

学校代码: 10286

分类号: _____

密 级: _____

U D C: _____

学 号: _____



东南大学

硕士学位论文

基于机器视觉的转子挂线自动检测 技术研究

研究生姓名: _____

导师姓名: _____

申请学位类别 工学硕士 学位授予单位 东南大学

一级学科名称 机械工程 论文答辩日期 20 年 月 日

二级学科名称 机械电子工程 学位授予日期 20 年 月 日

答辩委员会主席 _____ 评 阅 人 _____

2018 年 月 日

東南大學

硕士学位论文

基于机器视觉的转子挂线自动检测 技术研究

专业名称: 机械电子工程

研究生姓名: _____

导师姓名: _____

RESEARCH ON AUTOMATIC DETECTION TECHNOLOGY OF ROTOR WINDING BASED ON MACHINE VISION

A Thesis Submitted to

Southeast University

For the Academic Degree of Master of Engineering

School of Mechanical Engineering

Southeast University

April 2018

东南大学学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得东南大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

研究生签名：_____日期：_____

东南大学学位论文使用授权声明

东南大学、中国科学技术信息研究所（含万方数据）、国家图书馆、《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司有权保留本人所送交学位论文的复印件和电子文档，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。除在保密期内的保密论文外，允许论文被查阅和借阅，可以公布（包括以电子信息形式刊登）论文的全部内容或中、英文摘要等部分内容。论文的公布（包括以电子信息形式刊登）授权东南大学研究生院办理。

研究生签名：_____导师签名：_____日期：_____

摘要

电机转子在工业领域的需求量巨大，目前我国对其绕线合格性的检测仍以人工校验为主，受环境、疲劳等因素影响，检测效率低。本文致力于研究一种工件绕线形态合格性在线判别的技术，主要研究内容如下：

（1）设计了在线检测系统的模块架构与流程方案。分析了在线检测系统的图像采集、系统控制、图像处理与识别等模块的功能需求与联系，设计了相应的软、硬件体系架构，制定了系统模块间响应方案。

（2）提出了一种双模板逐次递进定位算法。针对每道工位采集的挂线图像定位分割所需时间长的的问题，基于不同大小模板的历史定位区域信息，逐次递进地实现了待匹配挂线区域的范围优化，达到了减少匹配检索时间的效果。实验表明，该算法能够在不影响定位稳定性的前提下有效地减少定位时间。

（3）提出了一种基于图像多特征差异性表达的检测方案。基于合格图像与瑕疵图像间轮廓、纹理以及边缘形态等特征的提取与差异性表达，提出了融合多个特征相似度匹配的检测方案。实验表明，该方法能够准确地对采集图片进行合格性判别。

（4）提出了一种基于轮廓分布描述子的模板检索算法。针对待测样本图像与不同模板匹配时相似度分布区间存在波动的问题，通过轮廓分布描述子对标准的模板库进行检索，寻找分布相近的模板再执行特征匹配。实验表明，该算法保证了检测的稳定性。

基于前面所述内容，开发了一套在线检测系统，并通过现场实验测试，验证了系统的识别能力。

关键词：在线判别，图像处理与识别，定位，多特征差异，模板检索

Abstract

The motor rotor, as a product of huge demand in the industrial field, still needs the manual calibration for the detection of its winding quality. And it turns out to be low efficiency sometimes. This paper is devoted to the study of an online detecting system for the qualification of the workpiece winding patterns. The main research contents are as follows:

(1) The module architecture and process scheme of online detection system are studied. The software and hardware system is designed for the module functional requirements of image acquisition, system control, image processing and recognition and the automated execution of the inspection process is realized then.

(2) A double - template progressive matching localization algorithm is proposed. It is a time-consuming process that each source image needs to be relocated based on the template. To solve this problem, the size of source image is optimized based on the the historical location information. The experiments show that the proposed algorithm can effectively reduce the time cost and improve the positioning stability.

(3) A classification algorithm for image feature extraction and differential expression is studied. The similarity matching mechanism is established according to differences between the normal and flaw image by the extracting the features of contour edge, texture and morphology. Experiments show that this method can accurately detect the eligibility of rotor image.

(4) A template searching algorithm is proposed based on the contour distribution descriptor. In the process of image feature matching, the value of the similarity is fluctuated when the image of the sample is matched with the different template. The suitable template is selected from the standard template library by using this descriptor and the similarity distribution of feature matching becomes stable after selecting.

Based on the above-mentioned algorithm, an on-line detection system is developed, and the detection capability of this system is verified through on-site experimental testing.

Keywords: Online detection, Image processing and recognition, Positioning, Multi-feature difference, Template retrieval

目录

摘要	I
Abstract	III
目录	V
第一章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 机器视觉的发展与应用	2
1.2.2 视觉检测算法的研究现状	3
1.3 论文研究内容及组织结构	5
第二章 系统架构分析与功能模块设计	7
2.1 检测对象分析	7
2.1.1 待测工件介绍	7
2.1.2 绕线形态分析	8
2.2 系统架构分析与设备选型	9
2.3 图像采集模块设计	11
2.3.1 采集设备的结构布局	11
2.3.2 图像数据的回调采集	12
2.4 系统控制响应模块设计	13
2.5 本章小结	15
第三章 挂线区域的定位优化与“黑边”图像预处理	17
3.1 基于先验知识的 ROI 定位与待测区域分割	17
3.1.1 基于模版检索的匹配定位方法	18
3.1.2 基于先验知识的定位模板选取	18
3.2 一种双模板逐次递进匹配定位算法	21
3.2.1 图像像素矩阵构造时间优化	21
3.2.2 基于历史信息的双模板逐次递进匹配定位算法	21
3.3 基于灰度分布特性的挂线区域预处理	25
3.3.1 待测图像的灰度化与滤波	25
3.3.2 基于灰度分布特性的待测图像阈值化	26
3.4 基于灰度与梯度分布特性的“黑边”图像预处理	28
3.4.1 “黑边”绕线问题分析	28
3.4.2 基于灰度变换的“黑边”绕线区域增强	29
3.4.3 基于灰度与梯度分布信息的“黑边”区域阈值化	31

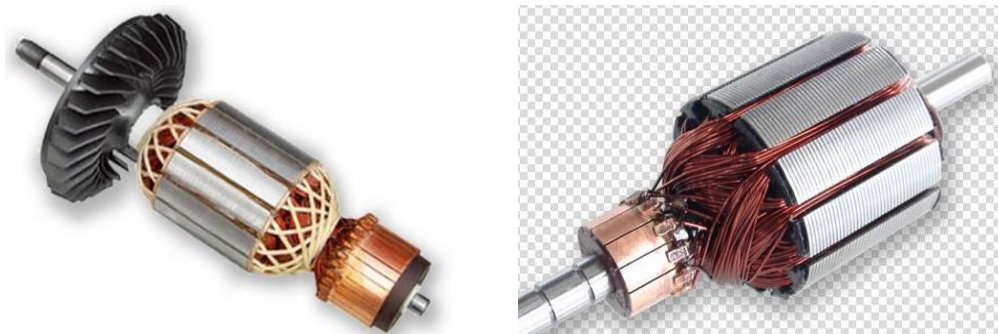
3.4.4 基于形态学处理的“黑边”区域优化与整体效果合成.....	35
3.5 本章小结.....	36
第四章 一种融合图像检索与多特征差异的检测方法.....	37
4.1 基于图像轮廓特征的差异性表达.....	37
4.1.1 基于轮廓几何参数的绕线区域表达.....	37
4.1.2 融合轮廓边缘尺度与角度分布的描述子.....	39
4.1.3 基于 Hu 不变矩的区域特征描述.....	42
4.2 基于图像灰度共生矩阵的纹理特征提取与检测算法.....	43
4.2.1 工件图像的 GLCM 特征提取.....	43
4.2.2 基于 GLCM 的图像差异性表达.....	46
4.3 基于区域分布描述子的合格模板检索算法.....	48
4.4 基于支持向量机的图像 HOG 特征分类.....	50
4.4.1 待测图像的 HOG 特征统计.....	50
4.4.2 基于 SVM 分类器的特征分类.....	53
4.5 融合模板检索与多特征差异的检测方案.....	54
4.5.1 融合模板检索与特征表达的判别机制.....	54
4.5.2 基于特征判别机制的流程方案优化.....	55
4.6 本章小结.....	56
第五章 工件在线检测系统开发与应用.....	57
5.1 在线检测系统的流程方案.....	57
5.2 在线检测系统的开发.....	59
5.2.1 在线检测系统的结构体系.....	59
5.2.2 检测系统的软件体系.....	60
5.3 本章小结.....	62
第六章 总结与展望.....	63
6.1 总结.....	63
6.2 展望.....	63
参考文献.....	65
攻读硕士期间取得学术成果.....	69

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

近年来，随着劳动力价格的上涨，国内制造业“人口红利”的不断消失，不断提升制造业自动化与智能化水平成为提高我国生产力水平的关键。同时，随着自动化产业的发展，电机作为实现电能与机械能相转换的关键产品，被广泛的应用于国民经济各行业当中，如工业、铁路、农业等领域的大型机电设备、金属加工设备、空调、电梯等场所。目前，我国电机行业已经形成了一套完整的业务体系，由于电机在电气伺服传动、信息处理、交通运输、家用电器、航空航天，国防等领域的大批量需求，我国俨然成为了电机制造大国^[1]。而作为电机转动系统的心部件——转子，其需求量亦是逐年增长。

图 1-1 所示为常见的电枢转子成品，目前我国的转子生产主要包括用设备进行相关零部件的制造，人工进行基础的装配，之后通过绕线机进行金属丝的缠绕，最后进行人工质检与再次装配及包装等环节。



(a) 家用电器中的转子；

(b) 搅拌机中电机的转子

图 1-1 常见的转子产品

在用分度绕线机进行绕线的过程中，受金属丝材料与环境的影响，部分挂钩处的绕线容易发生折断等现象，进而造成所制作的转子合格性受影响。目前这一环节主要依靠人工校验，检测效率低且检测效果易受检测人员自身的状态影响，如何快速而又可靠地找出残次品是一个巨大的挑战。

近年来，数字图像传感器、互补金属氧化物半导体和电耦合元件摄像机、DSP、ARM 等嵌入式技术、图像处理和模式识别等技术的快速发展，视觉检测技术凭借高精度、灵活性高、稳定性好、实时性强等众多优点得到了前所未有的普及与推广^[2]。与人类视觉原理类似，机器视觉主要由视觉传感器代替人眼获取客观食物的图像，并利用计算机来模拟人或再现与人类视觉有关的某些职能行为，从图像中提取信息，并进行处理与分析，最终用于实际的检测、测量与控制，从而大大地提高生产效率。

虽然机器视觉已成功应用于工业领域,大幅度地提高了产品的质量和可靠性,保证了生产加工速度,如纺织布匹的缺陷检测、钢管的裂纹检测、汽车车牌的自动检测,彩色印刷品的缺陷检测等。但是,这些缺陷检测技术多是应用于缺陷较为明显或者缺陷情况易于描述的场景,关于工件细节方面的瑕疵检测研究则较少。

本文针对电机绕线形态信息较为细节所导致的不易观察与检测问题,设计了一套待测工件图像采集与检测的流程方案,基于数字图像处理技术,提出了一套融合图像多特征表达的检测算法,最终通过软硬件结合的方式,开发出了一套图像在线识别系统。实验表明,本文所设计的系统已初步实现待测转子的稳定检测。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 机器视觉的发展与应用

机器视觉是一门涉及人工智能、神经生物学、心理物理学、计算机科学、图像处理、模式识别、机械以及自动化等多个领域的交叉学科。按照其系统功能与应用用途划分,机器视觉系统主要包括测量、检测、定位、识别等类型^[3]。自 20 世纪 50 年代以来,应用于二维图像分析与识别的统计模式识别研究标志着机器视觉技术的起源,当时的研究主要集中在显微和航空图片的分析与理解、各种光学字符识别、工业零件表面缺陷等。20 世纪 60 年代,Roberts 开始研究三维机器视觉,并提出了“积木世界”理论,该理论促使人们围绕各种几何要素的分析与理解、轮廓特征提取算法等展开了深入研究。20 世纪 90 年代中后期,由于小波分析等现代数学工具的出现,新概念、新方法和新理论不断涌现,机器视觉已从最初的实验室研究阶段逐渐向实际应用阶段发展^[4-5]。

机器视觉在国内的起步较晚,1990 年以前,仅有些大学和研究所的实验室从事图像处理和模式识别方面的研究。1998 年后,随着越来越多的电子和半导体工厂落户广东和上海,大量装备着机器视觉的整套生产线与智能设备引入中国。近年来,随着劳动力价格的上涨以及智能摄像机和新的连接设备的出现,降低成本的同时简化了操作,机器视觉技术开始大面积推广起来。

机器视觉检测主要包括完整性检测与表面质量检测两个方面。完整性检测通常用于产品装配过程中,检查被检对象的当前状态是否合格,如葡萄牙国家工业技术及工程局(INETR)开发的基于机器视觉的工业腈纶质量控制系统 INFIBRA,利用视觉测量各条腈纶带的宽度及其之间的间隙,及时发现腈纶带的断裂、分叉与缠绕等故障。国内相关研究也不逊色,厦门大学袁志伟设计了聚焦误差检测光学系统,利用差动像散原理的非连续表面的光学检测技术完成了柔性印制电路板的检测^[6-7]。

表面质量检测侧重于检测产品表面是否存在缺陷,由天津大学精仪学院和南京依维柯汽车有限公司车身厂共同研制成功的“依维柯白车身二维激光视觉检测系统”^[8],采用激光技术、CCD 技术,利用基于三角法的主动和被动视觉检测技术实现被测点三维坐

标尺寸的准确测量，将以前需近 6h 的汽车白车身检测缩短为 7min，大大缩短了我国汽车行业同国外的差距。

1.2.2 视觉检测算法的研究现状

本文基于数字图像处理技术，通过待测工件图像的采集、预处理与特征提取，达到对转子的合格性自动检测。将待检测图像作为输入数据，将图像经过滤波处理、锐化处理、图像增强对比度处理等预操作后，对图像进行分割、变换、特征提取与匹配，最后进行分类检测处理。其中主要涉及的图像处理技术有图像定位与分割、特征提取与识别、图像训练分类等多项技术。

(1) 图像预处理

图像滤波是图像预处理中不可缺少的操作，在尽量保留目标图像细节特征的前提下对图像中的噪声进行抑制，其处理效果的好坏将直接影响后续图像处理效果的有效性和可靠性。目前比较常用的滤波方式有中值滤波、均值滤波、高斯滤波、K 最近邻滤波、低通空域滤波等。从实际应用来看，不同的噪声产生原因不同，每种滤波器对不同噪声的滤波效果与处理速度也不尽相同。例如，安徽省水利科学研究院余金煌等在高密度电法图像处理中应用小子域滤波方法^[9]，显著增强了图像的可读性和显示精度，使大坝监测中抛石体的顶、底界面更加清晰。

图像平滑预处理往往使图像的边界、轮廓变得模糊，为了减少这类处理带来的不利影响，可利用图像锐化技术使图像的边缘、轮廓线以及图像的细节变得清晰。例如，第二炮兵工程大学张利民等提出了一种 Roberts 和 Laplacian 相结合的图像锐化混合算法并应用于金属裂纹检测，有效地识别了裂纹的宽度等有效信息。宁波大学李均利等将模糊原理和小波变换运用于医学图像锐化上，其锐化增强效果更加明显^[10]。

图像增强针对给定的图像，有目的地强调图像的整体或局部特性，扩大图像中不同对象特征之间的差别抑制不感兴趣对象的特征，改善图像质量、丰富信息量，加强图像判读和识别效果。西昌卫星发射中心陈洪等针对高空观测图像目标尺寸大小、信噪比低以及背景和杂波干扰严重的问题，提出了一种基于背景和杂波抑制的星空图像增强算法，增强了目标的对比度，使得观测目标的细节更加清晰可辨^[11]。浙江大学赵欣慰提出了一种基于不同光波长衰减的水中图像增强算法，该算法基于暗原色先验原理和无穷远处背景光与水体固有光学参数的关系估计出三个颜色通道的传输图，达到图像增强的目的。

(2) 图像分割算法

图像属性的显著变化通常反映了属性的重要事件和变化，包括深度上的不连续、表面方向不连续和场景照明变化等。边缘检测标识数字图像中亮度变化明显的点，剔除不相关的信息，保留图像中的重要属性。目前较为常用的有 Sobel 边缘检测、高斯-拉普拉斯边缘检测、Canny 边缘检测等，如 Ruzon 等提出了罗盘彩色图像边缘检测算子^[12]。

二值化也是图像分割的一种方法。根据阈值选取的不同，二值化算法分为固定阈值和自适应阈值。常用的二值化方法有双峰法、迭代法和大津法（OTSU）等，国外有学者对多种阈值算法进行对比研究，如 Sezgin 等分别对 40 余种局部阈值化方法的性能进行对比分析^[13]，指出 Sauvola 方法与 White 方法的性能要优于其他的局部二值化方法，但处理速度较慢。

（3）特征提取与匹配

在不同的角度分析图像往往会得到不同方面的信息，如图像成像过程中的局部灰度变化形成的不同的特征、灰度分布在空间位置上反复交替变化所形成的纹理特征以及图像内容中的形状轮廓信息等。提取这些特征有助于实现图像更好的数字化表达，也可以减少图像匹配的计算量。朱福珍等采用灰度共生矩阵法对肝脏 B 超图像进行特征提取，通过特征参数的计算分析，发现正常肝与脂肪肝的能量、熵、反差分矩有着显著差异。北京航空航天大学刘兆英等结合目标小波不变矩特征和形状特征，实现了对目标特征的全面准确描述，有效提高了多模图像匹配和识别的效率^[14]。

（4）基于机器学习模型的图像分类研究

随着现代人工智能算法的研究和发展，许多学者将人工智能算法应用于图像分类与检测当中，机器学习方法也由初期的基于分类器分类发展到基于深度学习模型的分学习。支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是一种通用的机器学习方法，通过核函数将输入向量映射到一个高维的特征空间，并在该空间中构造最优分类面。马宁等设计了一种基于 SVM 分类与回归技术的图像去噪方法，先将含噪图像中的像素分为噪声点与非噪声点，再将噪声点像素值通过 SVM 进行回归估计，从而达到去噪的目的。SVM 也可用于人脸检测，Osuna 等最早将其应用于人脸检测，通过直接训练非线性 SVM 分类器，完成人脸与非人脸的分类，并取得了较好的效果^[15]。

BP 神经网络模型拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层。它能学习和存储大量的输入-输出模式映射关系，而无须事先揭示描述这种关系的数学方程。因其优越的性能，近年来得到了广泛的应用。杨斐等应用 BP 神经网络分类器来解决交通标志识别中处理的信息量大以及受天气、道路等外界条件影响导致的噪声干扰问题。另外，在医学应用方面，Frontino 利用 BP 神经网络获取代滤波投影算法，来计算反投影过程^[16-17]。

综上所述，基于机器视觉的图像处理技术已经得到了较为完整的研究，研究路径及处理算法也比较丰富，但目前的研究内容大多是对建筑物的识别、物体表面缺陷检测以及人脸与指纹匹配等，对于工件绕线这一类常见的脱线、断线和畸形等形态方面的缺陷识别与检测分类的研究还较少。而且，由于样本数量有限，常用的机器学习方法也很难对本文所研究的绕线形态的样本进行分类训练。本文针对电机绕线转子的在线检测功能的实现进行较为集中的研究，通过图像采集、控制响应与在线处理识别等功能模块的设计与集成，实现挂线转子的在线检测。

1.3 论文研究内容及组织结构

本文基于数字图像处理技术，针对转子工件挂线形态的合格性进行研究，从图像采集到处理再到相似度匹配与分类，最后进行整个检测系统平台的设计与优化，论文具体研究流程如图 1-2 所示。

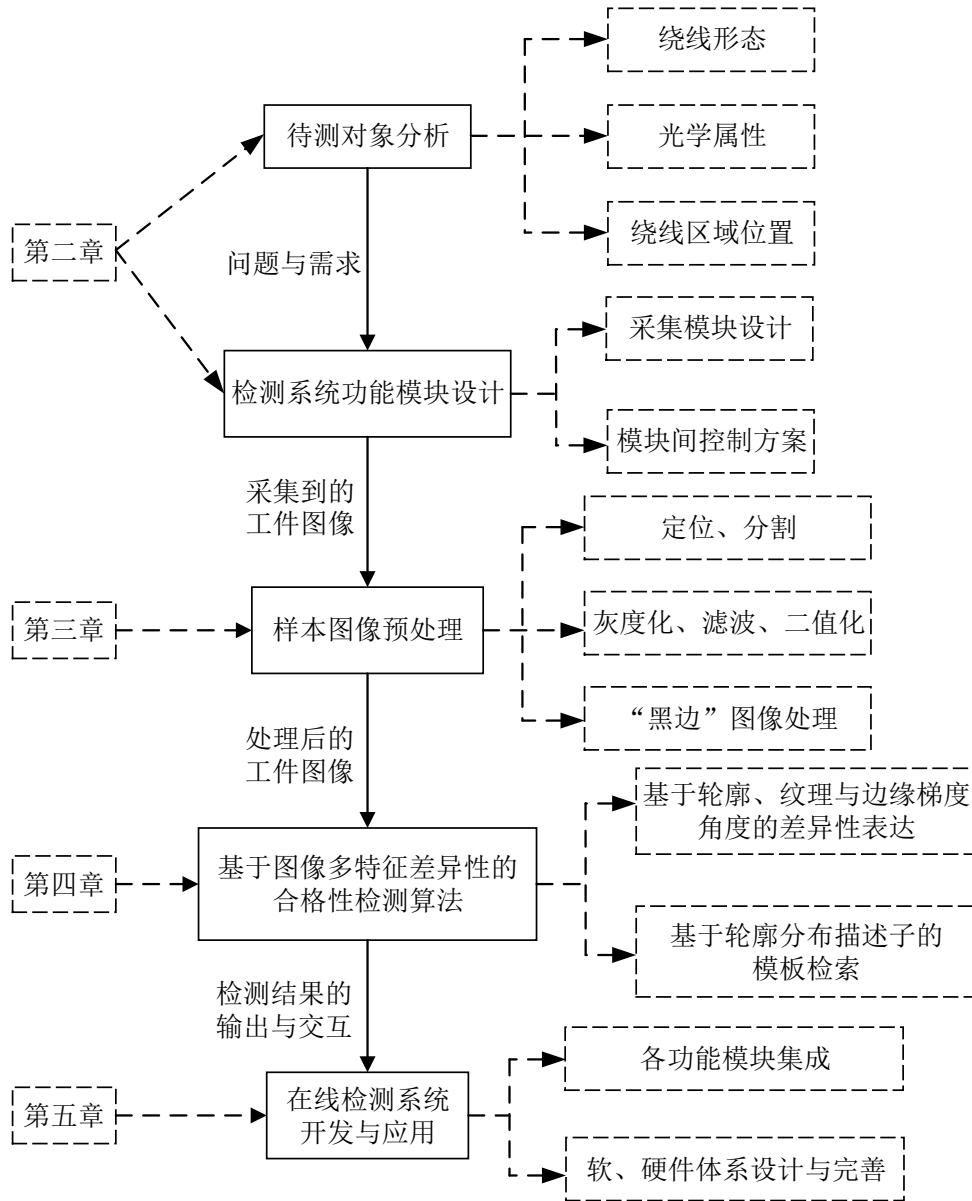


图 1-2 论文研究内容流程图

由图 1-2 可以看出，针对所要检测的转子挂线区域，本文经过全方面的分析后，设计了相应的图像采集系统与模块间控制方案。基于采集系统采集的转子图像，本文对其进行了定位、分割、去噪、灰度等一系列预处理操作，为后续的特征提取做好准备。在合格性检测环节，本文从多特征角度出发，提出了基于图像间差异性表达的检测算法，最后将图像各模块与检测算法集成到所设计的检测系统中，最终达到转子的在线快速、准确的检测效果。

