

基于改进 YOLOv5s 模型纸杯缺陷检测方法

蒋亚军¹, 曹昭辉¹, 丁椒平², 文煜超¹, 张闯¹, 胡志刚¹

(1. 武汉轻工大学 机械工程学院, 武汉 430048; 2. 湖北克拉弗特实业有限公司, 武汉 430048)

摘要: **目的** 针对小尺寸和特征不明显的纸杯缺陷在检测过程中易出现漏检、错检的问题, 提出一种基于改进 YOLOv5s 模型纸杯缺陷检测方法。**方法** 在原始模型的 Backbone 部分引入 CBAM 注意力机制模块, 提升模型的特征提取能力; 增加一个 YOLO 检测头, 将三尺度检测改为四尺度检测, 提高模型对小目标和特征不明显目标的检测能力; 在 Neck 部分借鉴加权双向特征金字塔网络 BiFPN, 对原始模型中的 PANet 进行部分改进, 加强模型的特征融合能力。**结果** 结果显示, 改进后的模型 YOLOv5s-CXO 精度为 89.1%、召回率为 90.4%、平均精度均值为 89.5%, 比原始模型的精度提高了 1.5%、召回率提高了 1.3%、平均精度均值提高了 1.2%。**结论** 本文的改进方法有效提高了模型的检测能力, 对小尺寸和特征不明显纸杯缺陷的检测效果有明显提升。

关键词: YOLOv5s; CBAM; BiFPN; 多尺度检测; 纸杯

中图分类号: TS206.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)11-0249-10

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.11.029

Paper Cup Defect Detection Method Based on the Improved YOLOv5s Model

JIANG Ya-jun¹, CAO Zhao-hui¹, DING Jiao-ping², WEN Yu-chao¹, ZHANG Chuang¹, HU Zhi-gang¹

(1. College of Mechanical Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430048, China;
2. Hubei Kraftpack Industry Co., LTD., Wuhan 430048, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a paper cup defect detection method based on improved YOLOv5s model aiming at the problem that paper cup defects in small size and with insignificant features are easy to be missed and misdetected in the detection process. The CBAM attention mechanism module was introduced in the Backbone part of the original model to improve the feature extraction ability of the model. A YOLO detection head was added, and the three-scale detection was changed to four-scale detection to improve the detection ability of the model for small targets and targets with insignificant features. In the Neck part, the weighted bidirectional feature pyramid network BiFPN was used to partially improve the PANet in the original model to strengthen the feature fusion ability of the model. The results indicated that the precision of the improved model YOLOv5s-CXO was 89.1%, the recall was 90.4%, and the average precision mean was 89.5%. Compared with the original model, the precision was increased by 1.5%, the recall was increased by 1.3%, and the average precision mean was increased by 1.2%. The proposed improved method effectively improves the detection ability of the model, and significantly improves the detection effect of paper cup defects in small size and with insignificant features.

KEY WORDS: YOLOv5s; CBAM; BiFPN; multi-scale detection; paper cups

收稿日期: 2022-08-16

基金项目: 湖北省教育厅指导性项目 (B2021119); 武汉轻工大学校立科研项目 (2021Y27)

作者简介: 蒋亚军 (1990—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为现代农业装备设计与测控。

通信作者: 胡志刚 (1974—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能装备与检测技术。

随着我国工业技术进入数字化、智能化的新发展阶段,大量工业企业实现智能化技术,越来越多的工业检测设备与机器视觉技术相结合^[1-3]。早期的纸杯缺陷检测任务主要依靠人工筛选和基于传统图像处理技术的检测方法完成。人工筛选存在漏检、效率低、主观随意性大等缺点,已无法满足现代生产需求^[4]。传统检测方法在提取特征过程中需要进行灰度化、二值化等一系列预处理操作,过程烦琐,难以满足实际生产需求^[5]。

传统检测方法的流程分为输入图像、区域选取、提取特征、分类器、后处理以及最终检测结果 6 个阶段^[6]。王宇轩等^[7]通过 OpenCV 的边缘检测和形态学处理等算法实现了纸杯污渍缺陷检测。高雅等^[8]通过对输入图像进行预处理、定位等流程,实现了杯底破洞、杯口变形、杯底油污的缺陷检测。此类检测方法受其检测原理的影响,对检测环境的光照条件要求较高,容易对小尺寸和特征不明显的纸杯缺陷出现漏检和错检现象。小尺寸缺陷是指以小点或细短线形式出现的油渍,特征不明显缺陷主要是指痕迹较浅的缺陷形式,例如压痕较轻的褶皱、不明显的翘边以及轻微的破损等缺陷。

相比传统检测方法,深度学习技术只需构造卷积神经网络,就可实现对图像特征的主动学习,完成特征提取,且具有更好的鲁棒性和检测精度^[9]。目前,深度学习的目标检测算法分为双阶段检测和单阶段检测 2 类算法^[10]。双阶段检测算法以 R-CNN^[11]、Fast R-CNN^[12]、Faster R-CNN^[13]为代表,具有检测精度高、漏检率低等优点,但存在检测速度慢、计算量大等问题,难以应用于实时检测。单阶段检测算法以 SSD^[14]、YOLO 系列算法^[15]为代表,具有检测速度快、计算量少等优点,能够满足实时检测的需求,但检测精度逊于双阶段目标检测算法^[16]。随着单阶段目标检测算法的不断优化,其检测精度已得到了很大改善。

综上所述,本文以 YOLOv5s 模型为基础模型进行相关研究改进。首先,在 Backbone 部分中引入 CBAM 注意力机制模块,增强模型对纸杯缺陷特征的提取能力;其次,在模型中增加一层尺度为 160×160 的浅层检测层,将三尺度检测改为四尺度检测,提升模型的检测能力;最后,在 Neck 部分借鉴加权双向特征金字塔网络 BiFPN,对原始模型中的 PANet 进行部分改进,提高模型的特征融合能力。

1 YOLOv5 介绍

YOLOv5 算法是 Ultralytics 团队提出的一种典型 One Stage 目标检测算法,该算法可通过修改深度和宽度倍数实现对模型大小的调整,兼顾了检测精度和速度,具有检测精度高、推理速度快等特点^[17-19]。从

YOLOv5 算法提出至今,版本一直在更新迭代。本文选用 v6.0 版本,根据其模型深度和权重的大小可分为 5 种不同版本,分别为 YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x,本文以 YOLOv5s 为基础模型进行相关研究改进,模型的主体架构分为 Input、Backbone、Neck 和 Output 等 4 个部分,具体结构如图 1 所示。

