

基于改进 YOLOv5 的 PCB 表面缺陷检测系统

徐沛航¹ 任 杰¹ 王瑞仪¹
XU Peihang REN Jie WANG Ruiyi

摘 要

在中国制造业向智能化转型的发展背景下，特别是在国家大力推动新质生产力的潮流中，各类电子设备得到了快速发展，因此，电子产品内部印制电路板（printed circuit board, PCB）的可靠性要求进一步提高。PCB 表面缺陷直接影响电子设备的可用性和稳定性。传统的手动筛查方法效率低下且容易出现漏检，严重制约了企业的生产效率。鉴于此，在 YOLOv5s 的基础上，通过引入 ECA（efficient channel attention, ECA）注意力机制，能够显著提升对小目标检测的准确性并减少背景噪声的影响，从而提高了整体检测性能。均值平均精度（mean average precision, mAP）相比于原始 YOLOv5s 从 0.881 提升至 0.915，改进后的模型准确性和鲁棒性得到了进一步提高，能够适应不同工况下的 PCB 表面缺陷检测需求。此外，基于 PyQt 实现的检测系统支持图片、离线视频和摄像头实时检测功能，并能显示缺陷类型和数量，对于推动相关企业实现 PCB 表面缺陷的智能化检测具有重要的实际意义。

关键词

新质生产力；印制电路板；表面缺陷检测；YOLOv5s；ECA 注意力机制；均值平均精度；PyQt

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.11.027

0 引言

印刷电路板（printed circuit board, PCB）是关键电子元器件的基石，与高速发展的电子产品有着千丝万缕的联系，其由线路、焊盘、过孔与丝印等结构组成，被誉为“电子产品之母”。无论是民用还是军用领域，PCB 被广泛用于消费类电子、航空航天等众多领域。在 5G 网络、新能源汽车和智能制造等新的发展趋势下，各大电子厂商对 PCB 的需求量逐年稳步攀升。

由于 PCB 制造工艺流程复杂，从板材切割到包装销售需要经过众多工序，制造过程会受到原材料质量、环境与人工操作等因素的影响，容易导致 PCB 表面产生各类缺陷，如余铜、漏孔、缺口、短路、断路与毛刺等缺陷^[1]。传统的人工主观检测 PCB 缺陷存在漏检且不适合标准化推广，并且搭载传统图像处理算法的光学检测设备检测精度和效率仍有较大的提升空间。存在缺陷的 PCB 可能导致产业下游电子产品功能失效，从而对企业造成更大的经济损失。近年来，在工业缺陷检测领域，采用深度学习的目标检测技术展现出了非凡的效能。特别是在印刷电路板（PCB）的表面缺陷检测方面，这些技术的应用能够极大地提高检测精度和效率。

深度学习是一种人工智能技术，它通过模拟人脑神经网络的结构和功能，使计算机能够自动从数据中学习，并进行预测或决策。卷积神经网络（convolutional neural network,

CNN）可以从给定的输入数据中提取特征，其基本结构如图 1 所示。

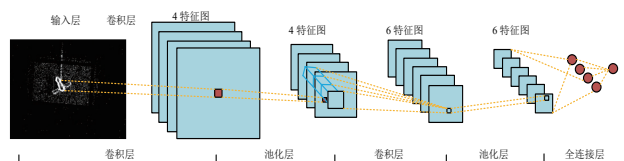


图 1 卷积神经网络基本结构

目前主流的检测算法是 YOLO 模型，YOLOv1^[2] 提出了将目标检测视为回归问题的端到端实时检测框架，速度快但准确率低；YOLOv2^[3] 采用 Darknet-19 作为主干特征提取网络，引入 BN^[4] 层有效防止网络过拟合，增加 Anchor box 大幅提升了 mAP；YOLOv3^[5] 采用更深的主干网络 Darknet-53，通过残差^[6]连接有效减少了梯度消失问题，利用空间金字塔池化模块来捕获不同尺度的特征；YOLOv4^[7] 采用 CSPDarknet-53 作为主干网络，通过跨阶段部分连接解决了梯度优化的信息重复问题，并且引入自下而上的 PANet^[8] 网络，增强了特征的融合和传播，提高了检测性能。之后 YOLO 系列不断改进，至今已更新到 YOLOv10^[9]。

