

改进 YOLOV4-tiny 的印刷电路板缺陷检测

钱青霞^a, 姜媛媛^{a,b}

安徽理工大学 a. 电气与信息工程学院; b. 环境友好材料与职业健康研究院, 安徽 芜湖 241003

摘要:目的 针对印刷电路板表面缺陷检测中目标小以及检测精度不够等问题,提出一种改进的 YOLOv4-tiny 模型印刷电路板缺陷检测方法,该算法在确保实时检测效率的同时,显著提升了检测的准确度。方法 在主干特征提取网络第二残差块输出 $52 \times 52 \times 128$ 特征层后引入预测头 YOLO Head-P3,增加 FPN(Feature Pyramid Network)层结构,提升了层结构的特征融合能力,解决了原 YOLOv4-tiny 模型针对小目标检测的网络结构缺陷问题;同时,在 FPN 结构中引入改进的 SPP(Spatial Pyramid Pooling)结构,加强不同尺度特征层的特征融合机制,以提高检测精度;最后,引入 ECAnet(Efficient Channel Attention network),通过自适应调节特征权重和注意力机制,进一步增强了网络模型的自适应特征提取能力,同时减少了复杂性和计算需求,以满足对小目标缺陷信息的精准需求。结果 实验结果表明:改进的算法模型检测平均精度(mAP)达到了 97.32%,相较于原算法模型提高了 7.69%,检测速度达到了 113.67 fps。结论 改进后的模型相较于原模型各指标都有所提升,能够完成对小目标缺陷的实时监测,具有很好的性能。

关键词:YOLOv4-tiny; 缺陷检测; 印刷电路板; 特征融合

中图分类号:TP391.41; TN41 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0004.008

Improved YOLOv4-tiny for Detecting Defects on Printed Circuit Boards

QIAN Qingxia^a, JIANG Yuanyuan^{a,b}

a. School of Electrical and Information Engineering; b. Institute of Environment-Friendly Materials and Occupational Health, Anhui University of Science and Technology, Wuhu 241003, Anhui, China

Abstract: Objective To address the issues of small targets and insufficient detection accuracy in surface defect detection of printed circuit boards (PCBs), an improved YOLOv4-tiny model is proposed for PCB defect detection. This algorithm significantly improves detection accuracy while maintaining real-time efficiency. **Methods** First, the second residual block of the backbone feature extraction network outputted a $52 \times 52 \times 128$ feature map. Based on this feature map, a prediction head named YOLO Head-P3 and a feature pyramid network (FPN) layer were added. These improvements enhanced the multi-scale feature fusion capability of the FPN layer and solved the structural deficiency of the original YOLOv4-tiny model in detecting small targets. Second, an improved spatial pyramid pooling (SPP) structure was integrated into the FPN to strengthen multi-scale feature fusion, thereby improving detection accuracy. Finally, the efficient channel attention network (ECAnet) was introduced. By adaptively adjusting feature weights through an attention mechanism, this network further enhanced the adaptive feature extraction capability of the model, while reducing complexity and

收稿日期:2024-05-15 修回日期:2024-10-18 文章编号:1672-058X(2026)04-0059-09

基金项目:安徽省重点研究与开发计划项目资助(202104G01020012);安徽理工大学环境友好材料与职业健康研究院研发专项基金(ALW2020YF18)。

作者简介:钱青霞(2000—),女,安徽宣城人,硕士研究生,从事计算机视觉图像处理研究。

通信作者:姜媛媛(1982—),女,安徽阜阳人,教授,博士,博士生导师,从事人工智能机器学习研究。Email:jyyLL672@163.com.

引用格式:钱青霞,姜媛媛.改进 YOLOV4-tiny 的印刷电路板缺陷检测[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(4):59-67.

Qian Qingxia, Jiang Yuanyuan. Improved YOLOv4-tiny for detecting defects on printed circuit boards[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(4): 59-67.

computational demands to meet the precise requirements for small-target defect information. **Results** Experimental results showed that the improved algorithm achieved a mean average precision (mAP) of 97.32%, which was 7.69% higher than that of the original model, with a detection speed of 113.67 frames per second (fps). **Conclusion** Compared with the original model, all evaluation metrics of the improved model have been enhanced. The improved model enables real-time monitoring of small-target defects and exhibits excellent performance.

Keywords: YOLOv4-tiny; defect detection; printed circuit board; feature fusion

随着工业化和电子设备智能化发展的加快,印刷电路板的用途正日益扩展至更广泛的领域。在电子组件中,印刷电路板的缺陷^[1-5],例如缺失的孔位、被啃咬的痕迹、断路、短路、边缘毛刺以及多余的铜箔等,都可能引起设备的故障,严重时甚至可能触发安全事故。所以,印刷电路板的安全性和稳定性就变得非常重要。

由于印刷电路板表面缺陷类型多样且尺寸微小,依赖人工视觉检查,不仅效率低下,而且容易遗漏问题,导致较高的漏检率。在技术和算法不断进步下,众多研究者已经开发出一系列利用深度学习算法进行电路板缺陷识别的新方法。这些创新的算法通过采用复杂的机器学习架构,比如卷积神经网络^[6],显著提升了缺陷检测的精确度和操作的便捷性。

