

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2023.81137

融合 Fasternet 与 YOLOv5 模型的鸡蛋外观检测

魏晶鑫 陈中举 许浩然

(长江大学计算机科学学院, 湖北 荆州 434023)

摘要: [目的] 高效识别自动化生产过程中存在蛋壳瑕疵的鸡蛋。[方法] 设计了一种融合 Fasternet 模块与 YOLOv5s 的鸡蛋外观检测模型 FC-YOLOv5。该模型使用 Kmeans++ 算法对数据集重新聚类, 优化先验框; 将 C3 结构中的 Bottleneck 模块替换为 FasternetBlock 模块, 减少模型参数量, 同时提高模型检测精度; 采用 Soft-NMS 算法作为非极大值抑制算法, 提高重叠特征的检测效果; 引入 CBAM 注意力机制, 增加网络模型对重要特征的提取能力。[结果] 与 YOLOv5 原模型相比, 改进后的 FC-YOLOv5 模型在 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 上分别提高了 3.2% 和 5.2%, 计算量和参数量分别减少了 19.6% 和 16.9%, 且与 YOLOv7-tiny 和 YOLOv8 模型相比有显著优势。[结论] 试验方法在鸡蛋外观检测场景下可提高检测精度并降低参数量, 达到鸡蛋自动化生产中的次品蛋识别目的。

关键词: 鸡蛋外观检测; YOLOv5; Fasternet; Kmeans++; CBAM

Detection of egg appearance based on Fasternet and YOLOv5 model

WEI Jingxin CHEN Zhongju XU Haoran

(School of Computer Science, Yangtze University, Jingzhou, Hubei 434023, China)

Abstract: [Objective] Efficiently identify eggs with defects on their appearance in the automatic production process. [Methods] Designed a detection model based on fusing Fasternet module and YOLOv5s. The model used the Kmeans++ algorithm to re-cluster the dataset and optimized the bounding box. The Bottleneck module in the C3 structure was replaced by the Fasternet Block module to reduce the parameters and improve the precision in the process of detection. The Soft-NMS, a non-maximum suppression was utilized to improve the detection of eggs with similar features. The CBAM attention mechanism was introduced to enhance the function of extracting important features. [Results] Compared with the YOLOv5 original model, the experiment results showed that the mAP@0.5 and mAP@0.5:0.95 respectively had increased by 3.2% and 5.2%, respectively. The amount of calculation and parameters was reduced by 19.6% and 16.9%, respectively. Compared with YOLOv7-tiny and YOLOv8 models, the improved model has significant advantages. [Conclusion] The experimental method can optimize the detection precision and reduces the parameters in the detection of egg appearance, so as to achieve the purpose of identifying defected eggs in the automatic production. Efficiently identify eggs with defects on their appearance in the automatic production process.

Keywords: detection of egg appearance; YOLOv5; Fasternet; Kmeans++; CBAM

2020 年, 鸡蛋年消费量达 2 947.8 万 t^[1-2]。在鸡蛋加工过程中, 鸡蛋的外观品质直接关系到鸡蛋产量、异常蛋比率及破损率等^[3]。目前, 中国对鸡蛋外观品质的检测主要依靠人工观察法, 该方法需要大量劳动力且效率不高。

目前, 国内外学者主要采用音频分析和机器视觉两种方法检测鸡蛋的外观品质。如胥保文等^[4-5]通过鸡蛋敲击响应的声音信号来判断完好蛋和裂纹蛋, 但该方法在检测过程中会使鸡蛋受到机械振动, 容易产生二次破

裂^[6]。而基于机器视觉的方法仅通过鸡蛋图片进行检测, 是一种无损检测方法。在使用机器视觉^[7]检测鸡蛋外观品质的研究中, 涂伟沪等^[8-9]采用传统机器学习算法进行鸡蛋裂纹检测, 但该方法检测速度慢, 不能处理复杂、多变的鸡蛋裂纹。陈羽立等^[10-11]在 Efficientnet 的基础上研究鸡蛋裂纹, 完成了深度学习在该领域应用的初步探索, 但该算法仅检测鸡蛋是否有裂纹, 并不能定位鸡蛋裂纹。赵祚喜等^[12-13]选择 YOLO 模型构建蛋品破损检测模型,

基金项目: 湖北省教育厅科学技术研究项目 (编号: B2021052)

通信作者: 陈中举 (1976—), 男, 长江大学副教授, 硕士。E-mail: chenjd@163.com

收稿日期: 2023-11-13 **改回日期:** 2024-05-12

但仅对蛋壳破损这一外观进行了检测,并未考虑蛋壳其他异常情况。姚雪峰等^[14]提出了YOLOv5蛋类缺陷检测模型,但其并未在真实场景下进行检测,结果缺少鲁棒性。

研究拟提出一种基于改进YOLOv5s蛋壳外观品质检测方法,用来解决真实场景下的鸡蛋破损、脏污以及蛋壳异常的品质检测问题。通过改进YOLOv5s算法,在进一步提高准确率的同时轻量化模型,以适应生产环境中高精度、低配置的设备要求,以期为多种鸡蛋外观品质的检测研究提供依据。

1 FC-YOLOv5鸡蛋品质检测模型

1.1 YOLOv5模型

YOLOv5^[15]是一种单阶段的端到端的目标检测算法,根据网络深度的不同可分为YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l和YOLOv5x 5种模型。其中YOLOv5n的网络结构深度最小,但检测精度也较低,而YOLOv5m、YOLOv5l和YOLOv5x因为网络深度较深,计算量大,对硬件要求高。因此选择网络结构深度适中,计算量较低的YOLOv5s模型作为基准模型来构建试验模型。