相比旧版本模型,v6.0 版本模型在 Backbone 部分去掉了 Focus 结构,用 Conv($k=6, s=2, p=2$)代替,提高了模型导出效率。用 SPPF 模块代替 SPP 模块,在保留对不同感受野特征图的融合和表达能力情况下,进一步提高了模型运行速度。

2 YOLOv5s 改进

2.1 引入 CBAM 注意力机制模块

为了提高模型对纸杯缺陷特征的提取能力,改善在复杂环境下缺陷特征的表达能力。本文在原始模型中引入 CBAM^[20]注意力机制模块,其结构如图 2 所示。

由图 2 可知,CBAM 注意力机制由通道注意力模块和空间注意力模块组成。通道注意力模块对输入特征图按其宽和高 2 个方向进行全局最大池化和全局平均池化,将得到的 2 个 $1 \times 1 \times c$ 特征向量送入一个 2 层神经网络,共享参数后进行加和操作,并对输出结果进行 Sigmoid 归一化处理,最终得到通道注意力特征。空间注意力模块是将经过通道注意力模块得到的特征图作为输入特征图,并按其通道方向进行全局最大池化和全局平均池化。将得到的 2 个 $H \times W \times 1$ 特征图在通道方向上进行 Concat 操作,压缩通道个数至 1,再经 Sigmoid 归一化处理获得空间注意力特征。

通过以上对通道和空间注意力模块的分析,可以发现通道注意力模块重点关注检测目标的内容信息,空间注意力模块重点关注检测目标的位置信息。通过两者结合,可使输出特征信息聚焦于重点特征信息,提高模型的检测精度。由于 YOLOv5s 模型依靠 C3 模块进行特征提取,图片中所包含的细节特征信息会随 C3 模块数量的增加逐渐丢失。所以为了弥补细节特征信息的丢失和加强其在特征图中的表达权重,本文在 Backbone 部分中的最后一层 C3 模块后面引入 CBAM 注意力机制。将改进后的模型命名为 YOLOv5s-C,具体改进结构如图 3 所示。

2.2 多尺度检测的改进

YOLOv5s 模型采用 20×20、40×40、80×80 等 3 种不同尺度进行检测,虽然可以得到较好的检测效果,但由于不合格纸杯包含有细小和特征不明显的缺陷

