

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108244

基于改进 YOLOv4 算法的 PCB 缺陷检测研究*

伍济钢, 成 远, 邵 俊, 阳德强

(湖南科技大学机械设备健康维护湖南省重点实验室 湘潭 411201)

摘 要:针对现用 PCB 缺陷检测方法存在效率低、误检率高、通用性低、实时性差等问题,提出基于改进 YOLOv4 算法的 PCB 缺陷检测方法。使用改进二分 K-means 聚类结合交并比(IoU)损失函数确定锚框,解决预设锚框不适用 PCB 小目标缺陷检测的问题。引用 MobileNetV3 作为特征提取网络,提升对 PCB 小目标缺陷的检测性能,同时方便部署在现场轻量化移动端。引入 Inceptionv3 作为检测网络,利用多种卷积核进行运算满足 PCB 缺陷多类别的检测要求。以 PCB_DATASET 数据集为测试对象,将本文方法与 Faster R-CNN、YOLOv4、MobileNetV3-YOLOv4 等开展对比验证实验。结果表明,本文方法均值平均精度(mAP)为 99.10%,模型大小为 53.2 MB,检测速度为 43.01 FPS,检测 mAP 分别提升 4.88%、0.05%、2.01%,模型大小分别减少 0、203.2、3.3 MB,检测速度分别提升 29.93、6.37、0.79 FPS,满足 PCB 工业生产现场高检测精度和检测速度要求。

关键词: PCB 缺陷检测; YOLOv4; 二分 K-means 聚类; MobileNetV3; Inceptionv3

中图分类号: TH862 TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

A defect detection method for PCB based on the improved YOLOv4

Wu Jigang, Cheng Yuan, Shao Jun, Yang Deqiang

(Hunan Provincial Key Laboratory of Health Maintenance for Mechanical Equipment, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: The existing PCB defect detection methods has problems of low efficiency, high false detection rate, low generality and poor real-time performance. To address these issues, a PCB defect detection method based on the improved you only look once (YOLO) v4 algorithm is proposed. Anchor frames are determined by the improved dichotomous K-means clustering combined with intersection over union (IoU) loss function. In this way, the problem that the pre-defined anchor frames are not applicable to PCB small target defect detection is solved. MobileNetV3 is introduced as a feature extraction network to enhance the detection performance of small target defects on PCB, while facilitating deployment in the field on lightweight mobile terminals. Inceptionv3 is introduced as the detection network, which utilizes multiple convolutional kernels for operations to meet the requirements of PCB defect detection in multiple categories. The PCB_DATASET dataset is used as the test object. The proposed method is compared with Faster R-CNN, YOLOv4 and MobileNetV3-YOLOv4 for evaluation experiments. Results show that the mean average precision (mAP) of the proposed method is 99.10%, the model size is 53.2 MB, and the detection speed is 43.01 FPS. The detection mAP is improved by 4.88%, 0.05%, and 2.01%, respectively. The model size is reduced by 0, 203.2, and 3.3 MB, respectively. And the detection speed is improved by 29.93 FPS. The speed is increased by 29.93, 6.37, and 0.79 FPS, which meets requirements of high inspection accuracy and inspection speed in PCB industrial production sites.

Keywords: PCB board defect detection; YOLOv4; dichotomous K-means clustering; MobileNetV3; Inceptionv3

收稿日期: 2021-07-13 Received Date: 2021-07-13

* 基金项目: 国家自然科学基金(51775181)项目资助

0 引言

PCB 作为电子产品的核心组件,其质量检测是满足电子制造业日益增长的质量需求的关键^[1]。在生产过程中受设备、环境、人工操作等影响,PCB 会产生短路、开路、缺口、毛刺、焊点漏焊、余铜等缺陷,这些缺陷具有以下几个特征:1)缺陷类别种类多,缺陷大小形态复杂多变;2)PCB 缺陷特征区域面积小;3)PCB 面板颜色单一,缺陷特征与周围非缺陷区域背景特征相似。目前在 PCB 生产过程中,主要依靠人工目视和电气特性检测方法对 PCB 进行缺陷检测。这些方法存在效率低、误检率高、成本高、接触检测易损伤 PCB 等诸多缺点,无法满足 PCB 高效率、高精度、高性能的生产需求^[2]。

