

不规则图案透明包装袋缺陷的多尺度智能检测^{*}

沈忱¹ 吴黎明^{1,2} 王桂棠¹ 张巧芬¹

(1. 广东工业大学机电工程学院 广州 510006; 2. 化学与精细化工广东省实验室揭阳分中心 揭阳 515200)

摘要:针对现有不规则图案透明包装袋缺陷检测中低对比度及敏感度不足导致的多尺度异常、图案干扰、漏检等问题,提出一种基于YOLOv8s框架改进的YOLOv8s-CBW检测算法,在YOLOv8s的主干网络C2f模块中嵌入坐标注意力机制(CA),增强模型对低对比度、微小缺陷的空间特征定位与精细化辨识能力;通过双向特征金字塔网络(BiFPN)替换原有的PANet结构,优化多尺度特征融合效率;最后,引入动态聚焦的WIoU-v3损失函数提升边界框回归精度,替代传统的CIoU损失函数,提升模型对不规则形态缺陷的边界框回归精度与整体泛化性能。实验表明,相较于基准YOLOv8s型,YOLOv8s-CBW在参数量仅增加 0.11×10^6 、浮点数基本不变的情况下,在缺陷检测任务中mAP@0.5达到82.2%,提升了1.3%,mAP@0.5:0.95达到49.3%,提升了7.1%;与YOLOv5s、YOLOv6s等主流模型相比,算法的mAP@0.5分别提高2.3%与10.6%,在保持浮点数基本不变的前提下实现更优检测精度。证明通过轻量化改进的YOLOv8s-CBW在多尺度缺陷的检测中能够保证效率,显著提升稳定性,为包装袋自动化质检提供可靠解决方案。

关键词:深度学习;YOLOv8;损失函数;双向特征金字塔网络

中图分类号: TP391.4; TN27 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2060

Multi-scale intelligent detection of defects in printed patterns on transparent packaging bags

Shen Chen¹ Wu Liming^{1,2} Wang Guitang¹ Zhang Qiaofen¹

(1. School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Guangdong Provincial Laboratory of Chemistry and Fine Chemical Engineering Jieyang Center, Jieyang 515200, China)

Abstract: To address issues in existing defect detection for irregularly patterned transparent packaging bags—such as multi-scale anomalies, pattern interference, and missed detections, which are caused by low contrast and insufficient sensitivity—an improved YOLOv8s-CBW detection algorithm based on the YOLOv8s framework is proposed. In this algorithm, a coordinate attention (CA) mechanism is embedded into the C2f module of the YOLOv8s backbone network to enhance the model's spatial feature localization and refined identification capabilities for low-contrast and minute defects. The original PANet structure is replaced with a bidirectional feature pyramid network (BiFPN) to optimize multi-scale feature fusion efficiency. Finally, a dynamic focusing WIoU-v3 loss function is introduced, replacing the traditional CIoU loss function, to improve bounding box regression accuracy for irregularly shaped defects and enhance the model's overall generalization performance. Experimental results show that, compared to the baseline YOLOv8s model, YOLOv8s-CBW, with only a 0.11×10^6 increase in parameters and essentially unchanged GFLOPs, achieved an mAP@0.5 of 82.2% (an increase of 1.3%) and an mAP@0.5:0.95 of 49.3% (an increase of 7.1%) in defect detection tasks. Compared to mainstream models such as YOLOv5s and YOLOv6s, our algorithm improved mAP@0.5 by 2.3% and 10.6%, respectively, achieving superior detection accuracy while maintaining essentially the same GFLOPs. This demonstrates that the lightweight improved YOLOv8s-CBW can ensure efficiency and significantly enhance stability in detecting multi-scale defects, providing a reliable solution for automated quality inspection of packaging bags.

Keywords: deep learning; YOLOv8; loss function; BiFPN

0 引言

包装袋是一种用于容纳、保护和运输的柔性容器,其中透明包装袋内容物可视化、品牌信息传达与物理防护的三重作用,广泛用于食品、医药、日化等领域。然而,透明包装袋印刷图案缺陷、封装过程中混入外源缺陷如缺陷污染等两种质量隐患,不仅会影响品牌形象,还会影响产品包装安全性。透明包装袋可分为半透明与全透明,前者往往在单面印有图案,对于后者则会有单面印刷或双面印刷的情况,尽管当前缺陷检测的机器视觉技术较为成熟,但对透明包装袋的不规则图案纹理与缺陷形态不易区分,使其检测效率低下,尤其对于双面都印有图案的全透明包装袋,两面的图案通常不会完全重叠,而这些不重叠是在生产容许的范围内,但这些误差在视觉检测时可能会被判断为缺陷,且双面的图案会让缺陷形态更难以分辨。所以生产线质检只能普遍依赖效率低、漏检率高的人工检测。因此,突破带印刷图案透明包装袋质检瓶颈需要通过提高检测的智能化水平来解决。

