

基于 SMT-YOLOv8 的 PCB 缺陷检测研究<sup>\*</sup>

王 军 伍 毅 陈正超

(江西理工大学机电工程学院 赣州 341000)

**摘 要:** 针对 PCB 缺陷检测中目标尺寸小、权重文件庞大难以部署的问题,提出一种改进的 YOLOv8 小目标缺陷检测方法。该方法将 SE 注意力机制融入 C2f 中,使网络能够根据通道域的信息给图像不同位置赋予不同的权重,获取更重要的特征信息;在 SPPF 中引入 Basic RFB 以增强网络感受野,提升网络的特征提取能力;新增小目标检测尺度,提升模型对微小缺陷的检测能力;舍弃大目标检测尺度,降低计算负荷并缩小权重文件。实验结果表明,在公开的 PCB 缺陷数据集,改进后的 YOLOv8 较原算法平均精度提升了 2.6%、权重文件缩小了 27.3%、FPS 达到 34.4 ms/帧。

**关键词:** PCB;缺陷检测;YOLOv8;SE;Basic RFB;小目标检测尺度

**中图分类号:** TP391.4; TN41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Research on PCB defect detection based on SMT-YOLOv8

Wang Jun Wu Yi Chen Zhengchao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of small target size and huge weight file difficult to deploy in PCB defect detection, an improved YOLOv8 small target defect detection method is proposed. The method incorporates the SE attention mechanism into C2f, which enables the network to assign different weights to different locations in the image based on the information in the channel domain to obtain more important feature information; introduces Basic RFB in SPPF to enhance the network sensing field and improve the feature extraction capability of the network; adds a new small target detection scale to improve the model's ability to detect tiny defects; discards the large target detection scale to reduce the computational load and shrink the weight file. The experimental results show that the improved YOLOv8 improves the average accuracy by 2.6%, shrinks the weight file by 27.3%, and achieves an FPS of 34.4 ms/frame over the original algorithm in the publicly available PCB defective dataset.

**Keywords:** PCB; defect detection; YOLOv8; SE; Basic RFB; small target detection scale

## 0 引 言

随着现代设备的不断精密化,PCB (printed circuit board) 逐渐朝着小型化和复杂化方向发展,而复杂的工艺流程可能会导致在 PCB 制造过程中出现如漏孔、鼠咬、开路等缺陷,这些缺陷可能会对后续产品的质量造成负面影响,引起经济损失。因此,如何高效的检测出 PCB 缺陷成为了至关重要的一环。

目前 PCB 缺陷检测算法可分为两类,一类是基于机器视觉的 PCB 缺陷检测算法<sup>[1]</sup>,该方法先对 PCB 图像进行特征提取,然后再将这些特征输入分类器进行分类<sup>[2]</sup>。如文献[3]采用快速鲁棒特征描述子(speeded up robust feature descriptor, SURF)与特征跟踪角检测器进行图像特征提取,解决了拐角检测中拐角信息丢失、位置偏移等问题,从

而提高 PCB 板缺陷检测效率、精度。Xue 等<sup>[4]</sup>通过构建机器视觉系统,通过颜色特征对 PCB 板缺陷点进行检测、分类。然而,基于机器视觉的算法虽能高效的检测出缺陷,但对图像清晰度要求过高、易受外界环境干扰、检测算法复杂等因素,导致该方法难以普及。第二类是基于深度学习的 PCB 缺陷检测算法<sup>[1]</sup>,主要包括两阶段检测(two-stage)和单阶段检测(one-stage)两种<sup>[4]</sup>。两阶段检测算法 Faster R-CNN(region convolutional neural network),先是划出包含目标信息的候选区域,然后对候选区域进行分类等后续处理,但该方法由于不断追求精度上的提升,而忽略了工业生产时所需的实时检测,因此并不适合 PCB 的缺陷检测。

在单阶段检测算法中,YOLO(you only look once)系列算法最为典型,它直接在图像中进行分类和定位,因此算

法速度更快,虽然精度会有所损失,但更符合工业所需的实时检测。张旭等<sup>[5]</sup>引入 BiFormer 注意力机制减少计算量,改进损失函数来处理不平衡类别、小目标和密集性问题。徐一奇等<sup>[6]</sup>使用 Ghost 卷积模块降低模型的计算复杂度;用 SIoU(soft intersection over union)损失函数加快模型收敛速度,提高回归精度。文献[7]提出了一种多分支注意力 MBAM(multi-branch attention module)模块方法,在 3 个不同维度对特征图进行关注,以增强特征提取的能力。