机器视觉检测方法是一种无接触、无损伤的自动化检测方法,具有工作效率高的优点^[3]。基于机器视觉的 PCB 缺陷检测方法根据是否使用参考物分为参考法、混合法、无参考法^[4]。其中参考法^[5-6]需制作大量模板,易受噪声影响导致检测通用性低、精度低。混合法^[7-8]设计复杂,检测时间长,难以满足工业应用要求。无参考法^[9-10]具备较好的检测柔性,对噪声影响较小,检测精度高。无参考法常采用基于深度学习的算法进行缺陷检测。在深度学习缺陷检测算法中,YOLO (you only look once)^[11]系列算法凭借其较好的检测精度和检测速度在多种表面缺陷检测中得到广泛应用。李维刚等^[12]利用改进 YOLOv3 算法实现对带钢表面麻点、夹杂、刮伤等缺陷的检测。李春霖等^[13]利用 YOLOv3-Tiny 算法实现对偏光片的高精度缺陷检测。高伟等^[14]针对输电线路中绝缘子检测,利用改进 YOLOv4 算法实现高性能检测。在 YOLO 系列算法中,YOLOv4 算法^[15]通过将整张图片作为输入,在网络传播阶段结合邻域特征进行检测,避免出现背景误检问题。同时使用空间金字塔池化网络 (spatial pyramid pooling networks, SPPNet) 结构增加小尺度特征感受野,分离出显著图像特征,增加路径聚合网络 (path aggregation network, PANet) 结构将不同特征层之间特征融合,有效提高了目标检测性能,能较好满足 PCB 缺陷检测要求。但 YOLOv4 算法特征提取网络深度较深,导致局部精细化能力下降,影响 PCB 小目标缺陷检测精度,同时其检测网络采用单一大小卷积核进行运算,影响算法对 PCB 多类别缺陷检测性能。

本文提出一种基于改进 YOLOv4 算法的 PCB 缺陷检测方法。为解决预设锚框不适合应用于 PCB 小目标缺陷数据集检测的问题,使用二分 K-means 算法结合交并比 (intersection over union, IoU)。损失值改进 K-means

算法获取锚框。为满足 PCB 面板小目标缺陷检测和方便算法部署在移动端要求,引用 MobileNetV3^[16]网络作为 YOLOv4 的特征提取网络,通过使用深度可分离卷积及减少网络深度的方式,在保证其特征提取能力基础上减少计算量,并提升对 PCB 小目标缺陷检测性能。为满足 PCB 板多类别缺陷检测要求,在 MobileNetV3-YOLOv4 检测网络中引入 Inceptionv3 网络,采用多种不同尺寸的卷积核进行卷积运算提升对多类别缺陷的检测性能。以 PCB_DATASET 数据集为测试对象,将本文提出的方法与 Faster R-CNN、YOLOv4、MobileNetV3-YOLOv4 等算法进行对比验证和分析。

1 YOLOv4 算法简介

YOLOv4 算法网络结构由特征提取骨干网络 Backbone、进行特征融合的 Neck 部分、实现检测的检测头 Head 部分组成^[17]。YOLOv4 的 Backbone 部分采用 CSPDarknet53 网络,它是在 YOLOv3 的特征提取网络 Darknet53 网络基础上,借鉴 CSPNet^[18]思想所形成。Neck 部分由 SPPNet 结构和 PANet 组成,其中 SPPNet 为空间金字塔池化网络,在算法中能够增加网络的感受野, PANet 网络为路径聚合网络,实现骨干网络深层特征与浅层特征的融合。Head 检测部分,YOLOv4 算法沿用 YOLOv3 检测头,进行大小为 3×3 和 1×1 的两次卷积操作完成检测。

2 改进 YOLOv4 算法的 PCB 缺陷检测模型

2.1 改进二分 K-means 聚类锚框

YOLOv4 算法预设锚框通过采用 K-means 算法在 PASCAL_VOC 数据集聚类得到,这些锚框适合在检测目标尺寸差距大的情况下使用,但应用在 PCB 小目标缺陷数据集中会导致筛选出不合适的 Bounding Box。因此,有必要针对 PCB 特定缺陷数据集聚类出锚框。在 YOLOv4 算法中,采用 K-means 算法聚类出锚框,然而在 K-means 计算过程中,首先会随机选择初始聚类中心,然后将其他样本计算与初始聚类中心的距离,不断更新聚类中心直至满足终止条件。在计算过程中,由于 K-means 算法随机选择初始聚类中心,导致聚类结果不稳定且易陷入局部最优^[19],进一步导致 YOLOv4 算法中锚框与特征图层的匹配度不高,最终影响 YOLOv4 检测准确率。二分 K-means 聚类算法通过将所有数据作为一个簇,然后将该簇一分为二,接着对所有的簇选择能最大程度降低损失的簇进行划分,循环进行上述操作直到获取 K 个簇,最终获取聚类中心,克服了随机选取初始聚类中心。因此,提出利用二分 K-means 聚类算法结合 IoU 损