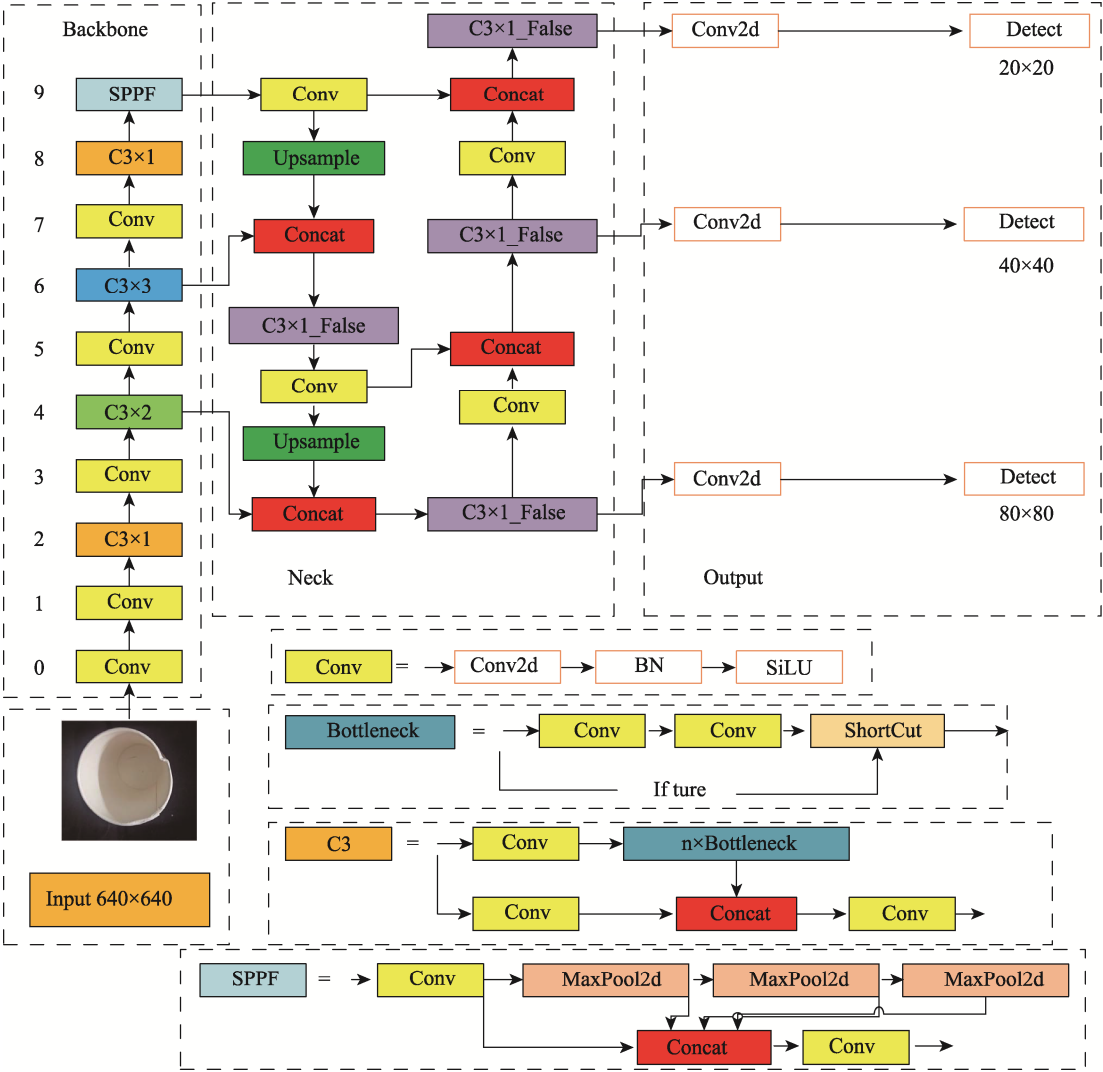


图 1 YOLOv5s 网络结构
Fig.1 Network structure of YOLOv5s

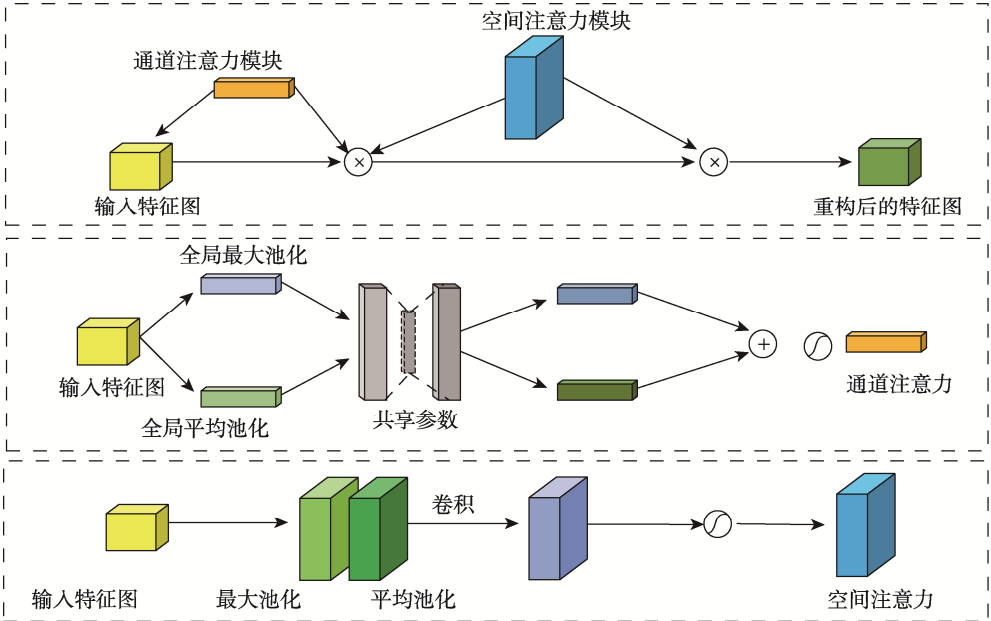


图 2 CBAM 注意力机制模块结构
Fig.2 Module structure of CBAM attention mechanism

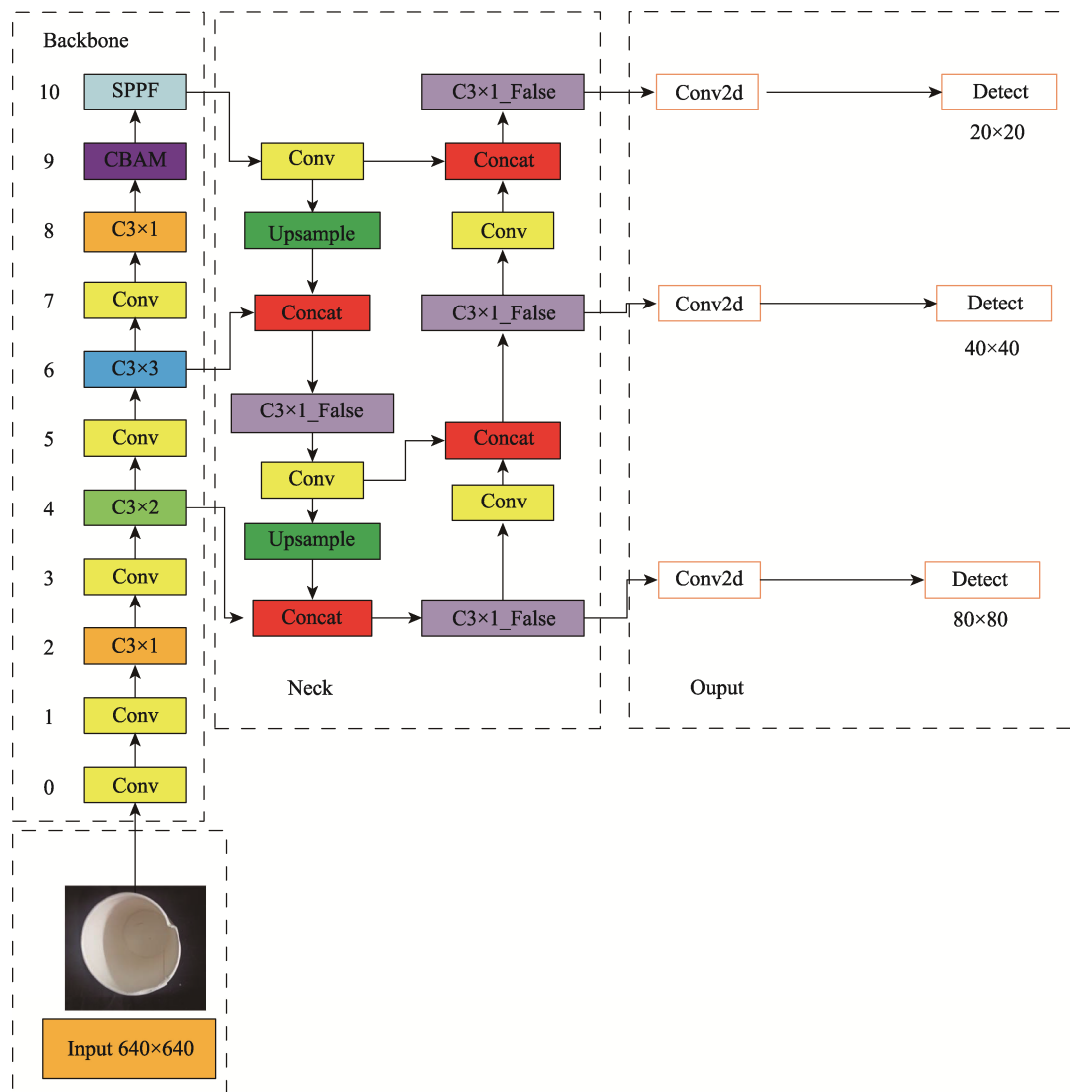


图3 加入CBAM注意力机制模块后的模型结构

Fig.3 Structure of the model after addition of CBAM attention mechanism module

形式,这些细节特征信息随着模型深度的加深大幅度丢失,造成原始模型在检测时出现漏检和错检的现象。为了提高模型对细小和特征不明显缺陷的检测能力,本文在加入CBAM注意力机制模块的基础上,将三尺度检测改为四尺度检测,增加尺度为 160×160 的浅层检测层,并将尺度为 80×80 的检测层进行2倍上采样与其进行特征融合,将改进后的模型命名为YOLOv5s-CX。改进后的具体结构如图4所示。

