

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306738

轻量化的印刷电路板缺陷检测网络 Multi-CR YOLO^{*}

姜媛媛^{1,2} 蔡梦南¹
(1. 安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001; 2. 安徽理工大学环境友好材料与职业健康研究院 芜湖 241003)

摘 要:针对印刷电路板表面缺陷目标小,检测精度低问题,设计了印刷电路板表面缺陷检测网络 Multi-CR YOLO,满足实时检测速度的前提下,有效提高了检测精度。首先,由 3 个 Multi-CR 块组成的主干特征提取网络 Multi-CR backbone 对印刷电路板小目标缺陷进行特征提取。其次,SDDT-FPN 特征融合模块使层级高的特征层向层级低的特征层进行特征融合,同时为小目标预测头 YOLO Head-P3 所在特征融合层加强特征融合,进一步增强低层特征层的表达能力。PCR 模块加强主干特征提取网络与 SDDT-FPN 特征融合模块不同尺度的特征层的特征融合机制,且防止模块之间进行特征融合时信息丢失。C_sECA 模块负责自适应调节特征权重和自适应注意小目标缺陷信息的要求,进一步提高了特征融合模块的自适应特征提取能力。最后,3 个 YOLO-Head 负责针对不同尺度的小目标缺陷进行预测。实验表明,Multi-CR YOLO 网络模型检测 mAP 达到 98.55%,模型大小为 8.90 MB,达到轻量化要求,检测速度达到了 95.85 fps,满足小目标缺陷实时检测的应用需求。

关键词: Multi-CR YOLO; 缺陷检测; 印刷电路板; SDDT-FPN; PCR; C_sECA

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Lightweight PCB defect detection network Multi-CR YOLO

Jiang Yuanyuan^{1,2} Cai Mengnan¹
(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;
2. Institute of Environment-Friendly Materials and Occupational Health, Anhui University of
Science and Technology, Wuhu 241003, China)

Abstract: Aiming at the problem of small target and low detection accuracy of printed circuit board surface defects, Multi-CR YOLO, a printed circuit board surface defect detection network, is designed to meet the premise of real-time detection speed and effectively improve the detection accuracy. Firstly, the backbone feature extraction network Multi-CR backbone, which consists of three Multi-CR residual blocks, performs feature extraction for small target defects on printed circuit boards. Secondly, the SDDT-FPN feature fusion module enables the feature fusion from the high level feature layer to the low level feature layer, and at the same time strengthens the feature fusion for the feature fusion layer where the small target prediction head YOLO Head-P3 is located, to further enhance the expressive ability of the low level feature layer. The PCR module strengthens the feature fusion mechanism of the different scales of the backbone feature extraction network and the feature layer of the SDDT-FPN feature fusion module, and prevents the fusion mechanism between the modules. The C₅ECA module is responsible for adaptively adjusting the feature weights and adaptively paying attention to the requirement of small target defect information, which further improves the adaptive feature extraction capability of the feature fusion module. Finally, the three YOLO-Head are responsible for predicting small target defects for different scales. The experiments show that the detection mAP of the Multi-CR YOLO network model reaches 98.55%, the model size is 8.90 MB, which meets the lightweight requirement, and the detection speed reaches 95.85 fps, which meets the application requirements of real-time detection of small-target defects.

Keywords: Multi-CR YOLO; defect detection; PCB; SDDT-FPN; PCR; C₅ECA

0 引言

在含有印刷电路板的电子器件使用中,电路板缺孔、鼠咬、开路、短路、毛刺、多铜缺陷会导致电子器件的损坏,更严重的会造成重大的安全事故。

印刷电路板表面缺陷小,种类多,使人工目测法检测效率低,漏检率高。随计算机技术进步和提高深度学习在图像处理方向快速发展,研究人员提出了各种以深度学习^[1]为基础的印刷电路板缺陷检测方法。

一类是以传统卷积神经网络^[2]为基础的缺陷检测方法。胡珊珊等^[3]提出基于上采样及跳层连接的方式实现多尺度特征融合检测方法。王永利等^[4]提出以基础卷积神经网络,缺陷区域多分割的检测方法。胡江宇等^[5]提出基于 FasterRcnn^[6] 多注意力融合机制的缺陷检测方法。刘小燕等^[7]提出抗除干扰的编码^[8]器,解码器结构的卷积神经网络缺陷检测方法。此类缺陷检测方法,网络结构复杂,参数量大,检测速度慢。

另一类是 YOLO 系列的缺陷检测方法。王根等^[9]提出以 ResNet 为 YOLOv3^[10] 主干特征提取网络的目标检测方法。Wu 等^[11]提出以 YOLOv4 的主干特征提取网络为基础,融合长距离注意力机制^[12]的目标检测方法。曾耀等^[13]提出在 YOLOv5^[14-15] 网络基础上,引入坐标注意力机制增强感受野,增强多尺度^[16]特征融合的缺陷检测方法。张银胜等^[17]提出基于改进的 MobileNetv3 为主干特征提取网络,引入 ECAnet 自适应调节特征权重,加强网络的特征提取。此类缺陷检测方法参数量较小,检测速度相对较快,但是针对小目标^[18-19]缺陷检测,特征提取

