侯金萍, 逯洋. 基于改进 YOLOv8n 轻量化印刷电路板缺陷检测算法研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(5):168-174.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25101301

基于改进 YOLOv8n 轻量化印刷电路板缺陷检测算法研究

侯金萍, 逯 洋
(吉林师范大学 数学与计算机学院, 吉林 四平 136000)

摘 要: 印刷电路板(PCB)是电子产品中不可或缺的基础元器件,其质量直接影响产品的可靠性。针对现有 PCB 缺陷检测算法存在计算量大、模型参数量与检测精度无法同时兼顾的问题。本文提出一种基于改进 YOLOv8n 的轻量级印刷电路板表面缺陷检测算法。首先,在骨干网中引入了 C2f_SHSA 模块,利用单头自注意力机制以较低计算成本捕获全局上下文信息,增强模型对微小缺陷的特征表征能力。其次,在颈部网络中,采用 GSConv 卷积构建轻量化的 VoV-GSCSP 模块,以降低模型复杂性与参数量。最后采用动态非单调 WIoU 损失函数来增强边界框回归,从而提高检测精度。实验结果表明,相较于原始 YOLOv8n 模型,本文算法模型参数量(Params)减少了 20.7%,平均精度(mAP)提升了 3.3 个百分点,达到了 97.6%,计算量(FLOPs)减少了 19.5%,可满足工业实时检测需求。

关键词: 缺陷检测; YOLOv8n; 轻量化网络; 注意力机制; 深度学习
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)05-0168-07

Research on lightweight Printed Circuit Board defect detection algorithm based on improved YOLOv8n

HOU Jinping, LU Yang
(College of Mathematics and Computer, Jilin Normal University, Siping 136000, Jilin, China)

Abstract: Printed circuit boards (PCBs) are indispensable fundamental components in electronic products, and their quality directly affects product reliability. To address the issues of high computational complexity and the difficulty in simultaneously balancing model parameter size and detection accuracy in existing PCB defect detection algorithms, this paper proposes a lightweight PCB surface defect detection algorithm based on an improved YOLOv8n. First, a C2f_SHSA module is introduced into the backbone network, which utilizes a single head self-attention mechanism to capture global contextual information at a low computational cost, thereby enhancing the model's ability to characterize subtle defect features. Second, in the neck network, a lightweight VoV-GSCSP module is constructed using GSConv to reduce model complexity and parameter count. Finally, a dynamic non-monotonic WIoU loss function is adopted to improve bounding box regression and enhance detection accuracy. Experimental results demonstrate that compared to the original YOLOv8n model, the proposed algorithm reduces the number of parameters (Params) by 20.7%, increases the mean average precision (mAP) by 3.3 percentage points, reaching 97.6%, and reduces computational complexity (FLOPs) by 19.5%, meeting the requirements for industrial real-time detection.

Key words: defect detection; YOLOv8n; lightweight network; attention mechanism; deep learning

0 引 言

印刷电路板(PCB)在《中国制造 2025》中被列为高科技和战略性新兴产业[1]。PCB 作为电子设备中的支撑和互连部件,被誉为"电子产品之母",作为现代电子设备的核心部件,被广泛应用于各种电子产品中,其质量直接影响到电子产品的性能和可靠性[2],进而影响整体产品质量和市场竞争力。然而,生产过程固有的不稳定性,加上环境因素和设备条件,经常导致各种缺陷的出现,如漏孔、老鼠咬、开路、短路、杂散等[3]各类缺陷。如果这些缺陷得不到及时检测和解决,将直接影响到 PCB 的性能、

基金项目: 吉林省自然科学基金(YDZJ202301ZYTS157, 20240304097SF)。
作者简介: 侯金萍(2001—),女,硕士。主要研究方向:计算机视觉。
通信作者: 逯 洋(1979—),女,博士,教授,博士生导师。主要研究方向:机器学习与数值模拟。Email:luyang33@163.com。
收稿日期: 2025-10-13

质量和安全，进而对整个电子设备的可靠性和使用寿命产生严重影响。

早期的 PCB 缺陷检测主要依靠传统的人工目视检查[4]，但随着 PCB 制作的工艺日趋复杂，生产规模不断扩大，人工检测不仅耗费大量人力，而且容易受到主观判断的影响，导致误报率和漏检率很高。另一方面电气检测技术、自动光学检测技术[5]等，虽然在一定程度上提高了检测效率，但通常会带来高昂的成本，并且在测试过程中很容易对 PCB 造成二次损坏。更关键的是，随着 PCB 制造工艺的不断进步，其复杂状况和集成程度显著提高。传统的检测方法难以满足现代 PCB 生产对高效、高质量检测的迫切需求。因此，快速精确地检测 PCB 缺陷对保障电子产品的质量至关重要。