2.3 Neck部分的改进

YOLOv5s模型采用PANet结构对不同尺度的特征信息进行融合,其结构如图5a所示。可以发现PANet通过采用由深到浅和由浅入深的双向传递路线,将深层特征层具有的高阶语义信息传递到浅层特征层,同时将浅层特征层的定位信息传递到深层特征层,保证了模型对不同尺度特征信息的融合能力。不同尺度的特征信息在融合时,对输出特征图的贡献是不均等的,PANet没有对不同尺度的特征信

息加权,只是将其不加侧重地进行相加,这就会使同一种类型但不同大小的缺陷特征对融合后的特征图产生不均等的权重。也就是说尺寸大的缺陷特征被更多地融入输出特征图,而一些细小的特征信息融入得较少,被边缘化。由于纸杯缺陷数据集中就包含有小尺寸和特征不明显的缺陷形式,所以为了改进上述原始模型存在的不足,本文借鉴加权双向特征金字塔网络BiFPN对检测网络进行改进。BiFPN结构如图5b所示。相较于PANet的融合方式,BiFPN引入了加权策略。根据输入特征信息的重要性对其设置了相应的权重,可以有侧重性地调节输入特征信息在输出特征图中的贡献程度,从而实现更好的特征融合。在特征信息传递路线上,BiFPN去掉了只有一条输入边和输出边的节点,并提出了跨尺度连接的方法。直接将特征提取网络中的特征信息与由浅入深传递路线中的特征信息进行融合,这样的传递方式可以保留更多深层的高阶语义信息和浅层的定位信息。

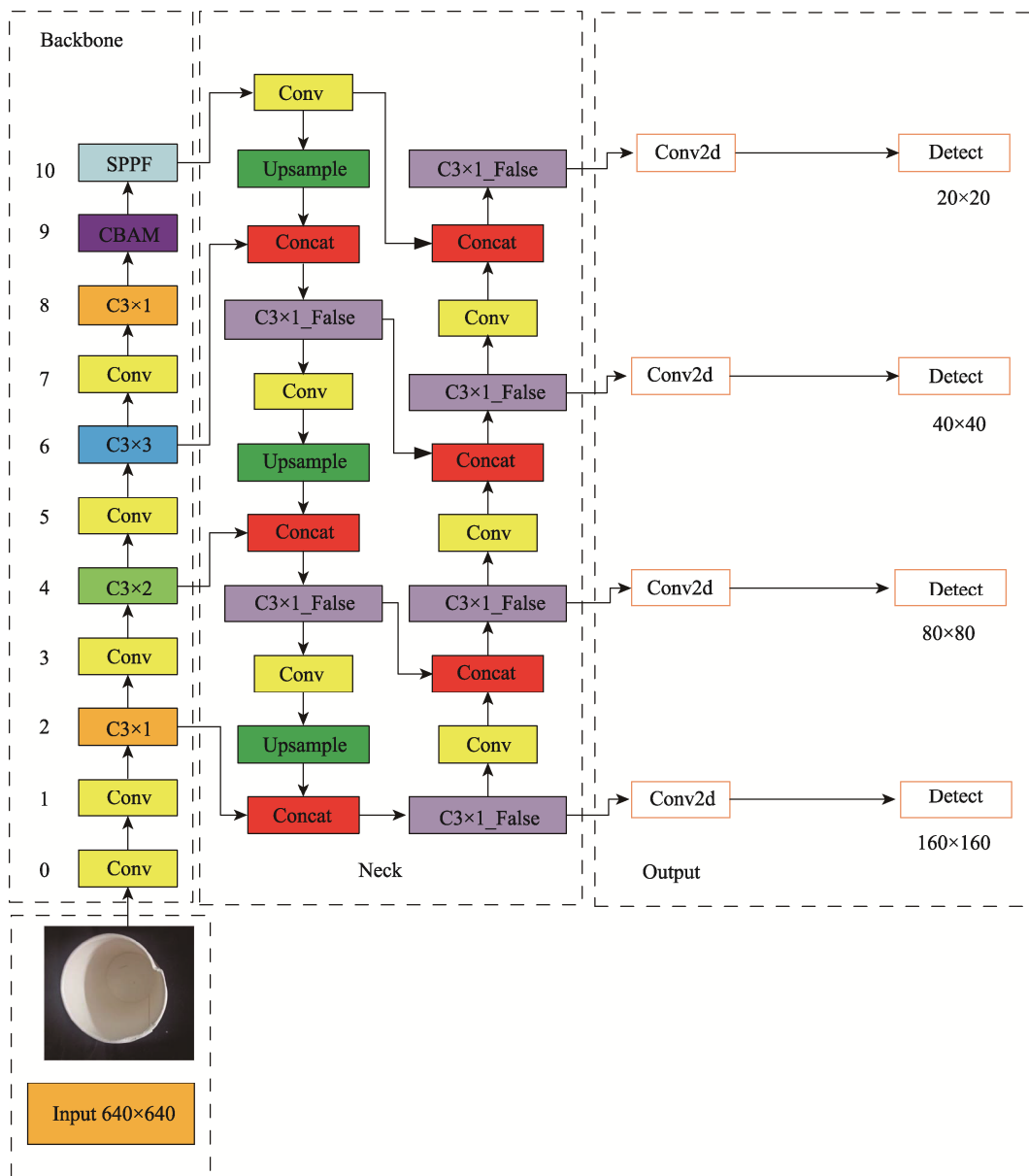
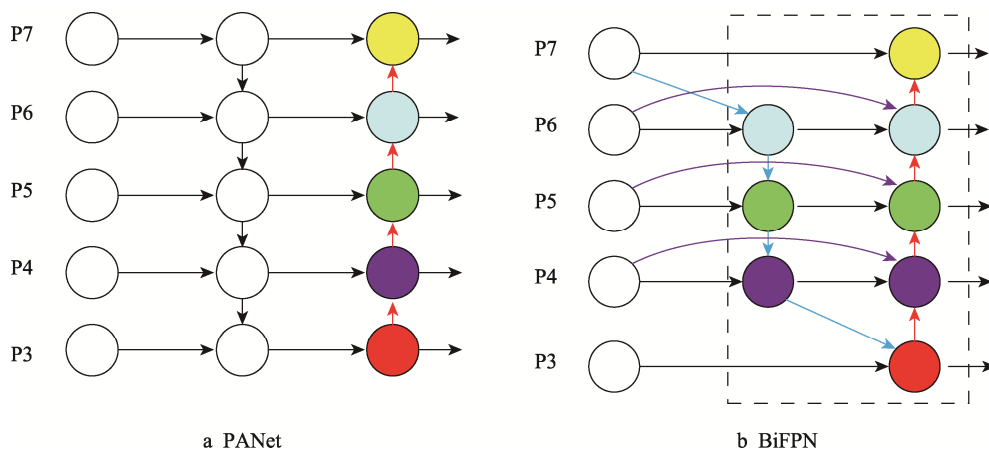