YOLOv5s模型主要分为输入端(input)、特征提取主干网络结构(backbone)、特征融合结构(neck)和输出端(head)四部分^[16]。试验模型FC-YOLOv5针对此4个部分进行改进,在输入端使用K-means++^[17]算法优化鸡蛋外观检测数据集的先验框,在Backbone和Neck部分使用FasterNetBlock^[18]模块替换原YOLOv5s模型C3结构中的Bottleneck模块,在Neck部分引入CBAM^[19]注意力机制,在输出端选择Soft-NMS^[20]算法替换NMS算法。改进后的模型结构如图1所示。

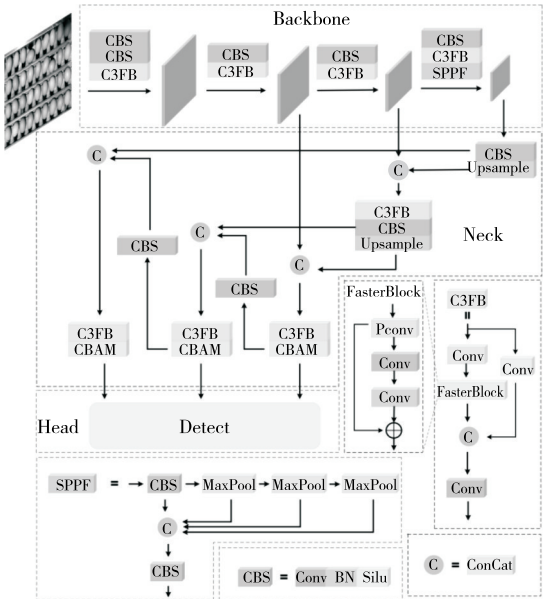


图1 FC-YOLOv5结构图

Figure 1 FC-YOLOv5 structure diagram

1.2 先验框优化

YOLOv5s算法经过特征融合后会产生3个不同尺度的特征图,每个特征图通过分配3个先验框来实现目标物体的快速检测。原始的先验框由Kmeans算法对MSCOCO^[21]数据集的目标框聚类得到^[22]。然而由于鸡蛋品质检测场景较为复杂,生产车间的鸡蛋往往过于密集,采集的照片中目标较小,原始的预设先验框并不能很好地适用于鸡蛋检测场景。试验使用Kmeans算法的改进版本Kmeans++算法对鸡蛋蛋壳数据集重新聚类,以得到新的先验框,使先验框的尺寸与真实框更加匹配,来提高模型检测准确率。通过Kmeans++生成的先验框与默认先验框的尺寸对比结果见表1。

表1 先验框尺寸对比

Table 1 Comparison of prior box sizes

预测特征图大小	预测目标	默认先验框	调整后先验框
80×80	小	[10,13],[16,30],[33,23]	[8,13],[11,24],[18,16]
40×40	中	[30,61],[62,45],[59,119]	[19,30],[22,44],[36,26]
20×20	大	[116,90],[156,198],[373,326]	[42,60],[59,40],[69,79]

1.3 改进C3模块

YOLOv5s中C3模块(图2)是学习残差特征的主要模块,其通过堆叠多个bottleneck模块来达到特征提取的目的。每个bottleneck模块包含一个1×1卷积和一个3×3卷积,将增加模型的计算负载和复杂度^[23]。因此,试验选择计算量更少,结构更简单的FasterNetBlock模块替换C3结构中的bottleneck模块构成C3FB结构,其结构如图2所示。

FasterNet Block模块是香港科学技术大学提出的FasterNet网络模型的组成模块,该模块部分使用Partial Convolution(PCnv)^[24],使其较Bottleneck模块具有更低的浮点运算和内存访问,并有更高的精度提升。

PCnv是FasterNet Block主要减少浮点运算和内存访问的模块,其结构如图3所示。

假设一个大小为 $h \times w \times c$ 的输入特征图,选择其中部分通道 c_p ,使用常规卷积对 c_p 个通道进行特征提取,剩余 $c - c_p$ 个通道则保持不变。PCnv的内存访问情况及浮点运算情况见表2。

PCnv的浮点运算值和内存访问情况分别为Conv的 $\left(\frac{c_p}{c}\right)^2$ 和 $\frac{c_p}{c}$ 。其中, h, w 为特征图的高和宽, k 为卷积核的大小。

FasterNet Block由一个PCnv层和两个1×1的卷

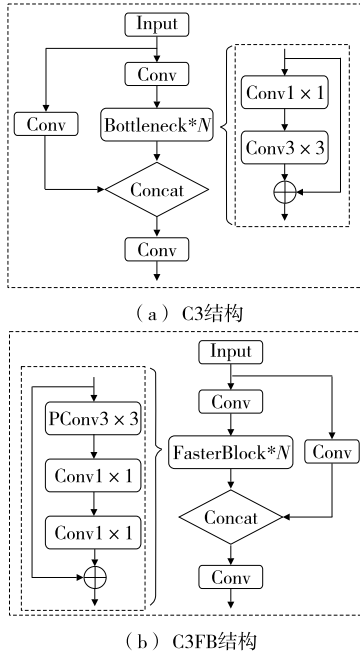


图2 C3FB 结构
Figure 2 C3FB structure

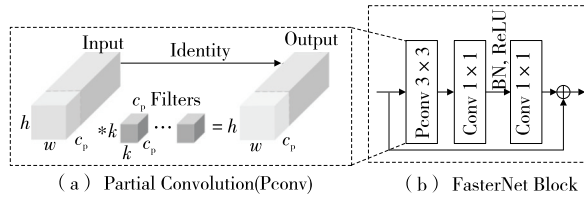


图3 FasterNet Block 结构
Figure 3 FasterNet Block structure

表2 计算量对比

Table 2 Comparison of computing resources

卷积类型	内存访问情况	浮点运算值
Conv	$h \times w \times 2c + k^2 \times c^2 \approx h \times w \times 2c$	$h \times w \times k^2 \times c^2$
PConv	$h \times w \times 2c_p + k^2 \times c_p^2 \approx h \times w \times 2c_p$	$h \times w \times k^2 \times c_p^2$

