

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312289

基于多通道特征融合学习的印制电路板 小目标缺陷检测*

张莹¹, 邓华宣¹, 王耀南², 吴成中^{2,3}, 吴琳¹

(1. 湘潭大学自动化与电子信息学院 湘潭 411105; 2. 机器人视觉感知与控制技术国家工程研究中心
长沙 410082; 3. 江西省通讯终端产业技术研究院有限公司 吉安 343099)

摘要:提出了一种多通道特征融合学习的印制电路板小目标缺陷检测网络 YOLOPCB, 首先删除 YOLOv7 主干网络中最后一组 MPConv 层与 E-ELAN 层, 去掉融合层的 ECU 模块与 20×20 的预测头, 使用跨通道信息连接模块串联精简后的主干和融合网络; 其次设计了浅层特征融合模块与新的 anchors 匹配策略, 增加了两个低层次、高分辨率检测头; 最后将 YOLOv7 主干网络中的 3 个 E-ELAN 作为输入, 将融合层中最底部的 E-ELAN 和两个拼接模块作为输出, 使用自适应加权跳层连接以增加同维度内信息量。在 PCB Defect 公开数据集上平均精度达到 94.9%, 检测速度达到 45.6 fps; 最后在企业现场制作的 Self-PCB 数据集中, YOLOPCB 达到了最高精度 76.7%, 比 YOLOv7 检测精度提升了 6.8%, 能有效提高印制电路板小目标缺陷检测能力。

关键词: 印制电路板; 小目标检测; 图像特征提取; 多特征融合; 自适应加权融合算法

中图分类号: TH701 TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Small defects detection of PCB based on multi-channel feature fusion learning

Zhang Ying¹, Deng Huaxuan¹, Wang Yaonan², Wu Chenzhong^{2,3}, Wu Lin¹

(1. College of Automation and Electronic Information, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China;

2. National Engineering Research Center of Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China;

3. Jiangxi Province Communication Terminal Industry Technology Research Institute Limited, Ji'an 343099, China)

Abstract: The paper proposes a YOLOPCB network for small defects detection on printed circuit board (PCB) using multi-channel feature fusion learning. Firstly, the last group of MPConv layer and E-ELAN layer in the YOLOv7 backbone network are removed, and the ECU module in the fusion layer and the 20×20 prediction head are eliminated. A cross-channel information connection module (CIC) is utilized to link the streamlined backbone and fusion networks. Secondly, a shallow feature fusion module (SFF) and a new anchor matching strategy are designed, which add two low-level, high-resolution detection heads. Lastly, the three E-ELAN layers in the YOLOv7 backbone network are used as inputs, while the bottommost E-ELAN and two concatenation modules in the fusion layer are used as outputs, with adaptive weighted skip-connection (AWS) to increase the information within the same dimension. The average precision on the PCB Defect datasets reaches 94.9%, with a detection speed of 45.6 fps. Furthermore, on the Self-PCB datasets obtained from on-site enterprises, YOLOPCB achieves the highest accuracy of 76.7%, which is a 6.8% improvement over the detection accuracy of YOLOv7. YOLOPCB effectively enhances the detection capability of small defects on printed circuit boards.

Keywords: printed circuit boards; small target detection; image feature extraction; multi-feature fusion; adaptive weight fusion algorithm

0 引言

印制电路板(printed circuit boards, PCB)在生产过程中易出现焊点缺口(missing_hole)、鼠咬(mouse_bite)、开路(open_circuit)、短路(short)、板面毛刺(spur)、余铜(spurious_copper)等缺陷^[1],这些缺陷面积小、纹理特征弱,传统的小目标缺陷算法检测容易出现误检、漏检等情况。

为实现 PCB 自动检测,专家研究了多种基于机器视觉的缺陷检测方法^[2]。Liu 等^[3]使用图像平滑、对比增强与锐化等操作增强印制电路板图像,引入了图像色差检测算法,最后采用数字形态学与图像阈值分割方法混合识别缺陷。Zhao 等^[4]使用了矫正区域窗口提取印制电路板缺陷的颜色形状特征,采用随机森林算法回归每种特征的重要性以此来判别缺陷,但是这些方法存在较低的鲁棒性且无法应对种类繁多的缺陷^[5]。

随着深度学习算法的兴起,Zeng 等^[6]提出一种平衡特征金字塔网络(ASPP-balanced-FPN, ABFPN),提高了检测网络整体性能。Tang 等^[7]利用 EIOU 损失函数对预测帧和检测帧的回归过程进行优化,增强了印制电路板小目标的定位能力。Kang 等^[8]将单次多框检测器(single shot multibox detector, SSD)应用于 PCB 检测,并优化了预测特征层模块,提高了目标特征感知力。An 等^[9]提出了一个基于 Transformer 的模型(label robust and patch correlation enhanced ViT, LPViT),并引入标签平滑(mask patch prediction, MPP)提升模型学习的效率。Jin 等^[10]提出了检测变换器(detection transformer, DETR)提

升了缺陷检测的准确性,但小目标缺陷的识别与定位依然是印制电路板检测任务中的最大难题之一^[11]。

本文提出一种基于多通道特征融合学习的小目标缺陷检测网络 YOLOPCB,自建了一个 AOI 图像采集装置获取图像,制作了 Self-PCB 缺陷数据集,并将训练调优后的检测算法应用于实际的缺陷检测中,减少了对印制电路板各种缺陷误判、漏判的情况,提高了产品良好率,降低生产成本。