虽然目前针对 PCB 缺陷检测的研究成果显著,但仍会出现微小缺陷检测结果不佳、速度无法达到实时检测的效果、模型体积过大无法部署等问题。因此本文提出一种 SMT(small target detection)-YOLOv8 算法,先是利用 SE 注意力机制强调特征信息,提高微小缺陷的检测效果;再引入 Basic RFB,增强网络感受野提升模型的特征提取能力;舍弃大目标检测尺度提升检测速度、降低模型体积。实验结果表明,所提出的方法对各项缺陷均具有较快的检测速度和较高的检测精度,并且模型体积大幅度缩小。

## 1 YOLOv8 网络结构

本文使用 YOLOv8<sup>[8-9]</sup>算法实现对 PCB 微小缺陷的检测,因为该算法具备较强的特征提取能力,能够在保证足够精度的同时实现实时检测,从而满足工业生产的需求。

YOLOv8 是在 YOLOv5<sup>[10]</sup>的基础上进行改进,主要由骨干网络(Back-bone)、颈部模块(Neck)、检测头模块(Head)三部分组成。其网络结构如图 1 所示。

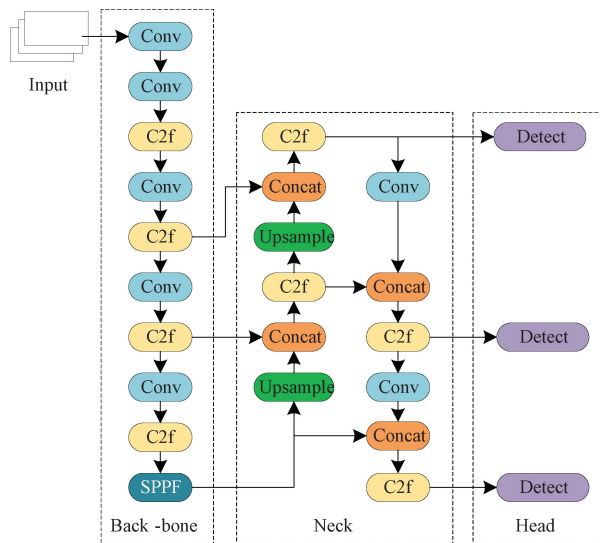


图 1 YOLOv8 网络结构图

Fig. 1 YOLOv8 network structure diagram

骨干网络包含卷积层(Conv)、C2f(CSPDarknet53 to 2-Stage FPN)、SPPF(spatial pyramid pooling fast)三部分,Conv 通过卷积操作对图像进行特征提取,以捕捉图像的不同尺度和语义信息。C2f 参考了 YOLOv7<sup>[11]</sup> ELAN(efficient layer attention network)设计思想将特征分层,在

保证轻量化的同时获得更丰富的梯度流信息。SPPF 将同一特征图上的不同尺度连接到一起,实现局部特征和全局特征的融合。

Neck 部分将特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN<sup>[12]</sup>)与路径聚合网络(path aggregation network, PAN<sup>[13]</sup>)结合,FPN 把深层的语义特征传到浅层,增强多个尺度上的语义表达;PAN 把浅层的定位信息传送到深层,增强多个尺度上的定位能力。

Head 采用解耦头结构(decoupled head),将回归分支和预测分支分离,使损失函数收敛更快。

该模型虽在检测大目标时具有明显的优势,但工业生产的 PCB 表面的缺陷以小目标为主,同时移动设备上进行 PCB 缺陷检测通常需要轻量级的模型来满足部署要求。因此,需要在满足实时检测的条件下提升模型小目标检测能力、缩小权重文件。

## 2 SMT-YOLOv8 模型设计

### 2.1 SE 注意力机制

为增强网络的表示能力,将轻量级的 SE(squeeze and excitation)注意力机制融入到 C2f 中,使网络具有动态通道特征重新校准的功能,从而能够使用全局信息来选择性地强调信息特征,同时抑制相对不太有用的特征。

C2f 融合 SE 注意力机制后的网络结构如图 2 所示,将 C2f 的残差模块(Bottleneck)经过两次卷积操作后融合 SE 注意力机制再进行拼接(shortcut),从而得到 SE\_Bottleneck,对多个 SE\_Bottleneck 模块进行全连接便可得到改进后的 C2f\_SE。

