深层神经网络表达能力, 实现权值模型的轻量化, 使模型具备捕获复杂的视觉布局能力, 从而提高模型的综合性能, 使咖啡瑕疵豆识别更加精确。选用 Hardswish 函数^[23]作为激活函数, 选择 Hardswish 将 YOLOv5s 特

征提取网络骨干部分 (Convolution、Batch normal、LeakReLU、CBL) 模块中的激活函数进行替换:

$$\text{hardswish}[X] = X \frac{(X+3)\text{ReLU6}}{6}. \quad (3)$$

1.4.3 损失函数 YOLOv5s 的损失函数由 3 部分组成, 分别是定位损失、置信度损失和类别损失, 其中置信度损失和类别损失采用二元交叉熵计算, 在 YOLOv5s 原始网络中采用 GIOU 作为定位损失计算式。

$$\text{GIOU} = \text{IOU} - \frac{|C - B \cup B^{gt}|}{C}, \quad (4)$$

$$L_{\text{GIOU}} = 1 - \text{IOU} + \frac{|C - B \cup B^{gt}|}{|C|}, \quad (5)$$

式中:

C ——两个框中的最小外接矩形;

$B \cup B^{gt}$ ——预测框与真实框的并集。

虽然 GIOU 解决了 IOU 中两个框无交集时, 导致梯度消失的情况, 但并未改善预测框与真实框相互包含时损失函数退化 IOU, 从而不能清楚描述预测框的回归问题, 无法预测评估预测框和真实框的相对位置, 影响定位精度的准确性, 导致定位框失去收敛方向。选择 CIOU^[24]作为损失函数, 其计算式为:

$$\text{CIOU} = 1 - \text{IOU} + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha\nu, \quad (6)$$

$$\nu = \frac{4}{\pi} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w^p}{h^p} \right)^2, \quad (7)$$

$$\alpha = \frac{\nu}{1 - \text{IOU} + \nu}, \quad (8)$$

式中:

b, b^{gt} ——预测框与真实框的中心点;

$\rho(\cdot)$ ——欧式距离;

C ——两个框的最小外接矩的对角线距离;

ν ——真实边框与预测边框的宽高比损失;

α ——宽高比损失系数;

αv ——CIOU 宽高比惩罚项(防止当真实框与预测框中心点重合时 CIOU 损失退化成 IOU,进而能在中心点重合时 CIOU 仍有宽高比损失惩罚,能进一步调整宽高比例)。

CIOU 综合考虑了真实框与预测框之间的重叠率损失、中心点偏移损失和自身宽高比损失 3 种度量优点,使得在模型学习与训练中具有更好、更稳定的收敛精度与收敛效果。

2 结果与分析

2.1 模型及评价指标

为了评价模型性能,采用准确率(P)、召回率(R)、平均准确率(AP)、瑕疵豆平均准确率均值(mAP)以及检测速度 FPS 作为评价指标。

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \tag{9}$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \tag{10}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR, \tag{11}$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N AP(k), \tag{12}$$

$$FPS = \frac{FigureNumber}{T}, \tag{13}$$

式中:

T_P ——判断为正类的正类;

F_N ——判断为负类的正类;

F_P ——判断为正类的负类。

2.2 训练结果

模型训练软件环境为 Windows 10 操作系统,使用 pytorch 深度学习框架,CUDA11.1。硬件环境为 GeForce RTX2060 显卡,AMD 的 R7-4800H 处理器,16 GB 运行内存。

模型训练以 YOLOv5s 初始参数设置为基础,迭代周期为 200;Batchsize 为 16;动量因子为 0.937;权重衰减系数 0.000 5,采用余弦退火策略。

由图 5 可知,经过 200 轮次的训练,损失函数的最小值出现在 155 轮为 0.03,召回率最大值出现在 158 轮为 0.991,mAP(0.5)的最大值在 154 轮为 98.8%,准确率与 mAP(0.5 : 0.95)的最大值均出现在 196 轮,分别为 99.5% 和 71.9%,选择 196 轮作为最终的测试权重文件。