1 YOLOv7 算法

YOLOv7 网络结构分为主干网络(backbone)、特征图融合层(neck)、预测器(prediction)3个部分。图像通过数据增强后传入由多组 CBS 模块构成的主干网络,E-ELAN 网络^[12]在保留 ELAN 原有结构的基础上,引导不同卷积特征模块通道进行拼接,大幅度提升网络的学习能力,Neck 层引入池化结构 SPPCSPC 和 MPConv,调整通道后多尺度特征进行拼接,构成聚合特征金字塔结构 PAFPN,最终通过 3 种不同尺度的检测头输出。

YOLOv7 中的主干网络部分通过多层卷积组和多组 E-ELAN 与 MPConv 模块对输入图像特征进行提取,然后在后 3 个 E-ELAN 层分别从下至上输出特征图 B3、B4、B5 的热力图。B3 层如图 1(a)所示,能够判断图像中缺陷的种类和位置。由于多层卷积产生的深度下采样,感受野不断增大,印制电路板图像中的微小缺陷,经过下采样后可能出现细节完全丢失的情况,B5 层如图 1(c)所示,输入图像的缺陷特征信息已经完全丢失,说明深度下采样后的小尺度特征图对微小目标的特征提取效果非常不好。

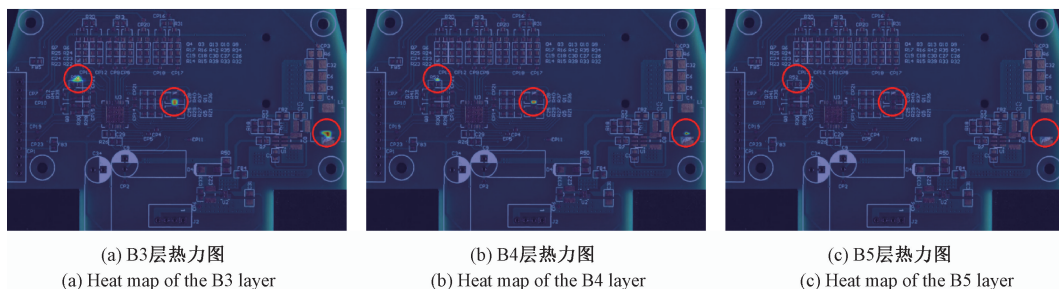


图1 特征层热力图可视化

Fig. 1 Visualization of the feature layer heat map

为了提升印制电路板中小目标缺陷的检测精度,本文在 YOLOv7 的网络基础上,将不同的特征信息进行多通道融合,提出基于多通道特征融合学习的印制电路板小目标缺陷检测网络 YOLOPCB。

2 YOLOPCB 算法模型

2.1 跨通道信息连接模块

印制电路板中的微小缺陷面积小于图像大小的

0.001,经过原 YOLOv7 主干网络深度下采样卷积,其特征信息几乎全部丢失,B5 特征层对最终的检测效果影响微乎其微,并且其对应的最小尺度检测头也随之失效。为了精简优化网络模型并保持网络的稳定状态和性能,本文提出了跨通道信息融合的高效连接模块(cross-channel information connection, CIC)。首先删除主干网络中最后一组 MPConv 层与 E-ELAN 层,然后去掉特征融合层中的 ECU 模块(E-ELAN、CBS、UpSample),并舍弃

了最小尺寸 20×20 的预测头,最后使用 CIC 模块串联精简后的主干网络和特征融合网络,并调整卷积维度使特征融合网络层输入与 CIC 模块输出维度保持一致,CIC 模块的结构如图 2 所示。

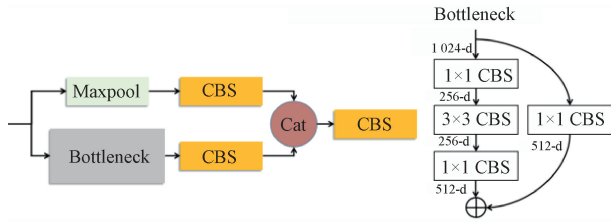


图 2 跨通道信息连接模块结构

Fig. 2 The structure diagram of the cross-channel information connection module

第 1 通道基于 MPCConv 结构中的下采样部分,由最大池化层与一个 CBS 模块构成,第 2 通道由 Bottleneck 结构的卷积组与 CBS 构成,Bottleneck 结构是由一个 3×3 的卷积和两个 1×1 的卷积连接而成,通过压缩输入特征空间并提取关键特征来改善模型的性能。在此基础上从卷积组的输入部分引入了一条残差支路,降维后传递原主干网络特征信息实现跨通道特征融合,提升了网络对复杂缺陷特征的表达能。

2.2 浅层特征融合模块

在精简网络模型的基础上设计浅层特征融合模块 (shallow feature fusion, SFF),如图 3 所示。

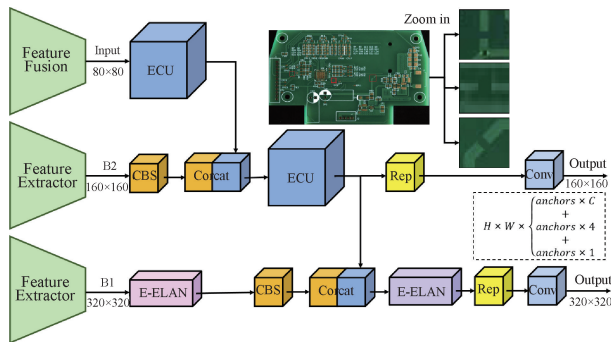


图 3 浅层特征融合模块结构

Fig. 3 The structure diagram of the shallow feature fusion module

浅层特征融合模块由两部分组成,第 1 部分从特征提取层的 E-ELAN 模块引出特征图,采用 CBS 模块与主干网络相连,另一端通过 ECU 模块获取原融合网络中的特征图,将两端得到的特征图进行拼接后传入高效层聚合网络,接着通过重参数化卷积和一个 1×1 的卷积后得到 160×160 大小的预测层;第 2 部分由主干网络 BConv 卷积