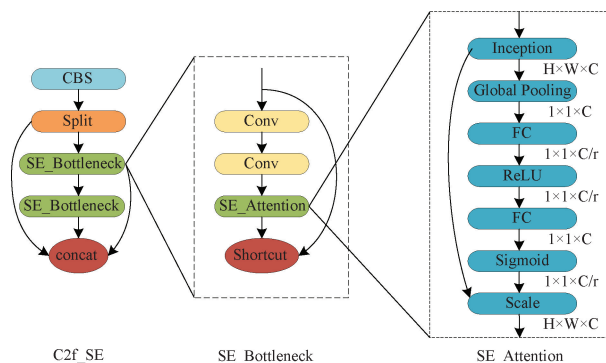


图 2 C2f\_SE 模块结构图

Fig. 2 Structure of C2f\_SE module

SE 注意力机制计算流程如图 3 所示。首先给定一个输入的特征图  $\mathbf{X}$  经过  $F_{tr}$  变换后得到特征图  $\mathbf{U}$ ,随后  $F_{sq}$  将特征图进行全局平均池化,生成一个  $1 \times 1 \times C$  的向量,从而使每个通道可以用一个数值表示。如式(1)所示。

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (1)$$

式(2)中  $F_{ex}$  由两层全连接层完成,通过权重  $\mathbf{W}$  来生成所要的权重信息,全连接层  $\mathbf{W}_1$  与  $\mathbf{W}_2$  对向量  $\mathbf{z}$  处理得到通

道权重值  $s$ ,  $s$  中不同的数值表示不同通道的权重信息,以赋予通道不同的权重。

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (2)$$

最终将生成权重向量  $s$  对特征图  $U$  进行权重赋值,得到所需的特征图  $\tilde{X}_c$ , 其尺寸大小与  $U$  完全相同。

$$\tilde{X}_c = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c u_c \quad (3)$$

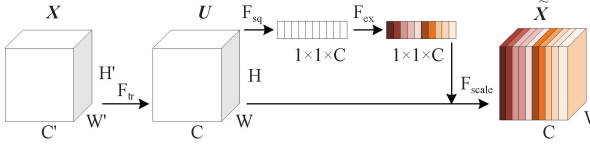


图 3 SE 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of SE algorithm

## 2.2 Basic RFB 模块

SPPF 的目的是将任意大小的输入图像都可以进行固定长度的特征表示,但仅仅将不同尺寸的感受野划分成为了不同的层级,并没有提升网络性能,因此本文通过引入 Basic RFB<sup>[14]</sup> (receptive field block) 模块增强网络感受野,以加强网络的特征提取能力,从而提升缺陷检测效果。RFB 网络结构如图 4 所示。

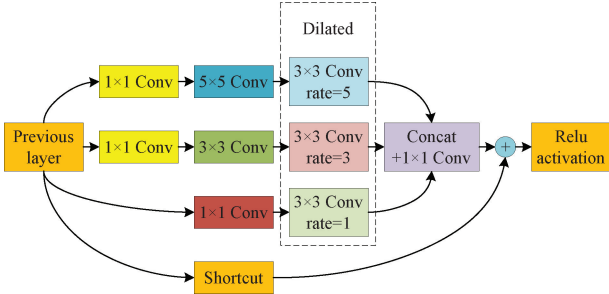


图 4 RFB 结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of RFB structure

首先参考 inception 思想设计多个分支,通过引入 3 个空洞卷积层 (dilated convolution), 每个分支使用不同的卷积核,对输入层  $X$  进行卷积操作,如式(4)~(6),其中,  $C_{vision}$  表示不同的卷积核,  $*$  表示卷积操作。

$$X_0 = C_{vision1} * X \quad (4)$$

$$X_1 = C_{vision3} * X \quad (5)$$

$$X_2 = C_{vision5} * X \quad (6)$$

随后将不同尺度的特征图进行拼接 (Concat), 并使用  $1 \times 1$  的卷积操作来调整特征维度得到  $O_0$ 。

$$O_0 = C_{vision1} * \text{Concat}(X_0, X_1, X_2) \quad (7)$$

最终与经过拼接的输入层相加 (Shortcut), 并通过 ReLU 激活函数得到输出层  $O$ 。

$$O = \text{ReLU}(\text{Shortcut}(X, O_0)) \quad (8)$$

## 2.3 小目标检测尺度

YOLOv8 默认有 3 类检测尺度,检测的特征图分辨率大小分别为:  $80 \times 80$ ,  $40 \times 40$ ,  $20 \times 20$ , 分别用于检测  $8 \times 8$ 、