积层组成,再经过一个残差连接,使得该模块在减少浮点计算量的同时,提高了整个网络的表征能力,使模型识别精度更高。

1.4 改进非极大值抑制算法

鸡蛋加工过程中,部分鸡蛋个体会同时存在破损、脏污和蛋壳异常等特征,这些不合格的特征存在局部混叠现象。而原 YOLOv5s 模型中使用的非极大值抑制算法 (NMS) 并不能很好地判定重叠特征的检测框,进而影响检测准确率。因此,试验使用 Soft-NMS 算法替换 NMS 算法来解决特征混叠问题。

NMS 算法主要用于筛选目标检测中检测同一目标

的重复框,其通过判断某一检测框与最大得分框的 IOU 值是否大于阈值来判断该检测框是否重复,并对其进行删除。但该算法严重依赖阈值的设定,阈值设置是否合适会直接影响模型检测准确率。

Soft-NMS 算法不同于 NMS 算法使用的简单阈值判断法,而是通过引入置信度得分机制来减少对阈值的严重依赖。Soft-NMS 算法的工作原理为:

(1) 使用目标检测算法检测图片中的目标物体并生成一个边界框,为该边界框提供一个初始化置信度分数。

(2) 将这些边界框按置信度分数由高到低排序,得分最高的框判断为目标框,剩余框通过一个权重函数降低其置信度得分,删掉得分小于阈值的。

(3) 重复步骤 2,直到边界框为空。

Soft-NMS 算法通过两种权重函数降低其置信度得分:线性加权和高斯加权。由于线性加权函数在 IOU 值等于阈值时,会使置信度得分产生一个跳变,因此试验使用高斯加权函数来降低置信度得分。高斯加权函数表达式为:

$$S_i = S_i e^{-\frac{iou(M, b_i)^2}{\sigma}}, \forall b_i \notin D, \quad (1)$$

式中:

M ——当前最大得分框;

b_i ——待处理框;

S_i ——待处理框得分;

$iou(M, b_i)$ ——最大得分框与待处理框交集面积与并集面积之比。

试验选择 DIOU^[25] 算法来计算 NMS 算法中的 IOU 值。

1.5 CBAM 注意力机制

为了进一步提高特征融合部分对关键信息融合和重要特征提取的能力,在特征融合部分引入 CBAM 注意力机制,以突出蛋壳不合格区域,弱化冗余特征。CBAM 模块通过对特征图通道与通道之间和空间与空间之间的关系进行建模,来提高整个网络模型的性能。它融合了通道注意力和空间注意力两个模块,其结构如图 4 所示。图 4(a)为通道注意力模块,其具体实现为:

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) = \sigma(W_1(W_o(F_{\text{avg}}^c)) + W_1(W_o(F_{\text{max}}^c))) \quad (2)$$

输入特征图 F 沿着空间维度分别进行最大池化和平均池化,得到两个 $1 \times 1 \times C$ 特征图 F_{avg}^c 和 F_{max}^c ,并将其送入具有一个隐藏层的多层感知机中,将其结果相加并激活得到最后融合通道信息的关系模型。图 4(c)为空间注意力模块,其具体实现为:

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)])) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{\text{avg}}^s; F_{\text{max}}^s])), \quad (3)$$

式中:

F ——输入特征图；
MLP——多层感知机；
AvgPool——最大池化；
MaxPool——平均池化；
 $F_{avg}^c \setminus F_{max}^c$ ——沿着空间维度进行最大池化和平均池化后得到的特征图；
 σ ——激活函数；
 W ——权重系数。

输入特征图 F 沿着通道维度进行最大池化和平均池化,得到两个 $W \times H \times 1$ 的特征图 F_{avg}^c 和 F_{max}^c ,将其进行维度拼接并送入一个卷积核为 7×7 的卷积层,最后通过激活函数得到具有空间信息的关系模型。其中 F_{avg}^c 和 F_{max}^c 为沿着通道维度进行最大池化和平均池化后得到的特征图, $f^{7 \times 7}$ 为卷积核为 7×7 的卷积层。

CBAM 的具体实现如图 4(b) 所示,首先输入特征图通过通道注意力模块构建通道之间关系模型,并与自身融合得到通道注意力特征图,具有通道信息的特征图经过空间注意力模块构建空间之间关系模型,并与其自身融合得到最终具有通道信息和空间信息的特征图,使 CBAM 模块最终达到提取重要信息的能力。

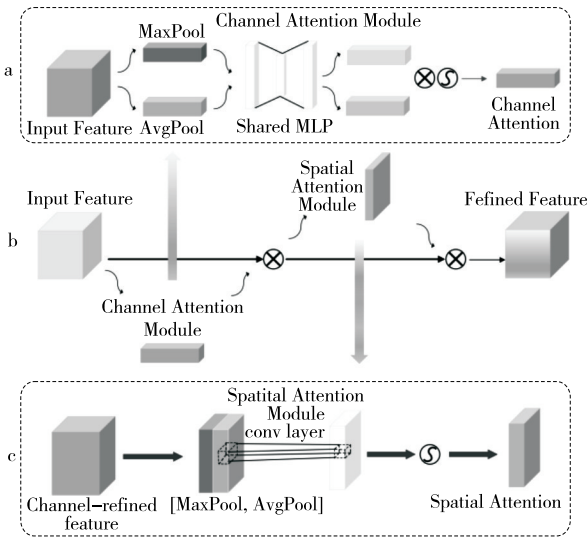


图 4 CBAM 结构
Figure 4 CBAM structure

2 数据集与性能指标

2.1 数据集

试验所使用的数据集为自制鸡蛋外观品质数据集,数据来源于湖北鲜而美农业发展有限公司鸡蛋生产线上的真实场景。共采集图片 564 张,视频片段 43 条,采用抽帧的方式每 30 帧抽取一张图片对数据集进行扩充,共获得 2 170 张图片。使用 Labeling 工具对图片进行数据标注,输出 YOLO 格式标签,并将标记好的图片按照 8:1:1 随机划分训练集、验证集和测试集。鸡蛋外观品质的判断标准及数据集信息见表 3,经 Labeling 标注后的数据集图像如图 5 所示。