强度不足,检测精度较低。

目前,印刷电路板缺陷检测有两点难点:1)缺陷检测网络模型层级多,网络模型复杂,参数量大,轻量化程度低,检测速度慢。2)印刷电路板缺陷目标小,重要的缺陷特征难提取,导致小目标缺陷检测精度较低。

针对上述问题,本文设了多交叉残差 (multi-cross residual YOLO, Multi-CR YOLO) 缺陷检测模型。满足了工业实时检测小目标缺陷要求。解决了因缺陷检测网络层级多,模型结构复杂,网络轻量化程度低,检测精度低的问题。

1 Multi-CR YOLO 网络结构模型

由于印刷电路板表面缺陷较小,重要的缺陷特征较难提取,且在特征提取时小目标特征信息容易遗失。同时为满足工业上对小目标缺陷的检测精度和速度需求,需要提高检测网络对小目标缺陷检测精确度,且保证检测网络的轻量化程度较高。在单阶段 YOLO 目标检测系列算法中,无论在检测精度还是检测速度上都有较好的表现。以 YOLO 系列算法结构为构思基础,设计了多交叉残差 Multi-CR YOLO 目标检测网络。Multi-CR YOLO 网络整体结构如图 1 所示。

Multi-CR YOLO 网络主要由多交叉残差主干网络 (multi-cross-residual backbone, Multi-CR backbone)、池化卷积模块 (pooling-convolution-residual, PCR)、同向双顶特征金字塔模块 (same-direction-double-top feature pyramid network, SDDT-FPN)、C₃ECA 模块和 3 个预测头 YOLO-Head 组成。

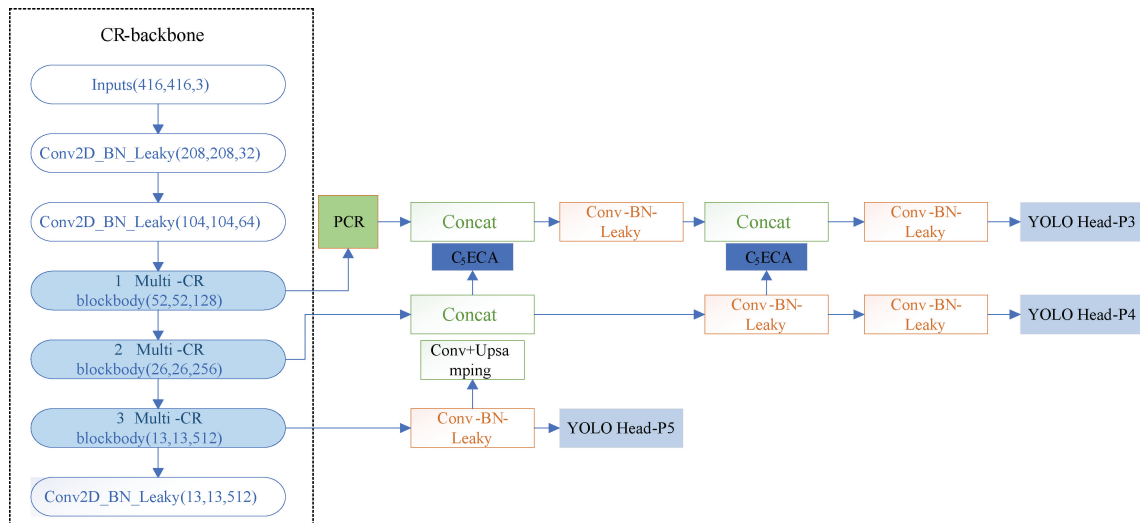


图 1 Multi-CR YOLO 网络结构

Fig. 1 Multi-CR YOLO network structure

1.1 Multi-CR backbone 结构设计

印刷电路板表面缺陷较小,为了能够充分提取小目标缺陷的特征,减少缺陷小目标特征信息的遗失,增强了小目标缺陷的特征提取能力。有效缓解梯度消失和爆炸问题,提升网络学习能力,设计了以多交叉残差块(multi-cross-residual blockbody, Multi-CR blockbody)为基础的主干特征提取网络。主干特征提取网络主要由 3 个卷积结构和 3 个 Multi-CR blockbody 组成。

其中卷积结构如图 2(a)所示由 Conv2D、BN(batch normalization)、LeakyReLU 激活函数 3 部分组成。Multi-CR blockbody 结构如图 2(b)所示由 7 个卷积结构、4 交叉残差连接、3 个拼接操作和 1 个池化结构组成。在交叉连接的残差块中有共用的交叉卷积层,在对输入特征层进行特征提取时,尤其针对小目标缺陷的特征提取时,有效减少特征信息的丢失和损耗问题。

