

基于改进型 YOLOv5s 的印刷电路板瑕疵检测^{*}

朱宏禹 韩建宁 徐 勇

(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘 要:随着集成电路集成度的提升,印刷线路板的工业复杂度逐渐提升,制造过程中产生的瑕疵也更加微小复杂。针对目前传统图像处理算法难以准确检测到各种微小瑕疵的问题,提出了一种基于改进型 YOLOv5s 的印刷电路板瑕疵检测识别算法。首先更改原先网络的三尺度检测层,用检测更小目标的检测层替换原本的大目标检测层,加强模型对微小目标的检测精度;同时使用 K-means++ 算法重新聚类先验框;然后将 PANet 网络调整为 BiFPN 网络,使用可学习权重评估每个特征的重要性来加强特征融合;最后在 C3 模块中融入 SENet,使网络有选择地关注信息特征并过滤冗余信息。结果表明,改进后的网络模型检测精度达到 97.83%,召回率达到 95.73%,并且对比原始网络误检、漏检率大大降低,完全满足工业检测要求。

关键词:印刷电路板;深度学习;SENet;小目标检测;BiFPN

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Printed circuit board blemishes detection based on
the improved YOLOv5s

Zhu Hongyu Han Jianning Xu Yong

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: With the improvement of integrated circuit integration, the industrial complexity of printed circuit boards has gradually increased, and the defects in the manufacturing process have become more minor and complex. Aiming at the problem that the traditional image processing algorithm is difficult to accurately detect various minor defects, a defect detection and recognition algorithm for printed wiring board based on the improved YOLOv5s is proposed. Firstly, the three-scale detection layer of the original network is changed, and the original large target detection layer is replaced with a detection layer that detects smaller targets, so as to strengthen the detection accuracy of the model for small and medium-sized targets. At the same time, the K-means++ algorithm is used to recluster the prior boxes. The PANet network is then adjusted to a BiFPN network, and the importance of each feature is evaluated using learnable weights to strengthen feature fusion. Finally, SENet is incorporated into the C3 module, allowing the network to selectively focus on information characteristics and filter redundant information. Final results indicated that the detection precision of the method of this article attain 97.83% and the recall rate is 95.73%. the ‘spur’ false detection and ‘mouse_bite’ missed detection rate is greatly reduced compared with the original network, which completely satisfy the industrial detection requirements.

Keywords: printed circuit board; deep learning; SENet; small object detection; BiFPN

0 引 言

印刷电路板是电子工业的重要部件之一,起着承载微小电子元器件及导线布局的关键作用。印刷电路板在生产制造中难免会因各种原因产生不同的瑕疵,这些微小的瑕疵会导致其电子产品性能受损时通时断,严重时可能造

成安全隐患。在深度学习算法广泛应用之前,印刷电路板瑕疵检测主要依靠传统图像处理算法,这些方法主要包含4种,如傅里叶变换、主成分分析、小波变换、图像模式匹配^[1]。Hagi 等^[2]提出一种图像相减识别缺陷法,利用相位相关将两块印刷电路板对齐,根据待检测图像和对照图像的差异得到缺陷候选区后再进行特征识别。Raihan

收稿日期:2022-11-14

^{*} 基金项目:山西省基础研究计划(202103021224201)、国家自然科学基金(61671414)项目资助

等^[3]将多阈值分割与图像相减法进行结合,该方法虽减少了环境光照的影响但其结果的准确性却又过于依赖检测图像的分辨率。Ardhy 等^[4]采用自适应高斯阈值分割的方法设计了一套检测系统,大大提升了识别准确率,但该方法需要人工来跟踪瑕疵的具体位置并进行瑕疵种类判断。上述方法互有优劣但总体存在计算量大、易受环境光照变化影响、耗时等问题,难以满足工业上对准确率、实时性的要求。随着人工智能行业的发展,机器视觉等技术已逐步应用于工业上的各种瑕疵检测问题,但是,基于传统图像处理算法的机器学习技术仍存在复杂特征识别率低、计算量大、实时性差、泛化性不佳等问题^[5]。

深度学习算法的主要思想是特征提取,其会通过大量的训练从数据集中提取出待检测目标的特征。相较于传统算法其可以提取到传统算法难以提取到的深层抽象特征,具有更好的鲁棒性与泛化性,不易受到环境因素的干扰且可以端到端训练,无需复杂的参数调节。2020 年 Tsai 等^[6]在卷积神经网络(CNN)中引入支持向量回归(SVR),该模型可以很好地定位到印刷线路板微小瑕疵的具体位置。同年 Hu 等^[7]提出了一种基于 Faster R-CNN 的目标检测算法,该方法虽适用于微小目标检测,却没有充分进行特征融合,导致浅层特征丢失影响目标定位准确度。2022 年苏佳等^[8]提出了一种基于 YOLO-J 的检测算法,重新聚类了先验框并对网络的颈部结构进行了改进,增强了网络的特征提取能力与检测速度。

