

本文引用格式: 何永伦,张冲,陈儒,等.基于改进 YOLOv8 的瓶胚缺陷检测模型[J].自动化与信息工程,2024,45(6):47-52.

HE Yonglun, ZHANG Chong, CHEN Ru, et al. Bottle preforms defect detection model based on improved YOLOv8 [J]. Automation & Information Engineering, 2024,45(6):47-52.

基于改进 YOLOv8 的瓶胚缺陷检测模型

何永伦¹ 张冲^{1,2,3} 陈儒^{1,2} 梁佳楠^{1,2}

(1.华南智能机器人创新研究院, 广东 佛山 528399

2.广东省科学院智能制造研究所, 广东 广州 510070

3.五邑大学机械与自动化工程学院, 广东 江门 529020)

摘要: 瓶胚缺陷检测是保障 PET 瓶成型质量的关键环节。为了将缺陷检测模型部署到工业应用场景中实现在线检测, 并提高瓶胚缺陷检测精度, 提出一种基于改进 YOLOv8 的瓶胚缺陷检测模型——YOLOv8-FEMA 模型。首先, 将 FasterNet Block 引入 YOLOv8 模型的 C2f 模块中, 以减少模型的参数量; 然后, 引入 EMA 机制, 使网络更聚焦于有用的特征信息, 以提升模型的检测精度。实验结果表明, 该模型相较于 YOLOv8n 模型, 参数量、浮点运算量分别减少了 27%和 26%, 检测精度提升了 0.03。该模型部署在瓶胚缺陷检测软件中, 可有效检测出瓶胚缺陷。

关键词: 瓶胚检测; 缺陷检测; YOLOv8; 轻量化

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2024)06-0007-06

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2024.06.007

开放获取

Bottle Preforms Defect Detection Model Based on Improved YOLOv8

HE Yonglun¹ ZHANG Chong^{1,2,3} CHEN Ru^{1,2} LIANG Jianan^{1,2}

(1.South China Robotics Innovation Research Institute, Foshan 528399, China

2.Institute of Intelligent Manufacturing, Guangdong Academy of Sciences, Guangzhou 510070, China

3.School of Mechanical and Automation Engineering, Wuyi University, Jiangmen 529020, China)

Abstract: Defect detection of bottle preforms is a crucial step in ensuring the quality of PET bottle molding. In order to deploy defect detection models to industrial application scenarios for online detection and improve the accuracy of preform defect detection, a bottle preform defect detection model based on improved YOLOv8, YOLOv8-FEMA model, is proposed. Firstly, embed the FasterNet Block into the C2f module of the YOLOv8 model to reduce the number of model parameters; Then, the EMA mechanism is introduced to make the network more focused on useful feature information and improve the detection accuracy of the model. The experimental results show that compared to the YOLOv8n model, this model reduces the number of parameters and floating-point operations by 27% and 26%, respectively, and improves detection accuracy by 0.03. This model is deployed in bottle embryo defect detection software and can effectively detect bottle preforms defects.

Keywords: bottle preforms detection; defect detection; YOLOv8; lightweighting

0 引言

在现代包装工业中, 瓶胚作为 PET 瓶的原始成型件, 在生产过程中可能出现各种缺陷, 如划痕、气泡、黑点等。这些缺陷在后续的吹塑成型工序中, 会直接影响 PET 瓶的质量^[1]。瓶胚缺陷检测是保障 PET 瓶

