

少缺陷样本的 PCB 焊点智能检测方法

卢盛林¹, 张宪民²

(1. 东莞理工学院 机械工程学院, 广东 东莞 523106;
2. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广州 510640)



卢盛林

摘 要: 随着印刷电路板组装技术向高密度化和“零缺陷”方向发展, 市场对自动光学检测系统的要求也向高准确率、智能化发展。而传统自动光学检测系统的检测算法不仅需要进行复杂的设置, 而且需要大量不同类型的样本进行训练以提高系统的泛化性能, 但在电路板组装过程中, 有缺陷的样本难以获得。针对此类问题, 提出了一种适应少缺陷样本的智能检测方法。首先对焊点图像的一系列特征进行了提取; 然后介绍了一种基于统计方法的自动阈值设置方法; 最后建立了用于进行焊点分类的 BP 神经网络。结果表明, 方法具有较高的准确率。

关键词: 焊点; 神经网络; 机器视觉; 检测

中图分类号: TP247. 5 文献标识码: A 文章编号: 0253—360X(2009)05—0057—04

0 序 言

随着印刷电路板 (printed circuit board, PCB) 组装技术向高密度化和“零缺陷”方向发展^[1], 行业的总体趋势是元件表面积减小, 电子元件引脚密度急剧增加^[2], 使得人工目检变得越来越难。因此, 自动光学检测 (automatic optical inspection, AOI) 逐渐成为研究的热点^[1-3]。焊点缺陷是 PCB 组装过程的主要缺陷之一, 也是检测的难点之一。尤其是随着中国和欧盟近年来推行的环保指令, 大量无铅焊料的使用, 使得焊点缺陷特征更加隐蔽。

随着图像处理、分析以及模式识别技术理论的不斷创新, AOI 在算法上也不斷推陈出新, 逐渐朝着高准确性、高智能化方向发展。目前, AOI 系统常用 Particle 分析方法^[9]。因此神经网络方法首先将物体图像从背景中分割出来。然后测量 Particle 的位置、面积、中心坐标等参数, 并与标准进行比较, 以确定是否超出范围。Particle 分析具有快速与直观的优点, 并且能够对元件本体部分和焊点部分区别对待, 且其部分参数不受旋转与缩放的影响。然而, 该算法需要对图像分割的阈值和 Particle 的参数范围进行设置; 因此, 对多数 AOI 用户来说, 其使用较为复杂。

鉴于 Particle 分析方法的不足, 有学者提出采用

神经网络的模式识别方法检测焊点缺陷³。神经网络具有的自组织性、自学习性以及自适应性的优点, 因此, 神经网络方法已经成功应用于模式识别等领域^[10]。为了保证神经网络的泛化性能, 需要用大量不同类型的样本对神经网络进行训练。然而, 在实际生产中, 有缺陷的样本难以获得。生产现场的数据表明, 焊点缺陷不合格样品大概只占总数 2%~5% 之间, 而且每款电路板一般都有十几种以上不同类型的焊点, 每个焊点又有多种类型的缺点。因此, 很难获得所有焊点不同类型的缺陷样本。基于此, 提出了一种适应少缺陷样本的智能检测方法。该方法综合上述 Particle 分析技术和神经网络分类器的优点, 不仅能避免缺陷样本不足的问题, 而且能够提高系统的准确率。该方法步骤为进行检测参数的自动配置, 包括采用基于熵的多阈值图像分割算法将图像分割为多个 Particle, 然后提取 Particle 的特征值, 计算各特征值的接受区间, 并将此区间作为特征样本的上下限; 配置之后进行神经网络训练, 并判断样本特征是否超限, 如果某样本的特征超限, 则将此样本标记为 NG, 并用此样本训练神经网络; 如果样本特征没有超限, 则将此样本标记为 OK, 从每 M 个 OK 的样本随机抽取一个训练神经网络。

和传统的基于 Particle 分析技术的 AOI 相比, 所提的方法不需要先收集有缺陷的样本, 且不需要反复进行参数的手动配置和修改。因此, 所提方法具有较高的智能性。

1 特征提取

具有代表性的特征不仅能够提高检测结果的可靠性,而且能够提高神经网络训练的速度.几个典型的特征定义如下^[11].