为了更好地将深度学习目标检测算法应用于印刷线

路板瑕疵检测,本文提出了一种基于 YOLOv5s 网络的改进算法并进行多组实验验证,实验结果表明本文的改进型 YOLOv5 网络模型相较于较传统网络模型既提升了识别准确率又兼顾模型大小与检测速度,满足工业上实时检测的要求。

1 YOLOv5 网络结构

目标检测算法发展至今大致分为两类,即单步走检测器与两步走检测器^[9]。二者区别在于两步走检测器中提出了候选框阶段,在候选框的基础上最终得到物体的预测框。YOLO 系列算法属于单阶段检测算法,不需要先得到候选框,经过单次检测即可直接得到预测框的位置和类别置信度,具有检测效率高、泛化能力强的特点^[10]。YOLOv5 的网络构架分为 Input、Backbone、Neck、Head 4 个部分^[11]。Input 层主要功能是数据预处理,包括 Mosaic 数据增强、图像大小缩放、预定义候选框尺寸计算等。Backbone 为深度学习的骨干网络,主要用来实现目标的特征提取功能,主要由 CBL、BottleneckCSP/C3 以及空间金字塔池化(SPP)/快速空间金字塔池化(SPPF)等组成。Neck 层即颈部网络,其主要功能为连接不同尺度的特征层并进行特征融合,一般为特征金字塔网络(FPN)+路径聚合网络(PAN)结构。Head 为头部网络,主要功能为利用损失函数做回归损失值计算。Head 层虽然在整体网络中占比最少但却也是核心部分。原始 YOLOv5 网络结构如图 1 所示。原始的 YOLOv5 网络主要基于 COCO

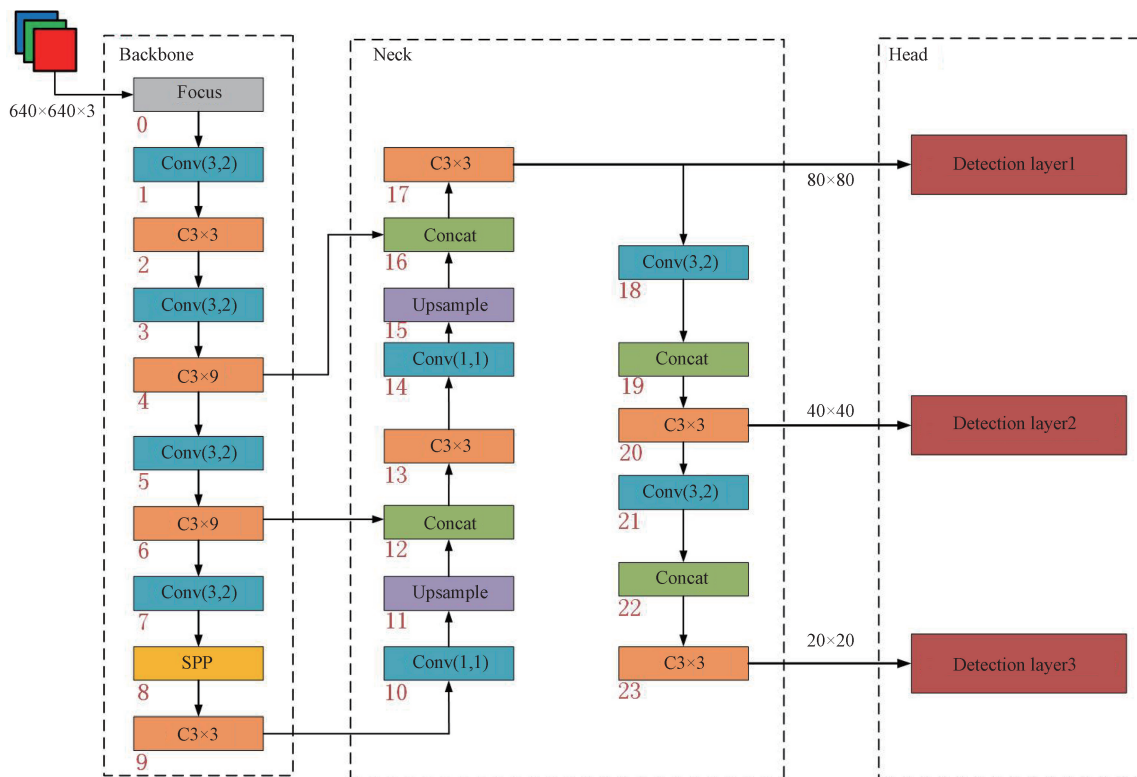


图 1 原始 YOLOv5 网络结构

数据集,本文将对网络模型进行更改使其更加适用于对印刷电路板瑕疵的检测。

2 改进的 YOLOv5 算法

本文针对印刷电路板瑕疵检测识别问题,提出了一种基于 YOLOv5s 网络的改进算法。首先对原始网络

的 3 个检测层做了修改,用一个小目标检测层替换了原网络 3 个检测层中最大的层,其次使用 K-means++ 算法重新聚类先验框并使用加权双向特征金字塔网络 (BiFPN) 替换原本的 PANet,最后将挤压和激励网络 (SENet) 集成到 C3 模块中。本文方法的网络结构如图 2 所示。