随着卷积神经网络在图像处理领域的成功应用，基于深度学习的目标检测方法成为了 PCB 缺陷检测主流方法。现有的深度学习目标检测算法分为两类：两阶段检测[6]和单阶段检测[7]。例如，以 Faster R-CNN[8]、Mask R-CNN[9]为代表的两阶段算法和以 SSD[10]、YOLO[11-12]系列为代表的单阶段算法。但两阶段算法存在模型较复杂、计算速度慢、硬件需求较高的问题，这对于资源有限的嵌入式系统或边缘设备并不友好。同时，因为 SSD 算法在小目标检测当中效果不佳，所以，基于模型结构更加简单、计算速度更快的单阶段算法 YOLO 成为 PCB 缺陷检测的主流算法。但 YOLO 模型的现有改进引入了太多复杂的机制来提高检测精度，增加了参数数量，并在计算成本方面做出了牺牲。同时与之前的 YOLOv5/6/7 版本相比，YOLOv8n 在模型结构方面进行了优化，具有较低的计算复杂度、较高的检测精度和更优异的小目标检测能力，并且 YOLOv8n 利用较少的计算资源即可处理相同分辨率的图像。因此，为了在提升精度的同时减低模型参数量与计算资源消耗，本研究引入了一种基于改进 YOLOv8n 的轻量级印刷电路板表面缺陷检测算法。

1　YOLOv8n 算法

YOLOv8n 是在 YOLOv5 的基础上进行了改进，在主干网络上，引入 C2f 模块以替代 YOLOv5 所采用的 C3 模块，该结构的变化显著降低了模型复杂度和参数量，实现了更高程度的轻量化。同时，YOLOv8n 延续了 YOLOv5 中的 SPPF 模块[13]，以确保对不同尺度的特征向量进行尺寸统一化处理。在颈部结构部分，YOLOv8n 继续借鉴路径聚合网络(PAN)的思想，但对其连接方式作出优化：移除了 YOLOv5 中 PAN-FPN[14]上采样阶段使用的卷积操作，并把原本的 C3 模块全部换成了 C2f 模块，这一调整不仅增强了对多尺度目标的捕捉能力，同时进一步提高了检测的鲁棒性与准确性。此外，YOLOv8n 在检测头部分做出了根本性变革，将其解耦为两个独立的分支，还全面采用无锚框(Anchor-Free)策略[15]。该设计有效减少了冗余计算量，显著提升了推理速度。上述改进使 YOLOv8n 在继承 YOLOv5 架构优点的基础上，实现了更精细的模块优化与参数调整。这不仅显著增强了模型在不同场景下的适应性与计算效率，也有效降低了 PCB 缺陷检测任务的处理复杂度。图 1 展示了 YOLOv8n 的整体网络结构。