在机器视觉检测方面常用X光检测、色度分类等,例如洪冠等^[1]采用X光对屏蔽包装进行异物检测,Chao等^[2]提出采用色度分类表技术(CSTM),李靖等^[3]引入Otsu算法实现阈值自适应选取,李庆忠等^[4]通过优化梯度倒数加权滤波器抑制图像噪声,结合动态双阈值策略提升弱边缘识别能力。这些方法的共性不足在于检测依赖人工设计特征导致适应性差,即便频繁调参也难以适应复杂的缺陷,且泛化能力弱,维护成本高。

近年来计算机视觉领域基于深度学习的目标检测技术在工业质检中逐渐成主流,目标检测方法可划分为两阶段检测框架与单阶段检测框架两大类型。前者以RCNN^[5]、Fast RCNN^[6]、Faster RCNN^[7]等为典型代表,后者的检测模型有YOLO^[8]、SSD^[9]等。吴守鹏等^[10]提出一种基于动态特征金字塔网络(DSFPN)改进的Faster-RCNN输送带异物识别模型虽提升了识别能力,但两阶段框架固有的速度瓶颈难以满足工业生产的实时性要求,Rong等^[11]构建多尺度残差全卷积分割模型,但其训练数据标注成本过高,且计算资源消耗大,Dai等^[12]在YOLOv5的基础上引入视觉转换器(ViT)^[13]进行动态注意力和全局建模。但ViT固定patch划分会破坏微小缺陷的整体性,导致模型将同一缺陷误判为多个局部噪声,此外,Anchor-Based检测头依赖预设长宽比,对透明包装中常见的不规则缺陷匹配偏差显著,严重制约多尺度检测的精度。相较之下YOLOv8摒弃预设Anchor机制使用Anchor-Free检测头,通过动态预测目标中心点与宽高,减少对不规则缺陷的形状假设依赖,并通过3层特征金字塔(P3~P5)+SPPF跨阶段特征增强,结合更高分辨率

率的浅层特征图,提升微小缺陷的捕获能力。然而,YOLOv8在不规则图案透明包装袋缺陷检测中仍面临许多挑战:1)透明材质因缺乏纹理对比导致缺陷边缘与背景同化;2)双面印刷图案容许误差部分易被判断为缺陷;3)印刷图案的干扰,使缺陷与背景特征重叠,使模型难以区分真实缺陷与装饰性图案。

为此,通过构建基于YOLOv8-CBW算法的多尺度检测模型,以实现不规则图案透明包装袋缺陷检测。

1 多尺度检测 YOLOv8s-CBW 检测算法

YOLOv8作为YOLO架构中的迭代里程碑^[14-16]通过模块化设计重构了目标检测方法,基于CSPDarknet53骨干网络^[17]将模型划分为n、s、m、l、x这5种不同尺寸,每种类型在网络的深度、宽度以及复杂度上逐步增加,从而使得模型能在精度和速度之间灵活选择。

用于不规则图案透明包装袋缺陷检测的基于YOLOv8s改进的YOLOv8s-CBW算法,如图1所示,由输入端、特征提取主干、特征融合颈部及预测输出端4个部分组成,在骨干网络中将C2f模块替换成引入坐标注意力机制(coordinate attention, CA)的C2f_CA模块,增强模型对低对比度区域的定位能力,利用其通道与空间位置协同感知特性,精准区分透明材质与缺陷在光学相似性下的微弱特征差异;在颈部网络用双向特征金字塔网络(bidirectional feature pyramid network, BiFPN),替代原有的特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)^[18]与路径聚合网络(path aggregation network, PAN)^[19]的融合架构,优化多尺度特征融合机制,强化浅层特征中微小缺陷的语义表达,缓解深层网络因特征衰减导致的漏检问题,其可学习权重可抑制背景图案区域;输出端将完全交并比(complete intersection over union, CIoU)损失函数替换为WIoU(wise intersection over union)损失函数,通过动态调整边界框权重分布,强化透明背景下缺陷边缘细节的回归精度,避免因纹理同化造成的边界模糊。