(1) 归一化面积. 面积在焊点检测中是一个重要的特征, 焊锡不足在红颜色提取的 Particle 面积要比焊锡过量以及焊锡正常的要多得多; 而在绿颜色提取的 Particle 中, 情况则相反. 由于不同元件的焊点大小不同, 因此, 需要将焊点面积进行归一化 (Particle 面积/总面积), 记为 A .

(2) 归一化重心. 绿色提取的 Particle 重心对于焊锡正常情况, 在整个焊点图像的中心附近, 而对于焊锡过量情况, 则偏向图像的上方. 由于图像左右比较对称, 因此, 只需取重心的纵坐标. 同样, 由于焊盘大小不同, 需要进行归一化 (Particle 重心的 y 坐标/焊盘总长) 记为 y .

(3) 水力半径 R 为

$$R = A / P$$

式中: P 为 Particle 的周长.

(4) i 阶矩为

$$m_i = \sum_{h=0}^{N-1} h^i p(h), i = 1, 2 \dots$$

式中: h 为灰度等级; $p(h)$ 为直方图函数, 其中一阶矩为图像的均值.

(5) 中心矩为

$$u_i = \sum_{h=0}^{N-1} (h - m_1)^i p(h), i = 1, 2 \dots$$

式中: m_1 为一阶矩, 其中二阶中心矩为图像灰度值的方差.

特征并非越多越好, 过多的特征会增加计算负担. 需要在特征维数和系统性能之间找一个平衡点. 一般来说, 在保证分类准确性的前提下, 尽量使用小的特征维数. 因此, 需要对特征的分辨力进行评估, 从中选择几个最有代表性的特征.

2 特征参数范围的统计建模

对于前面定义的各特征, 可以认为所有没有缺陷的样本的特征值服从正态分布, 其总体均值和方差未知. 但根据实际经验, 可以认为有缺陷样本的特征值分布在 $(u + x_\alpha, u - x_\alpha)$ 之外, 因此将 $(u + x_\alpha, u - x_\alpha)$ 作为特征值的上下限, 为正态分布的均值; 可根据正态分布区间估计方法求得. 这样就能够将有缺陷的样本检测出来, 但同时也可能拒绝了一部分本来属于正常的样本, 即发生误报警, 因此, 在发生报警后, 有

必要采用神经网络分类器作进一步判断.

在实际检测过程中, 由于将缺陷判定为合格的漏检错误代价比误检代价要高得多, 因此, 一般将设置大于实际缺陷率.

3 神经网络检测算法的实现

采用了一个具有 3 层结构的 BP 神经网络, 隐含层传递函数采用 Sigmoid 型函数. 将特征 x 作为神经网络的输入.

隐含层输入为

$$i = W_1 x$$

式中: $i = [i_1, i_2 \dots i_e]^T$ 为隐含层的输入; e 为输入向量的长度; W_1 表示隐含层的权值矩阵.

隐含层输出为

$$o_j = \frac{1}{1 + \exp(-i_j)}$$

式中: i_j 为隐含层的输入; j 为隐含层节点的索引号.

输出层输入为

$$y = W_2 o$$

式中: $o = [o_1, o_2 \dots o_f]^T$; f 为分类数; W_2 为输出层的权值矩阵.

每个焊点图像的误差输出样本为

$$E_m = \frac{1}{2} \sum_k (y_{dk} - y_k)^2 \tag{1}$$

式中: k 为输出层节点的索引号; y_{dk} 为神经网络的期望输出, 如表 1 所示.

表 1 期望输出值
Table 1 Desired output of ANN

	焊锡正常	焊锡过量	焊锡不足
y_1	0.9	0.1	0.1
y_2	0.1	0.9	0.1
y_3	0.1	0.1	0.9

平均系统误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M E_m \tag{2}$$

式中: M 为输入样本的数量; m 代表每一个样本. 神经网络分类器是在 MATLAB 平台上实现的. 训练函数采用 Trainrp, Trainrp 算法具有速度快, 占用内存小, 无需设置步长等优点^[10]. 这样不但能保证学习的速度, 而且由于不需要设定参数而提高了系统的易用性.

4 试验验证

4.1 系统介绍

图 1 给出了东莞理工学院和华南理工大学联合

开发的 AOI 系统. 视觉系统的视场为 20 mm × 20 mm, 解析度设定为 1 000 × 1 000 个像素单元.

