西安交通大學

硕士学位论文

# 基于视觉的 PCB 缺陷检测算法研究与系统实现

学位申请人: 王莅尘

指导教师:张爱民教授

学科名称: 检测技术与自动化装置

2016年5月

# Vision based PCB Defects Detection Algorithms Research and System Implementation

A thesis submitted to Xi'an Jiaotong University in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Engineering

By

Lichen Wang Supervisor: Prof. Aimin Zhang Detection Technology and Automatic May 2016

论文题目:基于视觉的 PCB 缺陷检测算法研究与系统实现 学科名称:检测技术与自动化装置 学位申请人:王莅尘 指导教师:张爱民教授

### 摘要

印刷电路板(Printed Circuit Board, PCB)上元器件的贴装与焊接质量直接决定了 产品的性能、可靠性与稳定性。因此,PCB 缺陷检测至关重要。相比于人工视检、激 光扫描重建检测、X 光透视检测和接触式检测等检测方法,基于自动视觉检测的检测 方法具有结构简单、应用灵活、检测快速、非接触式、成本低等优势,因此是目前 PCB 缺陷检测研究的热点。本文主要研究采用机器视觉方法检测 PCB 元器件丢失、错位、 极性反装等缺陷并进行焊点重建的研究。

本文首先解决 PCB 图像的位置对准问题。基于传统特征点的定位方法存在速度慢、 精度差、可靠性低等问题,因此通过应用机器学习结合模板匹配的定位策略,快速、 准确定位 PCB,并基于得到的位置信息应用透射变换对 PCB 图像进行校正和对准。通 过此方法可提高对准精度,减少运算量,提高检测速度。然后,针对现有检测算法在 检测元器件贴装过程中器件丢失、错位与极性反装等缺陷过程中,对图像亮度敏感、 定位误差大、识别率低等问题,提出了将 AdaBoost、支持向量机和改进的模板匹配算 法相结合的检测方法。该方法可提高器件丢失和极性反装缺陷的识别准确率,降低错 位元件的定位精度误差,特别是角度定位精度误差。最后,本文进一步研究了焊点三 维重建问题。为了解决基于 X 射线,明暗光和激光阵列等重建方法精度差、应用局限 大、速度慢、成本高等问题,提出了基于焊点阴影轮廓的重建算法,该算法可以以较 高精度快速、有效重建焊点结构。

本文搭建了视觉检测系统硬件平台,使用 OpenCV 视觉库实现算法,检验所提算 法有效性。实际测试结果表明,所提出的校正方法可精确定位并对准 PCB 图像,检测 算法可准确检测器件丢失与极性反装缺陷并精确测量贴装偏差。重建算法较为精确的 重建焊点,且对各种焊点适应性良好。系统达到了预期的目标,为 PCB 缺陷检测的进 一步研究打下了坚实基础。

关键词:印制电路板;计算机视觉;缺陷检测;图像处理;机器学习

论文类型:工程设计

Vision	Based	PCB	Defects	Detection	Algorithms	Research	and	System
Implementation								
Descipline: Detection Technology and Automatic Engineering								
cant:	Lichen V	Vang						
visor:	Prof. Aiı	nin Zh	ang					
	Vision Implem dine: cant: visor:	Vision Based Implementation line: Detectio cant: Lichen V visor: Prof. Ain	Vision Based PCB Implementation line: Detection Tech cant: Lichen Wang visor: Prof. Aimin Zh	Vision Based PCB Defects Implementation line: Detection Technology an cant: Lichen Wang visor: Prof. Aimin Zhang	Vision Based PCB Defects Detection Implementation line: Detection Technology and Automat cant: Lichen Wang visor: Prof. Aimin Zhang	Vision Based PCB Defects Detection Algorithms Implementation line: Detection Technology and Automatic Engineerin cant: Lichen Wang visor: Prof. Aimin Zhang	Vision Based PCB Defects Detection Algorithms Research Implementation line: Detection Technology and Automatic Engineering cant: Lichen Wang visor: Prof. Aimin Zhang	Vision Based PCB Defects Detection Algorithms Research and Implementation line: Detection Technology and Automatic Engineering cant: Lichen Wang visor: Prof. Aimin Zhang

## ABSTRACT

The surface mount and soldering quality of Printed Circuit Board (PCB) determines the performance, reliability, and stability of final products. Based on the fact, the PCB defect detection is crucial. Compared with other detection technologies such as manual detection, laser scanner detection, X-Ray detection and contact detection, vision-based detection methods are simple, flexible, fast, and low cost. This paper proposed several vision detection methods to detect PCB defects including components missing, dislocation, polarity reverse, etc.

This paper first solves the PCB image registering problem. Conventional image registration algorithms are based on key points or geometry structures which are slow and imprecise. We propose a method which combines machine learning and a modified template match algorithm together to locate the PCB fast and precisely. Then, this paper proposes a novel detection strategy, which adopts AdaBoost machine learning algorithm, Support Vector Machine (SVM), and template match together. Compared with existing methods which are sensitive to the image quality, imprecise and low recognition accuracy, this method can recognize components missing and polarity reverse accurately, and also measure the dislocation and rotation of components precisely and robustly. Finally, a novel shadow based 3-D reconstruction method for solder joints is proposed. Compared with conventional SFS, X-Ray or Laser scanner-based reconstruction methods which are high cost and limited, this method can reconstruct the joint effectively, accurately, and efficiently.

This paper set up a vision-based detection platform, adopted OpenCV to implement the detection methods, and verified the effectiveness of the methods in real applications. From the result, we can conclude that the methods reached the expected goals and laid a solid foundation for further study.

**KEY WORDS**: Printed Circuit Board (PCB); Computer Vision; Defects Detection; Image Processing; Machine Learning

TYPE OF THESIS: Engineering Design

目 录

1	绪论	1
	1.1 课题背景及来源	1
	1.2 课题研究的意义与目的	1
	1.3 国内外研究现状	2
	1.4 本文的主要研究内容	3
2	图像预处理与位置对准	5
	2.1 图像预处理	5
	2.1.1 图像去噪概述	5
	2.1.2 图像滤波	6
	2.2 图像几何校正	9
	2.2.1 相机参数标定	9
	2.2.2 PCB 视觉定位	10
	2.2.3 图像几何校正与对准	15
	2.3 本章小结	16
3	元器件贴装缺陷检测	18
	3.1 元器件位置测量	18
	3.1.1 AdaBoost 机器学习算法	18
	3.1.2 AdaBoost 训练步骤	19
	3.1.3 AdaBoost 算法实现	19
	3.1.4 AdaBoost 定位测试	25
	3.2 元器件丢失与极性反装检测	27
	3.2.1 支持向量机 SVM 机器学习算法	27
	3.2.2 元器件丢失检测	28
	3.2.3 元器件极性反装检测	29
	3.3 元器件姿态测量	30
	3.3.1 元器件位置偏移检测	30
	3.3.2 元器件旋转偏移检测	33
	3.4 本章小结	35
4	PCB 焊点三维重建	36
	4.1 PCB 焊点三维重建介绍	36
	4.2 基于视觉的三维重建概述	36
	4.2.1 PCB 焊点三维重建	36
	4.2.2 基于阴影轮廓的焊点重建	38

	4.2.3 基于阴影轮廓的焊点重建算法实现	
	4.3 三维重建结果分析	
	4.4 插针式元器件焊点重建	
	4.5 本章小结	
5	5 检测系统硬件平台搭建	47
	5.1 工业相机分类与选型	
	5.2 工业镜头分类与选型	
	5.3 光源分类与选型	
	5.4 视觉检测台架	
	5.5 本章小结	
6	5 结论与展望	
	6.1 结论	
	6.2 展望	
到	改 谢	59
疠	参考文献	60
IJ	攻读学位期间取得的研究成果	
声	<b>当</b> 明	

# CONTENTS

1	Preface	1
	1.1 Source of the Project	1
	1.2 Project Purpose	1
	1.3 The Development of PCB AOI	2
	1.4 Research Contents	3
21	mage Pre-Processing and Calibration	5
	2.1 Image Pre-Processing	6
	2.1.1 Image Denoise	6
	2.1.2 Image filtering	6
	2.2 Image Calibration	9
	2.2.1 Camera Parameter Calibration	9
	2.2.2 PCB Localization	11
	2.2.3 Image affine transformation	15
	2.3 Chapter Conclusion	.17
30	Components Position and Posture Measurement	18
	3.1 Components Localization	18
	3.1.1 AdaBoost Learning Algorithms	18
	3.1.2 Training Steps	19
	3.1.3 AdaBoost Algorithms Implementation	19
	3.1.4 AdaBoost Localization Result	.25
	3.2 Components Lost and Polarity Reverse	.27
	3.2.1 SVM Learning Algorithm	.27
	3.2.2 Components Lost Detect	.28
	3.2.3 Components Polarity Reverse	.29
	3.3 Components Posture Measurement	.30
	3.3.1 Components Localization	.30
	3.3.2 Components Rotation Measurement	.33
	3.4 Chapter Conclusion	.35
4 I	PCB Solder Joint Quality Assessment	.36
	4.1 PCB Solder Joint 3D Reconstruction	.36
	4.2 Introduction of 3D Reconstruciton	.36
	4.2.1 PCB Solder Joint 3D Reconstruction	.36
	4.2.2 Shadow Based 3D Reconstruction	.38
	4.2.3 Implementation	.38
	4.3 3D Reconstruction Result	.44
	4.4 Reconstruction of Insert Crimp Pin	.44
	4.5 Chapter Conclusion	.46
5 I	PCB Solder Joint 3D Reconstruction	.47

5.1 Industrial Camera	47
5.2 Industrial Lens	
5.3 Light Source	
5.4 The Shelf of the System	
5.5 Chapter Conclusion	
6 Conclusion and Expectation	57
6.1 Conclusion	57
6.2 Expectation	57
Acknowledgements	
References	60
Achievements	62
Declarations	

# 1 绪论

### 1.1 课题背景及来源

随着电子技术飞速发展,电子产品的功能越来越复杂,其形态也向着小型化微型 化方向发展<sup>[1,2]</sup>。因此对其制造技术和生产工艺都提出新的要求。印刷电路板 (Printed Circuit Board, PCB)作为各种电子元器件的载体,为元器件的安装与电连接提供了物理 基础,PCB 已经成为电子产品不可或缺的组成部分。从大众化的手机、家用电器到高 端航天火箭、卫星等,都使用 PCB 搭建电子设备。

PCB 结构精密,因此必须确保 PCB 上所有的元器件安装与焊接准确,指标达到设计规范和安装要求,才能保证产品的可靠与稳定。其中任何一个器件的丢失、错位、反装等缺陷都会导致严重后果。而在实际的 PCB 生产过程中,由于电子器件越来越小,PCB 也朝着小体积、细间距、高密度方向发展,正确的贴装与焊接板载元器件变得越来越困难,电路板元器件贴装与焊接缺陷就在所难免。目前大部分企业通过人工视捡的方式对 PCB 上的安装源焊接缺陷进行查找与识别,外加光学仪器辅助完成,如图 1-1 所示为人工视捡工作现场。



图 1-1 PCB 缺陷人工视检

传统的人工视觉缺陷检测工作存在劳动强度大、检测质量波动、检测速度低和人力成本高等弊端。特别是小型化微型化的元件贴装缺陷的检测需要大量人力、财力投入。基于此,国内外都对印刷电路板的自动检测方法进行了深入研究并取得了一定成果<sup>[3,4]</sup>。使用自动缺陷检测方法,可提高检测效率和可靠性,对于工业生产具有很高的实际使用价值。

### 1.2 课题研究的意义与目的

人工视捡是目前 PCB 缺陷检测的主要方式。与机器视觉相比,人眼检测存在以下 几点缺陷:

(1)劳动工作量大。人工视觉检测在长时间高强度的工作后,易产生视觉疲劳。 劳动工作量随着检测元件个数和 PCB 面积的增加直线上升。特别是当单板元件数量增 多,元器件尺寸减小后,更会增加人眼检测的劳动强度。 (2)检测质量不稳定。人工视检的检测质量随着人的主观意识、工作环境、劳动时间和劳动强度不同而变化,会产生较大的检测质量波动,影响产品质量统一。

(3)检测速度慢、灵活性差。人工视检,需要针对不同型号的 PCB 检测进行不同的上岗培训,面对突发大批量的检测需求时,磨合时间过长,前期错误率高,影响生产效率。

(4) 增加人力成本。使用人工视检需要较多的检测人员、管理人员和社会保障成本,增加总体成本。

相对于人工视检,基于机器视觉的 PCB 质量检测主要有以下几个方面的优势:

(1)劳动强度明显减小。通过机器视觉进行检测,所有的视觉运算通过计算机完成,人工只进行辅助的输送等工作,大大降低劳动强度。

(2)检测质量更加稳定、可靠。计算机可连续 24 小时高强度运行,不受外界环 境干扰,不会产生质量波动,检测效果稳定可靠。

(3)检测速度快、灵活性强。计算机速度快,根据检测复杂度和功能的不同,可 实现连续的 1-10 帧/秒的高速检测。且可通过更换配置文件,随时切换待检测目标 PCB 的型号,降低响应时间,提高检测灵活性。

(4)降低人力成本。通过机器视觉检测,检测环节仅需要 1-2 人进行送出料等辅助操作,大大降低人力成本。

基于以上优势,研发 PCB 缺陷自动检测系统,为 PCB 产业提供快速、高效的检测 手段,对 PCB 生产质量控制和可靠性提升,以电子行业的发展具有很高研究意义和现 实价值。

### 1.3 国内外研究现状

国外对 PCB 的自动检测系统的研究始于 20 世纪 70 年代末 80 年代初,一些国际 型大企业、大厂家,如美国 IBM、西屋、日本日立、等都投入了大量的财力、物力、 人力。目前,能够生产 PCB 光学自动检测系统(Automatic Optical Inspection, AOI)且 技术相对成熟的厂商有以色列的 CAMTEK、Optrotech 公司、韩国三星公司、美国林肯 激光公司、IBM 公司和日本日立、欧姆龙<sup>[5]</sup>等。

三星公司生产的基于三维重建的视觉缺陷检测设备,具有较好的光学检测性能, 能够进行芯片安装、三维焊接状态分析,并且使用成像精度较高的摄像机,进行彩色 图像分析,具有自动解析编程系统,解析度为 15~20 µm ,且可根据用户需要自主选 择。但是这些国际大公司生产的 AOI 系统售价昂贵,一般在 10~40 万美元,有的甚 至高达几百万美元,因而国内大部分印制电路板生产厂家暂时还无力购买。基于以上 介绍可看出,目前国外在 PCB 缺陷检测方面相对成熟,形成了系统化的检测方案,能 够识别和检测多器件、复杂环境下的缺陷,同时也能保证相对较高的可靠性要求。

国内对自动化光学检测 (Automatic Optic Inspection, AOI) 技术的研究比较晚<sup>[6,7,8]</sup>, 大约开始于 90 年代。目前,从事这方面研究的科研院所也比较少,对于 PCB 缺陷的

2

自动光学检测系统 (AOI) 的研究也停留在一个相对初期的水平。正因为国外 PCB 自动检测系统价格昂贵,而国内没有研制出真正意义上的自动检测设备,所以国内绝大部分电路板生产厂家还是采用人工或人工加视觉辅助的办法进行检测。由于人工检查劳动强度大,眼睛容易产生疲劳,漏验率很高。而且随着电子产品朝着小型化、数字化发展,印制电路板也朝着高密度、高精度发展,更增加了人工视检的难度,21 世纪开启后,国内的 PCB AOI 技术取得了突飞猛进的发展,也有不少公司专门从事这方面的研究,开发自动光学检测设备在国内外市场上也取得了一定的份额。在这其中,技术比较突出的公司有神舟视觉科技有限公司,香港科隆威自动化设备有限公司,浙江欧威科技有限公司等。这些公司主要是在电路板生产线上,在线检测电路板上贴片的缺焊、元气件的偏离、存在焊缝等缺陷。

元器件丢失缺陷是 PCB 贴装过程中的常见问题。一般存在于人工焊接中与专门留空的焊点混淆,造成漏焊。在贴片机贴片过程中,若其真空吸管真空压差不够或元器件脱落,也会造成器件丢失。国内对于元器件丢失有很多检测方法,基于图像灰度的检测方法,通过统计贴装区域灰度特征,判断器件丢失情况。但是此种方法由于基于灰度特征,在光源照明不均匀的条件下容易误判,错误率相对较高,随着器件尺寸越来越小和视觉特征的下降,此方法的误检率也随之提高。潘长开<sup>[9]</sup>等人在原有基础上,提出了使用最大类间方法,对每个贴片区域灰度独立分类,并确定灰度分割阈值,增强灰度特征提取的准确性,可进一步提高判断准确性。谢宏威<sup>[10,11]</sup>等人,通过(2*D*)<sup>2</sup> LDA 算法方法对贴片区域进行分类。但由于此方法建立在精确定位贴片区域的基础上,若本身定位不精确,则判断准确定性会明显下降。

