

Research on Circuit Board Welding Anomaly Detection Algorithm Based on Deep Learning *

QIN Ying, LI Peng *, LI Jushang

(College of Optical and Electronical Information Changchun University of Science and Technology, Changchun 130000, China)

Abstract: The quality of the solder joints determines the reliability of the board, and the rapid detection of abnormal board soldering is a prerequisite for mass production. In order to quickly and accurately detect welding anomalies, a kind of image recognition algorithm for solder joint based on deep learning is proposed. The algorithm is implemented by adaptive moment estimation combined with accelerated convolutional neural network, and it can quickly classify and detect a large number of welding pictures. In the experiment, 5 000 welding images were selected for the training set test, and compared with the traditional K -means clustering algorithm and Canny edge detection algorithm. The experimental results show that the three methods have similar effects in the small ball and bridge defects, but the algorithm has obvious advantages in the case of virtual welding and less tin defects. In the 1 000 sets of test set experiments, the comprehensive detection rate and recall rate were 97.92% and 98.21%, respectively. It is obviously superior to the traditional method, and the algorithm has a good application prospect.

Key words: machine vision; weld image recognition; adaptive threshold; deep learning; Adam algorithm

EEACC: 8620; 0170G

doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2020.02.028

基于深度学习的电路板焊接异常检测算法研究 *

秦 颖, 李 鹏 *, 李居尚

(长春理工大学光电信息学院, 长春 130000)

摘 要: 焊点的焊接质量决定了电路板的可靠性, 而电路板焊接异常的快速检测是大批量生产的先决条件。为了快速实现焊接异常的精确检测, 提出了一种基于深度学习的焊点图像识别算法。该算法通过自适应矩估计配合加速卷积神经网络实现, 可对大量焊接图片进行快速分类识别检测。实验选取 5 000 幅焊接图像训练集测试, 并与传统的 K -means 聚类算法和 Canny 边缘检测算法对比。实验结果显示, 在小球和连桥缺陷中 3 种方法效果相近, 而在虚焊、少锡缺陷中, 本算法具有明显优势。在 1 000 组测试集实验中, 其综合检出率及召回率分别达 97.92% 和 98.21%, 明显优于传统方法, 验证了本算法具有更好的应用前景。

关键词: 机器视觉; 焊缝图像识别; 自适应阈值; 深度学习; 亚当算法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2020)02-0391-05

随着国民经济水平的不断提高, 电子产品被广泛使用, 带动了大批量生产电子电路板 PCB (Printed Circuit Board) 的巨大市场需求^[1]。

为了实现 PCB 的焊接异常, 精确快速自动光学检测 AOI (Automatic Optical Inspection) 系统是十分必要的。尤其针对元件小、密度高、批量大的快速 PCB 检测需求, 精确、快速的焊点图像识别算法是解决该问题的核心内容。传统的 PCB 焊点检测算

法可实现常见焊接异常的识别, 例如桥连、虚焊、小球、焊珠、空洞等问题^[2-5], 一般采用与标准板进行图像对比分析就能实现, 但出现焊锡量大或量少、焊点不均、边界不清等问题时就难以识别了。为了提高 PCB 焊接异常的检出效果, 多种图像处理算法被尝试, 目前, 常用的检测算法包括: K 值近邻法^[6]、BP (Back Propagation) 算法^[7]、支持向量机 SVM (Support Vector Machine)^[8] 等。 K 值近邻法结构简

项目来源: 国家自然科学基金项目 (61703056)

收稿日期: 2019-06-28 修改日期: 2019-09-20

单、无需学习,但精度低、非线性分析效果差;BP 算法收敛速度慢、还容易造成局部极值,而改进的 BP 算法往往能解决局部最优的问题,但处理速度很难实现较大提升;SVM 对小样本问题非常适用,但随着当前焊接异常类型的不断增大,对于大样本训练而言,该算法的实时性被大幅降低。