2.3 不同注意力机制分析

在主干网络 Backbone 中分别使用现有的注意力机制 CBAM、SE、CA、ECA 等模块^[25-27]。分别加在表 1 序号 2、4、6、9 的 4 个 BottleneckCSP 模块后记作 A;单独加在序号 9 的 BottleneckCSP 模块后记作 B;单独增加一层加在序号 8 与序号 9 之间记作 C,结果如图 6 所示。由

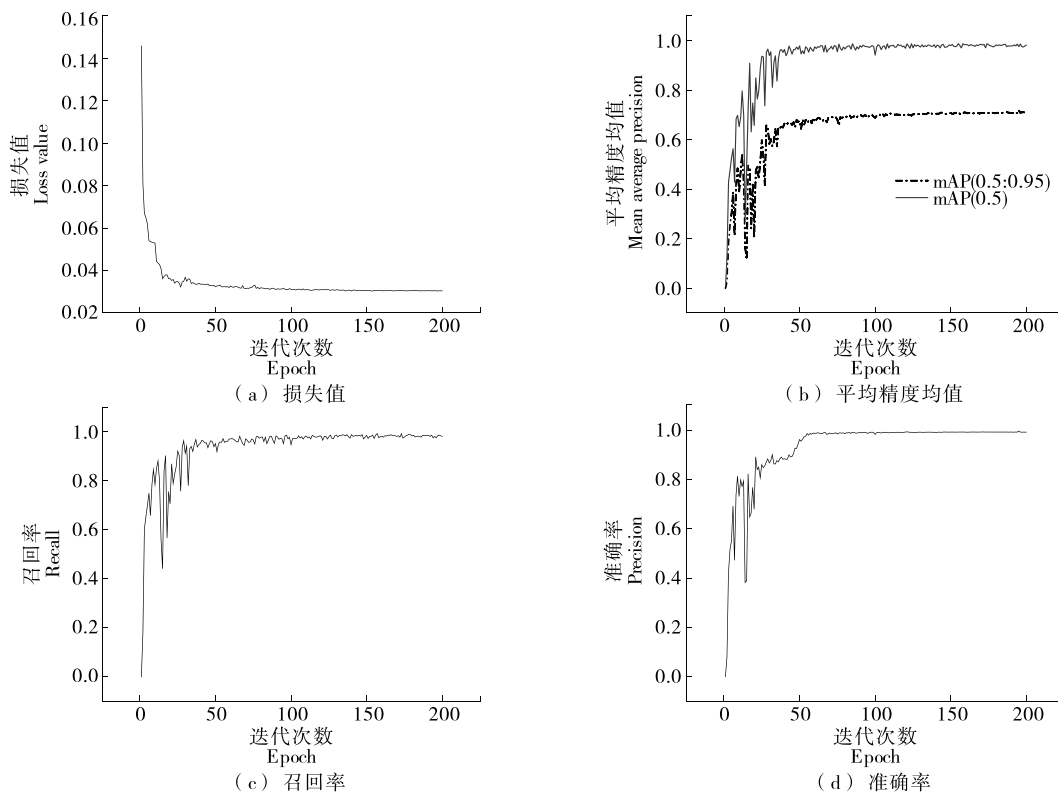


图 5 各项指标变化曲线

Figure 5 Change curves of various indicators

表 1 YOLOv5s 的 Backbone 部分网络结构图

Table 1 Backbone network of YOLOv5s

序号	from	params	module	arguments
0	-1	3 872	Focus	[3,32,3]
1	-1	19 264	Conv	[32,64,3,2]
2	-1	20 982	BottleneckCSP	[64,64,1]
3	-1	75 392	Conv	[64,128,3,2]
4	-1	163 968	BottleneckCSP	[128,128,3]
5	-1	1 186 304	Conv	[128,256,3,2]
6	-1	665 344	BottleneckCSP	[256,256,3]
7	-1	1 186 304	Conv	[256,512,3,2]
8	-1	665 344	SSP	[512,512,[5,9,13]]
9	-1	537 600	BottleneckCSP	[512,512,False]

