

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205520

基于自适应加权特征融合的 PCB 裸板缺陷检测研究^{*}

钱万明 朱红萍 朱泓知 李 毅 郭利文
(湖南科技大学信息与电气工程学院 湘潭 411100)

摘 要:现有的针对 PCB 裸板的缺陷检测方法存在精确度低、实时性差且难以在移动端部署等问题,本文以 YOLO (you only look once) v4 算法为基本框架并对其进行改进,提出了一种专门针对 PCB 裸板的缺陷检测算法。针对 YOLOv4 算法难以在移动端部署的问题,采用 GhostNet 取代 CSPDarknet53 以轻量化整个检测网络。为弥补 YOLOv4 算法在多尺度特征融合方面的性能不足,提出了一种双向自适应特征融合网络 AF-BiFPN 取代 PANet 网络。为进一步提高模型的检测精度,在 AF-BiFPN 特征融合网络的采样的过程中插入 m-ECANet 通道注意力机制。实验结果证明,改进后的 YOLOv4 算法的模型大小为 18.64 MB,检测的平均精度 (mean average precision, mAP) 为 98.39%,检测速度为 62.23 FPS,可为实际 PCB 裸板检测提供理论指导。

关键词: 缺陷检测;轻量化网络;双向自适应特征融合;m-ECANet

中图分类号: TP391.41;TN707 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Research on defect detection of PCB bare board based on adaptive weighted feature fusion

Qian Wanming Zhu Hongping Zhu Hongzhi Li Yi Guo Liwen
(School of Electrical Information Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411100, China)

Abstract: The existing defect detection methods for PCB bare boards have problems such as low accuracy, poor real-time performance, and difficulty in deploying on mobile terminals. Based on the YOLOv4 algorithm as the basic framework to improve it, this paper proposes a defect detection algorithm specifically for PCB bare boards. In response to the problem that the YOLOv4 algorithm is difficult to deploy on the mobile terminal, the proposed improved algorithm uses GhostNet instead of CSPDarknet53 to lighten the entire detection network. In order to make up for the lack of performance of YOLOv4 algorithm in multi-scale feature fusion, this paper proposes a bidirectional adaptive feature fusion network AF-BiFPN to replace the PANet network in YOLOv4 algorithm. In order to further improve the detection accuracy of the model, the m-ECANet channel attention mechanism is inserted in the sampling process of the AF-BiFPN feature fusion network. The experimental results show that the model size of the improved YOLOv4 algorithm is 18.64 MB, the mean average precision (mAP) of detection is 98.39%, and the detection speed is 62.23 FPS, which can provide theoretical guidance for actual PCB bare board detection.

Keywords: defect detection; lightweight network; bidirectional adaptive feature fusion; m-ECANet

0 引 言

随着电子制造业的迅猛发展,PCB 裸板作为电路板的骨架,高效的 PCB 裸板缺陷检测是保证电子制造业稳定发展的基石^[1]。受生产环境、人工操作以及生产设备等多种因素的影响,在生产过程中 PCB 裸板会产生焊点

漏焊 (missing hole)、开路 (open circuit)、缺口 (mouse bite)、毛刺 (spur)、短路 (short)、余铜 (spurious copper) 等缺陷,这些缺陷形态大小各异且易受非缺陷区域特征影响^[2]。现阶段的工业生产中传统的接触式检测方式易对 PCB 裸板造成二次伤害且检测性能比较低,无法满足电子制造企业的智能化生产需求^[3-5]。

基于深度学习的缺陷检测方法主要分为两阶段式和

单阶段缺陷检测,其中针对微小目标的缺陷检测算法,两阶段缺陷检测方法中以 Faster R-CNN 最为常用^[6-7],单阶段缺陷检测方法中以 YOLO 系列算法最为常用^[8-10]。孙志超等^[11]在 Faster R-CNN 网络基础上对特征提取方式进行改进,提出了一种可变形残差卷积与伸缩式特征金字塔的 PCB 缺陷检测算法。其所提改进算法的检测精度达到 99.41%,但是其检测速度仅仅只有 6.47 FPS,不能满足工业实时检测的要求。李闻等^[12]在 YOLOv3 基础模型中插入残差模块和 SENet 通道注意力模块对检测网络的特征提取方式进行改善。实验结果表明,虽然相较于双阶段检测算法其检测速度有所提高但是其检测精度仅为 87.6%。伍济钢等^[13]在 YOLOv4 的基础上利用 MobileNetV3 和 Inceptionv3 分别对主干特征提取网络和检测头进行改进。试验结果表明其检测精度和速度均有所提升,分别达到了 99.10%和 43.01 FPS,但是其整体检测模型的大小为 53.2 MB 导致其在移动端部署的性能较低。

针对上述问题,本文对 YOLOv4 算法进行改进,提出了一种基于自适应加权特征融合的 PCB 裸板缺陷检测方法。首先引用 GhostNet 网络^[14]轻量化整个检测模型并提高缺陷检测的性能。然后提出了一种双向自适应特征融合网络 AF-BiFPN 作为 YOLOv4 算法的特征融合模块以弥补 PANet 多层特征融合能力的不足。最后为进一步提高检测精度,提出了 m-ECANet 通道注意力机制并将其插入到 AF-BiFPN 的采样过程中。

