

# 复杂背景下印制电路板元器件视觉检测关键技术

杨洋 丁铭杰

上海航天电子技术研究所, 上海, 201103;

**摘要:** 本文主要研究深度学习技术在印制电路板(PCB)元器件目标检测中的应用情况, 分析它的关键的优化途径和发展的走向, 目的在于打破目前传统自动光学检测(AOI)系统对高密度、复杂背景PCB检测精度和泛化能力受限。采用文献综述法整理出有关的资料, 并对双阶段和单阶段目标检测框架PCB元件识别的运行机制以及性能进行了梳理, 从密集排列、尺寸差别大、强光干扰等实际应用场景中技术难点入手, 提出了多尺度特征融合、混合注意力机制、网络结构剪枝、生成对抗网络数据增强相结合的整体优化策略。研究表明, 相比传统的、依靠人工工程化的视觉分析方法来说, 用端到端的方法, 即学习深度神经网络来获取深层次的抽象特征, 可以大大提高对各种异形或者小型器件检测的效果。经过以上改进的YOLO系列框架, 在保证较好定位精度的基础上, 依然可以满足工业制造流水线实时响应的需求。就长远而言, 伴随着半监督学习方法的不断改进以及边缘智能终端设备的普及, 使用深度学习为主的检测技术来提高产品检验的效率、降低人工检验费用, 使印制电路板生产过程中质量控制走向智能化、高效化的方向。

**关键词:** 深度学习; 印制电路板(PCB); 目标检测; 机器视觉

**DOI:** 10.69979/3041-0673.26.05.025

## 引言

随着现代电子信息产业迅速发展, 智能终端设备朝着微型化、多功能化、高集成化方向发展。承载电子元件、做电气连接的电子电路板(PCB)越来越复杂。目前新型PCB产品中常常集成多种微型表面贴装元器件(SMD), 有0201、01005等超小尺寸的电阻、电容以及有多个引脚的集成电路。当元器件高度密集的时候, 任何一个元器件位置的偏差或者功能上的故障都会导致整块电路板失效, 给企业造成巨大的经济损失和品牌形象风险。传统电子制造业普遍采用自动光学检测技术(Automated Optical Inspection, AOI)对PCB上的元件进行质量评估与故障排查。

## 1 印制电路板元器件检测面临的挑战

### 1.1 密集排列与尺度多变问题

现代印刷电路板(PCB)设计要尽量在有限的空间里布置出最多的元件, 因此元件的布局非常密集、复杂。基于深度学习目标检测任务当中, 因为密度较高造成遮挡、边界框重叠等情况是常见的并且会对任务产生影响的。当很多微小元件太近的时候, 卷积神经网络(CNN)在特征提取的过程中就会产生局部特征混叠的现象, 不能很好地提取出单个元件的独立语义表示, 从而导致后面NMS处理时将相邻元件错误合并或者删除。PCB上的目标存在较大的尺度差异, 一方面大尺寸部件有中央

处理器(CPU)插槽或者电解电容所占的图像面积很大, 另一方面是小器件如贴片电阻等, 它的像素大小远小于前者。这三种特点一起构成了深度学习模型在PCB检测上准确性的主要障碍。

### 1.2 背景干扰与光照敏感性

印刷电路板(Printed Circuit Board, PCB)的物理性质和制造环境都会给视觉检测带来大背景的干扰。基材FR-4覆铜板上一般会有多种颜色的阻焊层(绿色、黑色、蓝色、白色等), 表面有复杂的铜箔走线和很多的孔洞, 上面还有白色的标志文字。这些特征所形成出来的纹理模式, 在视觉成像过程中同某种封装元件具有较为相似的灰度变化走向, 这对用深度学习做图像前景分割的算法来说, 构成了极大的麻烦。在工业相机常用的环形光源或者同轴照明下, 焊接工艺中常用的焊锡膏、助焊剂都会产生强烈的镜面反射作用, 使检测更加不准。

## 2 基于深度学习的主流目标检测算法在PCB中的应用

### 2.1 双阶段检测算法的精确度优势

在早期阶段, 尤其是对于对检测准确度有较高要求的PCB离线复判情况来说, Faster R-CNN这样的双重阶段检测技术比较适合。该类算法是以核心设计思想为依托, 把目标定位和分类任务拆分为两个互相独立、逐步深入的子过程。首先用专用区域建议网络(RPN)从输

