

YOLOv5改进的印制电路板缺陷检测

李华洲,张青,杨锦鸿

(南宁职业技术学院,广西南宁 530000)

【摘要】针对印制电路板缺陷检测因检测目标相对较小而产生的检测精确率不高的问题,以及基于深度学习算法模型目标检测对算力的高负荷,提出一种基于YOLOv5的改进深度学习网络结构,通过增加特征提取层和特征融合层提升网络对小目标检测的能力。同时对训练得到的模型采用模型裁剪、模型量化将模型优化,并通过模型校准在尽可能保留缺陷检测精确度的同时减小网络规模。实验分析改进后的模型检测精确度可达到96.2%,而压缩优化后的模型精确度也可以达到94.4%,而模型大小可以减小73.7%,其性能指标满足实际应用中印制电路板缺陷检测的要求。

【关键词】深度学习;印制电路板;目标检测;模型裁剪;模型量化;模型校准

【doi:10.3969/j.issn.2095-7661.2023.01.008】

【中图分类号】TP391.41

【文献标识码】A

【文章编号】2095-7661(2023)01-0032-05

Improved Defect Detection for Printed Circuit Board Based on YOLOv5

LI Hua-zhou, ZHANG Qing, YANG Jin-hong

(Nanning College For Vocational Technology, Nanning, Guangxi, China 530000)

Abstract: To solve the problem of low detecting rate of accuracy when detecting the defects on printed circuit board due to the small size objects of defect, and to tackle the high burden of computation of model object detection based on the deep learning algorithm, this paper provides an improved network structure of convolution neural network, which improves the detecting ability of network by adding feature attracting layer and feature concatenating layer to the network. Meanwhile, this paper utilizes model prune, model quantization, and model calibration to reduce the scale of network and keep the detecting accuracy as much as possible. Through experiment it can be seen that the improved model can reach 96.2% of accuracy rate of detection, and the compressed model can still maintain the high accuracy rate which is 94.4%, but the size of model declines 73.7%, which is satisfied for the practical application of the requirement when detecting defects on printed circuit board.

Keywords: deep learning; printed circuit board; object detection; model pruning; model quantization; model calibration

1 研究背景

印制电路板(PCB)在生产过程中因机器、环境、工艺复杂等原因,往往合格率很难达到100%。近年来电子元器件往小型化、轻薄化方向发展,PCB板的尺寸越来越小,其缺陷所在区域也随之缩小而不容易被发现。早期的PCB表面质量检测以人工视检为主,检测速度慢、稳定性差、主观因素高,同时依靠人眼加放大镜,会导致检验人员视力

下降。自动检测技术包括自动光学检测(AOI)和飞针测试等,这些PCB自动检测技术虽然已经实现PCB质量控制的重大突破,但它们仍然存在检测相对较慢、不准确,检测缺陷种类有限等问题。

近年来随着计算机视觉软硬件的发展,基于机器学习和深度学习的工业检查技术被大量使用,相关设备也得到了较广泛的使用和认可。基于深度学习的计算机视觉PCB缺陷检测,国内外都

【收稿日期】2022-12-27

【作者简介】李华洲(1983—),男,广西贺州人,讲师,硕士,研究方向:深度学习算法优化、无线通信优化。

【基金项目】2018年广西职业教育第一批专业发展研究基地“广西职业教育新一代信息技术专业群发展研究基地”(项目编号:桂教职成[2018]37号03);2022年度广西高校中青年教师科研基础能力提升项目“基于深度学习的PCB裸板缺陷检测系统研究”(项目编号:2022KY1018)。

有相关的研究。朱宪宇^[1]、李澄非^[2]和谢黎^[3]等人提出将 YOLOv4 (You Only Look Once) 算法引入到 PCB 缺陷检测,采用 Canopy+K-means 聚类算法改进 YOLOv4 中 K-means 聚类获取先验框的方法,并将改进的 YOLOv4 应用到 PCB 裸板的短路、开路、缺口、毛刺、焊点漏焊、余铜等缺陷检测中。耿朝晖^[4]等人在 Faster R-CNN 目标检测算法的基础上改进了 PCB 板缺陷检测方法,对已有的 PCB 图像数据进行数据增广以丰富数据集,选用 ResNet50 卷积网络算法框架作为主干网络,构建特征金字塔对多尺度特征的融合,替换损失函数为 focal loss,以增强检测效果,并有效改善了模型性能。刘伟森^[5]等人提出一种基于多尺度轻量级卷积网络的 PCB 缺陷识别算法,引入多尺度卷积核对缺陷图片进行特征提取,并采用深度可分离卷积操作替代网络中的标准卷积操作,从而提高网络模型特征提取能力的同时减少模型的参数数量及计算量。陈仁祥^[6]等人与何国忠^[7]等人将工业环境中噪声干扰引入注意力机制作用于深度学习特征提取