1 改进 YOLOv4 算法

1.1 YOLOv4 算法简介

YOLOv4 算法由 3 个部分组成,分别是主干特征提取网络、加强特征提取网络部分以及检测头部分^[15]。其中,主干特征提取网络采用 CSPDarknet53 网络,该网络借鉴 CSPNet 网络的思想,在 Darknet53 的每个大残差块上加上 CSPNet 增强了学习能力^[16]。加强特征提取网络部分由 SPPNet 结构和 PANet 组成,其中 SPPNet 用于增加网络的感受野,PANet 网络用于融合检测网络中不同层的特征^[17]。检测头部分继续使用 YOLOv3 的检测头经过一系列的卷积完成检测^[18-19]。

1.2 改进主干特征提取网络

CSPDarknet53 网络由 5 个残差块堆叠而成,其中包含了大量的 3×3 卷积^[20]。由于其网络的复杂性造成了大量计算,大大增加了 YOLOv4 算法在工业现场移动端的部署难度。本文所设计检测算法引入 GhostNet 作为主干特征提取网络。

GhostNet 是一个基于 Ghost Module 和 Ghost

Bottlenecks 的轻量级特征提取网络。其中,Ghost Module 是一种模型压缩的方法。其首先利用 1×1 卷积进行通道的缩减,生成输入特征层的特征浓缩。然后利用简单的线性运算 Φ 代替普通的卷积操作以获得 Ghost 特征图,最后将特征浓缩图与 Ghost 特征图进行堆叠得到最终的输出特征层。

如图 1 所示,当输入大小为 $w \times h \times c$,输出为 $w' \times h' \times n$,卷积核尺寸为 $k \times k$ 时,普通卷积的参数量为 $w' \times h' \times n \times k \times k \times c$,Ghost Module 的参数量为:

$$w' \times h' \times \frac{n}{s} \times k^2 \times c + (s-1) \times w' \times h' \times \frac{n}{s} \times k^2,$$

可以得到普通卷积与 Ghost 模块的参数量之比为:

$$r_c = \frac{s \times c}{c + s - 1} \approx s \quad (1)$$

其中, $s = n/m$,由式(1)可得,Ghost Module 的参数量是普通卷积的 $1/s$ 。在得到 Ghost Module 的基础上,通过 Ghost Module 的堆叠构成 Ghost Bottlenecks,Ghost Bottleneck 分为 Stride=1 和 Stride=2 两种,如图 2 所示。本文选用 Stride=2 的 Ghost Bottlenecks 对特征层的宽高进行压缩。其相对于 Stride=1 的 Ghost Bottlenecks,在两个 Ghost Module 之间插入一个 Strides=2 的深度可分离卷积进行特征层的宽高压缩,并在残差边插入一个 Strides=2 的深度可分离卷积和 1×1 的普通卷积。相对于前者,后者的效率更高。GhostNet 主要由 Ghost Bottlenecks 堆叠而成,所提算法的主干特征提取网络具体结构如表 1 所示。