一类是以传统卷积神经网络为基础的缺陷检测方法。刘小燕等^[7]提出带有权重的交叉熵损失函数网络训练方法;王永利等^[8]提出在卷积神经网络的基础上,精确找出缺陷区域进行多分割。这些基于高度复杂网络和大量参数的缺陷检测手段提高了检测的精度,可以自动化特征提取,具有很好的泛化能力,适用于大规模数据,但是往往因计算量巨大而使得检测过程较为缓慢。与此相对,YOLO^[9-12]系列的检测方法则代表了另一类在缺陷识别领域广泛使用的技术。张学锋等^[13]提出以 YOLOv3 为基础,采用注意力机制提取信息的检测方法;李澄非等^[14]提出基于 YOLOv4 算法,采取 K-means++ 对先验框重新进行聚类,以提高模型的训练效果;曾耀等^[15]提出将坐标注意力模块集成到现有的 YOLOv5 目标检测框架中,以提升模型对目标空间定位的准确性;张银胜等^[16]提出引入改进的 MobileNetv3 网络,通过 ECAnet 注意力通道机制进一步提高特征提取的能力。该缺陷检测技术虽然速度快、精度高,可以提供快速高效的解决方案,但是也有一定的局限性,不仅对密集目标的检测能力有限,而且模型可能会漏检关键缺陷。

在印刷电路板缺陷检测技术领域,面临着两个主要的技术问题:一是检测算法模型结构繁杂,参数众

多,这直接影响了检测的速率;二是小目标缺陷^[17]的特征提取困难,目标尺寸小,导致其检测精度通常较低。

针对印刷电路板缺陷检测存在的问题,提出了改进的 YOLOv4-tiny 缺陷检测模型。为解决原 YOLOv4-tiny 模型针对小目标检测的网络设计缺陷问题,在主干特征提取网络输出特征层为 $52 * 52 * 128$ 后引入预测头 YOLO Head-P3,不仅满足了小目标缺陷的检测问题,而且加强了 FPN 结构特征层之间的特征融合效果。为加强不同尺度的特征融合,引入改进的 SPP 结构,以提高检测精度。为满足网络轻量化的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,引入 ECAnet 注意力机制。改进后的 YOLOv4-tiny 算法有效解决了缺陷网络中的关键问题,在网络轻量化的基础上还能实现在检测精度和速度上的提升,对小目标缺陷检测具有很强的针对性。

1 YOLOv4-tiny 模型结构及其算法改进

1.1 YOLOv4-tiny 模型结构

YOLOv4-tiny 算法模型是单阶段目标检测模型,是 YOLOv4 算法模型轻量化的版本,其模型参数量少,网络结构简单,是一种适用于嵌入式平台的轻量级实时检测算法。模型的整体结构如图 1(a) 所示,模型主要分为主干特征提取网络、特征融合网络、预测头 3 个部分。特征提取部分以 CSPDarknet53-tiny 为主干特征提取网络,如图 1(b) 展示的那样,该卷积架构由 3 个主要部分组成:二维卷积层(Conv2D_Layer)、批量归一化层(Batch Normalization,简称 BN)以及 Leaky 修正线性单元层(LeakyReLU)。图 1(c) 中的 Resblock_body 由 4 个这样的卷积单元、一个最大池化层、两个数据拼接操作以及两条直接连接(Shortcut)构成。特征融合部分是 FPN-Structure 结构,通过卷积和上采样操作将底层特征和上层特征进行融合。目标预测部分由两个预测头组成,主干特征提取网络输出特征层为 $13 * 13 * 512$ 时,由 YOLO Head-P1 进行目标预测;主干特征提取网络输出特征层为 $26 * 26 * 256$ 时,由 YOLO Head-P2 进行目标预测。

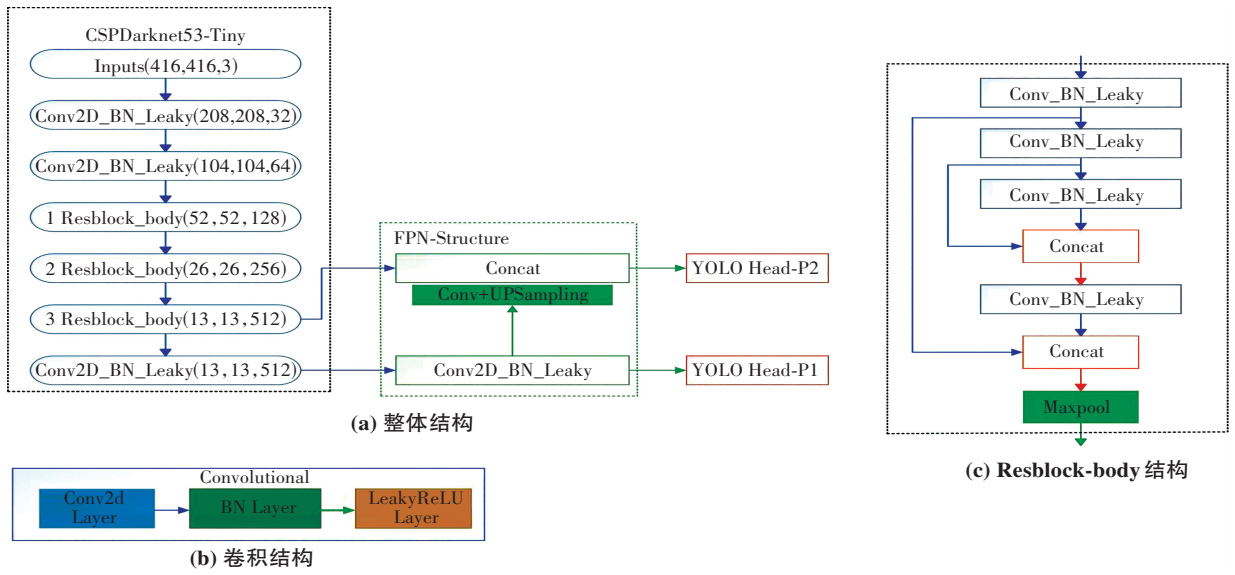


图 1 YOLOv4-tiny 模型结构图

Fig. 1 Structure of the YOLOv4-tiny model

1.2 YOLOv4-tiny 算法改进

YOLOv4-tiny 算法模型结构简单,网络轻量化,参数量较少,可是在小尺寸目标的检测算法设计上存在局限,这可能会影响检测的准确性,特别是在检测印刷电路板上的微小缺陷时。在保证原算法模型轻量化优点的情况下,对算法模型进行改进,以提高印刷电路板小目标缺陷的检测精度。