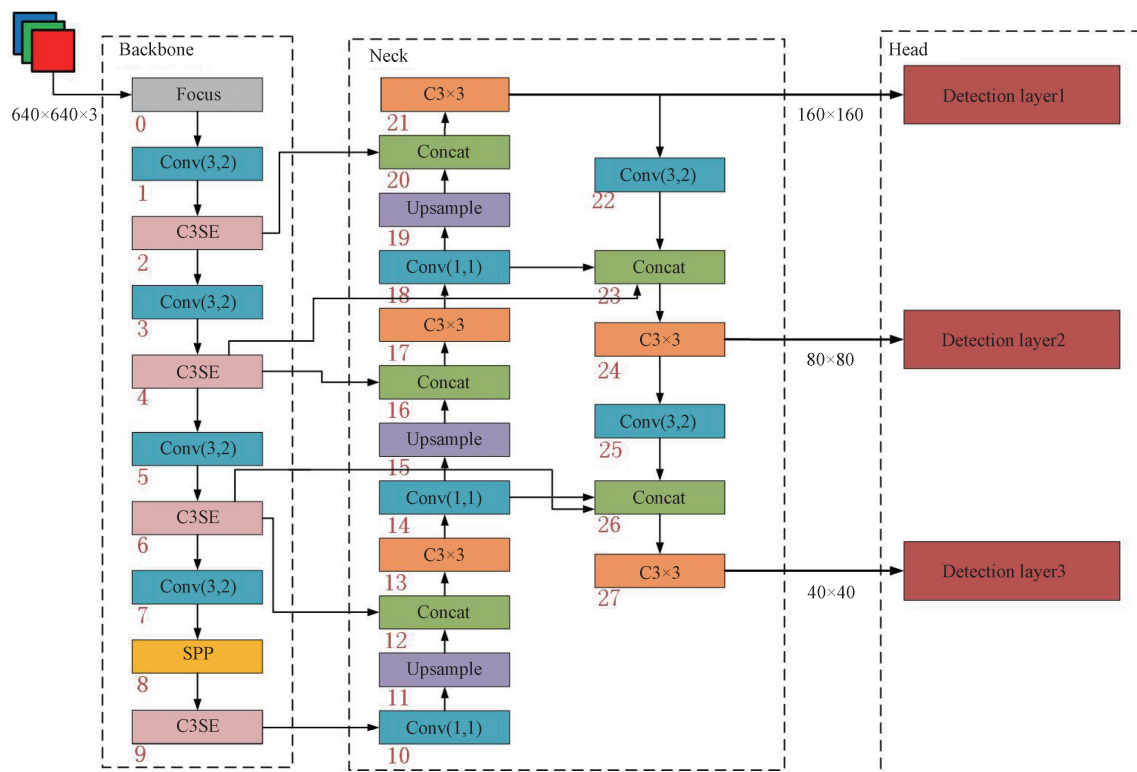


图 2 本文方法网络结构

2.1 尺度检测层的改变

原始的 YOLOv5s 网络共有 3 个检测尺度,分别对应不同次数下采样后得到的不同大小的特征图。输入图像经 3 次、4 次、5 次下采样后经过特征融合网络最终得到大小为 80×80 、 40×40 、 20×20 的特征图^[12]。特征图越小感受野越大,越适合检测大型目标,所以 3 种不同大小特征图分别对应检测小、中、大型目标。由于印刷线路板的瑕疵均为小目标,没有大型目标,原始网络的小、中、大目标检测层的设定是为了平衡更多的检测目标并不完全贴合印刷电路板瑕疵的检测,易造成资源浪费。本文为加强模型对微小目标的检测能力同时弱化模型对大型目标的检测能力,引入了 160×160 大小的检测层。具体步骤如下:在第 17 层之后,继续进行卷积与上采样操作使特征图保持扩展,在第 20 层时将上采样后的特征图与骨干网络中第 2 层的特征图进行拼接操作得到尺寸为 160×160 的特征图,以此来提高低层语义与深层语义的连接与融合,提高微小目标检测能力。最后去掉原网络中 5 次下采样后得到的 20×20 的特征图,最终改进后的网络得到 3 个新

的检测尺度层,大小分别为 160×160 、 80×80 、 40×40 。新的 3 个检测尺度网络结构如图 3 所示。

2.2 锚框参数优化

原始 YOLOv5 的 9 个锚框是基于 COCO 数据集通过 K-means 聚类算法得到的。由于更换了新的数据集,为了更好地检测所需的检测目标,需要重新定义先验锚框的大小。K-means++ 算法在 K-means 算法的基础上对初始点的选择做了优化,使其收敛结果不再完全取决于簇中心初始化,可以让随机选择的中心点最大限度地趋于全局最优解,在聚类效果和收敛速度上有着不小的提升,所以本文选用 K-means++ 算法重新聚类优化锚框尺寸^[13]。K-means++ 算法的原理如下。