和特征融合部分,提升 PCB 缺陷识别效果。

但针对 PCB 缺陷目标小、PCB 检测算法对设备算力要求高等特点,目前还没有较好的算法可以找到在设备配置受限的情况下完成 PCB 缺陷检测的速度和精度兼顾的算法模型,本文提出一种优化的基于 YOLOv5 的深度学习目标检测算法提高对小目标特征提取能力,同时使用量化对算法模型进行压缩使得模型在尽可能保持准确率的情况下缩短模型推理的时间。

2 YOLOv5算法

YOLOv5 网络如图 1 所示,它的组成部分包括 Input(输入)、Backbone(骨干网络)、Head(头部)和 Output(输出)。输入图片采用了一系列的图像预处理和数据增强操作。骨干网络有 Conv(卷积)、C3(基于 CSPNet)、SPPF(Spatial Pyramid Pooling Fast)等。这些网络结构有利于检测不同尺寸的待测物体,同时具有较强的特征提取能力。其金字塔结构也保证了不同层级语义特征的融合能力。

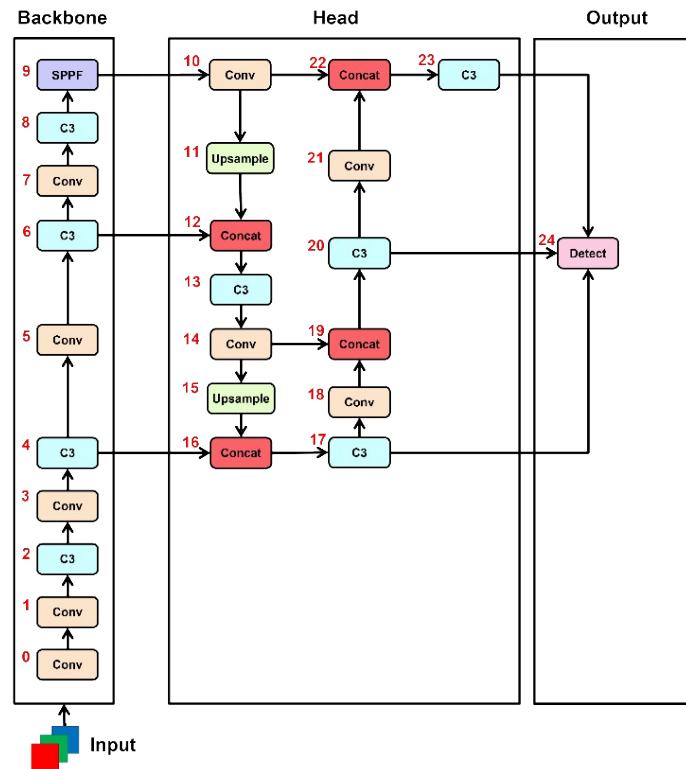


图1 YOLOv5网络结构图

3 改进的YOLOv5算法

为提升 PCB 电路板缺陷小目标检测能力,本文增加了卷积层操作,主要的做法是在第 17 层后增加了对特征图进行卷积、上采样和融合,同时第 20 层将获得的深层小目标特征图与骨干网络中

第二层进行融合,以便获取更大的特征图进行小目标识别,理论上可以提升神经网络对小目标的检测能力。在第 31 层输出检测层,将四层 (21, 24, 27, 30) 进行检测输出。改进的网络结构如图 2 所示。

