# 融合图像识别的PCB线圈板线宽一致性智能检测方法研究

卓义勇，李姝婷，贺　波，杨丽华，李婷婷

（广东喜珍电路科技有限公司，广东 肇庆 526000）

**摘　要：** 针对高密度印制电路板（PCB）线圈板在制造过程中存在的线宽不一致、局部蚀刻偏差及人工检测效率低、主观性强等问题，提出一种融合图像识别与深度学习的线宽一致性智能检测方法。该方法基于工业视觉采集系统获取高分辨率PCB图像，通过图像预处理、边缘增强和亚像素级轮廓提取实现高精度线宽测量，并引入轻量化卷积神经网络（CNN）结合结构化测量模型，实现线宽一致性的自动判定与缺陷分类。

**关键词：** PCB检测；线宽一致性；机器视觉；CNN；工业检测

**中图分类号：** TP391　　**文献标识码：** A

# Research on intelligent detection technology for line width consistency of PCB coil boards integrating image recognition

ZHUO Yiyong, LI Shuting, HE Bo, YANG Lihua, LI Tingting

(Guangdong SEEGEM Circuit Technology Co., Ltd., Zhaoqing, Guangdong 526000, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of inconsistent line width, local etching deviation, low manual inspection efficiency, and strong subjectivity in the manufacturing process of Printed Circuit Board (PCB) coil boards, an intelligent detection method for line width consistency integrating image recognition and deep learning is proposed. The method acquires high-resolution PCB images based on an industrial vision acquisition system, achieves high-precision line width measurement through image preprocessing, edge enhancement, and sub-pixel contour extraction, and introduces a lightweight Convolutional Neural Network (CNN) combined with a structured measurement model to achieve automatic determination of line width consistency and defect classification.

**Key words:** PCB inspection, line width consistency, machine vision, CNN, industrial inspection

## 1　引言

在PCB线圈板制造过程中，由于曝光、蚀刻及电镀等工艺波动，常出现线宽不一致、局部过蚀或欠蚀等缺陷。传统检测方法主要依赖人工显微测量或离线抽检，存在检测效率低、难以满足高速产线需求、人为误差大、结果一致性差、无法实现全覆盖在线检测、对微小尺度变化敏感性不足等问题。因此，构建一种基于机器视觉和人工智能的自动化检测方法具有重要工程意义。为此，本文提出一种融合图像识别与深度学习的线宽一致性智能检测方法，以实现PCB线圈板线宽的自动化、高精度检测。

## 2　系统总体设计

基于上述检测方法，本文设计并实现一种PCB线圈板线宽自动检测系统。该系统由图像采集、图像处理与特征提取及智能判定三大模块构成。其中，图像采集模块负责高质量PCB图像获取；图像处理与特征提取模块完成线宽建模、预处理和边缘提取；智能判定模块实现线宽一致性判定与缺陷分类。下面分别阐述各模块的具体实现方法。

## 3　检测方法设计

### 3.1　图像采集方案

图像采集是线宽检测的首要环节，其成像质量直接影响后续测量与判定精度。为消除透视畸变、保证微细线路的几何真实性，本文采用高分辨率工业相机配合远心镜头进行成像；引入环形同轴光源，抑制金属表面反光与阴影干扰，提升图像稳定性和可重复性[1]。采集过程中，相机与PCB线圈板保持固定工作距离，通过触发信号和产线同步，实现连续在线采集。所获图像经数据接口传输至图像处理模块，为后续预处理、边缘提取及智能判定提供原始数据。

### 3.2　图像处理与特征提取方法

图像处理与特征提取是线宽测量的核心环节，主要

包括图像预处理和边缘提取，PCB线宽建模方法两部分。

3.2.1　图像预处理与边缘提取

在PCB微细结构成像过程中，常受到光照不均、噪声干扰及反射影响，因此必须进行多阶段图像增强处理以提升边缘可分性。首先对RGB图像进行灰度化转换，将彩色信息压缩为单通道亮度信息，以降低计算复杂度并突出结构特征；其次采用CLAHE方法增强局部对比度，使微小线宽变化更加明显[2]；再次结合Canny算子进行边缘检测，并通过梯度方向约束减少虚假边缘干扰；最后通过亚像素插值方法对边缘曲线进行拟合，将检测精度提升至0.1像素级，为高精度线宽测量奠定基础。灰度化转换过程可表示为：