本文提出了一种改进的 YOLOv5s-ECA 模型，将 ECA 注意力机制应用于主干网络和检测头，分别用于提取更有判别力的特征表示和进一步优化最终的边界框回归和类别预测。双重注意力的应用使得模型能够更好地从输入图像中提取有用的信息，特别是在处理复杂的 PCB 板图像时，能够显

1. 航空工业计算所 陕西西安 710119

著提升对小目标检测的准确性并减少背景噪声的影响，从而提高整体检测性能。此外，基于 PyQt 实现了检测系统。

1 数据集和 PyQt 介绍

1.1 数据集介绍

本次数据集来源于北京大学开源的 PCB 缺陷检测数据集，是一个专为研究和开发自动 PCB 缺陷检测技术而设计的数据集，旨在为学术界和工业界提供一个标准的基准来评估和改进 PCB 缺陷检测算法。数据集包含 1386 张高质量的 PCB 图像，包含了六种常见的 PCB 表面缺陷类型分别是缺失孔（Missing Hole）、鼠标咬伤（Mouse Bite）、开路（Open Circuit）、短路（Short Circuit）、杂散（Spur）以及伪铜（Spurious Copper）。其中 693 张图像经过精心标注，并提供了详细的缺陷位置和类别信息，以 JSON 或 VOC 格式存储用于目标检测任务。数据集由训练集、验证集和测试集组成，划分比例如表 1 所示。

表 1 数据集划分

训练集	验证集	测试集
555	69	69

约 80% 数据用于训练模型，约 10% 数据用于验证模型的性能并调整超参数，剩余部分用于最终评估模型的泛化能力，数据集样例图片如图 2 所示。

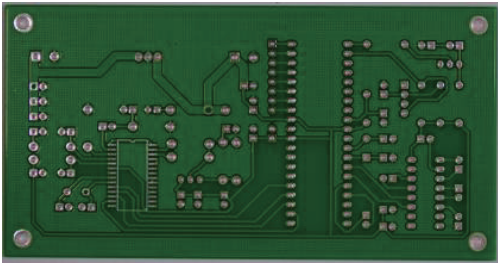


图 2 数据集样例图片展示

1.2 PyQt 介绍

PyQt 是一个广受开发者青睐的 Python 绑定库，开发者可以基于 Qt 框架构建跨平台的图形用户界面应用。PyQt 由 Riverbank Computing 开发并维护，它提供了对 Qt 框架的完整访问，使得 Python 程序员能够利用 Qt 的强大功能来构建功能丰富且美观的应用程序。PyQt 的主要组成部分包括 PyQt5，它是 PyQt 的第五代版本。PyQt 的显著特点是它的灵活性和强大的 API。它不仅支持使用 Python 编写应用程序逻辑，而且还支持使用 Qt Designer，使得开发者高效便捷的设计交互界面，如图 3 所示。然后通过 PyQt 的 uic 工具将设计好的 ui 文件转换成 Python 代码。这种方式可以让开发者更加专注于逻辑开发，同时保持界面设计的专业性。