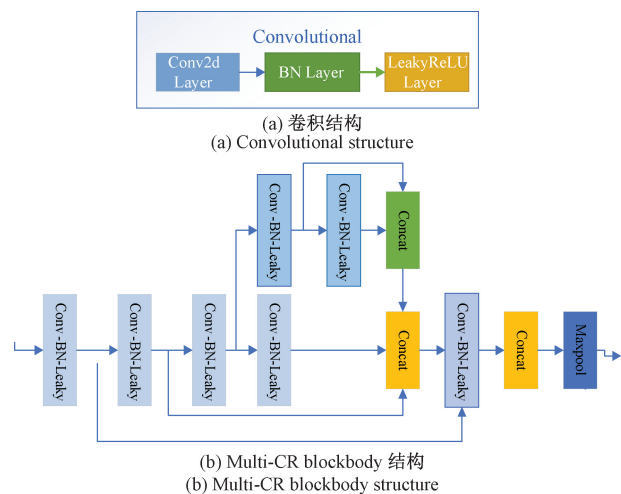


图 2 Multi-CR blockbody 结构

Fig. 2 Multi-CR blockbody structure

1.2 PCR 结构的设计

为增强 Multi-CR backbone 主干特征提取网络与 SDDT-FPN 特征融合模块之间不同尺度的特征融合机制,且有效阻止两个模块之间不同尺度的特征融合时特征信息丢失,设计了池化卷积残差结构 PCR。

PCR 模块主要由一个残差卷积结构和两个池化通道结构组成,其中两个池化通道结构融合两个模块之间的不同尺度的特征层的特征信息,卷积残差结构有效解决了模块之间特征信息遗失的问题。CBS 卷积结构如图 3(a)所示主要由 Conv2D、BN、SiLU 激活函数组成。两个池化通道结构都是由两个相同尺寸的池化层组成。池化层的池化核大小为 5×5 ,步长为 1,填充个数 P 为 2。输入特征层经过卷积结构、两个池化通道处理后,通过拼接操作将融合特征层向后传递。PCR 结构如图 3(b)所示。

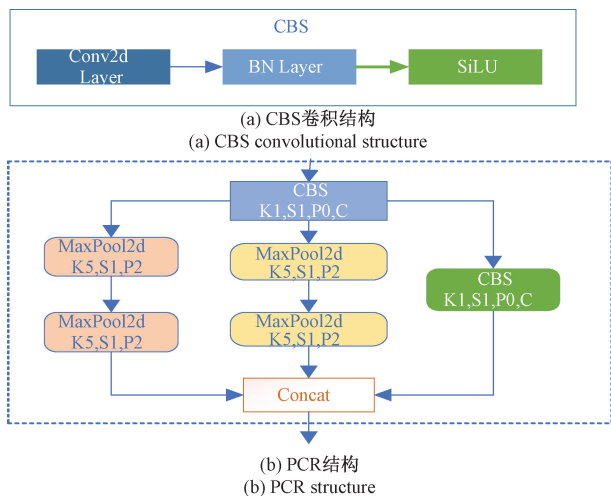


图 3 PCR 结构

Fig. 3 PCR structure

1.3 SDDT-FPN 结构设计

YOLO-Head P5 和 YOLO-Head P4 所在的主干特征提取网络层级较深,适合预测相对较大缺陷。主干特征提取网络层级深会导致小目标缺陷特征提取时会丢失部分特征,导致小目标缺陷预测精度相对较低。YOLO-Head P3 所在主干特征提取网络层级较浅,特征提取过程中小目标缺陷特征遗失较少,更适合小目标缺陷预测。

为 YOLO-Head P3 加强特征融合,进一步提高小目标缺陷预测精度。设计了同向双顶特征金字塔 SDDT-FPN 结构如图 4(a)所示。此结构不仅促进了自下而上特种层之间的特征融机制,而且针对小目标缺陷预测头 YOLO Head-P3 所在的特征融合层再次引入同向金字塔顶,进一步加强了小目标缺陷预测的特征层的特征信息传递。引入 SDDT-FPN 结构后的整体模型如图 4(b)所示。

1.4 C_5 ECA 结构设计

模型整体有大量的特征信息需提取和关注,则一定程度上需降低对次要特征信息的关注度,提升对主要信息的关注度。设计的 C_5 ECA 结构,使 SDDT-FPN 网络的层结构之间加强特征提取和特征融合机制,提升小目标缺陷特征信息的关注度。 C_5 ECA 模块结构如图 5(a)所示,主要由 2 个卷积结构、1 个残差卷积(3 个卷积结构组成)、ECAnet 结构和拼接操作组成。