随着计算机视觉,智能控制和模式识别的发展,基于深度学习的图像分类算法应用而生^[9]。Li 等人^[10]提出了一种利用结构光视觉的焊缝自动识别方法,提高了系统环境适应能力^[11]。蒋华军等^[12]采用改进型 Sobel 算法实现了焊孔图像的快速检测。林登伟^[13]开发了一种计算机视觉检测算法,完成了船舶焊接缺陷的检测。深度学习 DL (Deep learning) 具有识别能力强、速度快等特点,但面对图像非线性梯度的影响时,降低数据梯度复杂性对处理效果及速度影响很大。对于图像梯度数据处理而言,目前最常用的有 AdaGrad 算法和 RMSProp 算法,分别适用于稀疏梯度及实时对比图像处理中。在本文中采用 Adam (Adaptive Moment Estimation) 算法与深度学习相结合,可以充分发挥该方法根据梯度不同计算不同自适应学习速率的优势,减少冗余信息并且大幅缩减算法收敛时间。

本文提出了一种基于 Adam-DL 的焊接图像质量识别算法,具有检出率高、误检率均低、速度快的优势,为 PCB 焊接缺陷快速检测提供了新的思路。

1 图像预处理

为了对大量 PCB 焊接图像进行快速检测,首先需要对图片进行预处理,其中包括:工件图像增强、图像均衡以及图像平滑,从而使待测图像的特征更为明显,以便更好地提取焊接异常的目标图片。

因为相机传感器对环境光强度的变化不具有高动态适应性,所以照明变化对后续图像处理算法具有很大影响。故本系统首先采用图像增强技术获得图像亮度的合适范围,本算法采用直方图均衡与灰度拉伸算法实现。

首先,将原始图像的灰度直方图转换为均匀分布,即每个灰度级上方的图像的像素数相同,从而实现增加动态值范围的效果。设横坐标为图像灰度级,纵坐标为灰度级像素出现在图像中的频率,灰度级范围为 $[0, L-1]$,则其灰度直方图函数有:

$$h(r_k) = n_k, \quad k \in [0, L-1] \quad (1)$$

式中: r_k 是图像的第 k 个灰度级,并且 n_k 是图像中灰度级为 r_k 的像素的数量。

其次,利用灰度拉伸算法逐点修改图像中每个

像素的灰度值。设原始图像是 $f(x, y)$, 其灰度级范围为 $[l_1, l_2]$ 。为了获得具有 $[l_3, l_4]$ 灰度范围的图像 $g(x, y)$, 需要采用的转换函数有

$$T = \frac{l_4 - l_3}{l_2 - l_1}(r - l_1) + l_3 \quad (2)$$

通过线性拉伸函数后,所有数字图像的像素点灰度值均完成灰度变换,由此可以提高图像的对比度,使图像得到增强。

最后,为了降低焊接图像识别过程中由于背景光不均匀照射、PCB 板表面反光干扰等杂散噪声的影响,采用平滑算法对图像进行处理,即通过降噪和滤波提高待测焊接图像的信噪比。在本系统中采用中值滤波方法实现,在所有像素的对应值中排序并计算中值 Q_{mid} , 其构成一个全能矩阵,则图像可表示为:

$$g(i, j) = TQ_{mid} \sum_{(i, j) \in C} f(i, j) \quad (3)$$

式中: (i, j) 表示像素位置, $(i, j) \in C$, 在焊接图像边界 C 内。由于中心像素的灰度值是根据原始中心像素及其周围像素的灰度值统计分类结果确定的,因此本滤波算法适用于非线性图像处理。利用中值排序可以很容易地排除例如高亮度噪声之类的孤立像素,而对整体图像的影响很小,从而大大降低了图像中离散噪声对图像质量的干扰。