1.2.1 引入检测头 YOLO Head-P3

YOLO Head 主要是对主干特征提取网络输出的特征进行预测,原 YOLOv4-tiny 算法模型有两个预测头

YOLO Head-P1 和 YOLO Head-P2,其分别针对主干特征提取网络输出特征层为 $13 \times 13 \times 512$ 和 $26 \times 26 \times 256$ 进行目标预测。主干特征提取网络的深层特征层会导致小目标特征丢失,且特征层的感受野相对较大,对小目标预测不利,进而导致小目标预测的精度降低。为了提高印刷电路板小目标缺陷的预测精度,在主干特征提取网络的第 2 个 Resblock_body 中输出特征层 $52 \times 52 \times 128$,引入预测头 YOLO Head-P3。引入的 YOLO Head-P3 的网络结构如图 2 所示。

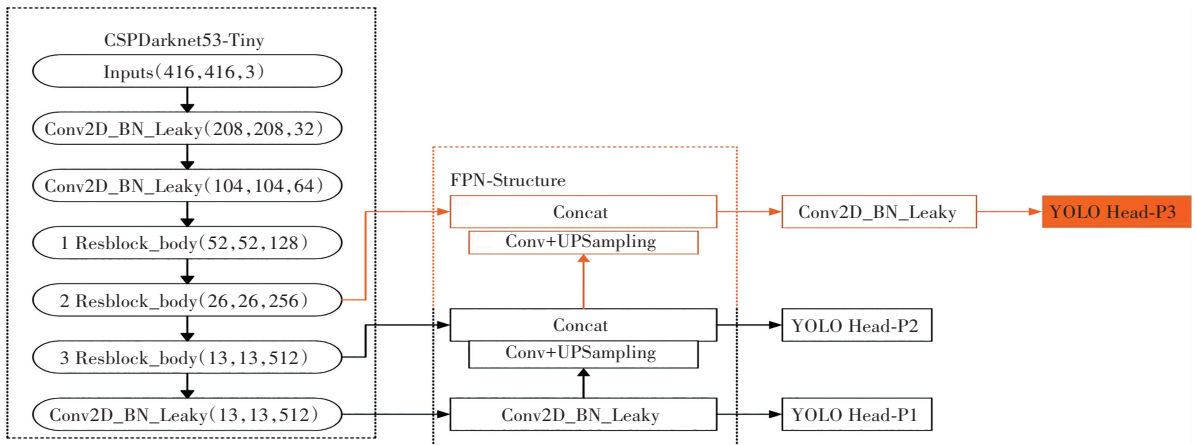


图 2 引入 YOLO Head-P3 的结构图

Fig. 2 Structure after introducing YOLO Head-P3

特征层 $52 \times 52 \times 128$ 相对于其他两个预测特征层,网络层级较浅,因此减少了小目标缺陷特征信息在特征提取过程中的丢失,同时特征层的感受野较小,有利于小目标缺陷的预测。特征层 $52 \times 52 \times 128$ 和 YOLO Head-P3 之间通过 FPN 结构加强特征融合机制,通过 Conv+UPSampling 和 Concat 操作处理,将 $13 \times 13 \times 512$ 和 $26 \times 26 \times 256$ 两个特征层所融合的特征信息进一步

与 $52 \times 52 \times 128$ 特征层进行融合。通过信息融合处理,提高了 YOLO Head-P3 小目标预测的精度。

1.2.2 改进的 SPP(空间金字塔池化)

为加强印刷电路板缺陷小目标的特征提取,增强不同尺度的特征融合机制,引入空间金字塔池化结构(SPP)。SPP 结构可以有效融合来自不同层级的特征,增强模型对图像内容的理解,提升特征的表达能力。

SPP 结构使得模型能够适应不同尺寸的目标,提高检测的准确性。

SPP 结构如图 3(a)所示,其由 3 个最大池化层结构和一个拼接层结构组成,将输入的特征图分别通过 3 个池化核大小不同的池化层处理后,再和输入的特征图进行拼接操作。为了 SPP 结构和 YOLO Head-P3 更好地衔接和特征融合,对 SPP 结构进行改进,在原 SPP 结构的拼接操作后依次引入 2 个卷积结构。改进的 SPP 结构如图 3(b)所示。通过引入改进的 SPP 结构,对小目标缺陷特征融合机制进行了加强。图 3(c)所示的就是引入改进 SPP 的整体结构。

1.2.3 ECANet(高效通道注意力)

在整个模型网络中由于需要提取和关注大量特征信息,需要在一定程度上减少对次要特征的关注度,以

增强对主要信息的关注度。为了在众多特征信息中聚焦提取融合印刷电路板小目标的缺陷信息,特引入 ECANet 注意力机制,以增强小目标缺陷特征信息的关注度。图 4(a)所示的就是其结构。

ECANet 模块的架构设计允许通过特定的处理流程来增强模型对关键小目标缺陷特征的识别能力。该流程首先涉及对输入特征图执行全局平均池化操作,这一步骤将特征图的高度和宽度缩减至单一维度,同时保留了通道维度。随后,通过一维卷积操作,促进不同通道间的信息交流,实现了通道间的信息共享。最终,应用 Sigmoid 函数处理。ECANet 显著提升了网络在自适应特征提取方面的性能,并最终增强了对小目标缺陷预测的准确性。引入 ECANet 后的模型整体结构如图 4(b)所示。