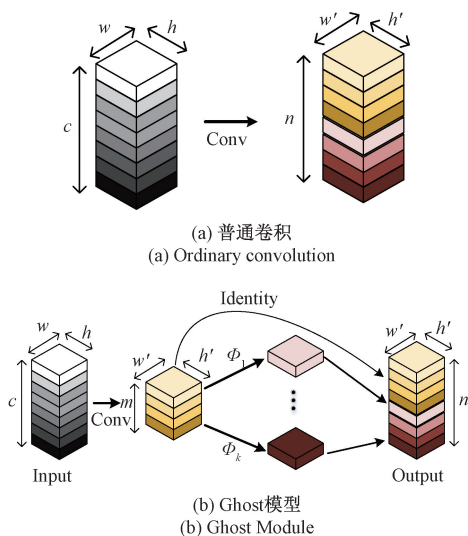


图 1 普通卷积与 Ghost Module 对比

Fig. 1 Comparison between ordinary convolution and Ghost Module

1.3 改进主干特征提取网络

不同于 YOLOv3 算法,YOLOv4 利用 PANet 网络取

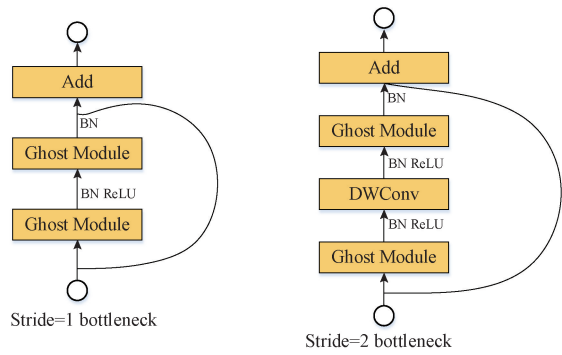


图 2 Ghost Bottlenecks 模块图

Fig.2 Ghost Bottlenecks module diagram

表 1 GhostNet 结构

Table 1 GhostNet structure

Input	Operator	Hidden channel	Strides	Size
416×416×3	Conv2d+BN	–	2	3×3
208×208×16	G-bneck	16	1	3×3
104×104×24	G-bneck	48	2	3×3
104×104×24	G-bneck	72	1	3×3
52×52×40	G-bneck	72	2	5×5
52×52×40	G-bneck	120	1	5×5
26×26×80	G-bneck	240	2	3×3
26×26×80	G-bneck	200	1	3×3
26×26×80	G-bneck	184	1	3×3
26×26×80	G-bneck	184	1	3×3
26×26×112	G-bneck	480	1	3×3
26×26×112	G-bneck	672	1	3×3
13×13×160	G-bneck	672	2	5×5
13×13×160	G-bneck	960	1	5×5
13×13×160	G-bneck	960	1	5×5
13×13×160	G-bneck	960	1	5×5
13×13×160	G-bneck	960	1	5×5

代 FPN 对不同特征层的特征进行融合。如图 3 所示, PANet 是 FPN 的改进版,在 FPN 由上向下特征融合的基础上,添加由下向上的特征融合结构以实现双向的特征融合。相较于单向的特征融合方式, PANet 网络的提出证明了双向特征融合的方式对图片特征的提取的有效性,但是 PANet 的双向特征融合方式较为简单,而 PCB 裸板上的缺陷目标特征面积较小易受背景图像干扰使得 PANet 的融合效果并不理想。针对这一问题,本文提出了一种自适应双向特征融合方式 AF-BiFPN 取代 PANet 作为 YOLOv4 算法的特征融合网络以提高整体检测网络的检测精度,其核心思想是利用较为复杂的特征融合方式更加有效的提取特征并利用权重参数来调整特征融合的贡献大小,最终提高整个检测网络的检测精度,其具体结构如图 4 所示。AF-BiFPN 以 BiFPN 网络作为特征融合的结构基础,并在此基础上添加一种新型的自适应空

间特征融合方式 ASFF。

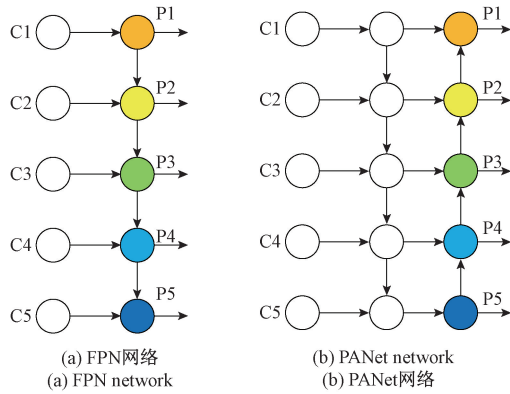


图 3 FPN 和 PANet 特征融合结构对比

Fig.3 Comparison of feature fusion structures between FPN and PANet

其中, BiFPN 是 FPN 的另一种改进型式,其抛弃了 PANet 网络平等对待不同尺度特征和简单上下的特征融合方式^[21]。如图 4 所示, BiFPN 在同一层的输入与输入节点之间增添了另一条特征融合通道并利用深度可分离卷积(depthwise seperable convolution, DSC)取代普通 3×3 卷积以减少参数量。在前者的基础上在每个输入添加额外的权重以解决不同的分辨率的特征对输出特征的贡献不相等的问题。本论文以 BiFPN 作为一个模块,循环重复 3 次对通过 GhostNet 网络得到的 3 个特征图进行特征融合,以提高检测算法的精度。ASFF 是一种自适应特征融合方式,以 ASFF3 为例,在 BiFPN 得到 Level1 和 Level2 特征图的基础上,通过 1×1Conv 和 UpSample 得到与 Level3 通道数和维度相同的 r-Level1 和 r-Level2,然后利用 1×1Conv 得到权重参数,将权重参数与 r-Level1、r-Level2 与 Level3 相乘后相加得到最终的特征图。

1.4 改进通道注意力模块

本文在 ECANet 的基础上从激活函数入手对其进行改进,提出了 m-ECANet 通道注意力机制以解决其自带的激活函数容易产生梯度消失最终影响整体检测算法的精度问题,其中 ECANet 网络结构如图 5 所示。

ECANet 通道注意力机制首先对输入的特征图进行不降低维数的全局平均池化(global average pooling, GAP),然后通过每个通道及其 k 个邻居来捕获局部跨通道交互信息,其中 k 值大小与通道维数成正比最后通过 Sigmoid 函数得到通道权值^[22]。理论上该模块深度学习模型中的插入能够有效保证模型的检测效率和计算效果,但是其使用的 Sigmoid 激活函数所具有的软饱和性,容易造成梯度消失最终导致无法获得梯度流的反馈。本文所提的 m-ECANet 通道注意力机制利用 Mish 激活函数取代 Sigmoid 函数来生成通道权值。