各章具体的研究内容安排如下：

第一章为绪论，主要介绍了机器视觉在工件合格性检测方面研究的背景和意义，分析了当前国内外研究现状和应用进展。

第二章主要探讨了工件在线检测系统的架构组成，对各模块所需设备进行选型，根据转子工件自身的形状特征与材料特性，对图像采集系统等各模块方案以及各模块间的通讯控制方案进行了设计。

第三章对采样的工件图像进行定位、分割、滤波、增强等处理，提出了一种基于历史定位信息的双模板匹配定位算法，缩短了定位时间，提高了定位分割的鲁棒性。分析了图像绕线区域的各方面特征，并对采样图像中的“黑边”绕线问题进行了针对性的阈值化算法处理研究。

第四章对分割出来的挂线区域图像分别从纹理、形状、角度等方面进行了特征提取，提出了一种基于特征检索的相似度计算方法，建立了一种基于模版匹配的相似度判别机制，并基于分类器原理对样本图像进行了特征的分类训练研究。

第五章对系统的各模块进行集成与移植，对总的系统运行流程进行设计，并对检测系统进行实地调试与优化，计算识别率。

第六章为总结和展望，对本文所做工作做出总结，分析了本文所设计的在线检测系统的不足，提出了今后的研究与优化方向。

第二章 系统架构分析与功能模块设计

机器视觉检测系统通常采用图像传感器获取待检测对象的图像数据，将其转化为数字信号，再应用图像处理与分析方法进行识别与测量，最后通过软硬件结合的方式进行效果显示、数据统计、位置调整、合格性预警以及配合执行机构进行后续操作等。

对于本文的研究对象来说，其挂线区域的在线检测需要良好的采集样本作为前提。对此，本章分析了转子绕线自身的光学属性与相机采集视野位置等方面对采集图像质量的影响，在完成设备选型的基础上设计了采集系统的空间布局，保障了样本图像的采集质量。同时，本章通过对采集系统、上位机与执行机构三者之间的功能联系的分析，提出了一套模块间的控制响应方案，从而保证了系统的稳定执行与处理。

2.1 检测对象分析

2.1.1 待测工件介绍

绕线转子作为电机的核心部件，其年产量逐年递增，如图 2-1（a）所示为一批经过铜丝线圈缠绕后的转子，图 2-1（b）中的矩形区域即为转子的绕线区域，其详细内容如图 2-1（c）所示，可以发现，挂钩下方的绕线相比于整个工件所占区域非常小，属于细节信息。

转子的换向器处挂钩需要和线圈环绕后进入挂钩点焊的工序，受铜线自身材质及外界因素的影响，在绕线时容易出现断线、漏挂等情况，最终使得转子质量受到影响。



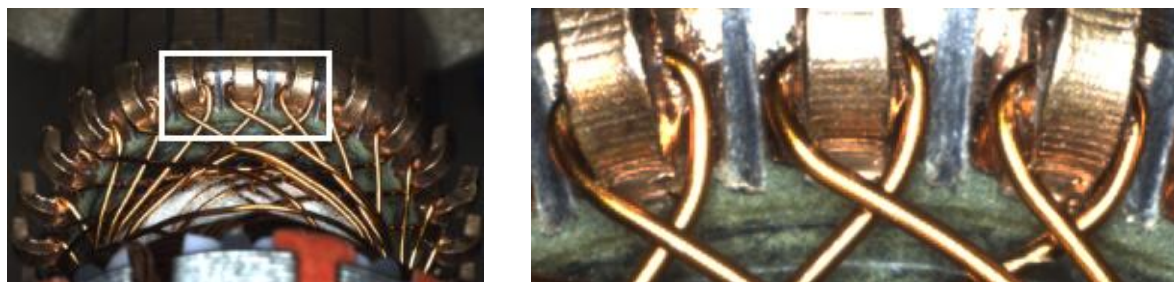
（a）批量生产的转子； （b）单个工件转子； （c）转子的挂钩与绕线区域

图 2-1 转子实物图

目前该部分的检测主要是在工件绕线后点焊工序前进行人工检查，由于转子数量非常多、形式千篇一律、检测部位的细节性以及人容易感到疲劳等因素的影响，检测效率低且易出现错、漏检，因此工件绕线合格性的自动识别就显得尤为重要。

2.1.2 绕线形态分析

图 2-2 (a) 所示为转子挂钩处的检测区域，本文需要检测的正是该区域中挂钩下的绕线部分，如图 2-2 (b) 所示。



(a) 检测区域示例；

(b) 绕线区域示例

图 2-2 待测区域绕线展示

图 2-3 所示为常见的转子绕线的合格形态，可以发现合格绕线形态基本上要满足铜丝从挂钩左侧缠入，从右侧缠出，下方呈“交叉”状这一基本条件。同时，合格的绕线在形态上存在多样性，图 2-2 (b) 中所示的三个绕线也是合格的。



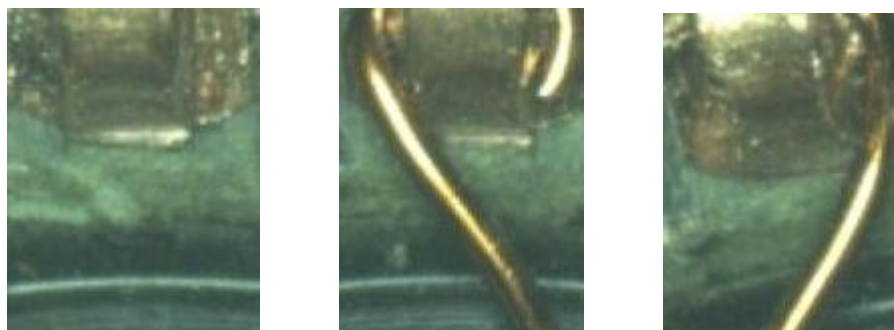
(a) 绕线交叉区域偏左

(b) 绕线交叉区域偏上

(c) 绕线交叉区域正中

图 2-3 合格绕线的形态多样性

图 2-4 所示为不合格的绕线情况，主要表现为漏挂、断线（单边）两种情况。漏挂主要由绕线机的操作失误引起，断线则主要由铜丝自身较细，在缠绕过程中受力不当所导致。



(a) 漏挂

(b) 断线（右）

(c) 断线（左）

图 2-4 不合格绕线的形态

2.2 系统架构分析与设备选型

图 2-5 所示为转子在线检测系统的工作原理图，主要由工业相机、光源、图像采集模块、图像处理设备、视觉检测软件系统以及控制响应模块等组成。其具体工作流程为：

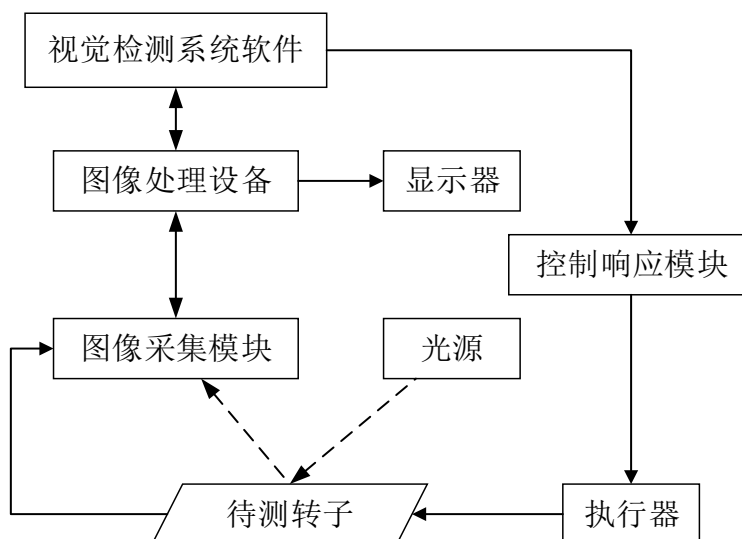


图 2-5 在线检测系统工作原理图

- 1) 光源对待测工件进行打光，随后图像采集装置进行样本图像的采集；
- 2) 图像处理设备对样本图像进行处理，经过检测系统检测，其结果通过显示设备显示出来；
- 3) 系统软件通过控制响应模块使转子发生转动，到达下一工位；
- 4) 重新对新工位进行采集与检测。

其中所涉及到的关键实现技术有如下几个方面：

(1) 光源照明技术

在机器视觉应用系统中，光源与照明方案往往关乎整个视觉系统的成败，并非简单地照亮待测物体而已。好的光源与照明方案应尽可能地突出物体特征，使待检物体的关键区域与不相关的背景及干扰区域之间尽可能地产生明显区别，增加对比度^[18]。同时应该保证图像具有足够的亮度，在选择时还应该考虑光源形状、光照强度、光线的散射性、使用寿命及占用的空间位置等因素。几种主要光源的相关特性如表 2.1 所示。

表 2.1 常用光源的特性对比

光源	颜色	寿命/小时	亮度	特点
卤素光	白色，偏黄	5000~7000	很亮	发热多，较便宜
荧光灯	白色，偏绿	5000~7000	亮	较便宜
LED 灯	红，黄，绿，白，蓝	60000~100000	较亮	发热少，形状可变
氙灯	白色，偏蓝	3000~7000	亮	发热多，持续光

(2) 摄像机与图像采集装置

高质量的图像信息是机器视觉系统正确判断和决策的原始依据,是决定整个视觉系统成功与否的关键^[19],需要考虑到分辨率、最大帧率、像素深度、光谱响应性、像元尺寸、信噪比、曝光方式等方面。

一个好的成像设备除了合适的相机之外还需要配备一个良好的光学镜头,为了保证在各种不同焦距下相对较好的成像质量,一般有变焦镜头可供选择,同时还需考虑图像的放大倍率、视场大小、光圈大小、焦距以及与摄像机的安装接口等因素^[20]。

(3) 图像信号处理装置

图像信号处理装置是机器视觉系统的核心,相当于人的大脑,主要负责信号的处理和运算。无论是硬件还是软件来实现图像处理算法,都需要充分考虑图像信号处理的实时性,必须保证每帧图像的处理时间与采集时间的协调。

本文根据待检测转子的形状特性、实际检测环境以及研究成本等方面的考虑,对系统所需设备进行选型如下:

(1) 相机、镜头与光源

由于转子绕线部位的检测是在转子转到相应工位停止后才开始采集,即静态条件下的检测,需要采集的视野区域接近 $20*10\text{mm}$,精度为 0.02mm/pixel ,考虑到相机边缘视野的畸变以及系统的稳定性要求,相机的像素要求在 500 万起。

本文综合各方面因素,最终选取了大恒图像的 MER-500-14GC 系列 CMOS 工业相机,分辨率为 $2592*1944$,提供千兆以太网接口,如图 2-6 所示。根据待测工件与采集相机之间的空间上的相对距离范围及视场的大小,选取了 M3514-MP 镜头,焦距为 35mm 。由于待测工件绕线材料主要为铜等金属,选取 LED 环形光源进行打光。



(a)工业相机实物图;



(b) 镜头实物图

图 2-6 工业相机与镜头

(2) 上位机 (用于图像处理计算及显示等)

为了简化系统结构,本文采用研华 IPC-LT 型工控机将图像处理及计算、显示、控制信号处理等模块进行集成,既方便算法程序的移植与编写,又方便程序的调试,所占的空间资源也有限,避免了系统结构的复杂性。

(3) 执行机构

针对转子绕线一周均匀分布的特点,本文选取步进电机带动转子进行周期性转动。

2.3 图像采集模块设计

在对相机、镜头、光源等图像采集设备完成选型后，需要对采集系统进行设计。对待检测对象转子工件实例来说，由于图像采集过程中光照角度与强度、相机视野采集角度、采集距离的不同、物体自身的非刚体形变以及物体结构上产生的干扰与遮挡，物体成像的表现特征产生很大的变化，给后续处理与检测算法带来了极大的困难。

2.3.1 采集设备的结构布局

由于选购的相机与环形光源背面均有螺纹孔，所以装夹起来比较方便，如图 2-7 所示，将环形光源与相机通过十字交叉固定装置连接起来，达到 6 自由度的效果，方便与待测工件进行相对距离与角度上的调试。

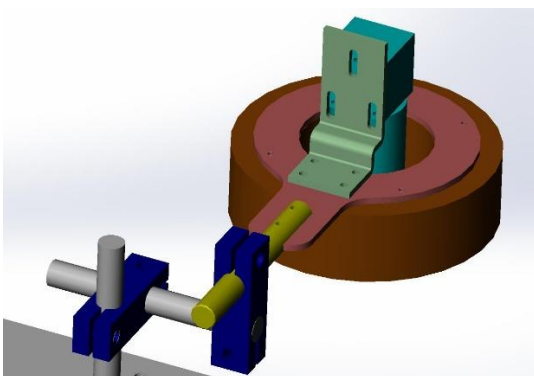


图 2-7 相机与环形光源的装夹；

由本章中图 2-1 可以看出，相机的视野主要集中在挂钩区域，当相机与工件呈 90° 关系时，采集到的绕线区域易被挂钩遮挡，故需要对两者的相对位置进行调试以达到良好的空间相对距离与角度的关系，保证能够采集到需要的绕线细节信息。

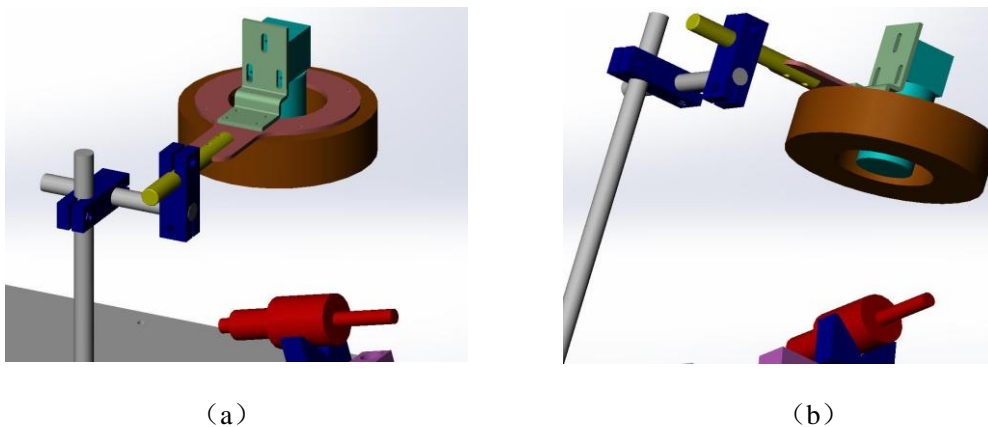


图 2-8 图像采集装置空间关系示意图

经过实验发现，当相机的采集方向与转子的轴线方向成 60° ($\pm 5^\circ$) 角时，打光效果与相机视野达到最佳，采集的样本图像质量较好，如图 2-8 所示，图中红色圆柱体表示转子，咖啡色圆环表示环形光源，圆环中间的长方体表示相机配备镜头。采集系统的实物图如图 2-9 所示。



(a) 相机装夹实物图；

(b) 采集系统空间分布实物图

图 2-9 采集系统实物展示

2.3.2 图像数据的回调采集

由 2.2 节可知选取的工业相机支持千兆网接口，保证了数据传输的快速性。本文将工控机与相机设置在同一网段，IP 地址分配分别为工控机：192.168.1.5，相机：192.168.1.10。针对系统检测的实时性与可视化需求，采用回调采集机制将工控机作为上位机对相机曝光的帧数据进行回调采集，实现像素数据的快速读取与显示。

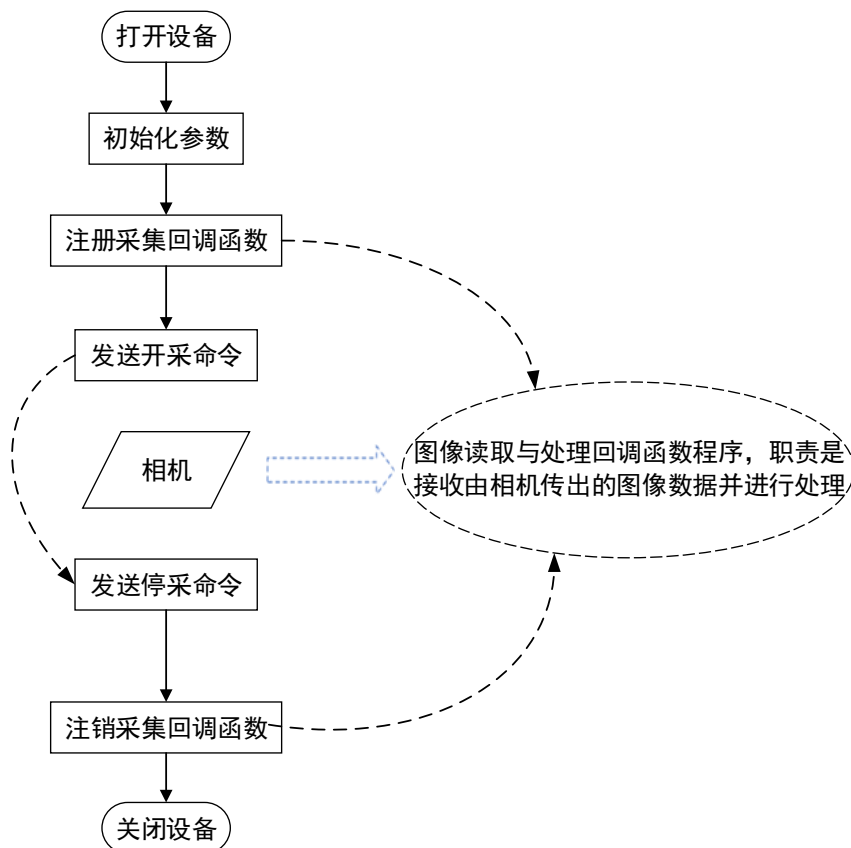


图 2-10 相机采集控制流程图

如图 2-10 所示，上位机先通过 IP 地址搜索找到相机设备，经过初始化后，通过数据流（datastream）回调采集的方法来实现异步读取相机中的图像数据。

2.4 系统控制响应模块设计

由前文所述可知，本文所研究的在线检测系统主要包括图像采集模块、控制响应模块、在线识别模块、人机交互模块四个部分，其中图像采集模块已在 2.3 节进行论述。对工控机而言，除了读取相机中的数据用以计算处理之外，还需要承担识别结果的显示预警和控制执行机构运作等方面的功能，除了工控机与相机之间、工控机与 PLC 之间、PLC 与执行机构电机之间都存在信息的交互与控制，如图 2-11 所示，良好的控制方案是检测系统稳定运行的保障。

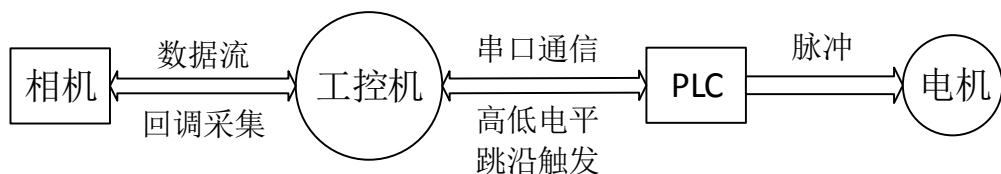


图 2-11 系统各模块间的联系

电机的作用主要是带动转子进行转动，以便图像采集设备能够周期性地采集出转子一周的绕线图像，而什么时候转动，转动多大的幅度则是由 PLC 发出的脉冲控制的。

PLC 部分所负责的功能有两个：

- 1) 向工控机发送工件就位的信号，让工控机开始采集那一工位的图像进行处理与计算。
- 2) 收到工控机发出的检测完成和检测结果信号，一方面控制电机带动转子转到下一工位，另一方面控制蜂鸣器进行预警。

总结来说，PLC 部分需要收到检测完成和检测结果两个信号，需要发出一个工件就位的信号。同理，工控机部分收到一个可以开始采集检测的信号，发出检测完成与检测是否合格两个信号。