2 基于深度学习的焊点识别算法

2.1 深度卷积神经网络

新算法主要是针对现有算法在虚焊、少锡等情况下漏检率高的问题提出的,由于传统算法中主要利用图像边界完成缺陷检测,所以对虚焊、少锡等情况的识别效率较低。而采用深度学习可以针对虚焊、少锡等非边界缺陷进行数据分类学习,从而大幅提升该类缺陷的判断能力。在方法的选择上,由于需要克服的具体问题是非边界特征的缺陷图像,所以属于非线性问题,利用神经网络结合深度学习可以有效地实现对非线性数据的分类,提高识别概率。

卷积神经网络 CNN (Convolutional Neural Network) 是一种深度学习模型,可直接输入原始图像样本作为输入信息。其组成为五大部分,分别是输入层、卷积层、汇集层、完全连接层以及 Softmax 层。

在本系统卷积层中,卷积操作由卷积核执行,其 3 个指示符分别是长度、宽度和深度。卷积操作可表示为:

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_x \sum_y I(x, y) K(i-x, j-y) \quad (4)$$

式中: I 表示二维图像, K 表示二维卷积核。 x 和 y 分别表示 i 和 j 范围内对应的某像素点的位置, x 和 y 集

合的区域表示焊点区域。对于图像中的每个像素,将相邻像素点和卷积核的对应像素点相乘并求和,即获得该点的像素值,即卷积神经网络的前向传播。

2.2 模型设计与算法步骤

深度卷积神经网络模型的训练和测试方案如图 1 所示。

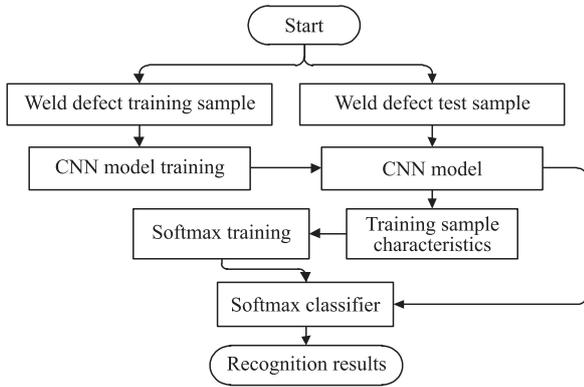


图 1 CNN 模型训练与测试流程图

本算法中采用 Cross Entropy 作为损失函数。在网络模型训练过程中,由于传统的随机梯度下降方法容易陷入局部最优的问题,所以本算法中采用自适应调整的方式完成每个模型参数学习。利用 Adam (Adaptive Moment Estimation) 自适应矩估计算法作为反向传播优化算法,加速卷积神经网络的训练,从而提高训练精度。在此过程中,不断校正梯度均值和方差,使迭代的平均计算更准确。

首先设 α 表示学习率基数,初始为 0.001; β_1 和 β_2 表示两个延迟因子的基数,初始分别为 0.9 和 0.999; m 表示梯度值,初始为 0; v 表示梯度平方均值,初始为 0, $f(\theta)$ 表示目标函数, θ_0 是方差小的平均随机向量, $m=0, v_0=0, t=0, \varepsilon=10^{-8}$ 。则算法的经下式迭代可实现 θ 寻优。

While(θ_i 不收敛)

```

{
    t = t + 1 //迭代
     $g_t = \nabla_{\theta} f(\theta_{t-1})$  //获得  $\theta_{t-1}$  条件下的函数梯度
     $m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$  //估计梯度值
     $v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$  //估计梯度平方均值
     $\hat{m}_t = m_t / (1 - \beta_1^t)$  //校正梯度值
     $\hat{v}_t = v_t / (1 - \beta_2^t)$  //校正梯度平方均值
     $\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \cdot \hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon)$  //更新参数
}
return  $\theta_t$ 