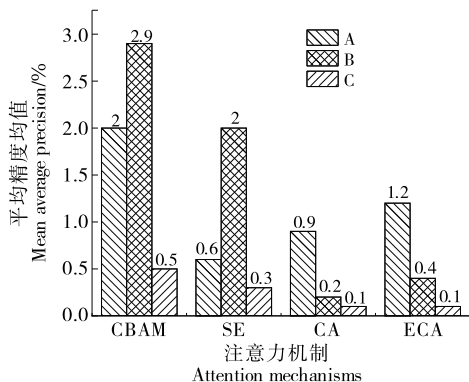


图 6 不同注意力机制比较

Figure 6 Comparison of different attention mechanisms

图 6 可知, CBAM 加在 B 处的效果最好, 相比基线网络, mAP (0.5 : 0.95) 提高了 2.9%。

2.4 不同激活函数对比

通常, 在线性捕获卷积层中的空间相关性后, 激活层立即充当标量非线性变换。目前已提出了许多有效的激活函数, 如 SILU、Hardswish 和 FReLU^[28]。以 YOLOv5s 网络为基线, 模型默认的激活函数为 LeakReLU, 以模型在 mAP(0.5 : 0.95) 为评价指标, 选择一款在该数据集上模型的泛化性能更好的激活函数。由图 7 可知, Hardswish 更有效, 在咖啡瑕疵豆的检测任务上表现更好。

2.5 检测网络对咖啡瑕疵豆的识别

由表 2 可知, YOLO 系列算法在召回率、准确率、mAP 上均大于 Faster-RCNN 和 SSD; 试验算法的 mAP 比 Faster-RCNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5 分别高 20.4%、13.2%、7.3%、4.1%、3.1%。在模型检测速度方面, 试验算法识别速率为 64 幅/s, 相比上述模型差值为 +48, +9, +18, +24, -2。在模型大小方面, 试验算

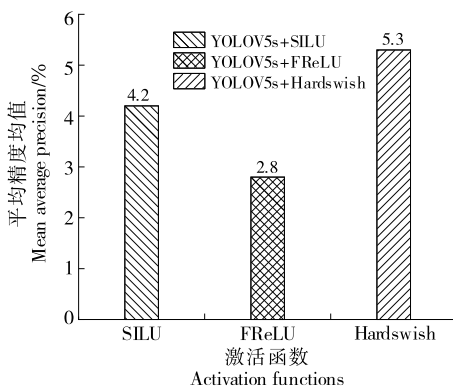


图 7 不同激活函数比较

Figure 7 Comparison of different activation functions

表 2 算法对咖啡瑕疵豆的识别结果

Table 2 Recognition results of coffee defective beans by different algorithms

方法	召回率	准确率/%	平均精度均值/%	检测时间/(幅 · s ⁻¹)	模型大小
Fast-R-RCNN	0.81	75.3	77.2	16	110M
SSD	0.79	83.9	84.4	55	16M
YOLOv3	0.93	91.7	90.3	46	240M
YOLOv4	0.92	93.1	93.5	40	246M
YOLOv5s	0.94	97.8	94.5	66	14M
试验算法	0.98	99.5	97.6	64	15M

法、SSD、YOLOv5s 明显优于 Fast-R-RCNN、YOLOv3 和 YOLOv4。综上, 改进后的算法在识别准确率与召回率上明显提升, 可大幅提高咖啡豆的品质检测。在工程应用中, 将检测速率与模型可移植性作为评价指标, 轻量级模型在模型的可移植性方面更好, 鉴于试验改进算法在检测时间与模型大小的优势, 改进后的 YOLOv5 算法更加适用咖啡豆检测系统的部署应用。

2.6 咖啡瑕疵豆的识别效果

2.6.1 单粒识别效果 测试了 3 种瑕疵豆各 30 张, 其中破损豆与霉菌豆各出现一个错误识别, 整体的检测置信度均在 90% 以上, 识别准确率为 98% (见图 8)。