其中前 2 个卷积主要进行上采样操作,残差卷积结构进行预测层结构之间的特征提取和传递,提升小目标信息提取的敏感度。高效通道注意力(efficient channel attention network, ECAnet)模块具体结构如图 5(b)所示。由 ECAnet 具体结构可知,首先对输入的特征图进行全局平均池化将 h 和 w 维度都变成 1,只保留 channel 维度。

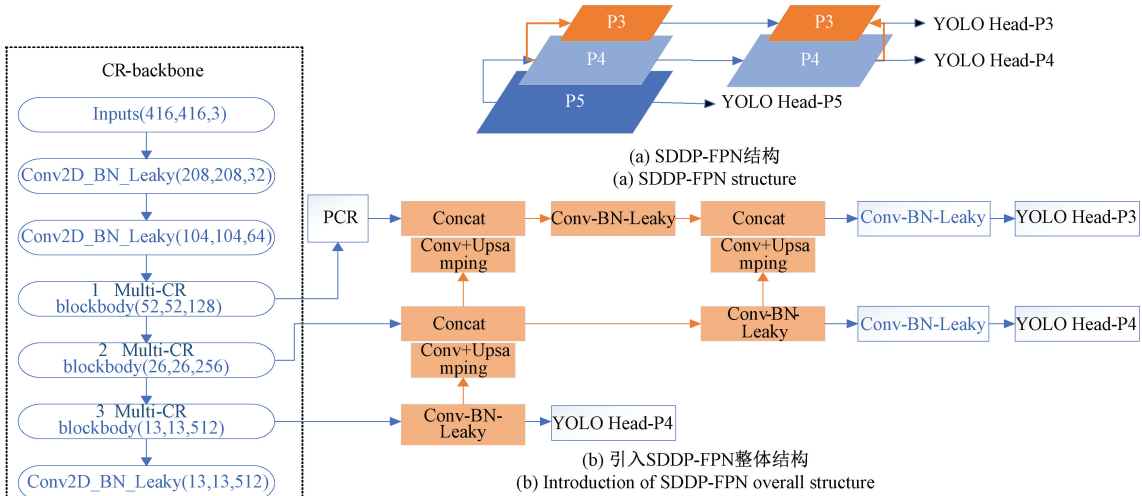


图 4 SDDT-FPN 结构

Fig. 4 SDDT-FPN structure

其次经过 1D 卷积,使得每层的通道与相邻层的通道进行信息交互,共享权重。最后使用 Sigmoid 函数进行处理,将输入特征图与处理好的特征图权重进行相乘,组合的权重就赋值在特征图上。经过 ECAnet 模块处理,使模型自适应关注更为重要的小目标缺陷特征信息,进一步提高了网络模型的自适应特征提取能力,从而提高小目标缺陷的预测精度。

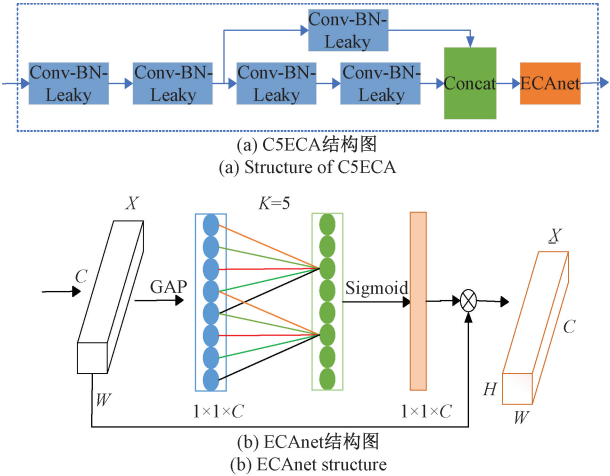


图 5 C₅ECA 结构

Fig. 5 C₅ECA structure

2 实验基础及分析

为了验证 Multi-CR YOLO 模型的检测性能和预测性能,采用了北京大学智能机器人开放实验室^[20]公开的印刷电路板缺陷数据集,Windows 11 操作系统,Python 编程语言,进行了对比实验和消融实验。

2.1 实验数据集

本实验数据集来自于北京大学智能机器人开放实验室公开的印刷电路板缺陷数据集,数据集共有 10 668 张图片,本实验训练数据从其中随机抽取 6 类被标注完整的缺陷图片共 4 866 张,其中缺孔 (missing_hole) 为 806 张,鼠咬 (mouse_bite) 为 832 张,开路 (open_circuit) 为 817 张,短路 (short) 为 776 张,毛刺 (spur) 为 805 张,多铜 (spurious_copper) 为 830 张。训练时又会从训练集 4 866 张图片中随机抽 2 160 张图片,每一类的缺陷图片数量为 360 张。验证集包括 240 张图片,每类缺陷的验证图片为 40 张。测试集包括 267 张图片。实验中 6 类印刷电路板缺陷类型如图 6 所示。