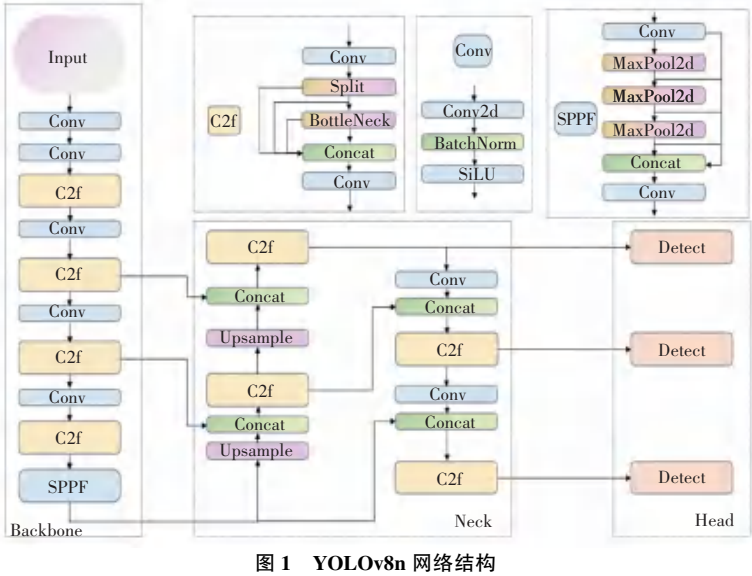


图 1　YOLOv8n 网络结构

Fig. 1　YOLOv8n network structure

2 改进的 YOLOv8n-PCB 算法

YOLOv8n 算法在缺陷检测任务中保持高效和实时性能,同时表现出出色的检测精度和模块化设计能力,使其成为轻量化且高精度缺陷检测任务的理想选择。但 PCB 缺陷存在细微特征、与背景相似的特点,使得 YOLOv8n 在 PCB 缺陷检测中易出现漏检、误报问题,仍有优化空间。因此,本文以 YOLOv8n 为增强基础模型,从以下 3 个方面进行改进:

(1)骨干网络改进:提出 C2f_SHSA 模块替换骨干网络中的 C2f 结构。在优化模型轻量化性能的同时,增强模型对 PCB 小物体缺陷信息的捕捉能力,提升模型的表达能力与鲁棒性。

(2)颈部网络改进:在颈部网络引入 VoV-CSCSP 模块优化网络结构,减少模型冗余,简化模型复杂度,提升检测速度。

(3)损失函数改进:训练过程中采用 WIoU 损失函数有助于减轻低质量和极端样本的不利影响,从而提升模型精度并加速收敛速度。

2.1 骨干网络中 C2f 的改进

YOLOv8n 模型的骨干网络采用 C2f 模块,主要由两个卷积层和多个瓶颈模块构成,可提取丰富的特征信息。但 C2f 结构中的标准卷积操作计算复杂、内存占用高,导致检测速度较慢,难以在实际设备中应用。因此,C2f 结构并不直接适用于对效率要求较高的 PCB 表面缺陷检测场景。然而,直接引入传统的多头自注意力机制(MHSA)[16]会导致参数爆炸、推理延迟激增等问题。针对以上问题,本研究提出 C2f_SHSA 模块,作用在于消除多头冗余,兼顾细粒度特征并实现面向边缘设备的轻量化[17]。与传统的多头自注意力机制不同,单头低秩自注意力机制(SHSA)仅使用一个注意力头来捕捉特征关系,大幅降低了计算复杂度和内存开销。这种轻量化设计实现了局部细节与全局上下文的高效融合,在提升 PCB 微小缺陷检测精度的同时,也显著提高了模型效率,尤其适用于资源受限的工业检测环境。其网络结构如图 2 所示。

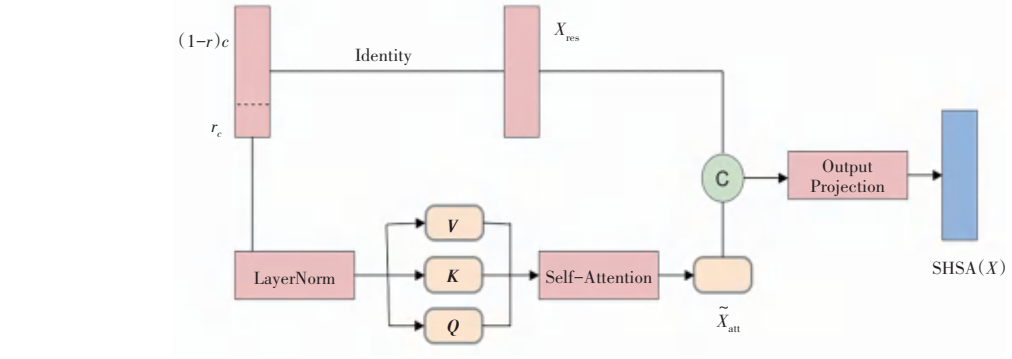


图 2 SHSA 网络结构

Fig. 2 SHSA network architecture

SHSA 计算过程如下:

$$\mathrm{SHSA}(X)=\mathrm{Concat}(\widetilde{X}_{\mathrm{att}},X_{\mathrm{res}})\boldsymbol{W}^{O} \tag{1}$$

$$\widetilde{X}_{\mathrm{att}}=\mathrm{Attention}(X_{\mathrm{att}}\boldsymbol{W}^{Q},X_{\mathrm{att}}\boldsymbol{W}^{K},X_{\mathrm{att}}\boldsymbol{W}^{V}) \tag{2}$$