失函数改进 K-means 聚类获取锚框,并输入 YOLOv4 算法中,得到的 YOLOv4 算法称为 Bi-YOLOv4 算法。

Bi-YOLOv4 中使用的改进二分 K-means 聚类算法主要思想是:将所有标定数据集的标定框数据作为输入,将所有数据作为一个聚类簇,然后将该簇利用 K-means 算法分为两个簇,并计算每个簇的误差。选择能使聚类损失函数即 IoU 最小的簇划分为两个簇,以此继续进行下去,直到选出簇数目达到用户给定的 K 值为止。其中,误差 IoU 计算公式如下:

$$loss = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k \left[1 - \frac{box_i \cap cen_j}{box_i \cup cen_j} \right] \quad (1)$$

其中, box_i 代表第 i 个标定框数值, cen_j 代表第 j 个锚框数值。采用改进二分 K-means 聚类算法对数据集进行聚类,共聚类出 9 个锚框,结果为 (20, 21), (33, 22), (22, 34), (43, 34), (30, 46), (62, 24), (25, 69), (52, 68), (69, 52)。聚类中心在整个数据集中显示,如图 1 所示。

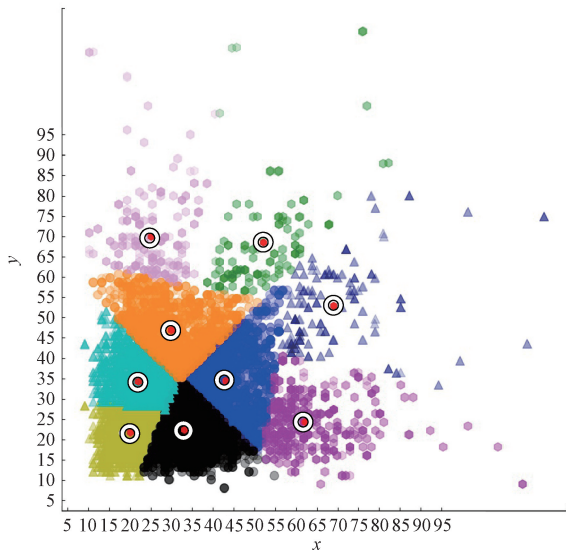


图 1 改进二分 K-means 聚类中心图

Fig. 1 The improved dichotomous K-means clustering centroid map

由上图可知,改进二分 K-means 聚类算法得到的聚类中心可以较好的对数据进行聚类。

2.2 引用 MobileNetV3 改进特征提取网络

PCB 板缺陷具有缺陷区域面积小的特点,同时检测算法需要部署在工业现场轻量化移动端中。而 YOLOv4 算法以 CSPDarknet53 网络作为特征提取网络,其包含 5 个残差块,分别由 1、2、8、8、4 个残差单元堆叠而成,共计有 104 层卷积网络,其中卷积层 72 个,并且使用大量标准 3×3 卷积操作。在进行运算过程中,会使用大量计

算资源,从而难以部署至工业轻量化移动端中。同时,由于卷积层数较多,随着多层特征传递,使局部精细化特征提取能力逐渐下降,影响算法对 PCB 小目标缺陷的检测性能。因此有必要对 YOLOv4 特征提取网络进行改进,以满足 PCB 面板小目标缺陷检测和方便算法部署在移动端要求。

MobileNet 网络通过采用深度可分离卷积计算将传统卷积分为一个深度卷积和一个 1×1 的点卷积,并引入宽度乘数和分辨率乘数控制模型参数量^[20]。MobileNetV3 是 MobileNet 网络发展的第三代,其由 Andrew 等在 MobileNetV1^[21] 和 MobileNetV2^[22] 基础上进行改进。它结合了 MobileNetV1 中深度可分离卷积方式以及 MobileNetV2 中的 Inverted Residuals 和 Linear Bottleneck、SE (squeeze-and-excitation) 注意力机制,并利用神经结构搜索 (neural architecture search, NAS) 来搜索网络的配置和参数,同时改进 swish 激活函数为 h-swish 减少计算量,可以达到更少加算量,更高精度的效果。与 CSPDarknet53 网络相比,既保持了较为强大的特征提取能力,又在很大程度上减少了模型的体积使其更加方便部署在工业现场移动端中。同时比 CSPDarknet53 网络具有更少的网络深度,可以更好对局部精细化特征提取,提升对 PCB 小目标缺陷检测性能。因此,引用 MobileNetV3 代替 CSPDarknet53 网络作为 YOLOv4 的特征提取网络,提出 MobileNetV3-YOLOv4 算法。

2.3 引用 Inceptionv3 改进特征检测网络

PCB 缺陷种类较多,在 MobileNetV3-YOLOv4 的检测层,只包含单一的 3×3 大小卷积核的卷积内核,仅提取一种尺寸的信息,存在目标细节遗漏的情况,影响对 PCB 多种类别缺陷检测性能。为达到提升网络检测性能的目的,一般采取增加网络宽度和深度的方法,但是这样会增加网络计算参数量,导致检测计算量增加。Inceptionv3^[23] 网络具有密集矩阵的高性能特点,同时还保持着稀疏结构。网络通过将神经网络与层之间的卷积运算进行扩展,采用不同大小 (1×1 、 3×3 、 5×5) 的卷积核进行卷积,最后拼接起来融合不同尺度的特征,在减少计算量的同时提高了模型的识别能力。因此,为满足 PCB 多类别缺陷检测要求,在算法检测层添加 Inceptionv3 结构,在不增加参数量的前提下增加网络深度,提升检测性能。