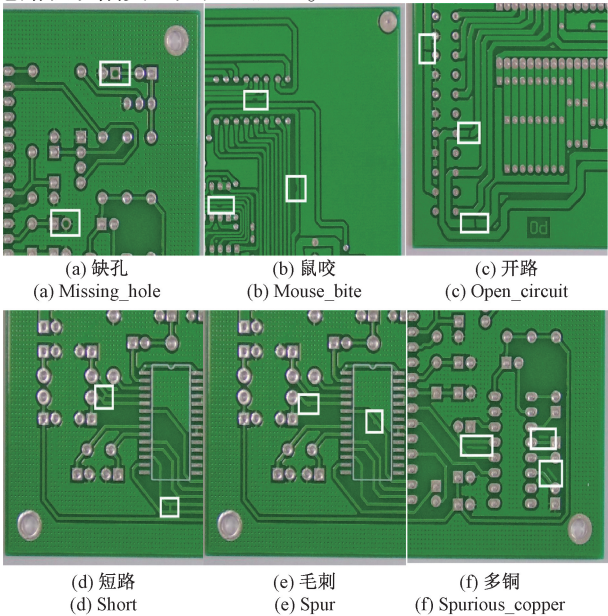


图 6 6 类缺陷图

Fig. 6 6 types of defect maps

2.2 评价标准

本文采用常用且具有代表性的评价指标主要有平均精度 (average precision, AP)、均值平均精度 (mean average precision, mAP)、查全率 (recall, R)、每个缺陷类别 R 变化的曲线、帧频 (frames per second,FPS)。

精确率 (precision, P) 指的是模型预测所有物体中, 预测正确的比例, 也称查准率, 精确率越高表明模型检测效果越好, 模型性能更加优越, 如式 (1) 所示。R 指的是所有真实目标中, 模型预测正确的目标比例, 也称召回率, 查全率是衡量模型性能和检测效果的重要指标, 查全率越高模型检测效果和性能越优越, 如式 (2) 所示。AP 公式如式 (3) 指的是 P 曲线和 R 曲线两曲线在区间 (0, 1) 上所围成的面积大小。mAP 是所有类别的 AP 值求均值, 反映了模型的整体效果和整体精度, 是衡量模型性能的重要整体指标。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) d(R) \tag{3}$$

式中: TP 指该样本是正样本, 最终被预测为正样本的个数, FP 值的是该样本是负样本, 最终被预测为正样本个数。FN 代表该样本是正样本, 最终被错误的预测为负样本个数。FPS 指画面每秒传输帧数, 其值的大小代表画面流畅度程度, FPS 值较低使检测画面卡顿, FPS 值越大检测画面越流畅, 对于实时性检测来说 FPS 值是十分重要的指标。

2.3 实验平台及参数

实验所需配置和参数如下: 深度学习的框架为 Pytorch1. 12. 1+CUDA116, Python 版本 3. 8, 操作系统为 Windows 11, 图形处理器为 NVIDIA GeForce RTX 3050Ti GPU, 显存 4 G, 训练的相关参数如表 1 所示。

2.4 消融实验

为评估不同设计的模块组合对算法性能的优化程

表 1 训练的相关参数

Table 1 Training related parameters	
参数	数值
原图尺寸	604×604
训练尺寸	416×416
初始学习率	0. 01
批量大小	4
优化器类型	SGD 优化器

度, 设计了消融实验。消融实验结果如表 2 所示。Multi-CR 3Head 表示 Multi-CR backbone 主干网络和 3 个预测头组成的基础模型。Px-DCP 表示在某个预测头所在的主干特征层后引入 PCR 模块。SDDT-FPN 表示在主干特征提取网络和预测头之间引入 SDDT-FPN 模块。1-C₅ECA 表示 P5 和 P4 之间引入 C₅ECA 模块。2-C₅ECA 表示 P4 和 P3 之间第 1 次 (左边) 引入 C₅ECA 模块。3-C₅ECA 表示 P4 和 P3 之间第 2 次 (右边) 引入 C₅ECA 模块。

由实验 1 可看出, 以 Multi-CR backbone 主干网络为基础模型的网络结构 mAP=96. 59, 证明设计的多交叉残差 Multi-CR blockbody 具有较强的小目标缺陷特征提取能力。

由实验 1、2 可看出, 引入 SDDT-FPN 模块后相比较于实验 1, mAP 和 R 分别提高了 0. 28%、1. 56%, 证明 SDDT-FPN 加强了层之间的特征融合机制, 同时也为小目标预测头 YOLO Head-P3 所在的特征融合层提高了特征融合能力, 进一步提升了小目标缺陷检测精度。

由实验 3、4、5 可看出, 在 P3 预测头所在的主干特征提取层后引入 PCR 模块使不同尺度特征层融合的效果最好, 实验 3 的 mAP 和 R 相较于实验 2 分别提升 0. 79%、0. 65%。