本文根据 PLC 端所需要实现的功能，选取了台达 DVP14EC00T3 型可编程控制器，提出两种控制方案，分别为：

(1) 基于 MODBUS 协议的 RS232 串口通信

工控机可以通过串口通信的方式对 PLC 端寄存器进行读写，可以利用两个寄存器值的写入来表示上位机的完成信号与是否合格的检测信号，用一个寄存器值的读取来判断工件是否就位即是否可以开始采集图像进行检测。

表 2.2 基于 ASCII 码通信的报文格式

起始 字符 (STX)	从站地址		命令码		起始数据地址		接点个数		校验码		结束符	
	高字节	低字节	高字节	低字节	高位	低位	高位	低位	高字节	低字节	O D	O A
	ADR1	ADR0	CMD1	CMD0	STR1	STR0	高位	低位	LRC1	LRC0		

表 2.2 揭示了利用 ASCII 码在 232 通信条件下，上位机需要发送的报文格式，可以看到发送的报文需要满足起始符、设备地址、功能代码、数据、校验、结束符等格式规范，其中起始字符为“:”，ASCII 码为 3AH。

(2) 基于外部电平高低跳沿的信号控制方式

在串口通信的方式下，PLC 可以通过工控机对寄存器写入的值来执行相应的操作，可以通过对寄存器的置位来让工控机读取到是否可以开始检测的信号。同理，将这些寄存器值的写入与读取改为电平的高低变换监测，把 PLC 读取工控机写入的值变为 PLC 读取电平引脚的跳变，将 PLC 反馈给工控机的寄存器值变为 PLC 输出引脚的电平变化。这样，就得到了一种新的信号控制方式，如图 2-12 所示。

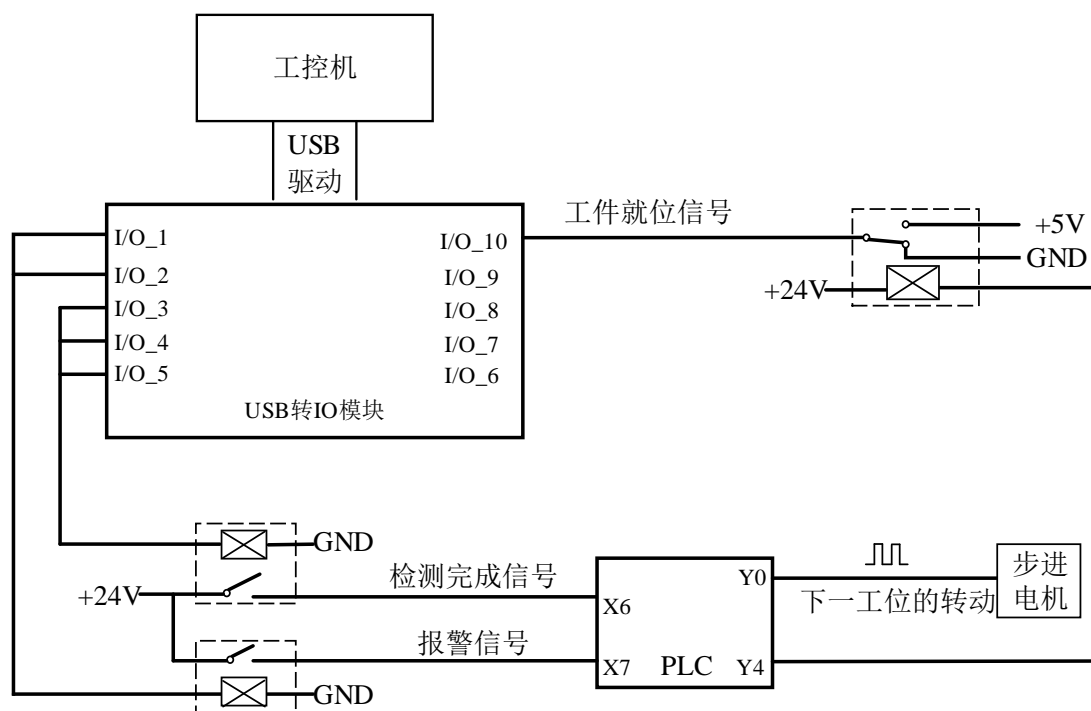


图 2-12 系统电平响应方案示意图

结合图 2-12 可以看到，采用 USB 转 IO 口模块之后，工控机可以控制 I/O_1 与 I/O_2 两个输出口并联通过继电器的作用给与 PLC 端开关量信号，用来通知检测完成与否。同时可以通过 I/O_3、4、5 三个输出口经继电器作用给 PLC 端该位置是否合格的信号，若检测不合格，会有蜂鸣器报警声响起。IO_10 口则是读取电平输入用于工控机获取是否可以开始新工位检测的信号，由 PLC 端在完成工位转动之后控制继电器返回高低电平控制，上位机主要负责监测输入信号的跳沿变化。

本文将两种控制方案进行了对比实验，发现基于电平跳变的响应方案总体响应较快，而且外接的 IO 模块有封装好的 SDK，编写程序也较为方便，故最终选取了方案二。同时，在试验中还可以发现，无论采用串口通信还是电平的跳沿控制方式，都是在 PLC 与工控机之间完成三个信号的交互，一个是 PLC 端反馈给上位机的是否可以开始检测的信号，另两个是工控机端需要告知 PLC 端的检测是否完成的信号与检测是否合格的信号。

2.5 本章小结

本章通过对转子材料、形状等方面特性的分析，设计了相机与环形光源的装夹方案，通过现场实物调试优化了相机、光源与待测转子之间的结构分布，完成了图像采集系统的设计，保障了样本图像采集的质量。

为了保障检测系统的稳定运行，本章对系统的架构进行了分析与研究，完成了系统各模块的设备选型。基于系统各模块的功能需求与联系，提出了串口通信与电平跳沿控制两套模块间的响应方案，并进行了实验验证。结果表明，电平跳沿控制方案在程序编写与系统响应的快速性上更具优势。

第三章 挂线区域的定位优化与“黑边”图像预处理

通过前文所设计的图像采集系统，能够得到良好的转子图像。但是本文所检测的绕线区域只是采集的样本图像中的一小部分，为了避免背景内容较多所带来的干扰，本章对样本图像进行了定位与分割。在定位过程中，本章针对定位匹配检索时间较长的问题，提出了一种基于历史信息的双模板逐次递进匹配算法，达到了快速与准确的定位效果。

为了更好地突出定位分割后的挂线区域以便于后续的特这提取，本章对挂线图像进行了图像滤波、增强、阈值化等预处理操作。其中，针对采集到的“黑边”绕线图像二值化后存在“黑边”区域被“过滤”掉的问题，本章基于其灰度与梯度的联合分布信息进行了针对性的处理研究，从而带有“黑边”的绕线部分能够二值显示以避免误判。

3.1 基于先验知识的 ROI 定位与待测区域分割

随着相机与转子工件之间的相对位置与角度固定，相机所捕捉的视野范围也随之确定了下来，由前文所述可知，相机所采集的工件图片大小为 2592×1944 ，而需要检测的挂钩区域则是样本图片中的一小部分，大小为 160×170 ，如图 2-3、2-4 所示。

换言之，本文所需要的并不是整幅样本图像中的所有信息，而是图像中间的挂钩绕线区域的内容，这些区域即为感兴趣区域（region of interest, ROI），如图 2-2（b）中三个挂钩区域即为 ROI。如果先对样本图像进行滤波等预处理后再进行分割，由于样本图像较大，会增加一些不必要的运算量，因此本文对样本图像处理流程如下图 3-1 所示。基于先验知识进行定位找到 ROI，再将分割出的待测挂线区域进行去噪、灰度化、二值化等操作以便后续的特征提取与分类。

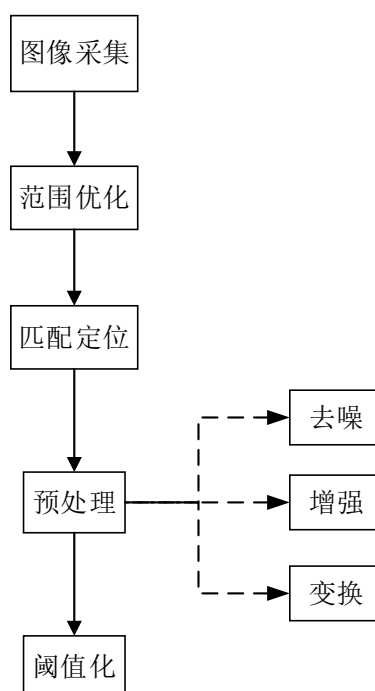


图 3-1 样本图像预处理流程图

3.1.1 基于模版检索的匹配定位方法

获得样本图像之后，需要定位到待检测区域并分割出来，这样才能避免不相关区域复杂特征信息的干扰。本文利用基于先验知识分割出的模板在待检测的样本图像上进行标准相关匹配^[21]，其公式如下所示：

$$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y')) \quad (3.1)$$

$$\text{式中 } T'(x', y') = T(x', y') - \frac{\sum_{x'', y''} T(x'', y'')}{w \cdot h}$$

$$I'(x + x', y + y') = I(x + x', y + y') - \frac{\sum_{x'', y''} I(x + x'', y + y'')}{w \cdot h}$$

其中 $T(x', y')$ 表示模板图像在点 (x', y') 处的像素值， $I(x', y')$ 表示样本图像在点 (x', y') 处的像素值。图 3-2 所示为模板匹配的原理，其匹配的大致过程为在待测样本图像上滑动模板图像块，如从左上角 $(0, 0)$ 开始，不断地进行滑动匹配，遍历完待测图像后选取最相关的匹配区域块^[22]，即为定位到的区域。

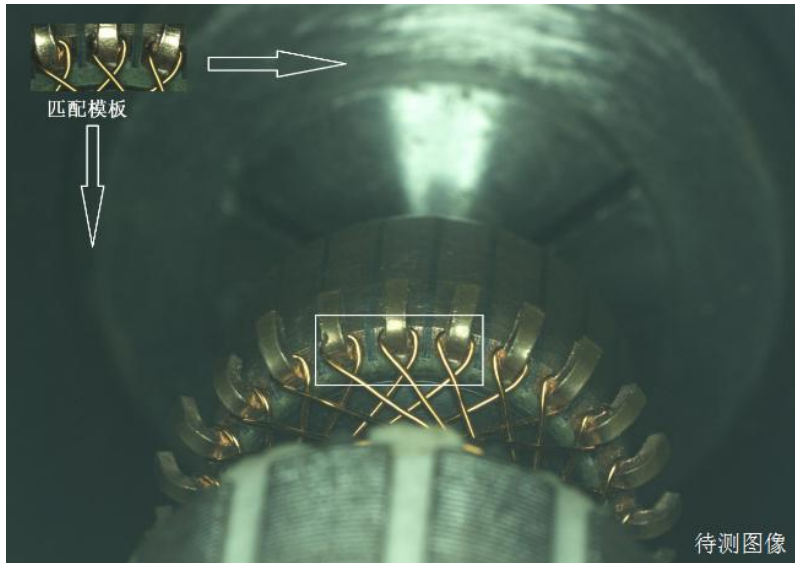
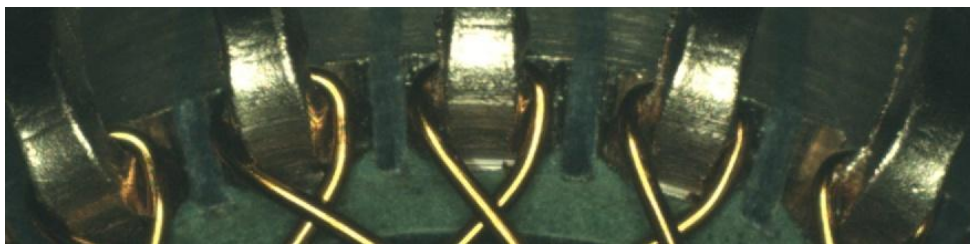


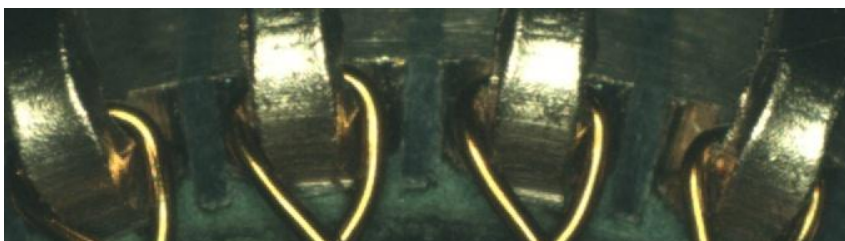
图 3-2 基于模板匹配定位示意

3.1.2 基于先验知识的定位模板选取

对于模板的选取，本文基于先验知识一共截取了 5 个待选用模板，如图 3-3 所示，可以看出五个模板的区别在于包含的内容的大小。T1 包含了五个挂钩区域，T2 则包含了四个挂钩区域。其中 T3 和 T4 都是三个挂钩区域，不同的是一个只包含了挂钩上方的内容，一个包含了下方绕线的内容。T5 则是拿单个的绕线区域作为模板。



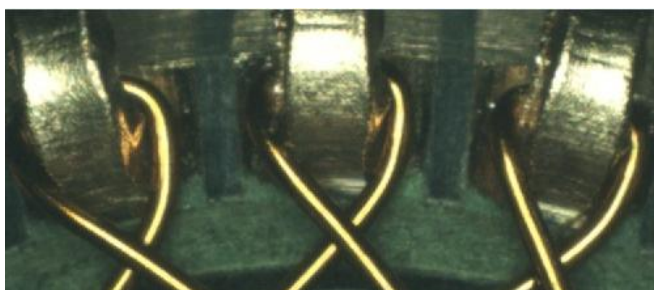
(a) 定位模板 T1



(b) 定位模板 T2



(c) 定位模板 T3



(d) 定位模板 T4

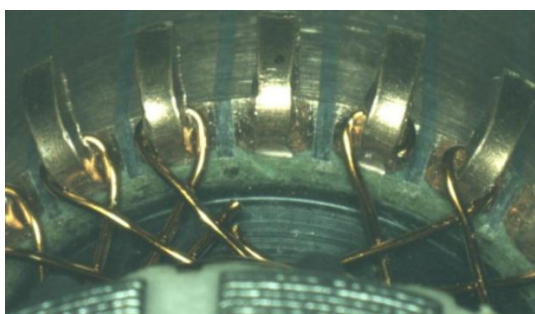


(e) 定位模板 T5

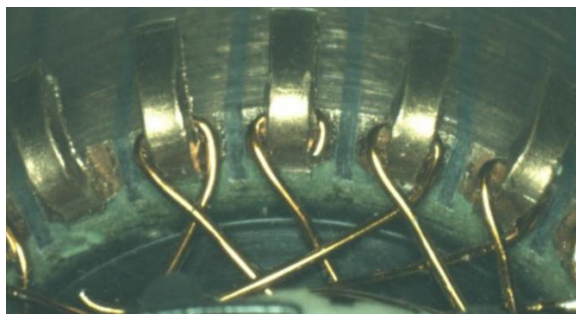
图 3-3 待选取的定位模板

对模板 T5 来说，它是一个单个的挂钩绕线区域。通过实验发现由于样本图片中挂钩及绕线大多具有相似性，所以用 T5 进行匹配定位时，定位容易产生偏移，甚至是定位到别处挂钩，同时由于 T5 模板面积最小，再运用基于模板的矩形框滑动匹配检索时遍历的次数最多，匹配运行的时间也是最长。

对于模板 T3 和 T4 来说，它们的区别在于用于匹配的内容，一个仅仅包含挂钩区域用于定位，一个包含了下方的绕线区域内容而且是合格绕线的内容。之所以产生这种区别，主要是考虑到如图 3-4 所示的情况的存在，当待测的工件图像中绕线出现不合格时，使用 T4 模板存在定位出现偏差的可能性。



(a) 带有漏挂缺陷的样本图像



(b) 带有断线缺陷的样本图像

图 3-4 不合格绕线的样本图像

由图 3-4 可以看出，当待测图像中绕线不合格时，使用模板匹配时，由于 T4 中包含了合格的绕线内容，那么匹配到有缺陷绕线的待测图像时，可能会产生误匹配。而用 T3 模板由于包含的是上方的挂钩区域，无论下方绕线情况是否合格，都不影响上方挂钩区域的匹配，故 T3 相较于 T4 的匹配定位可靠性更高。

对于模板 T1 和 T2 来说，它们中间也包含了一部分的绕线信息，但是由于总的信息较为丰富，一样能获得较好的定位效果。表 3.1 列出了在用个人电脑（非系统用工控机）循环 50 次的条件下，各模板的运算时间及定位效果的情况。

表 3.1 定位模板信息

模板编号	图像大小	定位时间 (ms)	定位效果
T1	800*215	82328	合适
T2	680*190	86531	合适
T3	500*200	90125	合适
T4	500*220	87844	有偏移
T5	165*230	104719	有偏移

通过模板匹配定位得到 ROI 区域之后，开始进行几何区域分割，以模板 T3 为例，以 T3 为模板对待测图像进行检索定位，得到的 ROI 区域如图 3-5 (a) 所示，再对 ROI 区域的中间挂钩进行几何区域分割，得到本文主要研究的单个挂钩及绕线的待测 Part 区域，如图 3-5 (b) 所示，大小为 165*170。



(a) ROI 区域示意图



(b) 待测 Part 区域示意图

图 3-5 样本图像的定位分割效果展示

3.2 一种双模板逐次递进匹配定位算法

由表 3.1 可以看出，样本图像的定位分割环节的运算时间较长，由于后续还有特征提取与检测环节，出于检测效率的考虑，需要对该环节进行时间方面的优化。考虑到上位机需要先读取相机中的像素进行图像的生成，再基于模板进行匹配定位，故可以从像素矩阵构造和匹配定位范围两个方面进行优化。

3.2.1 图像像素矩阵构造时间优化

本文选用的工业相机的曝光方式为行曝光，其像素的存储方式主要是在连续的内存上按行存储，在进行匹配定位之前，上位机（工控机）需要读取相机中曝光的数据并将其构造成图像像素矩阵，其中主要有三种访问图像数据并进行构造的方式，分别为：通过指针访问，通过迭代器访问和动态地址访问。

利用指针访问像素这种方法是指直接通过指针指向对应的行的地址，利用迭代器访问则是类似于 STL 库的用法^[23]，通过获得图像矩阵的首地址（begin）和尾地址（end），进行增加迭代读取。动态地址访问则是通过所在图像的坐标进行动态地址的计算，图像像素坐标（x,y）中的 x 对应的是行数而 y 则对应的是列数，这里与坐标系中的坐标对应关系相反。

表 3.2 三种像素访问方式所耗时间统计

方法名称	所耗时间（ms）
指针直接访问	2773
迭代器访问	24259
图像矩阵动态坐标	33413

本文分别对三种方法循环 100 次进行实验，得到三种访问方式所需时间如表 3.2 所示。可以看出，工控机通过指针读取像素值的方法更有利于提高系统的快速性。

3.2.2 基于历史信息的双模板逐次递进匹配定位算法

由于转子一圈有 24 个挂钩及下方的挂线需要检测故需要转动 24 个工位，每道工位的运算过程均是按照图像采集、读取像素、匹配定位、挂线区域分割、预处理、特征提取与相似度匹配这一系列流程^[24]进行的，其中像素读取方面的优化已在 3.2.1 节进行论述，剩下的能够在时间上进行压缩的环节就是匹配定位阶段。

在对像素读取与构造优化完成后，分别以 T3 和 T1 为模板，对转子检测一周所需的时间进行实验，所得结果如图 3-6 所示。可以看出，对待测转子来说，一圈检测下来的时间开销依然很大，为了提高系统的检测效率，需要对定位环节进行优化。

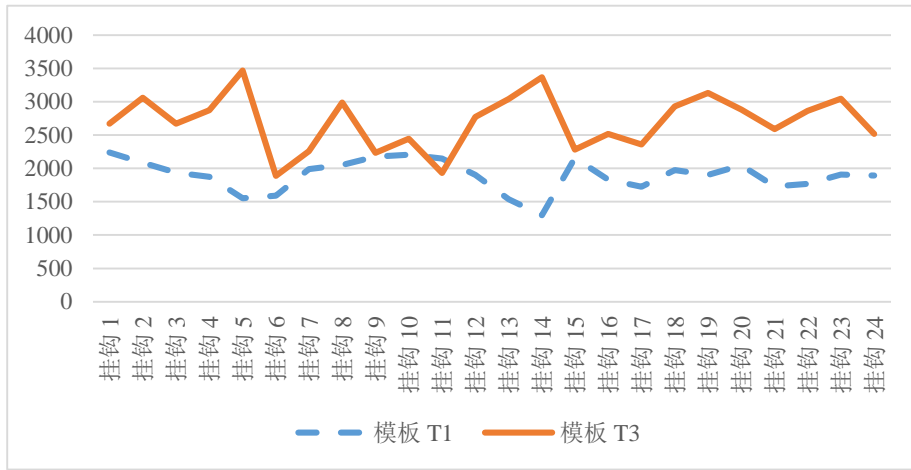


图 3-6 转子检测一圈每道工位定位所需时间（单位：ms）

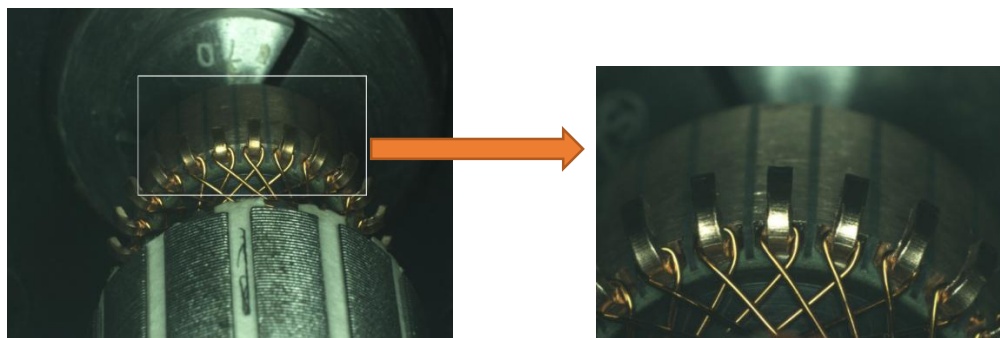
由图 3-6 可以看出，每次定位所需的时间有着明显的起伏，这与用于计算的工控机的 CPU 的状态有关。用 T1 模板进行匹配定位时，其所需时间在 1500~2500ms 之间波动，T3 模板定位时，所需时间在 2000~3500ms 之间起伏，T1 模板因为面积较大，遍历次数较少，所以运算量比 T3 少，再次验证了之前 3.1 节所分析的情况。