Inceptionv3 模型主要遵循 4 项优化方法和原则: 1) 适当降低 bottleneck,防止信息丢失; 2) 更高维度的特征表示,更稀疏,更耦合; 3) 空间聚合嵌入到较小的维度中,减低参数量同时不会降低网络表示能力; 4) 平衡好网络宽度和深度。采用 MobileNetV3 作为 YOLOv4 的特征提取网络,并在检测网络中增加 Inceptionv3 网络,得到最终算法的网络模型结构如图 2 所示。

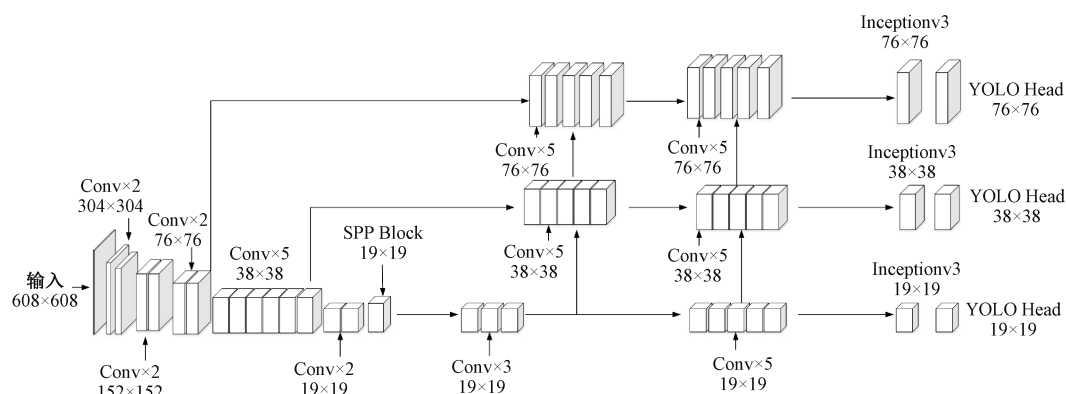


图2 改进后的YOLOv4网络框架

Fig. 2 Framework of the improved YOLOv4 network

3 实验及结果分析

3.1 实验环境及数据

本实验平台为超微 infreysys 服务器,操作系统: Ubuntu 18.04LTS, CPU: Intel W2123, 内存: 32 G, 显卡:

NVIDIA Geforce RTX2080Ti×2, 显存: 16 GB×2。深度学习框架: Pytorch。

实验数据集采用北京大学智能机器人开放实验室的印刷电路板 (PCB) 缺陷数据集^[24], 该数据集共计包含 10 668 张缺陷照片, 缺陷类型分为短路、开路、缺口、毛刺、焊点漏焊、余铜 6 类缺陷, 各缺陷的照片如图 3 所示。