```

最终得到的 θ_t 是满足焊接质量分类的最优解。

2.3 深度学习参数选取依据

深度学习过程中,对于不同缺陷特征的梯度权重略有区别,对于小球、偏球和连桥的权重分配较小,一般采用 0.8~1.0 即可,因为其梯度差异对检出影响不大,而受其形状影响明显;同时,对于虚焊、少锡的权重分配较大,可以设置为 1.5~1.8 之间,因为该类缺陷受梯度影响明显,当采用 Adam 算法提高梯度区分精度的同时,选择合适的参数对于数据区分具有很好的效果。当然,以上给出的权重参数选取具有一定的适用范围,需要根据测试系统照明强度、图像位深、空间分辨率等因素综合考量,但整体权重选择趋势是符合梯度可区分化要求的。

对图像裁剪主要依据原则是以二值化后独立区域的基本区,以该区域边界向外扩充范围 $K(x, y)$, 而该范围由 Adam 算法中梯度选取范围函数决定,也就是说,当梯度收敛快的区域可以选择 $K(x, y)$ 较小,当梯度收敛慢的区域可以选择 $K(x, y)$ 较大,从而保证选择的区域在原始图像中充分覆盖测试点及其梯度递变区域。

3 实验

3.1 数据来源与硬件条件

实验采用通过 HAWK 公司的 X 射线源配合 UNIQ 公司的 2000 型 CCD 获取 5 000 张各种焊接图像,其中除了焊接质量良好的焊点外还包括存在虚焊、小球、连桥、少锡等各类焊接质量情况的图片。由于电路板类型不尽相同所以其图像亮度与对比度均有明显差异,故在图像预处理中首先将其全部调整至相近灰度区间。其中 3 000 张图像作为训练集,1 000 张图像作为验证集,最后 1 000 张图像作为测试集。测试系统示意图及包含各种焊接缺陷的原始图像如图 2 所示。

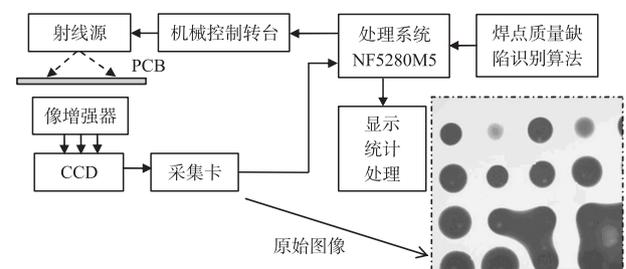


图 2 两组焊接图像

在焊点质量检测系统中,希望同时满足高的检出率和低的误检率。检出率指将存在焊接问题的焊点、焊缝等进行检出;误检率指指错误地检测为正常图像的缺陷图像的数量占缺陷图像总数的百分比。基于深度学习的焊点质量检测算法在 Linux 系统里完成,

硬件配置为 NF5280M5 型服务器、Xeon - 4110 型 CPU,在 Tensorflow 系统下,采用 Python 语言实现。

3.2 焊点与焊缝提取效果对比

为了验证所提出的基于深度学习的焊点图像提取算法的有效性,本文将该算法与 K -means 聚类算法和 Canny 边缘检测算法进行了比较。文中以包含 5 种焊接缺陷的 PCB 板图片进行测试。使用 3 种算法获得的图像效果如图 3 所示。