图 4 改进多尺度检测后的模型结构

Fig.4 Model structure after improvement of multi-scale detection



a PANet

b BiFPN

图 5 PANet 和 BiFPN 的网络结构

Fig.5 Network structure of PANet and BiFPN

本文先将 PANet 完全用 BiFPN 替换, 并把完全替换后的模型命名为 YOLOv5s-CXF。通过实验发现, 完全替换后的模型召回率低于原始模型的召回率。若在 PANet 的基础上借鉴 BiFPN 的加权策略和跨尺度连接方法对其进行部分改进, 反而会使改进后的模型训练结果有所提升。本文分析认为: 纸杯缺陷数据集的部分图片中含有不同类型的缺陷形式, 且在特征表达上较为相似, 例如轻微的翘边和压痕较浅的褶皱, 在形式表达上较为相似。若将这种类型的图片输入到完全替换成 BiFPN 的模型中进行特征融合时, 特征表达相似的不同类型缺陷在每个尺度的 BiFPN 加权操作下, 会使得模特征融合效果降低。所以本文选择在 PANet 的基础上借鉴 BiFPN 的加权策略和跨

尺度连接方法对其进行部分改进, 并把改进后的模型命名为 YOLOv5s-CXO, 具体改进后的模型结构如图 6 所示。

3 样本数据集

由于没有专门用于纸杯缺陷检测的开源数据集, 所以本文数据集针对纸杯成型过程中出现的各种缺陷形式进行制作。为提高数据集的丰富性和模型训练的泛化能力, 在不同生产环境中拍摄图片。缺陷形式主要分为褶皱、破损、露底、油渍、翘边等 5 类。数据集共 1 000 张图片, 训练数据集和测试数据集的比例为 8 : 2。纸杯缺陷形式采集示例如图 7 所示。