后提取的特征图经 E-ELAN 与 CBS 模块后,与第 1 部分得到的融合特征图上采样后进行拼接,最后通过 E-ELAN 模块得到 320×320 大小的预测层,小目标检测模块在尽可能不丢失缺陷特征的前提下,仅增加少量连接模块,保证了网络的推理速度与复杂度的稳定,并且增加了两层小尺寸目标预测层,用于检测印制电路板中的微小缺陷。

由于缺陷检测头的增加,原先的 anchors 无法应用到改进后的网络中,以往通常采用 K-means 对标注的缺陷大小进行聚类,但 K-means 初始簇中心的位置会影响到聚类算法的最终结果,本文提出 K-means++ 算法对初始化簇中心做聚类,如算法 1 所示。缺陷的宽高聚类得到簇中心 $\{c_0, c_1, \dots, c_{11}\}$,然后计算每个簇的质心并更新簇直到其不发生改变,最终簇中心作为 12 个 anchors 的结果 $\{a_0, a_1, \dots, a_{11}\}$,根据预测特征层将其每 3 个一组进行分配。

算法 1 K-means++ 初始化簇中心算法

Input: 真实标注框数量 n , 位置 $x_{\max}, y_{\max}, x_{\min}, y_{\min}$

Output: 簇中心: $\{c_0, c_1, \dots, c_{11}\}$

```

1 Different ground truth:  $\begin{cases} w = x_{\max} - x_{\min} \\ h = y_{\max} - y_{\min} \end{cases}$ 
2 for  $i$  in range( $n$ ) do
3      $g_i = [w_i, h_i]$ 
4 end for
5 随机选取样本  $g_i$  作为第一个初始聚类中心  $c_0$ 
6 for  $j$  in range(12) do
7     for  $i$  in range( $n$ ) do
8         计算每个样本点与聚类中心的距离:
9          $D(g_i) = \sqrt{(w_{g_i} - w_{c_j})^2 + (h_{g_i} - h_{c_j})^2}$ 
10        计算样本点被选为下一个聚类中心概率:
11         $P(g_i) = \frac{D(g_i)^2}{\sum_{g \in G} D(g)^2}$ 
12        计算每个个体的累计概率:
13         $q(g_i) = \sum_{m=0}^{m=i} P(g_i)$ 
14        生成随机数  $r, r \in (0, 1]$ 
15        if  $i = 0$  and  $r \leq q(g_i)$  then
16             $c_j = g_i$ 
17        end if
18        if  $i > 0$  and  $q(g_{i-1}) < r \leq q(g_i)$  then
19             $c_j = g_i$ 
20        end if
21    end for
22 end for

```

在学习过程中,不同尺度的检测网络特征层适用不同大小的 anchor,由于印制电路板的缺陷大部分属于微小目标,因此缺陷宽高的聚类结果也都集中在 30 以内。为了确保 anchor 能够覆盖需要检测的目标,尺度越小的特征图应该匹配更大的 anchor,因此对 anchors 获取方法进行改进。

首先获取原始 YOLOv7 传入网络结构配置文件中的 anchors 大小,然后选取匹配大尺度特征图的两组 anchors,将原来卷积操作中的步幅 $S = \{S_1, S_2, S_3\}$ 改为 $S = \{S_2, S_3, S_4, S_5\}$,其中增加的 S_4, S_5 对应着浅层特征融合模块中的卷积步幅,根据特征图上步幅的大小调整 anchors 新的宽度与高度 a'_i 如下:

$$a'_i = \begin{cases} \text{int}\left(\frac{a_i}{S_4}\right), & i = 3, 4, 5 \\ \text{int}\left(\frac{a_i}{S_5}\right), & i = 0, 1, 2 \end{cases} \quad (1)$$

为了保证参考框检测与目标交并比 (IoU) 阈值滤波计算时,不会遗漏特征图中的微小目标,同时符合印制电路板中的缺陷大小,调整浅层特征融合模块预测特征层上分配的 anchors,适合训练过程中不同尺度的检测头分配,提高缺陷检测网络的精度。

2.3 自适应加权跳层连接结构

特征融合除了通道的合并还应该包括同一维度下信息量的增加,因此建立自适应加权跳层连接结构 (adaptive weighted skip, AWS),将主干网络中的 3 个扩展高效层聚合网络作为输入节点,通过 1×1 卷积调整输入的特征图,使其符合输出节点上原输入的维度大小;将特征融合网络中自底而上通道内最底层的扩展高效层聚合网络和两个拼接模块作为输出节点,输入和输出节点中间增加一个跳跃性连接,如图 4 所示。