入图像特征图中产生大量的潜在 PCB 元件候选框，初步筛选掉大部分背景区域；再用感兴趣区域池化(RoI Pooling 或者 RoI Align)把异形候选框转换到标准空间中，然后传送到后面全连接层网络做更加精细的分类以及边界框调整。分层处理机制使得双阶段框架的检测性能很好，在处理外形相似但属性不同的 PCB 元件时可以取得较好的区分能力，使用更深的分类结构可以得到更多的细微纹理特征来防止误判。这种性质存在明显的缺点，就是计算量大、推理速度慢。由于每一个候选框都需要单独做特征重构和前向传播计算，在对高分辨率图像进行分析时，单次检测所花费的时间就会达到几百毫秒甚至更久，不能满足现代 SMT 智能制造生产线严格规定的节拍时间。这也成了影响它在实时在线监测系统中大规模应用的主要限制因素。

## 2.2 单阶段检测算法的实时性突破

工业检测对高效响应有很强需求，在这种情况下，以 YOLO 架构为基础的一类单阶段目标检测方法逐渐成为 PCB 元件识别的主要手段。该类方法抛弃了传统两阶段检测架构中那些不必要的部分，将目标定位与分类合二为一地进行处理，在同一个预测步骤里完成了从图像像素到候选框位置以及类别标签的端到端映射。以 YOLOv3 到 YOLOv8 为例可以发现这是以改变网络结构极大提高性能的家族，首先用经典的卷积层代替 CSPDarknet 这些高效特征提取模块来降低计算量，其次解码的时候将锚框和类别预测分开处理，从而加快了推理的速度，在探索无锚点的方法以提高通用性方面也有尝试。由于上面的改进，在实际使用中不仅能够达到很高的实时检测速度，在高性能 GPU 的支持下也可以达到 60 帧每秒以上的处理速度，符合 AOI 系统的高速流水线同步工作要求，回归精度接近甚至超过一些经典两阶段框架，在某些场景下检测效果非常好，给工业制造领域智能化升级提供可靠的保证。

## 3 面向 PCB 元器件检测的深度学习优化策略

### 3.1 多尺度特征融合技术的改进

由于 PCB 元件尺寸差别较大，所以单层次的网络不能达到精确预测的效果。目前主流的检测算法一般都采用多尺度特征融合的方式，取得较好的效果，其中最知名的结构就是基于 FPN 的结构以及 PANet 等。当对 PCB 图像进行分类时，骨干网络会使用多级卷积和降采样的方式得到有层次结构、语义越来越深的一系列特征映射。FPN 独创地加入了一条自顶向下的侧链路径设计，

将高层提取到的高度抽象、带有丰富语义特征的空间定位较模糊的特征图，经上采样处理后与低层带有明确物理空间结构但缺乏充分语义信息内容的特征图进行逐像素加权或拼接，最后得到一个兼具高分辨率和强语义表达能力的统一特征框架。根据目标大小的不同，可以合理地把它分配到不同的特征层上，即对于大型的 IC 模块，可以在顶层得到一个大的范围区域，而对于小型的 0201 来说，在其对应的网格内做准确的定位。根据目标尺寸和网络的感受野相匹配的原则来建立该种模式的算法，很好地解决了传统深度学习模型对小目标造成“消失”的技术问题，从而实现从厘米级到毫米级各种尺度元素同等程度的快速识别效果。

### 3.2 注意力机制的引入与背景抑制

在复杂的 PCB（密集布线、多彩阻焊层、高反光焊盘等）环境中找到元件成了主要问题。为了使人类视觉系统具有“目标聚焦”的能力，深度学习网络就加入了注意力机制(Attention Mechanism)，并把它用作提高检测鲁棒性的关键方法。目前主流注意力模块有通道级注意力(SE Network)、空域融合注意力(CBAM 或者坐标注意力 CoordAtt)等。通道级注意力利用全局平均池化和多层感知器自适应地产生各个通道特征图的重要权值向量，空间注意力用空间维度信息传递的规则来动态地改变模型对于关键区域的关注度。在实际使用过程中，在残差网络等基本结构的重要位置嵌入注意力模块，既可以很好地剔除背景噪声和无关干扰信息，又可以在各种光照条件和颜色差别环境下得到稳定的识别结果，从而大幅减少由于复杂的背景造成的误判数目。尤其是一些被丝印遮挡或者磨损之后，不能完全看见的元器件，其特征提取就变得更加简便，分类的准确性也得到改善，使整个检测系统的工作更为高效。