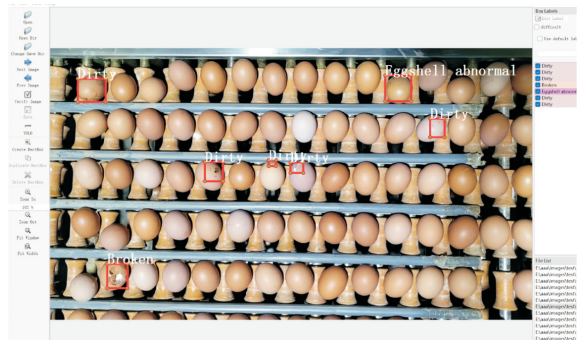


图 5 Labeling 标注图
Figure 5 Labeling annotated graph

2.2 试验环境

试验采用 pytorch 1.7.0, CUDA 11.0 作为深度学习框架;模型训练的计算机配置为 Linux 操作系统, CPU: Intel (R) Xeon(R) Platinum 8255C; 主频 2.5, GPU: DVIDIA GeForce RTX3080 10 G。模型测试的计算机配置为 Windows 11 操作系统, CPU: Inter(R)Core(TM)i9 - 12900H; GPU: DVIDIA GeForce RTX3060 6G。

2.3 模型的评价指标

采用目标检测算法中较常使用的精准率、召回率、平均精度(AP)、mAP@0.5、mAP@0.5:0.95 作为模型识别性能评估指标^[28],选用参数数量和浮点计算量作为模型计算性能评估指标,并分别按式(4)~式(7)计算。

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \tag{4}$$

表 3 数据集信息
Table 3 Dataset information

瑕疵外观特征	瑕疵特征描述	标签	特征数量
脏污	蛋壳上的污渍不仅会影响蛋壳品质,还会大大降低消费者购买欲	脏污(dirty)	4 008
沙皮、雀斑	沙皮、雀斑性状越严重,蛋壳越薄,运输过程更易产生蛋壳破损,鸡蛋新鲜度越低,消费者的购买欲望越低 ^[26-27]	蛋壳异常(eggshell abnormalities)	5 135
破损	蛋壳破损会导致细菌进入,直接影响鸡蛋的货架期和可食用性	破损(broken)	6 195

$$R_{\text{recall}} = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \quad (5)$$

$$A_P = \int_0^1 P(R) dR, \quad (6)$$

$$m_{AP} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (A_P)_n, \quad (7)$$

式中:

P_{recision} ——精准率;

R_{ecall} ——召回率;

A_P ——平均精度;

m_{AP} ——平均精度均值;

T_P ——预测值与真实值一样的真正例;

T_N ——预测值与真实值一样的真反例;

F_P ——预测值与真实值不一样的假正例;

F_N ——预测值与真实值不一样的假反例。

判断真正例和假正例一项重要指标是目标检测框与真实框的 IOU 值,当 IOU 值 $\geq$ 阈值时,则判定为真正例,

当 IOU 值 $<$ 阈值时判定为假正例。AP 是衡量模型对每个类别识别准确率的指标,其值为 P-R (precision-recall) 曲线与坐标轴围成的面积, P(R) 曲线以召回率为横坐标,精确率为纵坐标。而 mAP 是取所有类别 AP 的平均值,是衡量模型整体识别准确率好坏的指标。mAP 又分为 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95, mAP@0.5 指判定真正例和假正例的 IOU 阈值为 0.5 的平均精度均值。mAP@0.5:0.95 指 IOU 阈值以 0.5 开始,以步长 0.05 递增,到 0.95 结束的所有精度值的平均精度均值。

3 试验结果与分析

3.1 消融试验

以 YOLOv5s 算法作为基准模型进行改进,提出 FC-YOLOv5s 模型;为了验证对不同模型的改进是否合理有效,进行消融试验。其中,图片的输入大小为 800×800 ,训练周期为 350 epoch,消融试验结果见表 4。

表 4 消融试验结果[†]

Table 4 Results of ablation experiments

模型	Kmeans++	Fasternet block	Soft-nms	CBAM	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	参数量	计算量/G
Yolov5s					0.847	0.453	7.01×10^6	15.8
A	✓				0.859	0.460	7.01×10^6	15.8
B	✓	✓			0.866	0.466	5.78×10^6	12.6
C	✓	✓	✓		0.872	0.501	5.78×10^6	12.6
D	✓	✓	✓	✓	0.879	0.505	5.83×10^6	12.7

[†] “✓”表示试验中采用该模块。

由表 4 可知, A 模型使用 Kmeans++ 算法重新聚类数据集的先验框,使先验框更适合鸡蛋外观品质检测场景,模型的 mAP@0.5 较基础的 YOLOv5s 模型提高了 1.2%。B 模型在 A 模型基础上替换 C3 结构中的 bottleneck 模块为 FasterNetblock 模块,其中部分通道采用 PConv 代替常规卷积,利用特征映射冗余性,减少参数量和计算量,并将 mAP@0.5 提高到 86.6%。C 模型进一步使用 Soft-NMS 算法替换 NMS 算法,对重叠框判断更加合理, mAP@0.5 相较于 B 算法提高了 0.6%, mAP@0.5:0.95 提高了 3.5%。D 模型将 CBAM 注意力机制添加至检测头前,增强了模型特征融合能力,使精度均值提高了 0.7%。消融试验中,添加不同的改进模块均有效提升了模型在鸡蛋外观检测场景的检测精度,证明了试验提出改进方法的可行性。