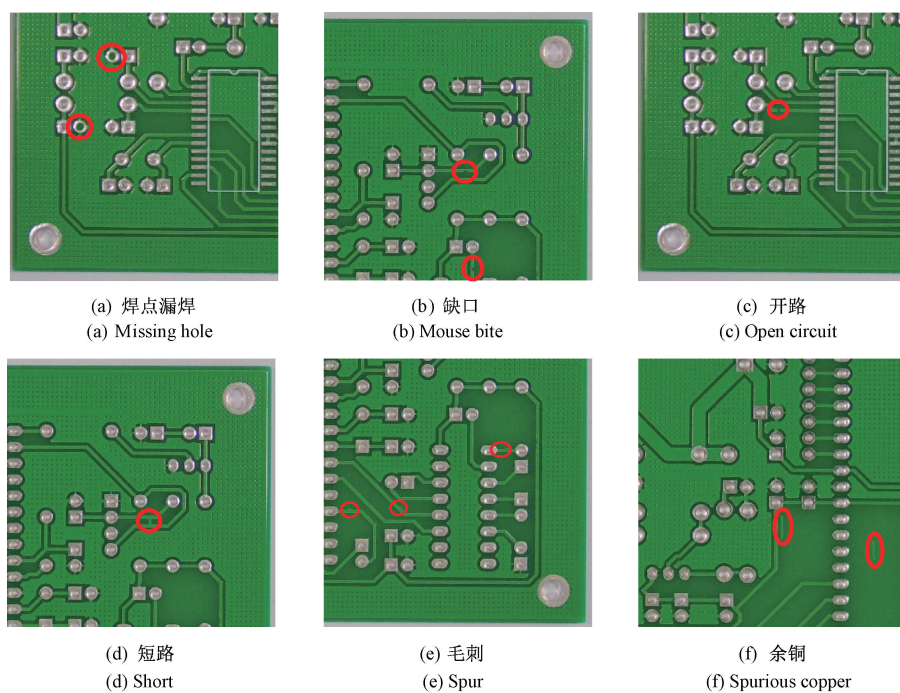


图3 PCB缺陷图像

Fig. 3 PCB defect image

在 YOLOv4 训练过程中, 输入图片大小设置为 608 pixel×608 pixel, 总标定数据集 10 668 张, 根据 9:1 的比例设置训练数据集和测试数据集。训练过程中, 使用 Adam 优化算法进行参数优化, 前 100 epochs 设置权重更新比例为 0.001, 之后权重更新比例为 0.000 1。

3.2 实验结果与分析

为验证改进二分 K-means 算法在 PCB 缺陷检测数据集中的检测效果, 首先进行两组实验进行检测效果评估。实验一: 利用 K-means 聚类算法对数据集进行聚类, 得到锚框数据, 将锚框数据输入 YOLOv4 网络进行训练

和测试。实验二:利用改进二分 K-means 聚类算法对数据集进行聚类得到锚框数据,将数据输入至 YOLOv4 算法中,得到 Bi-YOLOv4 算法。

将实验一和实验二得到 YOLOv4 算法对 PCB 数据集进行训练,得到的 mAP 条形图,如图 4 所示。由图 4 可知,通过采用原始 K-means 算法得到的锚框进行训练得到的 mAP 值为 99.05%。采用改进二分 K-means 聚类算法得到的锚框进行训练得到的 mAP 值为 99.16%,相较于原始 K-means 聚类算法得到的锚框进行训练的 mAP 提高了 0.11%。说明改进二分 K-means 聚类算法得到的锚框能提高 YOLOv4 算法检测的 mAP 值。

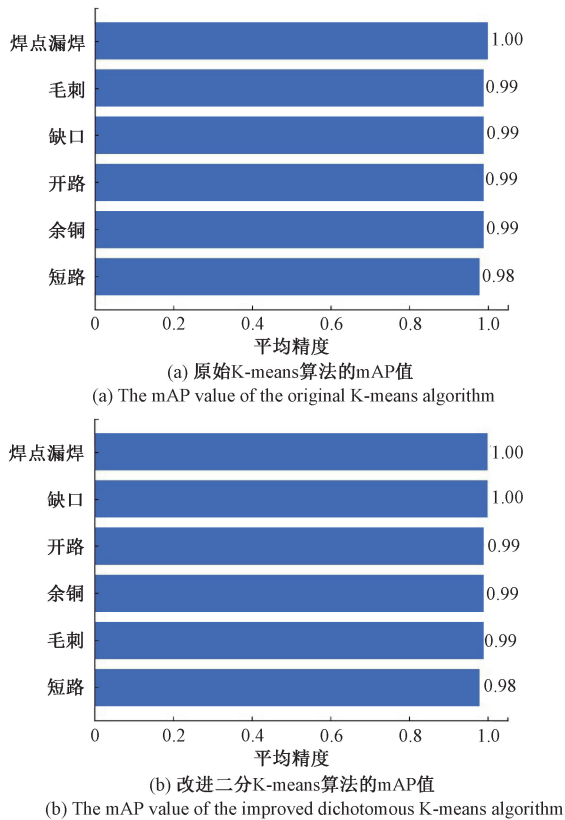


图 4 原始 K-means 和改进二分 K-means 的 mAP 值

Fig. 4 The mAP values for the original K-means and the modified dichotomous K-means

为了验证使用 MobileNetV3 改进的 YOLOv4 算法性能,设置实验三:将改进二分 K-means 得到的锚框数值输入至 MobileNetV3-YOLOv4 算法中进行训练,训练和验证的损失 loss 图像如图 5 所示,训练 mAP 图像如图 6 所示。由图 5 可知,将改进二分 K-means 聚类算法得到的锚框输入至 MobileNetV3-YOLOv4 网络中,其训练损失值在 100 次之后相较于 100 次之前的 loss 值有了一个下降趋势,100 次之后的训练 loss 值稳定在 0 附近,表明算法模型具有较好的训练效果。由训练 mAP 图 6 可以看出,整个类别训练的 mAP 值为 97.09%。