$16 \times 16$ 、 $32 \times 32$  以上像素区域,这些检测尺度在检测较大目标时具有显著优势,但当数据集中存在大量小目标时,可能会存在检测效果不佳的现象。

为解决上述问题,在原颈部网络基础新增一个小目标检测尺度 (small target detection scale), 如图 5 所示,检测的目标大小为  $4 \times 4$  个像素区域,从而使模型对微小缺陷的检测能力得到提升。同时,为避免计算量过多、权重文件过大的问题,将大目标大检测尺度 (large target detection scale) 舍弃。

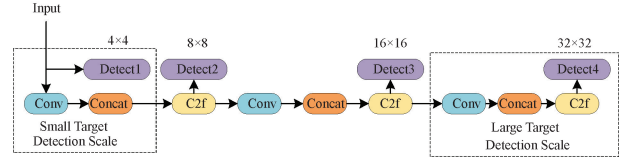


图 5 检测尺度示意图

Fig. 5 Schematic diagram of detection scale

## 2.4 改进后的网络结构

根据上述理论研究和分析,融合 SE 注意力机制、引用 Basic RFB 模块与小目标尺度的 SMT-YOLOv8 网络结构如表 1 所示。

表 1 SMT-YOLOv8 网络结构

Table 1 SMT-YOLOv8 network structure

序号	from	n	module	arguments
0	-1	1	Conv	[3, 64, 3, 2]
1	-1	1	Conv	[64, 128, 3, 2]
2	-1	3	C2f_SE	[128, 128, Ture]
3	-1	1	Conv	[128, 256, 3, 2]
4	-1	6	C2f	[256, 256, 6, Ture]
5	-1	1	Conv	[256, 512, 3, 2]
6	-1	6	C2f	[512, 512, 6, Ture]
7	-1	1	Conv	[512, 1 024, 3, 2]
8	-1	3	C2f	[1 024, 1 024, 3, Ture]
9	-1	1	Basic RFB	[1 024, 1 024]
10	-1	1	Upsample	[None, 2, 'nearest']
11	[-1, 6]	1	Concat	[1]
12	-1	3	C2f	[1 536, 512, 3]
13	-1	1	Upsample	[None, 2, 'nearest']
14	[-1, 4]	1	Concat	[1]
15	-1	3	C2f	[768, 256, 3]
16	-1	1	Upsample	[None, 2, 'nearest']
17	[-1, 2]	1	Concat	[1]
18	-1	3	C2f	[384, 128, 3]
19	-1	1	Conv	[128, 256, 3, 2]
20	[-1, 15]	1	Concat	[1]
21	-1	3	C2f	[512, 256, 3]
22	[-1, 12]	1	Conv	[256, 256, 3, 2]
23	-1	1	Concat	[1]
24	-1	3	C2f	[768, 512, 3]
25	[18, 21, 24]	1	Detect	[6, [128, 256, 512]]

该网络仅在第 2 层将 SE 注意力机制融入 C2f 中,原因是信息特征在初始阶段最为真实,更容易提取,同时,为避免过拟合现象的出现以及计算量过大,因此,后续网络仍使用 C2f 进行特征融合。

### 3 实验结果分析

本实验所用数据集为北京大学智能机器人开放实验室公开的 PCB 缺陷数据集,包括漏孔(missing hole),鼠咬(mouse bite),开路(open circuit),短路(short),余铜(spurious copper)与毛刺(spur)6 种缺陷。数据经过图像增强后按照 8 : 1 : 1 比例将 1734 张图片分为训练集、验证集以及测试集,训练 100 个 epoch, batch size 设置为 4。实验环境如表 2 所示。

表 2 实验环境	
Table 2 Experimental environment	
环境配置	
操作系统	Windows11
CPU	intel(R) Core (TM) i7-12 650H 2.3 GHz
内存	16 GB
显卡	NVIDIA GeForce RTX 4060 16 G
深度学习框架	Pytorch2.0.1
GPU 加速	CUDA11.8

#### 3.1 评价指标

评价网络模型的能力主要针对查准率(Precision)、召

回率(Recall)的大小,查准率为检测出正确目标的比例,召回率为样本中的目标实际检出的比例,计算公式如式(9)和式(10)所示。

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

(9)