$$\mathrm{Attention}(Q,K,V)=\mathrm{Softmax}\left(\frac{QK^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_{qk}}}\right)V \tag{3}$$

$$X_{\mathrm{att}},X_{\mathrm{res}}=\mathrm{Split}(X,[C_p,C-C_p]) \tag{4}$$

其中,$\boldsymbol{W}^{Q}$、$\boldsymbol{W}^{K}$、$\boldsymbol{W}^{V}$ 和 $\boldsymbol{W}^{O}$ 表示投影权重;d_{qk} 表示查询和键的维度;Concat( )表示连接操作。为了实现一致的记忆访问,本文将初始 C_p 通道用于表示整个特征图,并将 SHSA 的最终投影包括所有通道,延伸至初始 C_p 通道之外,从而保证将注意力特征有效地传播到整个通道集合。

2.2 VoV-GSCSP 模块

YOLOv8n 模型的颈部网络采用传统的标准卷积运算,网络的逐步深化会产生冗余卷积核,从而导致计算量和算法复杂度的增加。尤其是在处理微小缺陷时,这种结构复杂性有可能影响检测可靠性和泛化能力,为在提高检测精度的同时实现模型的轻量化,本文引入了 VoV-GSCSP 模块,该模块是一种轻量级、多尺度特征增强跨级网络。通过结合 GSConv[18]的可变感受野结构和 BottleNeck 的冗余特征压缩策略,提高了在 PCB 检测的效率,同时降低了计算成本。优化了特征图融合和计算过程,实现了效率和检测精度之间的更好平衡。

图 3 展示了 VoV-GSCSP 和 GS BottleNeck 模块结构。VoV-GSCSP 模块的输入为含有 $C1$ 个通道的

特征图，特征图对原始的低层特征信息进行了编码。首先，通过若干层标准卷积对输入特征进行初步处理，实现通道压缩与基础特征提取，使通道数由 $C1$ 降至 $C1/2$。该操作在保留关键特征的同时，有效降低了后续计算量。随后，把经过压缩后的特征送入 GS BottleNeck 模块，该组件是 VoV-GSCSP 结构的关键部分。GSConv 方法结合了标准卷积与深度可分离卷积的优势，并引入通道混洗机制，能够在确保特征表达能力不出现大幅下降的前提下，将计算量降低约 50%。通过串联将特征图与来自初始卷积路径的原始特征进行融合，实现多尺度特征的有效融合。此种设计增强了模型的表现力，同时避免了冗余计算。最终的特征图通过卷积层调整通道数，为后续的探测头提供更精细的表示。该结构实现了计算经济性，同时保持了对 PCB 检测场景极为关键的多尺度表示能力。

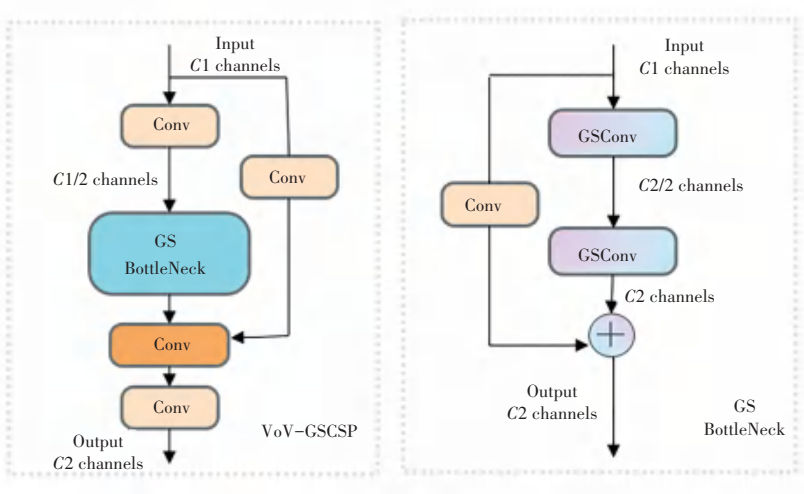


图 3　VOV-GSCSP 和 GS BottleNeck 模块结构

Fig. 3　VOV-GSCSP and GS BottleNeck module structure

2.3　损失函数改进

Intersection over Union（IoU）是目标检测领域常用的评价指标，用于衡量目标检测中预测边界框和地面真实边界框的重叠程度。通过计算二者的交集与并集的比率来衡量相似度。IoU 值越高，表示模型的预测与实际注释之间的对齐程度越好，在训练过程中，IoU 通常被纳入损失函数中，以帮助优化模型的准确性，使模型能够更精确地执行目标检测任务。