对于焊点贴装偏移与旋转缺陷的检测问题。目前基于图像几何特征检测<sup>[21]</sup>或模板 匹配的方式进行位置测量较为常见。但是,由于几何特征检测误检率高,而基于模板 匹配的检测运算量极大,且没有旋转不变性和缩放不变性,因此检测范围和检测速度 都有局限性。曹亮<sup>[12]</sup>等人使用 SIFT 等特征点检测方法对元器件进行定位。但是,由于 元器特征特别是端点部分特征会随着焊点而改变,因此定位准确性不高。

通过焊点三维重建可有效发现焊点的焊接问题,识别异常焊点,焊接质量控制有 重要意义。由于焊点表面几乎没有纹理,缺少特征点进行双目视觉重建。基于单目视 觉的三维重建使用明暗光法,仅需单帧图像即可进行重建,但物体需要满足朗伯体表 面假设,实际重建结果不理想。基于其他硬件和方法结合的三维重建方法,如:通过 高速激光扫描仪,可以以较高的精度实现整块 PCB 版的三维重建工作。但由于激光扫 描速度慢,且由于点云数量限制,因此重建分辨率较低,无法有效判断焊点情况。使 用 X 射线进行焊点质量检测是一种较为有效的方法,但由于焊锡和铜线可吸收 X 射线 能量,干扰因素过多,得到的三维重建效果并不理想。

1.4 本文的主要研究内容

本文通过将数字图像处理技术与机器学习技术结合,有针对性的解决 PCB 元器件

贴装过程中的元器件丢失、偏移、旋转、极性反装等缺陷。通过搭建视觉硬件实验平台,实现算法并验证算法的有效性。主要研究和解决的技术难点内容如下:

(1)本文首先解决 PCB 图像的位置对准问题。基于传统特征点、结合图象几何特征的定位方法存在速度慢、精度差、可靠性低等问题。因此本文通过应用机器学习结合模板匹配的定位策略,快速、准确定位 PCB,并基于得到的位置信息通过透射变换校正并对准 PCB 图像。通过此方法提高对准精度,减少运算量,提高检测速度。

(2)检测与识别 PCB 元器件贴装过程中的元器件丢失、极性反装、偏移与旋转等缺陷。首先使用 AdaBoost 机器学习算法结合 Harr 特征算子分类器,初步识别定位 元器件位置。之后,提出了使用 SVM 的机器学习算法,自动识别元器件丢失与极性反 装情况。然后,提出了使用 AdaBoost 算法结合模板匹配算法的元器件偏移和旋转的精 确测量方法。

(3)提出了一种新型的基于元器件焊点阴影轮廓的三维重建方法,可以在一定精度范围内较好的重建焊点三维结构,解决了现有的重建算法在焊点重建冲,适用性差, 重建速度慢,重建错误多等问题。同时,在对本方法假设模型小幅修改后,对插针式 焊点也进行了重建测试并得到较好效果。说明此方法是一种实用性较强,可快速进行 焊点三维重建的方法。

本文搭建了 PCB 视觉检测系统硬件平台,使用 OpenCV 视觉库实现算法,检验所 提算法有效性。实际测试结果表明,上述提出的校正方法可精确定位并对准 PCB 图像, 检测算法可准确检测器件丢失与极性反装缺陷并精确测量贴装偏差。重建算法较为精 确的重建焊点,且对各种焊点适应性良好。系统达到了预期的目标,为后续 PCB 缺陷 检测的进一步研究打下了坚实基础。

# 2 图像预处理与位置对准

机器视觉就是使用计算机代替人工对相应的过程进行检测和判断。计算机将图像 特征转换为数字变量,并通过相应的运算,确定数字量之间的关系,实现其中的视觉 检测和识别功能<sup>[13]</sup>。

机器视觉和人眼具有一定的差异,人眼在观察图像的时候往往习惯于观察色彩鲜 明、色调温和、景深具有层次感的图像,这样的图像人眼看着舒服,不会轻易产生视 觉疲劳,也能帮助人更好地区分出我们感兴趣的颜色或是物体。但机器视觉却不是如 此,计算机进行图像处理时需要图像具有高对比度,边缘更加清晰,特征更加明显, 更易于计算机进行处理<sup>[14,15]</sup>。因此应用机器视觉进行 PCB 缺陷识别与检测时需要对图 像进行以下操作:图像采集、图像预处理、图像分割、特征提取、图像识别。

对 PCB 的图像采集是检测 PCB 板缺陷的第一步,也是非常重要的一步。采集到的 PCB 板的质量直接影响着图像的处理效果,从而影响最后的检测结果。采集图像的硬 件设备是工业相机,外加一定的光学设备进行辅助。实际操作中由于 PCB 板位置姿态 的随意性,就使得采集到的图像具有多样性,位置和角度的变化增加了图像处理的难 度。此外,由于 PCB 板自身表面涂有三防漆,使得在图像采集时往往受到反光干扰如 图 2-1(a) 所示,或因光照不均匀或拍照瞬间物体移动等使元件产生重影,如图 2-1(b) 所示。



(a)PCB 垂直光照产生的反光干扰

(b)运动产生的重影

这些问题的出现降低了图像采集的质量,同时也增加了图像预处理及图像处理的 难度。在图像预处理中需要将采集到的图像转换为灰度图,而光照和重影都会改变原 有图像的灰度值正确分布,从而影响处理效果。

图 2-1 原始图像中的各种干扰

2.1 图像预处理

### 2.1.1 图像去噪概述

由于直接采集的原始图像一般含有杂散光干扰和相机本身的噪声,并不适合直接 进行运算和结果判别。需要先将图像进行一些滤波处理、图像增强处理等过程,抽取 检测目标的特征。此步骤称为图像的预处理过程[16,17]。

针对于此视觉系统在检测的过程中,噪音有如下几个来源:

(1)相机本身的电子噪声。虽然所使用的相机的信噪比较小,但是仍然存在部分 噪声,特别是在相机长时间工作,机身温度较高的情况下,噪点会越来越明显。因此 使用滤波器对图像进行预处理。如图 2-2 位获取图像中的噪声产生的噪点。



图 2-2 相机的电子噪声和干扰

(2)杂散光源干扰。虽然在实际应用中已经对光源的照射角度进行了调整,但是仍旧有部分杂散光线会反射到相机中,形成杂散光源干扰。

图像的边缘和其他尖锐的变化(如椒盐噪声)在图像的频率域展开中处于高频部分,因此可以使用平滑滤波器对图像进行模糊处理和减小图像的噪声。模糊处理将常用预处理,比如在提取目标之前去除低强度的噪点。通过线性滤波器和非线性滤波器的模糊处理可以减小噪声。

平滑线性空间滤波器的输出是包含在滤波掩膜领域内像素的平均值,因此这种滤 波器也被称作均值滤波器。均值滤波器的概念非常直观,用滤波掩膜确定的像素平均 值去代替原有图像上的每一个像素点的值。由于典型的随机噪声由灰度级的尖锐变化 组成,因此,此种平滑处理最大的作用就是降低图像噪声。

2.1.2 图像滤波

图像分析和还原中最常使用的方法是对图像进行二维的傅里叶变换。傅里叶变换 的作用是对其中的不同信号的频率进行展开和区分。最早用于进行电磁信号和声学的 分析。现阶段的傅里叶变换在图像处理中可以量化的比较精确的对图像信号的频率特 性进行处理。

卷积操作可以直接运用在一幅图像中,方法是移动卷积矩阵,使其中的点依次位 于图像中的每一个像素,然后将对应的元素相乘,最后累加乘积。对应的操作可以通 过傅里叶变换进行加速。变换就是从一组坐标系变换到另一组坐标系,例如旋转变换。

1) 傅里叶变换与二维傅里叶变换

傅里叶变换是将图片上的信号分解为一组正弦分量和余弦分量,并将对应的分量 进行分离。若将复数写为实部和虚部的形式,典型的复数如式(2-1)。

$$z = (x, jy) = x + jy \tag{2-1}$$

虚部的指数幂可以表示为正弦和余弦的和,对应结果如式(2-2)。

$$e^{j\theta} = \cos\theta + j\sin\theta \tag{2-2}$$

之后可以采用极坐标的形式,在一维平面上,对应的连续函数 f(x) f(x)的傅里叶 变换如式(2-3)。

$$F(\omega) = \int_{t=0}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \qquad (2-3)$$

如果这个函数的采样为离散模型,则将上述的积分替换为对这个采样点求和即可, 对应关系式如(2-4)所示。

$$F(\omega) = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{\frac{2\pi j\omega k}{N}}$$
(2-4)

上述变换称为离散傅里叶变换,对于像图像这样的采样数据来说,使用的就是离 散傅里叶变换。如果函数 f(k)为采样的正弦曲线,那么傅里叶变换 F(ω)应该产生一 个表示曲线参数的点。

在进行傅里叶变换的过程中,如果使用上式所述的傅里叶变换方法,每一个像素 点所进行的计算量将非常大。虽然计算机的速度很快,但是对于1200万像素的处理量 级来说,也需要消耗大量的时间。按照现有的 PC 机的速度,需要秒量级的时间才能处 理完,不能满足实际需求。因此,就需要使用快速傅里叶变换加快处理时间。

对应于快速傅里叶变换,是一种更快的计算傅里叶变换的方法,其本身并不是一种新的或不同的变换。第一个优化是将指数计算转移到内循环之外。这是通过预先计算所有的 N 个乘积完成的,对应的关系式如(2-5)所示。

$$F(\omega) = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{-\frac{2\pi j\omega k}{N}} = \sum_{k=0}^{N-1} pre\left[\omega k \mod(N)\right] f(k)$$
(2-5)

下一个步骤使用了数学方法,偶数项和奇数项分开计算。当 *n* 为偶数的时候,可以减小一半的乘法运算,如式(2-6)所示。

$$F(\omega) = \sum_{k=0}^{N/2-1} f(k) e^{-\frac{2\pi jak}{N}} Sum[k]$$
(2-6)

$$Sum[k] = \frac{f(k) + f(k+m)}{2}$$
(2-7)

其中a的取值范围为0到 $\frac{n}{2}$ -1,其中在奇数项的条件下得到式(2-8)

$$f(2a+1) = \sum_{k=0}^{N/2-1} e^{-\frac{2\pi jak}{N}} Diff[k]$$
(2-8)

$$Sum[k] = \frac{f(k) + f(k+m)}{2}$$
(2-9)

Sum 数组和 Diff 数组可以事先计算出来。傅里叶变换的奇数部分和偶数部分可以 独立计算, 然后再合并进入一个公共矩阵 F。使用快速傅里叶变换之后, 可以将运算速 度提高 5-10 倍。OpenCV 提供了一组方便的函数用于计算图像和信号的傅里叶变换, 方便在图像处理过程中调用。由于图像是排列的二维数组或矩阵, 所以需要将一维的 傅里叶变换扩展到二维平面上, 如式(2-10)。

$$F(u,v) = \frac{1}{\sqrt{nm}} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{m-1} e^{(-2\pi j(ui+vk))/nm} f(i,k)$$
(2-10)

对图像 *f* 进行傅里叶变换的方式为:首先计算每一行的傅里叶变换,得到中间过程图像 *f*'。然后再对 *f*'图像的每一列进行变换,得到 *F*,即为原图像傅里叶变换之后的变换图像。同时,为了提高计算机进行运算的速度,可以使用一维 FFT 的方法进行二维变换的计算。

2) 平滑的频率域滤波器

而相机电子噪声在图像上的频域分布基本分布在高频段内,而大多数干扰噪音分 布在低频段,所以使用滤波器对图像进行预处理。

图像的边缘和其他尖锐的变化在图像的灰度级中主要出于傅里叶变换的高频部分。因此,平滑滤波可以通过衰减指定图像傅里叶变换中高频成分的范围来实现。基本的滤波模型如式(2-11)所述。

$$G(u,v) = H(u,v)F(u,v)$$
(2-11)

其中的F(u,v)F(u,v)是被平滑的图像的傅里叶变换。目标是选择一个滤波器变换 函数H(u,v)H(u,v),以通过衰减F(u,v)F(u,v)的高频成分产生。其中有如下的三种滤 波器可以对图像进行滤波。

(1) 理想低通滤波器

最简单的低通滤波器是将所有的位于高频段内的图像信号全部去除,这些高频成分处比指定距离 *D*<sub>0</sub> *D*<sub>0</sub>远的多的位置。这种滤波器称为二维理想低通滤波器,对应的变换函数如式(2-12)所示。

$$H(u,v) = \begin{cases} 1 & D(u,v) \le D_0 \\ 0 & D(u,v) > D_0 \end{cases}$$
(2-12)

其中的*D*<sub>0</sub>是指定的非负数值, *D*(*u*,*v*)是(*u*,*v*)点距离频率矩形原点的距离。理想 滤波器的名称表明在半径为*D*<sub>0</sub>的圆内,所有频率没有衰减的通过滤波器,而在圆以外 的区域的所有频率被完全衰减。

(2) 高斯低通滤波器

对于二维高斯低通滤波器计算形式如式(2-13)。其中, D(u,v)是距离傅里叶变换原点的距离,  $\sigma$ 表示高斯曲线扩展的程度。

$$H(u,v) = e^{-D^{2}(u,v)/2\sigma^{2}}$$
(2-13)

本文中首先使用傅里叶变换得到焊点区域的频率域分量,并去除其中的高频高强 度相机产生的椒盐噪声,之后使用平滑滤波器去除低强度的高斯噪声。如图 2-3(a)为 原始图像,其中有较为明显在低频噪声和高频的红色噪点,图 2-3(b)为图像处理后的 结果,可以看出其中的 PCB 背景更加均匀,且红色高强度的椒盐噪点消失。

#### 基于视觉的 PCB 缺陷检测算法研究与系统实现



(a) 处理前原始图像



(b)处理后图像

图 2-3 图像预处理结果

# 2.2 图像几何校正

图像的标定过程分为两部分。第一部分,由于相机的 CMOS 传感器和相机镜头的 加工精度等原因,实际成像结果相对于理想模型会有一定程度的畸变。因此,在进行 实际检测之前,应对相机的参数进行标定并校正得到的原始图像。第二部分,由于 PCB 板一般是手工放置在检测台上,位置有一定的随意性,会形成图像的几何畸变。所以, 进行缺陷检测之前需要精确测量 PCB 板的位置信息,并通过图像几何变换算法校正并 移动到准确的待检测坐标中。

2.2.1 相机参数标定

1) 相机参数标定原理

针孔模型是相机成像的理想模型,但是由于镜头通过透镜组成像,不同波长的光 在透镜中的折射率也不同,因此成像都存在一定程度的畸变。

其中的畸变可通过 $K_1, K_2, K_3$ 确定,针对于图像的切向畸变,可由两个参数 $p_1, p_2$ 确 定。设(u,v)为理想的图像像素坐标,相对应的 $(\hat{u},\hat{v})$ 为实际图像获得的像素坐标,(x,y)就为理想的图像物理坐标,  $(\hat{x}, \hat{y})$ 为实际获得的图像物理坐标, 则 $(\hat{x}, \hat{y})$ 与(x, y)之间满 足式 (2-14) 和 (2-15)。

$$\hat{x} = x + x \left[ k_1 \left( x^2 + y^2 \right) + k_2 \left( x^2 + y^2 \right) \right]$$
(2-14)

$$\hat{y} = y + y \left[ k_1 \left( x^2 + y^2 \right) + k_2 \left( x^2 + y^2 \right) \right]$$
 (2-15)

其中的 $k_1, k_2$ 都为畸变系数,同时有 $\tilde{u} = u_0 + \alpha \tilde{x} + c \tilde{y}$ 和 $\tilde{v} = v_0 + \beta \tilde{y}$ ,则可得到(2-16) 和(2-17)。

$$\breve{u} = u + (u - u_0) \left[ k_1 \left( x^2 + y^2 \right) + k_2 \left( x^2 + y^2 \right) \right]$$
(2-16)

$$\breve{v} = v + (v - v_0) \left[ k_1 \left( x^2 + y^2 \right) + k_2 \left( x^2 + y^2 \right) \right]$$
(2-17)

同时,由于 $(u_0,v_0)$ 在求解相机内参数的条件下已知,因此 $(\hat{u},\hat{v})$ 也可知道,在实际 标定过程中使用 MATLAB 中的对应函数求取反投影残差。(x, y)的求解可以通过  $u = u_0 + \alpha x + cy$  和 $v = v_0 + \beta y$  进行求解。因此可以得到对应的关系式(2-18)。

$$\begin{bmatrix} (u-u_0)(x^2+y^2) & (u-u_0)(x^2+y^2)^2 \\ (v-v_0)(x^2+y^2) & (v-v_0)(x^2+y^2)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \breve{u}-u \\ \breve{v}-v \end{bmatrix}$$
(2-18)

若有 Dk = d 则可通过关系式  $k = (D^T D)^{-1} D^T d$  求出相应的畸变系数  $k_1, k_2, \lambda$  之后可求得其中点的实际理想成像位置,对应的表达式为(2-19)(2-20)。

$$\delta_{xt} = x \Big( k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \cdots \Big)$$
 (2-19)

$$\delta_{yt} = y \left( k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \cdots \right)$$
(2-20)

镜头所产生的切向畸变,一般是由于镜头离心畸变和棱镜畸变产生的。其中,离 心畸变一般是由于相机镜头中各个透镜的光轴不能完全对准所造成的。其中,镜头成 像的离心畸变的数学模型可以表示为式(2-21)(2-22)。

$$\delta_{xd} = 2p_1 xy + p_2 (r^2 + 2x^2) + \dots$$
 (2-21)

$$\delta_{vd} = 2p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2xy\cdots$$
 (2-22)