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

(10)

其中,  $TP$  为预测正确的正样本的个数,  $FP$  为预测错误的负样本的个数,  $FN$  为预测错误的正样本个数。

因此本文采用  $mAP$  (mean average precision)、 $F1$ -score 作为评价指标。平均精度  $AP$  为不同召回率下的查准率的平均值,设定一个  $IoU$  阈值,然后求该  $IoU$  阈值下的  $AP$  平均值,  $mAP$  即为所有类别的  $AP$  值取均值所得,计算公式如式(11)和式(12)所示。 $F1$ -score 为查准率与召回率的调和平均数,计算公式如式(13)所示。

$$AP = \int_0^1 P(R) d(R)$$

(11)

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_0^1 P(R) d(R)$$

(12)

$$F_1 = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall}$$

(13)

除此之外,权重文件大小、FPS(frames per second)也是需要考虑的指标。

#### 3.2 消融实验

为验证各模块的有效性,进行消融实验,表 3 展示了模块对平均检测精度、权重文件、检测速度的影响。

表 3 消融实验								
Table 3 Ablation experiments								
序号	SE	Basic RFB	小目标检测尺度	P%	R%	mAP/%	权重文件/MB	FPS
1	—	—	—	95.7	91.6	95.9	146	<b>42.9</b>
2	✓	—	—	95.8	94.7	96.3	146	42.7
3	✓	✓	—	96.5	96.2	97.7	151	41.8
4	✓	✓	✓	<b>98.0</b>	<b>97.5</b>	<b>98.5</b>	<b>106</b>	34.4

对消融实验进行分析,当 C2f 融合 SE 注意力机制后生成通道注意力向量,得到了更重要的特征信息,从而使平均检测精度提升 0.4%,P、R 提升 0.1%、3.1%,同时,由于 SE 为轻量级注意力机制,模型权重大小、FPS 不变。引用 Basic RFB 提升了模型感受野,检测精度从 0.963%提升至 0.977%,P、R 提升至 96.5%、96.2%。当网络添加小目标检测尺度后,查准率、召回率、 $mAP$  获得明显增长,这是由于 PCB 板的缺陷目标较小,小目标检测尺度能够更加精确的检测,并且由于舍去了大目标检测尺度,使得模型权重从 151 MB 缩减至 106 MB。

#### 3.3 对比实验

1) 原算法对比  
为了验证本文改进的有效性,在相同的实验环境下,

与原算法进行对比。

如图 6(a) 所示,SMT-YOLOv8 的 PR 曲线面积明显大于传统 YOLOv8,表明了本文的分类器效果更好,检测精度更高。在图 6(b)中对比了 F1 曲线,改进后的算法 F1 值上限更高并更趋近于 1,验证了 SMT-YOLOv8 对准确率和召回率调和的更加协调,模型也更加稳定。

图 7 为模型改进前后边框损失(box\_loss)、分类损失(cls\_loss)对比。

在图 7(a)中,改进后的模型边框损失收敛的更快,在第 2 个 epoch 后就始终低于原模型,表明 SMT-YOLOv8 能够更快、更准确地预测目标位置。图 7(b)中,分类损失在第 20 个 epoch 开始趋于稳定,而原模型需要在第 60 个 epoch 才能达到该效果,验证了改进后的模型在区分不同