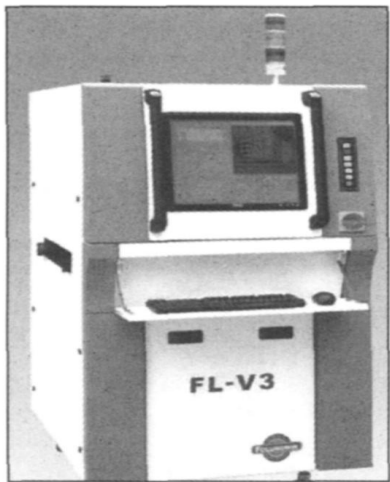
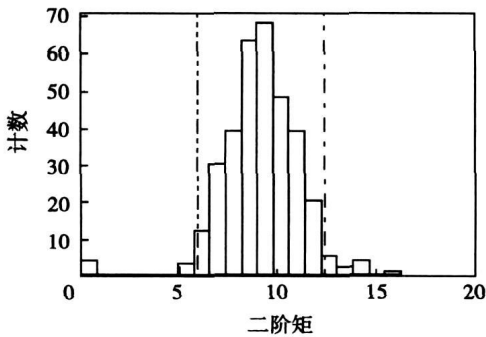


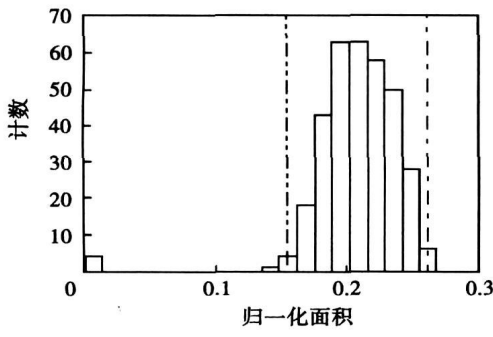
图 1 自动光学检测系统样机
Fig. 1 AOI system

4.2 参数范围统计分析试验

试验共采用 338 个没有缺陷的样本, 接受概率设为 0.95. 图 2 为部分特征值的直方图, 测得二阶矩的上、下限分别为 5.915, 12.371; 测得归一化面积的上、下限分别为 0.154, 0.262.



(a) 二阶矩直方图



(b) 归一化面积直方图

图 2 特征样本分布直方图
Fig. 2 Histogram of features

4.3 检测结果

系统的性能可以通过以下 4 个指标评定^[7].

- (1) 准确率: 系统给出准确结果的比率.
- (2) 误报率: 系统将无缺陷元件判断为缺陷元件的比率.
- (3) 漏报率: 系统将缺陷元件判断为无缺陷元件的比率.
- (4) 错误分类率: 系统将某种缺陷错误判断成其它缺陷的比率.

表 2 是基于 Particle 分析技术的检测结果. 由于错分率的高低对实际生产影响不大, 因此, Particle 分析试验未做错分率统计. 接受概率设为 0.98, 通过对 326 个样本进行检测, 发生误报样本为 11 个, 漏报样本为 5 个, 误报率为 3.37%, 漏报率为 1.53%. 由于将缺陷样本认为合格的漏检错误的代价比误检代价要高得多, 因此, 也可以将检测标准设置严格一点, 即接受概率设低一点, 就能够保证较低的漏报率, 但同时会产生较高的误报率.

表 2 Particle 分析技术检测结果					
Table 2 Inspection results based on Particle analysis					
焊锡类型	总数	误报	漏报	误报率 (%)	漏报率 (%)
焊锡正常	169	11	—	3.37	—
焊锡缺陷	157	—	5	—	1.53

表 3 是基于神经网络分类器的检测结果. 试验将 652 个样本分为两组, 训练样本和检测样本各 326 个, 其中焊锡正常样本 169 个; 焊锡过量样本 117 个; 焊锡不足样本 40 个. 从表中可以看出, 系统的准确率为 98.77%, 其中焊锡正常和焊锡不足均能够完全正确识别, 将 1 个焊锡不足判定为焊锡过量, 将 3 个焊锡不足判定为焊锡正常, 其原因是由于对于焊锡不足的学习样本数量不够.