为了减少匹配定位环节的时间消耗，本文从待测样本图像范围和利用历史定位信息两个方面进行优化。

（1）原始样本图像的范围优化

如图 3-7（a）所示，需要检测的区域相较于相机所采集视野来说是很小的一块，相机视野除了包含有待检测的挂钩区域外，还包含了一些不相关区域的内容。因此，上位机读取的 2592*1944 大小的待测图片中有很多的不相关的干扰信息存在。基于这一先验知识，本文在相机曝光后的像素读取过程中，对读取的范围进行优化，这样，既减少了读取像素值的运算量又因为样本图像区域的缩小，匹配定位的遍历次数也会减少，最终达到减少运行时间的目的。

在采集系统位置固定的条件下，当转子的位置发生变化时，其挂钩区域在相机视野中的相对位置也会发生变化，对此本文根据现场的实际浮动情况，在相机原图的基础上将范围缩小到 1200*800 像素的大小，如图 3-7 所示。



（a）基于先验知识的样本图像范围缩减

（b）范围缩减后的样本图片

图 3-7 样本图像的范围优化

由图 3-7(b)可以看出,该区域完美包含了即将定位匹配的挂钩及绕线区域的信息,既满足了范围缩小的要求,又不影响后续定位分割等处理。如果将区域直接缩小到 3-7(b)中间三个挂钩处周围,虽然在范围上更缩小了,但是由于转子工位转动以及换工件装夹时的轻微偏移,会出现由于区域过小而导致中间挂钩区域信息丢失的现象,进而影响绕线区域的分割与检测。对此,本文经过大量现场实验,最终确定相机曝光后读取其中 1200×800 大小的范围作为初始匹配定位的样本区域。

(2) 一种双模板匹配定位的算法

虽然在定位模板选取与待测样本图像范围优化方面能够节省一些时间,但是一个转子的检测需要 24 次,如果每次都对 1200×800 的图像进行匹配定位,一个工件周期下来的时间开销依然较大,因此定位环节仍需要深入优化。

对于一个待测转子来说,从初始工位的检测到一圈结束期间只发生了工位的转动,所以转子在相机视野中的位置不会发生变化,因此,每转到一个工位,其挂钩及绕线区域位置也不会发生变化,故可以在每次定位时将上一次定位的区域信息利用起来。

基于这一思想,本文提出了一种双模板匹配定位的方法,利用上一工位的历史定位信息来辅助下一工位进行定位,这样大大缩短了 24 个工位流程下来的所需时间,其流程如图 3-8 所示。

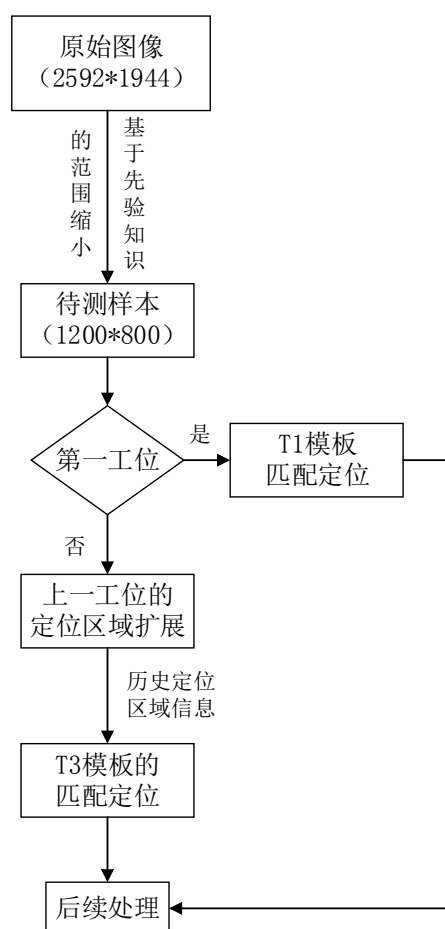
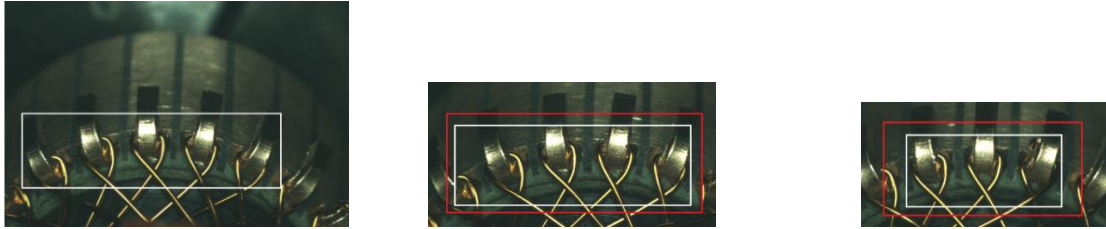


图 3-8 双模板匹配定位流程图

结合图 3-8 可以得到，该算法的具体流程为：

- 1) 首先得到缩小范围后的待测样本图像 (1200×800)，由前文的实验可知，T1 模板因尺寸最大检索次数少所以定位速度最快，所以选取 T1 模板进行第一次定位，图 3-9 (a) 所示白色矩形区域为 T1 定位到的区域。
- 2) 等转子转动到第二工位时，再基于第一次定位的历史信息进行小范围扩展，如图 3-9 (b) 中红色矩形范围，此时选用 T3 模板在红色矩形范围内进行匹配定位，由于红色区域范围明显小于 1200×800 ，故定位时间会缩短。
- 3) 第三工位进行定位时，利用第二次定位到的历史区域信息，如图 3-9 (c) 中红色矩形区域，此时，相较于 (b) 中的红色区域，其范围再一次缩小，用 T3 模板进行匹配定位所需的时间也会再次缩短。
- 4) 后续工位的定位时，每一次定位都利用到上一次定位的区域信息，用 T3 模板进行定位，直到 24 个工位的图像全部用模板定位分割完成。



(a) 第一次定位区域 (b) 基于第一次定位区域的扩展 (c) 后续工位定位区域的扩展

图 3-9 基于历史定位信息的匹配定位流程

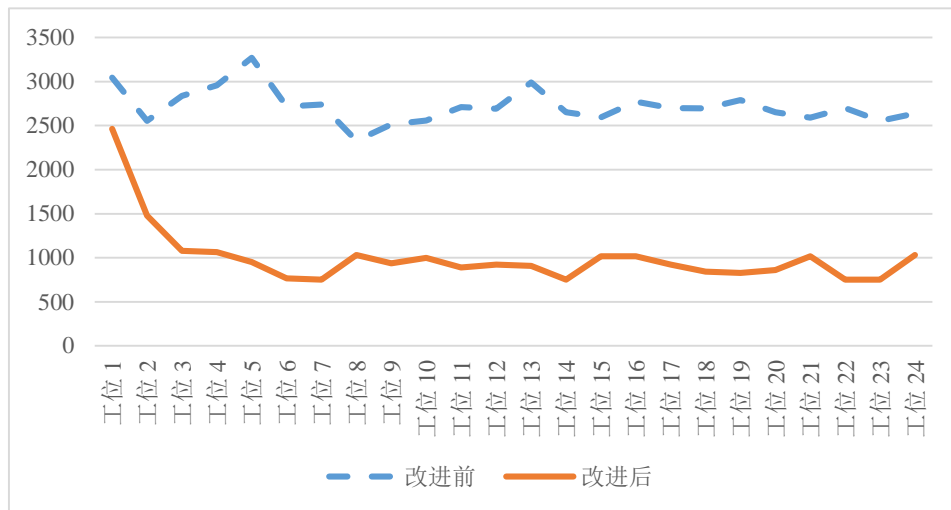


图 3-10 改进前后所需时间对比 (单位: ms)

图 3-10 所示为改进前后一个转子周期内的 24 个工位所需定位时间的实验结果，可以看出，改进后的算法在一个周期下来所需的时间相较于优化前明显减少。第一次模板只需与 1200×800 大小的样本图片进行匹配定位，故所需时间会长一些，第二次开始基于历史的定位信息，时间会明显减少，第三次往后定位区域范围趋于稳定，所以定位时间波动不大。

3.3 基于灰度分布特性的挂线区域预处理

图 3-5 列出了定位分割后的挂线区域，为了避免采样成像过程中存在的干扰和突出绕线形态的特征，需要对待测挂线区域的图像进行一些预处理操作为后续更好地提取图像特征做必要的准备。

3.3.1 待测图像的灰度化与滤波

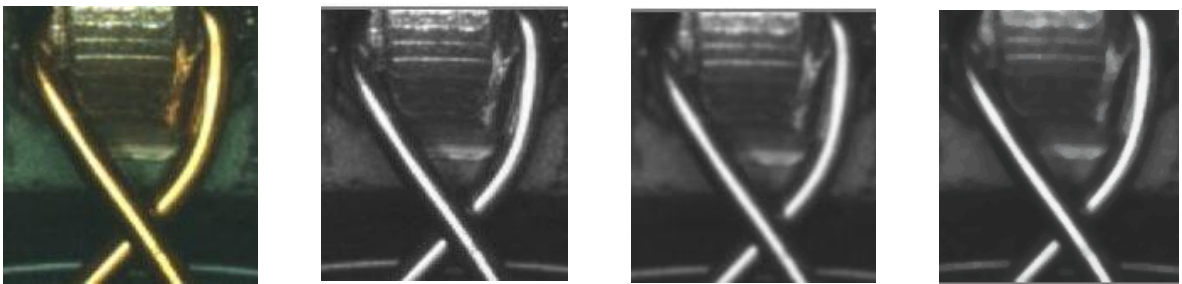
定位分割后的待测区域为彩色图，由于工业相机成像的 RGB 通道是由灰度插值而来，彩色信息对本文研究来说不具有参考价值，所以需要对其进行灰度化，如图 3-11(b) 所示。

由于图像采集时存在噪声的干扰，还需要对其进行滤波处理。目前较为常用的滤波器包括高斯滤波器、均值滤波器和中值滤波器等^[25]。其中高斯滤波是一种线性平滑滤波，是对整幅图像进行加权平均的过程，图像中每一个像素的值都由其本身和领域内的其他像素值经过加权平均后得到^[26]。本文实验选取的 3*3 高斯模板如下式 3.2 所示。

$$m = \frac{1}{16} \times \begin{Bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{Bmatrix} \quad (3.2)$$

中值滤波则属于非线性滤波方法，相较于线性滤波器，其在克服图像细节模糊方面非常有效^[27]。对于给定的图像 $f(i,j)$ ， (i,j) 为其各像素点，取其领域 M ， n 为其领域内像素点的个数（包含原像素点），取领域 M 内的中值来代替 $f(i,j)$ ，即可实现图像的中值滤波，输出结果如下式 3.3 所示。

$$y = med(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \begin{cases} x^{\frac{n+1}{2}} \\ \frac{1}{2} \left[x^{\frac{n}{2}} + x^{\frac{n+1}{2}} \right] \end{cases} \quad (3.3)$$



(a) 挂线区域彩色图 (b) 挂线区域灰度图 (c) 高斯滤波效果图 (d) 中值滤波效果图

图 3-11 挂线区域图像预处理

本文对不同的滤波器效果进行了对比实验，结果如图 3-11 (c)、(d) 所示。通过实验发现，相较于采用高斯滤波、均值滤波等线性滤波方案，非线性滤波如中值滤波在处理挂线区域上所得到的效果更好些。

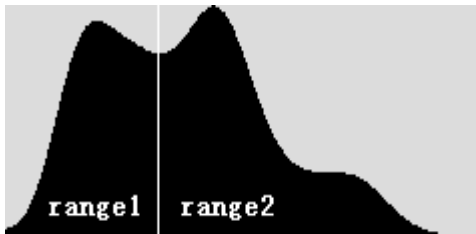
3.3.2 基于灰度分布特性的待测图像阈值化

阈值化方法是一种简单的基于区域的区分方法，它利用图像中两类区域的不同的灰度特性，选取一个合适的阈值，以确定图像中每个像素点是属于目标还是属于背景，从而将整个图像呈现出明显的只有黑与白的视觉效果^[28]。

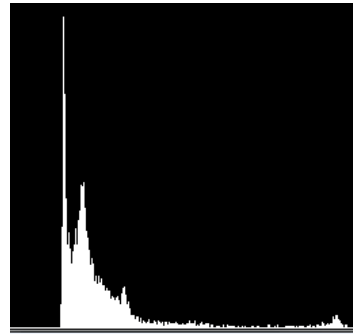
对于本文研究的对象来说，待测挂线图像中的绕线区域即为目标，其他不相关的区域即为背景，需要确定最优的阈值将两者区分开来。由于图像目标和背景之间并不具备截然不同的灰度，随着可见光照射角度的不同，目标的亮度和背景的亮度均要变化。因此无法用一个固定的灰度阈值来“以一值而蔽之”，需要找到一个能够满足自适应计算出阈值的方法。阈值的正确选择直接影响着分割的精度及图像描述分析的正确性，目前常用的阈值分割方法有灰度均值法、双峰法、迭代法、最大类间方差法（OTSU）等^[29]，本文主要针对这些方法进行对比实验分析。

（1）双峰法

双峰法适用于灰度分布比较有规律的图像，它认为目标和背景在直方图上各自形成一个波峰即一个区域对应一个波峰，那么作为两峰之间的波谷，其所对应的阈值则可以当作两个区域的分界线^[30]，如图 3-12（a）所示。将图 3-11（d）所示滤波后灰度图进行灰度直方图统计，如图 3-12（b）所示，可以看出其灰度分布特性并不满足“双峰状”，故双峰法对本文研究的待测绕线图像来说不是很适合。



（a）双峰法的直方图特征



（b）待测图像的灰度分布直方图

图 3-12 灰度分布特性展示

（2）最大类间方差法（OTSU）

最大类间方差法同样是基于将图像分为背景与目标两部分的思想，记 T 为前景与背景之间的阈值，则图像被分为目标和背景两个区域。若目标点数占图像比例为 ω_0 ，平均灰度为 μ_0 ，背景点数占图像比例为 ω_1 ，平均灰度为 μ_1 ，图像的总平均灰度为 μ ，那么对一幅图像来说，其类间的方差为：

$$g = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (3.4)$$

背景和前景之间的类间方差越大，说明构成图像的两部分的差别越大，当部分前景错分为背景或部分背景错分为前景都会导致两部分差别变小^[31]。因此，使类间方差最大的分割意味着错分概率最小。

(3) 迭代法

迭代法是基于一种“逼近”思想的二值化方法，也是一种根据图像的灰度特性自适应地计算出阈值的方法^[32]，其具体的实现步骤如下：

1) 首先选择一个初始值 T_0 (T_k)，其值可以是预估的近似范围的阈值，也可以直接选取最大灰度与最小灰度的均值。

2) T_0 (T_k) 会将图像分割成目标与背景两部分，分别求取这两部分的灰度均值 Z_0 和 Z_1 。

3) 计算 Z_0 和 Z_1 的平均值，得到 $T_{k+1} = \frac{(Z_0 + Z_1)}{2}$ 。

4) 若 $T_{k+1} = T_k$ ，则结束，两者的值即为计算出的阈值；否则将 T_{k+1} 的值赋给 T_k ，回到第 2) 步继续迭代。

迭代法与天津法一样，都是从图像全局的灰度分布特性出发，寻求出一个能将图像区分为两个区域的值，即为阈值。

(4) 基于局部灰度信息的自适应二值化

除了通过设定全局的阈值来实现目标与背景的分割之外，基于局部块的像素分布来进行二值化也是一种常用的体现图像内容区域的方法^[33]。一般常用的自适应二值化是在一个 3*3 或 5*5 的像素区域中，通过计算均值或高斯均值进行分割。

图 3-13 列出了天津法、迭代法以及局部自适应法对滤波后的挂线区域二值化的效果，可以看出，迭代法所计算出的阈值较高，能够有效地保留绕线区域的同时将背景不相关的部分排除。而天津法的阈值波动性较大，得到的效果图中干扰也较多。自适应阈值法则是将图中内容的局部纹理走向信息给凸显了出来，但是没有达到绕线区域与背景之间的很好的区分。

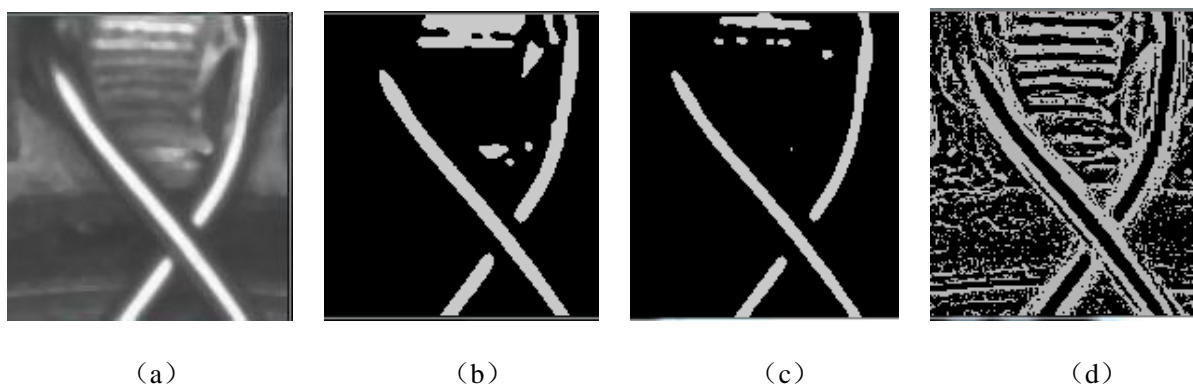


图 3-13 (a) 滤波后的挂线区域图；(b) 天津法二值化效果，阈值 $T=120$ ；

(c) 迭代法二值化效果，阈值 $T=165$ ；(d) 局部自适应二值化效果

从图 3-13 (b)、(c) 中还可以看出，二值化能够较好的保留反光绕线的连通区域，但由于挂钩部分也是金属，反光性较强，所以在二值化后，仍会存在一些不相关的点状或者块状区域。对此本文基于对绕线分布情况的先验知识，对二值化后的区域进行轮廓面积的筛选，具体的优化会在第四章对轮廓面积计算时进行研究与展示。

3.4 基于灰度与梯度分布特性的“黑边”图像预处理

在前文对待测工件图像二值化的过程中会发现，一些待测区域受绕线自身形态质量、绕线机加工时人工辅助操作的不规范性以及打光的偶然性影响，部分绕线区域不反光而且趋于偏黑，本文称这类绕线区域为“黑边”图像。由于“黑边”图像二值化后的效果与“断线”的情况相似，易对后续判别造成误导，所以本节需要对其进行针对性的处理。

3.4.1 “黑边”绕线问题分析

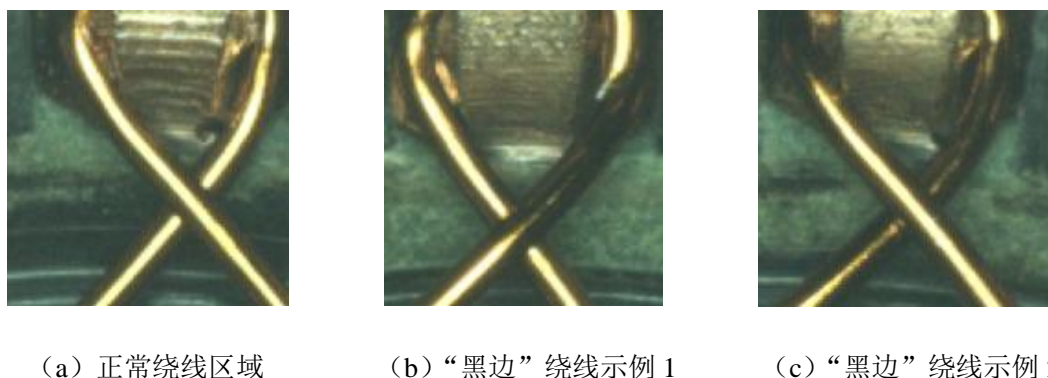


图 3-14 正常绕线与“黑边”绕线的样本展示

本文称图 3-14 (b)、(c)所示的绕线泛黑的现象为“黑边”问题，其二值化后的效果图分别为图 3-15 中的 (b)、(c)，图 3-15 (a) 所示为一“断线”图像的二值化效果。虽然其是合格图片，但是在二值化后，“黑边”绕线的图像与“断线”图像二值化后的内容相近，容易发生错判，故需要对“黑边”的图像进行针对性的处理与优化，让其与断线、单边的情况区分开。



图 3-15 “断线”图像与“黑边”图像的二值化效果展示

在对常规的挂线区域运用迭代法进行阈值化时，因绕线区域灰度大于阈值，背景区域普遍小于阈值故能够达到图 3-13 所示的效果，而“黑边”部分的绕线的灰度值比其周围的背景灰度还低，故需要设定一种“双门限”式阈值，将“黑边”的部分与正常反光的绕线部分提取出来而将中间灰度的背景部分通过二值化“过滤”掉。

3.4.2 基于灰度变换的“黑边”绕线区域增强

为了更好地对“黑边”这一局部区域进行处理，本文先将挂线区域基于先验知识进行分割，选取坐标为 (90, 110)，将待测挂线区域分割为四个部分，如图 3-16 (a) 所示，其中“黑边”主要集中在图中的 R2 区域，如图 3-16 (b) 所示。对“黑边”区域基于 Sobel 算子进行边缘提取，结果如图 3-16 (c) 所示。可以看出，Sobel 算子的边缘检测并没有严格地将黑边的目标区域与背景分离出来，说明黑边与周围的背景对比度并不明显。

为了增强黑边区域与周围背景的对比度，需要对其进行图像的增强。本文对“黑边”区域分别采用直方图均衡化、基于拉普拉斯算子的图像增强、基于对数 Log 变换的增强三种方法进行了对比实验。