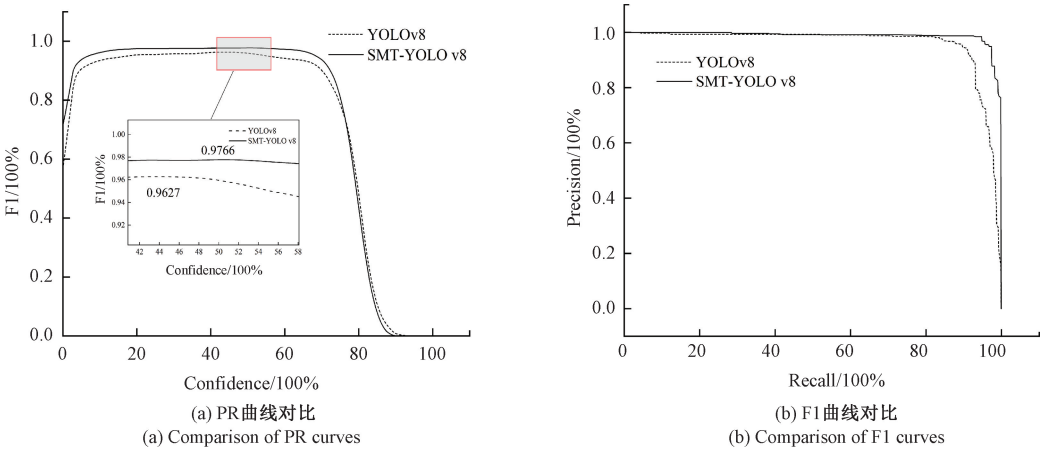


图 6 PR、F1 曲线对比  
Fig. 6 Comparison of PR and F1 curves

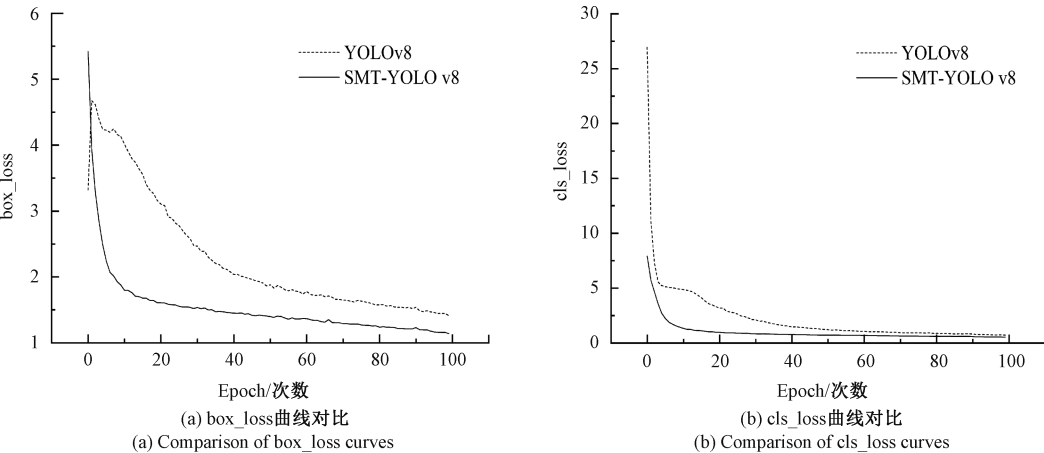


图 7 损失函数对比  
Fig. 7 Loss function comparison

类别的 PCB 缺陷上具有更强的能力。

损失函数的对比进一步验证了改进后的模型在性能上具有显著提升。

模型改进前后各项缺陷检测结果对比如图 8(a)~(f) 所示,原模型在图 8(a)中将鼠咬错检为开路,在图 8(b)和(c)中对开路与漏孔检测的置信度远小于改进后的模型,甚至在图 8(d)~(f)中出现漏检的情况。对比该检测结果发现,SMT-YOLOv8 不仅预测框的置信度有所提升,原模型错检、漏检的情况也被更正。

2) 改进算法对比

为了验证本文算法的先进性,对比目前已有的改进算法:YOLOv5l<sup>[15]</sup>、YOLOv5-I<sup>[16]</sup>、CT-YOLOv5<sup>[17]</sup>、文献[18]、YOLO-MCG<sup>[19]</sup>、YOLOv7-I<sup>[20]</sup>在各个缺陷检测能力,检测

精度对比如表 4 所示。

由上表可发现,SMT-YOLOv8 在开路、短路、余铜三类缺陷上均为最高,分别达到了 99.4%、99.5%、99.5%,鼠咬检测上仅次于 YOLOv7-I,在漏孔与毛刺检测上虽低于 YOLO-MCG 等算法,但也达到了 98.6%、95.5%;平均 mAP 分别高出其他算法 2.0%、2.4%、3.1%、3.4%、0.8%、1.0%,并且使用的训练图片远少于 YOLOv5l、YOLO-MCG、YOLOv7-I,即训练时间更短。在检测时间上与 YOLOv5l、YOLOv5-I 几乎相同,能够满足实时检测的要求,YOLO-MCG 虽然用时更短,但检测效果较差。上述对比验证了 SMT-YOLOv8 对比其他算法具有更优秀的检测能力,能够利用较少的数据实现更好的检测效果,体现了本文算法的先进性。