1.1 C2f-CA模块

C2f模块YOLOv8中引入的核心模块,是YOLOv5中C3模块的改进版本,能够优化梯度流并增强特征复用,并通过拆分-处理-融合的策略提升计算效率。在印刷透明包装袋的缺陷检测任务中,C2f因多次下采样丢失高分辨率细节,导致微小缺陷难以定位,为此,在C2f中引入轻量化通道-空间联合注意力模块CA,构成C2f-CA模块。CA模块能够捕获特征图在空间维度的方向和位置敏感信息,转换为通道注意力的一部分,并通过保留和利用精确的位置信息,使得模型能够更好地理解特征在空间上的分布和互相依赖性,从而实现对重要特征区域的精确聚焦。同时,通过沿空间坐标方向分解特征编码,建

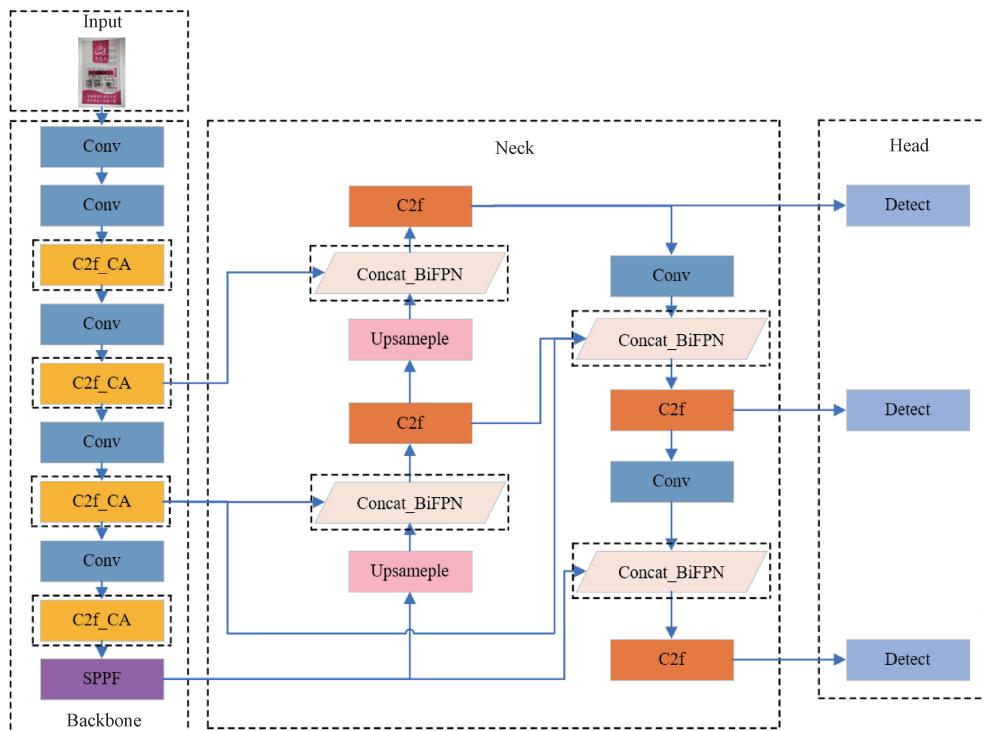


图 1 改进的 YOLOv8s-CBW 网络结构

Fig. 1 Enhanced YOLOv8-CBW network architecture

立跨通道与跨空间域的长程依赖关系,有效增强模型对细粒度缺陷特征的定位能力,并无缝嵌入复杂网络架构中,在计算开销几乎不变的条件下提升模型对弱纹理缺陷的敏感性,实现高效检测^[20],结构如图 2 所示。首先,对输入特征图分别沿水平(X 轴)和垂直(Y 轴)两个方向进行全局池化编码,可以捕获具有精确位置信息的空间特征,将二维特征图分解为两个独立的方向感知特征向量,每个向量都聚合了相应空间维度上的特征;其次,将这两个包含不同空间方向信息的位置特征向量进行拼接,然后通过 1×1 卷积进行通道压缩,有效降低后续计算的参数量,并且整合来自两个独立空间维度的位置和依赖信息,形成一个紧凑且包含丰富空间上下文的中间特征张量。该中间张量再次沿空间维度被分解为水平与垂直分量,每个分量再经过各自独立的 1×1 卷积操作和 Sigmoid 激活函数,分别生成水平方向和垂直方向的注意力权重图。最终这两个方向的注意力权重图与原特征图融合,通过这种方式实现对缺陷边缘等关键区域的定向增强。