- 1) 从数据集中随机选取一个样本作为初始聚类中心 C_1 。
- 2) 首先计算每个样本与当前已有聚类中心之间的最短距离 (即与最近的一个聚类中心的距离),用 $D(x)$ 表示。
- 3) 计算每个样本被选为下一个聚类中心的概率:

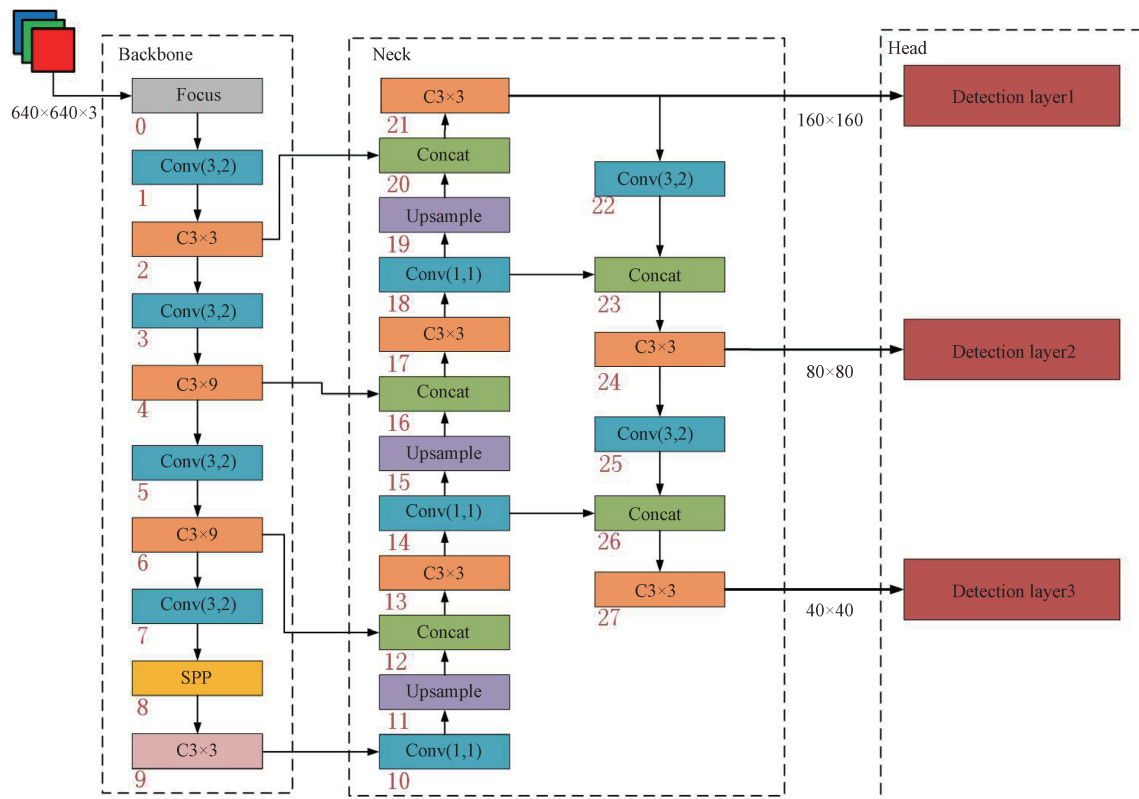


图3 新的三检测尺度网络结构

$$P(X) = \frac{D(x)^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2} \quad (1)$$

4) 选择最大概率值所对应的样本点作为下一个簇中心。

5) 重复步骤2)~4)直到选择出 K 个聚类中心。

最终重新得到的3种锚框尺寸如表1所示,本文使用了K-means++算法对3种候选框大大小小进行了重新设定,使其更加适用于印刷线路板瑕疵这样的微小目标检测。

表1 锚框尺寸分配

特征图	40×40	80×80	160×160
感受野	大	中	小
	(27,13)	(15,15)	(9,8)
锚框	(19,20)	(19,12)	(13,12)
	(27,24)	(13,23)	(10,17)

2.3 加权双向特征金字塔网络

传统的深度学习特征融合网络一般采用PANet来进行多尺度特征融合,其分别构建了一条自顶向下和自下而上的通道并通过下采样和上采样传递不同尺寸目标的特征信息,减轻了因网络层数不断加深使特征图感受野过大而导致信息丢失的问题。通过上下采样的双通道融合可以将底层环境特征嵌入到高层特征中,防止浅层特征的缺

失。但是传统的融合网络只是简单地通过上下采样将不同的特征图变为相同的尺寸进行融合,忽略了不同分辨率的输入特征对融合后的输出特征有不同的贡献率这一问题。BiFPN是一种典型的复杂双向特征融合金字塔结构,在特征图融合时引入了可学习的权重,可通过不断调整权重来区分不同的输入特征贡献度^[14]。PANet结构与BiFPN结构对比如图4所示。BiFPN相较于传统PAN网络的主要改进为以下3个方面。