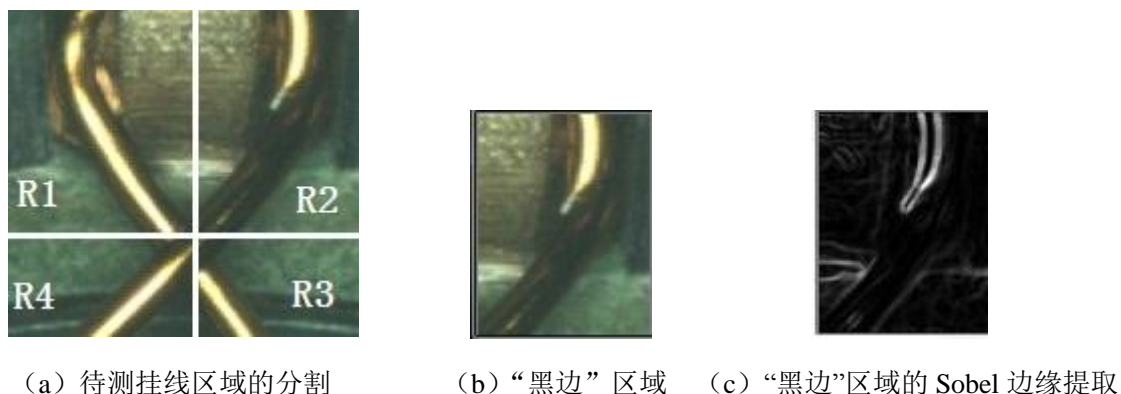


图 3-16“黑边”待测区域的分割与处理

直方图均衡化是一种利用灰度不同阶层分布的特性，通过非线性化拉伸，将灰度在全范围等级均匀化，从而达到增强图像对比度的方法^[34]。采用均衡化前后的“黑边”区域的灰度分布如图 3-17 所示。

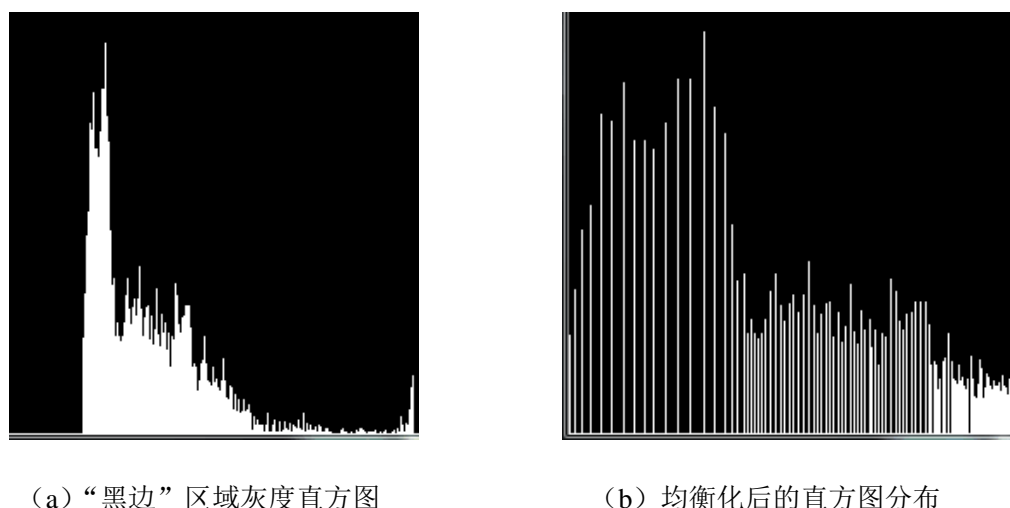
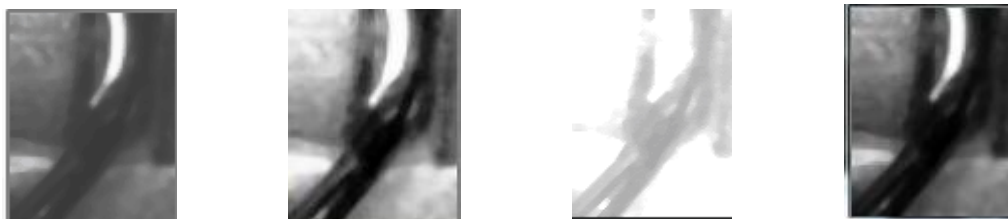


图 3-17 均衡化前后直方图对比

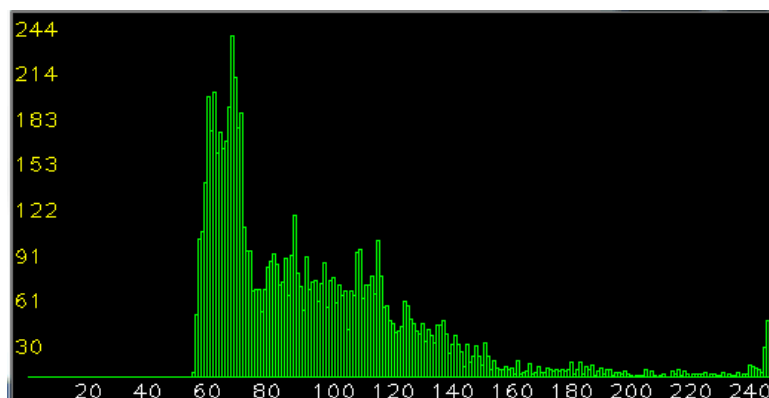
基于拉普拉斯算子的图像增强方法则是使用中心为 5 的 8 邻域算子与图像进行卷积从而达到锐化图像的目的^[35]。对数变换方法可以将图像的低灰度值部分扩展，显示出低灰度部分更多的细节，同时将高灰度值部分压缩，从而达到强调图像低灰度部分的目的。



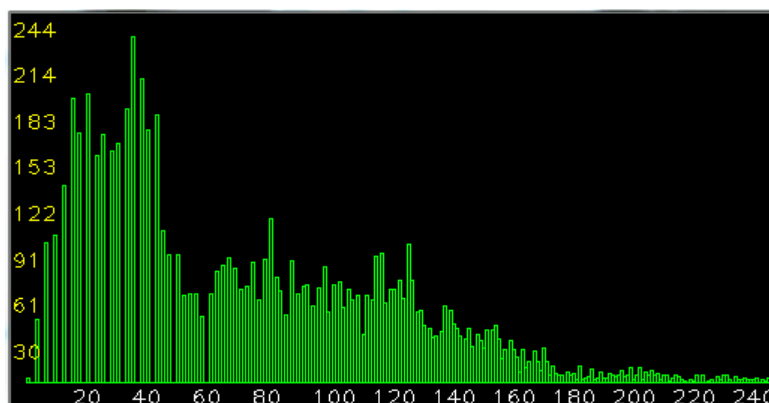
(a) “黑边”区域灰度图 (b) 直方图均衡化效果 (c) 拉普拉斯增强效果 (d) 对数变换增强效果

图 3-18 几种图像增强效果对比

几种增强方法的效果如图 3-18 所示，其中对数变换和直方图均衡化两种方法的增强效果要明显优于拉普拉斯变换方法，其中又以对数变换的方法对黑边绕线部分的增强最为明显。因此，本文采用对数变换的方法增强黑边区域与背景之间的对比度。增强前后图像的灰度分布特性如图 3-19 所示。



(a) 变换前的“黑边”区域灰度分布特性



(b) 对数 (log) 变换后的灰度分布特性

图 3-19 对数变换前后的直方图分布对比

3.4.3 基于灰度与梯度分布信息的“黑边”区域阈值化

在运用迭代法对带有黑边的待测图像进行阈值化处理时，其绕线的反光部分能够很好地被保留下来，黑边部分则被当成背景“过滤”掉，这就导致“黑边”的二值图像与单边断线的二值图像内容相近，易形成误判。针对这一问题，本文提出了一种“双门限”式二值化方法，对正常的反光绕线区域进行迭代法阈值化，对“黑边”部分进行局部的反向二值化，最后将两部分结合起来，得到完整的待测转子的二值图像。

对于反光的绕线部分，本文基于其灰度分布特性采用了迭代法求取阈值，而针对黑边部分的特殊情况，仅仅依靠灰度分布求取阈值无法达到预期的效果。对此，本文综合“黑边”区域灰度与梯度的联合分布特性，分别采用了直方图反向投影、灰度-梯度共生矩阵与灰度梯度映射函数三个方法进行对比实验研究。

(1) 基于直方图反向投影的“黑边”区域提取

直方图反向投影是首先计算出灰度的直方图模型，再根据模型中每个灰度对应的像素个数，进行反向投影到图像对应灰度处的值的一种图像变换方法^[36]。对于一副待测图像来说，根据图像中某个像素点的灰度值找到对应的直方图的位置，则该灰度对应的像素点的个数代表了待测图像中属于这一灰度区域的概率。本文分别将增强后与未增强的“黑边”区域进行反向投影，所得的结果如下图 3-20 所示。

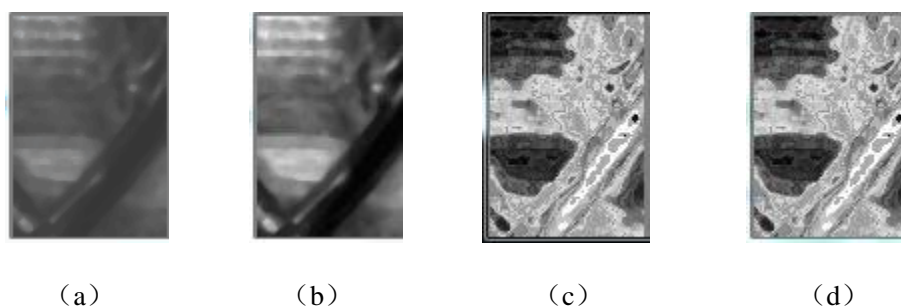


图 3-20 (a) “黑边”区域灰度图 (b) 基于 log 变换增强后的“黑边”区域灰度图
(c) 增强前的直方图反向投影效果 (d) 增强后的反向投影效果

从图 3-20 (c)、(d) 可以看出，反向投映在一定程度上反映了“黑边”区域的灰度分布特性，在投影后的黑边区域主要呈白色区域分布。由于背景中有些区域与“黑边”灰度分布相近，在反向投影后连通了起来，“黑边”的绕线区域仍难以分割出来。

(2) 基于灰度-梯度共生矩阵的最大熵方法

灰度-梯度共生矩阵 (Gray-Gradient Co-occurrence Matrix, GGCM) 是一种像素灰度与边缘梯度的联合统计分布，它反应了图像中一个像素点的灰度和梯度的相互关系^[37]。其中的元素 $I(x,y)$ 定义为归一的灰度图像 $F(i,j)$ 与归一的梯度图 $G(m,n)$ 中对应位置满足灰度为 x 、梯度为 y 的像素点的个数。如图 3-21 所示，图中蓝色标记的像素点同时满足灰度为 20 梯度为 15，个数有三个，则其 GGCM 中点 B (20, 15) 的值就为 3，同理点 R 的值可根据图像中红色标记的像素点的分布情况统计出来为 4，对于 G 点和 M 点来说，由于同样灰度的像素点位置对应的梯度值不同，所以会有不同的点。

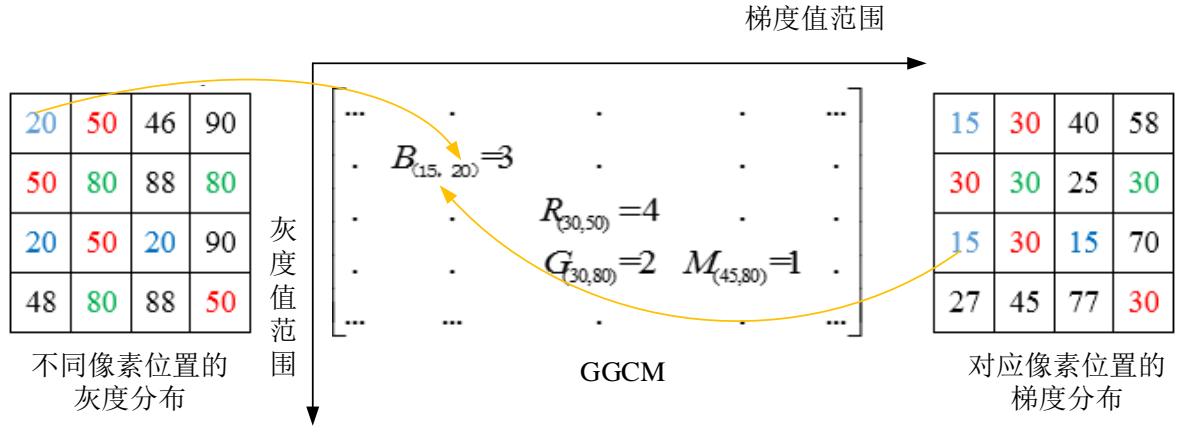


图 3-21 GGCM 示意图

将灰度滤波后的挂线区域图像进行灰度-梯度统计，灰度区间范围为 $0 \sim 255$ ，梯度区间归一化后为 $0 \sim 63$ ，则可以得到一个 256×64 的灰度-梯度共生矩阵 H 。本文基于二维最大混合熵思想求取最佳阈值点 (s, t) 。假设在阈值 (s, t) 处，图像的黑边部分灰度值较低而背景部分的灰度较高，则共生矩阵 H 被分为四个象限，如下图 3-22 所示。

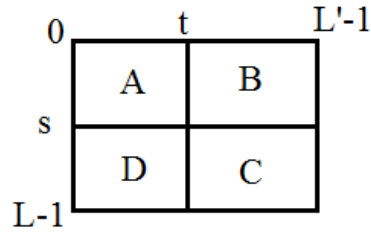


图 3-22 GGCM 四个象限示意图

由图 3-22 可以得到，矩阵中每个元素出现的概率为：

$$p_{ij} = c_{ij} / \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L'-1} c_{ij} \quad (3.5)$$

由此可以得到矩阵中的点分别落在 A、B、C、D 四个象限的概率如下式所示：

$$P_A = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij}, \quad P_B = \sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{L'-1} p_{ij} \quad (3.6)$$

$$P_C = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=0}^{L'-1} p_{ij}, \quad P_D = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L'-1} p_{ij} \quad (3.7)$$

对每个象限中的概率进行归一化处理以使每个象限的概率值和等于 1，这样就可以得到各个象限中每个点的概率为：

$$p_{ij}^A = \frac{p_{ij}}{P_A} = \frac{c_{ij} / \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} c_{ij}}{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t c_{ij} / \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} c_{ij}} = c_{ij} / \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t c_{ij} \quad (3.8)$$

同理可以得到其他三个象限的条件概率为：

$$p_{ij}^B = c_{ij} / \sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}, \quad p_{ij}^C = c_{ij} / \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}, \quad p_{ij}^D = c_{ij} / \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t c_{ij} \quad (3.9)$$

考虑到无论是黑边区域还是背景区域，其内部灰度分布都较为均匀，梯度值出现急剧变大的部分很可能是边缘。因此在阈值 (s, t) 的分割下，象限 A $(0 \leq i \leq s, 0 \leq j \leq t)$ 表示黑边绕线部分，象限 D $(s+1 \leq i \leq L-1, 0 \leq j \leq t)$ 表示背景区域^[38]。对于象限 B 中的元素 $c_{ij} (0 \leq i \leq s, t+1 \leq j \leq L-1)$ 就表示 i 属于目标而 j 属于边缘的转移数目，同理对于象限 C 中的元素 $c_{ij} (s+1 \leq i \leq L-1, t+1 \leq j \leq L-1)$ 就表示 i 属于背景而 j 属于边缘的转移数目，分别定义边缘在目标区域与背景区域的条件熵为：

$$H(\text{edge} / \text{object}) = H(E / O) = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}^B \log_2 p_{ij}^B \quad (3.10)$$

$$H(\text{edge} / \text{background}) = H(E / B) = - \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}^C \log_2 p_{ij}^C \quad (3.11)$$

图像的混合条件熵为：

$$H_{(c)}^T(s, t) = (H(E / O) + H(E / B)) / 2 = - \left(\sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}^B \log_2 p_{ij}^B + \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}^C \log_2 p_{ij}^C \right) / 2 \quad (3.12)$$

使 $H_{(c)}^T(s, t)$ 在 $0 \leq s \leq L-1, 0 \leq t \leq L-1$ 范围内达到最大值，即得到对应的阈值。

(3) 基于灰度梯度映射函数的最大类间方差法

灰度梯度映射函数法也是一种利用灰度与梯度信息求取最佳阈值的方法，不同于 GGCM 的矩阵式分布统计，其在利用灰度与梯度信息的过程中，通过计算所有具有同一灰度值的像素点的梯度均值，通过均值大小来反映该灰度值出现在边缘上的几率^[39]。

考虑到目标与背景的内部灰度分布较为均匀，梯度值普遍较小，而在边缘处，梯度值较大。所以对一灰度值而言，如果其平均梯度值较小，表明该灰度值更多地出现在目标或背景内部，如果平均梯度值较大，则说明具有该灰度值的像素点出现在边缘上的较多。

设灰度值为 x ，梯度值为 y ，则两者的映射关系 $y = f(x)$ 表征为计算所有灰度值为 x 的像素点的平均梯度值。对一副图像 $f(x, y)$ ，其对应位置的梯度用 $G(x, y)$ 表示，则该图

像的灰度映射函数可以定义为：

$$T(i) = \frac{\sum_{(x,y) \in R_i} G(x,y)}{n_i} \quad (i \in [0,1,\dots,L-1] \quad R_i = \{(x,y) | f(x,y)=i\}) \quad (3.13)$$

式 3.15 中， T 为平均梯度值， i 为灰度值，每个灰度的像素个数为 n_i 。假设 t 为阈值，则图像被分为两部分 C_0 和 C_1 。两部分的平均梯度值为：

$$\mu_0 = \frac{\sum_{i=0}^t T_i}{t}, \quad \mu_1 = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} T_i}{L-1-t} \quad (3.14)$$

两部分的方差为：

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=0}^t (T_i - \mu_0)^2, \quad \sigma_1^2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} (T_i - \mu_1)^2 \quad (3.15)$$

同样是基于最大类间方差法的思想，求取出使目标与背景类间方差最大的阈值 t^* ，此时两部分相差最大。

$$t^* = \underset{t \in \{0,1,\dots,L-1\}}{\text{Arg max}} (\sigma_0^2(t) * \sigma_1^2(t)) \quad (3.16)$$

相较于前文所述的迭代法、大津法、双峰法等基于图像的灰度分布特征来自适应求取阈值的方法，基于 GGCM 最大熵方法与基于灰度-梯度映射函数方法则综合考虑了灰度与梯度两个方面的信息。本文对增强后的“黑边”区域图像分别采用这两种方法进行了对比实验，效果如图 3-23 所示。由于黑边部分灰度较低，是需要保留的部分，故需要在计算出灰度阈值后进行反向二值化，高于阈值的部分为黑，低于阈值的部分即黑边绕线部分突显出来。



(a) “黑边”区域增强示例 1 (b) GGCM 的最大熵阈值化 (c) 灰度梯度映射函数的阈值化



(d) “黑边”区域增强示例 2 (e) GGCM 的最大熵阈值化 (f) 灰度梯度映射函数的阈值化

图 3-23 GGCM 最大熵法与灰度梯度映射函数法处理效果对比

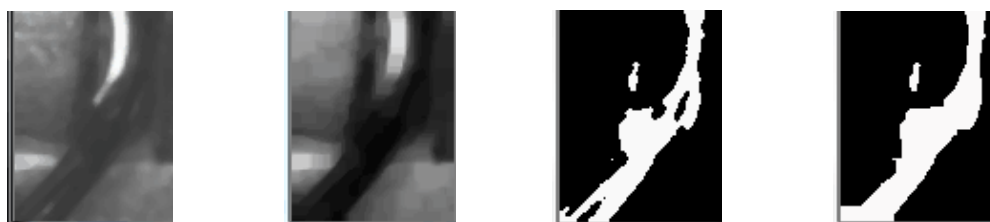
结合图 3-23 可以看出，基于 GGCM 的最大熵方法求取出的阈值相较于灰度梯度映射函数法会高一些，所以在进行反向阈值化时，将部分背景的阴影部分也带进来了，二值化图中的白色连通区域偏大。而灰度梯度映射函数法则较为“严格”，仅将部分的黑边区域凸显了出来，本文优先选取灰度-梯度映射函数法。

3.4.4 基于形态学处理的“黑边”区域优化与整体效果合成

由图 3-23 (c)、(f) 所示可以发现，白色的连通区域分布不均匀，有的中间还有黑色区块。对此，本文通过形态学处理进行优化，对 \log 增强之后的“黑边”区域图像进行形态学运算。常用的形态学运算方法有灰值腐蚀与膨胀、形态学梯度运算、二值开闭运算等。本文针对“黑边”区域二值化之后存在的问题，对对数增强后的“黑边”区域图像先进行形态学开运算后再二值化，所得到的结果如图 3-24 所示。



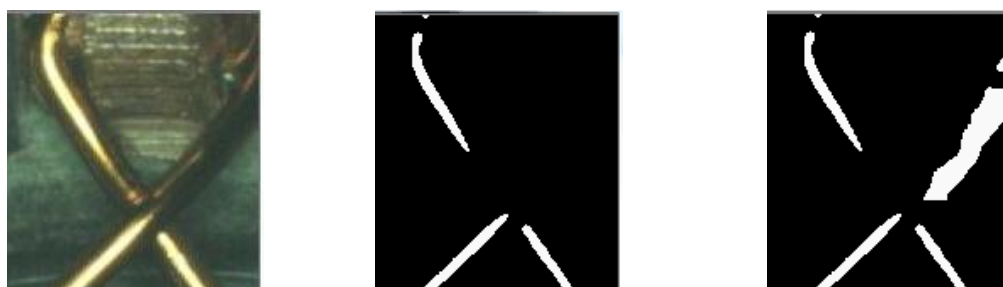
(a) “黑边”示例 1 (b) 形态学开运算效果 (c) 原二值化效果 (d) 开运算后的二值效果