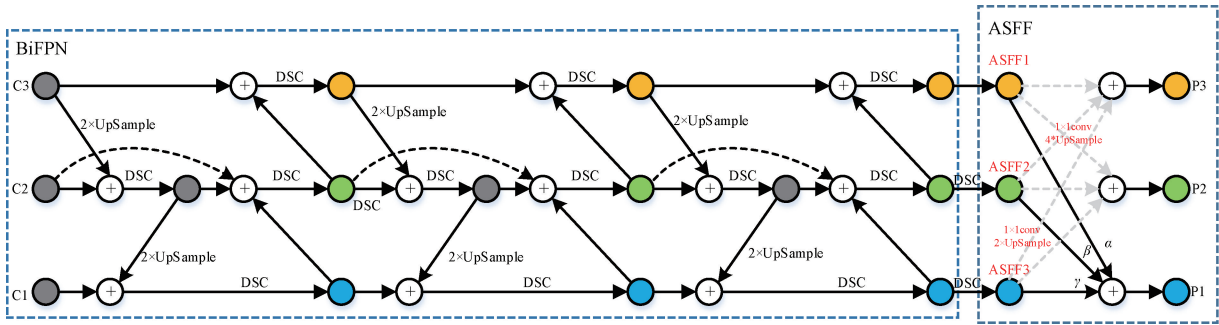


图 4 AF-BiFPN 基础网络结构

Fig. 4 AF-BiFPN basic network structure

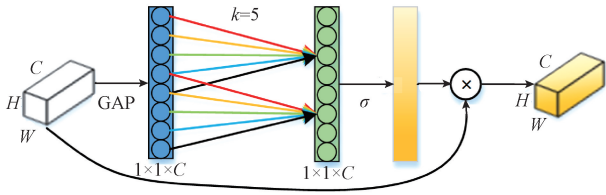


图 5 ECANet 网络结构

Fig. 5 ECANet network structure

$$Mish = x * \tanh(\ln(1 + e^x)) \quad (2)$$

Mish 具备无上界有下界、平滑、非单调的特性,如图 6 所示。其无上边界的特性可以避免由于激活值过大而导致的函数饱和的问题,能够有效避免梯度消失的现象。

在前两者改进方案的基础上,所提算法在 AF-BiFPN

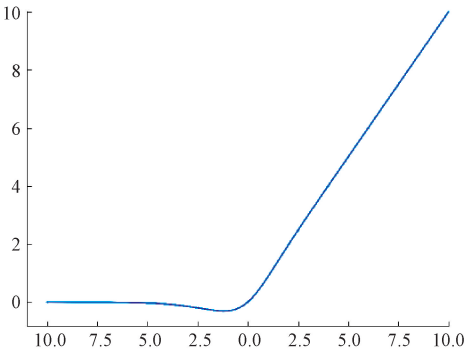


图 6 Mish 激活函数

Fig. 6 Mish activation function

的采样过程中插入 m-ECANet 通道注意力机制,得到最终的改进型 YOLOv4 模型,如图 7 所示。

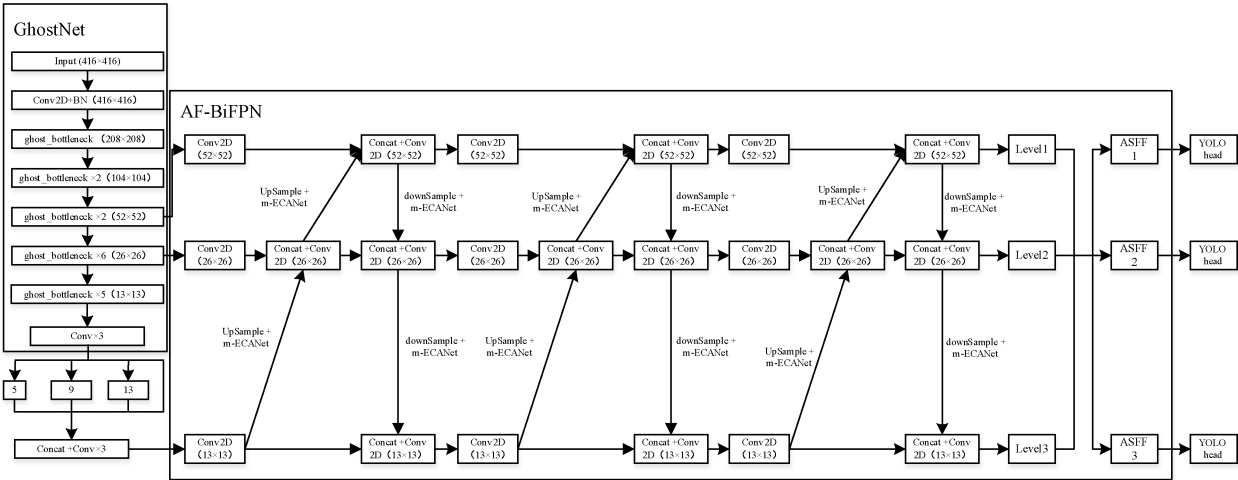


图 7 整体检测网络

Fig. 7 Overall detection network

2 实验结果及分析

2.1 实验环境及数据

本实验的平台为 Visual Studio Code,深度学习框架:

Tensorflow2,操作系统: Window10, CPU: i7-10875 H, 显卡: NVIDIA GeForce RTX2060。选用 PCB_DATASET 数据集为测试对象,该数据集包含短路 (short)、开路 (open circuit)、缺口 (mouse bite)、毛刺 (spur)、焊点漏焊 (missing hole)、余铜 (spurious copper) 6 种缺陷图片,一

共 10 668 张缺陷照片。在训练过程中,用于训练和验证数据集的设置比例为 9 : 1,并将数据集图片大小 resize 为 416×416。训练过程分为冻结和解冻两个阶段并利用 Adam 算法进行参数优化。在冻结阶段,模型的主干被冻结,仅对网络进行微调,Epoch 设定为 50,batch size 设定为 16。在解冻阶段,模型的主干被解冻,网络所有的参数均发生改变,Epoch 设定为 50,batch size 设定为 8。通过使用 K-means 算法对缺陷数据集进行聚类获得先验框^[23],分别为 (12,12)、(16,16)、(22,13)、(13,23)、(20,20)、(33,16)、(17,33)、(26,25)和(34,32),如图 8 所示。

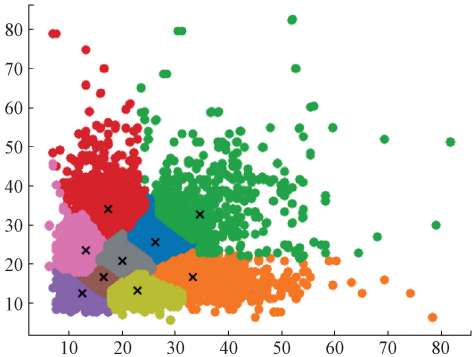


图 8 K-means 算法聚类结果
Fig. 8 Clustering results of K-means algorithm

2.2 验证实验

为验证 GhostNet-YOLOv4 算法的有效性,设置实验 1 与实验 2 进行对比。实验 1:利用原始的 YOLOv4 算法对 PCB 裸板缺陷数据进行训练与检测。实验 2: 利用 GhostNet-YOLOv4 算法对 PCB 裸板缺陷数据进行训练与检测。得到的 mAP 值如图 9 所示。

由图 9 可知,相较于原始的 YOLOv4 算法,GhostNet-YOLOv4 算法的 mAP 值提高了 7.32%。

为验证 AF-BiFPN 自适应双向特征融合算法在 PCB 裸板缺陷检测数据集上的检测效果,设置实验 3:PCB 裸板缺陷数据集到双向自适应特征融合的 GhostNet-YOLOv4 网络中进行训练,训练的 mAP 值如图 10 所示。

由图 10 可知,相较于基于 PANet 双向特征融合网络,基于 AF-BiFPN 的 GhostNet-YOLOv4 的 mAP 提高了 3.11%。

为验证 m-ECANet 网络的有效性,设置实验 4 和实验 5 进行对比。实验 4:在 AF-BiFPN 双向自适应特征融合网络的采样过程中插入 ECANet 网络模块,利用改进后的 YOLOv4 算法对 PCB 裸板缺陷数据进行训练与检测。实验 5:在 AF-BiFPN 双向自适应特征融合网络的采样过程中插入 m-ECANet 网络模块,利用改进后的 YOLOv4 算法对 PCB 裸板缺陷数据进行训练与检测。得

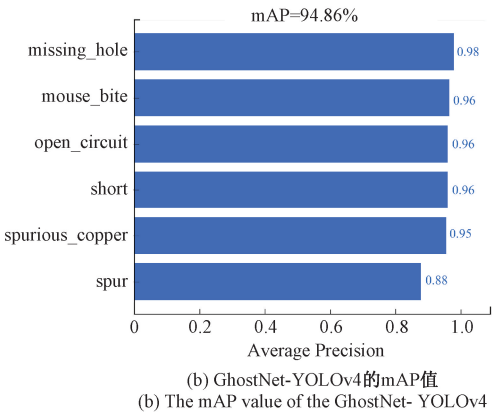
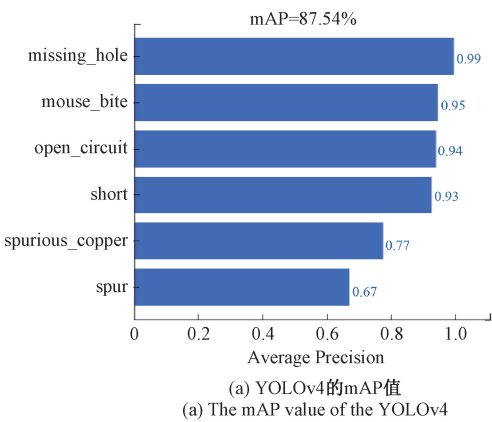