由实验 6、7、8、9 可以看出, 在 SDDT-FPN 结构中, 预测头 P4 和 P3 之间引入两个 (左、右两边) C₅ECA 后, 加强了 SDDT-FPN 网络的层结构之间特征融合机制, 提升小目标缺陷特征信息的关注度, 实验 8 的 mAP 和 R 相较于实验 3 分别提升了 0. 89%、1. 1%。

表 2 消融实验结果

Table 2 Results of ablation experiment											
序号	Multi-CR 3Head	SDDT-FPN	P ₃ -PCR	P ₄ -PCR	P ₅ -PCR	1-C ₅ ECA	2-C ₅ ECA	3-C ₅ ECA	mAP/%	R/%	FPS
1	√								96. 59	93. 57	109. 50
2	√	√							96. 87	95. 13	105. 43
3	√	√	√						97. 66	95. 78	102. 36
4	√	√		√					96. 82	93. 86	101. 94
5	√	√			√				97. 33	95. 55	102. 25
6	√	√	√			√	√		98. 17	95. 86	97. 36
7	√	√	√			√		√	97. 31	95. 93	96. 34
8	√	√	√				√	√	98. 55	96. 88	95. 85
9	√	√	√			√	√	√	98. 26	96. 81	93. 83

2.5 对比实验

为验证模型 Multi-CR YOLO 可行性和有效性,在相同实验环境下,利用 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-tiny、YOLOv5-s、YOLOv5-m、YOLOv7-tiny^[21],6 种当前主流的目标检测模型对印刷电路板缺陷数据集行训练与测试,实验结果如表 3 所示。

表 3 对比实验结果

模型名称	mAP/%	R/%	模型体积/MB	FPS
YOLOv3	88.44	66.33	61.55	39.35
YOLOv4	97.14	91.87	63.96	31.36
YOLOv4-tiny	89.63	79.95	5.89	170.43
YOLOv5-s	94.34	72.19	7.08	72.69
YOLOv5-m	95.89	79.86	21.07	38.98
Multi-CR YOLO	98.55	96.88	8.90	95.85
YOLOv7-tiny	95.32	80.33	6.03	98.61

从表 3 中可以看出,模型检测在 mAP 方面,Multi-CR YOLO 模型达到 98.55%,比 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-tiny、YOLOv5-s、YOLOv5-m、YOLOv7-tiny 分别高出 10.11%、1.44%、8.92%、4.21%、2.66%、3.23%。Multi-CR YOLO 模型 R=96.88%,比 YOLOv5-s 高出 24.69%,比 YOLOv4 高出 5.01%,相较于其他模型都有很大的提高。模型体积为 8.90 MB,相对于模型 YOLOv4、YOLOv5-m 体积分别降低了 55.06、12.17 MB,达到轻量化要求。检测速度 fps=95.85 满足印刷电路板缺陷实时检测的需求。

2.6 可视化分析

Multi-CR YOLO 模型设计是以 YOLO 系列模型结构为构思基础,为了验证 Multi-CR YOLO 模型实际的检测效果,随机抽取 6 类印刷电路缺陷图片进行检测,同时和轻量化程度较高 YOLOv4-tiny 模型检测结果进行对比。YOLOv4-tiny 模型检测结果如图 7 所示,Multi-CR YOLO 算法模型检测结果如图 8 所示。

通过两模型检测结果的对比,对于缺孔、鼠咬、两种缺陷类型,原始模型和 Multi-CR YOLO 都将存在的缺陷检测出来了,没有出现漏检的情况,在检测精度方面,Multi-CR YOLO 模型和 YOLOv4-tiny 模型持平。对于开路、短路、毛刺、多铜 4 种缺陷类型,YOLOv4-tiny 模型都出现了漏检情况,Multi-CR YOLO 模型没有出现漏检的情况,而且对已检测出的缺陷在平均精度方面,Multi-CR YOLO 模型都高于 YOLOv4-tiny 模型。