2.6.2 多粒识别效果 由图 9 可知, 试验算法在粒数为 8 的图像中全部识别正确, 整体置信度在 92% 以上; 在粒数



(a) 破损豆 (b) 带壳豆 (c) 霉菌豆

图 8 单粒识别效果

Figure 8 Effects of single particle recognition effect



图9 多粒识别效果

Figure 9 Effects of multiple grains recognition

为30的图像中,有一个将破损豆识别为霉菌豆,识别正确率为96.7%,其中霉菌豆目标检测置信度最小为82%,最大为88%,均值为84.7%,破损豆目标检测置信度最小为74%,最大为87%,均值为81.7%,带壳豆目标检测置信度最小为84%,最大为90%,平均值为87.6%;单幅60粒的图像中识别错误有7个豆,分别是2个破损豆、2个带壳豆和3个霉菌豆,其中有4个识别错误豆是检测框出现类别重复。破损豆、带壳豆和霉菌豆正确率分别为90%,90%,85%。破损豆目标检测置信度最小值、最大值、平均值分别为76%,88%,83%;带壳豆目标检测置信度最小值、最大值、平均值分别为83%,90%,87.1%;霉菌豆目标检测置信度最小值、最大值、平均值分别为74%,87%,83.7%。综上,试验算法的总体识别正确率在85%以上,目标检测置信度在74%以上。随着粒数的上升,模型精度会有所下滑,总体来说模型在多粒识别方面均有不错的效果。

2.6.3 黏连识别效果 采用单幅30粒的图片分别设置3种黏连程度,由图10可知,3种黏连程度的准确率分别为100%,100%,86%,其中重度黏连中出现2个破损豆识别错误,2个带壳豆识别错误。轻度、中度、重度黏连的目标检测置信度均值分别为88.1%,81.5%,85.3%。综上,模型精度受黏连程度的影响,但模型总体识别效果较好。

2.6.4 不同光照背景 测试了3种光照条件下的单幅9粒图片,由图11可知,在过度曝光情况下识别准确率为100%,目标检测置信度均值为82.7%,在弱光环境下识别准确率为100%,目标检测置信度均值为84.4%,在昏暗环境下准确率为66.7%,其中带壳豆与霉菌豆识别准确率为100%,由于昏暗环境导致破损豆与霉菌豆显示无

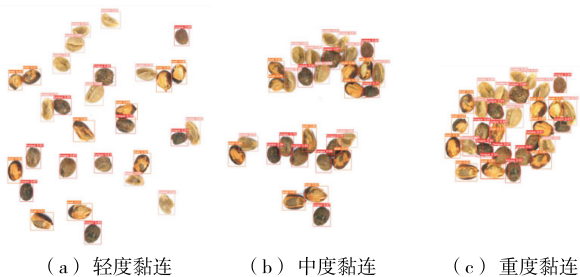


图10 黏连识别效果

Figure 10 Effects of adhesion recognition



图11 不同光照识别效果

Figure 11 Effects of recognition in different illumination

差别,导致模型将破损豆全部识别为霉菌豆,目标检测置信度均值为83.6%。综上,模型在相对稳定的环境下识别效果较好,当环境影响较大时,在带壳豆与霉菌豆检测方面也具有较高的准确率。

3 结论

针对瑕疵豆引起咖啡生豆的品质问题,提出了一种改进的YOLOv5s咖啡瑕疵豆的检测算法。结果表明,试验算法比YOLOv5s基线网络模型的准确率、平均精度均值和召回率分别提高了1.7%,3.1%和4%,同时也优于SSD、Fast-R-RCNN、YOLOv3、YOLOv4等模型;模型对单粒识别效果最好,识别准确率为99%,在多粒与黏连环境下识别效果下降,但整体识别准确率>85%;过度曝光与弱光环境下模型识别正常,但在昏暗条件下,模型易将破损豆识别为霉菌豆,导致破损豆识别准确率下降。针对破损豆的识别率不高,如何利用在计算能力有限的嵌入式设备上,实现高性能的实时咖啡瑕疵豆检测任务等问题,后续可以从数据集制作,在主干特征提取网络中增加小目标检测层,进一步提高破损豆在昏暗环境的检测效果,以及对改进后的算法进行轻量化研究。