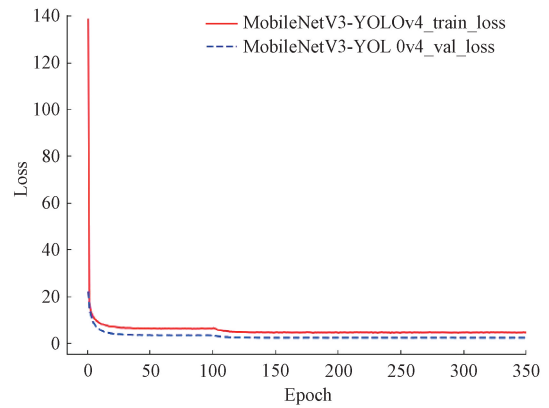


图 5 MobileNetV3-YOLOv4 训练 loss 图

Fig. 5 MobileNetV3-YOLOv4 training loss graph

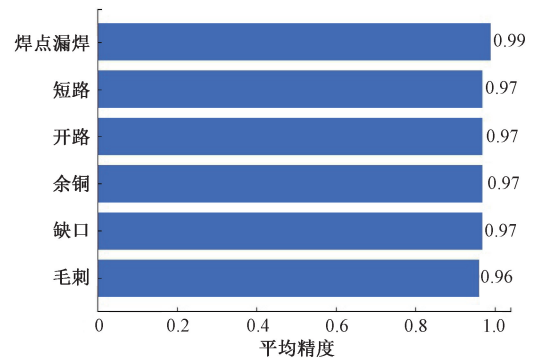


图 6 MobileNetV3-YOLOv4 训练 mAP 图

Fig. 6 MobileNetV3-YOLOv4 training mAP graph

接着为验证使用 Inceptionv3 改进的 MobileNetV3-YOLOv4 算法性能。设置实验四:利用改进二分 K-means 得到 9 个锚框数据,输入基于 Inceptionv3 改进的 MobileNetV3-YOLOv4 网络中,得到训练 Loss 曲线以及训练的 mAP 柱形图如图 7 所示。由图 7 可知,训练 loss 值较为平稳十分接近 0,相对于 MobileNetV3-YOLOv4 算法,训练 loss 值更低,表明训练过程效果比未加 Inceptionv3 之前更好。训练的 mAP 如图 8 所示,由图 8 可知,在 MobileNetV3-YOLOv4 的特征检测网络中使用 Inceptionv3

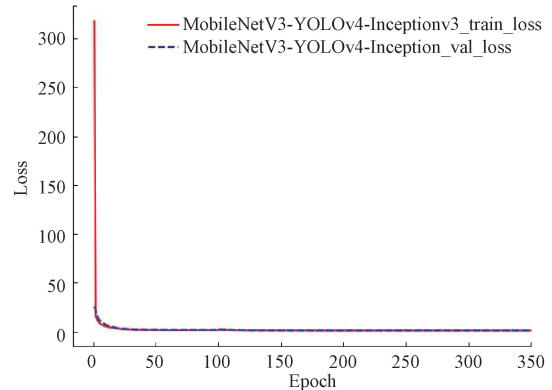


图 7 Inceptionv3 结合 MobileNetV3-YOLOv4 训练 loss 图

Fig. 7 Inceptionv3 combined MobileNetV3-YOLOv4 training loss

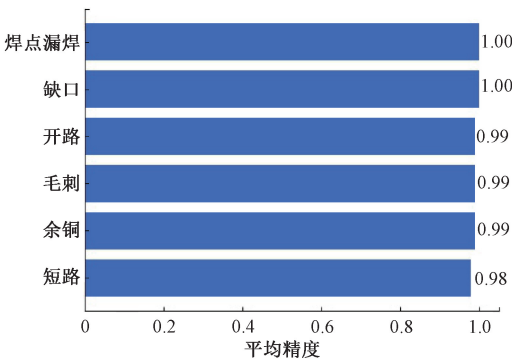


图 8 Inceptionv3 结合 MobileNetV3-YOLOv4 训练 mAP 图
Fig. 8 Inceptionv3 combined MobileNetV3-YOLOv4 training mAP
网络的 mAP 值为 99.10%, 相比于未使用 Inceptionv3 的 MobileNetV3-YOLOv4 算法, 检测 mAP 提升了 2.01, 表明在 MobileNetV3-YOLOv4 中的检测网络使用 Inceptionv3 对 PCB 检测能提升性能。

将实验一至实验四得到的实验结果与 Faster R-CNN、YOLOv4 算法在 PCB 检测性能进行对比, 对比结果如表 1 所示。由表 1 可得, 相比于两阶段目标检测的 Faster R-CNN 算法, 改进的 YOLOv4 算法检测 mAP 提高了 4.88%, 检测速度快了 29.93 FPS。相较于一阶段目标检测算法中的 YOLOv4 算法, 其检测 mAP 值提升 0.05%, 提升并不显著, 主要原因是采用了更加轻量化的特征提取网络, 但其得到的模型大小减小了 203.2 MB, 检测速度提升了 6.37 FPS。相较于 MobileNetV3-YOLOv4 算法, 检测 mAP 提升了 2.01%, 检测模型大小减少了 3.3 MB, 检测速度提升了 0.79 FPS。以上结果表明本文提出方法可以更好满足工业现场的应用。