2) 相机参数标定实现

在实际进行相机参数标定的过程中,使用打印的棋盘格在摄像头上成像进行标定。 棋盘格单个尺寸为12×12mm。使用 MATLAB 图像处理工具箱,通过 5 帧棋盘格图像 进行标定。对应识别结果如图 2-4 相机标定所示。并使用上述关系时校正图像的畸 变。



图 2-4 相机标定

### 2.2.2 PCB 视觉定位

对相机标定完成之后,由于 PCB 板是手工放置在检测台上,放置位置存在一定的

随意性。因此在所有检测之前需要精确测量当前 PCB 板的位置。 对于待检测的 PCB 板的原始图像如图 2-5 (a) (b)所示。



 (a) 白色背景原始图像
 (b) 原始图像黑色背景

 图 2-5
 待检测 PCB 板捕获原始图像

由于绝大部分 PCB 板的形状都为长方形,存在直角边或者圆孔。因此,对于 PCB 板的定位可以从角点开始。确定角点在原始图像中的精确坐标后,即可进行仿射变换 并将 PCB 投射到标准的位置。完成图像的标定和变换。其中,在工业检测中,为了达 到较为理想的精度和可靠性,本文实现了基于霍夫变换进行直线、圆孔检测的定位方 法。并提出使用 Adaboost 结合模板匹配的顶点检测与定位方法,并对两者的定位效果 进行了比较。

1) 基于灰度特征的分割与定位

(1) 前景背景分割

当图像的背景和前景灰度值差异较为明显的时候<sup>[17,18]</sup>,可使用基于图像处理和霍 夫变换对顶点进行定位。



(a)原始采集图像





(b)二值化后的图像(c)Blob 处理后的分割结果图 2-6 对 PCB 板进行图像分割步骤

通过最小矩形的逼近,但由于图像掩膜的确定并不完全准确,还存在噪声和阴影 干扰。因此,只能近似的确定 PCB 的所在位置。要进行 PCB 更精确的定位,需要通过 图像特征明显的标志点进行二次定位。通过对 PCB 顶点的准确测量,可对 PCB 进行图 像变换,进而配准 PCB 板。直线、圆孔和顶角的检测受到边缘阴影区域的影响较大。 会使得检测精度受到影响。

霍夫变换是图像处理中从图像中识别几何形状的基本方法之一,也有很多改进算 法。主要用来从图像中分离出具有某种相同特征的几何形状。其对应的原理是将已经 提取的边界点进行坐标映射,将平面直角坐标系中的点映射到极坐标系中。之后,在 对应空间做出曲线,若边界点分布在一条直线上,则画出的曲线会相交于一点,如图 2-7 所示,直角坐标系中的直线表达式(2-23),其上的每一个点可在空间中形成曲线 (2-24)。因此,将空间划分为若干区域,并使用计数器计算空间中曲线相交的峰值 区域,即可认为是对应的直线。再从此空间推导直线在几何空间中的对应关系,得到 检测到的直线表达式。



图 2-7 霍夫变换直线检测原理图

$$y = kx + b \tag{2-23}$$

$$r = x\cos\theta + y\sin\theta \tag{2-24}$$

同理,可使用霍夫变换进行圆检测。根据极坐标性质,圆上任意一点的坐标可以 表示为如式(2-25)(2-26)的形式。所以对于任意一个圆,假设中心像素点 *p*(*x*<sub>0</sub>,*y*<sub>0</sub>)像 素点位置已知,圆半径已知,则旋转360度后由极坐标方程可以得到每个点上的坐标。 同样,如果只是知道图像上像素点,圆半径,旋转360°则中心点处的坐标值必定最强。

$$x = x_0 + r\cos\theta \tag{2-25}$$

$$y = y_0 + r\sin\theta \tag{2-26}$$

通过图 2-9 (a)可以看出,通过霍夫变换确定顶点位置并不完全准确。分析原因是由于光照不均匀造成的每个顶点图像灰度的不同还有阴影干扰。因此,只能近似的确定 PCB 的所在位置。直线、圆孔和顶角的检测受到边缘阴影区域的影响较大,如图图 2-8 (a) (b) 所示。因此,使用图像灰度聚类,自动识别每个顶点图像的分割参数。本文中使用的是 K-means 聚类算法。



K-means 是一种聚类算法,首先计算的是数据点之间的欧式距离作为优化的目标

函数,利用函数求最优解的方法得到迭代运算的调整规则。是求对应某一初始聚类中 心向量 V 最优分类,使得评价指标 J 最小。算法采用误差平方和作为聚类准则函数。 在实际的实现中,将每个像素的灰度值作为每一个输入待聚类的样本,总样本集合为 {*x*<sup>(1)</sup>,*x*<sup>(2)</sup>,…,*x*<sup>(m)</sup>}。其中 k 是在灰度值样本中需要进行灰度分类的个数,*x*<sup>(1)</sup>为每一个聚 类的样本,通过式(2-27)计算*c*<sup>(i)</sup>即为每次迭代后所有样本点与求得的聚类中心的距 离,通过式(2-28)计算μ<sub>i</sub>即下一个聚类中心:同一聚类中的对象相似度较高,在此 处即为相似灰度级的像素划分为一个类别;而不同聚类中的对象相似度较小。聚类相 似度是利用各聚类中对象的均值所获得一个中心对象来进行计算的。

$$c^{(i)} = \arg\min_{j} \left\| x^{(i)} - \mu_{j} \right\|^{2}$$
(2-27)

$$\mu_{i} = \frac{\sum_{i=1}^{m} 1\{c^{(i)} = j\}x^{(i)}}{\sum_{i=1}^{m} 1\{c^{(i)} = j\}}$$
(2-28)

使用聚类算法后的 PCB 定位结果如图 2-9 (b) 所示,说明基于聚类的分割参数确 定可以有效的增加边界区域定位准确性。



(a)聚类分割之前定位结果



(b)聚类分割之后定位结果

图 2-9 使用灰度聚类区别分割阈值后的检测结果

2) 基于机器学习的特征点定位

上述使用图像处理的方法进行 PCB 定位的方法在前景背景灰度值差异较明显,且 有明显的几何特征的条件下试用。由于运算复杂度低,速度快,适用于进行满足一定 条件下的 PCB 板的定位。

但在其他特殊情况下,如前景背景区域灰度值差异不明显的情况下,仅仅使用基于图像几何特征的方法很难得到较好的定位结果。如图 2-10 (a) 中,其绿色 PCB 与黑色背景的差异人眼看起来非常明显,但在通过公式转换为灰度图像图 2-10 (b) 后,灰度特征不够显著,因此基于几何特征会造成定位不准的情况。



(a)原始图像(b)灰度转换后的图像图 2-10 原始图像和灰度变换后的图像

鉴于此,提出了使用 AdaBoost 的机器学习算法进行检点位置的初步测量,并结合彩色模板匹配精确定位。AdaBoost 的训练和识别方法在第三章会有详细的论述。过程步骤简单叙述为首先样本集训练出直角顶点的分类器并使用分类器大致查找定点位置,之后使用模板匹配算法精确定位 PCB 顶点。对应的 PCB 训练样本集如图 2-11 所示。其中为各种可控光照条件下的顶点图像。负样本集为 PCB 中心的其他区域。



图 2-11 PCB 顶点正样本集

由于使用 AdaBoost 方法只能对 PCB 的直角顶点位置进行大致识别和判断,并不 能达到理想的精度,所以需要使用其他方法在 AdaBoost 识别到的范围内进一步定位顶 点。由于此课题检测的 PCB 版视觉特征一致性较好,因此可以使用基本的模板匹配方 式对顶点进行相对精确的定位。其中的模板如图 2-12 所示,其中仅含有截取的顶点区 域,且模板的正中央正好为 PCB 板的顶点区域。因此,使用模板匹配,其中相似度最 大的位置正好位于图像的 PCB 顶点位置。



图 2-12 模板匹配中各个顶角的匹配样本

如图 2-13 为 AdaBoost 和模板匹配配合的定位实验结果,可以看出,使用此方法 可以以较高的精度定位 PCB 顶点位置,对定位结果进行分析,定位精度可在 1-2 个像 素范围内,满足现有定位需求。同时,由于此处使用的是模板匹配,因此理论上可定 位任意形状特征,有比较明显的视觉特征的部位都可以使用此类方法进行定位。



图 2-13 四个顶角的最终识别与定位结果

### 2.2.3 图像几何校正与对准

精确测量出 PCB 板的位置后,即可通过图像变换将原图像变换到标准位置。透射 变换常用于图象的校正,如视觉导航研究中,由于摄像机与地面之间有一倾斜角,而 不是直接垂直朝下,有时希望将图象校正为正投影的形式,就需要利用透射变换。如 图 2-14 (a) 所示为原始图像,由于拍摄角度关系图像产生了畸变,经过透视变换后可 得到图 2-14 (b) 中所示的正视图像。





(a)变换前图像(b)变换后图像图 2-14 投射变换过程示意图

透视变换(Perspective Transformation)是将图片投影到一个新的视平面(Viewing Plane),也称作投影映射(Projective Mapping)。通用的变换公式为:

$$[x', y', w'] = [u, v, w] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$
(2-29)

式中: u,v 是原始图像对应的坐标,对应图像变换后的坐标 x,y 的关系为x = x'/w', y = y'/w'。其中的变化矩阵 A 中 $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$ 对应为线性变换过程,如缩放、剪切和旋转。 $[a_{31} & a_{32}]$ 用于平移, $[a_{13} & a_{23}]^T$ 产生透视变换。所以可以理解仿射变换等是透视变换的特殊形式。经过透视变换之后的图片通常不是平行四边形(除非映射视平面和原来平面平行的情况)。重写变换公式(2-29)则可得到式(2-30)和(2-31)。

$$x = \frac{x'}{w'} = \frac{a_{11}u + a_{21}v + a_{31}}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}}$$
(2-30)

$$y = \frac{y'}{w'} = \frac{a_{12}u + a_{22}v + a_{32}}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}}$$
(2-31)

15

若此时有所需变换的四组对应点 $(x_0, y_0)$ ,  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $(x_3, y_3)$ , 通过变换关系 可得变换参数为(2-32)所示。

$$a_{11} = x_{1} - x_{0} + a_{12}x_{1}$$
(2-32)  

$$a_{21} = x_{3} - x_{0} + a_{12}x_{2}$$

$$a_{31} = x_{0}$$

$$a_{12} = y_{1} - y_{0} + a_{13}y_{1}$$

$$a_{22} = y_{3} - y_{0} + a_{23}y_{3}$$

$$a_{32} = y_{0}$$

$$a_{13} = \begin{vmatrix} \Delta x_{3} & \Delta x_{2} \\ \Delta y_{3} & \Delta y_{2} \end{vmatrix} / \begin{vmatrix} \Delta x_{1} & \Delta x_{2} \\ \Delta y_{1} & \Delta y_{2} \end{vmatrix}$$

$$a_{12} = \begin{vmatrix} \Delta x_{1} & \Delta x_{3} \\ \Delta y_{1} & \Delta y_{3} \end{vmatrix} / \begin{vmatrix} \Delta x_{1} & \Delta x_{2} \\ \Delta y_{1} & \Delta y_{2} \end{vmatrix}$$

其中,  $\Delta x_1 = x_1 - x_2$ ,  $\Delta x_2 = x_3 - x_2$ ,  $\Delta x_3 = x_0 - x_1 + x_2 - x_3$ ,  $\Delta y_1 = y_1 - y_2$ ,  $\Delta y_2 = y_3 - y_2$ ,  $\Delta y_3 = y_0 - y_1 + y_2 - y_3$ 。求解出的变换矩阵就可以将一个正方形变换到四边形。反之, 四 边形变换到正方形也是一样的。于是,我们通过两次变换:四边形变换到正方形+正方 形变换到四边形就可以将任意一个四边形变换到另一个四边形。

如图 2-15 (a) 为原始图像,将原始图像的四个直角顶点位置确定后,使用上述转换关系可将图像通过透射变换转换到四个固定坐标的点上,如图 2-15 (b) 所示。其中的十字叉角点即为变换的四个控制点。使用此方法可以将在检测范围内随意摆放的PCB 板准确变换到标准位置,方便后续再 PCB 板上进行定位与识别操作。



(a) 原始图像



(b) 仿射变换后的图像

图 2-15 仿射变换处理原始图像

#### 2.3 本章小结

本章首先,对硬件实验平台得到的原始图像进行预处理。预处理主要使用傅里叶 频域变换去除图像中的高频低强度噪声,并使用平滑滤波器去除高强度的椒盐噪声。

之后,使用棋盘格标定相机的内参数,对由于相机和镜头做工偏差而产生的图像

畸变进行补偿,得到相对理想的实际准确图像。

然后,为了解决由于待检测 PCB 由于放置位置偏移和倾斜造成的 PCB 图像畸变问题。本文提出使用图像几何特征或 AdaBoost 机器学习算法,结合模板匹配算法,精确 定位 PCB 四个直角顶点坐标,并使用透射变换方法,将 PCB 图像准确的投射在需要的 图像坐标上。

通过实际测试可以得出,通过图像预处理可以有效降低原始图像噪声干扰。定位 算法可以精确定位直角顶点区域,并使用透射变换将图像校正并对准在固定区域,方 便后续的检测算法进行进一步识别和检测。

# 3 元器件贴装缺陷检测

随着 PCB 工艺和搭载元器件的小型化微型化,贴片元件在贴放瞬间容易产生错位、 偏移、旋转等问题<sup>[19,20]</sup>。本章通过将数字图像处理技术与机器学习算法结合,有针对 性的检测与识别 PCB 元器件贴装过程中的元器件丢失、偏移、旋转等缺陷。

# 3.1 元器件位置测量

由于贴片元件越来越小,单个元件的像素点个数较少,同时较小的元件外形特征 不明显<sup>[21,22]</sup>,如图 3-1 所示,单纯使用图像处理或模板匹配的准确性较低。基于像素 的元件位置姿态定位。由于配置参数针对每个元件差异性较大,检测算法对参数非常 敏感,不适合大规模自动化检测<sup>[23,24]</sup>。因此,提出使用 Adaboost 算法对元件进行初步 的识别与定位,并结合改进的模板匹配进行精确测量的检测方法。



图 3-1 待检测 PCB 原始图像

#### 3.1.1 AdaBoost 机器学习算法

AdaBoost 是一种迭代算法,其核心思想是针对同一个训练集训练不同的分类器(弱 分类器),然后把这些弱分类器集合起来,构成一个更强的分类器(强分类器)。由于 各弱分类器所提取的特征不同,针对于不同的训练场景有的特征可以很好的描述并区 分不同的分类,有的反之。因此,每个弱分类器的权值不同决定了分类器的具体应用 场景。对应的 AdaBoost 算法结构图如图 3-2 所示。



图 3-2 AdaBoost 算法结构图

其中最下方的分类器 Y<sub>M</sub> 是通过多个弱分类器级联而成,即通过每一个弱分类器进行投票,且通过先前的训练确定每个弱分类器的权重α,达到共同形成一个强分类器的结果。

#### 3.1.2 AdaBoost 训练步骤

在开始对分类器权重进行训练时,由于没有样本输入,因此初始化权重都为 α=1/N,其中N为训练样本个数。此时开始训练每一个弱分类器 y<sub>m</sub>(x),为了使训练后 的分类器分类结果最好,设有最小化权重误差函数(3-1)

$$\varepsilon_m = \sum_{n=1}^N \omega_m^{(m)} I(y_m(x_n) \neq t_n)$$
(3-1)

此时通过式(3-2),计算每个弱分类器在此轮迭代过程中的权重

$$\alpha_m = In \left\{ \frac{1 - \varepsilon_m}{\varepsilon_m} \right\}$$
(3-2)

通过式(3-3)更新每一个分类器的权重

$$w_{m+1,i} = \frac{w_{mi}}{Z_m} \exp(-\alpha_m t_i y_m(x_i)), i = 1, 2, \dots, n$$
(3-3)

其中 Z<sub>m</sub>为归一化参数,将所有权值之和调整为1,归一化表达式为(3-4)

$$Z_{m} = \sum_{i=1}^{N} w_{mi} \exp(-\alpha_{m} t_{i} y_{m}(x_{i}))$$
(3-4)

最终得到的分类器为式(3-5)

$$Y_{M}(x) = sign\left(\sum_{m=1}^{M} \alpha_{m} y_{m}(x)\right)$$
(3-5)

在训练分类器时,如果其中的弱类器的分类结果与实际标签不符,则前一个分类 其改变其权重w,并组成最后的分类器。

#### 3.1.3 AdaBoost 算法实现

本文在 AdaBoost 的算法实现上使用了 OpenCV 的库函数进行训练。其中的分类器 分别是下图所示的各种方向和位置的差分,如图 3-3 所示,即 Haar-like 特征,Haar 特 征是计算机视觉领域一种非常常用和常规的特征描述算子。它最早是由 Papageorigiou 等人在人脸检测过程中对人脸进行特征描述。目前常用的 Haar 特征可以分为线性特征、 边缘特征、点特征(中心特征)、对角线特征等。实际实现中,即将白色区域和黑色区 域(两部分像素空间)进行图像差分,得到归一化的图像插值结果。每一个差分都可 以作为一个弱分类器特征,并组合为一个强分类器。