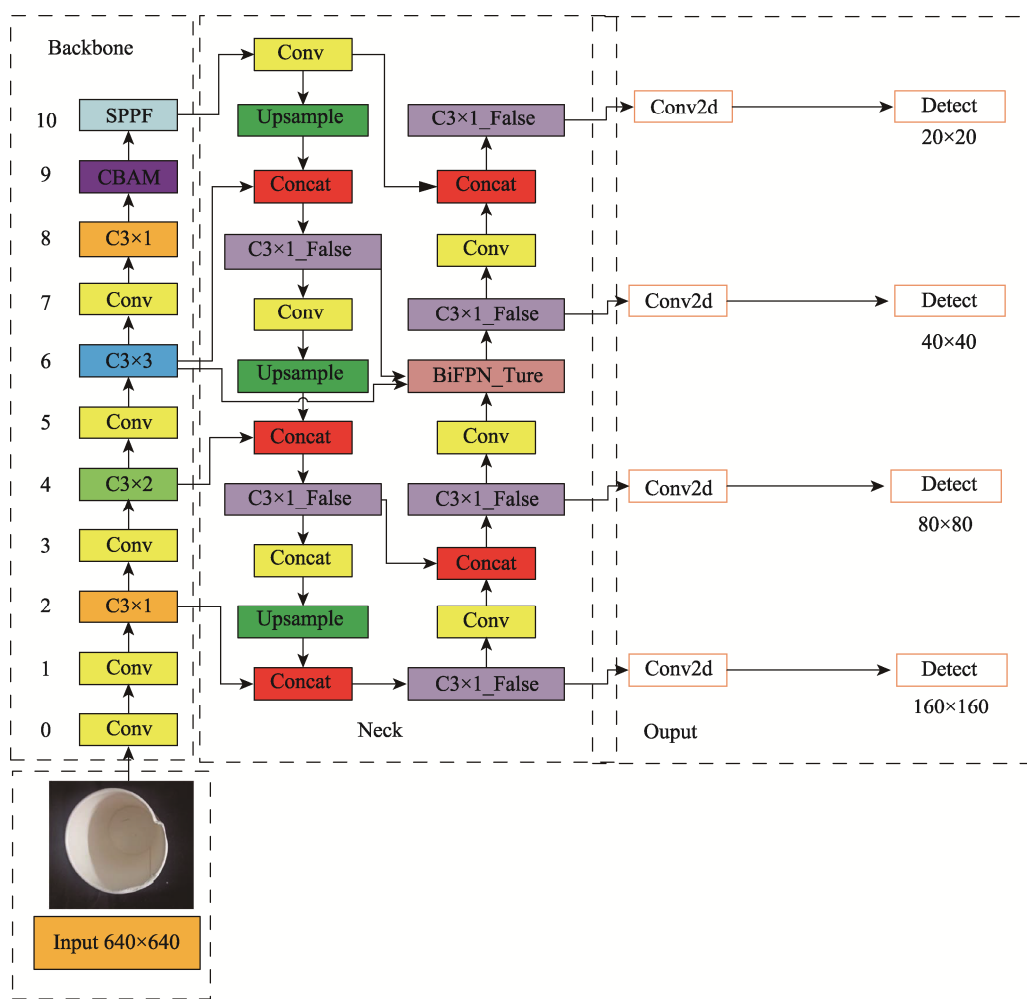


图 6 Neck 部分改进后的模型结构

Fig.6 Model structure after improvement of Neck part

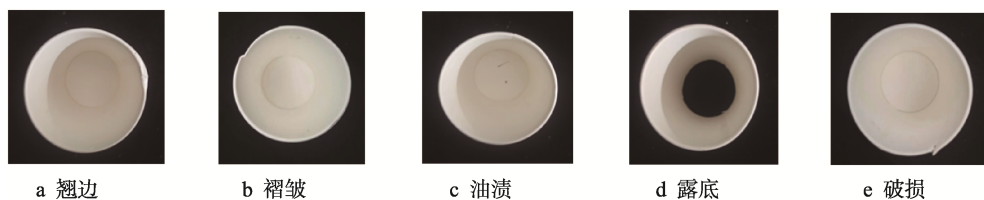


图 7 纸杯缺陷形式采集示例

Fig.7 Example of paper cup defect form collection

将采集好的数据集进行筛选和整理, 去掉不合格图片, 最后对整理好的数据集使用标注软件 Labelimg 进行标注。数据标注示例如图 8 所示。

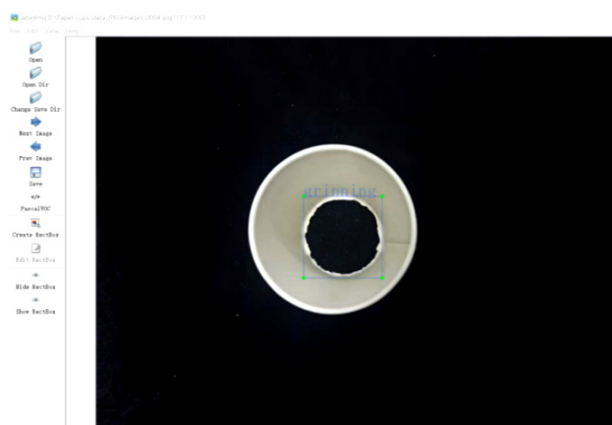


图 8 纸杯缺陷标注示例
Fig.8 Example of paper cup defect labeling

4 实验结果及分析

4.1 实验数据及参数设定

本文将原始模型在 coco 数据集上训练好的权重作为此次训练模型的初始权重, 训练使用的数据集为以上拍摄制作的数据集, 迭代次数 epoch 设置为 200 轮, 每次迭代输入的图片数量设置为 16, 输入图片的大小调整为 640×640 , 学习率设置为 0.001。为了客观评判改进后模型的性能, 本文采用目标检测模型常用的 3 项评估指标, 分别为精度 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度均值 (Mean Average Precision, δ_{mAP}) 来衡量检测效果^[21-23], 具体计算见式 (1) — (4)。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (1)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (2)$$

$$\delta_{\text{AP}} = \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

$$\delta_{\text{mAP}} = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \delta_{\text{AP}}(i) \quad (4)$$

式中: T_p (True Positives) 为被正确检测出的纸杯缺陷数量; F_p (False Positives) 为被检测错误的纸杯缺陷数量; F_N (False Negatives) 为未被检测出的纸杯缺陷数量; C 为纸杯缺陷共需分类的类别数; δ_{AP} (Average Precision) 为某个纸杯缺陷类别的平均精度; i 为当前类别的序号。

4.2 实验结果分析

为了验证前文所述改进方法的有效性, 本文将各改进方法改进后的模型训练结果进行直接对比, 具体对比结果如表 1 所示。

表 1 各模型训练结果对比
Tab.1 Comparison of training results of each model

网络模型名称	精度/%	召回率/%	平均精度 均值/%	每帧检测 时间/ms
YOLOv5s	87.6	89.1	88.3	89.0
YOLOv5s-C	88.7	89.3	89.2	93.0
YOLOv5s-CX	89.8	88.8	89.6	121.0
YOLOv5s-CXF	89.3	89.0	89.5	153.0
YOLOv5s-CXO	89.1	90.4	89.5	146.0

对比表 1 中模型 YOLOv5s-C 和原始模型 YOLOv5s 的训练结果可以看出, 模型 YOLOv5s-C 的召回率和每帧检测时间虽然没有发生明显变化, 但精度和平均精度均值分别提高了 1.1% 和 0.9%, 可以表明引入 CBAM 注意力机制模块的有效性。多尺度检测改进实验是在模型 YOLOv5s-C 中增加一层尺度为 160×160 的浅层检测层, 提高模型的检测能力, 从表 1 中模型 YOLOv5s-CX 与模型 YOLOv5s-C 的训练结果对比可知, 浅层检测层的增加使得模型 YOLOv5s-CX 的精度提高了 1.1%、平均精度均值提高了 0.4%, 表明了该改进方法的有效性。但召回率下降了 0.5%, 且低于原始模型的召回率。本文分析认为: 浅层检测层的增加虽然提高了模型对细节特征的捕捉能力, 但各尺度之间的特征融合效率没有得到改善, 捕捉到的细节特征与其他尺度的特征没有进行很好的融合, 造成召回率降低。Neck 部分的改进实验分为两部分, 分别为将模型 YOLOv5s-CX 中的 PANet 用 BiFPN 进行完全替换以及借鉴 BiFPN 的优点对 PANet 进行部分改进。对表 1 中 YOLOv5s-CXF 和 YOLOv5s-CXO 这 2 种模型的训练结果与 YOLOv5s-CX 模型的训练结果进行对比, 可以看出 YOLOv5s-CXF 和 YOLOv5s-CXO 这 2 种模型的精度和平均精度均值均降低, 且降低主要表现在精度上, 2 种改进模型的精度分别降低了 0.5% 和 0.7%。也可以看出 Neck 部分的改进方法都不同程度地提高了 2 种模型的召回率, 分别提高了 0.2% 和 1.6%。YOLOv5s-CX 和 YOLOv5s-CXF 2 种模型的精度虽然都高于模型 YOLOv5s-CXO 的精度, 但召回率均低于原始模型的召回率。模型 YOLOv5s-CXO 召回率为 90.4%, 高于以上所有模型的召回率, 从而表明了本文选择的 Neck 部分改进方法的有效性。

综合以上各模型训练结果的对比分析, 本文选择的改进模型为 YOLOv5s-CXO, 比原始模型 YOLOv5s 的精度、召回率、平均精度均值分别提高了 1.5%、1.3%、1.2%。虽然每帧检测时间增加了 57 ms, 但仍可满足实际生产需求。改进模型的优越性主要体现在检测能力的提高。为了进一步证明模型 YOLOv5s-CXO 具有更好的检测能力, 本文将改进模型 YOLOv5s-CXO 与原始模型 YOLOv5s 的平均精度均值变化曲线进行对比, 如图 9 所示。