参考文献

[1] 杨耀源,王泽霖. 加快提升云南咖啡产业竞争力的思考[J]. 农村工作通讯, 2021(6): 58-59.
 YANG Y Y, WANG Z L. Thinking on accelerating the competitiveness of Yunnan coffee industry [J]. Rural Work Newsletter, 2021(6): 58-59.
 [2] 张方. 云南咖啡产业国际竞争力评价及影响因素研究[D]. 昆明: 云南财经大学, 2020: 1-74.
 ZHANG F. Research on the evaluation of international competitiveness of coffee industry in Yunnan Province and its influencing [D]. Kunming: Yunnan University of Finance and Economics, 2020: 1-74.
 [3] 李梦丽,张付杰,杨薇,等. 云南小粒咖啡烘焙工艺优化及总糖含量的测定[J]. 食品工业科技, 2019, 40(6): 186-192.
 LI M L, ZHANG F J, YANG W, et al. Optimization of roasting technology and measurement of total sugar contents in Yunnan Arabica coffee[J]. Science and Technology of Food Industry, 2019, 40(6): 186-192.

- [4] 赵会杰, 赵璟. 云南小粒咖啡绿色产业竞争力研究[J]. 合作经济与科技, 2017(24): 48-49.
ZHAO H J, ZHAO J. A study on the competitiveness of Yunnan small grain coffee green industry[J]. *Co-Oerativeconomy & Science*, 2017(24): 48-49.
- [5] 王莉. 云南农产品品牌营销研究: 以云南小粒咖啡为例[J]. 中国商论, 2016(19): 7-8.
WANG L. Research on brand marketing of Yunnan agricultural products: Take Yunnan small grain coffee as an example[J]. *China Business & Trade*, 2016(19): 7-8.
- [6] 陈科圻, 朱志亮, 邓小明, 等. 多尺度目标检测的深度学习研究综述[J]. 软件学报, 2021, 32(4): 1 201-1 227.
CHEN K Q, ZHU Z L, DENG X M, et al. Deep learning for multi-scale object detection: A survey[J]. *Journal of Software*, 2021, 32(4): 1 201-1 227.
- [7] 朱云, 凌志刚, 张雨强. 机器视觉技术研究进展及展望[J]. 图学学报, 2020, 41(6): 871-890.
ZHU Y, LING Z G, ZHANG Y Q. Research progress and prospect of machine vision technology[J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(6): 871-890.
- [8] 李旭然, 丁晓红. 机器学习的五大类别及其主要算法综述[J]. 软件导刊, 2019, 18(7): 4-9.
LI X R, DING X H. Survey on five tribes of machine learning and the main algorithms[J]. *Software Guide*, 2019, 18(7): 4-9.
- [9] AKBAR M N, RACHMAWATI E, STHEVANIE F. Visual feature and machine learning approach for Arabica green coffee beans grade determination[C]// 2020 the 6th International Conference on Communication and Information Processing. New York: Association for Computing Machinery, 2020: 97-104.
- [10] PINTO C, FURUKAWA J, FUKAI H, et al. Classification of green coffee bean images based on defect types using convolutional neural network (CNN) [C]// 2017 International Conference on Advanced Informatics, Concepts, Theory, and Applications, Denpasar, Indonesia. [S.l.]: IEEE, 2017: 1-5.
- [11] 周胜安, 黄耿生, 张译匀, 等. 基于深度学习的水果缺陷实时检测方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(11): 123-129.
ZHOU S A, HUANG G S, ZHANG Y Y, et al. Real time detection method of fruit defects based on deep learning [J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(11): 123-129.
- [12] 张军锋, 尚展奎. 基于深度学习卷积神经网络的花生籽粒完整性检测[J]. 食品与机械, 2022, 38(5): 24-29, 36.