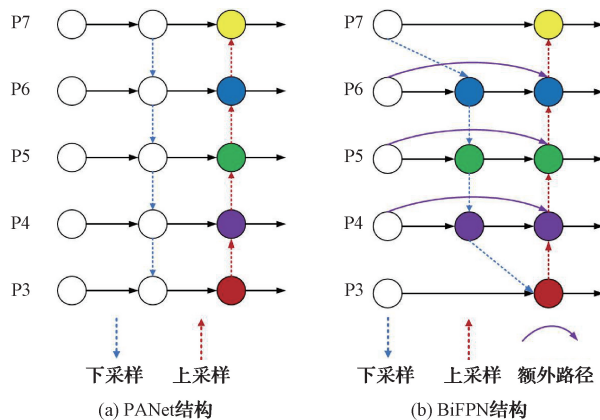


图4 PANet结构与BiFPN结构对比

1) 基于传统特征金字塔网络,BiFPN删除了只有一条输入边的中间节点以此来简化特征网络。

2) BiFPN 将自顶向下的路径和自地向上的路径视为单个特征网络层,并多次循环堆叠使用。

3) BiFPN 在输入和输出节点之间的同一级别添加了额外的特征融合路径,以低成本融合更多功能。

2.4 引入 SE 注意力机制

在计算机视觉领域,注意力机制的有效性已经得到了验证,并在分类、检测、分割等任务中取得了良好的效果,注意机制主要分为通道注意力模型和空间注意力模型。二者的关注点不同,通道注意力模型侧重于特征通道信息,而空间注意力模型更关注图像的空间位置信息。SENet 属于通道注意力模型,它对不同的特征通道进行加权来模拟特征通道之间的相互关系,SENet 的引入不会改变原有的空间维度,它会自动获取不同通道的权重信息,并使用权重来过滤关键特征。SENet 主要为压缩(squeeze)操作和激发(excitation)操作,其结构如图 5 所示。

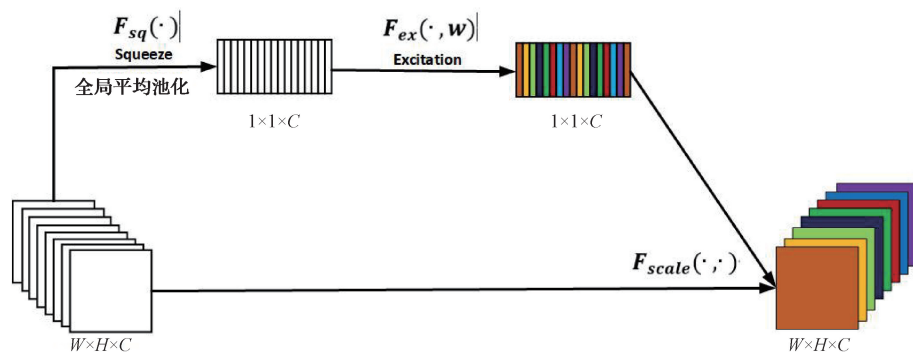


图 5 SE 注意力机制模块

3 实验与分析

3.1 数据集与实验环境

本文训练所采用的数据集共 693 张图片,包含 6 种常见的印刷线路板瑕疵,分别为:缺洞、鼠咬、开路、短路、毛刺、余铜,每一张图片上都包含不同数量的同种瑕疵。首先使用 LabelImg 软件工具对数据集图片进行 VOC 格式标注得到.xml 格式文件,然后再通过代码把 VOC 格式的数据转化为 YOLO 格式的数据得到.txt 格式文件,最后进行训练集与验证集的划分。训练集、验证集划分比例为 8:2。为了充分证明结果的准确性,从其他数据集中寻找一些典型瑕疵作为验证图片用来对比不同模型检测结果。6 种瑕疵对应的样例如图 6 所示。

为了验证本文所提方法的有效性,对不同的网络改进方法进行训练验证并与原始网络检测后的结果进行对比分析,进行了多组实验验证,具体的硬件条件和实验环境如表 2 所示。

3.2 评价指标

为了客观公正地评价文本所提出的改进网络对比原网络的优势,选取精确率(precision)、IOU 阈值为 0.5 时的平均精度均值(mAP@0.5)、召回率(recall)作为实验结果

Squeeze 是利用全局平均池化提取感受野得到一个 $1 \times 1 \times C$ 的向量。

$$Z_C = F_{sq}(U_C) = \frac{1}{h \times w} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (2)$$

Excitation 含有两个全连接层 W_1 和 W_2 与一个缩放参数 r , $1 \times 1 \times C$ 的向量经过 W_1 后得到 $1 \times 1 \times C/r$ 的向量后再进行 ReLU 函数激活后进行第 2 次全连接。经过 W_2 后向量尺度会由 $1 \times 1 \times C/r$ 再次变为 $1 \times 1 \times C$,之后再进行 sigmoid 激活得到新的权重向量。

$$S = F_{ex}(Z, W) = \sigma(g(Z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (3)$$