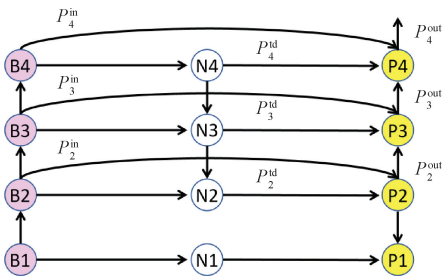


图 4 自适应加权跳层连接结构

Fig. 4 The structure diagram of adaptive weighted skip-connection

通过这样的网络结构信息在同一层的特征图内能得到融合和共享,提高特征提取的能力,B2、B3、B4 代表主干网络中的 3 个高效层聚合网络,P2 表示特征融合网络

中自底而上通道内最底层的高效层聚合网络,P3、P4 表示该通道内的两个拼接模块,由于存在自适应权重 w ,使用正则化控制避免通道权重值出现极大极小的情况,使网络更倾向于使用所有输入特征。

对于增加跳跃结构后的输出节点,特征融合算法如下:

$$P_4^{\text{out}} = \frac{w_4 \times \text{Conv}(P_4^{\text{in}}) + w'_4 \times \text{concat}(P_4^{\text{id}}, EM(P_3^{\text{out}}))}{w_4 + w'_4 + \varepsilon} \quad (2)$$

$$P_3^{\text{out}} = \frac{w_3 \times \text{Conv}(P_3^{\text{in}}) + w'_3 \times \text{concat}(P_3^{\text{id}}, EM(P_2^{\text{out}}))}{w_3 + w'_3 + \varepsilon} \quad (3)$$

$$P_2^{\text{out}} = \frac{w_2 \times \text{Conv}(P_2^{\text{in}}) + w'_2 \times P_2^{\text{id}}}{w_2 + w'_2 + \varepsilon} \quad (4)$$

式中: P_i^{in} 是输入节点和输出节点间跳跃性连接的输入特征; P_i^{id} 是融合层自上而下通道内各中间节点的输出特征; P_i^{out} 则是自适应加权融合算法的最终输出; Conv 是跳跃层中调整输入通道的卷积; EM 对应着融合层中自底而上的两组 E-ELAN 与 MPConv 模块组; ε 是一个保证权重数值稳定的小量,这里取值 $\varepsilon = 0.0001$,通过自适应加权的方法进行快速归一化加权融合。特征映射 $P = \{P1, P2, P3, P4\}$ 是 Neck 层的最终输出作为预测层的输入,然后经过卷积组调整通道,最后在特征图的每个位置生成不同尺寸和纵横比的多个候选框,每个候选框与相应的真实框匹配,并通过阈值滤波运算,区分出正负样本,最终通过回归与后处理得到需要的缺陷类别、缺陷位置与置信度。

2.4 YOLOPCB 网络结构

YOLOPCB 主干网络中的第 3 个 E-ELAN 层通过 CIC 模块与金字塔池化层 SPPCSPC 相连,调整通道后经过 CBS 与上采样,然后与主干网络中的第 2 个 E-ELAN 层的输出特征进行拼接,将拼接后的特征信息传入 SFF 模块中,其余网络模块调整通道后按照特征融合层内的聚合特征金字塔结构进行拼接。在检测印制电路板缺陷这类微小目标时,深层特征图容易出现信息丢失情况,而对于低层次、高分辨率的预测层,经多层步长小的模块进行卷积,提取的特征会更全面,印制电路板中的缺陷都普遍偏小,大尺度特征层更有利于微小缺陷信息的提取。

YOLOPCB 在 YOLOv7 结构基础上删除了每部分中感受野最大的特征层,引入 CIC 模块连接主干网络与特征融合层,并在 Neck 部分增加了 SFF 模块,相比于原 YOLOv7 网络增加了两层高分辨率检测头,构建跳跃结构将主干网络的模块与特征融合层中自底而上的模块相连,并将输入特征自适应加权融合,形成 AWS 模