为了进一步验证改进模型在鸡蛋外观品质检测场景中的有效性,对比了不同算法模型识别 3 种次品特征的 AP 值,试验结果如图 6 所示。

由图 6 可知,试验提出的 FC-YOLOv5s 算法(模型 D)对脏污和破损的检测精度分别达到了 83.2% 和 90.4%,

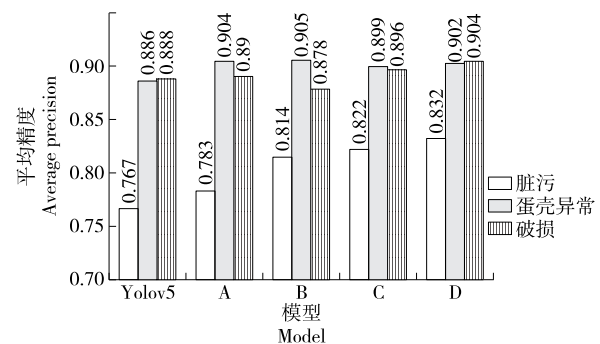


图 6 不同次品特征精确率对比图

Figure 6 Comparison of the accuracy rate of different defective product characteristics

较其他几种模型均有一定提升。对于蛋壳异常的检测,各模型均达到 90.2%~90.5%,检测精度相差不大。比较各次品特征的检测精度发现,各模型对于脏污的检测精度较其他两类特征偏低,通过查看数据集及相关文献分析,可能是由于鸡蛋实际生产环境中脏污这一特征数据较为复杂,污渍大小、颜色、深浅等因素导致该类特征的

判断难度较大,进而影响该特征的准确率。模型 D 对脏污、蛋壳异常和破损 3 种特征的检测精度较原 YOLOv5s 模型分别提升了 6.5%,1.6%,1.6%,对于 Dirty 检测精度的提升幅度最大,表明试验的改进模型 FC-YOLOv5s 可以有效提高对脏污的准确率,弥补该类检测精度不足的缺陷。

综上,经消融实验验证和次品特征检测对比,试验提出的改进模型 FC-YOLOv5s 在平均检测精度、计算量和参数量、对各类特征的检测效果各方面均最佳,综合性能最优;说明各模块的改进合理且具有有效性,能在实现轻量化的同时进一步提高检测精度。

3.2 对比试验

为了更加全面、客观地评价改进后算法的整体性能,同时评估该算法在鸡蛋品质检测场景中的优劣性,选取了目前主流使用的 YOLOv5s、YOLOv7-tiny^[29]、YOLOv8n^[30]和 YOLOv8s 4 种模型进行对比试验。其中 P-R 曲线结果对比如图 7 所示,P-R 曲线与坐标轴所围面积越大,模型的性能越好。

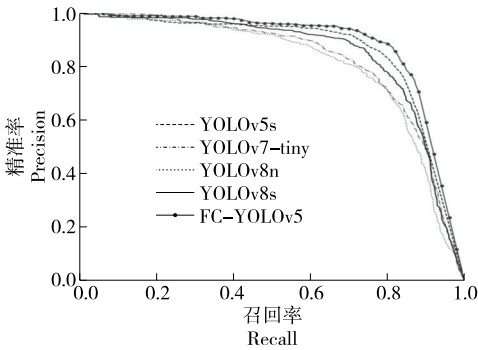


图 7 不同模型的 P-R 曲线图
Figure 7 P-R curves of different models

由图 7 可知,试验模型 FC-YOLOv5 的 P-R 曲线与坐标轴所围面积达到最大,性能最优。YOLOv8n 算法的 P-R 曲线与坐标轴所围面积最小,在鸡蛋外观检测场景中性能最差。YOLOv5s 模型性能仅次于试验模型 FC-YOLOv5s,优于其他几种 YOLO 模型。因此,选择 YOLOv5 模型作为基准模型。各模型的具体检测结果见表 5。

由表 5 可知,相比于 YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8n 和 YOLOv8s 4 种算法,FC-YOLOv5 模型的检测性能指标均有一定提升,mAP@0.5 分别提高了 3.2%,5.8%,7.5%,3.8%,表明该模型的检测效果最好;在计算性能上,其计算量为 12.7 G,较原 YOLOv5s 减少了 15.6%,仅次于 YOLOv8n,但 YOLOv8n 模型的检测精度最差,与其他模型具有较大差距。综上,试验的 FC-YOLOv5 模型能够在保持高精度的同时减少计算量,较

表 5 对比试验结果

Table 5 Results of comparative experiments

模型	精准率	召回率	mAP@	mAP@	计算量/ G
			0.5	0.5:0.95	
YOLOv5s	0.857	0.799	0.847	0.451	15.8
YOLOv7-tiny	0.825	0.746	0.821	0.431	13.0
YOLOv8n	0.793	0.745	0.804	0.438	8.1
YOLOv8s	0.834	0.789	0.841	0.453	28.4
FC-YOLOv5	0.888	0.806	0.879	0.505	12.7

目前的主流模型更适合实际生产环境。

为了进一步分析各模型对 3 种次品特征的检测效果,图 8 对比了各模型对 3 种次品特征检测的 AP 值。

由图 8 可知,从次品特征维度分析,各模型对脏污的检测准确率普遍偏低,对蛋壳异常和破损的检测准确率较高,与消融试验结果相对应。从模型维度分析,YOLOv8n 对各次品特征的检测精度最低,而 FC-YOLOv5 对各次品特征检测精度最高,观察不同模型的检测精度,其检测精度与表 5 的对比结果一致,验证了对比试验的可靠性,证明试验模型在鸡蛋外观检测场景更具优势。