质量的关键环节, 而传统的人工检测方法存在准确性及效率低等问题, 因此探索一种高效的缺陷检测技术迫在眉睫。

随着机器视觉和深度学习技术的不断进步, 视觉缺陷检测技术已被广泛应用于瓶类物品的检测领域。

文献[2]提出改进的 Faster-RCNN 瓶身缺陷检测方法, 全类平均精度达到 96.86%。文献[3]构建基于 LeNet-5 和 VGG-16 的卷积神经网络, 用于玻璃瓶的缺陷检测, 检测准确率分别为 91.2%和 95%。文献[4]通过径向积分投影和双圆周扫描实现玻璃瓶瓶口的缺陷检测, 检测正确率为 98%。文献[5]提出基于机器视觉的 药瓶缺陷检测系统, 采用 Halcon 的 var_threshold 函数对药瓶进行缺陷检测, 检测准确率超过 97%。文献 [6]提出一种 PET 瓶口自模板缺陷快速检测方法, 通过对瓶口自建圆环模板和阈值分割图像进行图像做差比较, 实现了 PET 瓶口缺陷的快速检测, 检测精度超过 99%。文献[7]采用 Shi-Tomasi 算法对啤酒瓶口缺陷进行识别, 以实现缺陷啤酒瓶的自动分拣。但上述研究主要针对瓶口或药瓶的缺陷进行检测, 对瓶胚的缺陷检测研究相对较少。

本文提出一种基于改进 YOLOv8 的瓶胚缺陷检测模型——YOLOv8-FEMA 模型。在 YOLOv8 模型的 C2f 模块引入了 FasterNet Block, 有效减少了模型的参数量, 增强了模型的可部署性; 引入高效的多尺度注意力 (efficient multi-scale attention, EMA) 机制, 使模型更专注于有用的特征信息, 从而提高模型的检测精度。

1 YOLOv8 模型

YOLO 系列模型^[8-11]以其高速度、高准确性和模型紧凑等特点, 在实时检测任务中展现出较好的性能。YOLOv8 模型作为 YOLOv5 模型的迭代版本, 不仅优化了网络结构, 还提高了检测速度和准确性, 同时减小了模型体积。根据不同的网络宽度和深度, YOLOv8 模型可分为 YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l 和 YOLOv8x 五个版本, 其中 YOLOv8n 模型的网络宽度和深度最小, 速度最快, 更符合本文的应用场景, 故选用其作为基准模型。YOLOv8 模型主要由主干网络 (Backbone)、颈部网络 (Neck) 和头部网络 (Head) 组成, 结构如图 1 所示。

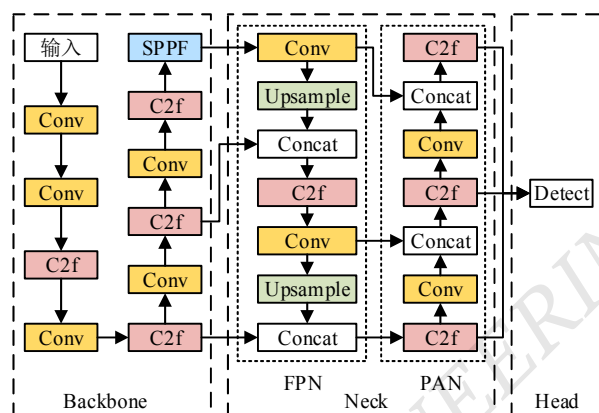


图 1 YOLOv8 模型结构

主干网络主要由 Conv、C2f 和快速空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling fast, SPPF) 三种模块组成, 用于提取输入图像的特征信息。颈部网络采用特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN)+路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 结构, 用于特征融合, 可获得 3 个大小不同的加强特征图。头部网络的 3 个检测器分别用于不同尺度特征图的预测。

2 改进的 YOLOv8 模型

尽管 YOLOv8 模型在检测任务中表现出色, 但在瓶胚缺陷检测过程中, 仍面临一些挑战, 如模型的参数量较大, 难以在资源受限的环境下部署; 在识别细节复杂的缺陷时, 其检测精度还有待提高。为此, 本文对 YOLOv8 模型进行改进, 提出一种 YOLOv8-FEMA 模型, 通过引入 FasterNet Block 和 EMA 机制, 有效减少了模型的参数量并提升了检测精度。