针对高分辨率图像中细节丢失导致的微小缺陷定位的问题,C2f_CA 模块提出双阶段坐标注意力嵌入机制:首先在 Bottleneck 结构的首个卷积后嵌入 CA 模块构成 BottleneckCA 模块如图 3 所示,通过坐标信息分解与空间-通道协同校准,在通道降维前筛选高频细节特征,避免微小缺陷特征被噪声淹没;其次在跨层级特征拼接

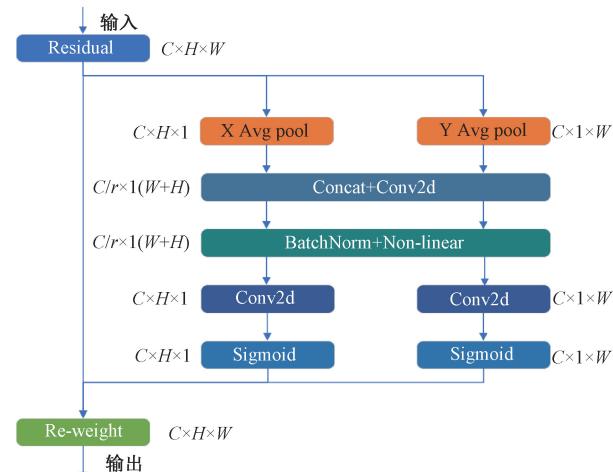


图 2 CA 网络结构

Fig. 2 CA network architecture

Concat 模块后引入 CA 模块如图 4 所示,动态分配融合特征的空间权重,强化浅层高分辨率特征的细节区域并抑制深层特征的模糊响应,从而优化多尺度特征的对齐能力与缺陷轮廓的连续性。该设计通过坐标注意力引导的特征校准,在通道压缩与特征融合关键节点实现细节增强,可提升透明包装在弱纹理场景下微小缺陷的定位精度与鲁棒性。

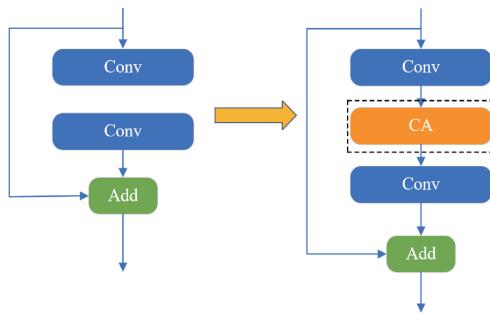


图 3 BottleneckCA 网络结构

Fig. 3 BottleneckCA network architecture

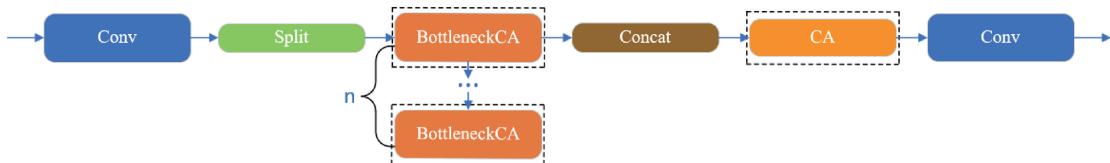


图 4 C2f_CA 网络结构

Fig. 4 C2f_CA network architecture

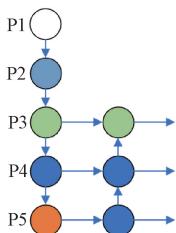


图 5 FPN 网络结构

Fig. 5 FPN network architecture

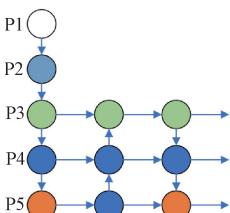


图 6 PANet 网络结构

Fig. 6 PANet network architecture

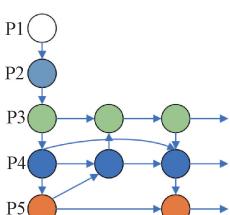


图 7 BiFPN 网络结构

Fig. 7 BiFPN network architecture

1.2 BiFPN

在目标检测领域,多尺度特征融合是主要挑战之一,传统的 FPN 自上而下融合多尺度特征如图 5 所示,YOLOv8 的颈部网络由 PANet 结构的受到启发如图 6 所示,构成 FPN+PAN 融合架构,但该架构流动性单一、权重固定,在检测中易将缺陷与背景图案混淆,且对多尺度缺陷融合能力不足,因此用双向特征金字塔网络 BiFPN 替代 YOLOv8 中的 FPN+PAN 架构如图 7 所示。