$$I_g=0.299R+0.587G+0.114B \tag{1}$$

3.2.2　PCB线宽建模方法

为实现PCB线圈板线宽一致性的量化描述，首先将导线结构抽象为几何模型。设PCB导线中心线为$C(x,y)$，左右边界分别为$E_1(x,y)$，$E_2(x,y)$，通过对边界点进行等距采样，可得到沿走向方向的局部线宽序列$W_i$。在此基础上，引入统计学方法构建整体一致性评价指标，用于衡量线宽波动程度：波动越小，说明工艺稳定性越高；反之则可能存在蚀刻偏差或曝光不均问题。最终采用标准差作为一致性度量：

$$\sigma_W=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(W_i-\dot{W})^2} \tag{2}$$

当$\sigma_W>T$时，判定为线宽不一致缺陷，从而实现由几何测量到质量判定的统一映射。

### 3.3　智能判定方法

智能判定可实现线宽状态的自动判定和缺陷分类，主要包括深度学习检测模型与线宽一致性融合判定机制两部分。前者通过轻量化CNN对局部线路图像进行分类，后者将CNN输出和统计测量评分融合，形成最终判定结果。

3.3.1　深度学习检测模型

为提升线宽异常识别能力，构建轻量化CNN模型对ROI图像进行分类学习。模型输入为128×128像素的局部线路图像，通过三层卷积结构提取空间特征，并结合ReLU激活函数和BatchNorm层提升收敛速度与稳定性[3]。特征融合后，通过全连接层输出二分类结果（正常/异常），实现线宽状态的智能判定。模型训练采用交叉熵损失函数：

$$L=-\sum y\log(\hat{y}) \tag{3}$$

此外，为提升模型在复杂工业环境下的泛化能力和鲁棒性，训练过程中引入随机旋转、光照扰动及噪声模拟等数据增强策略，以有效避免过拟合。

3.3.2　线宽一致性融合判定机制

为提高检测结果可靠性，提出“视觉测量+深度学习”双通道融合判定机制，将传统几何测量和CNN分类结果进行协同决策[4]。其中，视觉测量模块用于计算线宽统计一致性评分，CNN模型用于输出缺陷概率，实现规则驱动和数据驱动的互补融合。最终综合判定函数定义如下：

$$F=\alpha\cdot F_{\text{cnn}}+(1-\alpha)\cdot F_{\text{measure}} \tag{4}$$

其中，$F_{\text{cnn}}$表示神经网络输出的异常概率；$F_{\text{measure}}$表示基于统计波动的测量评分；$\alpha$为权重系数（实验取0.6）。

## 4　实验设计

### 4.1　实验环境

为验证本文方法的有效性，搭建了完整的工业级实验平台。硬件方面采用Intel i7高性能处理器的工业计算机，配备32 GB运行内存与RTX 4060图形加速卡，以满足图像处理和深度学习模型训练的计算需求。软件环境方面，PCB线圈板线宽自动检测系统基于Python开发，结合OpenCV完成图像处理任务，利用PyTorch构建深度学习模型，并采用Scikit-learn进行辅助统计分析和性能评估。图像采集部分使用500万像素工业相机，并搭配远心镜头以减少成像畸变，同时采用同轴环形光源提升金属线路边缘的清晰度和稳定性[5]。实验数据来源于实际PCB线圈板生产线，共采集3 200组高质量图像数据，为模型训练与测试提供可靠的数据基础。

### 4.2　实验数据说明

本文所用数据集覆盖PCB线圈板在不同工艺状态下的典型形态，以保证模型具有良好的泛化能力和工程适应性。数据总体规模为3 200组样本，按线宽质量状态划分为3类：正常均匀线宽样本1 800组，主要来源于工艺稳定条件下的标准生产批次；轻微波动样本900组，主要反映蚀刻过程中的微小偏差和工艺漂移情况；明显缺陷样本500组，包含局部过蚀、欠蚀及线宽断裂等典型异常情况。所有样本的线宽范围控制在0.05~0.3 mm之间，覆盖了实际PCB制造中的关键精度区间。通过构建多层级质量分布数据集，使模型能够同时学习正常模式和异常模式的差异特征，从而提升检测系统在复杂工业环境中的鲁棒性与识别能力[6]。