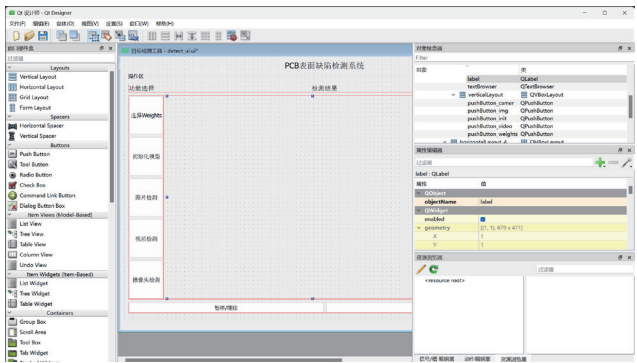


图 3 Qt Designer 设计界面过程展示

2 模型改进和系统设计

2.1 模型改进

基于现有的 YOLOv5s 网络结构提出新的检测模型 YOLOv5s-ECA，在骨干网络中添加一个 ECA 模块，以增强通道间的信息交互。在用于目标检测的不同尺度特征图上应用 ECA 模块，以增强这些特征图中通道间的信息关联，整体结构如图 4 所示。

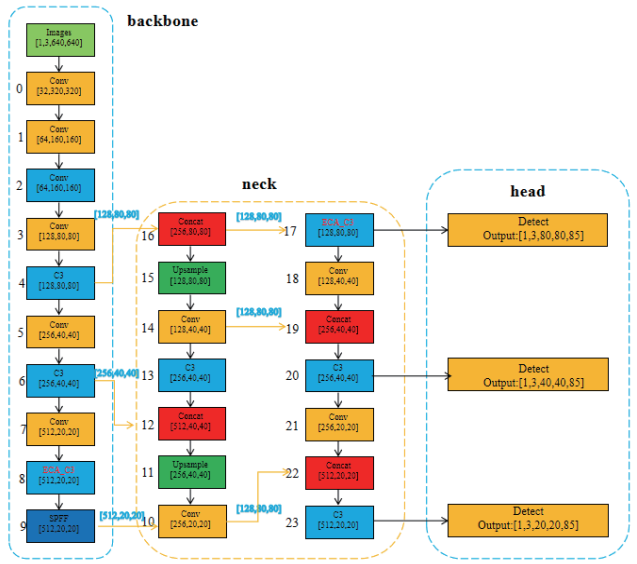


图 4 YOLOv5s-ECA

ECA 注意力机制通常被广泛应用于卷积神经网络（CNN）中，ECA 的处理流程如图 5 所示，它的设计目的是为了提高模型的效率和性能。

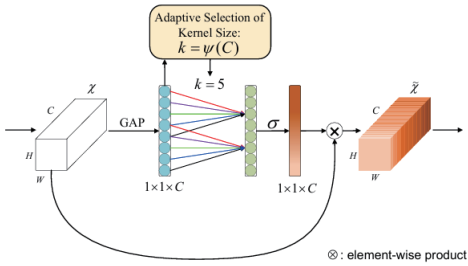


图 5 ECA 处理流程

传统的注意力机制通常会引入额外的计算成本，而 ECA 机制则试图通过一种轻量级的方法来减少这种开销。ECA 注意力机制的工作流程通常如下。

首先通过标准的卷积操作从输入图像中提取特征。设 $X \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 为输入特征图，其中 C 表示通道数， H 和 W 分别表示高度和宽度。

然后基于全局平均池化^[10]操作 g 将得到的特征压缩成一个通道描述符 z ，即一个向量，该向量包含了每个通道的信息。

$$z = g(X) = \frac{1}{H \times W} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W X(h, w) \quad (1)$$

接下来通过一个可学习的一维卷积操作 f 来处理这个通道描述符 z ，以捕捉通道间的依赖关系。其中 f 是一个可学习的一维卷积核，其大小 k 可以自适应地确定，通常为：