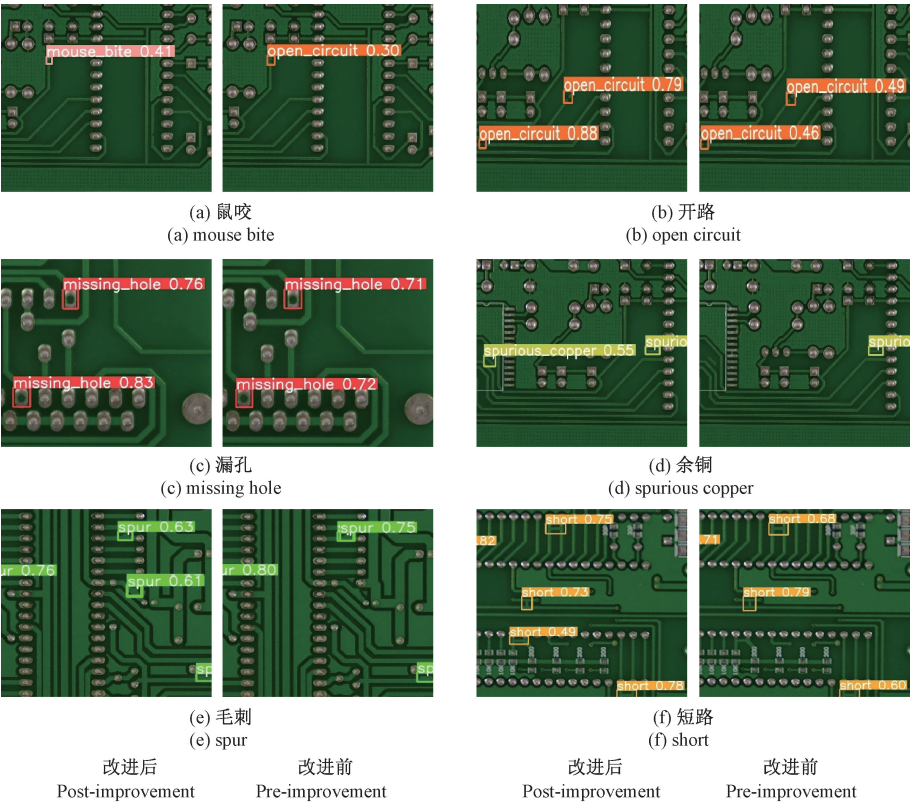


图 8 检测结果对比

Fig. 8 Comparison of detection results

表 4 改进算法对比

Table 4 Comparison of improved algorithms							
缺陷类型	SMT-YOLOv8	YOLOv5l	YOLOv5-I	CT-YOLOv5	文献[18]	YOLO-MCG	YOLOv7-I
漏孔 %	98.6	99.4	98.3	95.2	98.7	<b>99.7</b>	97.3
鼠咬 %	98.6	95.5	93.6	96.5	91.9	97.0	<b>99.4</b>
开路 %	<b>99.4</b>	96.4	96.5	94.8	94.1	97.0	98.6
短路 %	<b>99.5</b>	99.3	96.7	95.1	93.9	99.1	99.1
余铜 %	<b>99.5</b>	97.8	96.8	96.9	94.5	97.5	92.1
毛刺 %	95.5	90.7	94.7	94.3	98.0	95.7	<b>98.4</b>
mAP %	<b>98.5</b>	96.5	96.1	95.4	95.1	97.7	97.5
检测时间/ms	29.0	25	25.1	—	—	<b>14.4</b>	—
图片数量/张	1 734	2 079	10 668	<b>698</b>	1 293	7 426	11 755

4 结 论

本文针对缺陷目标小、模型难以部署的情况，提出了一种 SMT-YOLOv8 的 PCB 缺陷检测方法，通过将 SE 注意力机制融入 C2f、在 SPPF 中引入 Basic RFB 模块、新增小目标检测尺度与舍去大目标检测尺度的策略对模型进行改进，以公开的 PCB 数据集为实验对象，将 SMT-YOLOv8 与其余改进网络模型对比，本文提出的方法平均检测精度更高。与原算法相比，mAP 提升了 2.6%、权重

文件降低了 27.3%，检测速度为 34.4 ms/帧。改进后的算法具有良好的检测精度和检测速度，满足工业生产所需的实时检测，且权重文件小，更有利于模型部署；但对毛刺的检测效果仍略有不足，因此后续研究将致力于提升该项缺陷的检测精度。