图 9 不同主干特征提取网络的 mAP 值对比
Fig. 9 Comparison of mAP values of different backbone

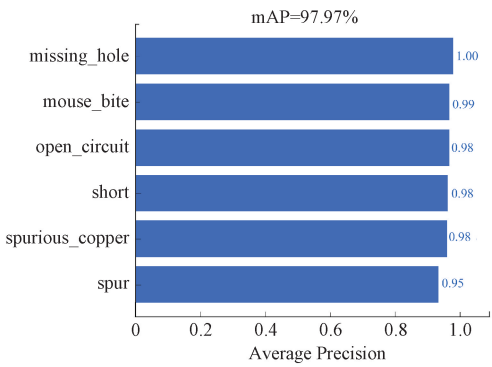


图 10 基于 AF-BiFPN 的 mAP 值
Fig. 10 mAP value based on AF-BiFPN

到的 mAP 值如图 11 所示。

由图 11 可知,插入 ECANet 网络模块的改进型 YOLOv4 相较于未插入的改进型 YOLOv4,其 mAP 值不但没有提高反而降低了 2.48%。而插入 m-ECANet 网络模块的改进型 YOLOv4 的 mAP 值提升了 0.42%。

将上述实验结果与几种常见的深度学习检测算法进行对比验证实验,对比结果如表 2 所示。由表 2 可知,相较于 Faster R-CNN 两阶段缺陷检测算法,所提检测算法

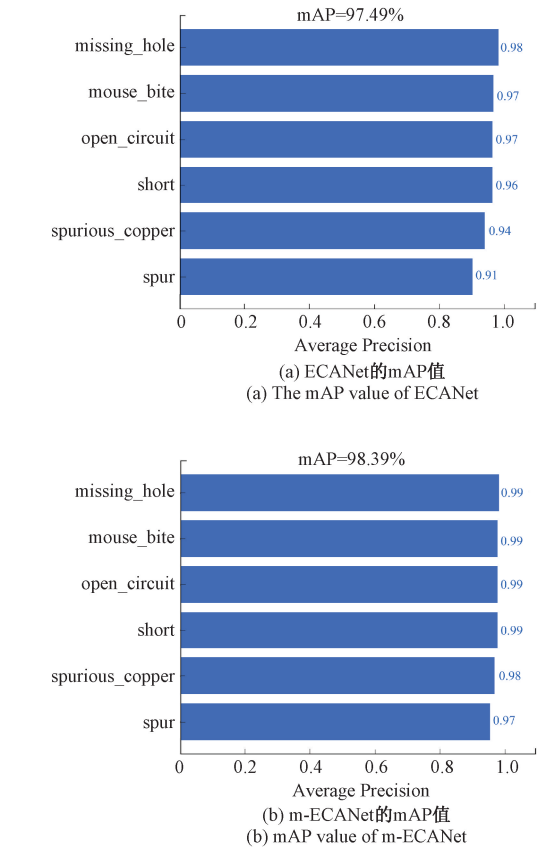


图 11 不同注意力机制的 mAP 值的对比

Fig. 11 Comparison of mAP values of different attention mechanisms

的 mAP 提高了 36.38%,速度提升了 49.15 FPS。相较于原始的 YOLOv4 算法,所提检测算法的 mAP 值提升了 10.85%,模型大小减少了 237.76 MB,速度提升了 25.59 FPS。相较于 MobileNetV3-YOLOv4 算法检测,所提检测算法的 mAP 值提高了 1.25%,模型大小减少了 21.4 MB,速度提升了 20.01 FPS。相较于 GhostNet-YOLOv4 算法虽然所提检测算法的模型大小有所增加且检测速度所降低,但是其 mAP 值提升了 3.53%。通过上述结果表明,本文所提出的检测算法具有更好的检测性能和更小的模型大小,方便了整个检测算法在移动端的部署。

表 2 实验数据对比				
Table 2 Comparison of experimental data				
算法	特征融合方式	检测 mAP/%	模型大小	检测速度/FPS
Faster R-CNN	FPN	62.01	—	13.08
YOLOv4	PANet	87.54	256.4 MB	36.64
MobileNetV3-YOLOv4	PANet	97.14	40.04 MB	42.22
GhostNet-YOLOv4	PANet	94.86	11.30 MB	66.03
OURS	AF-BiFPN	98.39	18.64 MB	62.23