$$k = 2 \times \frac{\sqrt{H \times W}}{C} + 1 \quad (2)$$

$$y = f(z) \quad (3)$$

接下来通常会施加一个非线性激活函数 σ （如 sigmoid），产生一个 $[0,1]$ 范围内的权重向量，代表每个通道的重要性。

$$s = \sigma(y) \quad (4)$$

最后将生成的权重向量 s 与原始特征图 X 相乘，对每个通道进行重新加权，得到增强后的特征图 $\tilde{X}$ ：

$$\tilde{X} = s \otimes X \quad (5)$$

式中： $\otimes$ 表示逐元素乘法（点乘）操作，即将权重向量 s 中的每个元素与对应的通道在 X 中的值相乘。

通过这种方式，ECA 注意力机制能够有效地增强重要特征并抑制不重要的特征，从而提高模型的整体性能。

2.2 系统设计

PCB 表面缺陷检测系统主要由图像采集、预处理、表面缺陷检测以及可视化四个关键模块组成，如图 6 所示。

(1) 图像采集模块：该模块负责获取待检测的 PCB 板图像。本系统读取存储在本地的图片、离线视频，或者实时调用摄像头来进行图像采集实现。

(2) 图像预处理模块：该模块负责处理从图像采集模块获取的原始图像，通过各种技术手段优化图像质量，以利于后续的缺陷检测工作。通常会进行图片的在线增强，如平移、缩放、旋转等，同时会调整图像大小以适应模型输入要求。

(3) 缺陷检测模块：该模块的核心是 YOLOv5s-ECA

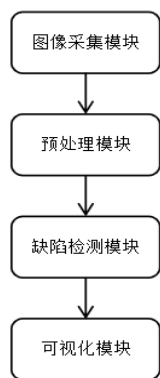


图 6 系统模块组成

深度学习模型，用来识别并分类 PCB 表面的各种缺陷类型。当接收到预处理后的图像时，模型会输出包含每个缺陷位置及其类型的预测结果。

(4) 用户界面显示模块：该模块负责为用户提供了友好的交互方式，使用户能够轻松地操作整个检测流程。主要功能包括。

① 文件管理：允许用户选择要加载的图像或视频文件，并保存检测结果。

② 检测选项：提供不同的检测模式（如单张图片、离线视频或实时视频流），以及选择不同模型的能力。

③ 结果可视化：显示原始图像与标注过的缺陷区域，同时提供详细的统计信息。

④ 控制按钮：让用户暂停 / 继续检测过程，或者结束当前任务。

3 实验

3.1 实验环境

本次实验基于 Windows10 系统，具体配置为：CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-13600KF 3.50 GHz，GPU 为 RTX 2080Ti(12 GB)，PyTorch 版本为 1.8.0，Python 版本为 3.8，Cuda 版本为 10.2，batchsize 设置为 8，epochs 设置为 200。

3.2 评价指标

在目标检测领域，通常使用精确率（precision，P）、召回率（recall，R）、平均精度（average precision，AP）和均值平均精度（mean average precision，mAP）几个指标帮助评估模型在检测不同类别的目标时的表现。

精确率是指模型正确识别为目标类别的样本数占所有被预测为目标类别样本总数的比例。精确率定义为：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

式中：TP (true positives) 指的是模型正确识别为目标类别的样本数量；而 FP (false positives) 则是指模型错误地判断为目标类别的样本数量。

召回率是指模型正确识别为目标类别的样本数占所有实际为目标类别样本总数的比例。召回率定义为：

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

式中：FN (false negatives) 指的是模型未能正确地识别为目标类别的样本数量。

平均精度是不同召回率水平下精确率的平均值。在目标检测任务中，通常会在不同阈值下绘制精确率 - 召回率曲线（PR 曲线），并计算曲线下方的面积以获得 AP 值。AP 值越高，表示模型在各个召回率水平下的表现越佳。

均值平均精度 (mAP) 是在多个类别上计算的平均 AP 值。

mAP 是目标检测领域中最常用的综合评价指标之一，它能全面衡量模型在所有类别上的表现。

3.3 实验结果

本次的实验结果如表 2 所示，引入 ECA 注意力机制后的模型 PR 曲线以及检测结果分别如图 7 和图 8 所示。

表 2 实验结果对比

Model	Precision	Recall	mAP ₅₀	mAP ₅₀₋₉₅
YOLOv5s	0.866	0.879	0.881	0.419
YOLOv5s-ECA	0.928	0.893	0.915	0.461