YOLOv8 使用 CIoU 边界框损失函数[19]，不仅考虑了距离、重叠和边界框中心的大小，还引入了纵横比项。但当面对标注质量不一致的真实数据时，CIoU 的表现明显下滑，泛化能力有限。尤其是在 PCB 缺陷检测中，不同缺陷的注释质量存在显著差异。为解决上述问题，提高边界框回归的鲁棒性，本模型使用的 WIoU 损失函数融合了动态非单调聚焦机制：一方面通过提高泛化和检测质量来增强模型处理小目标、复杂背景的能力；另一方面，WIoU 函数通过考虑数据集中的异常值并调整样本权重，以此评估锚帧质量，以减少低质量样本的影响，提高了泛化能力，加速了模型收敛，提高了检测精度。WIoU 的损失函数计算如下：

$$L_{\mathrm{WIoU}} = R_{\mathrm{WIoU}} L_{\mathrm{IoU}} \tag{5}$$

$$R_{\mathrm{WIoU}} = \exp\left(\frac{(x - x_{\mathrm{gt}})^2 + (y - y_{\mathrm{gt}})^2}{W_\delta^{\,2} + H_\delta^{\,2}}\right) \tag{6}$$

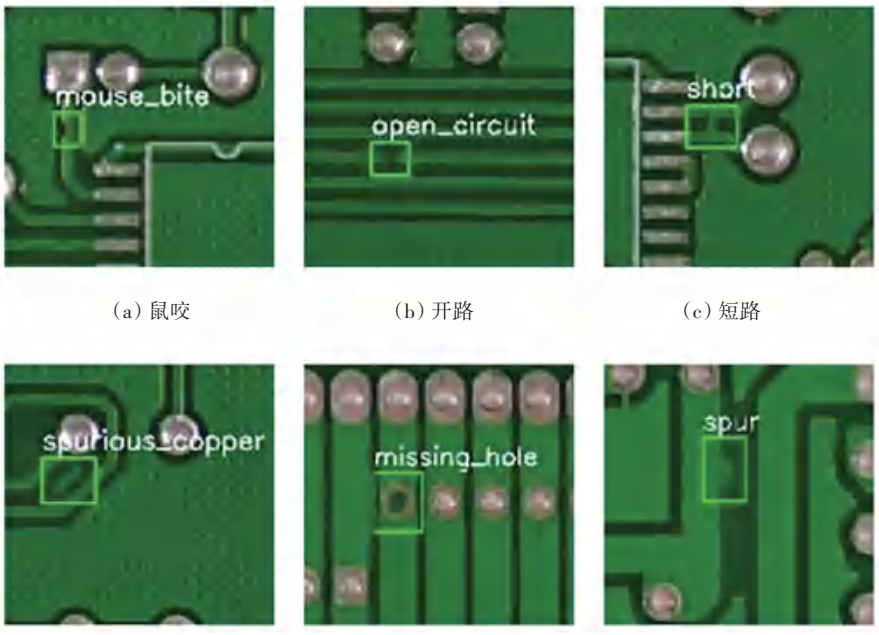
$$L_{\mathrm{IoU}} = 1 - \mathrm{IoU} \tag{7}$$

其中，L_{WIoU} 表示修改后的损失函数；(x,y) 分别是预测边界框中心的水平和垂直坐标；$(x_{\mathrm{gt}},y_{\mathrm{gt}})$ 表示真实边界框的中心坐标；$(H_{\mathrm{gt}},W_{\mathrm{gt}})$ 分别表示真实边界框的高度和宽度。损失 R_{WIoU} 通过指数函数计算，该函数增加了更接近真实边界框的锚框的权重，同时减少了更远锚框的影响。这种损失 L_{IoU} 补充了预测边界框和真实边界框之间的 IoU，并且提高了重叠质量。

3　实验与结果分析

3.1　实验数据集

实验采用北京大学智能机器人开发实验室发布的 PCB 公开数据集[20]，共 693 张图像，包含缺孔、鼠咬、开路、短路、假铜、杂散 6 种缺陷。本文通过旋转、亮度调整等数据增强的方式将数据集扩充至 2 772 张，每个类别图片张数分别为 460、460、464、464、460 和 464。PCB 数据集各类别示例如图 4 所示。