F_{scale} 是把刚才生成的权重向量与 $H \times H \times C$ 的特征图进行相乘计算,把权重赋予上去得到新的特征图。最终得到的特征图大小与之前的完全一样。

$$F_{scale} = (U_c, S_c) = S_c U_c \quad (4)$$

的评价指标。精确率的计算公式为:

$$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (5)$$

式中: T_p 代表把正确类别判定为正确类别; F_p 代表把错误类别判定为正确类别。

召回率的计算公式为:

$$Recall = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (6)$$

式中: F_n 表示为把正确的类别判定为错误类别。

mAP@0.5 的计算公式为:

$$mAP@0.5 = \frac{\sum_{i=1}^K AP_i}{K} \quad (7)$$

式中: AP 即平均精确率; K 为标记的类别; AP_i 代表第 i 类目标检测的平均精确度。

3.3 实验对比分析

为了更好地验证每一个改进点对评价指标的影响,进行了消融实验。由于在工业检测应用中要求模型能便于终端部署,本文在进行对比实验的同时分别记录了不同改进后模型的大小作为新的评价指标。同时为了验证改进后的模型较改进前模型的优势将本文方法与 YOLOv5s、

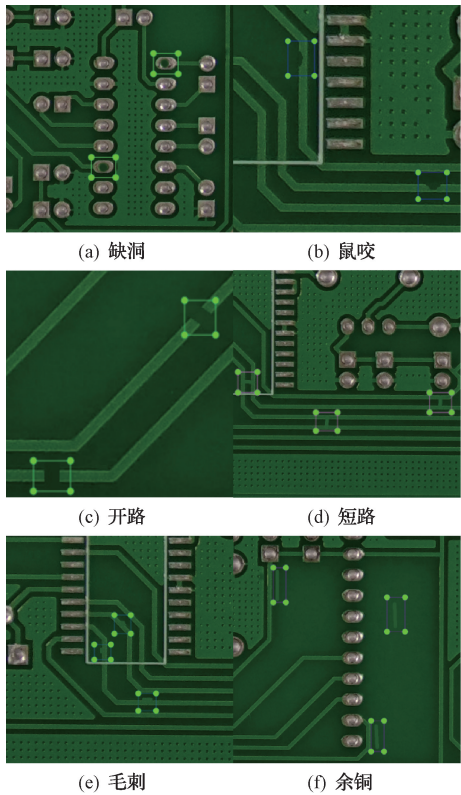


图6 6种瑕疵对应样例

表2 具体硬件条件

名称	版本
操作系统	Win10
CPU	i7 12700f
GPU	RTX3060ti
Python	Python 3.8
PyTorch	PyTorch 1.12.0
CUDA	CUDA 11.1

YOLOv5m、YOLOv5x 模型训练后的结果进行对比分析，结果如表3所示。

表3 消融实验对比结果

模型	精确率 /%	召回率 /%	mAP@0.5 /%	模型大小 /MB
YOLOv5s	94.11	91.34	94.08	13.7
YOLOv5s+C3SE	94.63	91.64	93.67	13.8
YOLOv5s+新三 尺度检测层	95.94	93.12	95.23	14.9
YOLOv5m	96.46	94.82	96.18	40.5
本文方法	97.83	95.73	96.25	20.3
YOLOv5x	98.05	96.16	97.26	167

由表3结果可以看出，本文方法所改进的模型对比原始 YOLOv5s 模型各项指标均有提升，检测精确率达到了

97.8%，召回率达到了 95.7% 完全符合工业检测要求。改进后的指标效果好于 YOLOv5m 略弱于 YOLOv5x，但本文方法的检测时间与模型大小要远远低于 YOLOv5x，计算量更小更适合部署在移动端，更能满足工业上实时检测的要求。在进行消融实验时发现只引入 SENet 后检测效果提升有限，各项指标均与原网络差距不大，甚至 mAP 值略有下降。更换新的 3 个检测尺度层同时重新聚类先验框后的网络模型相较于原始模型各项指标有明显提升。这也证实了本文猜想，即引入更小的检测尺度层同时重新聚类设定锚框尺寸对如印刷线路板瑕疵这样的微小目标数据集检测有很好的优化效果。同时在对比实验中发现使用不同的改进方法后各类损失值均有明显下降，进一步表明了本文方法的优越性。使用本文方法训练后的 P-R (precison-recall) 曲线如图7所示。