BiFPN 通过引入双向跨尺度连接与可学习的特征权重,构建了更高效的层级间特征交互框架,显著增强了低

度的上下文传播与特征互补,增强了模型对多尺度目标的表征能力;2)自适应权重分配机制,针对不同分辨率特征图的贡献度差异,为每个输入特征增加了一个额外的权重,让网络学习每个输入特征的重要程度^[21],如式(1)~(3)所示。

$$P_4^{id} = \text{Conv}\left(\frac{w_1 \cdot P_4^{in} + w_2 \cdot \text{Resize}(P_5^{in})}{w_1 + w_2 + \epsilon}\right) \quad (1)$$

$$W_3 = w_3' \cdot \text{Resize}(P_3^{out}) \quad (2)$$

$$P_4^{out} = \text{Conv}\left(\frac{w_1' \cdot P_4^{in} + w_2' \cdot P_4^{id} + W_3}{w_1' + w_2' + w_3' + \epsilon}\right) \quad (3)$$

式中: w_i 表示可学习权重; P_4^{id} 为第 4 层的中间特征; P_4^{out} 为第 4 层的输出特征; P_4^{in} 为第 4 层的输入特征; ϵ 为极小常数防止分母为 0。

为解决包装袋检测任务,缺陷与背景图案混淆与多尺度缺陷融合能力不足的问题。在颈部特征融合网络的引入 BiFPN。改进后的模型在 P3 层增强高分辨率浅层特征中微小缺陷的语义表达,利用可学习的跨通道权重增强局部梯度响应,缓解深层网络中细节特征的衰减问题;在 P4 层级构建双向跨尺度连接,实现多级特征交互,动态平衡细粒度纹理与抽象语义信息,自适应融合底层细节与中层语义,提升重叠背景下的缺陷检测能力;P5 层级则保持大尺寸缺陷的形态完整性。

1.3 WIoU 损失函数

在 YOLOv8 中,损失函数采用基于交并比(IoU)^[22]改进的 CIoU 损失^[23],在 IoU 的基础上引入中心点距离惩罚项、长宽比一致性约束项以及尺度敏感因子,通过多维度优化机制改进定位精度,但 CIoU 损失函数仍存在局限性,固定权重的刚性惩罚机制会放大模糊、形变等低质

级细节特征与高级语义特征的交互能力。其核心在于两点:1)能将底层细节特征向上反馈至高层网络,实现跨尺

量缺陷样本的损失权重,迫使模型过度拟合噪声特征而削弱泛化能力。

为解决 ClIoU 存在的局限性,将 YOLOv8 中的 ClIoU 损失函数替换为 WIoUv3,原理如图 8 所示。WIoU 为边界框回归设计了一种根据锚框质量动态调整权重的策略,其并非平等对待所有样本,而是评估锚框的离群度 β 来衡量其与真实框重叠程度的指标,高质量的锚框被赋予更高的权重,鼓励模型关注它们并学习精确定位。相反,低质量的锚框可能对应模糊或不明确的对象,则被赋予较低的权重。这种动态聚焦机制防止了嘈杂的样本主导训练过程并对梯度产生负面影响,使模型能够更有效地从高质量样本中学习,从而提高鲁棒性和边界框回归的准确性。WIoUv3 的提出结合了 WIoUv1 与 WIoUv2,其公式如式(4)~(9)所示^[24]。

$$\mathcal{L}_{\text{WIoUv1}} = R_{\text{WIoU}} \mathcal{L}_{\text{IoU}} \quad (4)$$

$$R_{\text{WIoU}} = \exp \left(\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*} \right) \quad (5)$$

$$\mathcal{L}_{\text{WIoUv2}} = \left(\frac{\mathcal{L}_{\text{IoU}}^*}{\mathcal{L}_{\text{IoU}}} \right)^\gamma \mathcal{L}_{\text{WIoUv1}} \quad (6)$$

$$\mathcal{L}_{\text{WIoUv3}} = r \mathcal{L}_{\text{WIoUv1}} \quad (7)$$

$$\beta = \frac{\mathcal{L}_{\text{IoU}}^*}{\mathcal{L}_{\text{IoU}}} \quad (8)$$

$$r = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (9)$$

式中: (x, y) 表示预测框的中心坐标; (x_{gt}, y_{gt}) 表示真实框的中心坐标; W_g, H_g 表示最小封闭框的大小; $(W_g^2 + H_g^2)^*$ 的上标 * 表示把 W_g 与 H_g 从计算图中分离出来,可有效消除阻碍收敛的因素; β 表示离群度; r 表示非单调聚焦系数。