2.1 C2f 模块优化

C2f 模块的输入特征通过 CBS 块进行一次卷积处理; Split 操作将特征拆分为两个分支 (一个分支不经过任何处理, 另一个分支经过 Bottleneck 块进行特征提取); Concat 将两个分支的特征进行拼接; CBS 块对拼接后的特征进行一次卷积处理, 得到最终输出特征。C2f 模块结构如图 2 所示。

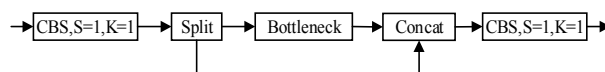


图 2 C2f 模块结构

C2f 模块的 Bottleneck 块由 2 个卷积层组成，用于特征提取与增强。但当 Bottleneck 块数量为 1 时，残差连接和 Concat 操作在功能上出现重叠，导致残差冗余，降低模型的效率。此外，在某些极端情况下（如瓶胚图像模糊、分辨率低），C2f 模块可能无法充分捕捉瓶胚图像的细节或上下文信息，制约了模型检测性能的进一步提升。

为此，本文将 FasterNet Block 引入 YOLOv8 模型的 C2f 模块中，在减少模型参数数量的同时，尽可能地保证模型的检测精度。

FasterNet Block^[12]以局部卷积构建整个模块。与常规卷积不同的是，局部卷积仅对一部分的输入特征进行卷积运算，因此其运算量远低于常规卷积。同时，局部卷积保留的剩余特征用于后续的特征融合，提高了模型的检测精度。FasterNet Block 在局部卷积后直接连接反残差块，并去除了深度卷积，进一步减少了卷积的运算量，提高了模型的效率。FasterNet Block 结构如图 3 所示。

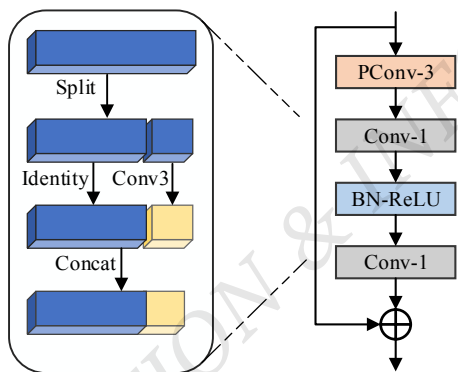


图 3 FasterNet Block 结构

在 FasterNet Block 中，图像特征先经过一个卷积核为 3 的局部卷积处理（保留 3/4 的图像特征用于后续特征融合），再利用反残差块来增强图像特征，并通过跳跃连接来合并图像特征，得到最终的输出。

2.2 EMA 机制

EMA 机制^[13]是一种改进的注意力机制，它在传统注意力机制的基础上，引入指数移动平均的方法来更新注意力权重。具体来说，在计算初始的注意力权

重后，EMA 机制结合一个可学习的衰减因子来平滑这些权重。该衰减因子决定了初始注意力权重的影响程度，从而使新的注意力权重不仅反映了当前信息，还考虑了历史信息。这种平滑处理有助于减少噪声对模型性能的影响，使注意力机制更加稳健。EMA 机制结构如图 4 所示。

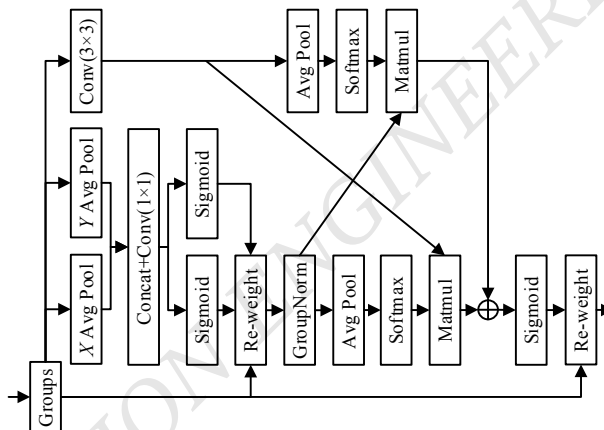


图 4 EMA 机制结构

本文将 EMA 机制连接在 FasterNet Block 后，并代替 C2f 模块中的 Bottleneck 块，改进的 C2f 模块称为 FEMA 模块，结构如图 5 所示。