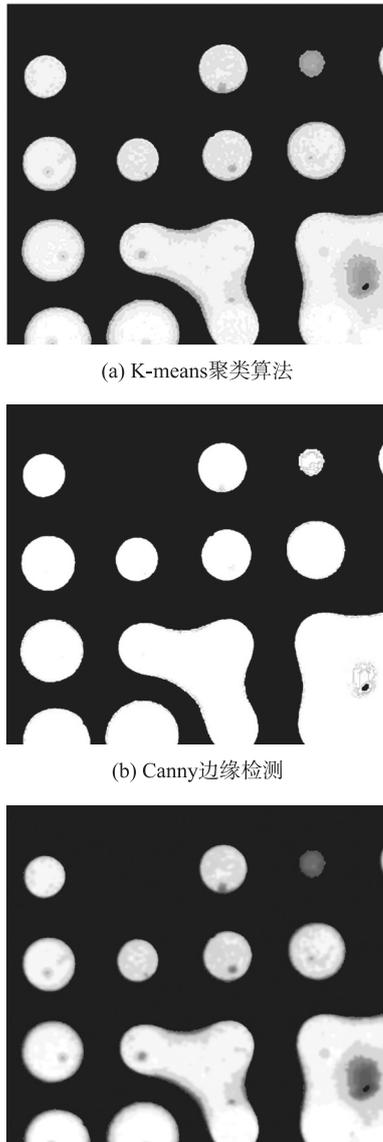


图 3 3 种算法焊接图像处理结果

测试结果可知,对处理后图像中各个焊点的边界清晰度而言,Canny 边缘检测分割算法效果最好。对焊点中焊锡厚度、偏向等细节部分本算法梯度和清晰度都更好一些。从 3 组图像可以看出,对于缺焊、小球、连桥都是十分明显的,只要配合相应的算法可以直接提取并统计。而虚焊、偏球、少锡等情况则不同,需要对图像进行深度信息挖掘,否则难以识别或容易造成误判。

3.3 不同焊接缺陷类别的识别精度

为了提高该算法的适用性与鲁棒性,通过该算法对大量不同类型的存在焊接质量问题的焊接图像进行了缺陷识别,包括小球、虚焊、偏球、少锡、连桥。通过深度学习模型训练后,各种焊接质量缺陷图像的平均识别精度如表 1 所示。

表 1 不同焊接质量缺陷的识别精度

检测方法	平均识别精度/%				
	小球	虚焊	偏球	少锡	连桥
K -means 算法	99.9	86.3	96.3	83.5	99.9
Canny 算法	99.9	81.5	98.5	78.4	99.9
本算法	99.9	94.4	97.8	92.6	99.9

如表 1 可知,3 种方法获得的图像均可以明显区分出小球和连桥造成的缺陷,检出率均优于 99.9%;在偏球缺陷检测中,Canny 边缘检测分割算法的检出率更高,达到 98.5%,而 K -means 聚类算法与本算法分别为 96.3% 和 97.8%,分析认为其边界提取精度高,使其在球形尺寸及形状分析时具有更高的精度;在虚焊缺陷检测中,本算法的效果最好,检出率为 94.4%,而 K -means 聚类算法和 Canny 边缘检测分割算法分别为 86.3% 和 81.5%;在少锡缺陷检测中,本算法的效果最好,检出率为 92.6%,而 K -means 聚类算法和 Canny 边缘检测分割算法分别为 83.5% 和 78.4%;分析认为造成后两种缺陷检测效果明显下降的原因是:对于 Canny 边缘检测分割算法而言其为了获取更好边缘时对焊点细节灰度平滑过大,造成细节信息减少,从而检出率大幅下降;而 K -means 聚类算法由于 K 值的随机性很有可能造成部分选点与图像噪点重叠,造成初值设置不当,从而影响分类效果。实验结果表明,相比传统图像分割算法本算法可以更好地获得各种焊接缺陷图像,从而为焊接质量分析提供更好地支撑。

3.4 综合对比分析

为了进一步验证本算法的优势,将最后的 1 000 张测试集图片全部输入 3 种算法中进行迭代识别,完成分类后进行统计分析,对检出率、误检率与召回率进行了统计分析,统计图如图 4 所示。

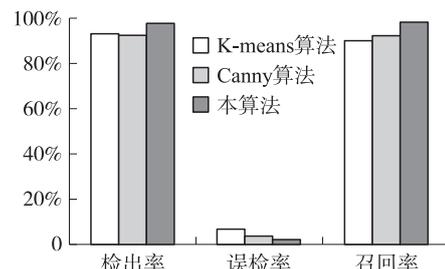


图 4 3 种算法总体测试效果对比

由统计数据可知,对于 1 000 张图片的测试集而言,本算法的综合检出率、误检率及召回率分别为 97.92%,2.23%和 98.21%。相比两种传统方法在 3 个综合指标上均有优势。由此可见,基于深度学习的焊点图像识别算法可以有效地改善传统焊点缺陷识别算法中虚焊、少锡等不易检出效率,实现更高的检出率与更低的误检率。