(a) 鼠咬 (b) 开路 (c) 短路

(d) 假铜 (e) 缺孔 (f) 毛刺

图 4 PCB 缺陷种类

Fig. 4 Types of PCB defects

3.2 实验环境

本文实验使用的操作系统为 Windows10,编程语言为 Python3.9.7,深度学习框架为 PyTorch2.0.1 和 CUDA11.7,实验的具体参数如下:学习率为 0.01,输入图像大小为 640×640,迭代次数为 300,批次为 32。

3.3 评价指标

针对本文所提出的 PCB 缺陷检测模型性能采用了多个指标,包括模型参数量(Parameters)、计算复杂度(GFLOPs)、平均精度(mAP)。上述评价指标的计算公式如下

$$P = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \tag{8}$$

$$R = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}} \tag{9}$$

$$\mathrm{AP} = \int_0^1 P(R)\,\mathrm{d}R \tag{10}$$

$$\mathrm{mAP} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \mathrm{AP}_i \tag{11}$$

其中,TP 表示模型正确检测到的缺陷数量;FP 表示错误检测到的缺陷数量;FN 代表模型未能检测到的缺陷数量;AP 为平均精度;mAP 为平均精度均值,用于全面评估模型的性能。精确度数值越大表明模型的检测精度越好,召回率数值越大表明漏检率越低。

3.4 消融实验

本文提出了 3 个方面的改进策略,为了验证改进后的模型是否优于之前的模型,在相同实验设置下做消融实验,并从平均精度(mAP)、计算量(GFLOPs)和参数量(Params)三个维度进行综合评价。消融实验结果见表 1。

从消融实验结果可知,引入 C2f_SHSA 模块后参数量下降 10.3%,计算量减小 12.6%,尽管 mAP 略微下降,但精度损失较小,表明该模块在保持模型表达能力的同时实现了结构优化。在此基础上,在颈部网络中引入 VOV-GSCSP 模块,使模型在引入 C2f_SHSA 基础上,参数量减少至 2.59 M,计算量减少到 7.0,mAP 提高至 96.7%,进一步减少计算成本的同时,提升特征提取效率,最后集成 WIoU 损失函数后,mAP 达到 97.6%,同时计算复杂度与参数量保持稳定。在有效提升了检测精度的同时未引入额外的计算负担。

本文算法相较于 YOLOv8n,参数量下降 20.7%,计算量减小 19.5%,同时 mAP 提升至 97.6%,实现了模型轻量化的同时提高了检测精度,有利于 PCB 缺陷检测模型的硬件部署。

3.5 对比实验

为验证本文算法较其他算法的优势,将算法与 YOLOv5、YOLOv6[21]、YOLOv7-tiny[22]、SSD[10]、文献[23]、文献[24]等算法进行比较,实验结果见表 2。本文算法在轻量化指标与检测精度方面均体现出较高优越性。

表 1　消融实验结果

Table 1　Ablation experiment results

YOLOv8n	C2f_SHSA	VOV-GSCSP	WIoU	mAP/%	计算量/G	参数量/M
√				94.3	8.7	3.27
√	√			93.6	7.6	2.93
√	√	√		96.7	7.0	2.58
√	√	√	√	97.6	7.0	2.59

表 2　不同算法对比实验

Table 2　Comparison experiments of different algorithms

算法	mAP/%	参数量/M	计算量/G
YOLOv5	94.24	7.30	16.4
YOLOv6n[21]	94.36	4.60	11.6
YOLOv7-tiny[22]	94.54	6.00	13.2
SSD[10]	94.12	12.30	38.8
YOLOv8n	94.30	3.27	8.7
文献[23]	97.40	3.70	9.8
文献[24]	97.40	3.80	9.8
YOLOv8n-PCB	97.60	2.59	7.0

4　结束语

针对当前印刷电路板缺陷检测方法难以兼顾检测精度与模型轻量化的问题，本文基于 YOLOv8n 提出一种轻量级的检测算法。首先，设计 C2f_SHSA 模块以降低模型计算量并增强特征提取能力；其次，在颈部网络采用由 GSConv 构建的 VoV-GSCSP 模块，进一步减少参数量与模型体积；最后引入 WIoU 损失函数，提升模型对 PCB 表面缺陷的检测定位精度，并确保轻量化模型的检测性能。