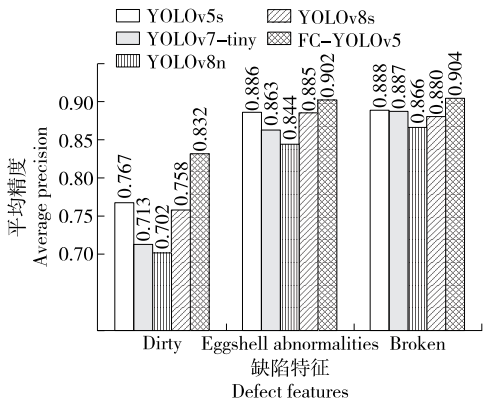


图 8 不同模型次品特征精确率对比
Figure 8 Comparison of the accuracy of defective characteristics of different models

为了更直观地对比分析各模型在鸡蛋外观检测中,对不同瑕疵特征的注意力程度,试验采取梯度加权类激活映射方法^[31]进行热力图可视化分析。其中颜色鲜艳部分代表模型对该部分的关注度,颜色越鲜艳,模型关注度越高,预测输出时该部分的贡献越大,热力图效果如图 9 所示。

由图 9 可知,原 YOLOv5 和 YOLOv7-tiny 模型能检测出大部分的次品特征,但对蛋壳中更细微、更小的裂纹特征关注度不高。YOLOv8n 和 YOLOv8s 虽然能注意到细微特征,但对具体次品特征定位不精准。而试验提出的 FC-YOLOv5 模型通过增加 CBAM 注意力机制,构建

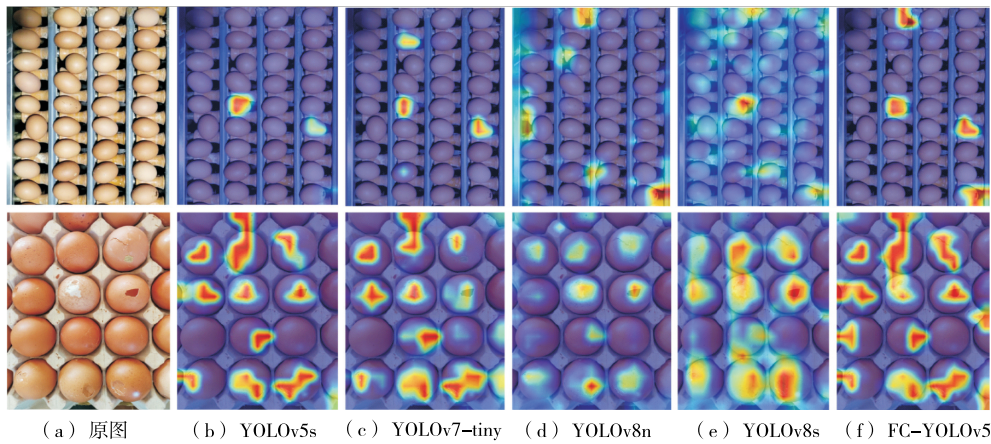


图9 不同模型热力图对比

Figure 9 Comparison of heat maps of different models

了特征图中通道信息和空间信息的关系模型,并替换bottleneck模块为FasterNet Block模块,利用特征映射中的冗余性,仅对部分通道采用常规卷积,其他通道采用PConv卷积进行特征提取^[32],在减少计算量的同时能更好地关注到蛋壳中的细小次品特征,弱化复杂背景带来的冗余特征。同时采用Kmeans++算法对鸡蛋检测场景下的锚框重新聚类,使初始化锚框更加适合蛋壳中次品特征大小,增强了目标特征的位置信息,从而有效提升了整体检测效果,提高了模型的鲁棒性。

为进一步检验各模型在真实场景中鸡蛋次品外观特征的检测效果,试验从测试集中随机选取一张实际生产线上的鸡蛋图片进行检测,各模型的检测结果对比如图10所示。YOLOv5s和YOLOv8s出现错检现象,YOLOv8n出现了漏检现象,YOLOv7-tiny出现了错检和漏检现象。试验提出的FC-YOLOv5模型使用Soft-NMS算法替换NMS算法,并不仅靠阈值判断检测框是否重复,对复杂场景下次品特征重叠所造成的检测框重叠现象判断更精准,减少了错检漏检现象,与各模型检测精度的结果相吻合,表明FC-YOLOv5模型在鸡蛋外观品质检测场景中更具优势。

4 结论

研究针对鸡蛋外观品质检测场景,在YOLOv5s模型的基础上进行改进,提出了一种能够同时满足精度要求和部署需求的检测方法。结果表明,FC-YOLOv5模型在测试集上的精度均值和计算量分别达到87.9%和12.7 G,与YOLOv5s模型相比精度更高,计算量更低;对脏污、蛋壳异常和破损3种次品特征的检测精度与YOLOv5s相比分别提升了6.5%,1.6%,1.6%,证明试验改进模块在鸡蛋外观检测场景下的可行性。与YOLOv5s、YOLOv7-tiny、YOLOv8n和YOLOv8s模型相

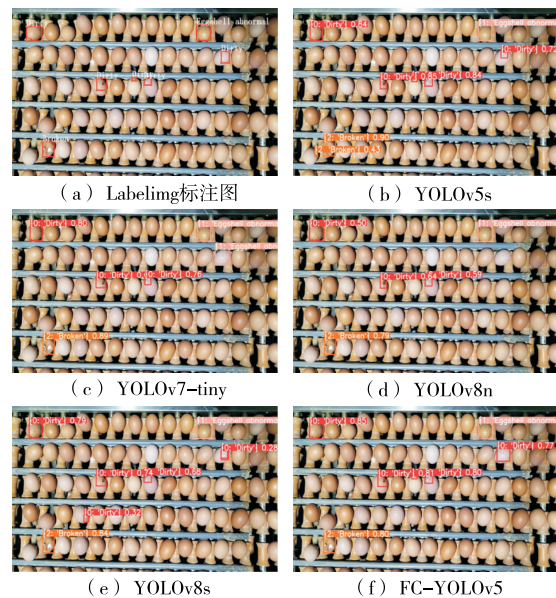


图10 测试集结果对比图

Figure 10 Comparison of test set results

比,试验模型在精度值上达到最优,计算量仅次于YOLOv8n模型。综上,FC-YOLOv5模型能有效检测出实际生产中的鸡蛋次品外观特征,其轻量级特征也有利于后期模型在边缘设备上的部署。