在实际实验中使用 opencv\_haarttraining.exe 进行实现,并通过 opencv\_createsamples.exe 和 convert\_cascade.exe 两个程序对样本进行初始化操作。训练 集负样本中包含除元件外的其他各种图像。其中需要考虑到各种边界干扰样本和其他 元件样本。

西安交通大学硕士学位论文



图 3-3 Harr-Like 特征算子

1) 训练正样本集

正样本集即为需要正确识别的目标样本,如在进行贴片电阻的定位与检测过程中,则需要各种不同姿态、光照和角度条件下的贴片电阻图片。由于课题需要对贴片电阻,贴片电容,有极性的电容等元器件和插针式元器件进行识别与检测,涉及到的 AdaBoost 训练方法基本相同。因此,在本章重点对贴片式电阻的训练识别进行讨论。

在一开始进行贴片电阻样本训练的过程中,使用的是 200 个如图 3-4 (a) 所示的样本作为正样本集,但训练出来的结果并不理想,定位与识别结果如图 3-4 (b) 所示。根据错对误识别结果分析,首先是由于目标识别电阻占整个样本图像的面积较少,而在样本输入分类器之前还要进行一次尺寸归一化,为了减小训练运算量,样本的尺寸控制在 24\*24 个像素的方形图像。使得电阻的外形特征不能很好地被 Harr 特征算子表达。 其次,由于样本中贴片电阻的方向同时存在横向和纵向,由于两种特征存在明显差异,,若同时作为正样本集,容易对训练结果的收敛速度产生影响,特别是在训练样本数量不是很多的情况下,不容易获得识别可靠性很高的分类器。



图 3-4 训练正样本集与识别定位结果

因此,对正样本集的电阻区域进行了一定的修改。首先缩小了样本的区域,只采 集贴片电阻的中心区域位置。同时,样本中的电阻的方向统一为纵向,并将横向的样 本作为负样本输入训练器。对应的正样本如图 3-5 (a) 所示。



图 3-5 缩小范围的正样本和训练结果

图 3-5 (b) 所示为用此正样本集训练出的电阻识别结果,从图中可以看出,使用此 方法可以比较有效的减小识别的错误率。在完成纵向电阻识别后,再使用训练器训练 横向的贴片电阻分类器,同时也将纵向的电阻作为负样本进行输入。对应的横向电阻 的正样本如图 3-6 所示。



图 3-6 横向贴片电阻正样本集

2) 负训练样本集

负样本集即为除了要检测区域以外的其他部分,即不希望分类器识别为目标的样本。不同于正样本集,仅需要将需要检测的目标作为样本。负样本的选取和负样本个数的确定都会对最终分类器的分类结果有较大影响。本课题的实现过程中负样本集有以下的特点:

(1)由于在待检测的原始图片中,除了 PCB 以外只有极少的黑色或白色背景区域。因此负样本的采集区域主要集中在 PCB 板上,除了贴片电阻以外的其他位置。如 PCB 基板、PCB 上的各种油漆标记、不相关的其他元器件等。且负样本无需包含各种 自然场景或者互联网上的通用训练样本,由于这些样本永远不会出现在需要识别的原 始图像中,因此即使用来作为负样本,对整体识别效果也不会有明显的提高,反而增 加运算量。

(2)采集的区域尺寸需要各不相同,既要有大尺度,里面包含了很多元器件,可 以同时包含若干完整的贴片电阻。同时要有更多的相似尺寸的负样本。如其他大小相 似元器件的完整图像,如贴片电容,电感,插针式元器件和大型元器件的焊接管脚区 域。其中贴片电容和连排的管脚,在特征上和电阻都较为相似,容易产生错误识别。 因此,要采集数量较多的此类样本。

(3)负样本中同样要存在包含部分贴片电阻的图像。如果图像中没有包含一个完整的电阻部分,或者完整的电阻旁边还有其他元器件,此种情况也需要理解为负样本。

否则就会造成训练的分类器对目标的定位不准确等问题。主要由于此种边界的情况既 不在正样本中,也不再负样本中。

除此之外,正负样本比例也非常关键。特别是对于 AdaBoost 训练算法,正负样本 比例接近 1:1 的时候,对负样本的训练速度很慢,负样本数量太少,或者负样本的尺寸 太小,所有的负样本在这个分类器都无效,程序进入不了下一个循环,且在实际的应 用中负样本肯定远远多于正样本。根据在自然场景使用 AdaBoost 的一些经验,正负样 本比例在 1:4 或者 1:5 时,训练得出的分类器分类效果好于 1:1 或者 1:10。当正负样本 比例靠近 1:10 的时候,对负样本的计算较多而降低了正样本的统计特性,造成正样本 权重总和很小,当权重小于一定程度的时候可能很大一部分正样本都不参与训练,此 种情况就会对后续的训练结果造成较大影响。

在此处使用的原始负样本个数为200个,但在后续的人工样本集中扩充为1000个以上,基本达到两者比率在1:5 左右。如图 3-7 为截取的典型的负训练样本。



图 3-7 典型的负训练样本

3) 人工训练样本集

在实际提取和标记正负样本的过程中,主要是通过手工的方式截取图像中在一定 范围的光照条件和拍摄角度情况下的样本作为正负样本。但是,通过手工的方式,能 截取的样本数量相对有限,且过程费时费力而相应的样本特征并没有非常明显的改变。 且随着样本数量的不断增加,单位个数的样本对分类器识别率的提升效果逐渐衰减。 因此,由于大部分样本的特征基本类似,主要差异在整体的灰度分布、对比度,较小 的几何畸变、旋转、平移、噪声等。因此,提出了使用人工的方法在现有的原始样本 的基础上进行处理,生成新的样本,扩展正负样本的数量。此种方法可以在不继续增 加原始样本数量的基础上,已较低的代价成倍数的增加样本数量。

本课题实现过程中,使用 MATLAB 进行图像处理,几何变换等运算扩充训练样本集。对应的每种算法和实现如下所述:

(1) 图像样本灰度扩充

针对于不同位置和角度的采样图像,对应的图像灰度也会发生变化。最基本的算 法即以固定值增加图像的灰度,或以过渡的形式增加图像灰度值。对应的关系式如式

(3-6)。其中 p(x,y)为变换后的每个像素的灰度,  $p_0(x,y)$ 为变换钱的原始灰度,  $(x_0,y_0)$ 确定灰度分部的区域,  $\alpha 与 \beta$ 是增加的像素灰度和系数。

$$p(x, y) = p_0(x, y) + \alpha + \beta \left[ (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \right]^{-\frac{1}{2}}$$

(3-6)

如图 3-8 (b) (c) 所示为进行灰度变换后的样本与原始样本。



图 3-8 灰度变换扩充样本集

(2) 不同噪声等级图像扩充

图像中较为常见的噪声为高斯噪声和椒盐噪声。其中椒盐噪声主要是由图像传感 器坏点,传输信道,解码处理等产生的黑白相间的亮暗点噪声。椒盐噪声是随机的出 现在图像中的各个位置、噪点灰度值基本固定且强度较大。

高斯噪声与其相反,是几乎每个像素点上都出现噪声、噪点灰度值满足高斯分布的噪声。与椒盐噪声相似,高斯噪声(gauss noise)也是数字图像的一个常见噪声。如 图 3-9 (b) (c) 为加入不同强度噪声后的图像。

$$p(x, y) = p_0(x, y) + \alpha(rand)$$
(3-7)



图 3-9 加入不同噪声等级扩充样本集

(3) 不同对比度图像扩充

在不同的光照条件和相机曝光参数的条件下,样本的对比度也会发生较明显的变 化。因此可以通过调节样本图像对比度的方式得到更多的样本。为了减小计算机运算 量,选用对比度分段线性映射的方式扩展图像对比度。非线性映射也可以使用,但两 者效果和目的相似,因此不做深入讨论。

其中分段线性映射关系式如式(3-8)所示,其中 $\alpha = \frac{g_a}{f_a}$ , $\beta = \frac{g_b - g_a}{f_b - f_a}$ , $\gamma = \frac{255 - g_b}{255 - f_b}$ , 其中当 $\alpha < 1$ , $\beta < 1$ 时,可以增强图像对比度,扩展灰度值在[ $f_a, f_b$ ]范围内的区分度。

$$p(x, y) = \begin{cases} \alpha p_0(x, y) & 0 \le p_0(x, y) \le f_a \\ \beta \Big[ p_0(x, y) - f_a \Big] + g_a & f_a \le p_0(x, y) < f_b \\ \gamma \Big[ p_0(x, y) - f_b \Big] & f_b \le p_0(x, y) < 255 \end{cases}$$
(3-8)

同时,在大量的训练样本中,为了保证样本灰度值分布的平滑特性,因此也可试

用非线性方法进行灰度变换,常用的变换方法有对数变换和伽马变换,由于变换系数 对图像灰度值有明显的影响,因此若在此处使用时变换系数一般都较小。对数变换式 (3-9)中, $p_0(x,y)$ 和p(x,y)分别为变换前后的灰度值,不同的底数v+1可映射为不同 参数的灰度变换。

$$p(x, y) = p_0(x, y) \log_{y+1}(1 + vr) \quad r \in [0, 1]$$
(3-9)

伽马变换的表达式如(3-10)。如图 3-10(b)(c)为不同灰度变换后的样本图像。  $p(x,y) = p_0(x,y)r^r r \in [0,1]$  (3-10)









(c) 灰度压缩

(4) 位置偏移变换

在提取负样本时,由于 PCB 板上大部分的样本面积都是与贴片电阻无关的部分,因此可以相对容易的划分出大片区域作为负样本,虽然 OpenCV 可以通过窗口平移的方式得到较多的负样本,但其过程不可见。因此,此处同样使用滑动窗口截取的方式,在一张大图负样本中,分割出多个小样本。

图 3-10 不同对比度条件下的扩充样本集

(5) 旋转变换

由于使用 AdaBoost 主要是正确识别目标识元器件并大致定位,在实际应用下,有 的元器件会有一定倾斜和旋转,虽然实际应用中 AdaBoost 对旋转有一定的鲁棒性,但 理论上没有旋转不变性。因此在实际训练时,对训练样本同样以中心为坐标做正负 10 度的旋转,作为附加的训练样本。图像旋转过程中会损失部分边角区域,但由于本身 旋转角度较小,因此受到影响较小。样本图像旋转过程中,图像的质量不明显退化, 因此首先用插值放大图像为原先尺寸的 2 倍,之后像素点映射到极坐标上,如式(3-11) 所示。

$$\begin{cases} x_0 = r \cos \alpha \\ y_0 = r \sin \alpha \end{cases}$$
(3-11)

将所有的像素点在极坐标下对进行旋转,对应的关系式和展开后的结果如式 (3-12)和(3-13)所述。

$$\begin{cases} x = r\cos(\alpha - \theta) \\ y = r\sin(\alpha - \theta) \end{cases}$$
(3-12)

$$\cos(\alpha - \theta) = \cos a \cos \theta + \sin a \sin \theta$$
  

$$\sin(\alpha - \theta) = \sin a \cos \theta - \cos a \sin \theta$$
(3-13)

则可得到旋转像素点位置对应关系式(3-14)和逆过程关系式(3-15)。

$$\begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0\\ \sin\theta & \cos\theta & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(3-14)  
$$\begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0\\ \sin\theta & \cos\theta & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(3-15)

一般图像的旋转是按照图像的中心点旋转指定角度,故在进行旋转操作前需要先 对坐标进行变换,即将图像坐标系转换为数学坐标系,设原始图像的宽度和高度分别 为W和H,变换的映射关系如式(3-16)所示。

$$\begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ -0.5W & 0.5H & 1 \end{bmatrix}$$
(3-16)

其最终的矩阵表达如式(3-17)所示。

$$\begin{bmatrix} x & y & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ -0.5W & 0.5H & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0.5W_{new} & 0.5H_{new} & 1 \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ -0.5W\cos\theta + 0.5H\sin\theta + 0.5W_{new} & -0.5W\sin\theta - 0.5H\cos\theta + 0.5H_{new} & 1 \end{bmatrix} (3-17)$$

通过上述旋转公式求出映射坐标同样会有浮点坐标的问题,即确定的变换点为小数,但是由于在进行旋转前已经对原始样本图像差值放大处理,因此直接使用近似法 得到变换点的整数坐标进行变换即可。



图 3-11 不同旋转角度条件下的样本集

#### 3.1.4 AdaBoost 定位测试

实际进行训练的过程中在基于 100 个贴片电阻正样本集的基础上扩展到 2000 个以上的训练样本。在 200 个负样本集的基础上扩展到 9000 个负样本集,并通过 OpenCV 自带的 AdaBoost 训练器和 Harr 特征描述子的弱分类器进行训练。

由于训练时间一般较长,一般在 1-2 个小时。因此在初步训练的过程中首先降低 样本数相,训练出一个初步的分类器,并对分类器的分类结果进行分析,并逐步增加 正负样本数量,得到较好的结果。

在训练正负样本数量较少,且没有涵盖大部分负样本情况时,训练结果如图 3-12

所示。可以看出,分类器可以找到其中的很多贴片电阻,但也同样会错误识别很多 PCB 的其他区域。比如在多焊点的芯片周围,由于其中的排布焊点的部分视觉特征也类似于贴片电阻的特征,因此在负样本没有足够数量的条件下,容易造成分类器的误识别。



图 3-12 分类器初步识别结果

因此,针对于上述的问题,特别需要着重增加针对原件丢失和排布的焊点的负样本。并且,可以看出其中有部分 PCB 背景和元器件邻近的区域,也会被识别为目标。因此,不断改进并且增加各种正样本和负样本的数量和内容。特别是针对负样本的选择,每种负样本在训练样集中的数量因素等,都会对分类器的最终结果产生一定的影响。如图 3-13 所示为有针对性增加正负样本内容和样本数量后的训练结果。其中可以看出,分类器偶然还是会出现若干错误,但是基本可以满足元器件的识别和初步定位需求。



图 3-13 增加训练样本和负样本数量后的训练结果

在实际的工业检测过程中,由于 PCB 板布局信息和元器件位置都已知。因此,为 了保证可以以最大的识别精度和可靠性识别出所有的元器件,因此,实际使用中可以 首先分割出每一种元器件的大致存在区域,并用每种对应的分类器仅在局部区域进行 搜索和识别,进一步提高分类器的识别可靠性,同时还可降低运算量。


在局部进行分类时,如图 3-14,可达到更理想的效果,减小错误识别的情况。

图 3-14 分类器在局部范围内进行识别的识别结果

## 3.2 元器件丢失与极性反装检测

焊接元器件丢失是 PCB 焊接过程中的常见问题。一般存在于人工焊接中与专门留空的焊点混淆,造成漏焊。在贴片机进行焊接的过程中,贴片机通过真空管吸附贴片元件,但有时若真空压差不够,或元器件位置导致器件脱落,也会造成原件漏焊。因此,元器件丢失是 PCB 检测过程中的首要环节。元器件的极性反装也多由于人为失误,造成插接反向,会对产品造成极大影响。

3.2.1 支持向量机 SVM 机器学习算法

由于元器件丢失的焊点在外观和形状上非常相似,因此,需要尝试使用 Harr 特征 算子提取特征,并使用 SVM 分类器对焊点的漏焊进行识别。

支持向量机的提出有很深的理论背景。SVM 的主要思想可以概括为两点:(1) 它 是针对线性可分情况进行分析,对于线性不可分的情况,可以通过使用核函数对线性 不可分的空间进行映射,将特征点投射到线性可分的空间中,从而使得高维特征空间 采用线性算法对样本的非线性特征进行线性分析成为可能;(2)支持向量机基于结构 风险最小化理论之上在特征空间中建构最优分割超平面,使得学习器得到全局最优化, 并且在整个样本空间的期望风险以某个概率满足一定上界。

给定一些样本点,给定的训练样本分别属于两个不同的分类集合,若要通过一个 线性超平面将对应的样本点划分出来。如果用 x 表示数据点,用 y 表示类别(y 可以取 1 或者-1,分别代表两个不同的类)。支持向量机直观理解即为使用支持向量最大限度 的区分样本点,如图 3-15 所示。

其中,1或0的源于 logistic 回归,对应关系式为(3-18)所示。其中在 x 偏离原 点是对应的值分别为0和1。

$$h_{\theta}(x) = g\left(\theta^{T}x\right) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^{T}x}}$$
(3-18)



图 3-15 支持向量机对二维特征点进行分类

可以看到, (3-19)将无穷映射到了(0,1)。而假设函数就是特征属于 y=1 的概率。 对应关系如(3-20)和(3-21)所述。

$$P(y=1|x;\theta) = h_{\theta}(x)$$
(3-20)

$$P(y=0|x;\theta) = 1 - h_{\theta}(x)$$
(3-21)

线性分类函数跟 logistic 回归的形式化表示(3-22)

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^{T}x) = g(\omega^{T}x + b)$$
(3-22)