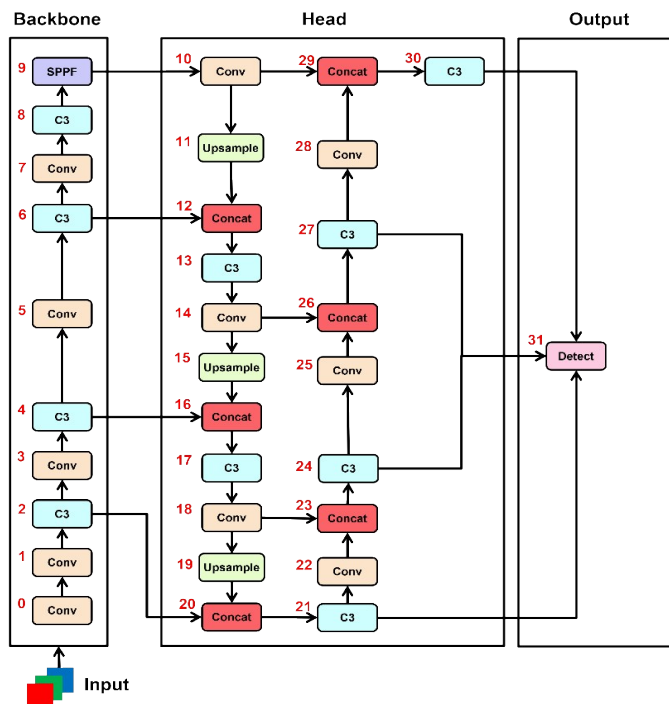


图2 改进的YOLOv5网络结构图

4 模型压缩

4.1 模型裁剪

模型裁剪是通过模型的卷积层各层进行分析,然后删除对模型精度影响小的神经元和参数,从而得到网络结构更简单的模型。本文将批标准化和尺度漂移分解成乘法和加法序列,融合到邻近卷积或全连接层中,以避免不必要的内存拷贝,从而减小模型规模并加快推理速度。

4.2 模型量化

在模型的推理过程中,模型参数加载、运算量和模型的推理速度呈负相关,模型参数是32位浮点型,虽然其精度高,但是所需运算量大、推理时间长,实际应用性能还有待提升。为了减少模型推理过程中的运算量,减轻内存使用量和算力要求,可以将高精度的32位浮点型参数转化为算力友好的低精度8位整型参数。量化是从(fp32)32位浮点型参数 r 到(int8)8位整型 q 的线性映射, r 和 q 的关系如下:

$$r = S(q - Z) \tag{1}$$

$$q = \text{round}\left(\frac{r}{S} + Z\right) \tag{2}$$

其中的参数 S 为缩放因子, Z 为偏移量。量化前的浮点数最大值和最小值为 r_{\max} 和 r_{\min} 。量化后的整型数落在 $(-127, 127)$ 上,即 $q_{\max} = 127, q_{\min} = -127$ 。 S 和 Z 的计算方式如下:

$$S = \frac{r_{\max} - r_{\min}}{q_{\max} - q_{\min}} \tag{3}$$

$$Z = \text{round}\left(q_{\max} - \frac{r_{\max}}{S}\right) \tag{4}$$

4.3 模型校准

量化后的模型本文通过参数校准的方式,以确保模型损失的精度尽可能恢复。具体做法为:设定一个可接受的精度下降阈值(如1%),提前准备验证数据集子集;将模型完全量化后,在验证集的子集上比较量化模型和全精度模型(即量化前的模型);得到模型每个量化层对精度造成的损失,将每层做损失精度排名;精度损失最严重的层将被还原为原始浮点精度;在验证子集上对各层进行重新评估以获取新的精度排名;如果整体模型达到预设阈值指标范围,则算法结束,否则它将继续还原下一个精度最低的层。该方法虽然一定程度上损失了量化的性能提升,但理论上可以将精度恢复到可接受范围。

5 实验结果及分析

5.1 实验环境

操作系统版本 Ubuntu 18.4, CPU 型号为 Intel (R) Core(TM) i5-9400F CPU @2.9 GHz, 显卡型号为 GeForce RTX 2080 super, 8 GB 显存, 内存为 32 GB, 深度学习训练推理框架使用的是 PyTorch 1.10, 并使用 CUDA 11.3 对 GPU 进行加速。

5.2 数据集

本文使用的数据集来自北京大学公开的印制电路板瑕疵数据集,包含 693 张图片,具有漏孔、鼠咬、开路、短路、杂散、杂铜六种缺陷。以 8:2 的比例

将数据集分为训练数据集和测试数据集,前者用于模型训练,后者用于模型性能测试。

5.3 评价指标

采用以下方法评价实验评测指标,精确率*P*的计算公式为式(5),其中*TP*是实际为正样本且检测为正样本,*FP*实际为负样本而检测结果为正样本。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

召回率*R*的计算公式如下:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

其中*FN*是实际为正样本而检测为负样本。

各类别平均精度*AP*的计算公式如下:

$$AP = \int_0^1 PdR \quad (7)$$

所有类别精度均值*mAP*的计算公式如下:

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^n AP_i}{n} \quad (8)$$

其中*AP_i*为第*i*类检测目标的平均精度,*n*为检测目标的总类数。

5.4 实验结果及分析

实验初始学习率0.01,最终学习率系数0.01,梯度下降动量为0.937,权重衰减系数0.0005,预热学习轮次3次,预热学习初始动量为0.8,预热学习率初始学习率偏置0.1。输入图片的尺寸为640×640,batch-size设置为16,训练轮次为200轮。

实验通过YOLOv5、改进后的YOLOv5(YOLOv5_new)算法对相同数据集在相同超参数条件下

训练,得到的所有类别精度均值的对比如图3所示。改进的YOLOv5算法可以有更快的mAP@0.5和mAP@0.5:0.95精确的提升速度,最终200次训练结束后的mAP@0.5和mAP@0.5:0.95分别是:改进前0.957,改进后0.962和改进前0.506,改进后0.519。由此可见精度也得到一定提升。其中mAP@0.5表示IOU(交并比)阈值设置为0.5时计算的mAP,mAP@0.5:0.95表示在阈值区间[0.5, 0.95],步长为0.05的平均mAP。

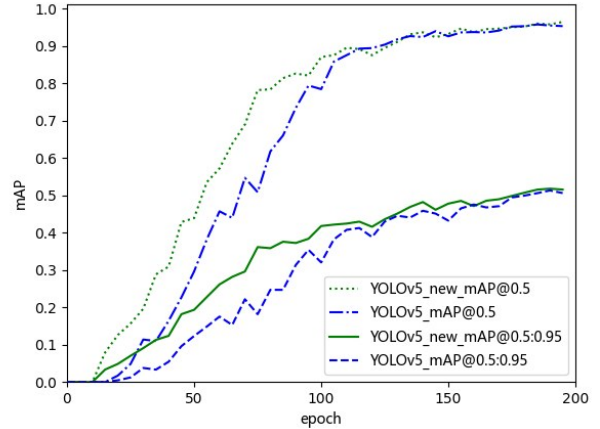


图3 mAP@0.5对比图

图4为YOLOv5算法和改进的YOLOv5算法在PCB图片缺陷检测的结果,(a)YOLOv5算法,(b)改进的YOLOv5算法,(c)Ground Truth。从(a)图和(b)图对比可以看出YOLOv5算法对正确结果的置信度较低,而且出现了误判;而改进的算法在置信度方面更优,而且没有误判的情况。

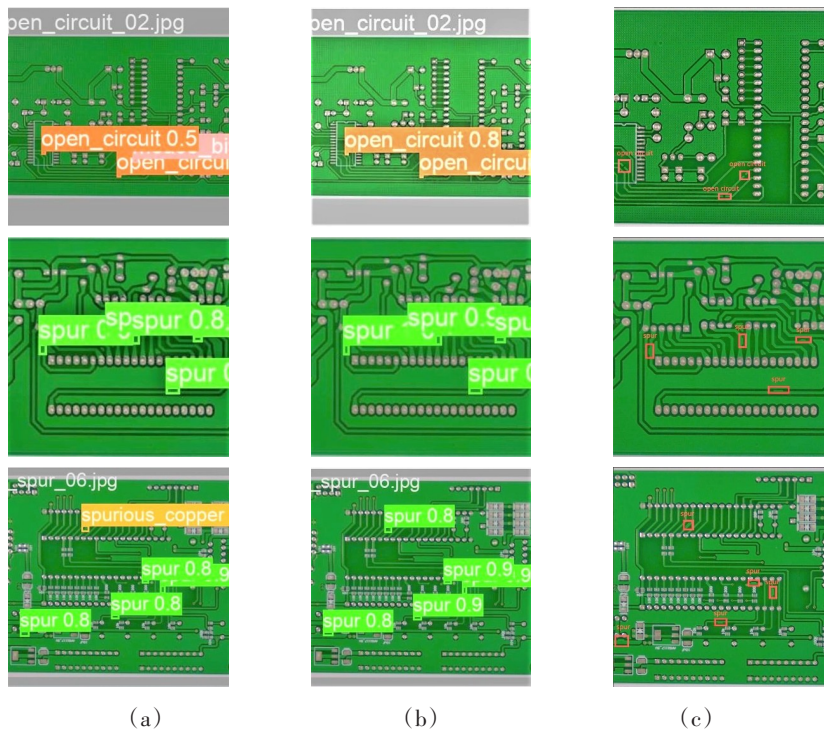


图4 PCB缺陷检测结果图

图5为模型压缩前后的对比,划线柱状数据为压缩前模型的精度,无划线柱状数据为压缩后模型的精度。该图表明经过压缩的模型精度在mAP@0.5下精度损失值不超过2%,mAP@0.5:0.95不超过1%。而模型的大小由原先的15.50 Mb减小到了4.07 Mb,为压缩前模型大小的26.3%。在速度方面,使用CPU i7-8700k做运算的情况下,同样检测640×640的图片,压缩前的YOLOv5算法的耗时为108.0 ms,而压缩后的模型检测耗时为65.2 ms。由此可见,模型在精度和速度上都满足其在实际生产检测平台应用的性能要求。