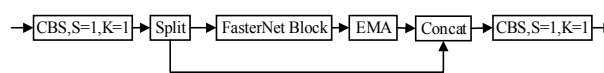


图 5 FEMA 模块结构

利用 FEMA 模块替换 YOLOv8 模型主干网络和颈部网络的 C2f 模块，构建 YOLOv8-FEMA 模型。YOLOv8-FEMA 模型结构如图 6 所示。

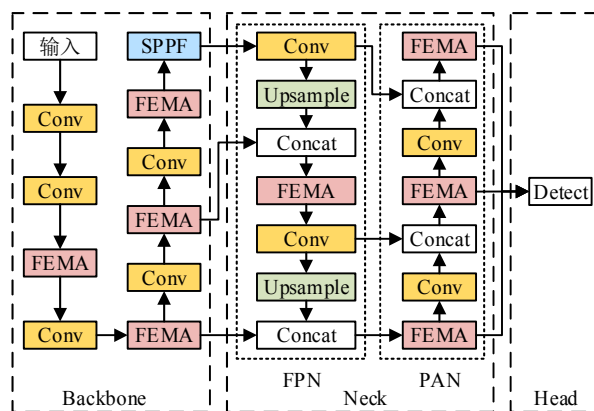


图 6 YOLOv8-FEMA 模型结构

3 实验

3.1 数据集

本实验数据集由 MV-CS050-10GM 相机在同一环境下采集的瓶胚缺陷图像组成。瓶胚缺陷图像主要包括黑点、划痕、气泡 3 种类型，如图 7 所示。

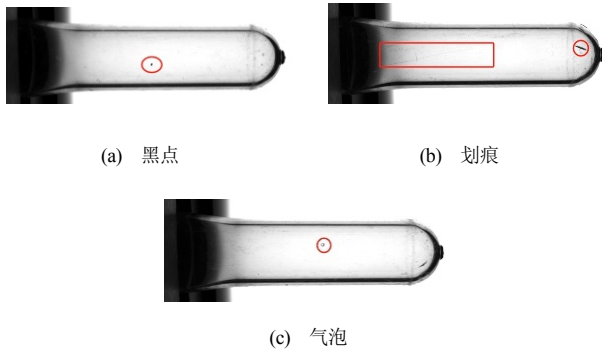


图 7 瓶胚缺陷类型

每类缺陷各采集 200 幅图像，整个数据集共包含 600 幅图像。鉴于采集的缺陷图像数据较少，为保证模型的泛化性和鲁棒性，采用随机旋转角度、水平翻转和添加噪声的方法对数据集进行扩充，最终得到一个包含 1 800 幅图像的瓶胚缺陷图像数据集。该数据集按照 8 : 2 的比例划分为训练集和验证集。

3.2 实验配置

本文所有实验均在同一环境下进行。实验环境如表 1 所示。

表 1 实验环境

名称	配置
操作系统	Linux
CPU	Xeon(R) Platinum 8255C, 12 核
GPU	RTX 2080Ti
语言	Python
框架	PyTorch