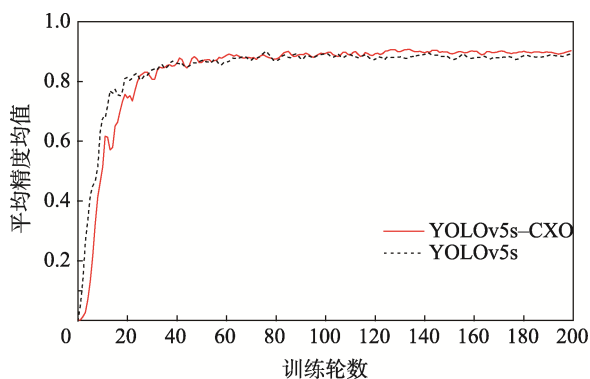


图 9 2 种模型平均精度均值曲线对比
Fig.9 Comparison of average precision mean curves of two models

从图 9 中 2 种模型曲线的变化趋势可以看出, 在训练初期模型 YOLOv5s-CXO 的训练值低于原始模型 YOLOv5s 的训练值。但随着引入各模块发挥作用, 模型 YOLOv5s-CXO 的训练值逐渐提高, 最终在迭代到 110 轮时, 超过原始模型, 并一直保持高于原始模型训练值的水平。表明本文改进方法提高了模型的检测能力。以上对比分析可以证明模型 YOLOv5s-CXO 比原始模型更优。

为了更加直观地验证在检测过程中模型 YOLOv5s-CXO 相较于原始模型 YOLOv5s 的优越性, 本文将 2 种模型的检测效果进行直接对比。对比效果如图 10 所示。

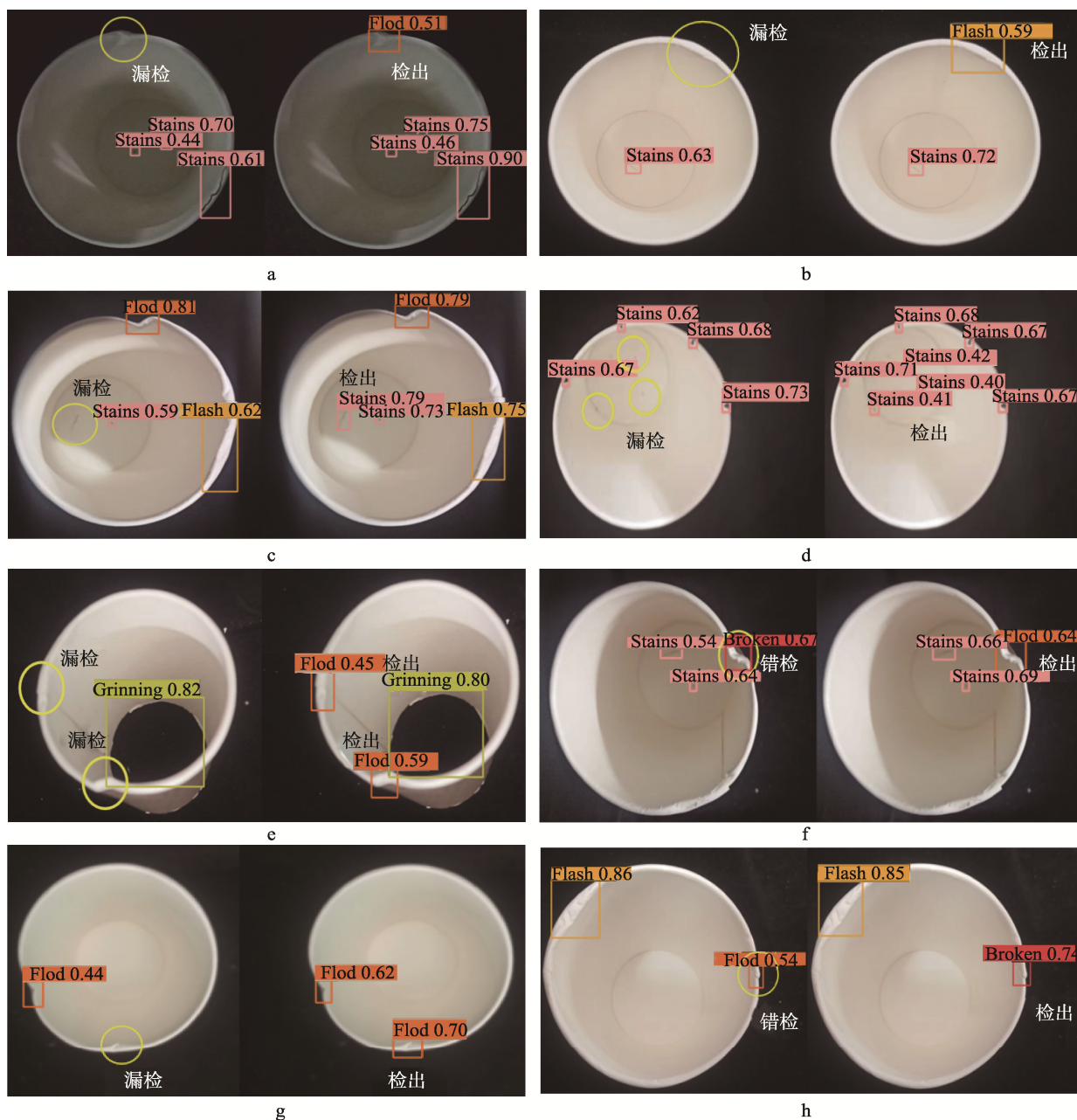


图 10 2 种模型的检测效果对比
Fig.10 Comparison of detection effect between two models

从图10中所展示的检测效果可以看出,原始模型YOLOv5s在检测过程中对以小点和细短线形式出现的油渍,压痕较浅的褶皱、翘边以及轻微破损的检测效果较差,出现了漏检、错检现象。可以表明原始模型YOLOv5s在检测过程中对小尺寸和特征不明显缺陷的检测效果较差,存在不足。相比之下,模型YOLOv5s-CXO的检测效果表现较好,纠正了原始模型漏检和错检的地方,更加直观地表明了模型YOLOv5s-CXO的优越性。尤其对小尺寸和特征不明显纸杯缺陷的检测效果,较原始模型有明显提升。

5 结语

本文为了解决小尺寸和特征不明显的纸杯缺陷在检测过程中易出现漏检、错检的问题,提出了一种基于改进YOLOv5s模型的纸杯缺陷检测方法。该方法首先通过在Backbone部分引入CBAM注意力机制模块,提升了模型对纸杯缺陷特征的提取能力;其次在模型中增加了一层尺度为 160×160 的浅层检测层,有效提高了模型对小目标和特征不明显目标的检测能力;最后在Neck部分中借鉴加权双向特征金字塔网络BiFPN,对原始模型中的PANet进行了部分改进,加强了模型的特征融合能力。实验结果表明:改进后的模型YOLOv5s-CXO比原始模型YOLOv5s的精度提高了1.5%、召回率提高了1.3%、平均精度均值提高了1.2%,有效提高了模型的检测能力和鲁棒性。相较于原始模型,具有更好的目标分辨能力,尤其是对小尺寸和特征不明显纸杯缺陷的检测效果有明显提升。