## 5　结果与分析

### 5.1　检测性能对比

为验证本文方法在PCB线宽一致性检测中的有效性，选取人工检测和传统图像处理方法进行对比实验。从整体结果来看，人工检测受限于主观经验与视觉疲劳问题，检测稳定性较差，准确率仅为82.1%，且误报率较高；传统图像处理方法通过边缘提取和阈值分析提升了一定的自动化水平，但在复杂光照和微小线宽变化情况下仍存在识别不足的问题；本文方法融合深度学习和统计测量模型，在多源信息协同作用下表现出更优性能，整体检测准确率达到96.8%，平均测量误差控制在

±2.3 μm以内，误报率降低至3.7%。实验结果表明，该方法在精度与稳定性方面均具有明显优势，更适用于工业级在线检测场景。

### 5.2 鲁棒性分析

为验证本文方法在复杂工业环境下的适应能力，分别在强光反射、图像模糊及噪声干扰3种典型退化条件下进行测试。强光反射情况下，虽然局部区域对比度下降，但系统仍能保持较稳定的边缘识别能力，整体准确率下降不足2.1%；图像模糊场景中，由于边缘细节部分丢失，检测难度增加，但通过多特征融合机制，准确率下降仍控制在3.5%以内；噪声干扰条件下，模型依靠深度学习特征提取能力和统计一致性约束，依然保持超过94%的检测性能。综合结果表明，该方法在不同退化条件下具有良好的稳定性和抗干扰能力，能够满足实际PCB生产线复杂环境下的检测需求。

### 5.3 误差来源分析

在实际检测过程中，该系统误差主要来源于多个环节的综合影响。首先，PCB表面氧化或污染会导致局部反射特性变化，使边缘灰度过渡不明显，从而影响轮廓提取精度；其次，尽管采用远心镜头进行成像，仍存在一定程度的光学畸变残留，在高倍率放大条件下会放大测量偏差；再次，在超薄线宽区域，由于像素离散化限制和亚像素插值误差叠加，可能出现轻微漂移现象；最后，蚀刻工艺本身存在随机波动，不同区域线宽差异可能属于真实物理变化，而非检测误差。因此，误差分析中需区分系统误差与工艺波动，以提高检测结果的工程解释性和可靠性。

## 6 结束语

本文提出一种融合图像识别与统计建模的PCB线圈板线宽一致性智能检测方法，通过将机器视觉亚像素测量和轻量化深度学习模型协同融合，实现对微小线宽变化的高精度识别和稳定判定。实验结果表明，该方法在检测精度、鲁棒性及工业适应性方面均显著优于传统人工检测和单一图像处理方法，能够有效降低误检率并提升检测一致性，为PCB智能制造质量控制提供可靠技术支撑。

未来研究可从以下方面展开：进一步引入Transformer视觉模型，增强对长距离依赖特征的建模能力；结合多光谱成像技术，提高对复杂材料表面差异的识别能力；引入在线自适应学习机制，使模型在产线运行过程中持续优化参数，更好地适应工艺波动与环境变化。

**参考文献：**

[1] 周锋，李红星，郭权，等.线圈电路板电感值影响分析[J].印制电路信息，2026，34(4)：38-41.
[2] 吴宝明，黄华，冯正权.基于印制板无芯平面圆形螺旋电感线圈的经皮能量传输研究[J].生物医学工程学杂志，2010，27(4)：749-752.
[3] 谭超，朱成昂，刘伟，等.基于阵列PCB传感的金属板材缺陷检测系统[J].传感技术学报，2025，38(11)：1947-1954.
[4] 姚峰，张斌，代伟，等.线圈板耐电压测试夹具制作技术[J].印制电路信息，2019，27(7)：63-66.
[5] 朱灿华，李华团.四线四端子飞针电阻法测量线圈板开路/短路的应用[J].印制电路信息，2014(9)：68-70.
[6] 杨鑫，张家洪，沈鑫，等.基于PCB罗氏线圈的反窃电在线监测系统设计[J].传感器与微系统，2021，40(5)：81-84.

**作者简介：**

卓义勇(1987—)，本科，工程师，研究方向：人工智能应用。