实验结果表明，改进后的模型以更少的参数量和更小的计算量实现了更高的平均精度。具体来讲，该模型平均精度均值达 97.6%，参数量减少 20.7%，计算量减少 19.5%，对 PCB 缺陷检测的实际应用具有重要意义。未来可以考虑如何进一步提升模型检测性能与效率，同时积极探索模型在工业设备中的实际部署，这对提升工业质检等实际场景的自动化水平、助力电子制造行业迈向高质量发展具有积极的应用价值。

参考文献

[1] 彭辉，周博文，欧阳婉卿，等. 基于双通道注意力的轻量化 PCB 缺陷检测研究[J]. 光电子激光，2024，35(5)：506-515.

[2] TANG J，LIU S，ZHAO D，et al. PCB-YOLO：An improved detection algorithm of PCB surface defects based on YOLOv5[J]. Sustainability，2023，15(7)：5963.

[3] ALDUGHAYFIQ B，ASHFAQ F，JHANJHI N Z，et al. Yolo-based deep learning model for pressure ulcer detection and classification[J]. Healthcare，2023，11(9)：1222. DOI：10.3390/healthcare11091222.

[4] WU Y Q，ZHAO L，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.

[5] ZHENG J，SUN X，ZHOU H，et al. Printed circuit boards defect detection method based on improved fully convolutional networks[J]. IEEE Access，2022，10：109908-109918.

[6] CHENG G，YAO Y，LI S，et al. Dual-aligned oriented detector[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2022，60：1-11. DOI：10.1109/TGRS.2022.3149780.

[7] CARDELLICCHIO A，SOLIMANI F，DIMAURO G，et al. Detection of tomato plantphenotyping traits using YOLOv5-based single stage detectors[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，207：107757.

[8] REN S，HE K，GIRSHICK R，et al. FasterR-CNN：Towards real-time object detection with region proposal networks[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. NeurIPS，2015：91-99.

[9] HE K，GKIOXARI G，DOLLAR P，et al. Mask R-CNN[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway，NJ：IEEE，2017：2961-2969.

[10] LIU W，ANGUELOV D，ERHAN D，et al. SSD：Single shot multibox detector[C]//Proceedings of the Europe Conference on Computer Vision. Cham：Springer，2016：21-37.

[11] REDMON J，DIVVALA S，GIRSHICK R，et al. You Only Look Once：Unified，real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway，NJ：IEEE，2016：779-788.

[12] TERVEN J，CORDOVA-ESPARZA D M，ROMERO-GONZALEZ J A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision：From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-nas[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction，2023，5(4)：1680-1716.

[13] ZHU Y，DONG E，TONG J，et al. Deep neural network based object detection algorithm with optimized detection head for small targets[C]//Proceedings of 2023 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Piscataway，NJ：IEEE，2023：2378-2382.

[14] HUANG Z，LI L，KRIZEK G C，et al. Research on traffic sign detection based on improved YOLOv8[J]. Journal of Computer and Communications，2023，11(7)：226-232.

[15] TALAAT F M，ZAINELDIN H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities[J]. Neural Computing and Applications，2023，35(28)：20939-20954.

[16] TAN H，LIU X，YIN B，et al. MHSA-Net：Multihead self-

attention network for occluded person re-identification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 34(11): 8210-8224.

[17] YUN S, RO Y. Shvit: Single-head vision transformer with memory efficient macro design[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 5756-5767.

[18] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: A lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): 62.

[19] YAN J, ZENG Y, LIN J, et al. Enhanced object detection in pediatric bronchoscopy images using YOLO-based algorithms with CBAM attention mechanism[J]. Heliyon, 2024, 10(12): e32678.

[20] DING R, DAI L, LI G, et al. TDD-Net: A tiny defect detection network for printed circuit boards[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2019, 4(2): 110-116.

[21] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv preprint arXiv, 2209.02976, 2022.

[22] 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. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 7464-7475.

[23] 王淑青, 张子言, 朱文鑫, 等. 基于改进 YOLOv5 的 PCB 板表面缺陷检测[J]. 仪表技术与传感器, 2023(5): 106-111.

[24] 沈萍, 李想, 杨宁, 等. 基于三重注意力的轻量级 YOLOv 印刷电路板缺陷检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2024, 41(4): 20-30.