此时若存在一个超平面分类函数(3-23)

$$f(x) = \omega^T x + b \tag{3-23}$$

对应的表达式如式(3-24)所示。

$$\max \frac{1}{\|\boldsymbol{\omega}\|} \quad s.t., y_i \left(\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{x}_i + \boldsymbol{b}\right) \ge 1, i = 1, \dots, n \tag{3-24}$$

求解1/∥ω∥的最大值可理解为求解式(3-25),因为现在的目标函数是二次的,约 束条件是线性的,所以它是一个凸二次规划问题。对于含有多个特征的高维空间,也 是一个优化问题,可使用凸优化迭代找到最佳的分类超平面。

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad s.t., \, y_i \left(\omega^T x_i + b\right) \ge 1, i = 1, ..., n \tag{3-25}$$

3.2.2 元器件丢失检测

实际检测元器件丢失的过程中,首先将空焊点和贴片电阻统一作为正样本集使用 AdaBoost 进行初步的定位。对应的正样本如图 3-16 (a) (b) 所示。

但使用分类器完成元器件定位后,使用提取的 Harr 特征作为特征向量,但与上文 所述的基于 AdaBoost 训练不同之处为,此处的 Harr 特征仅使用少量的特征模板。一 方面是由于先前贴装位置已被基本确定,另外测出的特征相对明显,无需进行大量特征参数,减小计算量,提高训练和计算速度。使用空焊点和贴片电阻分别作为正样本和负样本,进行 SVM 的训练,得到结果。由于 SVM 的训练速度很快,因此可以快速得到分类器。实际测试中,检测了待测试板上的 28 个贴装焊点和 10 个空焊点,并转换不同的角度进行测试,共测试 5 回,判断准确率为 100%。说明可使用此方法对元器件进行快速高效的分类。



(a)空焊点样本 (b)贴片元器件样本 图 3-16 空焊点与贴片元器件电阻样本

#### 3.2.3 元器件极性反装检测

PCB 板中有些元件如点解电容、二极管、三极管等有极性元件,极性错误会对造成短路,电容爆炸等恶性后果。一般极性错误大部分是由于人工失误,特别是插针式元器件这些目前还需要人工进行安装和焊接的元器件,部分贴装式极性元器件也会因为贴片机错误或者人工操作失误造成错误。由于有极性元器件在外观上一般都会将两端进行视觉区分,因此比较适合使用视觉的方法进行判断。



(a)贴片式电解电容



(b)贴片式电容

图 3-17 有极性元器件

由于极性元件在 PCB 板上的设计安装方向是已知的,我们通过视觉方法检测极性 元件方向并和已知对照即可判断是否反装。

本文首先实现了使用极性特征较明显的极性元件一贴片电容,基于图像处理的方法得到贴片元件的。贴片电容原始图像如图 3-18 (a) 所示,由于此处的电容极性标记 非常明显,为一个黑色半圆区域,可使用此特征进行极性判断。首先使用基本的图像 处理算法,得到对应于元器件本体的区域,如图 3-18 (b) 所示。之后计算区域内灰度 的分布重心和掩膜的分布重心,由于黑色部分的灰度值较低,因此计算的重一定分布 在另一侧,与掩膜的重心的连线即为电容负端。对应的检测结果如图 3-18 (c) 所示。



(a)原始图像



(b)检测掩膜范



(c)极性检测结果

图 3-18 贴片元器件的极性检测结果

由于此种检测过程是基于像素级的图像检测算法,因此,在实际检测过程中对图像处理参数和拍摄图像的一致性较为敏感。待检测图像的采集是至关重要的一步,其中,光照因素所导致的元件的阴影等问题直接影响着待检测图像的掩膜提取准确性;同时 PCB 板的位置姿态也直接影响了最后做出的元件几何中心点到灰度中心点的向量方向。所以,使用基于图像处理的方法对极性元件贴装方向判断的方法仅适用于元器件极性外观非常明显,方便进行视觉处理的场合。如果元器件的视觉特征不是非常明显,则需要使用机器学习等方法。

因此,此处同样提出了基于 SVM 的元器件极性判断,与元器件丢失判断算法类似, 此处也是用减少数量的 Harr 特征模板提取极性元器件两种方向上的特征向量,使用极 性元器件两个方向的样本分别作为正负样本对分类器进行训练。经检验,当元器件的 定位相对准确时,可得到 99%以上的判断准确度。

#### 3.3 元器件姿态测量

贴片元件位置偏离是 PCB 板缺陷中比较常见的一种。主要的形成原因为有手工焊接的过程中的人为误差,或者在贴片机贴片的过程中,由于真空吸头移动过程中的碰撞等原因,造成贴片前元器件的掉落或偏移。贴片的瞬间,元器件和粘稠状焊膏之间也会存在滑动等情况。前文已叙述,当 PCB 板尺寸趋于小型化后,其上元件更是小型化、密集化。PCB 板贴片元件错位偏移的情况主要有姿态旋转、位置偏移两种情况,分别如图 3-19 (b) (c) 所示。







(a)元器件丢失

(b)贴片元件姿态旋转图 3-19 PCB 贴片元件位置姿态偏离

(c)贴片元件错位偏移

#### 3.3.1 元器件位置偏移检测

元器件的位置偏移在贴片中也是常见错误之一,主要有可能为人工焊接过程中的

人为失误,贴片和压片过程中的滑动,或者贴片中贴片机的定位不精确等原因。因此, 检测位置偏移是其中一项重要指标。本文提出了使用 AdaBoost 机器学习算法结合 Harr 特征算子分类器,初步识别定位元器件位置。然后,使用改进的模板匹配算法的元器 件偏移和旋转的精确测量方法。

1) 基于 AdaBoost 的定位算法

在前述的元器件的查找识别过程中,已经实现了元器件的基本定位。对应的识别 结果如图 1-1 可以看出,其准确性基本可以用来进行元器件的识别。由于元器件的定 位目的首先是为了和焊盘直接有充分的接触,保证接触面电阻较小,同时也可以有效 防止器件偏移造成的短路和器件搭接等问题。对于定位精度的要求以图像为准基本在 5 个像素范围即可,不需要过于精确,因此基本可以满足需求。

但是,由于使用的是基于 Harr 特征的 AdaBoost 机器学习算法,因此定位精度受 到 Harr 特征提取一致性的影响,在某些条件下精度会受到外部区域的干扰。因此机器 学习算法更适合进行器件的识别和初步的定位。如图 3-20 所示为使用 AdaBoost 进行 定位的过程中,分类器可以较为准确的识别并定位,但是在局部定位精度上仍然容易 受到外部边界区域的干扰,造成一定程度的识别误差。因此后续提出了结合机器学习 进行初步定位和基于模板匹配进行精确定位的定位策略。



(a)识别定位结果



(b)识别定位结果

图 3-20 基于分类器的定位存在一定的误差

2) 基于模板匹配的器件定位

模板匹配是计算机视觉中较为常用的算法,其核心思想是使用样本的模板在待检测区域进行顺序滑动,每次滑动后计算模板和对应区域的匹配程度,以参数形式记录。 原理如图 3-21 所示。当模板完成整个检测区域的计算后,可得到匹配程度的参数矩阵, 找出其中匹配的峰值即可检测出对应的目标。



图 3-21 模板匹配原理示意图

模板匹配算法的优点为当检测目标与模板基本相似时,可以得到非常精确的定位 和识别结果,比较适用于工业元器件检测环境,人工可控光源,待检测区域已知的条 件下。但在自然场景,特别是在存在形变的条件下,结果不理想。且由于模板匹配需 要在每次移动后对模板和匹配区域中所有的像素点进行运算,因此计算量会随着图像 尺寸和模板尺寸增大而快速增加,不适合大范围的多目标检测。

基于此,提出了基于模板匹配在小范围内,单目标条件下的检测。首先使用前文 所述的 AdaBoost 算法识别并大致定位贴片电阻的目标区域,然后分割出该区域和部分 邻域,并在此范围内使用模板匹配精确定位电阻位置。使用此种方法可以有效降低运 算量并得到精确的结果。

在进行匹配的过程中,一般检测灰度图像中的匹配参数,模板与子图之间的差异可用两种测度表达,对应的测度关系式分别为(3-26)和式(3-27),其中*S<sup>i,j</sup>(m,n*)为 滑动窗截取的子图,*T(m,n*)为匹配模板。

$$D(i,j) = \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left[ S^{i,j}(m,n) - T(m,n) \right]^{2}$$
(3-26)

$$D(i,j) = \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left| S^{i,j}(m,n) - T(m,n) \right|$$
(3-27)

式右边表示模板的总能量,是一个常数。第一项是模板覆盖下那块子图像的能量, 它随位置(*i*, *j*)而缓慢改变。模板 T 和子图 S 匹配时这一项的值最大,可以用下列相关 函数来反应匹配程度,合适的相关函数如式(3-28)和式(3-29)。

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} S^{i,j}(m, n) \times T(m, n)}{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left| S^{i,j}(m, n) \right|^{2}}$$
(3-28)

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^{N} \sum_{n=1}^{N} S^{i,j}(m, n) \times T(m, n)}{\sqrt{\left(\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left[S^{i,j}(m, n)\right]^{2}\right)} \sqrt{\left(\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left[T(m, n)\right]^{2}\right)}}$$
(3-29)

但如前所述,灰度图像不能明显的突出元器件视觉特征,因此需要充分利用图像中的颜色信息。三通道图像中每个通道都可产生一个匹配参数,首先计算三个通道中颜色的欧氏距离,对应如式(3-30)所示。其中图像中每一个像素点色彩向量 p 相对于 PCB 板的色彩向量 t。

$$D(p,t) = \|\mathbf{p} \cdot \mathbf{t}\| = \left[ (\mathbf{p} \cdot \mathbf{t})^{T} (\mathbf{p} \cdot \mathbf{t}) \right]^{\frac{1}{2}}$$
  
=  $\left[ (p_{R} - t_{R})^{2} + (p_{G} - t_{G})^{2} + (p_{B} - t_{B})^{2} \right]^{\frac{1}{2}}$  (3-30)

第二种方式是直接将三通道当做三个单通道图像计算匹配的参数特征矩阵,并通

过简单叠加得到合并后的矩阵。

使用三通道检测方法后得到的实验结果如图 3-22 (b)所示,从图中可以看出,使用 基于三通道的模板匹配方法和 AdaBoost 检测结果如图 3-22 (a) 可以比较理想的确定 贴片与器件位置,精度较高,基本可保证在 2-3 个像素范围内,完全可以满足检测需 求。



<sup>(</sup>a)基于 AdaBoost 的定位



(b)基于模板匹配的定位

图 3-22 Adaboost 定位于模板匹配定位

如上图所示,相对于 AdaBoost 检测与定位,使用模板匹配可以更加精确的确定贴 片元器件的位置,有效降低运算量,提高运算效率。是一种效果较好地检测策略。

3.3.2 元器件旋转偏移检测

元器件的旋转偏移检测在课题研究中提出使用改进的模板匹配更精确的测量元器 件的位置和角度偏移。同时实现基于几何特征的检测方法并进行比较。

1) 基于霍夫变换直线检测

霍夫变换是图像处理中从图像中识别几何形状的基本方法之一,也有很多改进算。 法。主要用来从图像中分离出具有某种相同特征的几何形状。最基本的霍夫变换是从 黑白图像中检测直线。

在实际实现中,首先使用 AdaBoost 或模板匹配算法定位原件的位置,如图 3-23 (a) 所示。之后为了减小计算量和检出的错误直线数目,使用一个圆形模板分割电阻的中 心区域,如图 3-23 (b) 所示。由于电阻本体的对比度较为明显,因此可以进行直线检 测,如图 3-23(c)。



(a)元器件定位

(c)直线检测结果

如图 3-24 所示为使用直线检测得到的检测效果。其中绝大部分得到的直线都位于 贴片电阻本体的边界区域,且识别出的方向和元器件的排布方向基本一致,因此是一 种有效检测电阻贴妆姿态的的方法。

图 3-23 基于霍夫变换直线检测步骤



图 3-24 基于霍夫变换直线检测检测结果

#### 2) 基于模板匹配的检测

由于常规的模板匹配没有旋转不变特性,因此不能很好地匹配旋转目标。因此, 此处提出了改进的模板匹配算法,此方法加入了可以进行旋转的模板匹配过程。由于 本身模板较小,在进行旋转的过程中,如果通过旋转模板的方式进行匹配,会在称每 次旋转的模板四角的边界区域产生空白区域,会影响计算得到的匹配参数的一致性。 因此,在实际实现过程中,选择模板不变,将待检测区域进行小范围的旋转,旋转后 的矩形区域进行模板匹配。对应的原理图如图 3-25 所示。



图 3-25 旋转待检测区域进行模板匹配原理图

其中在程序实现中,将检测区域进行-20°~+20°的旋转变换,以 1 度为变换间隔, 得到 20 帧不同的带检测图像。并分别得到 40 个模板匹配的参数矩阵,并在所有的参 数矩阵中找出对应的匹配参数最大值 *a*<sub>(x,y,θ)</sub>,与对应的位置和夹角(*x*,*y*,θ),对应表达 为式 (3-31)。

$$a_{(x,y,\theta)} = \max\{A_1, A_2, A_3, \cdots, A_{20}\}$$
(3-31)

对应的检测结果如图 3-26 所示,由图中可以看出,使用模板匹配的方法可以相对 精确地得到贴片电阻的旋转偏移指标。



图 3-26 基于模板匹配的元器件旋转检测

# 3.4 本章小结

本章通过将数字图像处理技术与机器学习算法结合,有针对性的检测与识别 PCB 元器件贴装过程中的元器件丢失、极性反装、偏移、旋转等缺陷。

首先,详细介绍了本章中多次使用的 AdaBoost 机器学习算法,结合 Harr 特征算 子,通过合理挑选并与人工生成正负训练样本集,得到效果较好的分类器。

之后,介绍了本文提出的 PCB 中贴片元器件丢失与极性反装检测识别方法。通过 AdaBoost 分类器识别并初步定位相应的待检测元器件位置。提出了基于 SVM 的机器 学习算法,自动识别元器件丢失的情况,通过实验论证,说明此方法是检测可靠性高, 效果较好。

最后,介绍了 PCB 中贴片元件错位、偏移、旋转等缺陷的检测与识别。本文提出 了基于 AdaBoost 算法的元器件识别结合基于改进的模板匹配的精确位置测量方法。实 际测试中可以以较高的精度确定元器件位置和旋转角度并判断安装偏差是否满足要 求。

### 4 PCB 焊点三维重建

在贴片元件焊接或者插针元器件焊接的过程中,焊点的焊接质量是决定最终产品质量、可靠性的关键因素之一。因此,如果能通过 PCB 图像直接得到焊点的三维信息并识别出异常的焊点,对 PCB 生产的质量控制有很大的意义。

#### 4.1 PCB 焊点三维重建介绍

通过焊点的三维结构判断焊点的焊接质量是最直观和可靠的方法,在大部分焊接 指导手册中,也是通过文字或图像的方式描述合格和异常焊点的几何特征。因此,如 果能得到焊点的三维几何结构,将对元器件焊接质量的评价有极大的帮助。虽然有很 多焊点的评价和重建方法已经出现,但是都存在各种各样的使用局限性,不适合进行 批量化高速检测。

#### 4.2 基于视觉的三维重建概述

三维重建是计算机视觉中的基础问题之一,在各领域有着广泛的应用。如工业生产质量控制、基于 RGB-D 的物体识别、城市建模与规划、监控和可视化等领域。目前,三维重建在技术实现上主要分为如下三类。

1、基于双目或多目视觉的三维重建方法[25]。

2、基于物体表面光反射模型的方法,最经典的为明暗光法(Shape from Shading, SFS)。

3、基于 X 射线<sup>[26,27,28]</sup>、激光扫描阵列<sup>[30]</sup>、超声、等的其他重建方法。

每种方法由于使用的手段和原理有较大的区别,且由于每种方法的使用都需要待 重建目标表面满足一些假设条件,因此使用过程中都存在一定的局限性。在实际工程 应用中有时会使用多种重建方法相许补充,完成三维重建任务。

#### 4.2.1 PCB 焊点三维重建

PCB 元器件的焊点有如下特征。首先,由于元器件的焊点主要由焊锡溶化后冷却 成型在此过程中焊点会出现两种形式的表面。最常见的情况是光滑的镜面表面。由于 焊锡表面张力的原因,会使得熔融状态焊锡表面光滑,冷却后形成光滑的镜面表面。 其次,在某些焊接条件下,会形成均匀的半镜面半粗糙表面,一般常见于不同质量和 特性的锡膏焊接过程中或是手工补焊过程中容易产生。其焊点的表面基本光滑,但是 由于加热过程中有部分松香挥发,冷却过程中会附着在焊点上,形成一层较为均匀的 漫反射层,和原先的焊点镜面反射层叠加后就会形成半镜面半镜面半粗糙表面。由于 PCB 焊点具有如上所述的表面特性,因此现有的重建方法在进行批量化高速重建的过 程中都会存在一定的局限性。 基于双目或多目视觉的三维重建方法(Stereo Vision 3D Reconstruction),采集物体 在相机中的一个或多个二维图像,并通过相应的算法得到物体的三维几何结构。此种 方法是目前计算机视觉进行三维重建使用最多的方法,其中的多帧图像可以是多个相 机在不同角度同时拍摄,也可以是一个相机多个角度分时拍摄,通过特征点检测算法, 如 SIFT、SURF 等匹配图像特征点,并通过双目视觉方法计算点云,并联通形成三维 表面。但是,双目视觉方法并不适用于焊点的三维重建,在实际操作中会遇到很多问 题。双目视觉的核心步骤是找出两张图像上物体对应的相互匹配的特征点,大部分存 在纹理的待重建表面此步骤相对容易。但是由于焊点是镜面或半镜面反射,其表面为 光滑的无纹理表面,即使存在一定的背景反射纹理,其所能提取和匹配的特征点个数 也远远小于得到足够分辨率所需的点云个数,在某些点云连通和重建中,点云个数过 少还会造成无法解算表面等问题。因此,很难实现使用双目视觉的方法进行焊点的三 维重建。