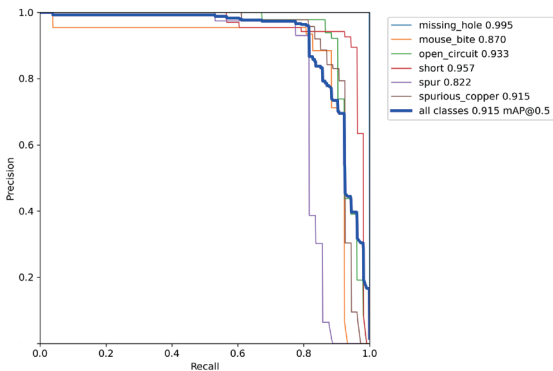


图 7 改进后的模型 PR 曲线

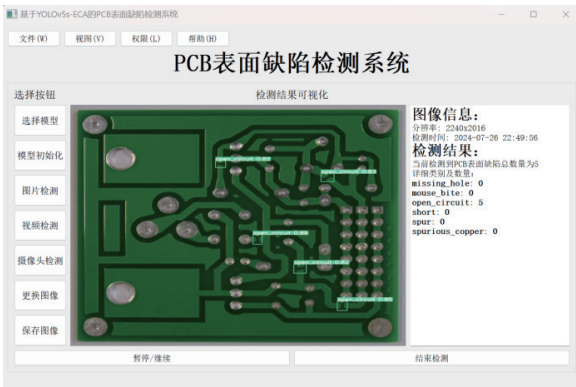


图 8 系统检测效果图

可以看出，通过引入 ECA 注意力机制，各项指标均有提升，模型的 mAP₅₀ 从 0.881 提升到了 0.915，模型的检测能力进一步增强。

4 总结

在现代制造业中，PCB（印刷电路板）的质量控制至关重要。鉴于 PCB 是电子产品中的核心部件，即使是最微小的制造缺陷也可能导致产品故障或性能下降。传统的 PCB 缺陷检测方法主要依赖人工检查，这种方式不仅耗时耗力，而且容易出现误检或漏检的情况。本文提出的基于 YOLOv5s 并结合 ECA 注意力机制的 PCB 缺陷检测系统不仅提高了检测精度，还通过 PyQt 图形界面提高了用户体验。

参考文献：

[1] 杨杰, 张书杰. 基于密集 YOLOv3 的印刷电路板缺陷识别[J]. 北京邮电大学学报, 2022, 45(5):42-48.

[2] 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(CVPR). Piscataway: IEEE, 2016:779-788.

[3] REDMON J, FARHADI A. YOLO 9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, [v.1]. Piscataway: IEEE, 2017: 6517-6525.

[4] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift[C]//ICML'15: Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning - Volume 37. New York: JMLR.org, 2015:448-456.

[5] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[DB/OL]. (2018-04-08)[2024-03-26]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.

[6] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2016:770-778.

[7] BOCHKOVSKIY A, WANG C, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[DB/OL]. (2020-04-23)[2024-03-22]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.

[8] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 8759-8768.

[9] WANG A, CHEN H, LIU L H, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[DB/OL]. (2024-05-23)[2024-06-20]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.14458>.

[10] LIN M, CHEN Q, YAN S C. Network in network [DB/OL]. (2013-12-16)[2024-05-17]. <http://arxiv.org/abs/1312.4400>.

【作者简介】

徐沛航（1995—），男，陕西西安人，硕士，助理工程师，研究方向：计算机视觉、嵌入式系统。

任杰（1998—），男，陕西咸阳人，硕士，助理工程师，研究方向：计算机视觉、嵌入式系统。

王瑞仪（1997—），女，陕西宝鸡人，硕士，助理工程师，研究方向：计算机视觉、嵌入式系统。

（收稿日期：2024-07-29）