将本文提出的改进 YOLOv4 算法训练结果应用于 PCB 缺陷检测, 检测效果如图 9 所示。由图 9 可知, 本文提出的方法可以准确实现对 PCB 的缺陷检测。

表 1 各算法实验结果对比
Table 1 Comparison experimental results for each algorithm

算法	聚类算法	检测 mAP/%	模型大小/MB	检测速度/FPS
Faster R-CNN	-	94.22	-	13.08
YOLOV4	K-means	99.05	256.4	36.64
Bi-YOLOv4	改进二分 K-means	99.16	256.4	37.00
MobileNetV3-YOLOv4	改进二分 K-means	97.09	56.5	42.22
MobileNetV3-YOLOv4-Inceptionv3	改进二分 K-means	99.10	53.2	43.01

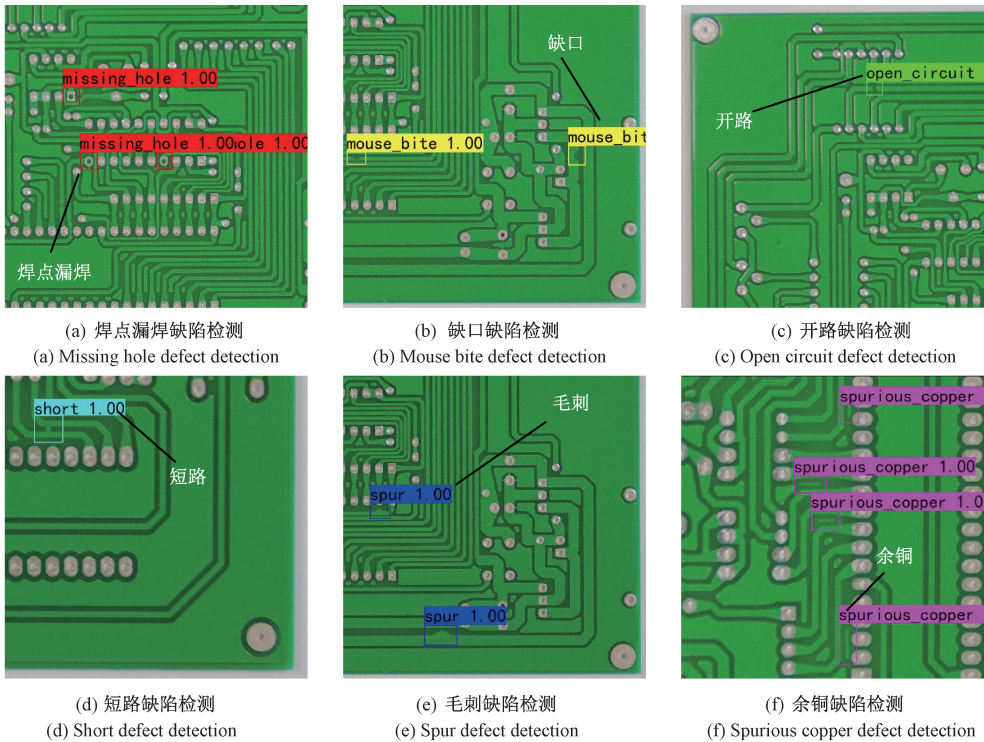


图 9 应用改进 YOLOv4 算法对 PCB 缺陷检测效果

Fig. 9 Effect of applying the improved YOLOv4 algorithm for PCB defect detection

4 结 论

本文提出一种基于改进YOLOv4的PCB缺陷检测方法,针对预设锚框影响算法对PCB小目标缺陷检测性能的问题,使用二分K-means算法结合IoU损失函数对数据集进行聚类获取先验框。针对YOLOv4特征提取网络层数多、参数量大,影响PCB小目标缺陷检测性能及轻量移动端的部署,引用MobileNetV3网络代替CSPDarknet53网络。针对PCB缺陷包含多种类别,而MobileNetV3-YOLOv4特征检测网络只包含一种类型的卷积内核,导致目标细节遗漏影响检测性能,在检测网络中引入Inceptionv3网络。以PCB_DATASET数据集为测试对象,将本文方法与Faster R-CNN、YOLOv4、MobileNetV3-YOLOv4等方法开展了对比验证实验。实验结果表明,本文提出的方法比Faster R-CNN算法,检测准确度、模型大小和检测速度提升了均有了大幅提升,相比于YOLOv4算法,检测精度小幅提升,但模型大小和检测速度均大幅提升。相比于MobileNetV3-YOLOv4算法,检测mAP值大幅提升,检测速度小幅提升。表明本文所提方法不仅检测精度高,而且速度快,可以满足PCB生产工业现场高检测精度和检测速度的要求。