单幅图像的三维重建使用的明暗光法(Shape From Shading, SFS)是一种典型的 重建方法。与双目视觉或多目视觉不同的是, SFS 仅需使用单帧图像即可完成图像的 三维重建任务,由于图像的获取简单,且在一定的优化策略下运算速度较快,不存在 特征点匹配过程和点云联通等问题,因此一定可以重建出物体的三维表面。但是,基 于单帧图像的 SFS 算法由于本身没有得到完备的信息,因此理论上并不能确定三维结 构的唯一解。但是,SFS 提出了待重建物体的表面假设即朗伯体表面模型,在满足一 定假设和初始条件情况下,可得到理论上的唯一解。根据实际使用 SFS 的结果,在物 体满足朗伯体表面假设,即理想漫反射表面,如图 4-1 (a) (b)所示,且物体表面的起 伏不是非常明显的条件下,可以使用 SFS 方法得到物体表面相对理想的重建结果。但 是,此种方法在针对焊点表面进行三维重建时,由于焊点表面如上所述为镜面或半镜 面表面,不满足朗伯体表面模型,在实际重建实验中与实际的结果相差较大,如图 4-1 (c)所示。因此,基于 SFS 的三维重建方法也不适用于此处的三维重建需求。



(a)理想朗伯体表面



(b)近似朗伯体



(c)实际焊点表面

图 4-1 基于 SFS 的三维重建算法,目标需要满足朗伯体表面模型

基于其他硬件和方法的三维重建方法,如:通过高速激光扫描仪,可以以较高的 精度实现整块 PCB 版的三维重建工作,并且精度较高。但是,由于激光扫描目前只能 以激光束的形式单点进行扫描,并将得到的点云模型进行联通和重建,因此存在重建 速度慢,且由于点云数量限制,因此重建图像分辨率低等问题。大部分使用在 PCB 验 证或 SMT 贴片机调试工序中,不能进行批量化的重建检验。使用 X 射线进行焊点质量 检测是一种较为有效的方法,由于焊锡中的铅含量较高,可有效吸收 X 射线能量,因 此可以通过衰减成像的方式对焊接质量进行估计。但是,由于 PCB 板的铜线链接,器 件本身的吸收和得到图像的二维特性,因此干扰 X 射线衰减的因素过多,得到的三维 重建效果并不理想,因此大部分基于 X 射线的质量控制设备主要针对于多层 PCB 电路 板线路印刷质量的检测而不是焊点的焊接质量检测。

#### 4.2.2 基于阴影轮廓的焊点重建

基于上述各种方法在应用过程中的局限性,提出了基于焊点阴影轮廓的三维重建 方法。基于阴影的重建方法(Shape from Shadow),即通过结构光,将待重建物体的阴 影投射在其他地方,并通过提取单个方向或多个方向的阴影轮廓,提取出轮廓信息, 并通过轮廓信息重建物体的三维信息。

Rafik 等人在基于形状剪影三维重建(Shape from Silhouettes)方法的启发下,提 出的基于阴影轮廓的三维重建方法<sup>[30]</sup>。Wohler 等人从多张室外图像中提取阴影轮廓并 成功重建出建筑物的三维信息<sup>[31,32]</sup>。 Austin 和 Isn 从移动的阴影轮廓中重建物体的三 维结构<sup>[33,34]</sup>。但是由于上述的方法都需要使用多帧图像或通过多个相机进行图像捕获, 系统成本较高,且多帧图像的配准和计算运算量较大,同样不适用于大规模批量化的 焊点重建任务。

因此,针对于上述问题,本文提出了基于单幅图像的焊点三维重建方法。此方法 的重建步骤为。首先,通过结构光照射 PCB 板上的焊点,由于焊点存在一定的高度, 会对结构光产生遮挡,因此可以在 PCB 板上投射出焊点的阴影。之后,通过位于 PCB 板正上方的工业相机,对此时的图像进行获取,且只需获取一帧图像。最后,使用图 像处理算法提取阴影的轮廓,并通过单个轮廓推算焊点的几何结构。

相对于上述的三维重建算法,此方法只需要阴影的轮廓信息,而不需要焊点表面 的灰度信息,因此完全不会受到表面反射特性的影响。此外,阴影的轮廓提取使用的 是传统的图像处理算法,因此运算效率和速度较高。

#### 4.2.3 基于阴影轮廓的焊点重建算法实现

投射的阴影轮廓的好坏,直接影响到三维重建的精度。此处,理想的照射光源为 平行光源,可以得到理想的阴影和阴影轮廓。但是,由于理想平行光源需要特殊透镜 组,且所投射的区域有限。因此,在实际的使用过程中,使用了高亮度的白色 LED 点 光源作为结构光源对焊点进行照射。由于 LED 点光源距离 PCB 板较远,且待检测的 PCB 板尺寸较小,因此可以近似认为结构光为点光源发出。对应的结构示意图如图 4-2 所示。

得到焊点图像后,需要分别提取轮廓。通过图像可以看出,由于大部分 PCB 板都 为绿色、黄色等颜色,和贴片元器件焊点的颜色区分度明显,因此可以首先使用数字 颜色滤镜对贴片元器件进行分割。其中图像中每一个像素点色彩向量 z 相对于 PCB 板 的色彩向量 $\mathbf{a}_0$ ,可以使用式(4-1)进实现滤镜。其中 $\mathbf{a}$ 为 $\mathbf{a}_0$ 的归一化的结果,如式(4-2)。 如果 $\mathbf{z}$ 满足 $D(z,a) \leq D_0$ ,则认为对应像素点位于PCB上,即为背景区域,反之为前景 区域即焊点区域。



图 4-2 阴影投射结构示意图

$$D(\mathbf{z}, \mathbf{a}) = \|\mathbf{z} \cdot \mathbf{a}\| = \left[ (z - a)^T (z - a) \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$= \left[ (z_R - a_R)^2 + (z_G - a_G)^2 + (z_B - a_B)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}_0 \cdot \frac{z_R + z_G + z_B}{a_{0R} + a_{0G} + a_{0B}}$$
(4-1)
(4-2)

通过图 4-3 (a) 可以看出,通过数字滤镜处理后可以有效地提取出背景区域。但是, 由于焊点区域范围内不光存在 PCB 背景,同时有可能存在其他相似颜色的物体或噪声 干扰。如本例中出现的前景分割结果,由于 PCB 焊点周围存在白漆标记线,因此在分 割过程中同样认为标记线也为前景区域,对分割效果有交大的影响。为解决上述的问 题,首先使用基本的腐蚀膨胀算法,图像腐蚀过程的作用可以消除图像中的不相关细 节,同样也可以用来对小的噪声信号进行处理。将小的噪声信号可以通过腐蚀的方法 从阈值化之后的背景中去除。可直观理解为黑色区域渗透到白色区域,填补小的白色 噪点,并通过逆过程还原为原有的尺寸。其为图像腐蚀膨胀对应的表达形式如式 (4-3) 和 (4-4)所示。

$$A \oplus B = \left\{ z \mid \left( B \right)_z \bigcap A \neq \phi \right\}$$
(4-3)

$$A\Theta B = \left\{ z \mid \left[ \left( B \right)_z \bigcap A \right] \subseteq A \right\}$$
(4-4)

去除小面积噪声之后,并没有完成整个前景区域的分割过程。由于在 PCB 板上有 事存在为人工或贴片机标记的定位点,标记油漆的颜色大部分为白色,和焊点的银白 色较为接近,数字滤镜一般无法进行焊好的分割。但是,油漆不分的长细比和面积相 对于焊点有明显的区别,可以使用这两种特征对标记部分的背景区域进行分割。在图 像处理中,最常见使用的是团块处理方法,也成为 Blob 分析。

Blob 工具是用来从背景中分离出目标,并测量任意形状目标物的形态参数。这个 处理过程,Blob 并不是分析单个的像素,而是对图形的行进行操作。图像的每一行都用 游程长度编码来表示相邻的目标范围。这种方法与基于象素的算法相比,处理速度能 够加快。为了适应各种不同的需求, Blob 提供了很多过滤和分类模式来定义测量参数, 而且有较好的操作性能。团块分析后需进一步计算团块的基本参数,包括包围矩形, 面积及重心等,并根据计算结果滤除不满足要求的闭块。此处使用最为常用的面积判 别,将面积较小的连通区域剔除,最终的识别结果只剩下贴片原件的本体区域,达到 了较好的识别效果,最后的分割结果如图 4-3(c) 所示。

由于是点光源照射,每一个元器件的状态都会存在一定的不一致性,因此在实际 的使用中,首先通过前述的训练方式找出元器件的具体位置,并截取焊点区域并独立。 计算每个焊点的中心区域的平均颜色向量,并进行分割,提高算法的鲁棒性。



(a)原始采集图像

图 4-3 PCB 焊点原始图像和焊点分割

完成焊点本体的分割后,还需要进行焊点阴影部分的分割。与焊点本体的分割不 同,由于使用的是结构光进行照射,因此阴影部分的平均灰度值远小于被直接照射的 PCB 板其他部分的灰度。因此,使用基本的图像灰度阈值化方法即可完成阴影区域的 分割。在分割过程中,由于原始图像为三通道彩色图像,而阈值分割需要使用单通道 灰度图像进行分割。由于在进行检测的过程中会实时进行白平衡调整,按照人眼心理 学达到与人眼感知近似的效果。因此,每种颜色的转换权值并不一致,对应的转换关 系式如式(4-5)所示,转换结果如

$$Y_{Grav} = 0.299Y_R + 0.587Y_G + 0.114Y_B \tag{4-5}$$

阈值化后的图像,首先通过上述前景图像去除阴影外部的轮廓。并通过阈值化进 一步区分阴影部分区域。阈值化关系式为(4-6),可得到干净的剪影轮廓。得到的阴 影区域如图 4-4 所示。



通过上面的步骤,即可得到 PCB 焊点的本体轮廓和投射的阴影轮廓,如图 4-5 (a) (b) 所示。通过得到的轮廓图像可直接找出对应的轮廓线在图像的坐标信息。本文的三 维重建算法即通过三维坐标信息和假设条件重建焊点的三维结构。



图 4-5 元器件本体和阴影轮廓提取结果

与基于明暗灰度法 SFS 的三维重建类似,单帧图像特别是仅仅通过单个或若干个 轮廓曲线,理论上并不能唯一确定物体的三维信息。但是,在针对某些特殊的几何形 状和应用场合的条件下,可以通过加入附加假设条件补充未知的信息,最终得到三维 特征。在焊点的三维重建中即可使用这种思路。首先,由于在焊接贴片元器件或者插 针式元器件的过程中,焊膏经过了充分的融化能凝固过程。由于焊锡融化状态下表面 张力很大,因此形成的几何表面具备简单,连续,平滑等特点。几乎所有的自然熔融 过程形成的焊点都满足上述的特征。因此,可以通过假设条件进一步约束焊点三维特 征,并通过阴影和焊点本利轮廓完成三维重建工作。

基于此,提出了三个焊点特征假设:

(1)由于焊锡的表面张力,因此表面会形成一个连续平滑的曲面,且在元器件轴向上,可近似认为焊锡所形成的曲线是轴对称的。

(2)同时由于焊锡的表面张力和与焊盘、贴边元器件焊点的表面浸润作用。因此, 假设在焊点的横截面在器件端和器件的截面贴合,在焊点端与焊盘贴合。此假设在虚 焊或者焊盘,器件不挂锡的情况下有其他处理方法。

(3) 在焊盘的边界区域,由于 PCB 版经过表面处理,焊锡不会对焊盘以外的 PCB 板进行浸润。因此假设在焊盘的边界区域,焊锡的高度为零。

在进行三维重建前,会首先通过其他视觉处理算法排除掉其他缺陷或重建没有意 义的缺陷。如元器件丢失、错位、极性反向和连焊等问题。在确定焊点状态基本满足 到检测需求和上述的假设条件后,再进行三维重建工作。

有上述的假设1和3,可以看出,可以尽量找到一条曲线,同时满足对称和在相应的边界点高度为零的特点。因此选择了最为简单的抛物线。对应的示意图如图 4-6 所示,其中抛物线与 x 轴的交点与 x<sub>1</sub>和 x<sub>2</sub>分别为元器件本体的两条边界。抛物线上的切线即为光路,光路与 x 轴的交点即为阴影部分的坐标点。通过此种假设,可以近似满足假设1和3。

41



图 4-6 基于二次函数的截面假设

因此,可以列写二次方程式(4-7),其中 $x_{1i}$ 和 $x_{2i}$ 为焊点本体左右边界点, $k_i$ 为对应的阴影轮廓边界。 $\partial$ 为光路和 PCB 板水平面之间的夹角。

$$\begin{cases} y_i = a_i \left( x - x_{1i} \right) \left( x - x_{2i} \right) \\ y_i = -\frac{1}{\tan \alpha} x_i + \frac{1}{\tan \alpha} k_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \cdots, n \tag{4-7}$$

为了得到焊点曲线的表达式,需要求解上述二次方程即可。且由于其中的夹角 ∂,x<sub>1i</sub>,x<sub>2i</sub>都已知,且光路和二次曲线有且只有一个交点,因此此二次曲线的表达式(4-8) 可得到唯一解。求解可得其中二次方程的解为(4-9)所示。

$$y_{i} = a_{i} (x - x_{1i}) (x - x_{2i}) \quad i = 1, 2, 3...n$$

$$a_{i} = \frac{-B_{i} - \sqrt{B_{i}^{2} - 4(x_{1i} - x_{2i})^{2} \frac{1}{\tan^{2} \alpha}}}{2(x_{1i} - x_{2i})^{2}} \quad i = 1, 2, \cdots, n$$

$$B_{i} = 4 \frac{1}{\tan \alpha} k_{i} - 2 \frac{1}{\tan \alpha} (x_{1i} - x_{2i})$$

$$(4-9)$$

由于此三维重建方法建立在阴影投射的基础上,因此需要得到阴影轮廓才能完成 重建工作。但是在某些条件下,特别是在靠近焊盘末端位置,由于此时的焊点高度较 低,因此投影投在了焊点本体上而不是 PCB 板上。按照目前的处理方式不能有效的提 取其中的轮廓信息。对应的区域如图 4-7 所示,其中阴影部分称为不可检测区域。





为了解决不可检测区域的问题,因此继续通过假设1和3进行曲面的推算。由于 根据假设焊盘的边界高度为零,且在焊点表面除了不可检测区域以外的其他部分可以 正常重建。因此可以得到不可检测区域上下部分的信息,同时由于焊点表面光滑的假 设,因此此处使用一条光滑的曲线,通过外部的若干点和焊盘末端高度为零的点作为 控制点外推出不可见区域的表面信息。在此处使用了三次样条插值算法对表面进行外推。由于三次样条插值的表面曲线光滑,且对于控制点个数的要求较少。对应的示意 图如图 4-8 所示。



图 4-8 通过三次样条插值

曲线表达式如式(4-10)所示。边界条件为(4-11)所示,其中 $S_i^{(k)}(z_i - 0)$ 为边界条件,保证样条曲线光滑。通过 4 个控制点即可保证 $S_i(z)$ 唯一确定,其中 $S_0"(z_0)$ 和 $S_n"(z_n)$ 表示两个端点的曲率,当两者都为零时说明曲线端点的斜率通过内部的控制点确定。样条曲线的初始条件如(4-12)所示。

$$S_i(z) = a_i z^3 + b_i z^2 + c_i z + d_i, i = 0, 1, \cdots, n-1$$
(4-10)

$$S_i^{(k)}(z_i - 0) = S_i^{(k)}(z_i + 0), k = 0, 1, 2$$
(4-11)

$$\begin{cases} z_0 = z_{start} \\ z_n = z_{end} \\ S_0"(z_0) = 0 \\ S_n"(z_n) = 0 \end{cases}$$

$$(4-12)$$

在实际实验结果如图 4-9 所示,蓝色曲线为不使用插值条件下的横截面曲线,红 色曲线为插值后得到的曲线。可以看出此方法可以得到更真是的焊点表面结构,在各 种不同的焊点状态下都可得到较为理想的效果。



图 4-9 由于阴影投影到了焊点上造成的不可见区域

根据假设条件 2,在贴片元器件末端和焊盘附近,焊锡由于表面张力和浸润作用, 最硬的纵截面会和贴面元器件形状近似。因此,提出了使用一个补偿函数对表面进行 补偿。对应的表达如式(4-13)所示。

$$y_{c} = e^{-\varphi(z-z_{0})} \cdot \left[ -a(x-x_{1i})(x-x_{2i}) - \frac{a(x_{1i}-x_{2i})^{2}}{4} \right] \quad z \ge z_{0}$$
(4-13)