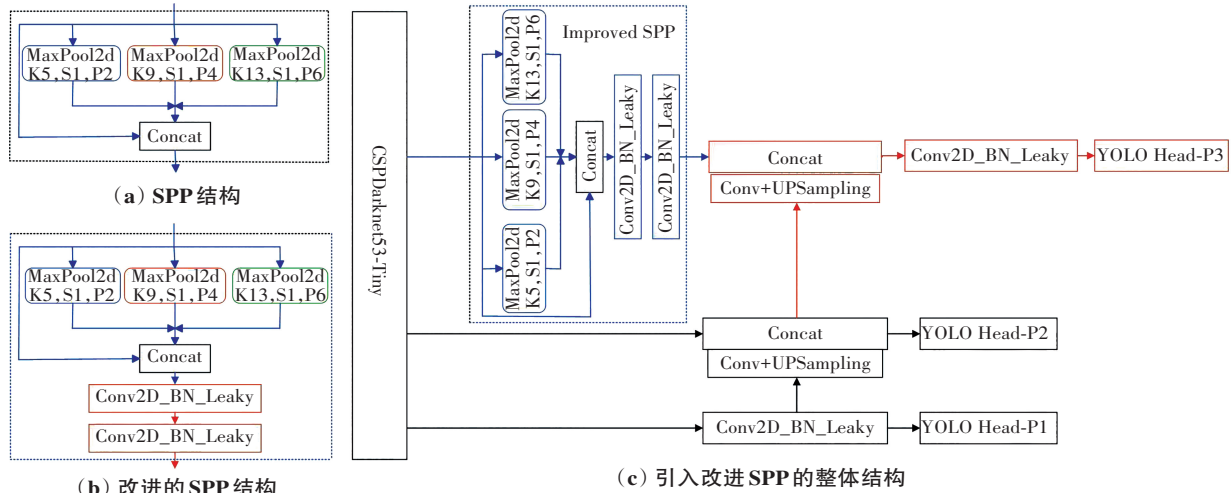


图 3 SPP 结构及其改进后模型的整体结构

Fig. 3 SPP structure and the overall architecture of the improved model

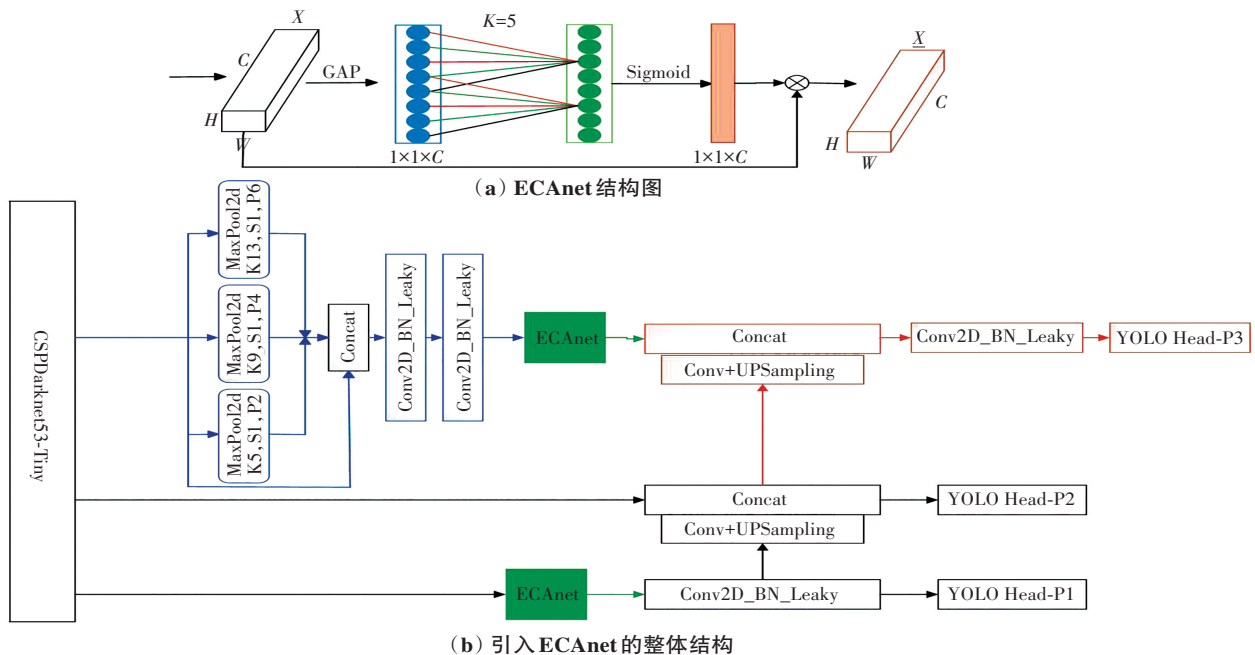


图 4 ECANet 结构及其引入后模型的整体结构

Fig. 4 ECANet structure and the overall architecture of the improved model with ECANet

2 仿真实验与结果分析

为了验证改进后模型的性能,选用北京大学智能机器人开放实验室^[18]公开的印刷电路板缺陷数据集,进行对比实验和消融实验。

2.1 数据集

采用的数据集共包含 10 668 张图像。为了进行实验,从该数据集中随机选取 2 667 张图像,这些图像均匀代表了 6 种不同的缺陷类型:缺孔 (missing_hole)、鼠咬 (mouse_bite)、开路 (open_circuit)、短路 (short)、毛刺 (spur) 和多铜 (spurious_copper)。这些缺陷的示例可参见图 5。实验设计中,划分 2 160 张图像作为训练数据,240 张图像用于构建验证集,267 张图像组成了测试集。