具体的检测效果如图 12 所示。由图 12 可知,本文所提出的改进算法可以实现对 PCB 裸板缺陷的精准检测。

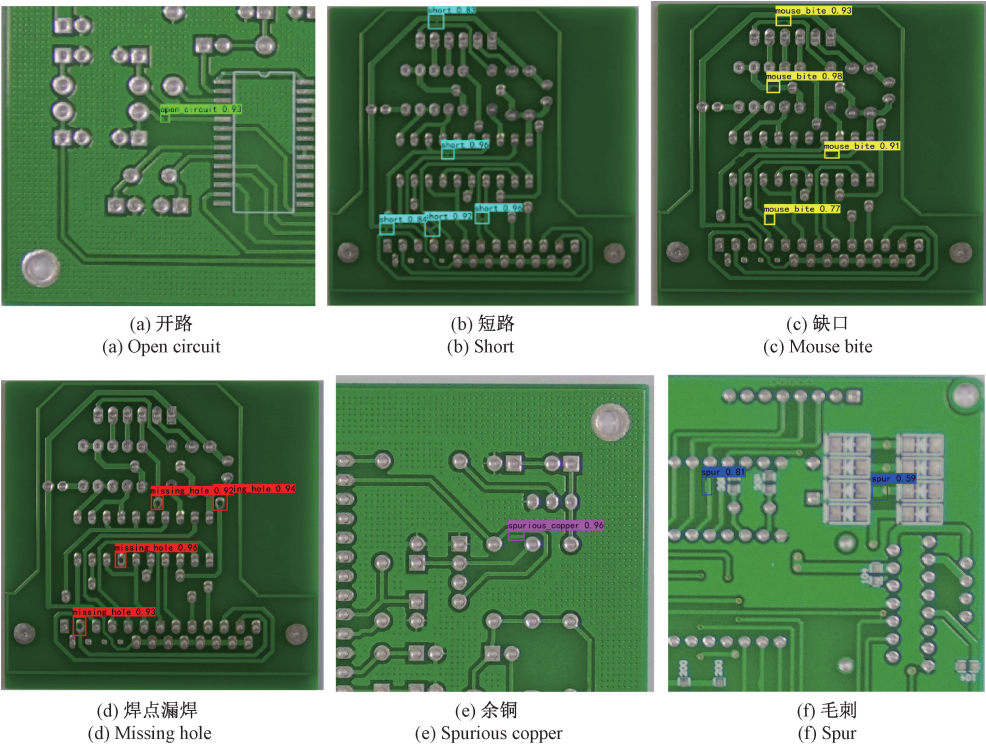


图 12 改进型 YOLOv4 算法的检测效果

Fig. 12 Detection effect of improved YOLOv4 algorithm

3 结 论

本文设计了一种基于改进 YOLOv4 算法的 PCB 裸板缺陷检测算法。首先,针对 PCB 裸板缺陷检测模型较大,很难在移动端部署的问题,本文以 YOLOv4 算法为基本架构,利用 GhostNet 作为主干特征提取网络以实现整个检测网络的轻量化。其次,针对 YOLOv4 算法中 PANet 特征融合网络对 PCB 裸板缺陷数据集的特征提取效果较差的问题,本文提出 AF-BiFPN 自适应双向特征融合网络取代 PANet 网络以提高检测模型的特征提取能力。最后,为进一步提高整体检测模型的检测精度,提出了 m-ECANet 通道注意力模块,将其插入到 AF-BiFPN 的采样过程中。为验证改进方案的有效性,本文将改进后的算法与多种常用的深度学习缺陷检测算法进行对比实验。实验结果证明,改进后的 YOLOv4 算法在各个方面的检测性能均得到提升,为轻量化、高精度以及高速实时的 PCB 裸板缺陷检测提供了理论基础。