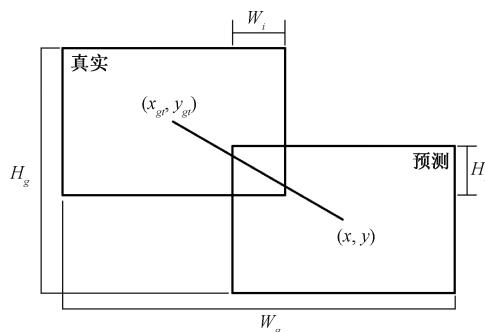


图 8 WIoU 原理

Fig. 8 WIoU schematic diagram

2 实验及结果分析

2.1 实验环境及数据集

实验环境采用 Window10 操作系统,CPU 型号为 Intel i5-12600KF,显卡型号为 Nvidia Geforce RTX 4060ti,

显存 16 GB,内存大小为 32 GB 的电脑上进行训练,Pytorch 版本为 2.5.1,CUDA 版本为 12.4,Python 版本为 3.9.13。

数据集的原始数据来源于广东潮州某包装袋印刷厂,经过旋转、添加噪声、对比度增强、光暗调节数据增强以扩充包装袋中含有缺陷的样本,提高样本的泛化能力,最后得到 1848 张图片,图 9 所示为部分数据增强后的图片。实验中将缺陷划分 4 种分别为蚊虫、孔洞、褶皱和其他。按照 7:2:1 的比例构建了训练集、验证集、测试集。图 10 所示为部分缺陷图片。



图 9 数据增强部分图片

Fig. 9 Apply data augmentation to a subset of images

训练图像输入采集统一为 1280×1280 ,batch 设置为 8,epoch 为 200,进行训练的设备为 GPU,动量为 0.937,优化器为 Adam,初始学习率设置为 0.01。

2.2 评价指标

实验选取平均精度均值(mAP)、参数量(Params),每秒浮点运算作为模型评估标准,公式如式(10)~(13)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (12)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^n AP_i}{n} \quad (13)$$



图 10 包装袋缺陷图

Fig. 10 Foreign object image in packaging bag

mAP 作为综合性指标,衡量模型在各类别中的平均识别准确度,mAP@ 0.5 表示 IoU 阈值为 0.5 时的检测精度,mAP@ 0.5 : 0.95 表示计算 IoU 阈值从 0.5 ~ 0.95 (步长 0.05) 区间内各阈值下的 mAP。Params 用于评估模型的参数规模,反映算法复杂度浮点数则体现模型在单位时间内的浮点计算能力,表征运算效率。

2.3 消融实验

为验证各改进模块的有效性,在相同实验环境与参数下逐一添加模块进行性能对比,其中 C 代表 C2f-CA 模块,B 代表 BiFPN 网络,W 代表 WIoU3 损失函数,如表 1 所示。

表 1 消融实验结果

Table 1 Ablation study results

模型	mAP@ 0.5/%	mAP@ 0.5 : 0.95/%	Params/ $\times 10^6$	浮点数/GFLOPs
YOLOv8s	80.9	42.2	11.13	28.4
YOLOv8s-C	81.2	44.3	11.24	28.7
YOLOv8s-B	79.4	45.9	11.13	28.4
YOLOv8s-W	81.3	43.3	11.13	28.4
YOLOv8s-CB	79.2	51.4	11.24	28.7
YOLOv8s-CBW(本文)	82.2	49.3	11.24	28.7

从表 1 结果可以看出单独引入 C2f-CA 模块后,可在参数量仅增加 0.11×10^6 ,计算量仅增加 0.3 GFLOPs 的情况下 mAP@ 0.5 增加 0.3%,mAP@ 0.5 : 0.95 增加 1.9%,单独引入 BiFPN 模块时,mAP@ 0.5 虽然减少 1.5%,但 mAP@ 0.5 : 0.95 增加 3.7%,单独引入 WIoU 模块时 mAP@ 0.5 增加 0.4%,mAP@ 0.5 : 0.95 增加 1.1%,同时引入 BiFPN 模块,虽然 mAP@ 0.5 下降了 2.0%,但 mAP@ 0.5 : 0.95 增加 7.1%。进一步将损失函数从 CIoU 替换为 WIoU,虽然 mAP@ 0.5 : 0.95 下降了 2.1%,但 mAP@ 0.5 提高了 3.0%。综上所述,对比原来的 YOLOv8 模型,在参数量和 GFLOPs 基本不变的情