其中 $z_0$ 是贴片元器件的末端位置,即焊点的顶端。其中 $\varphi$ 为控制系数,满足不等式(4-14)。

$$\varphi \ge -\frac{\ln(r_{\min})}{z_{end} - z_0} \tag{4-14}$$

4.3 三维重建结果分析

为了说明此种三维重建算法在三维重建上的有效性和准确性,因此使用传统的明 暗灰度法(SFS)和现有算法对同一个焊点进行三维重构,并比较重建结果。对应的重 建结果如图 4-10 所示。

通过对比可看出,由于焊点表面并不完全满足朗伯体表面假设,因此在基于 SFS 的重建结果中,如图 4-10 (b) (e) 有部分区域和实际的焊点表面完全不符,会出现较为 明显的凹陷现象。对照本方法结果,如图 4-10 (c) (f),可以看出其中的重建结果相对 平滑,且和实际的焊点结构吻合较好。是一种有效的焊点三维中间方法。



图 4-10 SFS 和本方法三维重建结果对照

#### 4.4 插针式元器件焊点重建

本文主要研究贴片式元器件的焊点重建方法。同时,由于焊锡的在自然熔融冷却 的条件下形成的三维结构特征有很多相似点。因此此种方法不光适用于贴片式焊点的 三维重建。对假设条件进行适当修改后,也可以适用于插针式波峰焊焊点的三维重建, 示意图如图 4-11 所示。下面为插针式焊点的三维重建介绍。



如图 4-11 所示,若对插针式焊点进行三维重建,也是通过点光源近似平行光源并 得到焊点的阴影,并通过数字滤镜,图像腐蚀膨胀算法和 Blob 分析提取轮廓和焊点本 体轮廓信息,对焊点进行重建。其中的假设条件与 5.2.2 中基本一致。

算法的实现结果如图 4-12 所示。其中图 4-12 (c) 为焊点本体的分割结果,其中图 4-12 (f) 为阴影的分割结果,其中图 4-12 (g) (h) 为阴影轮廓的提取结果。



图 4-12 插针式焊点本体和阴影轮廓提取

对应的假设条件和贴片式元器件基本相同,在此处不进行具体说明。在试验中也通过 SFS 方法对焊点进行了重建并对照两者的重建效果。重建结果如图 4-13 所示。



图 4-13 使用 SFS 方法和本文的方法重建插针式焊点结果

其中图 4-13 (a) (d) 为原始图像,图 4-13 (b) (e)为 SFS 重建结果,(c)(f)为基于 阴影轮廓的重建结果。通过上述图像可以看出,基于阴影轮廓的也重建可有效准确的 重建出插针式焊点的几何形状,是一种有效快速的重建方法。

#### 4.5 本章小结

本章提出了一种新型的基于焊点阴影轮廓的三维重建方法,使用此方法可以在一 定精度范围内较好的重建焊点三维结构,解决了现有的重建算法适用性弱,重建错误 等问题。

首先,介绍了多种现有的三维重建算法的原理和特点,包括基于双目视觉的重建 算法,基于明暗灰度的重建算法和基于特殊扫描光源的重建算法,分别讨论了这些算 法在焊点重建需求中的局限性。

之后,提出了一种新型的基于焊点阴影轮廓的三维重建方法,介绍了该方法的重 建原理和具体理论推导。并通过实际重建贴片式焊点三维结构,并和基于明暗灰度法 的重建结果进行比较,论证了该方法的有效性。

最后,对本方法假设模型进行了一定程度的修改后,对插针式焊点也进行了重建。 重建结果和实际三维结构也非常匹配,说明此方法是一种实用性较强,可快速进行焊 点三维重建的方法。

## 5 检测系统硬件平台搭建

PCB 的质量检测系统硬件部分包含视觉检测台架、光源固定脚架、高度精调相机 脚架、工业相机、相机镜头、LED 照明光源等部件组成,主要功能为采集 PCB 的高分 辨率、一致性良好的图像,作为原始待检测图像进行后续检测。本章分别介绍了照明 光源、工业相机、工业镜头、视觉试验台架等检测组件的相关指标、选型需求、和选择原因,并搭建视觉检测硬件平台。

#### 5.1 工业相机分类与选型

由于本课题应用在工业生产领域,属于工业质量控制范畴。为了在长时间,各种 工业生产环境下保持稳定可靠且一致性的图像获取能力。同时,考虑到由于检测设备 附近会存在电源、计算机、闪光光源等电子设备,因此相机需要可靠连续的工作在较 强电磁扰动和存在一定震动的环境中,所以不能因为成本考虑而使用民用相机,需要 选择标准工业相机,保证图像采集的稳定性和可靠性。工业相机相对于普通民用相机 性能稳定、可靠、相机结构紧凑且不易损坏,可在高温、高湿等恶略环境下正常工作。 工业相机一般使用电子快门,速度快,且由于没有持续的机械运动部件,可在极短时 间内快速曝光。工业相机的数据未经压缩,完全保留原始图片格式,未经压缩,不会 由于压缩等图像处理造成图像质量退化和信息丢失。

工业相机的种类很多,按照曝光方式、拍摄原理、内部结构、光谱响应等。表 5-1 所列写的为常见的工业相机分类和各自特点。

分类方式		相机类型	
芯片结构	CCD 摄像头	CMOS 摄像头	
传感器结构	线阵摄像头	面阵摄像头	
扫描方式	隔行扫描	逐行扫描	
输出信号方式	模拟摄像头	数字摄像头	
输出色彩	黑白摄像头	彩色摄像头	
触发方式	同步触发	异步触发	

表 5-1 常见工业相机类型

1) 相机技术指标需求分析

根据需要,检测系统需要能正确识别并定位相关的元器件,有的元器件需要通过 其颜色特征进行识别。基本的图像预处理环节也需要使用数字滤镜,因此需要使用彩 色相机获取彩色图像。

另外,为了实现快速检测并降低机械部件的复杂程度,因此使用面阵相机进行拍

摄,可一次性快速得到完整的 PCB 前景图像。

相机的分辨率在本课题中的要求相对较高。首先,为了避免图像拼接过程带来的额外运算开销和拼接过程中的图像畸变。因此,最好能在一帧图像中完整的拍摄整个 PCB 板面。同时,随着元器件的尺寸小型化趋势,PCB 的贴片元器件的尺寸越来越小。为了使得相机可以针对小型元器件采集到足够多的像素进行识别和定位。因此,相机的像素要尽可能多一些。

由于一般来说同一个 PCB 电路板只需要采集 1 张,或 2-5 张图像即可,且总体的 检测速率不会太高。因此,考虑到通讯带宽和相机成本,采样速率不需要太高。

目前相机的通讯接口主要有传统的基于 Ethernet 的 GigE 接口, VGA 接口, 1394 接口等。但今年新研制的相机,有发展 USB3.0 接口的趋势。一方面 USB3.0 可以直接 给相机提供电源,数据和供电在一条供电线缆中进行,可简化硬件。同时 USB3.0 的接 口设备非常丰富,使用方便,传输带宽高。因此针对此应用背景偏向于使用新型的 UCB3.0 接口相机。

2) 工业相机选型

工业摄像头由于需要在条件相对恶劣的环境下正常稳定工作,因此对摄像头的质量要求较高。德国 Basler 公司的 CCD 和 CMOS 相机在工业应用领域是质量,可靠性都非常优秀的相机。因此选择这个品牌的相机。此相机的各指标基本满足上述的要求,具体的样本的性能可见表 5-2 所示。

指标名称	性能指标
水平/垂直分辨率	4608 像素 x 3288 像素
水平/垂直像素尺寸	1.4 μm x 1.4 μm
帧速率	10 fps
黑白/彩色	彩色
接口	USB 3.0
视频输出格式	Mono 8; YCbCr 422_8; Bayer BG 8, Bayer BG 12; Bayer BG 12 Packed
像素位深	12 bits
外壳尺寸(L x W x H)(毫米)	29.3 x 29.0 x 29.0
外壳温度	0 °C - 50 °C
镜头接口	C-mount
感光芯片名称	MT9F002
感光芯片类型	CMOS
感光芯片尺寸(mm)	6.45 mm x 4.63 mm
项目编号	106538

表 5-2 Aca4600-10uc 相机性能指标

对应型号 Basler Aca4600-10uc 相机实际外观如图 5-1 所示。图中可以看出工业相 机尺寸小巧、封闭、无机械部件。适合长时间高强度工作。



图 5-1 Baslar 工业相机

#### 5.2 工业镜头分类与选型

镜头质量和加工精度的好坏直接决定了相机的成像质量,即使同一结构的镜头, 由于材质、加工方式和镜片堆叠的不同,也导致不同级别的工业镜头镜头价格从几百 元到几万元的显著差别。常见的光学镜头成像质量评价中,光学传递函数可以综合评 价镜头成像质量。光学系统传递的是亮度沿空间分布的信息,光学系统在传递被摄景 物信息时,被传递图像的空间频率对实际像时的变化,为空间频率的函数,此函数称 为光学传递函数。像差是影响图像质量的重要方面,常见的像差现象有如下六种:

1.球差:由镜头主轴上成像点向成像系统照射的圆锥形光线束,透过成像系统透镜 组调制后,若原光束发出的不同孔径角的各条光线,交于主轴上的的不同位置,则说 明此光学成像系统的成像误差称为球差。

2.慧差:通过不在光学主轴上的一个物点,向成像系统照射的圆锥形光线束,透过 成像系统透镜组调制后,若在理想的成像平面处不能形成清晰的像点,而形成类似于 彗星形光斑,则此光学系统的成像误差称为慧差。

3.像散:通过不在光学主轴上的一个物点,向成像系统照射的圆锥形光线束,透过 成像系统透镜组调制后,不能形成一个清晰像点,而形成弥散光斑,则此光学系统的 成像误差称为像散。

4.场曲:如果一个垂直于主轴的平面物体通过光学成像系统可以成出清晰的图像,则为理想的成像系统。但若成像面不是一个垂直于镜头主轴的平面,而是靠近主轴的弯曲表面上,则说明此光学系统的成像误差称为场曲。调焦直到图像的中心区域变为 清晰地图像时,四周区域则开始模糊;调焦直到图像的四周区域变为清晰地图像时, 中心区域则开始模糊。

5.色差: 白色物体会发出含有各种波长的色光到光学成像系统, 经光学系统透镜组 调制后, 如果各色光不能汇集在同一个像点上而形成圆形或椭圆形彩色散斑, 此现象 称为色差。色差形成的主要原因是同一光学玻璃对不同波长的光线的折射率不同, 短 波光折射率大, 长波光折射率小, 因此不能汇聚在同一点上。

6.畸变:若成像物体为镜头主轴外的一条直线段,若经光学成像系统调制后变为曲线,则说明此光学成像系统存在畸变。畸变会影响所成物体的几何形状,而不影响影

49

像的清晰度。这是畸变与球差、慧差、像散、场曲之间的根本区别。

1) 工业镜头指标需求分析

(1) 镜头焦距

由于工业镜头强调的是镜头的稳定性和长期拍摄过程中的图像一致性,所以并没 有任何自动对焦,光圈等设备,所有影响镜头参数的数据(主要是焦距和光圈两项) 全是手工调节,因此使用相对简单。

由于相机使用的是C-mount接头,相机镜头到感光CMOS之间的距离为v=17.5mm。 同时为了满足拍摄到的 PCB 板图像近似从理想的垂直上方无穷远处拍摄,因此在支架 和镜头允许的条件下,物距可以适当调高些。按照支架选型,物距距离可调节为 u=40cm。根据基本成像关系可得到合适的焦距为式(5-1)所推倒的结果。

$$\frac{1}{u} + \frac{1}{v} = \frac{1}{f}$$
(5-1)

为了留有足够的余量,因此选用 16mm 焦距镜头。同时,由于本课题并不存在高 精度的视觉尺寸测量等环节,因此并不需要精度过高的成像镜头。

(2) 镜头光圈

一般 1.4-16 的光圈属于工业相机镜头的正常光圈范围。根据以往的经验和近期调 试摄像头的参考结果。摄像头的光圈不能太大,否则会出现对焦不清晰和曝光过度的 情况。同时,光圈也不能过小,如果光圈过小,为了得到相同的灰度,则需要提高相 机的曝光时间或者相机硬件增益或者软件增益。适当增加曝光时间可以有效抑制光源 频闪所引入的图像干扰,但是如果大幅度增加曝光时间,则会有采样时间过长,图像 发虚等问题。

同时,数字硬件或软件增益也不能任意增加,因为相机中存在少部分坏点,同时 由于高分辨率相机在传输过程中存在大量数据通讯,压缩和解码等过程,因此发热量 较大(此处使用的相机长时间工作后的温度大致在 50-60 度),因此 CMOS 传感器在一 定温度下会产生一定的电子噪声,此电子噪声反应在图像上就会形成彩色噪声。

(3) 镜头分辨率

工业镜头分辨率和相机分辨率的概念类似,是在工业检测过程中的重要指标。镜头的分辩率是指在成像平面上 1 毫米间距内能分辨开的黑白相间的线条对数,单位是 "线对/毫米"。当黑白等宽的测试线对密度提高到某一程度,在成像平面处黑白线的对 比度非常小,黑白线条都变成了灰的中间色了,这就到了镜头分辨的极限,对应不同 分辨率镜头可通过图 5-2 看出。



图 5-2 高分辨率与低分辨率成像效果

本文中使用的镜头的分辨率为 500 万像素。相对于选用的相机来说可以基本发挥 出相机的分辨率性能。主要选择的原因如下:

(1)从使用需求的角度考虑。目前摄像头的主要作用是对元器件进行定位和检测, 不需要非常清晰的将 PCB 元件的纹理等特征精细的呈现出来,而在进行位置姿态的测 量上,主要对相机分辨率要求较高,选用的镜头性能经过测试已经足够。

(2)从镜头成本的角度考虑。高像素和低像素的镜头,主要区别一方面在于相机 镜头透镜组的加工工艺、透镜组结构和个数。高分辨率镜头在生产过程中为了让图像 (特别是边缘区域图像达到相应标准),需要多加1-3个透镜组,因此制造成本和售价 可能会偏高。因此,500万像素镜头在性能价格比和系统需求上基本平衡,因此选用此 镜头。

2) 工业镜头选型

工业镜头种类和品牌繁多,对应于标准的普通工业镜头接口 C-mount 接口的镜头品牌有日本 Computar、日本 FUJINON、日本 Pentax、日本 KOWA、德国 Schneider、德国 Zeiss、德国 Basler、韩国 SPO 等公司。都有对应接口、分辨率和焦距的镜头。

型号	M1620-MPW2
焦距	16mm
最大对焦比	1:1.4
最大图像格式	8.8*6.4mm
光圈	F2.0-16.0
视角	30.1*24.3*18.5
工作温度	-10 °C - 50 °C
失真	-0.1%
后焦距	21.1S mm
安装	C-Mount
滤波镜螺丝	M30.5mmP=0.5mm
尺寸	33.5mm*33.5mm*28.2mm
重量	63g

表 5-3 Computar 镜头选型参数

经过实际参数、价格与成像质量评价后,确定使用 Computar 的 16mm,500 万像 素摄像头,对应型号为 M1620-MPW2,镜头的性能参数如表 5-3 所述。首先,从质量 和可靠性的角度分析,日本 Computar 镜头的质量和做工都非常理想和可靠,在高温和 高湿的环境下都不会产生图像畸变。且机械结构也不会因为环境的变化而发生改变。 同时,由于本人一直使用 Computar 镜头进行基于视觉的测量等工作,因此对 Computar 摄像头也更熟悉。

#### 5.3 光源分类与选型

光源是视觉检测中重要的组成部分,直接影响到了视觉检测的效果、可靠性和稳定性。在视觉检测的实际应用中,使用光源的主要作用是将光线照射在待检测的物体上,从而提高图像的亮度和对比度,光源与照明方式的配合尽可能的突出需要检测的物体的特征,特定的光照条件可以在机器视觉检测算法上可以增加系统的约束条件,减小干扰并减小检测算法的复杂度和运算量,提高系统的运算速度和可靠性,对于在线检测过程有很高的使用价值。

由于待检测的 PCB 板上,绝大部分区域为 PCB 本体区域,剩下的为元器件区域。 但是,由于 PCB 的基板表面光滑,且有时存在三防漆等材料,因此表面的有反光的现 象,所以在光源的选择和照明方式上要进行大量的研究和测试工作。因此,设计的基 于机器视觉的检测方法是通过相应的照明条件,使得对应的元器件在光照条件下呈现 基本一致的视觉特征,并通过工业相机对 PCB 图像进行获取,并最终得到的图像。通 过相应的视觉检测算法进行异物判断,最终得到检测结果。同时通过调节相机和光源、 待检测目标之间的相对距离和夹角等几何参数,找到最佳的配合方式。最大限度的避 免杂散光线的干扰,提高 PCB 检测的准确性。

1) 光源模块的分类

在使用光源进行照明的过程中,一般要考虑光源照明之后检测特征如下几个参数 的变化情况:

对比度:视觉检测过程中光源的主要目的就是使待检测的目标物的特征与区域的 背景和干扰噪音之间产生较为明显的灰度特征差异,其中对比度即为最重要的一个参 数,产生较大的对比度后可以使得待检测的目标易于识别。

亮度:要适量提高待检测物体本身的亮度。若光源亮度较弱,则外界杂散光源或 相机 CMOS 传感器的电子噪声干扰就会将弱小异物的特征埋没在干扰背景中,同时, 由于相机本身存在一定的随机噪声,则相机需要加大光圈或者提高相机增益提高图像 的亮度,但是加大光圈会减小景深,加大增益会放大噪音。所以,需要额外的光源增 加检测目标物本身的亮度。

鲁棒性:光源的效果好坏需要看光源的亮度是否受部件位置的影响,当光源和图 像赛季设备处于不同的位置时,图像的效果会随之改变,好的光源可以在不同的应用 环境下,达到基本相同的光照效果。 使用寿命和衰减:现阶段的光源大部分使用的是 LED 照明设备,但是 LED 照明 设备在长时间使用的过程中会出现亮度衰减的问题,长时间使用之后会使得照明的亮 度变暗,因此需要使用频闪方式工作,在采样过程完成之后停止照明,减少照明总时 间,减小发热和衰减问题。

光源选择后,不同的照明方式对检测的结果又有很大的影响,以下为不同的照明 方式的种类:

直接照明:光源发出光直接照射在物体表面,得到较高对比度的物体的像。

暗视场照明:光源发出的光按照一定的角度投射到物体表面,光线可以掠射到物体的表面,使得表面的纹理和其他高角特征得到突出。

背光照明:通过把 LED 发出的光扩散之后,形成均匀明亮的发光表面,使得物体的内部可以比较清晰的呈现出来。因此背光源比较适合透明物体的检测。

散射照明:提供一个全向散射光,散射光源适合表面比较光滑的物体的照明。同时对于几何线条繁琐的物体有较好的效果。

2) 光源模块选型

为了得到 PCB 照明均匀清晰的图像,首先需要排除垂直照射的面阵光源,由于其 会引入较大的反射。如图 5-3 所示。因此需要使用侧面照射光源,并保证反射光线不 会进入相机中。同时,平行均匀光源或超高亮度 LED 点光源也不适合进行照射,平行 光源光路相互平行,因此在元器件之间会形成遮挡,影响照明质量。



图 5-3 垂直照射产生的强烈反射光

经过测试,最终确定使用白色条形面阵光源作为照明光源。首先,条形光源的长边较 PCB 尺寸较大,每一个条形光源都有三排 LED 阵列,因此即使单个 LED 灯珠的发光均匀性存在不一致的问题,所有的叠加到一起就可以形成相对均匀的面光源。且由于光源从 PCB 板的两侧照射,对应的反光也位于斜侧面区域,不会对相机的图像采集产生影响。对应的光源和机架实物如图 5-4 所示。



图 5-4 条形照明光源阵列实物和照明效果

#### 5.4 视觉检测台架

关于视觉设备的支架选型,本课题的主要目的是将相机在可接受的精度和稳定性范围内,垂直放置于黑色背景上方。支架同时需要支撑照射目标 PCB 的光源。根据查阅材料,目前有很多合适的支架,最终选定的台架如图 5-5 所示,抬架最上方的滑杆提供相机的高度调节,调节成像物距。支架上的工装孔符合工业相机业界标准,可以配合安装各种型号的工业相机。下半部分为光源的安装辅助支架,可以调节并安装环形光源,低角度光源,条形光源等各种形式的光源。对同时搭建通用性的视觉实验平台有一个比较的保障。

由于对于本课题和大部分基于视觉的研究课题对于支架的精度没有过高的要求。本支架的精度和稳定性已经满足大部分视觉检测测试的需求。

2、 支架的光源支撑结构和光源的安装配合良好,由于支架设计本身比较理想,因此搭配各种光源的自由度非常大,是一个比较理想的选择。



(a)台架宣传图片

(b)实际试验中的台架

图 5-5 本课题实验使用台架与光源组合

对应台架的规格如表 5-4 所述。

型号	XCY-SW-03
相机夹具范围	15-75mm
支撑杆高度	0-900mm
上下微调范围	0-17mm
上下微调精度	0.01mm
水平拉伸范围	0-300mm
支架臂旋转范围	0-360度
魔术手夹持范围	0-55mm
尺寸	400mm*300mm*900mm
重量	15Kg

表 5-4 视觉检测台架参数表

通过搭建检测平台,可对 PCB 板上的特征缺陷进行可靠性高,速度快的检测,检测结果以图像的形式标记并显示,方便人机之间进行交互。对应的局部检测标记如图 5-6 所示。



图 5-6 检测结果局部标记

### 5.5 本章小结

本章主要介绍了 PCB 质量检测系统的总体组成和硬件平台搭建过程。分别介绍了 照明光源、工业相机、工业镜头、视觉实验台架等检测组件的相关指标、选型需求、 和选择原因,并搭建视觉检测硬件平台。

首先,调查分析了工业相机的分类,相关性能指标和本系统的性能需求,并选择 德国 Basler 生产的 Aca4600-10uc 相机作为本系统的图像采集设备。

之后,对工业镜头的接口类型、镜头光学参数、成本等进行了综合分析,结合本系统实际需求选择了日本 Computar M1620-MPW2 镜头。

然后,对工业检测系统中的人工光源类型和不同类型光源的特点进行的进一步介绍,最终确定使用白色高亮 LED 阵列组成的条形面阵光源,作为照明光源。并从 PCB 两侧以较高的夹角照射 PCB,防止反射光线干扰。

最后,视觉检测台架的尺寸、功能和精度进行了分析,选择了 XCY-SW-03 型台架。 经测试,搭建好的视觉检测平台,可以有效提取待检测 PCB 的清晰、稳定且一致 的图像。台架纯黑底色与 PCB 形成较大反差,方便视觉算法进行图像分割和后续处理。 检测平台达到了预定的设计目标。

## 6 结论与展望

## 6.1 结论

随着电子技术飞速发展,电子产品向功能多样化、形态小型化方向发展。因此对 其制造技术和生产工艺都提出了新的要求。印刷电路板(Printed Circuit Board, PCB) 结构精密,因此必须确保 PCB 上所有的元器件安装与焊接准确,指标达到设计规范和 安装要求,才能保证产品的可靠、稳定。因此,PCB 缺陷检测至关重要。相比于人工 视检、激光扫描重建检测、X 光透视检测和接触式检测等检测方法,基于自动视觉检 测的检测方法具有结构简单、应用灵活、检测快速非接触、成本低等优势,因此是目 前 PCB 缺陷检测研究的热点。本文主要研究采用视觉方法检测 PCB 元器件丢失、错位、 极性反装等缺陷并进行焊点重建的研究。

本文通过应用机器学习结合模板匹配的定位策略,快速、准确定位 PCB,并基于 得到的位置信息应用透射变换对 PCB 图像进行校正和对准。通过此方法提高对准精度, 减少运算量,提高检测速度。然后,提出了将 AdaBoost、支持向量机和改进的模板匹 配算法相结合的缺陷检测方法,该方法可提高器件丢失和极性反装缺陷的识别准确率, 提高错位元件的定位精度特别是角度定位精度。最后,本文进一步研究了焊点三维重 建问题。为了解决基于 X 射线,明暗光和激光阵列等重建方法精度差、应用局限大、 速度慢、成本高等问题,提出了基于焊点阴影轮廓的重建算法,该算法可以以较高精 度快速、有效重建焊点结构,且针对各种焊点都有较好的适应性。

本文搭建了视觉检测系统硬件平台,使用 OpenCV 视觉库实现算法,检验所提算 法有效性。实际测试结果表明,上述提出的校正方法可精确定位并对准 PCB 图像,检 测算法可准确判断器件丢失与极性反装缺陷并精确测量贴装偏差。重建算法较为精确 的重建焊点,且对各种焊点适应性良好。系统达到了预期的目标,为后续 PCB 缺陷检 测的进一步研究打下了坚实基础。

#### 6.2 展望

**PCB** 缺陷的自动检测是一项系统工程,其组成复杂,涉及到光、机、电、图像、 控制等众多研究领域,正因为它的复杂性,因此需要针对各种问题进认真细致的理论 研究和工程测试。

目前的课题进展达到了预期的初步效果,但可以看出,PCB 板缺陷的自动检测还存在很多不足,需要进一步提高算法处理各种复杂情况的灵活性和鲁棒性。但基于机器视觉的缺陷是未来工业化发展的大趋势,随着计算机技术、仪器技术、软件技术、图像处理技术的进一步发展,相信在不久的将来,高速、高可靠性、高稳定性、低成本的电子元件焊接质量自动检测系统将更广泛的应用于实际生产中,最终实现 PCB 板

生产制造、表面贴装和缺陷检测的全自动化,大幅度降低人工成本,增加企业利润, 降低产品价格,最终可以提高人们的生活水平,是一个有价值,有意义的研究方向。

## 致 谢

在本文完成之际,我谨向多年来教导、帮助、支持和关心我的所有人表示最衷心 的感谢。

首先,向我的指导老师,尊敬的张爱民教授致以衷心的感谢。此研究生毕业设计 (论文)是在张爱民老师的悉心指导下完成的,也是对我研究生三年来主要工作的总 结和归纳。感谢张老师在科研选题和视觉实验条件等方面给我的大力支持,在课程学 习上给与我的启发和教导,在科研上对我的设想和创新性的鼓励还有在生活上给我的 关心。让我在学习和为人处世方面都受益匪浅。张爱民为人随和、治学严谨、实事求 是,是我今后学习工作的榜样。再次衷心感谢张老师的培养和帮助。

感谢学校的各位老师在教学过程中对我的帮助和指导。感谢张杭老师、任志刚老 师、姚向华老师、曹建福老师、刘跃虎老师、牟轩沁老师等,在学术上给予我的无私 帮助。同时要感谢师兄师姐和同窗好友对我的关心和支持、感谢杨卫鹏师兄,张超师 兄、郭楚佳师姐,感谢赵松云、王家楠、周运红、黄姗姗、白转燕等对我的帮助和鼓 励。你们辛苦了。

在以后的日子里,我将继续努力工作学习,以此来回报社会,不负大家对我的关 心和期望。

## 参考文献

- [1] 朱萍. 基于 AOI 技术的 PCB 常见质量缺陷检测 [J],科技创新与应用,2016,15.
- [2] 祝振敏,李海文,刘百芬. 基于机器视觉 PCB 焊点质量检测研究 [C]. 中国过程控制会议, 2015.
- [3] Yasuhiko H. Automatic Inspection System for Ptinted Circuit Boards. [J] IEEE Transaction Analysis and Machineintelligence, VOL. PAMI-S, No. 6, Nov. 1983: 623-630.
- [4] Madhav M, Fikret E. Automatic PCB Inspection Algorithms: A survey, Computervision image understanding. [J] Vol63, No. 2, March, pp. 1996: 287-313.
- [5] 欧姆龙株式会社.自动光学检验设备(AOI)对无铅焊锡的检测 [J],电子工业专用设备,2013,104.
- [6] 武锦辉, 闫晓燕, 王高. 基于无损检测的高分辨率 PCB 板焊点缺陷检测系统 [J]. 仪表技术与 传感器, 2013(6):90-92.
- [7] 寇冠中,王海宇. 3D 技术在 AOI 中的应用 [J],中国高端 SMT 学术会议, 2015.
- [8] 谢宏威. 考虑定位误差的 PCB 焊点检测方法 [J],焊接学报,2011,104.
- [9] 潘长开. 面向精密电子贴装的视觉关键技术研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2012.
- [10] 谢宏威. 基于计算机视觉的 PCB 板焊点缺陷检测与分类 [D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
- [11] 谢宏威,张宪民.印刷电路板焊点的智能检测 [J],光学精密工程,2011.
- [12] 曹亮. 基于机器视觉的电路板检测系统与方法的研究 [D]. 黑龙江: 黑龙江大学, 2014.
- [13] 章毓晋. 计算机视觉教程 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2011: 87-90.
- [14] 王艳卫. 基于计算机视觉的电路板缺陷检测技术研究 [D]. 河北: 河北工业大学, 2007.
- [15] Rafael G, Richard E. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2012: 476-492.
- [16] 赵鹏. 机器视觉理论及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 36-37.
- [17] 高娜. 数学形态学在 PCB 缺陷图像检测中的应用. 数字技术与应用[J], 1007-9416(2013)06-0083-02.
- [18] 杨晓龙. 面向 PCB 焊点检测的关键技术研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [19] 吴兆华,周德俭. 电路模块表面组装技术 [M]. 北京:人民邮电出版社,2008.
- [20] 胡跃明,谭颖. 自动光学检测在中国的应用现状和发展. [D]. 河北: 河北工业大学
- [21] Langley F J. Imaging systems for PCB inspection [J]. Circuits Manufacturing, 1985, 25(1): 50-54.
- [22] 孙晓婷. PCB 视觉检测系统的研究 [D]. 湖南: 中南大学, 2008.
- [23] 郭亚娟,基于图像处理的 PCB 焊点定位研究 [D]. 武汉:武汉工程大学,2015.
- [24] 杨庆华,陈亮,旬一. 基于机器视觉的 PCB 裸板缺陷自动检测方法. 中国机械工程[J], 2012.22.004.
- [25] 彭涛. 基于神经网络的 PCB 板焊点显微图像质量检测技术研究 [D]. 湖南: 湖南科技大学, 2014.
- [26] 何志刚,梁堃,周庆波,等. 基于 X 射线成像的 PBGA 器件焊接质量检测[J].电子与封装, 2016, 16(2).
- [27] 李乐. 基于精密微焦点 X 射线的 BGA 焊点缺陷检测关键技术研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2014.
- [28] Guo FL. Research of the Machine Vision Based PCB Defect Inspection System [J], Intelligence

Science and Information Engineering, 2011, vol., no., pp.472,475.

- [29] Wang SJ, Zhang Y, Zhang KQ, et al. 3D Scene reconstruction using panoramic laser scanning and monocular vision [C]. WCICA. Jinan, China, 2010, 861-866.
- [30] Lorenzi L, Melgani F, Mercier G. A Complete Processing Chain for Shadow Detection and Reconstruction in VHR Images [J], Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol.50, no.9, pp.3440,3452, Sept. 2012
- [31] Wohler C. 3D surface reconstruction by self-consistent fusion of shading and shadow features [J] Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. no., pp.204,207 Vol.2, 23-26 Aug. 2004
- [32] Domrong B, Roeksabutr A, Chong A. simple static-shadow based algorithm for 3D complex-terrain surface reconstruction [J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. vol.3, no., pp.1738,1741.
- [33] Song HH, Huang B. Shadow Detection and Reconstruction in High-Resolution Satellite Images via Morphological Filtering and Example-Based Learning [J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol.52, no.5, pp.2545,2554.
- [34] Austin A, Ian S, Robert P. Structure from Shadow Motion [C]. International Conference on Computational Photography, 2014.

# 攻读学位期间取得的研究成果

- Lichen Wang, Aimin Zhang, Chujia Guo, et al., 3-D Reconstruction for SMT Solder Joint Based on Joint Shadow [C]. 2015 CCDC, Qingdao, China, pp. 5766-5772. EI Accession Number: 20154401482711
- [2] Lichen Wang, Aimin Zhang, Chujia Guo, et al., Modified Multi-Target Recognition Based on CamCom [C]. 2015 CCC, Hangzhong, China, pp. 5367-5373. EI Accession Number: 20154601539021
- [3] 王莅尘,周运红,黄姗姗,白转燕.基于无人机的最后一公里物流.微软创新杯陕西赛区创新 类省级三等奖,2015.
## 学位论文独创性声明(1)

本人声明:所呈交的学位论文系在导师指导下本人独立完成的研究成果。文中依 法引用他人的成果,均已做出明确标注或得到许可。论文内容未包含法律意义上已属 于他人的任何形式的研究成果,也不包含本人已用于其他学位申请的论文或成果。

本人如违反上述声明,愿意承担以下责任和后果:

1. 交回学校授予的学位证书;

2. 学校可在相关媒体上对作者本人的行为进行通报;

3. 本人按照学校规定的方式,对因不当取得学位给学校造成的名誉损害,进行公 开道歉。

4. 本人负责因论文成果不实产生的法律纠纷。

论文作者(签名): 日期: 年 月 日

## 学位论文独创性声明(2)

本人声明:研究生 所提交的本篇学位论文已经本人审阅,确系在本人指 导下由该生独立完成的研究成果。

本人如违反上述声明,愿意承担以下责任和后果:

1. 学校可在相关媒体上对本人的失察行为进行通报;

2. 本人按照学校规定的方式,对因失察给学校造成的名誉损害,进行公开道歉。

3. 本人接受学校按照有关规定做出的任何处理。

指导教师(签名): 日期: 年 月 日

## 学位论文知识产权权属声明

我们声明,我们提交的学位论文及相关的职务作品,知识产权归属学校。学校享 有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。学位论文作者离校 后,或学位论文导师因故离校后,发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论 文或成果时,署名单位仍然为西安交通大学。

论文作者(签名):	日期:	年	月	日
指导教师 (签名) <b>:</b>	日期:	年	月	日

(本声明的版权归西安交通大学所有,未经许可,任何单位及任何个人不得擅自使用)