块实现同维度下信息量增加。YOLOPCB 网络结构如图 5 所示。

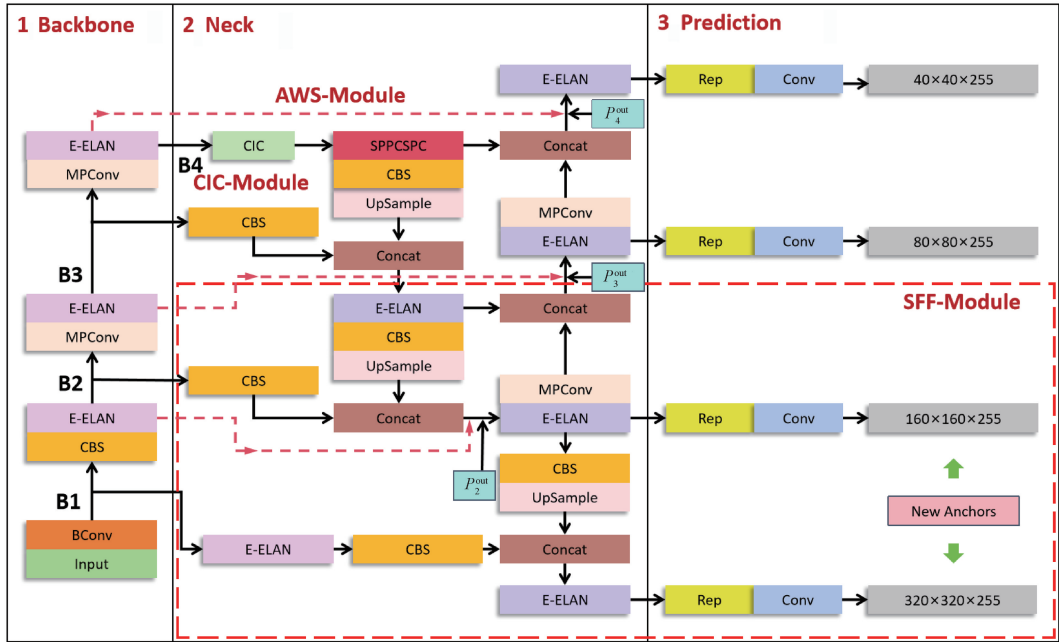


图 5 YOLOPCB 网络结构

Fig. 5 The network structure diagram of YOLOPCB

3 YOLOPCB 算法实验

实验主机 CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4210, 操作系统 Ubuntu16.04, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090, 显存 24 G, 在 Pytorch1.9.0 深度学习框架下进行训练, CUDA 版本 11.1, 采用余弦退火衰减学习率下降策略, SGD+Momentum 优化, 并将平均精度均值 (Map) $mAP@0.5$ 及其对小 (AP_s)、中 (AP_m)、大 (AP_l) 目标的扩展精度和网络推理速度作为评价指标。

3.1 消融实验

为验证 YOLOPCB 的各模块策略有效性, 采用 PCB Defect 和 Deep PCB 两个公开数据集进行消融实验研究, 两个数据集的具体情况如表 1 所示。

表 1 公开数据集图像数与缺陷数统计

Table 1 Statistics of the number of images and defects in the public datasets

缺陷类型	PCB Defect	Deep PCB
missing_hole	115(497)	-(1 348)
mouse_bite	115(492)	-(1 759)
open_circuit	116(482)	-(1 747)
short	116(491)	-(1 368)
spur	115(488)	-(1 474)
spurious_copper	116(503)	-(1 320)

PCB Defect 数据集括号内、外数字分别表示某类缺陷的总数和对应图像数, 由于 Deep PCB 数据集未严格标注某类缺陷的对应样本个数, 所以只有缺陷总数。将数据集按照 4:1 的比例随机划分为训练集与验证集, 分别在两个数据集上进行消融实验, 由于图像数量较少, 因此采用迁移学习的方式进行训练, 本文所使用的网络算法均在 COCO2017 目标检测数据集上进行了 300 个轮次的预训练, 将最终得到的预训练权重迁移至印制电路板缺陷检测任务中。

以 YOLOv7 网络作为消融实验 Baseline, YOLOPCB 在两个数据集测试结果在 $mAP@0.5$ 指标上分别比 YOLOv7 提升了 2.4% 和 1.3%, 在 AP_s 指标上分别比 YOLOv7 提升了 17.2% 和 1.4%, 说明 YOLOPCB 在小目标检测中有较好的提升, 且整体精度上均优于基础模型 YOLOv7。CIC 模块让网络参数量由 YOLOv7 的 37.6×10^6 减小到了 15.1×10^6 , 网络更加高效, 在 PCB Defect 数据集上的检测速度比原来快了 6.7 fps, 在 Deep PCB 数据集上的检测速度快了 4.8 fps。SFF 模块使得 PCB Defect 数据集中小尺度检测精度从原来的 15.9% 提高到了 33.1%, 大幅提升了网络对微小目标的检测能力。引入 AWS 连接结构后, 检测网络的整体平均精度也有了更大提升。CIC+SFF 的组合在加快检测速度的同时提高了小尺度检测精度; CIC+AWS 的组合在大尺度上的检测精度有所提升, 但整体检测精度降低, 原因是模型精简后导致部分特征融合不充分, 只有两个检测头的网络很难兼顾各类缺陷目标检测; SFF+AWS

的组合在各个精度评价指标均有提升,但复杂的网络模型也降低了检测速度,如表 2 所示。

表 2 消融实验结果 (PCB Defect/Deep PCB)
Table 2 Ablation study results (PCB Defect/Deep PCB)

编号	Baseline	CIC	SFF	AWS	检测速度/fps	mAP@0.5/%	AP_s /%	AP_m /%	AP_l /%	参数量/($\times 10^6$)
1	✓				41.2/46.9	92.5/97.3	15.9/70.5	43.2/71.9	45.1/-	37.6
2	✓	✓			47.9/51.7	92.1/97.1	15.4/69.4	41.4/70.0	41.7/-	15.1
3	✓		✓		34.1/41.3	94.7/98.1	33.2/72.5	42.0/73.2	43.3/-	39.0
4	✓			✓	40.0/45.4	92.8/97.8	11.6/71.6	49.4/72.7	49.5/-	38.2
5	✓	✓	✓		44.8/48.2	94.5/97.7	32.4/ 72.8	42.2/72.9	42.1/-	19.8
6	✓	✓		✓	42.3/47.5	91.3/96.9	15.4/69.2	42.3/70.5	45.8/-	15.9
7	✓		✓	✓	31.6/39.9	94.6/98.5	31.9/72.5	45.9/ 73.6	50.2 -	39.7
8	✓	✓	✓	✓	45.6/48.7	94.9/98.6	33.1/71.9	49.5 /73.4	49.3/-	23.4

由 CIC + SFF + AWS 构成的的 YOLOPCB 在 PCB Defect 数据集上比 YOLOv7 的检测速度、mAP @ 0.5、 AP_s 、 AP_m 、 AP_l 指标分别提高了 10.7%、2.4%、17.2%、6.3%、4.2%，在 Deep PCB 数据集上的检测速度、mAP @ 0.5、 AP_s 、 AP_m 指标分别提高了 3.8%、1.3%、1.4%、1.5%，总体指标均有显著提高。消融实验证明了 YOLOPCB 算法是一种可靠的多通道特征融合学习网络，能够有效提升对小目标缺陷检测效果。