参考文献

- [1] 刘伟森,方亦建. 基于多尺度轻量级卷积网络的 PCB 裸板缺陷识别算法[J]. 自动化与信息工程, 2020, 41(5): 20-25, 41.
LIU W S, FANG Y J. A PCB bare board defect recognition algorithm based on multiscale lightweight convolutional networks [J]. Automation & Information Engineering, 2020, 41(5): 20-25, 41.
- [2] 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 Y L, CAO J T, JI X F. PCB defect detection and recognition algorithm based on convolutional neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 78-84.
- [3] GAIDHANE V H, HOTE Y V, SINGH V. An efficient similarity measure approach for PCB surface defect detection[J]. Pattern Analysis and Applications, 2018, 21(1): 277-289.
- [4] 何国, 忠梁宇. 基于卷积神经网络的 PCB 缺陷检测[J]. 图学学报, 2022, 43(1): 21-27.
HE G, ZHONG L Y. PCB defect detection based on convolutional neural network [J]. Journal Of Graphics, 2022, 43(1): 21-27.
- [5] 吴福培,郭家华,张宪民,等. PCB 焊点表面三维质量检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(5): 233-240.
WU F P, GUO J H, ZHANG X M, et al. 3D quality inspection method for PCB solder joint surface [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(5): 233-240.
- [6] 吕秀丽,陈师男. 基于卷积神经网络的丹顶鹤定位识别[J]. 电子测量技术, 2020, 43(20): 104-108.
LYU X L, CHEN SH N. Location and identification of red-crowned cranes based on convolutional neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(20): 104-108.
- [7] 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.
- [8] 李云峰,李晟阳. 基于梯度方向信息熵的印刷电路板缺陷检测[J]. 中国机械工程, 2017, 28(6): 695-701.
LI Y F, LI SH Y. Defect detection of printed circuit boards based on gradient direction information entropy [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(6): 695-701.
- [9] 李澄非,蔡嘉伦,邱世汉,等. 多尺度特征在 YOLO 算法中的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 96-101.
LI CH F, CAI J L, QIU SH H, et al. Application research of multi-scale features in YOLO algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(6): 96-101.
- [10] 刘雨青,隋佳蓉,魏星,等. 基于轻量级 YOLOv4 的小目标实时检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(6): 0610009.
LIU Y Q, SUI J R, WEI X, et al. Real-time detection of small targets based on lightweight YOLOv4 [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2023, 60(6): 0610009.
- [11] 孙志超,王博,张晓玲. 基于可变形残差卷积与伸缩式特征金字塔算法的 PCB 缺陷检测[J/OL]. 电讯技术: 1-9.
SUN ZH CH, WANG B, ZHANG X L. PCB defect detection based on deformable residual convolution and scalable feature pyramid algorithm [J/OL]. Telecommunication Engineering: 1-9.
- [12] 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.
LI W, LI X CH, YAN H L. PCB defect detection based on improved YOLOv3 [J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(4): 106-111.
- [13] 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.
- [14] 李文婧, 徐国伟, 孔维刚, 等. 基于改进 YOLOv4 的植物叶茎交点目标检测研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 221-228.
LI W J, XU G W, KONG W G, et al. Research on target detection of plant leaf-stem intersection based on improved YOLOv4 [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 221-228.
- [15] 赵云辉, 程小舟, 董锴文, 等. 基于 MK-YOLOv4 的矿区人员无标注视频检索方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(4): 0415003.
ZHAO Y H, CHENG X ZH, DONG K W, et al. Unlabeled video retrieval method of mining personnel based on MK-YOLOv4 [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2022, 59(4): 0415003.
- [16] 刘艳菊, 王秋霖, 赵开峰, 等. 基于卷积神经网络的热轧钢条表面实时缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12): 211-219.
LIU Y J, WANG Q J, ZHAO K F, et al. Real-time defect detection of hot rolling steel bar based on convolution neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12): 211-219.
- [17] 徐印赞, 江明, 李云飞, 等. 基于改进 YOLO 及 NMS 的水果目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 114-123.
XU Y Y, JIANG M, LI Y F, et al. Fruit target detection based on improved YOLO and NMS [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 114-123.
- [18] 杨波, 许振明, 刘建鑫. 基于 YOLOv4 的杂质玻璃分拣检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 1815011.
YANG B, XU ZH M, LIU J X. Study on sorting and detection of impurity glass based on YOLOv4[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2022, 59(18): 1815011.
- [19] 刘素行, 吴媛, 张军军. 基于 YOLOv3 的交通场景目标检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2): 116-120.
LIU S X, WU Y, ZHANG J J. Traffic scene object detection method based on YOLOv3 [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(2): 116-120.
- [20] 张明路, 郭策, 吕晓玲, 等. 改进的轻量化 YOLOv4 用于电子元器件检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 17-23.
ZHANG M L, GUO C, LYU X L, et al. Improved lightweight YOLOv4 for electronic components detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 17-23.
- [21] 辛彦, 吴国新, 左云波. 基于 EfficientDet 的风机叶片缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(5): 124-131.
XIN Y, WU G X, ZUO Y B. Defect detection method of wind turbine blade based on EfficientDet[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(5): 124-131.
- [22] 杨昆, 常世龙, 王尉丞, 等. 基于 sECANet 通道注意力机制的肾透明细胞癌病理图像 ISUP 分级预测[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(1): 138-148.
YANG K, CHANG SH L, WANG W CH, et al. Predict the ISUP grade of clear cell renal cell carcinoma using pathological images based on sECANet channel attention[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(1): 138-148.
- [23] 周志锋, 王旺根, 王旭智. 基于 YOLOv3 框架改进的目标检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 102-106.
ZHOU ZH F, WAN W G, WANG X ZH. Object detection based on enhanced YOLOv3 [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(18): 102-106.

作者简介



钱万明 (通信作者), 2019 年于铜陵学院获得学士学位, 现为湖南科技大学信息与电气工程学院在读研究生, 主要研究方向为深度学习、图像识别。
E-mail: 1539971023@qq.com

Qian Wanming (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Tongling University in 2019. He is now a M. Sc. candidate in the School Electrical Information Engineering at Hunan University of Science and Technology. His main research interests include deep learning and pattern recognition.



朱红萍, 1994 年于湖南科技大学获得学士学位, 2005 年于湘潭大学获得硕士学位, 2012 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南科技大学教授, 主要研究方向为智能电网、深度学习。
E-mail: 168hpzh@163.com

Zhu Hongping received her B. Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 1994, M. Sc. degree from Xiangtan University in 2005 and Ph. D. degree from Hunan University in 2012, respectively. Now she is a professor in Hunan University of Science and Technology. Her main research interests include smart grid and deep learning.

received her B. Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 1994, M. Sc. degree from Xiangtan University in 2005 and Ph. D. degree from Hunan University in 2012, respectively. Now she is a professor in Hunan University of Science and Technology. Her main research interests include smart grid and deep learning.