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] 汤勃,孔建益,伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1640-1663.
TANG B, KONG J Y, WU SH Q. A review of machine vision surface defect detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(12): 1640-1663.
- [3] MOGANTI M, ERCAL F, DAGLI C H, et al. Automatic PCB inspection algorithms: A survey [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 63(2): 287-313.
- [4] 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.
- [5] 王栋,马纯永,陈戈. 一种新型的PCB图像快速配准算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(S1): 152-155.
WANG D, MA CH Y, CHEN G. A novel fast alignment algorithm for PCB images [J]. Computer Science, 2016, 43(S1): 152-155.
- [6] 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. Convolutional neural network-based algorithm for PCB defect detection and identification [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 78-84.
- [7] 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.
- [8] 郭世钢. 基于游程编码的PCB缺陷检测算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(9): 2554-2555.
GUO SH G. PCB defect detection algorithm based on travel coding [J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(9): 2554-2555.
- [9] 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.
- [10] 谢宏威,张宪民,邝泳聪. 基于图像特征统计分析的PCB焊点检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(2): 401-407.
XIE H W, ZHANG X M, KUANG Y C. PCB solder joint detection method based on statistical analysis of image features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(2): 401-407.
- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [12] 李维刚,叶欣,赵云涛,等. 基于改进YOLOv3算法的带钢表面缺陷检测[J]. 电子学报, 2020, 48(7): 1284-1292.
LI W G, YE X, ZHAO Y T, et al. Strip steel surface defect detection based on improved YOLOv3 algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(7): 1284-1292.
- [13] 李春霖,谢刚,王银,等. 基于YOLOv3-Tiny-D算法的偏光片缺陷检测[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-17 [2021-08-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20200720.0840.004.html>.
LI CH L, XIE G, WANG Y, et al. Polarizer defect detection based on YOLOv3-Tiny-D algorithm [J/OL].

- Computer Integrated Manufacturing Systems; 1-17 [2021-08-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20200720.0840.004.html>.
- [14] 高伟,周宸,郭谋发. 基于改进YOLOv4及SR-GAN的绝缘子缺陷辨识研究[J/OL]. 电机与控制学报; 1-11 [2021-08-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1408.TM.20210518.1550.014.html>.
GAO W, ZHOU CH, GUO M F. Research on insulator defect identification based on improved YOLOv4 and SR-GAN [J/OL]. Electric Machines and Control; 1-11 [2021-08-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1408.TM.20210518.1550.014.html>.
- [15] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2004.10934.
- [16] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314-1324.
- [17] 蒋镭圻,彭月平,谢文宣,等. 嵌入scSE模块的改进YOLOv4小目标检测算法[J/OL]. 图学学报; 1-10 [2021-08-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1034.T.20210126.1650.002.html>.
JIANG R Q, PENG Y P, XIE W X, et al. An improved YOLOv4 small target detection algorithm with embedded scSE module[J/OL]. Journal of Graphics; 1-10 [2021-08-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1034.T.20210126.1650.002.html>.
- [18] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [19] 王子龙,李进,宋亚飞. 基于距离和权重改进的K-means算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(23): 87-94.
WANG Z L, LI J, SONG Y F. K-means algorithm based on distance and weight improvement [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(23): 87-94.
- [20] 韩航迪,徐亦睿,孙博,等. 基于改进Tiny-YOLOv3网络的航天电子焊点缺陷主动红外检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 42-49.
HAN H D, XU Y R, SUN B, et al. Active infrared detection of aerospace electronic solder joint defects based on improved Tiny-YOLOv3 network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 42-49.
- [21] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv: 1704.04861.
- [22] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4510-4520.
- [23] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2818-2826.
- [24] 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): 110-116.

作者简介



伍济钢 (通信作者), 2001年于郑州轻工业大学获得学士学位, 2004年于武汉大学获得硕士学位, 2008年于华中科技大学获得博士学位, 现为湖南科技大学教授, 主要研究方向为机器视觉测量。

E-mail: jwu@cvm.ac.cn

Wu Jigang (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Zhengzhou University of Light Industry in 2001, received his M.Sc. degree from Wuhan University in 2004, and received his Ph.D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2008. He is currently a professor at Hunan University of Science and Technology. His main research interest is machine vision measurement.



成远, 2019年于湖南科技大学获得学士学位, 现为湖南科技大学机电工程学院研究生, 主要研究方向为数字图像处理、深度学习和目标检测。

E-mail: chenghust@163.com

Cheng Yuan received his B.Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 2019. He is currently a graduate student in the School of Mechanical and Electrical Engineering at Hunan University of Science and Technology. His main research interests include digital image processing, deep learning, and target detection.