3.2 PCB Defect 数据集上的对比实验

按照 3.1 节类似的训练方法在 PCB Defect 数据集上进行与主流检测算法的对比实验,其中 YOLOv3-tiny 使用 MobileNetV3 作为主干网络,速度达到了 92.1 fps;YOLOv8 引入了特征梯度信息丰富的 C2f 结构、Anchor-free 检测头与新的损失函数,mAP@0.5 达到 92.4%;YOLOPCB 网络达到了最高的 mAP@0.5 为 94.9%,同时在指标 AP_s 上是最优的,说明对印制电路板中的小目标缺陷检测非常有效,并且平均精度相对是最高的,检测速度也达到了 45.6 fps,能够实现印制电路板缺陷检测中速度与精度的平衡,对比实验结果如表 3 所示。

3.3 YOLOPCB 算法在实际检测中的应用

在江西某企业使用大恒图像相机 (ME2P-2621-15U3C) 和海康威视镜头 (MVL-KF1224M-25MP) 搭建了一套多光源组合的图像采集系统,装置设计如图 6(a) 所示,装置实物如图 6(b) 所示。

将获取图像经过处理建立 Self-PCB 数据集,将数据集按照 4:1:1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集,使用测试集来评估模型的泛化能力和面对未知数据的检测性能数据集包含了 1 152 张缺陷印制电路板图像,6 种缺陷的图像数量及缺陷数量如表 4 所示。

YOLOPCB 在 Self-PCB 数据集上与目前主流检测算法的对比实验结果如表 5 所示。

表 3 PCB Defect 数据集对比实验结果

Table 3 Comparison experimental results of the PCB Defect datasets

方法	检测速度/fps	mAP@0.5/%	AP_s /%	AP_m /%	AP_l /%
Faster RCNN ^[13]	13.3	85.3	13.2	41.5	41.7
SSD	68.3	65.3	9.3	37.9	36.5
YOLOv3-tiny ^[14]	92.1	73.5	8.9	30.8	32.3
CenterNet	34.0	90.3	13.8	42.1	43.5
RetinaNet	13.5	86.5	12.6	40.3	39.8
FCOS ^[15]	34.8	85.4	3.4	40.2	42.7
Deformable-DETR	27.5	81.2	7.9	33.4	37.1
YOLOv5 ^[16]	38.5	81.8	13.6	39.1	42.5
YOLOX ^[17]	73.4	89.7	9.5	41.3	45.0
YOLOv7 ^[12]	41.2	92.5	15.9	43.2	45.1
YOLOv8	37.0	92.4	15.0	41.1	39.5
YOLOPCB	45.6	94.9	33.1	49.5	49.3

表 4 Self-PCB 数据集图像数与缺陷数统计

Table 4 Statistics of the number of images and defects in the Self-PCB datasets

缺陷类型	Self-PCB
missing_hole	192(510)
mouse_bite	192(522)
open_circuit	192(507)
short	192(501)
spur	192(525)
spurious_copper	192(537)

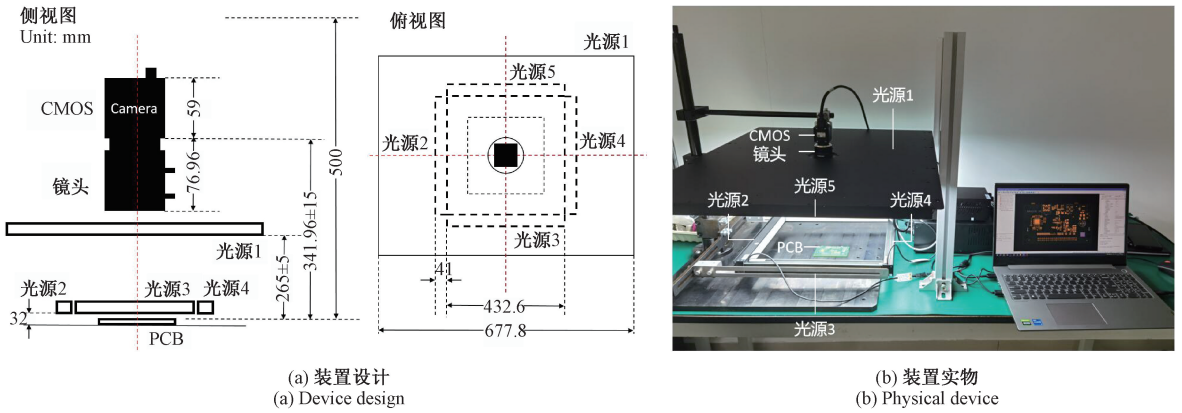


图6 Self-PCB数据集图像采集装置

Fig. 6 The image acquisition device of the Self-PCB datasets

表5 Self-PCB数据集对比实验结果

Table 5 Comparison experimental results of the Self-PCB

方法	检测速度/fps	mAP@0.5/ %	AP_s / %	AP_m / %
Faster RCNN	12.5	66.5	14.7	45.9
SSD	64.9	52.6	11.6	34.1
YOLOv3-tiny	79.5	54.1	10.4	35.2
CenterNet	29.7	66.8	12.9	46.3
RetinaNet	10.7	67.3	14.8	49.7
FCOS	31.2	65.1	8.6	39.9
Deformable-DETR	20.0	60.8	10.7	35.7
YOLOv5	34.6	59.4	19.2	42.3
YOLOX	69.3	61.5	14.1	44.9
YOLOv7	36.9	69.9	23.2	52.0
YOLOv8	34.8	69.2	21.4	53.1
YOLOPCB	41.5	76.7	25.7	55.3