4 结论

本文提出了一种基于深度学习的焊接图像质量识别算法,其通过自适应矩估计配合加速卷积神经网络实现,具有快速分类与识别的特性。实验与传统的 K-means 聚类算法和 Canny 边缘检测算法对比,结果显示在小球、偏球、连桥等缺陷中 3 种方法识别精度均优于 96%,但在在虚焊、少锡缺陷检测中,本算法具有明显优势,实现了提高测试速度、降低误检率的需求。本算法的综合检出率、误检率及召回率均优于传统算法,验证了其可为 PCB 焊接缺陷快速检测提供了一种新的方法。

参考文献:

- [1] Fu Li. Application of High Temperature Laser Welding Innovation Technology to Expand Advanced High Strength Steel[J]. Aerospace Manufacturing Technology, 2018(1): 70-70.
- [2] 马立勇,袁统帅. 基于极限学习机的焊点质量检测[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(12): 214-239.
- [3] 祝振敏,吕兆康,宋瑞超,等. 基于机器视觉 PCB 焊点质量检测研究[J]. 控制工程, 2017, 24(4): 721-727.
- [4] 刘美菊,李凌燕,郭文博. 基于机器视觉的焊点检测算法研究[J]. 电子器件, 2017, 40(4): 1015-1020.
- [5] 夏成蹊,杨晨,赵雪,等. 基于图像处理的 PCB 板表面检测分析研究[J]. 电视技术, 2018, 42(8): 28-32.
- [6] Muhammad J, Altun H, Abo-Serie E. Welding Seam Profiling Techniques Based on Active Vision Sensing for Intelligent Robotic Welding[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 88(1-4): 127-145.
- [7] Shah H N M, Sulaiman M, Shukor A Z, et al. Butt Welding Joints Recognition and Location Identification by Using Local Thresholding[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 51: 181-188.
- [8] Zuo Kezhu, Zou Yuanyuan, Li Pengfei, et al. Iterative Based Identification Method for Boundary Feature Points of Unequal Thickness Laser Tailor Welded Seams[J]. Journal of Applied Lasers, 2018, 38(3): 114-119.
- [9] Ma Jiangli. Research on Art Appraisal Based on Hyperspectral Imaging Technology[J]. Cultural Relics Protection and Archaeology, 2018, 30(3): 15-19.
- [10] Kazantsev I G, Lemahieu I, Salov G I, et al. Statistical Detection of Defects in Radiographic Images in Nondestructive Testing[J]. Signal Processing, 2002, 82(5): 791-801.
- [11] 李井元,方黎勇,胡栋材,等. 基于变换矩阵的 BGA X-ray 图像倾斜识别及校正方法[J]. 强激光与粒子束, 2018, 30(10): 143-148.
- [12] 彭福强,陈智军,陈涛,等. 手持式声表面波射频识别系统[J]. 压电与声光, 2018, 40(3): 340-343.
- [13] 陈一峤,胡国清,黄道权,等. 基于机器人视觉的银网焊点定位技术研究[J]. 航空制造技术, 2017(9): 50-54.



秦 颖(1978-),女,副教授,硕士,主要研究方向为电子信息、无线通信。任教 16 年,讲授《微机原理与接口技术》、《单片机原理与接口技术》和《电子技术基础》等三门课程。主要普通高等教育“十二五”规划教材《微机原理与接口技术》,参编《电子技术基础》。参与完成吉林省教育厅科研项目 5 项,公开发表相关论文 16 篇。