3 结 论

本文设计了 Multi-CR YOLO 模型。解决了印刷电路板因缺陷目标较小而导致的特征提取较难的问题,同时

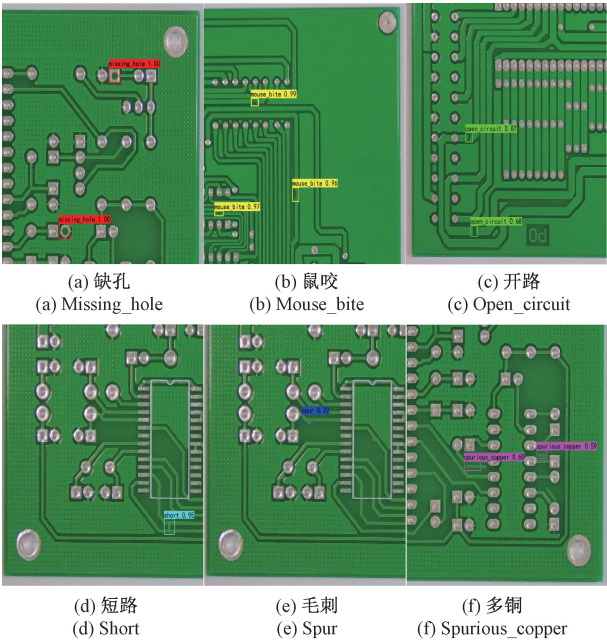


图 7 YOLOv4-tiny 检测结果

Fig. 7 YOLOv4-tiny test results

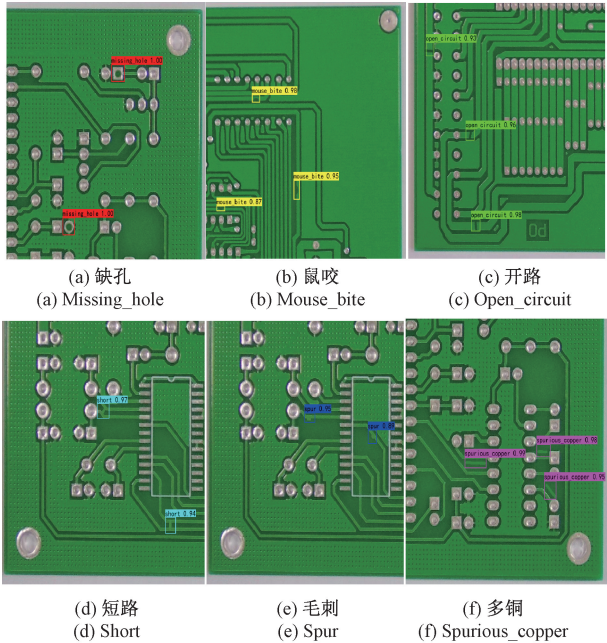


图 8 Multi-CR YOLO 检测结果

Fig. 8 Multi-CR YOLO test results

提高了印刷电路板表面缺陷检测精度。该检测模型整体结构简单且轻量化,同时也满足了实时检测速度要求。

实验结果表明以 Multi-CR backbone 为主干特征提取网络和 3 个 YOLO-Head 组成的最基本的网络结构,检测结果的 mAP 达到 96.59%,召回率 R 达到了 93.75%,表明设计的多交叉残差 Multi-CR blockbody 针对小目标缺

陷有较强的特征提取能力。SDDT-FPN 模块有效提升特征融合模块中特征层之间的特征融合能力,第二个同向特征金字塔顶为小目标预测头 YOLO Head-P3 所在的特征融合层进一步提高了特征融合能力。PCR 模块有效衔接并融合 Multi-CR backbone 主干特征提取网络和 SDDT-FPN 结构之间的不同尺寸的特征图,促进不同尺度特征图的特征融合机制,而且有效保证两个模块之间的特征传递不会出现遗失情况。C₅ECA 模块聚焦印刷电路板小目标缺陷信息,进一步加强 SDDT-FPN 结构层之间的特征融合和传递能力,而且提高了网络模型的自适应特征提取能力,一定程度加强网络收敛能力和提高预测精度。

Multi-CR YOLO 模型相较于当前几种主流目标检测模型,在检测精度、召回率、模型大小、检测速度等方面都具有显著的优势。在小目标缺陷实际检测中具有实时性和可行性。目前模型在轻量化程度上有待进一步提高,为了更好的移动终端可以更加容易得嵌入使用。