YOLOPCB算法在Self-PCB数据集上达到的最高精度76.7%，比YOLOv7检测精度提升了6.8%，达到了缺陷检测精度最优效果。YOLOPCB和YOLOv7对Self-PCB的可视化检测结果如图7所示。

为了更好的显示丢失预测框，将YOLOv7的置信度阈值设为0.3，实际检测中只有当置信度的阈值大于0.5，预测框才会被保留。对于焊点缺口、开路、毛刺等微小缺陷，YOLOv7预测框置信度阈值低于0.5，检测过程中会出现漏检。图7(a)、(b)分别为YOLOPCB、YOLOv7放大后的缺陷检测结果。实验证明YOLOPCB整体精度都优于YOLOv7，YOLOPCB各模块均有助于印制电路板缺陷检测，并且提升了小目标缺陷的检测精度。

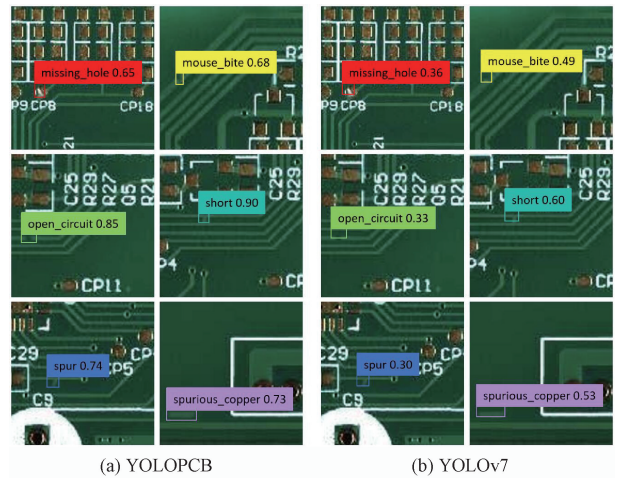


图7 YOLOPCB与YOLOv7检测结果可视化比较

Fig. 7 Visual comparison of the detection results of YOLOPCB and YOLOv7

YOLOPCB使用训练过程中精度最高的网络权重，对测试集中的缺陷图像可视化结果如图8所示。可以看到YOLOPCB对各种缺陷的检测都非常优秀，能很好的完成小目标缺陷检测任务。

4 结论

本文提出了一种基于多通道特征融合学习的印制电路板小目标缺陷检测网络YOLOPCB。首先对YOLOv7每部分感受野过大的特征层进行了删减并引入跨通道信息连接模块CIC，串联精炼后的主干与融合网络。然后利用主干网络提取的低维度信息，提出了浅层特征融合模块SFF，增加了两个低层次、高分辨率检测头，并针对SFF模块设计了新的anchors匹配策略。最后在主干与

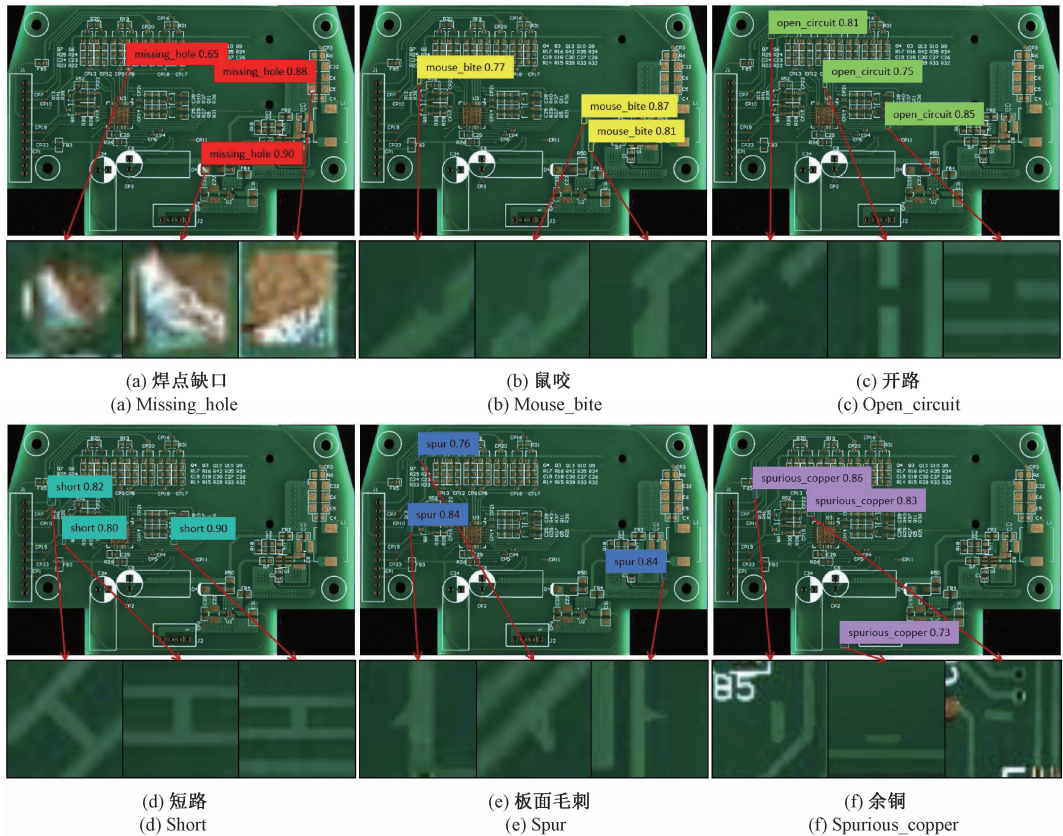


图8 Self-PCB数据集检测结果

Fig. 8 The detection results of the Self-PCB datasets

融合网络自底而上通道内的模块间增加了自适应加权跳层连接结构 AWS 并设计融合算法。实验证明,本文提出的 YOLOPCB 可以更好平衡印制电路板缺陷检测中的速度与精度,在保证实时检测的前提下能够有效减少缺陷误判、漏判的情况,提升了小目标缺陷检测能力,且已应用至企业生产现场,具有良好的工程前景。作者将进一步研究采用注意力机制快速学习全局图像的特征信息,采用上下文特征信息快速实现准确的定位与识别,完成印制电路板缺陷检测数据集的增强与算法开源工作。