况下 mAP@ 0.5 提升了 1.3%,mAP@ 0.5 : 0.95 提升了 7.1%。改进后的预测框更贴合目标的真实边界,使预测框更贴合真实目标。

2.4 对比实验

为验证 WIoU3 损失函数在 YOLOv8s-CBW 网络上的性能提升,将 DIoU 与 GIoU 损失函数进行对比,对比结果如表 2 所示,可看出 WIoU3 损失函数对比 GIoU 与 DIoU 损失函数 mAP@ 0.5 分别提升了 2.1%、1.0%,mAP@ 0.5 : 0.95 分别提升了 0.7%与 4.1%,说明在引入 WIoU3 损失函数对透明包装袋的缺陷检测更有优势。

表 2 损失函数对比实验结果

Table 2 Comparative experiment results of loss functions

模型	mAP@ 0.5/%	mAP@ 0.5 : 0.95/%	Params/ $\times 10^6$	浮点数/GFLOPs
GIoU	79.2	42.6	11.13	28.4
DIoU	80.3	39.2	11.13	28.4
WIoU3(本文)	81.3	43.3	11.13	28.4

为评估改进后的 YOLOv8s-CBW 检测算法的有效性,将与其他主流模型进行对比实验,实验结果如表 3 所示。由表 3 可知 YOLOv8s-CBW 算法 mAP@ 0.5 与 mAP@ 0.5 : 0.95 最高,与 YOLOv5s 相比 mAP@ 0.5 提升了 2.3%,mAP@ 0.5 : 0.95 提高了 8.1%;与 YOLOv6s 相比 mAP@ 0.5 提高 10.6%,mAP@ 0.5 : 0.95 提高了 8.0%,与 YOLOv8s 相比 mAP@ 0.5 提高了 1.3%,mAP@ 0.5 : 0.95 提高了 7.1%。改进的模型与参数量最低的 YOLOv5s 相比也只增加了 2.13×10^6 。实验结果表明,改进后的 YOLOv8-CBW 检测算法在仅产生少量参数增量下,实现了检测精度与计算效率的平衡优化,与其他主流算法相比能够更好的进行缺陷检测。图 11 为改进前后模型检测效果对比。



图 11 改进前后检测效果对比

Fig. 11 Comparative analysis of detection performance before and after improvement

表 3 模型对比实验结果

Table 3 Comparative experiment results of models

模型	mAP@ 0.5/%	mAP@ 0.5: 0.95/%	Params/ ($\times 10^6$)	浮点数/ GFLOPs
YOLOv5s	79.9	41.2	9.11	23.8
YOLOv6s	71.6	41.3	16.30	44.0
YOLOv8s	80.9	42.2	11.13	28.4
YOLOv8s-CBW(本文)	82.2	49.3	11.24	28.7

3 结 论

针对不规则图案透明包装袋多尺度缺陷检测中存在的低对比度特征混淆、微小缺陷漏检、弱纹理场景及印刷图案干扰等问题,本文提出了一种改进的 YOLOv8-CBW 模型,通过改进 C2f 模块引入 CA 注意力机制构成 C2f-CA 模块,增强模型对光学相似性下缺陷微弱特征的定位能力;结合双向特征金字塔网络 BiFPN 优化多尺度特征融合机制,缓解深层网络特征衰减导致的细节丢失问题,

抑制图案对缺陷检测的干扰;采用 WIoU-v3 损失函数动态调整边界框回归权重,提升透明背景下缺陷边缘的定位精度。实验结果表明,YOLOv8-CBW 模型在数据集上实现了 82.2% 的 mAP @ 0.5 和 49.3% 的 mAP @ 0.5 : 0.95,较 YOLOv8s 模型精度显著提升,同时参数量仅增加 0.11×10^6 ,计算量增幅 0.3 GFLOPs,验证了改进策略的高效性与轻量化特性。消融实验与主流算法对比进一步证明,该模型在检测精度与计算效率间实现了平衡,为包装袋智能质检提供了高效的技术支持。尽管本文取得了预期的进展,但也认识到在数据集的缺陷种类丰富性及双面印刷样本的覆盖面上仍有进一步拓展的空间。未来的研究将重点关注数据集的优化,特别是在增加双面印刷包装袋样本比例以及引入更多样化的缺陷类型,以提升模型在复杂多缺陷场景下的鲁棒性与适用性。

参考文献

- [1] 洪冠, 赵茂程, 居荣华, 等. 基于 X 射线成像系统的屏蔽包装食品缺陷检测与分类 [J]. 粮油加工, 2008(6):122-124.