表 3 神经网络检测结果							
Table 3 Inspection results based on ANN							
焊锡类型	焊锡正常	焊锡过量	焊锡不足	准确率 (%)	误报率 (%)	漏报率 (%)	错分率 (%)
焊锡正常	169	0	0	100	0	—	—
焊锡过量	0	117	0	100	—	0	0
焊锡不足	3	1	36	90	—	7.5	2.5

注: 总准确率为 98.77%

表 4 是少缺陷样本的智能检测结果. 试验采用 338 个没有缺陷的样本进行统计建模, 接受概率设为 0.95, 此时, 误报为 28 个, 漏报为 1 个, 当发生报警后, 采用升级网络分类器进一步判断. 结果如表 4

所示, 误报警降为 0 个, 错分 1 个, 漏报 1 个. 系统的准确率提升到 99.39%. 因此, 证明了该检测方法的准确性.

表 4 智能检测结果

Table 4 Inspection results based on intelligent method							
焊锡类型	焊锡正常	焊锡过量	焊锡不足	准确率 (%)	误报率 (%)	漏报率 (%)	错分率 (%)
焊锡正常	169	0	0	100	0	—	—
焊锡过量	0	117	0	100	—	0	0
焊锡不足	1	1	38	95	—	2.5	2.5

注: 总准确率为 99.39%

5 结 论

- (1) 提出了一种适应少缺陷样本的智能检测方法. 该方法步骤为: 首先求出特征参数的统计模型, 从而得出特征值的分布区间. 当样本特征值超出区间时, 采用神经网络对样本进一步分类.
- (2) 对样本特征进行了建模. 试验证明, 当接受概率设为 0.95. 测得二阶矩的上、下限分别为 5.915, 12.371; 测得面积的上、下限分别为 0.154, 0.262.
- (3) 试验证明少缺陷样本的智能方法的准确率为 99.39%.

参考文献:

[1] Ayoub G. Real-time SPC with AOI[J]. SMT Magazine, 2001, 15(6):36—38.

[2] Lu S L, Zhang X M, Kuang Y C. Optimized design of an AOI illuminator[C] // Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2007: 924—928.

[3] Kim J H, Cho H S, Kim S. Pattern classification of solder joint images using a correlation neural network [J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 1996, 9(6): 655—669.

[4] 卢盛林, 张宪民, 邝泳聪. 基于神经网络的 PCB 焊点检测方法研究 [J]. 华南理工大学学报, 2008, 36(5): 136—139.
Lu Shenglin, Zhang Xianmin, Kuang Yongcong. Neural network-based inspecting method of PCB solder joint [J]. Journal of South China University of Technology, 2008, 36(5): 136—139.

[5] Yun T S, Sim K J, Kim H J. Support vector machine-based inspection of solder joints using circular illumination [J]. Electronics Letters, 2000, 36(11): 949—951.

[6] Kim T H, Cho T H, Moon Y S, et al. Visual inspection system for the classification of solder joints [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(4): 565—575.

[7] Loh H H, Lu M S. Printed circuit board inspection using image analysis [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1999, 35(2): 426—432.

[8] 卢盛林, 张宪民, 邝泳聪. 无铅焊点检测的光源分析与优化设计 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(8): 1377—1383.
Lu Shenglin, Zhang Xianmin, Kuang Yongcong. Analysis and optimal design of illuminator for leadless tin solder joint inspection [J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(8): 1377—1383.

[9] David A F, Ponce J. Computer vision: a modern approach [M]. Beijing Publishing House of Electronics Industry, 2004.

[10] 董长虹. Matlab 神经网络与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.

[11] Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern recognition [M]. Singapore: Elsevier, 2006.

作者简介: 卢盛林, 男, 1980 年出生, 博士. 主要从事精密制造和机器视觉的科研和教学工作. 发表论文 5 篇.
Email: 190819661@qq.com

acteristic harmonic

Intelligent inspection of soldered joint based on artificial neuron network

LU Shenglin¹, Zhang Xianmin² (1. School of Mechanical Engineering, Dongguan University of Technology, Dongguan 523106, Guangdong, China; 2. School of Mechanical Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China). p57—60

Abstract As electronic components get smaller and the board densities become more compact, it is necessary for automatic inspection in electronic manufacturing. The automatic optical inspection (AOI) system is demanded more precise and intelligent. The traditional inspection methods require large quantity samples of all types to train the inspector, or do some complicated setting. To overcome the disadvantages, an intelligent method was proposed. Firstly, a series of features of soldered joints were defined. Then, an automatic boundary setting method based on statistic was introduced. Finally, the neural network was established to classify the soldered joints. The performance of the method was verified by the experiment.