参考文献

[1] 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.
- [2] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 198-219.
- ZHAO L Y, WU Y Q. Research progress of surface defect detection methods based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 198-219.
- [3] HUA G, HUANG W, LIU H. Accurate image registration method for PCB defects detection[J]. The Journal of Engineering, 2018, 2018(16): 1662-1667.
- [4] XUE B, S C, CHU H, et al. Method of electronic component location, grasping and inserting based on machine vision [C]. 2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). IEEE, 2020: 1968-1971.
- [5] 张旭, 陈慈发, 董方敏. 基于改进 YOLOv7 的 PCB 缺陷检测算法[J]. 计算机工程, 2024, 3(23): 1-13.
- ZHANG X, CHEN C F, DONG F M. PCB defect detection algorithm based on improved YOLOv7[J]. Computer Engineering, 2024, 3(23): 1-13.
- [6] 徐一奇, 肖金球, 谢翔. 基于 YOLOv5-TGs 的 PCB 缺陷检测算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2024, 3(23): 1-14.
- XU Y Q, XIAO J Q, XIE X. Research on the PCB defect detection algorithm based on YOLOv5-TGs[J]. Microelectronics & Computer, 2024, 3(23): 1-14.
- [7] 胡欣, 胡帅, 马丽军, 等. 基于融合 MBAM 与 YOLOv5 的 PCB 缺陷检测方法[J]. 图学学报, 2024, 45(1): 47-55.
- HU X, HU SH, MA L J, et al. PCB defect detection method based on fusion of MBAM and YOLOv5[J]. Journal of Graphics, 2024, 45(1): 47-55.
- [8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 779-788.
- [9] REDMON J, FARHAD A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 7263-7271.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[J]. CoRR, 2015: 1506-02640.
- [11] 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.
- [12] LIN T 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.
- [13] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018: 8759-8768.
- [14] LIU S, HUANG D. Receptive field block net for accurate and fast object detection[C]. Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 385-400.
- [15] 方强, 涂振宇, 相敏月, 等. 一种基于轻量化 YOLOv5 的 PCB 缺陷检测研究[J]. 物联网技术, 2023, 13(8): 15-19.
- FANG Q, TU ZH Y, XIANG M Y, et al. Research on PCB defects detection based on lightweight YOLOv5[J]. Internet of things technologies, 2023, 13(8): 15-19.
- [16] 张鹏飞, 王淑青, 王年涛, 等. 基于改进 MobileNetV3 的 PCB 裸板缺陷检测[J]. 湖北工业大学学报, 2023, 38(1): 27-32.
- ZHANG P F, WANG SH Q, WANG N T, et al. PCB bare board defect detection based on improved MobileNetV3 [J]. Journal of Hubei University of Technology, 2023, 38(1): 27-32.
- [17] 徐丽丽. 基于 CT-YOLOv5 的 PCB 缺陷检测方法[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版), 2023, 41(1): 38-41.
- XU L L. PCB defect detection method based on CT-YOLOv5[J]. Journal of Jiamusi University (Natural Science Edition), 2023, 41(1): 38-41.
- [18] 迟盛元, 白岩, 孟祥民. 基于 YOLOv5 的 PCB 缺陷检测算法研究[J]. 科学技术创新, 2024(1): 106-109.
- CHI SH Y, BAI Y, MENG X M. Research on the PCB defect detection algorithm based on YOLOv5[J]. Scientific and Technological Innovation, 2024 (1): 106-109.
- [19] 胡兰兰, 邓超. 基于 YOLO-MCG 的 PCB 缺陷检测算法[J]. 仪表技术与传感器, 2024(4): 100-106.
- HU L L, DENG CH. PCB defect detection algorithm based on YOLO-MCG[J]. Instrument Technique and Sensor, 2024(4): 100-106.
- [20] 王运乾, 高丽, 李勇杰, 等. 基于改进 YOLOv7 的 PCB 缺陷检测算法[J]. 计算机应用文摘, 2024, 40(10): 136-142.
- WANG Y Q, GAO L, LI Y J, et al. PCB defect detection algorithm based on improved YOLOv7[J]. Chinese Journal of Computer Application, 2024, 40(10): 136-142.

## 作者简介

王军, 硕士, 副教授, 主要研究方向为智能仪器与系统。

E-mail: mkfriend@126.com

伍毅, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 1975426368@qq.com

陈正超, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 1136826529@qq.com