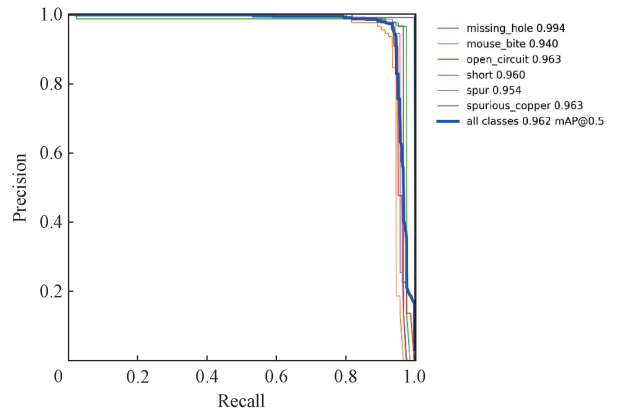


图7 本文方法训练后的 P-R 曲线

为了进一步验证本文算法的有效性与优越性，本文以精确率、召回率、单张图片检测时间为对比评价指标，选取了 5 种其他改进算法进行对比分析。文献[15]基于传统图像处理算法设计了一套光学检测系统，可以检测印刷板线路瑕疵及电容、二极管等元器件的极性方向。文献[16]结合 ShuffleNetV2 结构提出了一种轻量化模型。文献[17]提出了一种基于改进 YOLOV3 网络模型的检测方法。文献[18]提出了一种基于 GhostNet-YOLOV4 的印刷电路板表面焊点检测算法。文献[19]提出了一种增强上下文信息 YOLOV4_tiny 算法。本文方法与上述方法对比如表4所示。

表4 不同算法检测对比结果

模型	精确率/%	召回率/%	检测时间/ms
文献[15]	87.5	92.5	23.0
文献[16]	96.3	96.2	17.8
文献[17]	88.9	85.6	139.0
文献[18]	92.6	82.1	39.3
文献[19]	98.7	97.2	81.7
本文	97.8	95.7	16.7

从表4可以看出,本文算法相比其他改进算法在3项评价指标上互有优劣,但总体优于其他算法。文献[15]对电容、二极管等元件极性方向的检测有较高的准确率,但对于印刷线路板瑕疵检测,由于其采用的传统算法易受外界条件影响导致发挥不稳定且准确率较低。文献[16-18]的各项评价指标均弱于本文算法。文献[19]虽然在在精确率、召回率上略优于本文算法,但检测速度慢于本文算法。文献[8]所提出的基于YOLO-J的检测算法在精确度、mAP值上要强于本文算法,但其模型大小却有132 MB且检测速度也不如本文模型。文献[20]提出的轻量化检测模型在模型大小与检测速度上强于本文算法,但

精确率与mAP值略有不足。由此可见本文的改进算法不仅在精确率、召回率等指标上有所提升的同时还兼顾模型大小与检测速度,既提升了检测准确率又满足工业上对实时性、便于终端部署的要求。

用训练后得到的最优模型进行检测验证时发现,当检测置信度阈值设为0.7时原始模型检测结果中会出现很多误检与漏检的情况。其中主要问题集中在毛刺瑕疵的误检与鼠咬瑕疵的漏检。在使用本文方法训练后的最优模型进行检测时误检与漏检的情况得到了明显改善。毛刺误检与鼠咬漏检的结果对比如图8、9所示。