### 3.3 模型轻量化与边缘端部署

尽管深度卷积神经网络(CNN)对目标检测领域有着不错的效果，但是它高耗能、复杂的计算需求却成了实际应用中无法逾越的技术难题。PCB 制造业中工业现场为了满足多节点 AOI 检测需求，如果每一台机器都配备了高性能计算单元，将会使得成本大幅增加，能耗大幅增加。在上述情况下，用工业边缘计算平台（工控机、嵌入式边缘终端等）建立轻量级模型研究就显得十分必要。一方面就是改进网络结构，用 MobileNet、ShuffleNet 等低复杂度的骨干网络代替传统的高计算量的骨干结构，在保证高识别率的同时大幅度降低计算量；

另一方面是对预训练的深层网络模型进行剪枝、知识蒸馏、低精度量化等一系列优化,使它的参数量大大减少。采用稀疏化技术剔除权重贡献小的模块,用FP16或者INT8格式对数值进行转换,从而降低存储开销并且提高运算速度。因此,具有轻量化计算基础框架的一代智能检测系统在工业化的场所以使用,对PCB板材质量控制而言,又赋予了强大的技术支持。

## 4 数据集构建与数据增强技术

### 4.1 高质量 PCB 数据集的标注与清洗

数据集的质量对于数据密集型应用的深度学习来说,可以决定模型性能的好坏。垃圾输入产生的垃圾输出,这句话很好地体现出了高质量的原始数据对于建立高效的机器学习系统来说多么的重要。相比于自动驾驶和人脸识别,PCB元器件缺陷检测领域中主流的是正常样本,异常样本(例如位置偏移、极性错误等)少之又少,在现实生产现场中,该类别数据分布明显存在长尾现象,即大量出现负例很少出现的典型正例。由此造成的极度类别不平衡就会导致神经网络在训练过程中出现灾难性的遗忘现象,进而使得该模型对少数类别的识别准确度降低。为了解决以上问题建立一个可靠的工业检测系统要花费大量的人员和时间,数据采集专业、预处理严格、人工像素级标注精细都是工业检测系统建设过程中必须包含的部分。标注过程必须遵守统一标准,用多层质量检验排除无效、低效数据,进而提高训练样本整体质量和可操作性。

### 4.2 生成对抗网络在数据扩增中的应用

由于数据不足、类别严重不平衡等难题,传统的手工标注方法已经不能满足实际需求了。由于异常缺陷样本获取周期长、覆盖范围小,不能很好地反映复杂的多场景。此时采用先进的人工智能技术在虚拟环境中产生高质量的训练数据就成为工业领域的主要方法。目前主流的数据增强方法主要就是几何变换(旋转、缩放、平移)+像素级操作(噪声加/减、色域调整)。近年来,基于生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)的方法在PCB检测领域展现出显著优势。在少量真实的缺陷实例上用对抗模型可以学到高质量、高逼真性的新的样本。新的样本可以包括各种典型缺陷类型(位置偏移、形变破坏等),并用条件约束模拟出在不

同环境下由于图像引起的各种影响,例如工厂照明情况、电路板表面状态变化等。为了提高模型的泛化能力,研究者又使用了马赛克扩展以及混合增强的方法,将多个原始或者来自不同来源的图像按一定比例进行拼接或者融合,构造出更加复杂的任务环境,迫使算法在更高的难度下完成目标识别。上述的创新性数据增强技术不但能解决小样本的问题,而且能大幅提高模型对现实中突发事件的适应度,给其他类似问题的研究提供一定的参考。

## 5 结语

根据研究结果可以得出结论,用深度学习实现的PCB元件目标检测比传统的视觉检测要好。依靠深层卷积神经网络高效提取特征的特点,采用多尺度融合的方式提高场景的适用性,使用注意力机制聚焦于重要区域,采用轻量化网络结构和数据增强的方式提高模型的表现,在高密度、背景复杂的PCB图像检测中可以得到较好效果。

### 参考文献

- [1] 余江,杨晓青.基于深度学习的遥感图像小目标检测技术研究[J].计算机科学与应用,2025,15(7):182-194.
- [2] 郝佳妮,农丽萍,刘安平,方瑾瑜,田方圆.面向小样本学习的PCB缺陷智能检测方法[J].2025(4):36-41.
- [3] 郑欣,田琳,张艳,等.基于深度学习的无人机巡检风机叶片表面缺陷智能检测方法[J].液晶与显示,2026,41(2).
- [4] 张伊健,张成志,尹勇,等.基于深度学习的船舶图像目标检测技术综述[J].船舶工程,2024,46(10):48-58.
- [5] 胡小树,宋亚林,王元,等.基于深度学习的工业小目标检测算法IndusNet[J].河南科技学院学报(自然科学版),2026,54(1):90-100.

作者简介:杨洋,1996年,男,汉族,安徽黄山,本科,智能制造。

丁铭杰,1997年,男,汉族,山东威海,硕士,智能制造。