模型的训练参数设置如表 2 所示。

表 2 训练参数设置

名称	设置
批量大小/个	16
训练轮次/次	300
初始学习率	0.01

续表

名称	设置
权值衰减值	0.000 5
动量	0.937
局部卷积通道分组	4

3.3 对比实验

将本文模型与 YOLOv5s、YOLOv8n 模型进行对比实验，3 种模型的瓶胚缺陷检测精度曲线如图 8 所示，对比结果如表 3 所示。

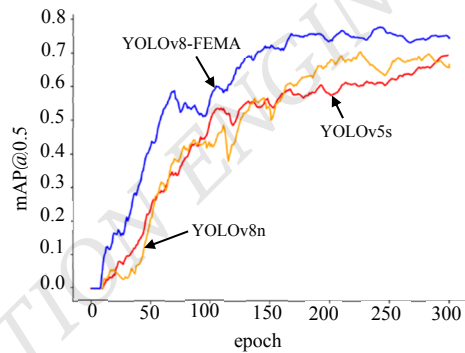


图 8 3 种模型瓶胚缺陷检测精度曲线

由图 8 可知，本文提出的 YOLOv8-FEMA 模型相较于 YOLOv5s、YOLOv8n 模型，收敛速度更快，且瓶胚缺陷检测精度更高。

表 3 3 种模型瓶胚缺陷检测结果对比

模型	参数量/MB	浮点运算量/GFLOPs	P@0.5	R@0.5	mAP@0.5
YOLOv5s	7.03	16.0	0.787	0.572	0.70
YOLOv8n	3.16	8.9	0.813	0.436	0.72
YOLOv8-FEMA	2.31	6.6	0.792	0.357	0.75

由表 3 可知，本文提出的 YOLOv8-FEMA 模型的参数量、浮点运算量、R@0.5 最小，mAP@0.5 最大，表明该模型在减少参数的同时，保证了瓶胚的缺陷检测精度。

3.4 消融实验

为进一步验证本文模型的有效性，通过消融实验来对比基准模型 YOLOv8n 在引入 FasterNet Block、EMA 机制后的性能，结果如表 4 所示。

表 4 消融实验结果

基准模型	FasterNet Block	EMA 机制	参数量/MB	浮点运算量/GFLOPs	mAP @0.5
			3.16	8.9	0.720
YOLOv8n	✓		2.31	6.4	0.738
	✓	✓	2.31	6.6	0.750

由表 4 可知: YOLOv8n 模型引入 FasterNet Block

后, 模型的参数量有所减少, 检测精度小幅提升; 进一步引入 EMA 机制后, YOLOv8n 模型抑制了无用信息, 检测精度得到进一步提升。

3.5 检测效果对比

为了更直观地展示模型的性能, 对改进前后的 YOLOv8n 模型的瓶胚缺陷检测效果进行可视化对比, 效果如图 9 所示。3 种模型的瓶胚缺陷检测平均准确率如表 5 所示。



图 9 YOLOv8n 模型改进前后瓶胚缺陷检测效果对比

表 5 3 种模型的瓶胚缺陷检测平均准确率

模型	平均准确率		
	黑点	划痕	气泡
YOLOv5s	0.577	0.773	0.758
YOLOv8n	0.563	0.648	0.945
YOLOv8-FEMA	0.644	0.609	0.995

由图 9、表 5 可知: YOLOv8-FEMA 模型较 YOLOv8n 模型在瓶胚的黑点和气泡检测上, 平均准确率有所提高, 且能准确识别出黑点和气泡的位置; 而在瓶胚的划痕检测上, 虽然平均准确率稍有下降, 但识别划痕的位置和数量却更为准确, 表明

YOLOv8-FEMA 模型在引入 EMA 机制后, 提升了 YOLOv8 网络抑制噪声的能力, 聚焦于有用的信息, 减少了漏检和误检现象, 实现了更准确的瓶胚缺陷检测。