ZHANG J F, SHANG Z L. Peanut kernel integrity detection based on deep learning convolution neural network [J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(5): 24-29, 36.
- [13] 刘新宇, 郝同盟, 张红涛, 等. 基于改进 YOLOv3 网络的烟梗识别定位方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(3): 103-109.
LIU X Y, HAO T M, ZHANG H T, et al. Cigarette stem identification and location method based on improved YOLOv3 network[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(3): 103-109.
- [14] 李聪, 喻国威, 张原嘉, 等. 基于 ResNeXt 与迁移学习的干制哈密大枣果梗/花萼及缺陷识别[J]. 食品与机械, 2022, 38(1): 135-140.
LI C, YU G W, ZHANG Y J, et al. Research on recognition of stem/calyx and defects of dried Hami jujube based on ResNeXt and transfer learning[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(1): 135-140.
- [15] 丁奇安, 刘龙申, 陈佳, 等. 基于 Jetson Nano+ YOLO v5 的哺乳仔猪目标检测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 277-284.
DING Q A, LIU L S, CHEN J, et al. Object detection of suckling piglets based on Jetson Nano and YOLOv5[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2022, 53(3): 277-284.
- [16] 刘莫尘, 高甜甜, 马宗旭, 等. 基于 MSRCR-YOLOv4-tiny 的田间玉米杂草检测模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 246-255, 335.
LIU M C, GAO T T, MA Z X, et al. Target detection model of corn weeds in field environment based on MSRCR algorithm and YOLOv4-tiny [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2022, 53(2): 246-255, 335.
- [17] 宋怀波, 王云飞, 段援朝, 等. 基于 YOLO v5-MDC 的重度粘连小麦籽粒检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 245-253.
SONG H B, WANG Y F, DUAN Y C, et al. Detection method of severe adhesive wheat grain based on YOLOv5 MDC model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2022, 53(4): 245-253.
- [18] 奉志强, 谢志军, 包正伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的无人机实时密集小目标检测算法[J/OL]. 航空学报. (2022-05-11) [2022-07-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20220509.2316.010.html>.
FENG Z Q, XIE Z J, BAO Z W, et al. Real-time dense small object detection algorithm for UAV based on improved YOLOv5[J/OL]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*. (2022-05-11) [2022-07-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20220509.2316.010.html>.
- [19] 胡根生, 吴继甜, 鲍文霞, 等. 基于改进 YOLOv5 网络的复杂背景图像中茶尺蠖检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 191-198.
HU G S, WU J T, BAO W X, et al. Detection of ectropis oblique in complex background images using improved YOLOv5 [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(21): 191-198.
- [20] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [21] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 7 263-7 271.
- [22] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham: Springer, 2018: 3-19.