(e) “黑边”示例 2 (f) 形态学开运算效果 (g) 原二值化效果 (h) 开运算后的二值效果

图 3-24 经过形态学开运算优化后的“黑边”区域二值效果

由图 3-24 可以看出，经过形态学开运算后的“黑边”图像二值化效果相较于图 3-23 有着明显的提升。在完成对“黑边”部分进行基于灰度-梯度信息的二值化后，可以将待测图像的“黑边”部分与正常绕线部分合成起来进行特征提取与检测，合成后的效果图如图 3-25 所示。



(a) 待测挂线区域图 (b) 未处理黑边的二值图像 (c) 处理完黑边的二值图像

图 3-25 “黑边”区域与正常区域合成后的二值化效果

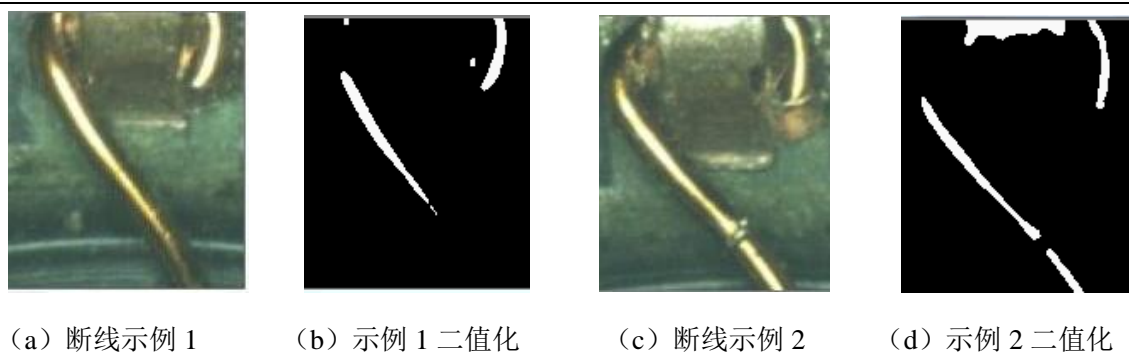


图 3-26 断线图像及二值化效果

图 3-26 所示为断线工件图像的二值化效果图，结合图 3-25 与 3-26 可以看出，对一些带有“黑边”的工件图像来说，其直接二值化后的效果与“断线”的情况较为相似，容易引起误判。因此，对带有“黑边”的区域进行处理在区分合格与断线方面具有重要的作用。

3.5 本章小结

本章主要对图像像素读取与样本定位分割环节进行了时间优化。针对工件图像定位分割环节所需时间较长的问题，提出了一种基于历史区域信息的双模板逐次递进匹配定位算法，保证了图像采集系统快速实时的数据读取与挂线区域的精确定位生成。

针对在预处理过程中发现的合格“黑边”图像与“断线”图像的二值化内容相似，具有迷惑性的问题，本章综合灰度与梯度信息的联合分布特征求取阈值对“黑边”区域进行二值化，并对其基于对数变换和形态学开运算进行增强和优化，达到了将带有部分“黑边”绕线的合格图像与“断线”图像二值化内容区分开的效果。

第四章 一种融合图像检索与多特征差异的检测方法

特征是某一类对象区别于他类对象的相应特点或特性，或是这些特点或特性的集合^[40]。对本文研究来说，选取的特征不仅要能够很好地描述挂线区域，更重要的是要能够很好地区分其所属类别是合格还是瑕疵，即选取具有区分能力的特征。

本章针对合格图像与不合格图像间差别较小，具有模糊性，往往单个特征的表达不足以区分出所有的瑕疵图像这一问题，提出了基于图像多特征差异性表达与检测的算法。通过综合待测图像与模板图像在目标轮廓形状、边缘尺度、纹理特性等方面的特征差异性表达，建立了合适的分类器和判别算法达到对待测工件图片的筛选。其中，如何数字化地表达出这些特征差异性以及合理利用待测图像与模板间的相似度进行筛选是检测算法的关键。

4.1 基于图像轮廓特征的差异性表达

通过对样本工件图像的分析，可以发现，图像中绕线的轮廓较为清晰，其形状特征能够有效地与干扰区别开来，对光照、噪声等因素并不敏感^[41]。因此，基于图像的形状特征对待测图像进行描述具有一定的必要性与可行性。

4.1.1 基于轮廓几何参数的绕线区域表达

形状特征包括面积、周长、重心、外接矩形、外接圆的大小、多边形拟合、方向度、矩形度、圆度等^[42]。由图 3-13 可知，待测的绕线图片在二值化后，仍然存在有少量的背景反光部分的干扰，对此本文基于先验知识，对图像背景中的部分反光干扰区域进行小范围过滤。通过对区域位置信息的筛选达到图像顶部干扰区域的过滤，同时基于对连通区域面积的限制达到图像中间小部分干扰区域的优化，所得的结果如图 4-1 所示。



(a) 二值化示例 1 (b) 示例 1 面积优化 (c) 二值化示例 2 (d) 示例 2 面积优化

图 4-1 待测区域二值优化效果展示

从优化后的二值图像上能够看出待测挂线区域的绕线分布与形态等信息，也能够得出对应区域的轮廓面积、周长、质心、外接矩形面积及长宽比等解析几何的特征数据。

轮廓面积可以看作是其连通区域中像素的总和，如式（4.1）所示，质心对于待测的二值图像来说就是其非零像素坐标的均值，如式（4.2）所示。

$$S = \sum_{(x,y) \in R_i} 1 \quad R_i = \{(x,y) | f(x,y) \neq 0\} \quad (4.1)$$

$$\begin{aligned} x_m &= (x_1 + x_2 + \dots + x_i) / N_s \\ y_m &= (y_1 + y_2 + \dots + y_i) / N_s \end{aligned} \quad (4.2)$$

沿着连通域的边界一圈的长度为周长，由于轮廓线大多存在水平与垂直方向的偏移，在水平方向或垂直方向计算长度时存在误差，因此周长的计算公式定义为：

$$L_s = N_e + \sqrt{20} \cdot N_o \quad (4.3)$$

式中，偶数链码的像素个数表示为 N_e ；奇数链码的像素个数表示为 N_o 。待测绕线区域的最小外接矩形及质心坐标的求取效果如图 4-2 所示，图中绕线区域一般常被分为 2~4 块，每一块都有相应的质心与外接矩形。

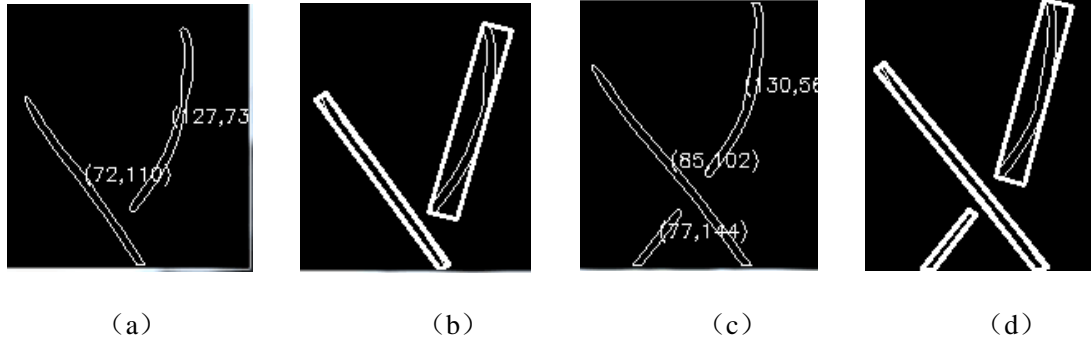


图 4-2 工件图像绕线轮廓质心与外接矩形展示

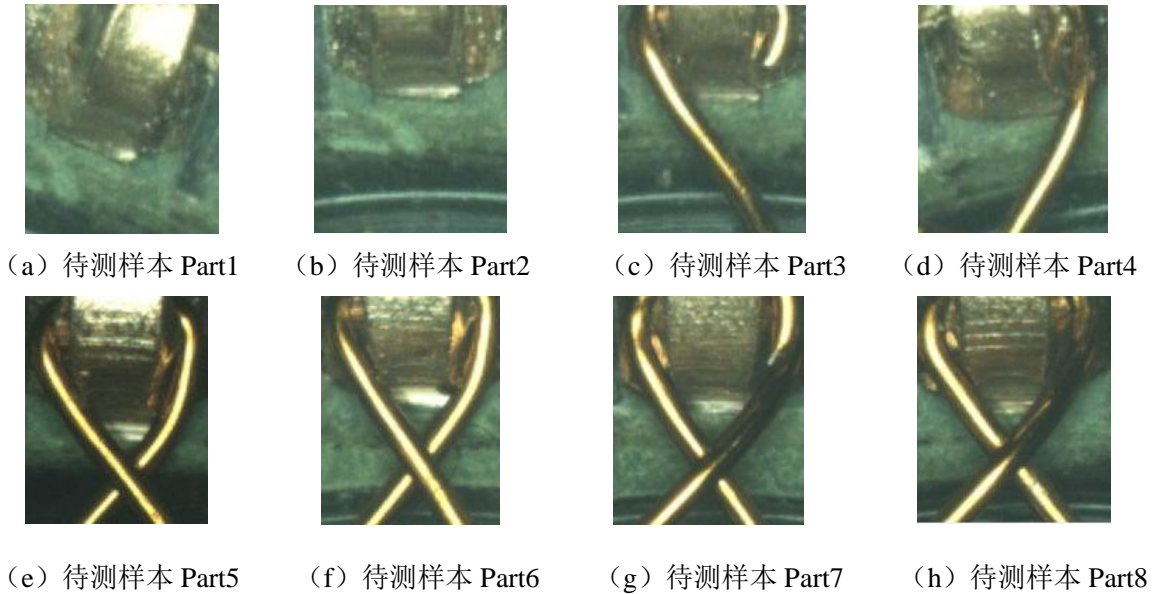


图 4-3 一组待测工件挂线区域样本图像展示

现取一组待测的工件图像进行实验，部分实验样本如图 4-3 所示。该组实验图像由常见的合格与不合格样本组成，其中不合格图像中包含了因断线以及缠绕错误所产生的“单边”图像和“漏挂”图像。通过实验计算出的图 4-3 所示待测样本的绕线区域面积、周长、各段轮廓的质心坐标均值以及外接矩形面积等实验数据如表 4.1 所示。

表 4.1 部分待测图片的形状参数实验数据

图片编号	绕线形态	轮廓面积	轮廓周长	质心坐标	外接矩形面积
样本 Part1	漏挂	765	120	(125, 18)	1008
样本 Part2	漏挂	115.5	50	(109, 63)	140
样本 Part3	单边（左）	623	301	(100, 44)	1175
样本 Part4	单边（右）	716	309	(100, 116)	1208
样本 Part5	合格	1007	608	(91, 108)	3122
样本 Part6	合格	1493	756	(96, 94)	3554
样本 Part7	合格（黑边）	1251	542	(89, 110)	2027
样本 Part8	合格（黑边）	1616	631	(65, 106)	3204

从表 4.1 可以看出，对于“漏挂”的样本图片，因其内容中缺少了绕线部分，故在二值化之后求取面积时，只能得到背景反光部分的面积，所以轮廓的面积与周长均较小，与合格样本数据之间差别很大。同时，外接矩形受绕线轮廓弯曲程度的影响，其大小存在波动，故外接矩形的相关参数并不适合用作阈值参考，原始轮廓的面积与周长能够更好地描述图像中目标区域的大小。

通过第三章对“黑边”图像的二值化处理，计算所得的轮廓面积等参数符合一般合格图像的参数大小分布，与“单边”图像有所差别，再次论证了第三章对“黑边”图像处理的必要性。本文通过后续大量样本实验发现，对于所有的“漏挂”的和部分的“单边”的工件图像，通过面积阈值能够很好的判别出来，但是仍有部分的“单边”图像被忽视，因此仍需其他特征进行相似度筛选与判别。

4.1.2 融合轮廓边缘尺度与角度分布的描述子

除了对轮廓所包含的区域的几何参数表达之外，本文还从图像绕线轮廓形态方面进行研究，寻求一种对绕线轮廓形状及变化的量化描述。对于轮廓上的任意一点，梯度向量并不是指向一个参考点，但梯度约束了轮廓可能的发展和走向，其能够表达轮廓变化的重要信息^[43]。实验研究发现，以梯度为辅助基准，轮廓任意一点与形心的向量生成的角度与尺度信息对轮廓具有稳定的描述特性。

如图 4-4 所示，轮廓质心 $O_0(x_0, y_0)$ 与轮廓边缘一点 $e_i(x_i, y_i)$ 所形成的向量 \vec{r}_i ，角度描述子可以定义为向量 \vec{r}_i 与该点梯度 $\nabla \vec{f}_i$ 的夹角 θ_i ，计算方式如式（4.4）所示。

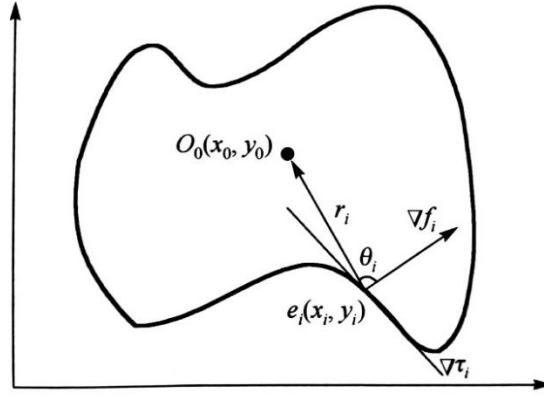


图 4-4 角度描述子几何示意图

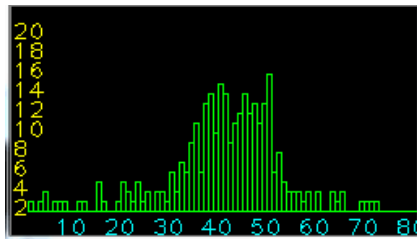
$$\theta_i = \arccos \langle \vec{r}_i, \vec{\nabla} f_i \rangle = \frac{\vec{r}_i \cdot \vec{\nabla} f_i}{|\vec{r}_i| |\vec{\nabla} f_i|} \quad (4.4)$$

由于角度 θ_i 的计算不是依靠绝对坐标，而是以向量 \vec{r}_i 为基准的相对坐标，无论图像经过旋转、平移还是缩放，其值保持不变，具有旋转不变性。而梯度向量 $\vec{\nabla} f_i$ 的计算本文采用的是先将工件图像经过 Scharr 滤波器得到其梯度分布图，再根据采样轮廓点的位置对应查找。Scharr 滤波器仅作用于大小为 3 的内核，相较于 Sobel 算子可以更精确地计算出 x 和 y 方向上的图像差分，如式 (4.5) 所示。

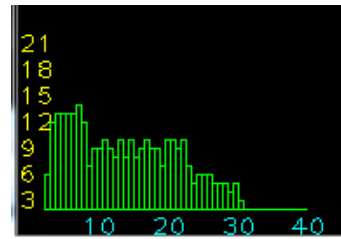
$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & +3 \\ -10 & 0 & +10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ +3 & +10 & +3 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

为了更好地描述轮廓完整的变化信息，本文在角度描述的基础上加入了尺度变化的统计。基于质心与边界点的极半径可以很好地表达出绕线轮廓的形变信息^[44]，随着边界点的移动，轮廓边缘点与质心之间的距离变化是一个轮廓所特有的特征。由图 4-4 可以看出，对轮廓边缘上任意一点 $e_i(x_i, y_i)$ 所对应的极半径为 R_i ，其大小为 $R_i = |\vec{r}_i|$ ，这样，就建立了以形心为基准的尺度与角度的信息统计。

将图 4-3 中编号 Part5 的工件图像的尺度与角度进行统计，其分布直方图如图 4-5 所示。



(a) 角度分布直方图统计



(b) 尺度分布直方图统计

图 4-5 待测区域轮廓边缘尺度与角度分布直方图

在得到待测图片的尺度与角度信息后,本文通过巴氏距离来计算两幅图之间角度与尺度分布信息的相似度,如式(4.6)所示,距离越小,相似度越高。

$$d(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \frac{1}{\sqrt{\sum_I H_1(I) \sum_I H_2(I)}} \sum_J \sqrt{H_1(J) \cdot H_2(J)}} \quad (4.6)$$

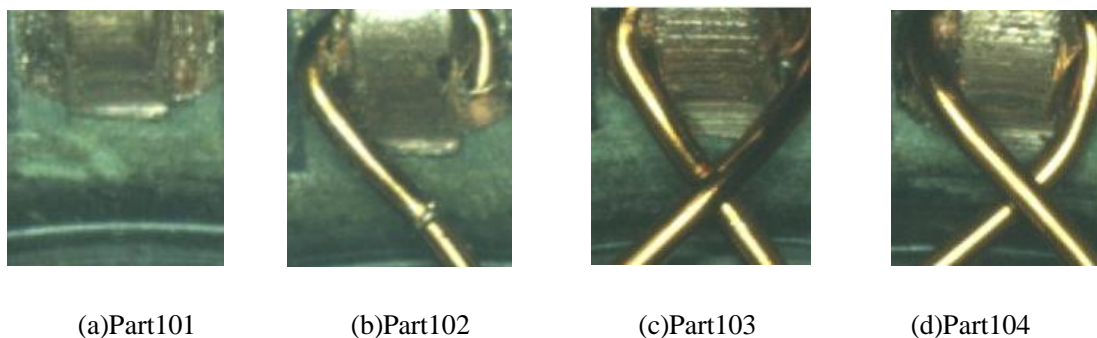


图 4-6 一组待测工件图片展示

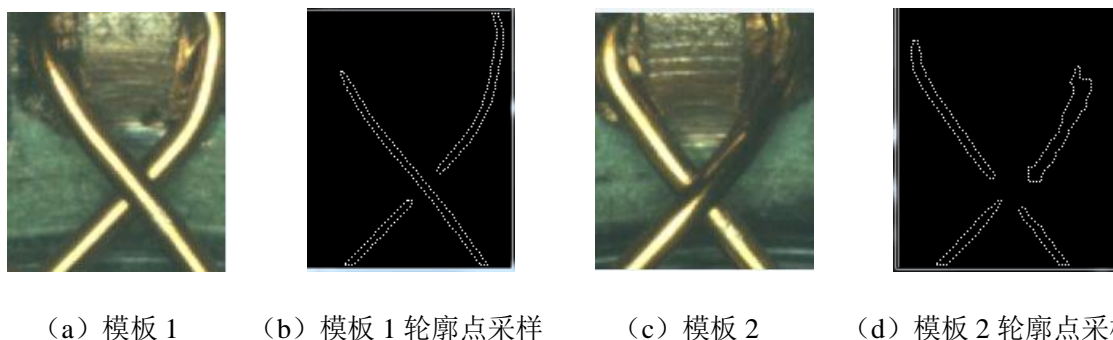


图 4-7 尺度与角度分布匹配模板展示

图 4-6 展示了一组待测的工件图片,分别取一个合格图片和黑边图片用作模板,如图 4-7 所示,从他们的二值化效果可以看出两个模板分别代表了两种不同的角度与尺度分布。经过实验计算出待测图片与模板间的尺度与角度的相似度结果如下表 2.2 所示。

表 4.2 待测图片与模板间轮廓尺度与角度的分布相似度

待测 样本编号 \ 模板	模板 1(合格)		模板 2 (黑边)	
	角度	尺度	角度	尺度
Part101(漏挂)	0.62749	0.623656	0.653061	0.516711
Part102(单边)	0.414125	0.311002	0.480687	0.23702
Part103(黑边)	0.416782	0.417777	0.382973	0.176105
Part104(合格)	0.300834	0.176433	0.396646	0.284337

由表 4.2 可以看出,基于尺度与角度的分布描述子能够很好地表达两幅图像的相近程度,如 Part103 与模板 2 都属于“黑边”图像,所以相较于模板 1,Part103 与模板 2 更相近。而 Part104 作为正常的合格图像与模板 1 合格图像的相近程度最高。对“漏挂”来说,其与两个模板的相似度都不高,实验数据分布符合预期。

4.1.3 基于 Hu 不变矩的区域特征描述

“矩”是概率与统计中的一个概念，是随机变量的一种数字特征。针对一幅图像，我们把像素的坐标看成是一个二维随机变量 (X, Y) ，那么一幅灰度图像就可以用二维密度函数来表示，因此可以用矩来描述灰度图像的特征。Hu 不变矩 (Invariant Moments) 作为形状不变矩的一种计算方式，具有平移、尺度和旋转不变性^[45-46]，故对图像具有良好的描述特性。

对于一幅二维离散图像 $f(i, j)$ 的 $p+q$ 阶几何矩和中心矩为：

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m i^p j^q f(i, j) \quad (4.7)$$

其中， $f(i, j)$ 为图像在坐标点 (i, j) 处的灰度值。

图像重心坐标 (\bar{i}, \bar{j}) 可由 m_{00} 、 m_{10} 及 m_{01} 计算而来，即

$$\bar{i} = m_{10} / m_{00} \quad \bar{j} = m_{01} / m_{00} \quad (4.8)$$

由重心坐标 (\bar{i}, \bar{j}) 可计算出以重心为原点的中心矩：

$$\mu_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i, j) \quad (4.9)$$

为了使中心矩具有平移不变性，常用 μ_{00} 零阶矩对中心矩进行归一化，即

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00} \quad (4.10)$$

利用二阶和三阶规格中心矩的线性组合可以导出下面 7 个不变矩 ($\phi 1, \phi 7$)，即：

$$\begin{aligned} \phi 1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi 2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi 3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2 \\ \phi 4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \phi 5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + \\ &\quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{12} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi 6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi 7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(3\eta_{21} - \eta_{03})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + [(\eta_{03} - 3\eta_{21}) \\ &\quad (\eta_{21} + \eta_{03})^2 (\eta_{12} + \eta_{03})^2 - 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2] \end{aligned} \quad (4.11)$$