参考文献:

- [1] 唐晓华,李静雯,邱国庆.工业智能化技术对产业结构升级影响研究[J].统计与信息论坛,2022,37(7):36-44.
TANG Xiao-hua, LI Jing-wen, QIU Guo-qing. Research on the Impact of Industrial Intelligent Technology on the Upgrading of Industrial Structure[J]. Statistics & Information Forum, 2022, 37(7): 36-44.
- [2] 孙立宁,许辉,王振华,等.工业机器人智能化应用关键共性技术综述[J].振动、测试与诊断,2021,41(2):211-219.
SUN Li-ning, XU Hui, WANG Zhen-hua, et al. Summary of Key Common Technologies for Intelligent Application of Industrial Robots[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(2): 211-219.
- [3] 尹仕斌,任永杰,刘涛,等.机器视觉技术在现代汽车制造中的应用综述[J].光学学报,2018,38(8):0815001.
YIN Shi-bin, REN Yong-jie, LIU Tao, et al. Review on Application of Machine Vision in Modern Automobile Manufacturing[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0815001.
- [4] 姜宏,于永波,章翔峰,等.马铃薯外部品质分级方法综述[J].科学技术与工程,2022,22(14):5519-5527.
JIANG Hong, YU Yong-bo, ZHANG Xiang-feng, et al. Potato External Quality Grading Methods: A Review[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(14): 5519-5527.
- [5] 王淑青,顿伟超,黄剑锋,等.基于YOLOv5的瓷砖表面缺陷检测[J].包装工程,2022,43(9):217-224.
WANG Shu-qing, DUN Wei-chao, HUANG Jian-feng, et al. Ceramic Tile Surface Defect Detection Based on YOLOv5[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(9): 217-224.
- [6] 付苗苗,邓淼磊,张德贤.深度神经网络图像目标检测算法综述[J].计算机系统应用,2022,31(7):35-45.
FU Miao-miao, DENG Miao-lei, ZHANG De-xian. Survey on Deep Neural Network Image Target Detection Algorithms[J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(7): 35-45.
- [7] 王宇轩,杨宁,高雅,等.基于Firefly-RK3288的纸杯污渍检测系统设计研究[J].现代计算机(中旬刊),2017(10):70-73.
WANG Yu-xuan, YANG Ning, GAO Ya, et al. Design of Paper Cup Stain Detection System Based on Firefly-RK3288 ARM Platform[J]. Modern Computer, 2017(10): 70-73.
- [8] 高雅,秦文华,代作晓,等.基于机器视觉的纸杯缺陷检测系统设计[J].电子技术,2017,46(8):29-31.
GAO Ya, QIN Wen-hua, DAI Zuo-xiao, et al. Design of Paper Cup Defect Detection System Based on Machine Vision[J]. Electronic Technology, 2017, 46(8): 29-31.
- [9] 罗东亮,蔡雨萱,杨子豪,等.工业缺陷检测深度学习算法综述[J].中国科学(信息科学),2022,52(6):1002-1039.
LUO Dong-liang, CAI Yu-xuan, YANG Zi-hao, et al. Survey on Industrial Defect Detection with Deep Learning[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2022, 52(6): 1002-1039.
- [10] 付思琴,邱涛,王权顺,等.基于改进YOLOv4的焊接件表面缺陷检测算法[J].包装工程,2022,43(15):23-32.
FU Si-qin, QIU Tao, WANG Quan-shun, et al. Surface Defect Detection Algorithm of Weldment Based on Improved YOLOv4[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(15): 23-32.

- [11] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich Feature Hierarchies for Object Detection and Semantic Segmentation[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [12] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [13] REN Shao-qing, HE Kai-ming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [14] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]// European Conference on Computer Vision. 2016:21-37.
- [15] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway: IEEE, 2016: 779-788.
- [16] 杨其晟, 李文宽, 杨晓峰, 等. 改进 YOLOv5 的苹果花生长状态检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 37-246.
YANG Qi-sheng, LI Wen-kuan, YANG Xiao-feng, et al. Improved YOLOv5 Method for Detecting Growth Status of Apple Flowers[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 237-246.
- [17] 王莉, 何牧天, 徐硕, 等. 基于 YOLOv5s 网络的垃圾分类和检测[J]. 包装工程, 2021, 42(8): 50-56.
WANG Li, HE Mu-tian, XU Shuo, et al. Garbage Classification and Detection Based on YOLOv5s Network[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(8): 50-56.
- [18] 邱天衡, 王玲, 王鹏, 等. 基于改进 YOLOv5 的目标检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(13): 63-73.
QIU Tian-heng, WANG Ling, WANG Peng, et al. Research on Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(13): 63-73.
- [19] 王玲敏, 段军, 辛立伟. 引入注意力机制的 YOLOv5 安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9): 303-312.
WANG Ling-min, DUAN Jun, XIN Li-wei. YOLOv5 Helmet Wear Detection Method with Introduction of Attention Mechanism[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(9): 303-312.
- [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), 2018: 3-19.
- [21] 张锦, 屈佩琪, 孙程, 等. 基于改进 YOLOv5 的安全帽佩戴检测算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(4): 1292-1300.
ZHANG Jin, QU Pei-qi, SUN Cheng, et al. Safety Helmet Wearing Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(4): 1292-1300.
- [22] 林森, 刘美怡, 陶志勇. 采用注意力机制与改进 YOLOv5 的水下珍品检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 307-314.
LIN Sen, LIU Mei-yi, TAO Zhi-yong. Detection of Underwater Treasures Using Attention Mechanism and Improved YOLOv5[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(18): 307-314.
- [23] 黄彤斌, 黄河清, 李震, 等. 基于 YOLOv5 改进模型的柑橘果实识别方法[J]. 华中农业大学学报, 2022, 41(4): 170-177.
HUANG Tong-bin, HUANG He-qing, LI Zhen, et al. Citrus Fruit Recognition Method Based on the Improved Model of YOLOv5[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2022, 41(4): 170-177.

责任编辑: 曾钰婵