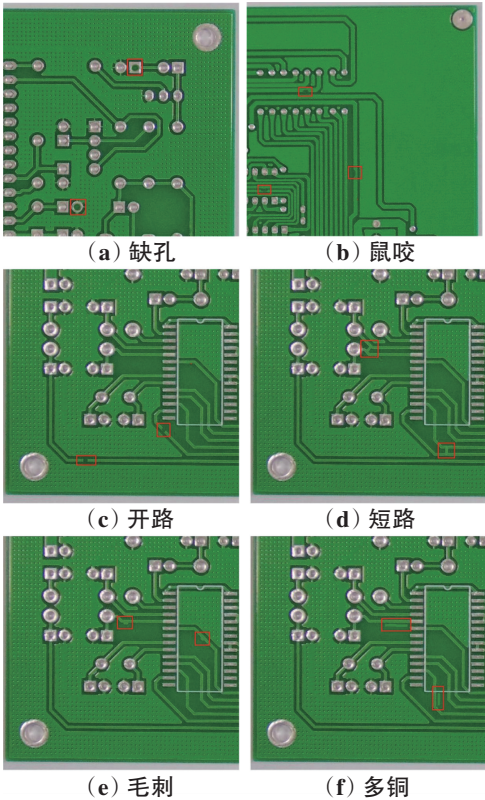


图 5 6 种印刷电路板的缺陷类型

Fig. 5 6 types of defects in printed circuit boards

2.2 评价标准

为了评估算法的性能,判断模型在检测精度和检测速度两方面的表现,选用一组广泛认可的评价标准,包括平均精度 (Average Precision, ζ_{AP})、平均精度均值 (Mean Average Precision, mAP)、召回率 (Recall, R)、不同缺陷的召回率变化曲线,以及模型的帧率,即每秒处理帧数 (FPS),以衡量检测速度。

精确率 (Precision),通常用字母 P 表示,是用来评

估模型识别出的所有实体中,有多少是正确无误的。这个指标反映了模型在识别过程中的准确性,它也被称作查准率,其计算如式 (1) 所示。召回率记为 R ,表示在所有实际存在的目标中,模型成功识别出的目标所占的比例,亦称为查全率,相关计算见式 (2)。至于平均精度 ζ_{AP} ,它由精确率与召回率组成的曲线在 0~1 区间内所包围的区域大小确定,计算方法详见式 (3),反映了某一类别目标检测精确率和查全率的综合效果。平均精度均值 mAP,计算方法是对各类别的平均精度值进行加总并取其平均,这一指标综合体现了模型在不同类别上的表现,从而全面反映了模型的综合性能和准确度,是评价模型整体效能的关键指标。

$$P=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FP}} \tag{1}$$

$$R=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FN}} \tag{2}$$

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

式 (1)、式 (2) 中, N_{TP} 表示实际为正类且被正确预测为正类的样本数量; N_{FP} 则表示实际上属于负类,但被错误地预测为正类的样本数; N_{FN} 指的是实际上为正类,却在预测过程中被误判为负类的样本个数。

FPS (Frames Per Second),即每秒帧数,是衡量视频或动画播放连续性的关键性能参数,它直接关系画面的平滑度,所以很重要。

2.3 实验平台与参数

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

表 1 训练的相关参数

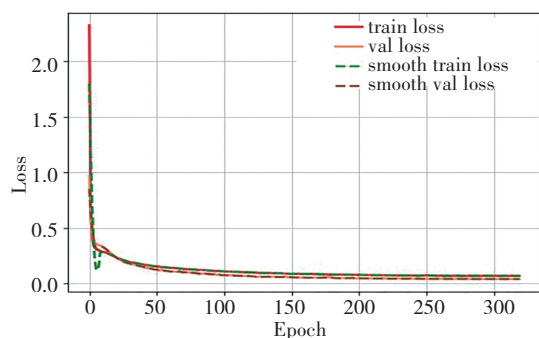
Table 1 Training parameters

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

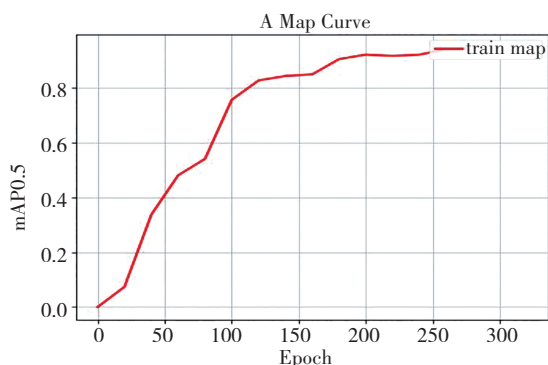
2.4 训练过程及结果

改进模型训练过程的 Loss 变化曲线和训练过程 mAP 变化曲线如图 6 (a) 和图 6 (b) 所示。改进模型经过 320 epoch 训练,从图 6 (a) Loss 曲线可以看出,损失

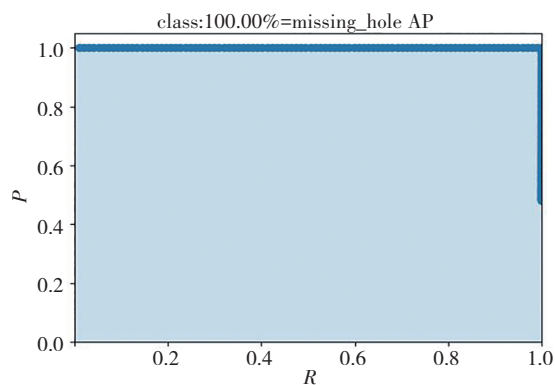
函数在 200 epoch 后基本处于收敛状态,从图 6(b)mAP 变化曲线可以看出,模型在 170 epoch 后均值平均精度值达到约 90%,在 260 epoch 后,mAP 值基本平稳。模型训练后的各类别平均精度曲线如图 6(b)一图 6(h)所示,各类的平均精度基本都在 95%之上。