参考文献

- [1] CHANG P C, CHEN L Y, FAN C Y. A case-based evolutionary model for defect classification of printed circuit board images [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2008, 19: 203-214.
- [2] SCHERER D, MÜLLER A, BEHNKE S. Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition [C]. International Conference on Artificial Neural Networks. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010: 92-101.
- [3] 胡珊珊,肖勇,王保帅,等. 基于深度学习的 PCB 缺陷检测研究[J]. 电测与仪表,2021,58(3):139-145.
HU SH SH, XIAO Y, WANG B SH, et al. Research on PCB defect detection based on deep learning [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2021, 58(3):139-145.
- [4] 王永利,曹江涛,姬晓飞,等. 基于卷积神经网络的 PCB 缺陷检测与识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,33(8):78-84.
WANG Y L, CAO J T, JI X F, et al. PCB defect detection and recognition algorithm based on convolutional neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8):78-84.
- [5] 胡江宇,贾树林,马双宝,等. 基于改进级联 FasterRCNN 的 PCB 表面缺陷检测算法[J]. 仪器技术与传感器, 2022(7):106-110,126.
HU J Y, JIA SH L, MA SH B, et al. PCB surface defect detection algorithm based on improved cascaded FasterRCNN [J]. Instrument Technology and Sensors, 2022(7):106-110,126.
- [6] 陈仁祥,詹赞,胡小林,等. 基于多注意力 FasterRCNN 的噪声干扰下印刷电路板缺陷检测[J]. 仪器仪表学报,2021,42(12):167-174.
CHEN R Y, ZHAN Z, HU X L, et al. Printed circuit board defect detection under noise interference based on multi attention FasterRCNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12):167-174.
- [7] 刘小燕,李照明,段嘉旭,等. 基于卷积神经网络的印刷电路板色环电阻检测与定位方法[J]. 电子与信息学报,2020,42(9):2302-2311.
LIU X Y, LI ZH M, DUAN J X, et al. Detection and location method of color ring resistance of printed circuit board based on convolutional neural network [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2020, 42(9): 2302-2311.
- [8] LALAK M, WIERZBICKI D. Automated detection of atypical aviation obstacles from UAV images using a YOLO algorithm[J]. Sensors, 2022, 22:6611.
- [9] 王根,江晓明,黄峰,等. 基于改进 YOLOv3 网络模型的茶草位置检测算法[J]. 中国农机化学报,2023, 44(3):199-207.
WANG G, JIANG X M, HUANG F, et al. Tea grass location detection algorithm based on improved YOLOv3 network model [J]. China Journal of Agricultural Machinery Chemistry, 2023, 44(3):199-207.
- [10] HUANG R, GU J, SUN X, et al. A rapid recognition method for electronic components based on the improved YOLOv3 network[J]. Electronics, 2019, 8:825.
- [11] WU Y, LI J. YOLOv4 with deformable-embedding-transformer feature extractor for exact object detection in aerial imagery[J]. Sensors, 2023, 23.
- [12] 张栋,姜媛媛. 融合注意力机制与逆残差结构的轻量级钻机目标检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(11):201-210.
ZHANG D, JIANG Y Y. A Lightweight drilling machine target detection method integrating attention mechanism and inverse residual structure [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (11): 201-210.
- [13] 曾耀,高法钦. 基于改进 YOLOv5 的电子元件表面缺陷检测算法[J]. 浙江大学学报, 2023, 57(3): 455-465.
ZENG Y, GAO F Q. A surface defect detection algorithm for electronic components based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Zhejiang University, 2023, 57(3):455-465.
- [14] 史梦圆,高俊钊. 改进 YOLO v5 的建筑物破损检测算法研究[J]. 国外电子测量技术,2022,41(8):84-90.
SHI M Y, GAO J CH. Research on improved YOLO v5

- building damage detection algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41 (8): 84-90.
- [15] HAN J, LIU Y, LI Z, et al. Safety helmet detection based on YOLOv5 driven by super-resolution reconstruction[J]. Sensors, 2023, 23:1822.
- [16] 尹震宇, 樊超, 赵志浩, 等. 多尺度特征图分类再提取的目标检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(3):536-541.
YIN ZH Y, FAN CH, ZHAO ZH H, et al. Object detection algorithm based on the multi-scale feature maps classification and feature extraction [J]. Mini-MicroSystems, 2021, 42(3):536-541.
- [17] 张银胜, 杨宇龙, 吉茹, 等. 改进 YOLOv5s 的风力涡轮机表面缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1):40-49.
ZHANG Y SH, YANG Y L, JI R, et al. Improving YOLOv5s for surface defect detection of wind turbines[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1):40-49.
- [18] LIU H, SUN F, GU J, et al. SF-YOLOv5: A lightweight small object detection algorithm based on improved feature fusion mode[J]. Sensors, 2022, 22: 5817.
- [19] 杨辉羽, 李海明. 单聚合 YOLO 航拍小目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4):131-140.
YANG H Y, LI H M. Single aggregate YOLO aerial photography small target detection algorithm [J]. Overseas Electronic Measurement Technology, 2023, 42(4):131-140.
- [20] 吴一全, 赵朗月, 苑玉彬, 等. 基于机器视觉的 PCB 缺陷检测算法研究现状及展望[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(8):1-17.
WU Y Q, ZHAO L Y, YAUN Y B, et al. Research status and prospects of PCB defect detection algorithms based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8):1-17.
- [21] 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[J]. arXiv 2022, arXiv: 2207.02696.

作者简介



姜媛媛, 2018 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽理工大学教授, 主要研究方向为人工智能机器学习。

E-mail: jyyl672@163.com

Jiang Yuanyuan received her Ph. D. from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. Now she is a professor at Anhui University of Science and Technology. Her main research interest includes artificial intelligence machine learning.



蔡梦南 (通信作者), 现为安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉图像处理。

E-mail: 1844338951@qq.com

Cai Mengnan (Corresponding author) now is a M. Sc. candidate at Anhui University of Technology. His main research interest includes computer vision image processing.