参考文献

- [1] 庄琬昱, 郑江霞. 鸡蛋品质评价方法研究进展及其影响因素分析[J]. 中国家禽, 2024, 46(3): 87-94.
ZHUANG L Y, ZHENG J X. Factors affecting the quality of eggs[J]. China Poultry, 2024, 46(3): 87-94.
- [2] 佟平, 臧凤, 陈红兵, 等. 禽蛋蛋白质功能成分的抗氧化研究进展[J]. 食品与生物技术学报, 2023, 42(4): 16-23.
TONG P, ZANG F, CHEN H B, et al. A comprehensive review

- on antioxidant activity of functional ingredients derived from egg proteins[J]. *Journal of Food Science and Biotechnology*, 2023, 42(4): 16-23.
- [3] 褚素欣, 任岩峰, 姚慧敏, 等. 鸡蛋外观品质评价指标及在太行鸡蛋生产中的应用[J]. *北方牧业*, 2022(19): 31-32.
- CHU S X, REN Y F, YAO H M, et al. Evaluation index of egg appearance quality and its application in Taihang egg production [J]. *Northern Animal Husbandry*, 2022(19): 31-32.
- [4] 胥保文, 孙力, 蔡健荣, 等. 基于 DSP 的鸡蛋裂纹多通道检测系统[J]. *食品与机械*, 2018, 34(10): 130-132.
- XU B W, SUN L, CAI J R, et al. Multi channel detection system of eggshell crack based on DSP[J]. *Food & Machinery*, 2018, 34(10): 130-132.
- [5] WANG H J, MAO J H, ZHANG J Y, et al. Acoustic feature extraction and optimization of crack detection for eggshell[J]. *Journal of Food Engineering*, 2016(171): 240-247.
- [6] 李雅琪, 孙力, 陈诚, 等. 基于多维振动响应信号分析的鸡蛋裂纹检测研究[J]. *镇江高专学报*, 2019, 32(4): 31-35.
- LI Y Q, SUN L, CHEN C, et al. A study of eggshell crack detection based on the analysis of multidimensional vibration signals[J]. *Journal of Zhenjiang College*, 2019, 32(4): 31-35.
- [7] ARIVAZHAGAN S, SHEBIAH R N, SUDHARSAN H, et al. External and internal defect detection of egg using machine vision [J]. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Science*, 2013, 4(3): 257-261.
- [8] 涂伟沪, 蔡玲霞, 李学军. 基于改进蝗虫算法优化 Canny 算子的鸡蛋裂纹图像检测 [J]. *食品与机械*, 2022, 38(2): 167-172, 202.
- TU W H, CAI L X, LI X J. Egg crack image detection method based on improved grasshopper optimization algorithm and canny operator[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(2): 167-172, 202.
- [9] 张健, 崔英杰. 基于改进粒子群算法的鸡蛋裂纹检测方法[J]. *食品与机械*, 2020, 36(7): 136-139, 226.
- ZHANG J, CUI Y J. Egg crack detection based on improved particle swarm optimization[J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(7): 136-139, 226.
- [10] 陈羽立, 孙付春, 郭兴华, 等. 基于 EfficientNet 的鸡蛋裂纹检测研究[J]. *成都大学学报(自然科学版)*, 2020, 39(4): 385-389.
- CHEN Y L, SUN F C, GUO X H, et al. Research on egg crack detection based on EfficientNet[J]. *Journal of Chengdu University(Natural Science Edition)*, 2020, 39(4): 385-389.
- [11] LIU C, WEN H Y, YIN G, et al. Research on intelligent recognition method of egg cracks based on efficientnet network model[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023, 2 560: 012015.
- [12] 赵祚喜, 罗阳帆, 黄杏彪, 等. 基于机器视觉和 YOLOv4 的破损鸡蛋在线检测研究[J]. *现代农业装备*, 2022, 43(1): 8-16.
- ZHAO Z X, LUO Y F, HUANG X B, et al. Research on on-line detection of damaged eggs based on machine vision and YOLOv4[J]. *Modern Agricultural Equipment*, 2022, 43(1): 8-16.
- [13] 杨航, 何皓明, 李滕科, 等. 基于改进 YOLOv5 的鸽子蛋壳破损检测 [J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2023, 48(8): 92-102.
- YANG H, HE H M, LI T K, et al. Detection of pigeon eggshell breakage based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition)*, 2023, 48(8): 92-102.
- [14] 姚学峰, 李超. 改进的 YOLOv5 蛋类缺陷自动检测模型[J]. *食品与机械*, 2022, 38(11): 155-159, 183.
- YAO X F, LI C. An improved automatic detection model for egg defection based on YOLOv5[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(11): 155-159, 183.
- [15] ZHU L L, GENG X, LI Z, et al. Improving YOLOv5 with attention mechanism for detecting boulders from planetary images[J]. *Remote Sens-Basel*, 2021, 13(18): 3 776.
- [16] 王宏, 韩晨, 袁伯阳, 等. 基于改进 YOLOv5 的拥挤行人检测算法[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(27): 11 730-11 738.
- WANG H, HAN C, YUAN B Y, et al. Crowded pedestrian detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(27): 11 730-11 738.
- [17] ARTHUR D, VASSILVITSKII S. K-means++: advantages of careful seeding[C]// *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*. New Orleans: ACM, 2007: 1 027-1 035.
- [18] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Vancouver: IEEE, 2023: 12 021-12 031.
- [19] BODLA N, SINGH B, CHELLAPPA R, et al. Soft-NMS: improving object detection with one line of code[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice Italy: IEEE, 2017: 5 561-5 569.
- [20] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]// *Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV)*. Munich: Springer, 2018: 3-19.
- [21] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE J S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]// *European Conference on Computer Vision*. Zurich: Springer, 2014: 740-755.
- [22] 魏明军, 陈钊, 纪占林, 等. 一种基于 STI-YOLO 的锌花背景干扰下带钢表面缺陷检测方法[J]. *河南师范大学学报(自然科学版)*, 2023, 51(4): 84-92.
- WEI M J, CHEN Z, JI Z L, et al. A method for detecting surface defects of strip steel under the background interference of spangles based on STI-YOLO[J]. *Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition)*, 2023, 51(4): 84-92.