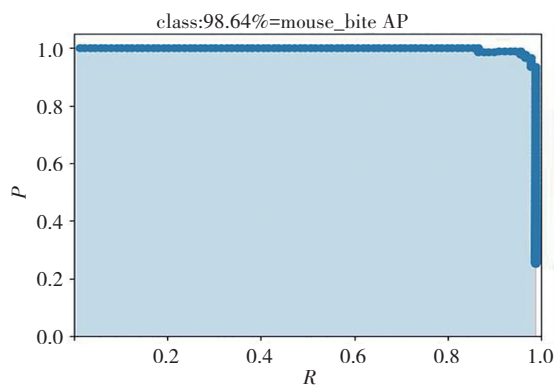
(a) 训练过程的 Loss 变化曲线



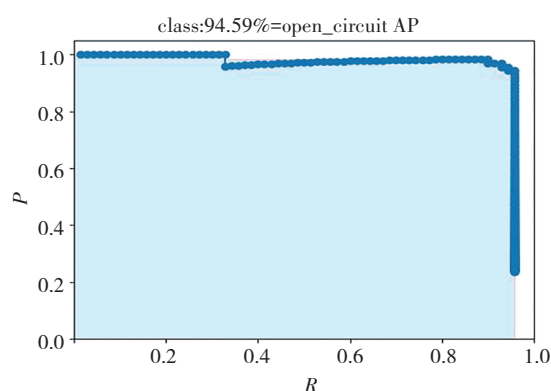
(b) 训练过程的 mAP 变化曲线



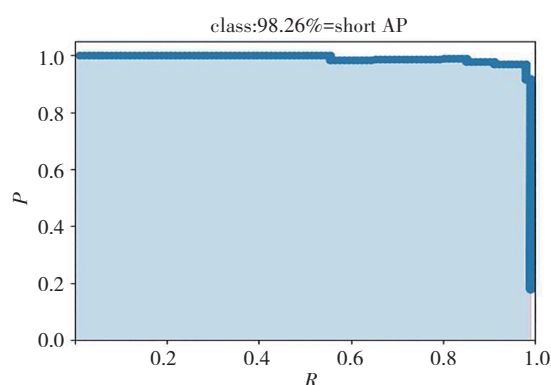
(c) 穿孔缺陷的 AP 曲线



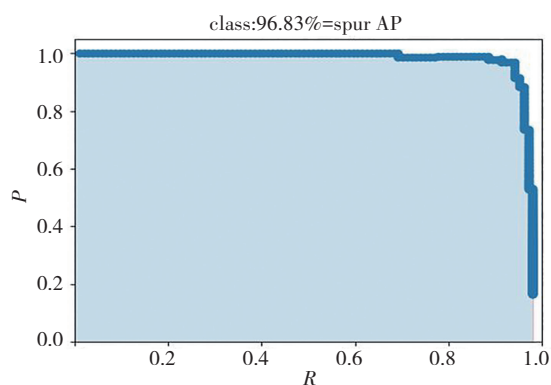
(d) 鼠咬缺陷的 AP 曲线



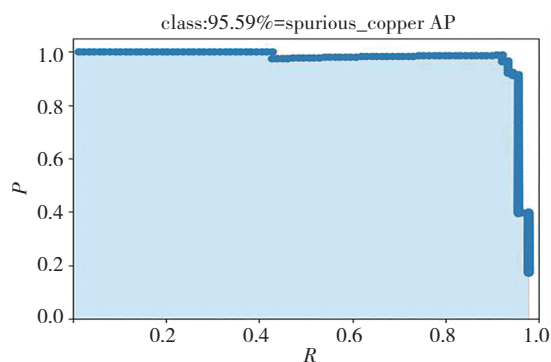
(e) 开路缺陷的 AP 曲线



(f) 短路缺陷的 AP 曲线



(g) 毛刺缺陷的 AP 曲线



(h) 多铜缺陷的 AP 曲线

图 6 模型训练过程与结果

Fig. 6 Model training process and results

2.5 消融实验

改进的 YOLOv4-tiny 模型引入了新的预测头 YOLO Head-P3,以及改进的 SPP 结构和 ECAnet 注意力机制模块。为了评估优化程度,还设计了消融实验。

消融实验具体数据如表 2 所示。其中,YOLO Head-P3 表示引入预测头 YOLO Head-P3,Px-SPP 表示为某个预测头引入改进的 SPP 结构,Px-ECA 表示为某个预测头引入 ECAnet 注意力机制模块。

表 2 消融实验结果对比
Table 2 Comparison of ablation experiment results

序 号	YOLOHead-P3	P1-SPP	P2-SPP	P3-SPP	P1-ECA	P2-ECA	P3-ECA	R/%	mAP/%	FPS
1	✓							93.68	95.01	140.32
2	✓	✓						93.61	95.86	136.83
3	✓		✓					93.28	95.76	123.72
4	✓			✓				93.38	95.96	124.19
5	✓			✓	✓			94.29	96.62	113.50
6	✓			✓		✓		93.10	96.59	113.95
7	✓			✓			✓	93.93	96.92	112.41
8	✓			✓	✓	✓		94.10	96.44	112.58
9	✓			✓	✓		✓	94.88	97.32	113.67
10	✓			✓		✓	✓	92.93	96.54	112.56
11	✓			✓	✓	✓	✓	93.65	96.08	125.36

从实验 1 可以看出预测头 YOLO Head-P3 引入。在 mAP 和召回率方面,原 YOLOv4-tiny 模型 mAP 为 89.63%,R 为 79.95%,相较于原模型有很大提升,可证明原模型在针对小目标检测方面存在预测头设计缺陷。