图 4-3 中的 Part6 灰度图像与二值图像的 Hu 矩值如下式所示，式中第一行为灰度图像的 Hu 矩计算结果，第二行为二值图像的 Hu 矩计算结果。

$$\left\{ 0.00142258, 6.6386 \times 10^{-9}, 5.2647 \times 10^{-12}, 2.2255 \times 10^{-12}, 1.5894 \times 10^{-24}, 1.217 \times 10^{-16}, 7.4502 \times 10^{-24} \right\} \quad (4.12)$$

$$\left\{ 0.00547246, 6.1303 \times 10^{-6}, 6.1482 \times 10^{-8}, 3.7497 \times 10^{-9}, 1.9484 \times 10^{-17}, 9.1240 \times 10^{-12}, 5.3495 \times 10^{-17} \right\}$$

通过计算两幅图像 7 个不变矩之间的关系，可以衡量两幅图像的相似程度^[47]。目前常用的对 Hu 矩间的相似度进行度量的方法分别如式（4.13）和（4，14）所示：

$$R_{value} = \sum_{i=1}^7 M_i N_i / [\sum_{i=1}^7 M_i^2 \sum_{i=1}^7 N_i^2]^{1/2} \quad (4.13)$$

$$simi = 1 - \frac{\sum_{i=1}^7 |x_i - y_i|}{\sum_{i=1}^7 |x_i + y_i|} \quad (4.14)$$

本文经过实验发现，由于灰度图像包含的内容信息较为驳杂，所以基于灰度图像求取 Hu 矩的相似度时数据分布并没有按照预期，不具有参考价值。所以本文研究的重点放在了处理后只存在绕线区域的二值图像上，取图 4-3 中 Part6 作为模板，分别采用式（4.13）与（4.14）两种相似度匹配方式对图 4-3 中余下待测图片计算其与模板间矩的相似度，结果如下表 4.3 所示，其中方式二所得结果越接近 1，说明相关性越高。

表 4.3 待测工件二值图像与模板的 Hu 矩相似度

待测图 片 计算 方式	Part1 (漏挂)	Part2 (漏挂)	Part4 (单边)	Part5 (合格)	Part7 (合格 黑边)
方式一	1	1	0.999944	1	0.999944
方式二	0.276056	0.527417	0.62973	0.829297	0.810432

由表 4.3 可以看出，由于待测工件图像的部分 Hu 矩值较小，在用式（4.13）进行计算时所得的效果并不好，而用式（4.14）计算的结果符合实验预期，不合格图像与合格图像间的 Hu 矩相似度要小于合格图像间的相似程度。因此，本文采用式（4.14）对图像间的 Hu 特征进行相似度量表达。

4.2 基于图像灰度共生矩阵的纹理特征提取与检测算法

纹理是图像的内在区域特征，其描述着图像各像元之间的空间分布，通常包括两个基本要素：纹理基元以及纹理基元的排列规则两个方面^[48]。图像纹理描绘了物体表面的组织结构及上下文内容的联系等许多重要信息，能够更好地兼顾图像宏观性质与细微结构，因此经常应用于图像处理、分析与检索等多个领域。

4.2.1 工件图像的 GLCM 特征提取

灰度共生矩阵（Gray-level co-occurrence matrix, GLCM）是图像中相距为 D 的两个灰度像素同时出现的联合概率分布，它通过计算图像中一定距离和一定方向的两点灰度

之间的相关性，来反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息^[49]。

一般非图像边界的像素均有八个最近邻像素，所以像素点对的方向可以被量化为 0° 、 45° 、 90° 与 135° 。如图 4-8 所示，以像素点 (k,l) 为例，像素点 $(k,l+d)$ 是其 0° 方向相距为 d 的像素，这两个构成了该方向上的像素点对。同理， 45° 方向上的距离为 d 的像素点对为 (k,l) 和 $(k-d,l+d)$ ，类似于前文所述的灰度-梯度共生矩阵的统计方式，GLCM 则是由图像中相应方向一定距离 d 的条件下的这些像素点对的数目统计构成。

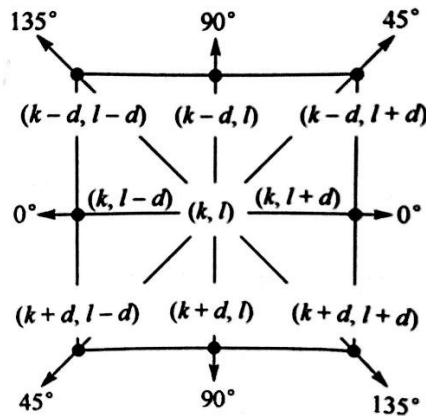


图 4-8 像素的八邻域

当统计距离为 1 时，其水平方向(0°)的统计示意如下图 4-9 所示，对于量化后的图像来说，在水平方向上 8 和 1 的组合有两处，所以 GLCM 中 $(8, 1)$ 处的值为 2，同理 GLCM $(1, 1)$ 就是图像中像素等级为 1 和 1 的组合，其值为 1。

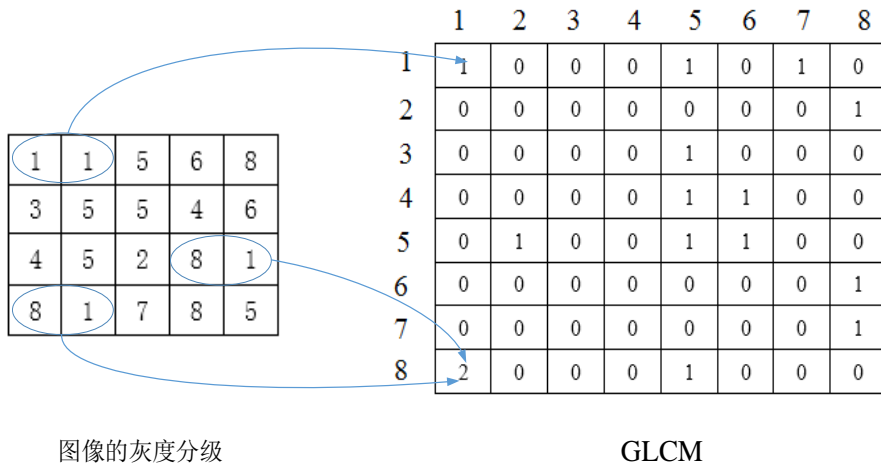


图 4-9 GLCM 统计示意图（水平方向）

GLCM 获得的数据虽然可以直接作为描述图像纹理的特征参数，但是在底层特征的描述中不够直观，也不易理解。故需要对共生矩阵进行特征求取，以达到图像的数字表达，本文从如下四个方向的方式进行特征描述^[50-51]：

(1) 能量：是灰度共生矩阵各元素值的平方和，是对图像纹理的灰度变化稳定程度的度量，反应了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。能量值大表明当前纹理是一种规则变化较为稳定的纹理。如下式所示：

$$Asm = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (4.15)$$

(2) 反差：又称为对比度，度量矩阵的值是如何分布和图像中局部变化的多少，反应了图像的清晰度和纹理的沟纹深浅。纹理的沟纹越深，反差越大，效果清晰；反之，对比值小，则沟纹浅，效果模糊。

$$Con = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (4.16)$$

(3) 熵：是图像包含信息量的随机性度量。表明了图像灰度分布的复杂程度，熵值越大，图像越复杂。

$$Ent = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log_2 p(i, j) \quad (4.17)$$

(4) 逆差矩：也称为同质性，反映了纹理的清晰程度和规则程度，纹理清晰、规律性较强、易于描述的，值较大；杂乱无章，难于描述的，值较小。

$$IDM = \sum_i \sum_j p(i, j) / (1 + (i - j)^2) \quad (4.18)$$

对于图 4-3 中的 Part6 预处理后的灰度图，取统计距离 D 为 5 时，计算出 4 个方向上的纹理特征参数如下表所示。

表 4.4 Part6 的 GLCM 参数描述统计 (D=5)

角度/(°)	熵	能量	对比度	逆差矩
0	1.76388	0.0324839	14.5436	0.558682
45	1.82547	0.0269337	16.723	0.495411
90	1.73417	0.0348969	7.94618	0.576051
135	1.82786	0.0269793	14.474	0.4941
均值	1.78784	0.0303235	13.4217	0.531061

表 4.5 Part6 的 GLCM 参数描述统计 (D=1)

角度/(°)	熵	能量	对比度	逆差矩
0	1.36227	0.0834296	1.05856	0.838225
45	1.43043	0.0730908	1.53927	0.804119
90	1.32971	0.0858663	0.57284	0.853563
135	1.41922	0.0739744	1.3802	0.810232
均值	1.38541	0.0790903	1.13772	0.826535

由表 4.4 和 4.5 可以看出，对一副图像来说，不同的统计方向 θ 和统计距离 D 可以得到不同的 GLCM 特征值。

4.2.2 基于 GLCM 的图像差异性表达

本文在统计距离为 5 的条件下，对一组待测工件图片进行了测试，取图 4-3 中的待测图片 GLCM 特征计算结果展示如表 4.6 所示，表中图像各特征值一栏所示数据均是四个方向求取均值的结果。

表 4.6 部分待测图片灰度化后的 GLCM 特征值结果

图片编号	绕线形态	熵	能量	对比度	逆差矩
Part1	漏挂	1.62709	0.0419362	6.7037	0.596214
Part2	漏挂	1.62522	0.038276	2.94082	0.633357
Part3	单边（左）	1.65599	0.0335708	3.40343	0.595024
Part4	单边（右）	1.63794	0.0408246	6.01866	0.599324
Part5	合格	1.47392	0.0964719	10.3266	0.656871
Part6	合格	1.78784	0.0303235	13.4217	0.531061
Part7	合格（黑边）	1.67979	0.0398295	9.59007	0.603597
Part8	合格（黑边）	1.60027	0.0491006	9.11432	0.602328

表 4.6 所示是对处理后的灰度图像的计算结果，对不同的待测工件图像，在相同的统计距离与统计方向条件下，GLCM 的特征值也会有差异，这种差异性正是本文所寻求的量化表达结果。

从表中可以看出在 GLCM 的对比度方面，合格图像与瑕疵图像间存在数值的差异，但其他三个特征的分布不具有区分性，而且对于“黑边”绕线的合格图像来说，其与一般的合格图像在对比度数值上也有小范围差异。如果阈值设定较高时容易把“黑边”图像误判，如果阈值设定较低，则会有一些“单边”图像成为检测的“漏网之鱼”。

针对工件灰度图像仅有一个特征具有区分性这一问题，本文将工件的二值处理后的图像进行了 GLCM 特征的求取，结果如表 4.7 所示。可以看出，相较于之前的灰度工件图，二值图像的 GLCM 特征值在熵、能量、对比度方面均出现了差异性。

表 4.7 部分待测图片二值化后的 GLCM 特征值结果展示

图片编号	绕线形态	熵	能量	对比度	逆差矩
Part1	漏挂	0	1	0	1
Part2	漏挂	0.0412675	0.0968941	2.84652	0.987405
Part3	单边（左）	0.0978803	0.914268	7.79113	0.965526
Part4	单边（右）	0.0837578	0.927747	6.61972	0.970709
Part5	合格	0.153297	0.851087	14.9751	0.933738
Part6	合格	0.198565	0.798111	19.657	0.913022
Part7	合格（黑边）	0.165398	0.840595	14.0651	0.937765
Part8	合格（黑边）	0.213356	0.782362	19.0052	0.915906

从表 4.7 可以看出,对二值图像基于 GLCM 求取的特征值具有更好的区分性,将这四个特征值组成特征向量,由于这四个特征的意义和范围各不相同,故需要进行 Gauss 内部归一化^[52],如下式所示:

$$f = [(x - \mu) / (3\sigma) + 1] / 2 \quad (4.19)$$

式中, x 为特征分量的值, μ 为均值, σ 为标准差。

不同的工件图像都能够计算出唯一对应的特征向量的表达,在归一化之后,为了达到合格图像与不合格图像间的量化区分,本文采用欧式距离法^[53]实现图片的 GLCM 特征向量间的差异性表达。

$$d = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + (x_3 - y_3)^2 + (x_4 - y_4)^2} \quad (4.20)$$

式中, d 为距离, x_i 和 y_i 分别为两个特征向量对应的值。

对图 4-3 中的图像 Part6 求取的 GLCM 特征向量,其归一化后的结果如下式所示。

$$f = \{-0.403793, -0.357175, 1.10921, -0.34824\} \quad (4.21)$$

表 4.8 展示了待测图片在不同模板下的 GLCM 特征向量间距离的计算结果,表中选取的三个合格模板如图 4-10 所示。



图 4-10 合格模板展示

本文将待测图片与模板进行 GLCM 特征向量间欧式距离的计算,所得结果如表 4.8 所示,可以发现相较于合格图像与模板间距离,瑕疵图像与合格模板间的特征向量距离较大即相似度较低,合格图像与不合格图像间呈现了预期的分类表达。对于同一幅待测图像来说,跟不同的模板匹配得到的结果不尽相同,所以模板的选取也很重要。

表 4.8 待测图片与不同模板的 GLCM 特征向量间距离

待测 标 图片 准模板	Part2 (漏挂)	Part3 (单边)	Part4 (单边)	Part5 (合格)	Part7 (合格 黑边)
模板 1	0.451887	0.162363	0.128792	0.00684949	0.0471391
模板 2	0.469728	0.180255	0.146686	0.0110608	0.0650311
模板 3	0.485073	0.195703	0.162143	0.0265951	0.0804892

4.3 基于区域分布描述子的合格模板检索算法

由前文所述可知，基于工件图像绕线区域轮廓面积与周长设定阈值的方法具有普适性，而纹理特征向量距离与边缘尺度角度相关性方法则具有模板依赖性。简单地说，对纹理特征向量来说，它需要计算与合格模板向量间的距离来实现合格性判别；对轮廓边缘尺度与角度相关性来说，也是需要与合格模板的相关参数进行相似度匹配才能达到筛选的目的。但是对于绕线区域轮廓面积方法，只需要设定合适的阈值，就可以对待测图像进行判别，不需要用到合格模板。

在 2.1 节本文介绍了合格绕线形态的多样性，因为这种多样性的存在，在选取合格图片作为标准参照模板的过程中，一张待测图片与不同绕线形态的模板的相似度（或）距离数值会产生变化。

由表 4.2 和 4.8 可以看出，由于合格模板间绕线形态的差异性，同一张待测图片与不同的模板进行特征匹配能够得到不同的相似度，如果仅随机选取一个模板，那么有些合格图片会因为绕线形态差异而被误判，如果标准模板选取较多，计算量必然会增加，进而影响检测效率。

本文针对同一幅图像与不同模板匹配时所得的相似度或距离值不同从而影响判别机制这一问题，提出了一种基于区域分布描述子的标准模板选取算法。

通过图像绕线区域分布描述子的量化描述选取标准模板库中分布最相近的三个标准模板图片用作纹理与边缘角度相关性的匹配^[54]，这样既避免了单个模板计算数值偶然性的问题，又避免了标准模板过多计算效率低的问题。同时，先检索再匹配的方式将区域分布的相似度与后续的特征相似度结合起来，逐层递进，确保了检测的可靠性。

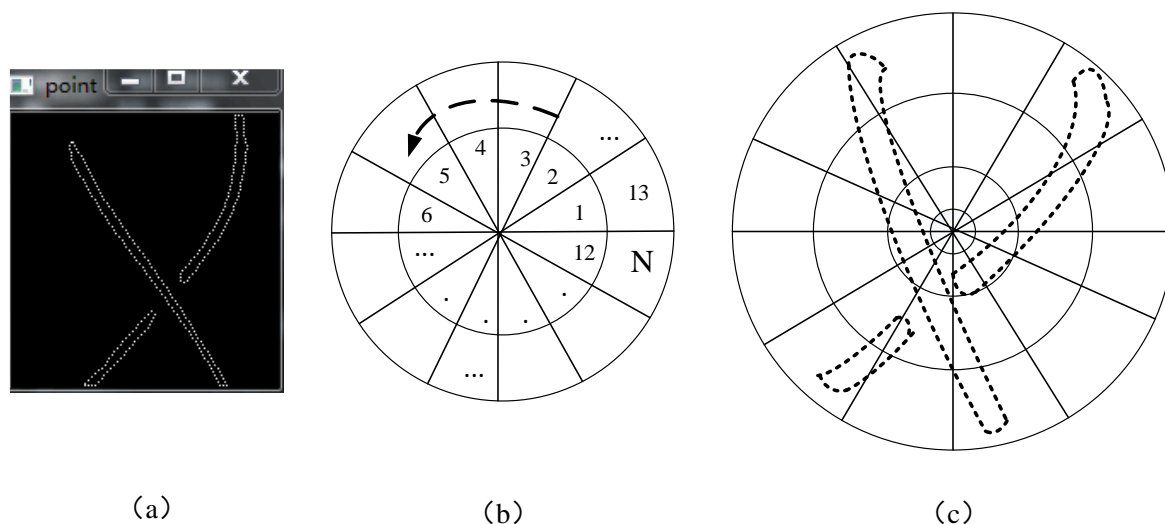


图 4-11 绕线区域轮廓分布描述子

图 4-11 所示为轮廓区域分布描述子的示意图，其是在形状上下文思想的基础上改进而来，主要通过对轮廓上采样点的空间分布的统计，实现图像间点集分布的相关性表达^[55-56]。在原点选定后，将图像空间进行模块划分并标记，如图 4-11 (b) 所示。然后

对每个模块区间上的绕线区域轮廓采样点进行统计，可以得出其空间分布的直方图。

由前文所述可知，为了保障图像的尺度角度与纹理等特征数据与模板特征数据间的相似度的稳定，需要先对模板图像基于区域分布特性进行检索，两幅图像之间分布的相关性则可以通过式（4.22）计算。

$$d_{corr}(H_1, H_2) = \frac{\sum_l (H_1 - \bar{H}_1)(H_2 - \bar{H}_2)}{\sqrt{\sum_l (H_1 - \bar{H}_1)^2 \sum_l (H_2 - \bar{H}_2)^2}} \quad (4.22)$$

其中：

$$\bar{H}_k = \frac{1}{N} \sum_J H_k(J) \quad , \quad H_k(J) \text{ 为第 } J \text{ 块区域分布的轮廓采样点个数, } N \text{ 为分布}$$

描述子所划分的区域块数

本文根据工件图片中的内容分布特性，通过实验验证，发现将坐标原点设置在二值图像连通区域质心上时其描述效果比设置在待测图像几何中心点或者其他图像边缘中点的效果要好一些。

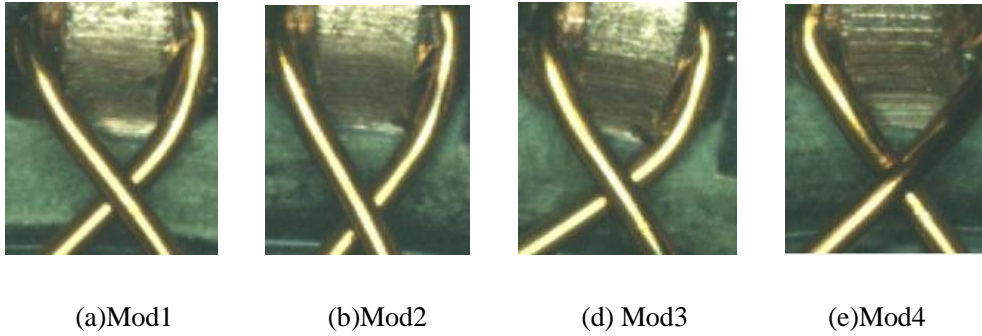


图 4-12 部分标准模板展示

考虑到绕线的形态多样性，本文在工件绕线图像样本集中对合格的工件图片进行挑选，部分模板展示如图 4-12 所示。这些用作匹配的标准模板均是某一类绕线形态分布的代表，其中 mod4 为“黑边”图像的模板，用于黑边图像特征提取与相似度的匹配。图 4-13 所示为待测的部分样本图像，对图像进行模板检索，所得结果如表 4.9 所示。

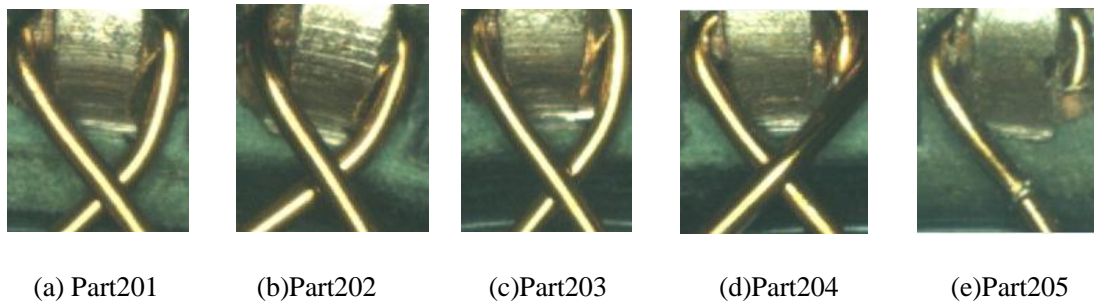


图 4-13 部分待测工件图片（用于分布描述）

表 4.9 待测工件图像的模板检索结果

模板 待测样本	Mod1	Mod2	Mod3	Mod4
Part201	0.894475	0.689044	0.780777	0.696846
Part202	0.711977	0.437779	0.896642	0.656112
Part203	0.645797	0.719195	0.462648	0.501789
Part204	0.791066	0.604881	0.741451	0.734329
Part205	0.279391	0.30292	0.0599941	0.0206923

由表 4.9 可以看出，不同绕线形态的待测工件，其通过相关性检索到的模板也不尽相同。基于轮廓分布的描述子本身就是一种衡量图像相似度的特征，有的合格工件与模板库中多个模板较为相似，如 Part204，作为“黑边”件，其除了与“黑边”的模板较为相近外，还与一些非“黑边”的模板相关性教高。对于图像 Part205 来说，因为其是“单边”件，所以在模板检索时与图中的四个模板均相关性均不高。