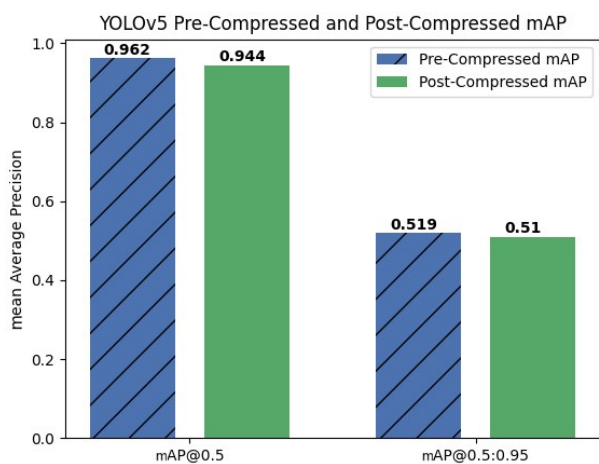


图5 模型压缩前后精度对比图

6 结论

针对PCB电路板缺陷目标微小、模型规模大的问题,本文提出一种改进的YOLOv5深度学习算法,增加了对小目标检测的特征提取网络层,同时采用模型裁剪、模型量化和模型校验,将模型压缩,有效降低了模型对算力的要求,实验结果表明模型在精度和速度上达到了较好的平衡,具有较好的应用价值。

【参考文献】

- [1]朱宪宇,熊婕,王柠莎,等.基于改进YOLOv4的PCB裸板缺陷检测方法研究[J].工业控制计算机,2021(9):39-40,45.
- [2]李澄非,蔡嘉伦,邱世汉,等.基于改进YOLOv4算法的PCB缺陷检测[J].电子测量技术,2021(17):146-153.
- [3]谢黎,袁小芳,尹柏鑫.基于改进YOLOv4网络的电路板元器件缺陷检测[J].测控技术,2022(4):19-27.
- [4]耿朝晖,龚涛.基于改进Faster R-CNN的PCB板表面缺陷检测[J].现代计算机,2021(19):89-93.
- [5]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(5):20-25,41.
- [6]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(12):167-174.
- [7]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(1):21-27.

(上接第31页)

3.2.3 测试结果

通过测试,系统能够完成最初的需求目标,具有良好的可靠性并且运行稳定。其应用效果主要表现在这几个方面:首先,基于RFID技术的仓储管理系统在物品的出入库管理、库存管理等方面,大大提升了工作效率,减少了大量的人力以及时间投入;其次,提高了业务操作的精准度,RFID扫描的精准度可达99.5%以上;最后,提高了仓储管理的自动化程度,很好地解决了仓库空间利用率较低、仓库堆放较混乱等问题。

4 结束语

RFID技术在智能仓储管理系统中的应用具有重要的现实意义,既能提高仓储信息的精准度,又能实现仓储管理的自动化。本文对基于RFID技术的仓储管理系统的总体框架及数据库进行了设计,接着对物品出、入库管理和库存管理这三个核

心模块进行了功能设计,最后对系统进行了功能测试,系统运行良好,对提升物流效率及服务质量有一定促进作用。

【参考文献】

- [1]高颖.物联网技术在物流行业中的应用[J].中国高新科技,2021(17):59-60.
- [2]薛冰.RFID技术的仓储物流自动化技术探讨[J].时代汽车,2021(23):32-33.
- [3]郭秀红.物联网技术在现代物流管理中的应用研究[J].湖南邮电职业技术学院学报,2017(4):27-29.
- [4]张维霞,刘应安.基于RFID的农产品物流仓储管理系统设计与实现[J].包装工程,2021(7):239-244.
- [5]刘凯.智能仓储优化管理系统的设计与实现[D].北京:北京工业大学,2020.
- [6]程新博,孙伟奇,刘臣宇,等.RFID技术在仓储管理中的应用研究综述[J].环境技术,2021(5):206-209.