(下转第 165 页)

- air dryer[J]. Journal of Food Process Engineering 2020, 43: e13427.
- [19] 顾园华, 宋春芳, 崔政伟. 基于温度和水分紫薯热物理特性与介电特性的分析[J]. 浙江农业学报, 2015, 27(1): 97-103.
- GU Y H, SONG C F, CUI Z W. Analysis of thermal and dielectric properties based on temperature and moisture of purple sweet potato[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2015, 27(1): 97-103.
- [20] 刘春菊, 钱旻, 宋江峰, 等. 水分含量对冷冻莲藕片表观比热容的影响[J]. 核农学报, 2017, 31(11): 2 206-2 212.
- LIU C J, QIAN M, SONG J F, et al. Effect of different moisture content on the apparent specific heat of frozen lotus root slices[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2017, 31(11): 2 206-2 212.
- [21] 刘圣春, 张子涵, 王雅博, 等. 冷冻速率对蚕豆热物性变化规律影响的实验研究[J]. 低温与超导, 2019, 47(3): 39-43, 83.
- LIU S C, ZHANG Z H, WANG Y B, et al. Experimental study on the effect of freezing rate on thermal properties of viciafaba [J]. Cryo & Supercond, 2019, 47(3): 39-43, 83.
- [22] 戴志远, 潘锋, 于梦阁, 等. 计算区域尺寸对列车绕流数值模拟的影响[J]. 现代交通技术, 2019, 16(5): 88-92.
- DAI Z Y, PAN F, YU M G, et al. Influence of computational domain size on numerical simulation of flow around trains[J]. Modern Transportation Technology, 2019, 16(5): 88-92.
- [23] 刘鹤, 焦俊华, 田友, 等. 杏鲍菇热风干燥中热质传递的实验及模拟研究[J]. 工程热物理学报, 2023, 44(4): 1 074-1 081.
- LIU H, JIAO J H, TIAN Y, et al. Experimental and simulation study on heat and mass transfer in *Pleurotus eryngii* during hot air drying[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2023, 44 (4): 1 074-1 081.
- [24] JU H Y, LAW C L, FANG X M, et al. Drying kinetics and evolution of the sample's core temperature and moisture distribution of yam slices (*Dioscorea alata* L.) during convective hot-air drying[J]. Drying Technology, 2016, 34(11): 1 297-1 306.
- [25] 张卫鹏, 韩梦悦, 巨浩羽, 等. 山药片阶段降湿烘干特性及多物理场耦合模型[J]. 食品与机械, 2022, 38(1): 115-122, 240.
- ZHANG W P, HAN M Y, JU H Y, et al. Drying efficient improvements with step-down relative humidity and multi-field coupling model construction during hot air drying of yam slices[J]. Food & Machinery, 2022, 38(1): 115-122, 240.
- [26] 卫志娇. 花生荚果干燥过程传热传质机理研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2022: 39-44.
- WEI Z J. Study on heat and mass transfer mechanism of peanut pod drying process[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2022: 39-44.
- [27] 张大鹏. 苹果切片热风干燥过程中的热湿传递研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2020: 28-33.
- ZHANG D P. Study on heat and moisture transfer in apple slices during hot air drying[D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2020: 28-33.
- (上接第 112 页)
- [23] 乔琛, 韩梦瑶, 高苇, 等. 基于 Faster-NAM-YOLO 的黄瓜霜霉病菌孢子检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 288-299.
- QIAO C, HAN M Y, GAO W, et al. Quantitative detection of cucumber downy mildew spores at multi-scale based on Faster-NAM-YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 288-299.
- [24] MA X, GUO F M, NIU W, et al. Pconv: the missing but desirable sparsity in DNN weight pruning for real-time execution on mobile devices[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(4): 5 117-5 124.
- [25] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-iou loss: faster and better learning for bounding box regression[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12 993-13 000.
- [26] 程雪, 范翠蝶, 宁中华. 雀斑蛋品质及其影响因素研究[J]. 中国家禽, 2019, 41(19): 6-9.
- CHENG X, FAN C D, NING Z H, et al. Quality of freckle eggs and its influencing factors[J]. China Poultry, 2019, 41 (19): 6-9.
- [27] 常利民, 张洋, 汪春明, 等. 鸡蛋、鸡肉及奶粉中 22 种有机氯农药残留的测定[J]. 食品与生物技术学报, 2022, 41(5): 98-105.
- CHANG L M, ZHANG Y, WANG C M, et al. Determination of 22 organochlorine pesticides in egg, chicken and milk powder[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2022, 41(5): 98-105.
- [28] FANG M T, CHENZ J, PRZYSTUPA K, et al. Examination of abnormal behavior detection based on improved YOLOv3[J]. Electronics(Basel), 2021, 10(2): 197.
- [29] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE, 2023: 7 464-7 475.
- [30] HUSSAIN M. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection[J]. Machines, 2023, 11(7): 677.
- [31] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-cam: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. Int J Comput Vis, 2020, 128(2): 336-359.
- [32] 王猛, 高树静, 张俊虎, 等. 基于改进 YOLOv5 的安全绳目标检测[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 42-50.
- WANG M, GAO S J, ZHANG J H, et al. Safe rope target detection based on improved YOLOv5[J]. Computer Measurement & Control, 2024, 32(6): 42-50.