- HONG G, ZHAO M CH, JU R H, et al. Foreign object detection and classification in shielded packaging foods based on X-ray imaging system [J]. Cereals and Oils Processing, 2008(6):122-124.
- [2] MI C, CHEN K, ZHANG Z W. Research on tobacco foreign body detection device based on machine vision[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2020, DOI: 10.1177/0142331220929816.
- [3] 李靖, 王慧, 闫科, 等. 改进 Canny 算法的图像边缘增强方法. 测绘科学技术学报, 2021, 38 (4): 398-403.
- LI J, WANG H, YAN K, et al. An image edge enhancement method based on improved Canny algorithm[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2021, 38 (4): 398-403.
- [4] 李庆忠, 刘洋. 基于改进 Canny 算子的图像弱边缘检测算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 361-363.
- LI Q ZH, LIU Y. Weak edge detection algorithm for images based on improved Canny operator. Application Research of Computers, 2020, 37 (S1) :361-363.
- [5] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [6] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [7] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, DOI:10.1109/TPAMI.2016.2577031.
- [8] 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. 2016: 779-788.
- [9] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part I 14. Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [10] 吴守鹏, 丁恩杰, 俞啸. 基于改进 FPN 的输送带异物识别方法[J]. 煤矿安全, 2019, 50(12):127-130.
- WU SH P, DING EN J, YU X, et al. Foreign object recognition method for conveyor belts based on improved FPN[J]. Safety in Coal Mine, 2019, 50(12):127-130.
- [11] RONG D, WANG H, XIE L, et al. Impurity detection of juglans using deep learning and machine vision [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178:105764.
- [12] DAI Y, LIU W, WANG H, et al. YOLO-former: Marrying YOLO and transformer for foreign object detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:1-14.
- [13] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale [J]. ArXiv preprint arXiv: 2010.11929, 2020.
- [14] 徐彦威, 李军, 董元方, 等. YOLO 系列目标检测算法综述 [J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(9): 2221-2238.
- XU Y W, LI J, DONG Y F, et al. Review of YOLO series object detection algorithms [J]. Journal of Computer Science and Exploration, 2024, 18(9): 2221-2238.
- [15] 宋晔, 吴一全. 基于无人机航拍的风力发电机叶片表面缺陷检测综述[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(10): 1-25.
- SONG Y, WU Y Q. Review of surface defect detection on wind turbine blades based on UAV aerial imaging[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 1-25.
- [16] 张恒, 程成, 袁彪, 等. 基于 YOLOv5-EA-FPNs 的芯片缺陷检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5):36-45.
- ZHANG H, CHENG CH, YUAN B, et al. YOLOv5-EA-FPNs-based chip defect detection method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 36-45.
- [17] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: Anew backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. 2020 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020:390-391.
- [18] LIN Z Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:2117-2125.
- [19] SHU L, LIU Q, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:8759-8768.
- [20] 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, 2021: 13713-13722.
- [21] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: Scalable and

- efficient object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10781-10790.
- [22] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 658-666.
- [23] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [24] HU D A, YU M, WU X Y, et al. DGW-YOLOv8: A small insulator target detection algorithm based on deformable attention backbone and wiou loss function [J]. IET Image Processing, 2023, 18(4): 1096-1108.

作者简介



沈忱, 2023 年于南京工程学院获得学士学位, 现为广东工业大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、智能制造。

E-mail: 390677757@qq.com

Shen Chen received his B. Sc. degree from Nanjing Institute of Technology in 2023.

Now he is a M. Sc. candidate at Guangdong University of Technology. His main research interests include machine vision and intelligent manufacturing.



吴黎明, 1996 年于华南理工大学获得学士学位, 2004 年于华南理工大学获得硕士学位, 现为广东工业大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为光机电一体化、测控技术。

E-mail: jkyjs@gdut.edu.cn

Wu Liming received his B. Sc. degree from South China University of Technology in 1996, M. Sc. degree from South China University of Technology in 2004, respectively. Now he is professor and M. Sc. supervisor at Guangdong University of Technology. His main research interests include Mechatronics and Measurement and Control Technology.



张巧芬(通信作者), 2004 年于华南理工大学获得学士学位, 2007 年于华南师范大学获得硕士学位, 2014 年于广东工业大学获得博士学位, 现为广东工业大学副教授, 主要研究方向为机器视觉与光纤通信。

E-mail: zhqf@gdut.edu.cn

Zhang Qiaofen(Corresponding author) received her B. Sc. degree from South China University of Technology in 2004, M. Sc. degree from South China Normal University in 2007, and the Ph. D. degree from Guangdong University of Technology in 2014, respectively. Now she is an associate professor at Guangdong University of Technology. Her main research interests include machine vision and optical fiber communication.