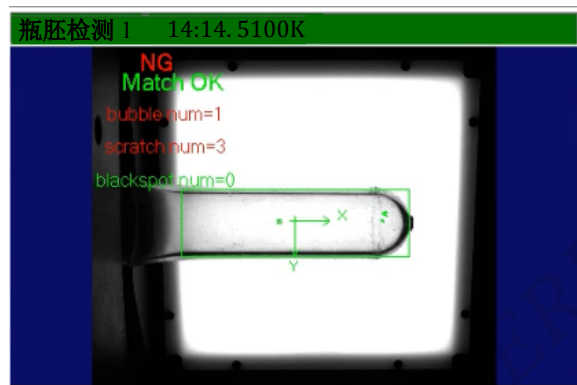
3.6 模型部署实测效果

将 YOLOv8-FEMA 模型部署在基于 C# Win-Forms 平台开发的瓶胚缺陷检测软件中。结合预设的品质判断标准, 该软件能够有效剔除不合格瓶胚。YOLOv8-FEMA 模型的实际检测效果如图 10 所示。

由图 10 可知, YOLOv8-FEMA 模型能够准确检测出瓶胚的缺陷类型和数量, 如瓶胚 1 被检测到有 1 个气泡和 3 个划痕, 综合判定其品质为不合格(NG)。



(a) 瓶胚 1, 瓶胚 2 检测到缺陷



(b) 瓶胚 1 检测到 1 个气泡, 3 个划痕

图 10 YOLOv8-FEMA 模型部署实测效果图

4 结论

本文结合 FasterNet Block 和 EMA 机制提出了 YOLOv8-FEMA 模型, 减少了模型参数量并提高了瓶胚缺陷检测的精度。实验结果显示, 相比于 YOLOv8n 模型, YOLOv8-FEMA 模型的参数量、浮点运算量分别减少了 27% 和 26%, 检测精度提高了 0.03, 表明该模型更易于部署在资源受限的环境中, 且检测性能也有所提升。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

- [1] 吴宇翔, 郑兆启, 石朴, 等. 基于机器视觉的 PET 瓶坯缺陷检测系统设计[J]. 机械制造与自动化, 2024, 53(5): 255-258.
- [2] 吉宏轩. 基于机器视觉的玻璃瓶缺陷检测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2023.
- [3] 张帅. 基于机器视觉的药用玻璃瓶缺陷检测[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2019.
- [4] 杨丹. 玻璃瓶口定位与缺陷检测系统设计[J]. 包装工程, 2020, 41(15): 227-231.

作者简介:

何永伦, 男, 1990 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 机器视觉。E-mail: 497137436@qq.com

张冲, 男, 1997 年生, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 深度学习与智能控制。E-mail: zhangchong1919@163.com

陈儒, 男, 1990 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 机器人与自动控制。E-mail: 2583321147@qq.com

梁佳楠, 男, 1989 年生, 在读博士研究生, 高级工程师, 主要研究方向: 深度学习与人工智能。E-mail: jn.liang@giim.ac.cn

- [5] 胡艳丽, 刘团结, 李世杰, 等. 基于机器视觉的药瓶缺陷检测系统设计[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2021, 37(2): 18-22.
- [6] 路云浩, 杨萌伟, 张铤, 等. 基于机器视觉的 PET 瓶口快速缺陷检测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(1): 64-66; 70.
- [7] 王祥傲, 郭建勇, 王帅康. 啤酒瓶瓶口缺陷检测与分拣监控系统设计[J]. 邵阳学院学报(自然科学版), 2022, 19(3): 25-31.
- [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] 罗希, 贺强, 张宁轩, 等. 基于改进型 YOLOv9 的绝缘子及缺陷检测[J]. 机电工程技术, 2024, 53(10): 197-202.
- [10] 张青春, 王文聘, 张洪源, 等. 改进轻量化 YOLOv7-tiny 道路限高障碍物检测方法[J]. 中国测试, 2024, 50(5): 186-192.
- [11] 余浪, 苗鸿宾, 苏赫朋, 等. 基于改进 YOLO v3 的轴承端面缺陷检测算法[J]. 机床与液压, 2024, 52(9): 209-214.
- [12] CHEN J, KAO S, 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, 2023: 12021-12031.
- [13] LI X, ZHONG Z, WU J, et al. Expectation-maximization attention networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 9167-9176.