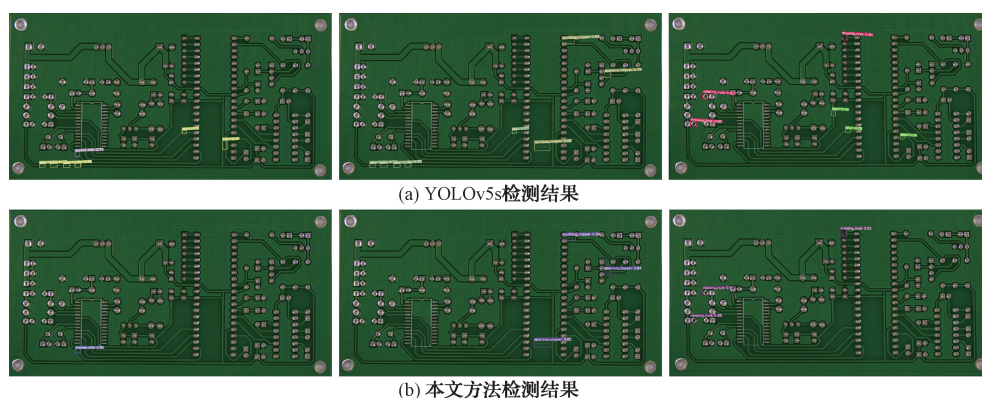


图8 毛刺误检情况对比

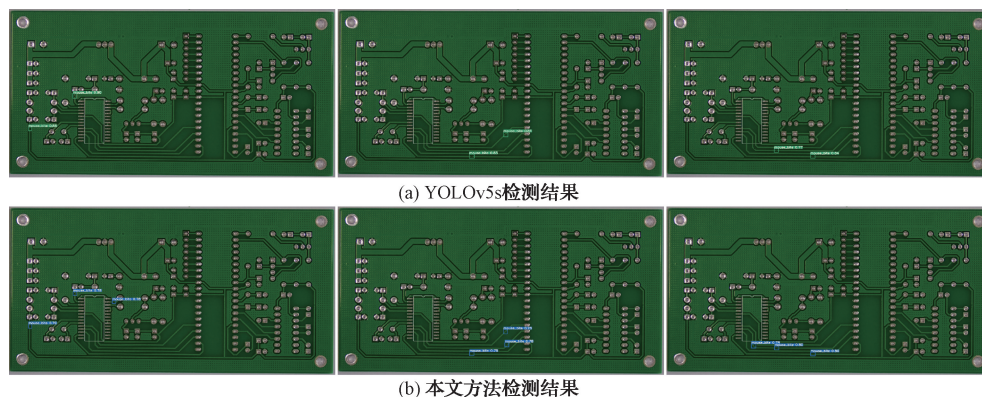


图9 鼠咬漏检情况对比

4 结论

本文提出了一种基于改进型YOLOv5s的印刷线路板瑕疵检测算法,为了使模型更加适用于印刷线路板瑕疵这类微小的目标检测,首先对原网络的3个检测层做了更改,用一个更小的检测尺度层替换了原网络中最大的检测尺度层,并重新设定了检测先验框的大小。其次将路径聚合网络调整为BiFPN使网络能更好地融合不同尺度层的重要特征,减少浅层特征的丢失,最后在原网络的C3模块中引入注意力机制,使网络能够有选择地关注信息特征。

经过多次对比实验可以得出本文算法对6种瑕疵的检测精度均在94%以上,高于传统算法的检测精度,同时误检、漏检的情况对比传统方法有明显的改善,完全满足工业检测的要求。

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.
- [2] HAGI H, IWAHORI Y, SHINJI F, et al. Defect clas-

- sification of electronic circuit board using SVM based on random sampling [J]. *Procedia Computer Science*, 2014, 35: 1210-1218.
- [3] RAIHAN F, CE W. PCB defect detection USING OPENCV with image subtraction method[C]. 2017 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech). IEEE, 2017.
- [4] ARDHY F, HARIADI F I. Development of SBC based machine-vision system for PCB board assembly automatic optical inspection[C]. 2016 International Symposium on Electronics and Smart Devices (IS-ESD). IEEE, 2016: 386-393.
- [5] 刘故帅,孙磊,王世坤,等. 图像处理技术在变电站室内渗漏水预警中的应用[J]. *电力与能源*, 2020, 41(3):316-320.
- [6] TSAI D M, CHOU Y H. Fast and precise positioning in PCBs using deep neural network regression[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(7): 4692-4701.
- [7] HU B, WANG J H. Detection of PCB surface defects with improved Faster-RCNN and feature pyramid network[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 108335-108345.
- [8] 苏佳,贾欣雨,侯卫民. 基于 YOLO-J 的 PCB 缺陷检测算法[J/OL]. *计算机集成制造系统*:1-20[2023-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20220622.1623.005.html>.
- [9] 侯学良,单腾飞,薛靖国. 深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(6):165-174.
- [10] 王彦雅. 基于 Two-Stage 的目标检测算法综述[J]. *河北省科学院学报*, 2022, 39(2):14-22.
- [11] 李衍照,于镭,田金文. 基于改进 YOLOv5 的金属焊缝缺陷检测[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(19):70-75.
- [12] 邢晋超,潘广贞. 改进 YOLOv5s 的手语识别算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(16):194-203.
- [13] 程婧怡,段先华,朱伟. 改进 YOLOv3 的金属表面缺陷检测研究[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(19): 252-258.
- [14] 彭道刚,潘俊臻,王丹豪,等. 基于改进 YOLOv5 的电厂管道油液泄漏检测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(12):200-209.
- [15] 梁博. 基于机器视觉检测 PCB 板的关键技术研究[D]. 哈尔滨:黑龙江大学, 2022.
- [16] 王淑青,鲁濠,鲁东林,等. 基于轻量化人工神经网络的 PCB 板缺陷检测[J]. *仪表技术与传感器*, 2022(5): 98-104.
- [17] 李闻,李小春,闫昊雷. 基于改进 YOLOv3 的 PCB 缺陷检测[J]. *电光与控制*, 2022, 29(4):106-111.
- [18] 刘涛,张涛. 基于 GhostNet-YOLOv4 算法的印刷电路板缺陷检测[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(16):61-70.
- [19] 徐胜军,胡巧艳,韩九强,等. 用于 PCB 缺陷检测的增强上下文信息 YOLOv4_tiny 算法[J]. *计算机测量与控制*, 2022, 30(9):80-86, 92.
- [20] 王恒涛,张上,张朝阳,等. 基于 YOLOv5 的轻量化 PCB 缺陷检测[J]. *无线电工程*, 2022, 52(11): 2094-2100.

作者简介

朱宏禹,硕士研究生,主要研究方向为人工智能、计算机视觉与图像处理。

E-mail:1026773753@qq.com

韩建宁,教授,硕士生导师,主要研究方向为人工智能、信号处理技术、计算机视觉与图像处理等。

E-mail:hanjn46@nuc.edu.cn

徐勇,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理、信号处理、计算机视觉等。

E-mail:2539127653@qq.com