Key words: solder joint; neural networks; machine vision; inspection

Application of combined welding heat source in arc welding simulation

GAI Dengyu¹, CHU Yuanzhao¹, LI Qingfen², Li Li¹ (1. Material Science and Chemical Engineering College, Harbin Engineering University, Harbin 150080, China; 2. Machinery and Electrical College, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China). p61—64, 68

Abstract: Factors of various welding heat sources were analyzed. It is found that Gaussian heat source and double ellipsoidal heat source can not indicate welding molten pool exactly in weld simulation. The combined welding heat source which combined Gaussian face heat source with double ellipsoidal body heat source was used in welding simulation. The welding molten pool calculated with the combined welding heat source consists with practice fusion line. The temperature field and stress field of stainless steel by arc welding were simulated with these three kinds of welding heat sources. The residual stress field simulated using the combined welding heat source is in good agreement with test and more exactly than those using the other two heat sources.

Key words: simulation; combined heat source; residual stress

Microstructure and high temperature abrasion resistance of Ni-based WC composite layer deposited by plasma arc

FU Wei¹, WANG Xibao², CHEN Guoxi¹ (1. Baosteel Machinery Plant Surface Technology Institute, The Surfacing Institute of Machinery Maintenance Ltd., Baosteel, Shanghai 201900, China; 2. School

of Materials Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China). p65—68

Abstract: The Ni-based alloy powder with 60% WC was deposited on the surface of 15CrMo by plasma arc surfacing. The microstructures, hardness and wear resistance of the layer were analyzed. The results show that the layer has good external appearance and the WC particles which maintain its high hardness and exhibit few refusion distributes uniformly across the section of the layer. The layer also has high hardness and wear-resistance at elevated temperature, which is 5 times than that of 45 normalized steel.

Key words: plasma transferred-arc; WC particle; microstructure; wear-resistance at elevated temperature

Effect of Ag and Ni on melting temperature and spreadability of Sn-Sb-Cu solder alloy

FENG Lifang¹, YANG Li², YAN Yan-fu¹, GUO Xiaoxiao¹, ZHANG Keke¹ (1. Henan Key Laboratory of Advanced Non-ferrous Metals, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, Henan, China; 2. College of Electromechanical Technology, Xuzhou Institute of Technology, Xuzhou 221008, Jiangsu, China). p69—72

Abstract In order to improve the properties of the Sn-10Sb-8Cu solder alloy, two new lead-free solders (Sn-Sb-Cu-Ag and Sn-Sb-Cu-Ni) were made by adding small amounts of Ag and Ni into Sn-10Sb-8Cu solder alloy. Results show that the melting temperatures of the Sn-Sb-Cu-Ag solder alloys decrease and the spreading areas increase compared with those of the matrix solders, which are related to the increase of the superheat degree, the dispersed distribution of SnAg phase with low melting point and the decrease of the surface tension of the melting solder. The melting temperatures of the Sn-Sb-Cu-Ni solder alloys decrease and the spreading areas of the Sn-Sb-Cu-Ni solder alloys are slightly less than those of the matrix solders. It is because the viscous and the surface tension of the Sn-Sb-Cu-Ni melting solder increase and the Cu₆Sn₅ is covered by the polyhedron-shape (Cu, Ni)₆Sn₅ which is adverse to the spreadability of the solder by adding small amount of Ni.

Key words: Sn-Sb-Cu alloy; lead-free solder; melting temperature; spreadability

Numerical simulation on temperature field in on-site induction brazing of tubes

ZHANG Wei, QI Bojin, XU Haiying (School of Mechanical Engineering and Automation, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China). p73—76

Abstract Considering the characteristics of on-site induction brazing of tubes, the FEM model was built. Based on the electromagnetic and thermal coupled finite element method, the temperature distribution on tubes was simulated by ANSYS. The results show that temperature distribution on tubes is nonuniform. Using a six-point synchronous temperature measurement system with thermocouples,