参考文献

- [1] 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 R X, ZHAN Z, HU X L, et al. Printed circuit board defect detection based on the multi-attentive Faster RCNN under noise interference[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12): 167-174.
- [2] ZHOU Y, YUAN M, ZHANG J, et al. Review of vision-

based defect detection research and its perspectives for printed circuit board [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 70: 557-578.

- [3] LIU ZH CH, QU B D. Machine vision based online detection of PCB defect [J]. Microprocessors and Microsystems, 2021, 82: 103807.
- [4] ZHAO W, GURUDU S R, TAHERI S, et al. PCB component detection using computer vision for hardware assurance[J]. Big Data and Cognitive Computing, 2022, 6(2): 39.
- [5] 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, YUAN Y B, et al. Research status and the prospect of PCB defect detection algorithm based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 1-17.
- [6] ZENG N, WU P, WANG Z, et al. A small-sized object detection oriented multi-scale feature fusion approach with

- application to defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-14.
- [7] TANG J L, LIU SH B, ZHAO D X, et al. PCB-YOLO: An improved detection algorithm of PCB surface defects based on YOLOv5 [J]. Sustainability, 2023, 15 (7): 1-17.
- [8] KANG L, GE Y, HUANG H, et al. Research on PCB defect detection based on SSD [C]. 2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT). IEEE, 2022: 1315-1319.
- [9] AN K, ZHANG Y. LPViT: A transformer based model for PCB image classification and defect detection [J]. IEEE Access, 2022, 10: 42542-42553.
- [10] JIN J, FENG W, LEI Q, et al. PCB defect inspection via deformable DETR [C]. 2021 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC). IEEE, 2021: 646-651.
- [11] 伍济钢, 成远, 邵俊, 等. 基于改进 YOLOv4 算法的 PCB 缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 171-178.
- WU J G, CHENG Y, SHAO J, et al. A defect detection method for PCB based on the improved YOLOv4 [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 171-178.
- [12] 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 [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [13] FAN F, WANG B, ZHU G, et al. Efficient faster R-CNN: Used in PCB solder joint defects and components detection [C]. 2021 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Engineering Technology (CCET). IEEE, 2021: 1-5.
- [14] SHAO G, ZHENG Y, LI T, et al. An improved YOLOv3 network for PCB defect detection [C]. 2021 China Automation Congress (CAC). IEEE, 2021: 1819-1823.
- [15] CHU Y, GUO J, SHAN W, et al. EfficientFCOS: An efficient one-stage object detection model based on FCOS [C]. 2022 IEEE 25th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD). IEEE, 2022: 617-622.
- [16] WANG X, ZHANG X, ZHOU N. Improved YOLOv5 with BiFPN on PCB defect detection [C]. 2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering (ICAICE). IEEE, 2021: 196-199.
- [17] WANG X, GAO J S, HOU B J, et al. A lightweight modified YOLOX network using coordinate attention mechanism for PCB surface defect detection [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(21): 20910-20920.

作者简介



张莹, 2010 年于湖南大学获得博士学位, 现为湘潭大学副教授, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: zhangying@xtu.edu.cn

Zhang Ying received his degree from Hunan University in 2010. He is currently an associate professor at Xiangtan University. His main research interests include image processing and pattern recognition.



邓华宣 (通信作者), 2021 年于华东交通大学获得学士学位, 现为湘潭大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: 1341386340@qq.com

Deng Huaxuan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2021. He is currently a M. Sc. candidate at Xiangtan University. His main research interests include image processing and pattern recognition.



王耀南, 博士生导师, 中国工程院院士, 现为湖南大学教授, 主要研究方向为智能机器人控制、模式识别、智能信息处理和图像识别。

E-mail: yaonan@hnu.edu.cn

Wang Yaonan is a Ph. D. advisor and an academician of Chinese Academy of Engineering. He is currently a professor at Hunan University. His main research interests include intelligent robot control, pattern recognition, intelligent information

processing, and image recognition.



吴成中,2019 年于湖南大学获得博士学位,现为湖南大学机器人视觉感知与控制技术国家工程研究中心研究员,主要研究方向为智能信息处理和图像识别。

E-mail: wuchengzhong@hnu.edu.cn

Wu Chengzhong received his Ph. D. degree from Hunan University in 2019. He is currently a researcher at National Engineering Research Center of Robot Visual Perception and Control Technology. His main research interests include

intelligent information processing and image recognition.



吴琳,2021 年湘潭大学获得学士学位,现为湘潭大学硕士研究生,主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: 1906075619@qq.com

Wu Lin received her B. Sc. degree from Xiangtan University in 2021. She is currently a M. Sc. candidate at Xiangtan University. Her main research interests include image processing and pattern recognition.