(下转第 175 页)

- and its cholesterol-lowering activity[J]. *China Dairy Industry*, 2003, 4(6): 7-10.
- [7] VINDEROLA C G, MOCCHIUTTI P, REINHEIMER J A. Interactions among lactic acid starter and Probiotic Bacteria used for fermented dairy products[J]. *Journal of Dairy Science*, 2002, 85(4): 720-729.
- [8] LAMAS B, MATHIS L, RICHARD H, et al. Caspase recruitment domain 9, microbiota, and tryptophan metabolism: Dangerous liaisons in inflammatory bowel diseases[J]. *Current Opinion in Clinical Nutrition & Metabolic Care*, 2017, 20(4): 243.
- [9] MAITY T K, MISRA A K. Probiotics and human health: Synoptic review [J]. *African Journal of Food Agriculture Nutrition & Development*, 2009, 9(8): 1 778-1 796.
- [10] 胡会萍. 益生菌及其在功能食品中的应用[J]. *食品研究与开发*, 2007(2): 173-175.
HU H P. Probiotics and their application in functional food[J]. *Food Research and Development*, 2007(2): 173-175.
- [11] SANDERS M E. Overview of functional foods: Emphasis on Probiotic Bacteria [J]. *International Dairy Journal*, 1998, 8(5/6): 340-347.
- [12] 莫依灿, 钟伟俊, 何湛, 等. 黄酒中乳酸菌的研究进展[J]. *中国酿造*, 2015, 34(9): 5-8.
MO Y C, ZHONG W J, HE Z, et al. Research progress of lactic acid bacteria in rice wine[J]. *China Brewing*, 2015, 34(9): 5-8.
- [13] MILLER G L. Use of dinitrosalicylic acid reagent for determination of reducing sugar[J]. *Analytical Chemistry*, 1959, 31(3): 426-428.
- [14] YANG Y J, XIA Y J, WANG G Q, et al. Effect of mixed yeast starter on volatile flavor compounds in Chinese rice wine during different brewing stages[J]. *LWT-Food Science and Technology*, 2017, 78: 373-381.
- [15] 王琼波. 模糊综合评价法在米酒感官评价中的应用[J]. *饮料工业*, 2014, 17(6): 42-44.
WANG Q B. Application of fuzzy comprehensive evaluation method in sensory evaluation of rice wine[J]. *Beverage Industry*, 2014, 17(6): 42-44.
- [16] NARENDRANATH N V, HYNES S H, THOMAS K C, et al. Effects of *Lactobacilli* on yeast-catalyzed ethanol fermentations[J]. *Appl Environ Microbiol*, 1997, 63(11): 58-63.
- [17] 杨红梅, 林汉亮. 鼠李糖乳杆菌在酸奶中的应用研究[J]. *新疆畜牧业*, 2011(10): 30-32.
YANG H M, LIN H L. Application of *Lactobacillus rhamnosus* in yoghurt[J]. *Xinjiang Animal Husbandry*, 2011(10): 30-32.
- [18] OGAWA M, SHIMIZU K, NOMOTO K, et al. Inhibition of in vitro growth of Shiga toxin-producing *Escherichia coli* O157: H7 by probiotic *Lactobacillus* strains due to production of lactic acid [J]. *Int J Food Microbiol*, 2001, 68(1/2): 135-140.
- [19] 张桢, 朱晓峰, 崔雷鸿, 等. 猪源乳酸杆菌的安全性及抗逆性评价[J]. *畜牧与兽医*, 2021, 53(1): 31-35.
ZHANG Z, ZHU X F, CUI L H, et al. Evaluation of safety and stress resistance of *Lactobacillus* from pigs[J]. *Animal Husbandry and Veterinary Medicine*, 201, 53(1): 31-35.
- [20] GERARDI C, TRISTEZZA M, GIORDANO L, et al. Exploitation of *Prunus mahaleb* fruit by fermentation with selected strains of *Lactobacillus plantarum* and *Saccharomyces cerevisiae* [J]. *Food Microbiol*, 2019, 84(12): 103-106.
- [21] 邹凌波, 王栋, 余海燕, 等. 基于理化指标和风味成分的酿造米酒分类及其相关特性分析[J]. *食品与发酵工业*, 2019, 45(13): 78-84.
ZOU L B, WANG D, YU H Y, et al. Classification and related characteristics analysis of brewed rice wine based on physical and chemical indexes and flavor components [J]. *Food and Fermentation Industries*, 2019, 45(13): 78-84.
- [22] 赵恒山. 产糖化酶、液化酶菌株的筛选及麸曲的制备[D]. 晋中: 山西农业大学, 2017: 28-29.
ZHAO H S. Screening of glycosylase and liquefaction enzyme strains and preparation of bran Qu [D]. Jinzhong: Shanxi Agricultural University, 2017: 28-29.
- [23] BARTLE L, SUMBY K, SUNDBSTROM J, et al. The microbial challenge of wine making: Yeast-bacteria compatibility[J]. *FEMS Yeast Res*, 2019, 19(4): foz040.
- [24] REDDY G, ALTAF M, NAVEENA B J, et al. Amyolytic bacterial lactic acid fermentation: A review[J]. *Biotechnology Advances*, 2008, 26(1): 22-34.
- [25] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville: IEEE, 2021: 13 713-13 722.
- [26] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. Supplementary material for 'ECA-Net': Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]// *Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle: IEEE, 2020: 13-19.
- [27] MA N, ZHANG X, SUN J. Funnel activation for visual recognition [C]// *European Conference on Computer Vision*. Cham: Springer, 2020: 351-368.

(上接第 56 页)

- [23] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3 [C]// *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul: IEEE, 2019: 1 314-1 324.
- [24] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(8): 8 574-8 586.
- [25] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7 132-7 141.