从实验 2、实验 3 和实验 4 可以看出预测头引入改进的 SPP 结构模型的检测效果。实验 4 为预测头 YOLO Head-P3 引入 SPP 结构后,mAP 为 95.96,R 为 93.38%,效果最好。

从实验 5、实验 6 和实验 7 可以看出为单个预测头引入单个 ECAnet 注意力机制模型的检测效果。预测头 YOLO Head-P3 引入注意力机制后 mAP 值最高。

从实验 8、实验 9 和实验 10 可以看出两个预测头引入 2 个 ECAnet 注意力机制模型的检测效果。预测头 YOLO Head-P1 和 YOLO Head-P3 引入 2 个注意力机制后检测效果最好,R 为 94.88%,平均精度均值 mAP 为 97.32,FPS 为 113.67。

从实验 11 可以看出 3 个预测头都引入 ECAnet 注意力机制模型的检测效果。引入 3 个注意力模块,在 mAP 和召回率方面没有引入 2 个注意力模块检测效果好,而且会增加网络的复杂程度。

通过消融实验得出的结果,可以得知使用任意一个模块对检测精度都有较大的提高,不同策略组合检测效果不呈线性提高,模块的引入使网络结构变得复杂,检测速度有些许下降。实验 9 是最好的模型组合,检测精度也达到了最高,FPS 为 113.67,能够满足实时检测的需求,即时响应检测系统。

2.6 对比实验

为评估改进版 YOLOv4-tiny 模型的性能,在统一的

实验设置下,使用 5 种当前流行的目标检测模型:YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-tiny、YOLOv5-s、YOLOv5-m,与改进的模型进行对比,实验汇总如表 3 所示。

表 3 对比研究实验数据
Table 3 Comparison of experimental results with different models

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
改进 YOLOv4-tiny	97.32	94.88	7.86	113.67

根据表 3 中的数据知,改进后的模型在 mAP 上达到了 97.32%,相较于 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-tiny、YOLOv5-s 和 YOLOv5-m 模型,分别实现了 8.88%、0.18%、7.69%、2.98%和 1.43%的增益。

模型检测在召回率方面,改进的 YOLOv4-tiny 模型都优于其他 5 种算法模型,比原模型提高 14.93%,比 YOLOv3 模型提高 28.55%。模型大小方面,改进的模型比原 YOLOv4-tiny 模型高 1.97 MB,比 YOLOv4 模型低 56.1 M。在检测速度方面,改进模型检测速度为 113.67 fps,比原模型低 56.79 fps,但比其他 4 种模型都有极大的提高。综上所述,该模型不仅确保了检测的准确性,同时也满足了对检测速度的要求,在提高召回率和优化模型尺寸方面,展现出显著的优越性。

2.7 可视化分析

为评估改进后的网络在实际检测中的表现,对 6 种不同类型的印刷电路板缺陷图像进行了分析。原始

YOLOv4-tiny 模型的检测效果可通过图 7 进行查看,改进模型的检测效果则展示在图 8 中。在对图 8(a) 缺孔、图 8(b) 鼠咬、图 8(c) 开路 3 种缺陷的检测对比中,原始与改进的模型均未遗漏任何缺陷。尽管如此,改进模型在精确度上仍然优于原始模型。至于图 8(d) 短路、图 8(e) 毛刺、图 8(f) 多铜等缺陷类型,原始模型均未能完全识别,而改进模型不仅无遗漏,还在平均检测精度上表现更好。综上所述,改进模型在实际印刷电路板缺陷检测中,在检测精度和改善漏检方面都优于原始模型。

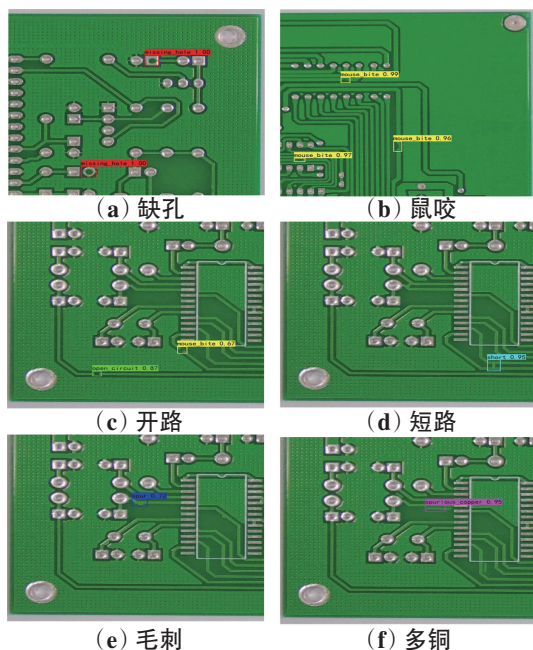


图 7 原 YOLOv4-tiny 模型检测结果

Fig. 7 Detection results of the original YOLOv4-tiny model

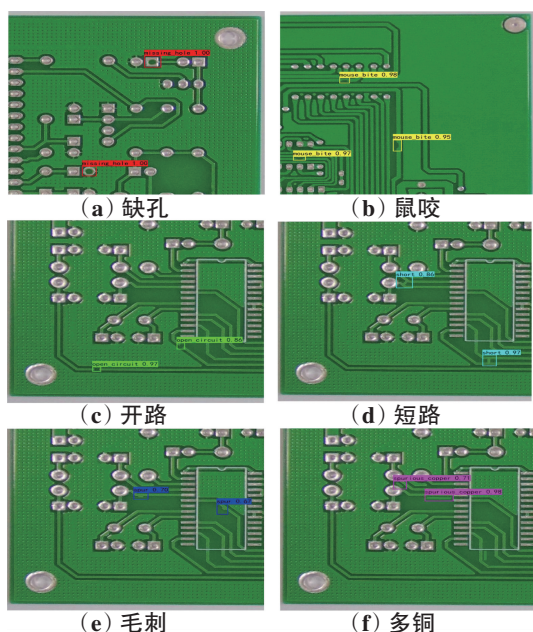


图 8 改进 YOLOv4-tiny 模型检测结果

Fig. 8 Detection results of the improved YOLOv4-tiny model

3 结 论

针对印刷电路板缺陷目标较小,检测精度和速度较低等问题,提出一种改进的 YOLOv4-tiny 模型,主要结论如下:

(1) 引入预测头 YOLO Head-P3 之后,相较于原模型检测精度提高了 5.83%,表明原模型针对小目标的检测存在设计上的缺陷,改进的模型很大程度上加强了对小目标检测的针对性,解决了针对小目标缺陷检测精度低的问题。

(2) 引入改进的 SPP 结构,高效整合骨干网络的特征提取功能和特征金字塔网络(FPN)结构,模型在处理不同尺寸的特征映射时表现出更强大的多尺度特征整合能力。ECAnet 旨在集中处理印刷电路板中的微小缺陷,通过增强模型对这些缺陷特征的识别敏感度,提高了模型在自适应提取小目标特征方面的性能,进而显著提升了小目标缺陷检测的准确度。

(3) 改进后的模型在检测精度、召回率、模型体积以及检测速度等多个关键性能指标上都展现出显著的优势。此外,该模型在实际的微小缺陷检测任务中,不仅具有实时性,也展现出良好的实用性。

参考文献(References):

- [1] Park J H, Kim Y S, Seo H, et al. Analysis of training deep learning models for PCB defect detection[J]. Sensors, 2023, 23(5): 2766.
- [2] 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 Shanshan, Xiao Yong, Wang Baoshuai, et al. Research on PCB defect detection based on deep learning[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2021, 58(3): 139-145.
- [3] 任斌, 程良伦. 基于小波变换和 SSVME 的 PCB 产品视觉检测中缺陷分类研究[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(6): 167-171.
Ren Bin, Cheng Lianglun. Defect classification research in wavelet transform and SSVME based PCB product vision inspection[J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(6): 167-171.
- [4] 陈仁祥, 詹赞, 胡小林, 等. 基于多注意力 Faster RCNN 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 Renxiang, Zhan Zan, Hu Xiaolin, et al. Printed circuit board defect detection based on the multi-attentive Faster RCNN under noise interference[J]. Chinese Journal of

- Scientific Instruments, 2021, 42(12): 167-174.
- [5] 胡江宇, 贾树林, 马双宝. 基于改进级联Faster RCNN的PCB表面缺陷检测算法[J]. 仪表技术与传感器, 2022(7): 106-110, 126.
- Hu Jiangyu, Jia Shulin, Ma Shuangbao. PCB surface defect detection algorithm based on improved cascaded Faster RCNN[J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(7): 106-110, 126.
- [6] Li Z, Liu F, Yang W, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(12): 6999-7019.
- [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 Xiaoyan, Li Zhaoming, Duan Jiaxu, et al. Method for color-ring resistor detection and localization in printed circuit board based on convolutional neural network[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2020, 42(9): 2302-2311.
- [8] 王永利, 曹江涛, 姬晓飞. 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 Yongli, Cao Jiangtao, Ji Xiaofei. PCB defect detection and recognition algorithm based on convolutional neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 78-84.
- [9] 袁晨翔, 石颀, 吴宏杰, 等. 改进YOLOv3的遥感图像建筑物检测方法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(11): 185-191.
- Yuan Chenxiang, Shi Jie, Wu Hongjie, et al. Building detection in remote sensing images based on improved YOLOv3[J]. Computer Simulation, 2023, 40(11): 185-191.
- [10] 陈胜选, 王爱民. 基于改进的YOLOv5的户外垃圾检测识别[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(22): 2210002.
- Chen Shengxuan, Wang Aimin. Outdoor garbage detection based on improved YOLOv5[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2023, 60(22): 2210002.
- [11] Han G, Yuan Q, Zhao F, et al. An improved algorithm for insulator and defect detection based on YOLOv4[J]. Electronics, 2023, 12(4): 933.
- [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 Dong, Jiang Yuanyuan. Lightweight target detection method of drilling rig based on attention mechanism and inverse residual structure[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 201-210.
- [13] 张学锋, 王子琦, 汤亚玲. 基于YOLO-CDF神经网络的安全帽检测[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2022, 39(4): 32-41.
- Zhang Xuefeng, Wang Ziqi, Tang Yaling. Helmet detection based on YOLO-CDF neural network[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(4): 32-41.
- [14] 李澄非, 蔡嘉伦, 邱世汉, 等. 基于改进YOLOv4算法的PCB缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(17): 146-153.
- Li Chengfei, Cai Jialun, Qiu Shihan, et al. Defect detection of PCB based on improved YOLOv4 algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(17): 146-153.
- [15] 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(工学版), 2023, 57(3): 455-465.
- Zeng Yao, Gao Faqin. Surface defect detection algorithm of electronic components based on improved YOLOv5[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(3): 455-465.
- [16] 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 Yinsheng, Yang Yulong, Ji Ru, et al. Surface defect detection of wind turbine based on YOLOv5s[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 40-49.
- [17] 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 Zhenyu, Fan Chao, Zhao Zhihao, et al. Object detection algorithm based on the multi-scale feature maps classification and feature extraction[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(3): 536-541.
- [18] 庾冰, 黄丽雯, 唐鑫, 等. 基于YOLOX-WSC的PCB缺陷检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(10): 236-243.
- Tuo Bing, Huang Liwen, Tang Xin, et al. Research on PCB defect detection algorithm based on YOLOX-WSC[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(10): 236-243.

责任编辑:李翠薇