本文采用轮廓分布描述子进行模板检索，一方面是由于区域分布描述子在一定程度上描述了绕线形态与分布的信息，其作为一种特征描述能够对模板图像进行筛选，即模板检索的过程就是一道相似度匹配过滤的过程；另一方面，为了解决前文所述的图像多特征与不同模板匹配时数值不稳定的问题，先通过模板检索在进行特征匹配，能够保证多特征匹配时的相似度分布区间的稳定，有利于阈值的设定，提高检测的可靠性。

4.4 基于支持向量机的图像 HOG 特征分类

除了前文所述的基于模板对图像特征进行提取和相似度匹配外，依据图像自身类别或者特征进行训练学习，也能实现合格图像与缺陷图像间的分类。对于本文所研究的待测图像来说，其形态、纹理和颜色分布等方面的特征经过分析能够实现良好的量化表达。然而，合格图像与不合格图像间的绕线隐含规律以及一些深层次的特征信息则难以提取与描述，这时训练学习方法的运用显得十分必要。

4.4.1 待测图像的 HOG 特征统计

HOG (Histogram of Oriented Gradient) 特征是一种用来表征图像局部梯度方向和梯度强度分布特性的描述符，其通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图来构成特征^[57]。由于待测工件挂线区域局部绕线的表象和形状能够被梯度或边缘的方向密度分布很好地描述，故可以将挂线区域分成小的连通区域，本文称其为细胞单元，通过采集细胞单元中各像素点的梯度的或边缘的方向直方图并组合起来构成一种特征的描述器。

图 4-14 所示为 HOG 特征提取的流程，结合图中内容可以得出待测工件图像的 HOG 特征向量提取的具体步骤如下：

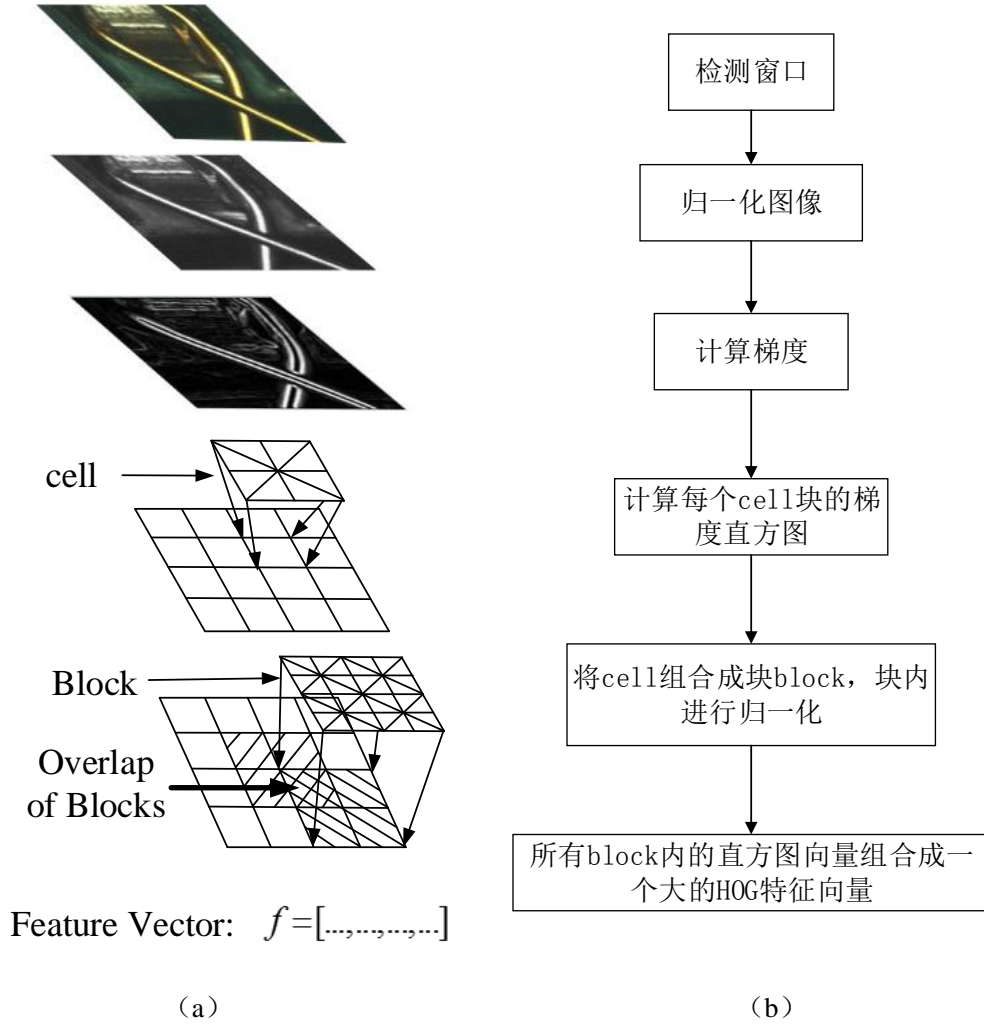


图 4-14 HOG 特征提取流程

1) 灰度化和 Gamma 校正。受采集环境的影响，采集到的工件图像明亮程度会有所不同，而且颜色信息与所要提取的 HOG 特征无关，所以需要对待测图片进行灰度化和归一化。本文通过实验发现，Gamma 校正方法能够有效地降低图像局部的阴影和光照变化，故选取 Gamma 校正进行归一化，如下式所示，本文取 $\gamma=1/2$ 。

$$I(x, y) = I(x, y)^\gamma \quad (4.23)$$

2) 计算待测工件每个像素的梯度大小和方向。水平方向与垂直方向的梯度算子分别为 $[-1 \ 0 \ 1]$ 和 $[-1 \ 0 \ 1]^T$ ，分别在图像的横坐标与纵坐标上计算像素点的梯度与方向，两者结合可以得到像素点总的梯度与方向，如下式所示。

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (4.24)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (4.25)$$

3) Cell 单元格的分割与梯度方向统计

Cell 单元格是 HOG 特征最小的结构单位,对待测工件图像来说,取一个 Cell 的大小

为 8×8 个像素，采用 9 个 bin 的直方图来统计这 8×8 个像素的梯度信息（即 9 维特征向量），如图 4-15 所示。

梯度方向在哪个角度区间，对应的 bin 块就加一，由加权投影^[58]的原理可知，梯度的大小是作为投影的权值的，即梯度的大小与统计数量呈线性关系，比如梯度大小为 2，则直方图对应增加 2 个单位。

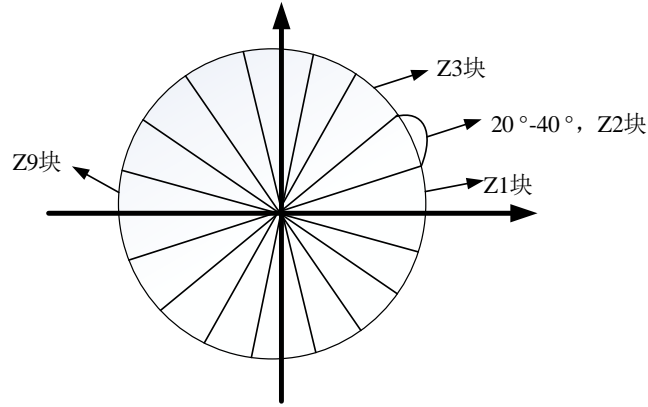


图 4-15 Cell 单元格的梯度方向统计

4) 将 Cell 单元格组合成更大的块 block。本文选取的 block 大小为 16×16 ，即每个 block 内有 4 个 cell，每个 cell 含 9 维特征向量，故每个 block 就由 36 维特征向量来表示。

5) 将所有 block 中的 HOG 描述符组合在一起，形成最终的特征向量。

本文研究的工件挂线区域大小为 165×170 ，经过缩放达到 160×168 ，这样挂线区域图像就能够得到 420 个 cells。由于每一块 block 都包含有 36 维向量，则对整幅图来说特征向量共有 $19 \times 20 \times 36 = 13680$ 维，其中不同 block 块统计时包含有重叠的 cell 区域。

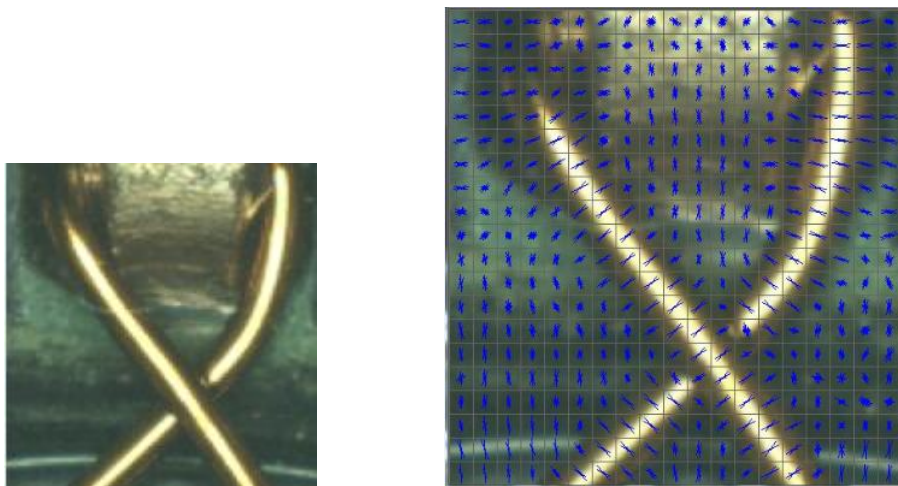


图 4-16 工件图像 cell 区域梯度方向展示

图 4-16 展示了不同 cell 块处梯度方向的统计，可以看出绕线分布的外形能够被梯度或边缘方向的分布所描述。

4.4.2 基于 SVM 分类器的特征分类

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是由线性可分情况下的最优分类超平面发展而来的, 图 4-17 展示了其在二维情况下分类的基本思想, 图中圆形和正方形分别代表两类样本, H 为分类超平面, 图中 H_1 , H_2 分别为各类中离超平面最近的样本, 两者之间的距离为分类间隔。SVM 的核心思想是尽最大努力使分开的两个类别有最大间隔, 即 H_1 与 H_2 距离最大, 这样才使得分隔具有更高的可信度, 而且对于未知的新样本才有很好的分类预测能力^[59]。

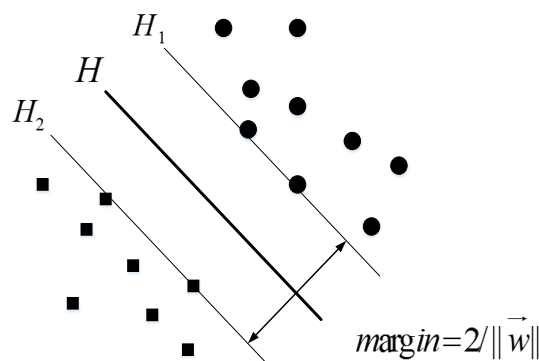


图 4-17 最优分类超平面

在 SVM 中, 不同的内积核函数将形成不同的算法, 目前常用的主要有线性核、径向基核 (RBF)、Sigmoid 核等, 其中高斯径向基函数是一种局部性强的核函数, 其可以将一个样本映射到一个更高维的空间内, 而线性核函数主要用于线性可分的情况, 对于线性可分数据, 其分类效果很理想。不同核函数的表达如下式所示。

$$\text{Linear Kernel Function: } k(\vec{x}, \vec{x}_i) = \vec{x} \cdot \vec{x}_i \quad (4.26)$$

$$\text{RBF Kernel Function: } k(\vec{x}, \vec{x}_i) = \exp\left\{-\frac{|\vec{x} - \vec{x}_i|^2}{\delta^2}\right\} \quad (4.27)$$

现取瑕疵图片作为负样本, 合格图片作为正样本基于线性核进行 HOG+SVM 的特征训练, 将训练好的模型对待测图片进行预测, 所得结果如下表 4.10 所示。

表 4.10 样本训练情况及结果统计

样本类别	训练样本数量	测试样本数量	误检数量	误检率
不合格 (0)	115	50	5	10%
合格 (1)	650	55	1	1.82%

由表 4.10 的实验结果可以看出, 训练结果对正样本的预测准确率较高但对负样本的预测准确率偏低, 考虑到用于训练的正样本数量远大于负样本量, 鉴于本文研究初期, 负样本数量有限, 所以实验效果仍有待改进, 后期会在采集足够多的负样本条件下进行对比训练分析。

4.5 融合模板检索与多特征差异的检测方案

4.5.1 融合模板检索与特征表达的判别机制

基于前文对图像多特征与模板检索的研究，本文拟定出三道待测样本的判别机制，分别为：

（1）基于绕线区域面积的第一道检测机制

本文经过实验，发现基于绕线区域轮廓面积的方法能够有效地检测出“漏挂”的工件图像和部分的单边图像。其中，“漏挂”的工件图片在二值化后的轮廓区域面积普遍为 0，个别待测工件图片因为背景处的反光干扰，会有 100 到 300 之间的干扰面积，而合格的待测工件图片绕线轮廓面积普遍在 1000 以上。其中，合格的“黑边”图像在经过“黑边”区域的针对处理后也能顺利通过第一道面积检测机制。

（2）基于形态分布描述子的模板检索与边缘尺度、角度相似度匹配

由前文所述可知，先通过形态分布描述子进行模板检索，再基于轮廓边缘点与质心的尺度与角度变化描述子进行相似度匹配，最后通过设定相似度阈值也能够对待测图片进行判别。

本文经过实验发现该方法依然能够对“漏挂”图片进行有效的检测，相较于第一道机制，其对面积小于 1000 的合格图片也能很好地检测出来，但是对“单边”的图片，其筛选性能则较低，只有部分的“单边”图像因其与模板相似度很低被检测出来。

（3）基于检索模板的 GLCM 特征向量间距离的第三道检测机制

相较于前两道检测机制，基于待测图片与模板间 GLCM 特征向量的欧式距离能够更好地量化图像间的差异性，在对标准模板检索后，该方法能够很好地将“单边”图像与合格图像区分开来，“黑边”工件图像的检测也很稳定。

为了验证本文所拟定的三道检测机制的识别率，现取 400 个待测样本图像，其中 320 个合格的转子图像，80 张瑕疵图像，进行实验。

在研究初期，本文基于“宁杀错，不放过”的思想，在对绕线图像检测的过程中，条件的设定较为严格，只有当三道机制都满足时，系统才会判定为合格，实验结果如表 4.11 所示。

表 4.11 基于三道机制的识别率

样本属性	检测正确数量	误检数量	误检率
合格图像	295	25	7.8125%
不合格图像	79	1	1.25%

由表 4.11 可以看出，基于“宁检错、不放过”的思想虽然保证了瑕疵图片被很好地检测了出来，但是一些合格的工件图片会因为无法全部满足三道机制而被误判。对此，本文提出了一种融合图像检索与多特征差异的检测流程方案，如图 4-18 所示。

4.5.2 基于特征判别机制的流程方案优化

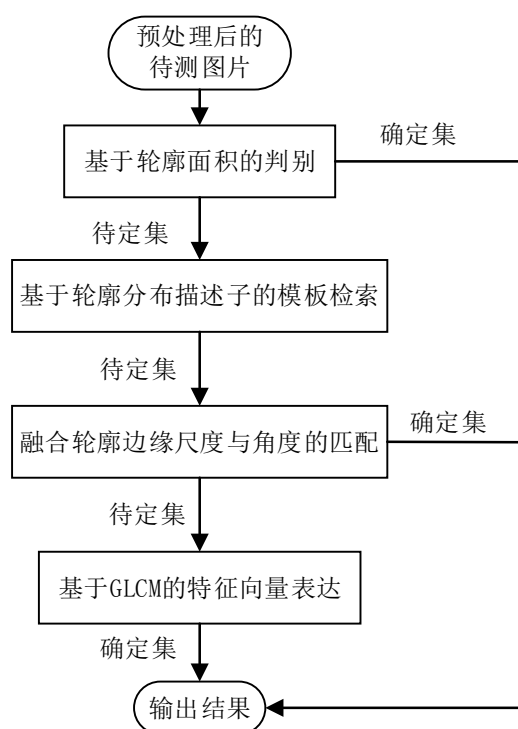


图 4-18 融合图像检索与多特征差异的检测方案

结合图 4-18 可以看出，第一道检测机制从轮廓面积出发，不需要与标准模板库进行匹配，所以本文将模板检索放在了求取轮廓面积之后。为了综合每道检测机制的优势，本文引入了“确定集”与“待定集”两个概念。对每道机制检测出的非确定样本，称为待定集，进行下一道机制的检测；对于检测结果十分确定的待测图片，称为确定集，不需要重复余下机制的检测。

在第一道检测机制中，对于面积小于 600 的“漏挂”图片和面积大于 1500 的合格图片，能够十分确定地检测出类别，是确定集。对于部分的合格图像，因采集时绕线形态影响，其二值化后的轮廓面积会在 1000 左右波动，与部分“单边”图片轮廓面积相差不大。此时，这类不好判别的图像会成为待定集，进入余下判别机制的“把关”。

综上所述，本文提出的融合模板检索与多特征差异的检测方案能够实现三道检测机制的“优势互补，逐层递进地对待测工件进行检测判别，有效地提高运算效率，保障了识别率。

现取 400 个待测样本对所提出的改进方案进行实验验证，结果如表 4.12 所示。

表 4.12 基于改进后的检测方案识别率

样本属性	检测正确数量	误检数量	误检率
合格图像	317	3	0.9375%
不合格图像	79	1	1.25%
总体样本	396	4	1%

由表 4.12 可以看出,对一些待测合格图像,一旦其经过某道机制检测后成为了确定集,则不必再进行余下机制的判断。这样既减少了计算开销,又避免了因条件设定过于严格而影响识别率的问题。所以采用该检测方案后,误检率明显减少。

为了更好地验证本文所提出的融合模板检索与多特征差异的检测方案在工件图像识别能力上的优势,本文在 400 个待测样本的条件下,分别对方案中的单个机制的检测能力进行了实验,所得结果如下图 4-19 所示。

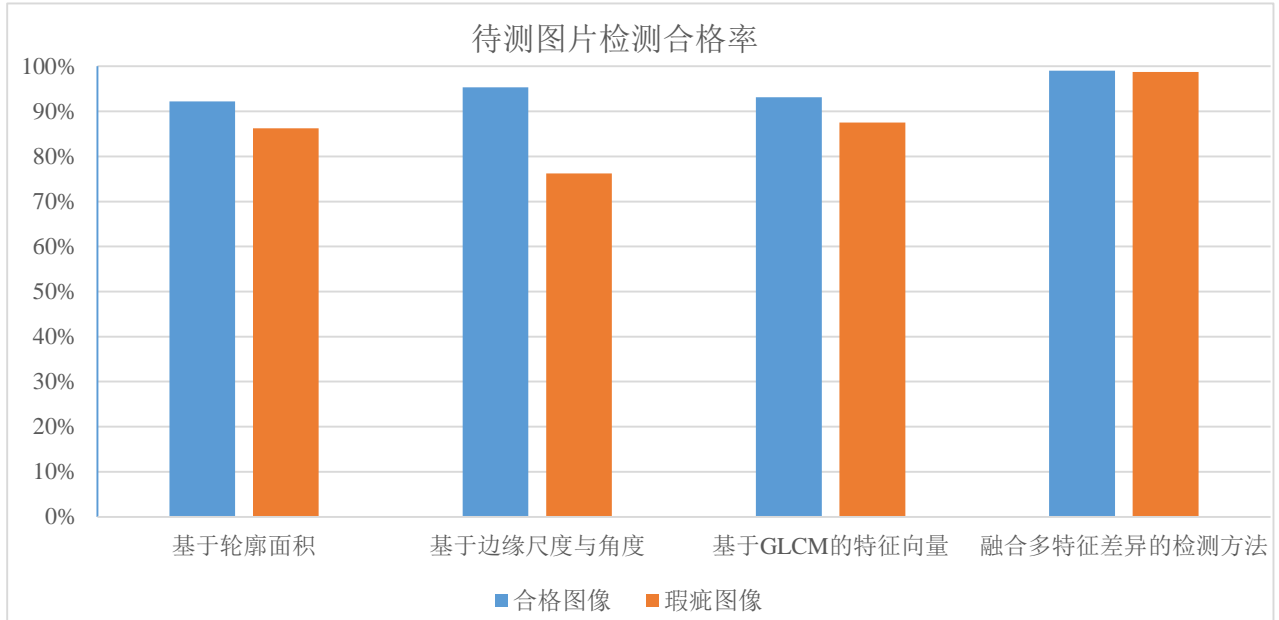


图 4-19 融合多特征差异的检测方案与单一特征检测效果对比

结合表 4.12 以及图 4-19 可以看出,本文所提出的融合模板检索与多特征匹配的检测方案能够有效地达到待测图像的合格性检测。相较于基于单个特征差异性判别,本文提出的检测方案,通过综合图像间不同特征的差异性,实现了不同检测机制之间的“能力”互补,对待测图像识的识别率提升明显。同时,由于待测工件图像样本量较少,得到的实验结果的识别成功率比预期的要高,对此本文后续会用更多的样本进行实验分析。

4.6 本章小结

本章对预处理后的样本图像进行了多层次与角度的特征提取与分析。通过轮廓面积、轮廓边缘与质心间的尺度和角度以及 GLCM 纹理三个方面特征的量化表达建立了三道检测机制,逐层递进地对待测图片进行筛选检测。

针对特征匹配中,待测图片与不同模板特征匹配值波动性较大而无法设定阈值的问题,提出了一种基于轮廓区域分布描述子的模板检索算法,先检索相似形态的模板再进行特征匹配,保证了检测算法的稳定性,提高了检测效率。

从基于分类器特征训练的角度对工件图像进行了二值分类训练,研究了工件图像在 HOG 特征下的分类效果,为后续图像分类训练的研究提供了基础。

第五章 工件在线检测系统开发与应用

良好的在线检测系统离不开图像采集、数据存储、控制响应、图像识别、记录查询与人机交互等模块的相互协调^[60]。其中，硬件模块主要完成图像采集、数据存取与执行机构控制功能；图像识别模块包含了图像的处理、分析以及特征计算；人机交互模块则负责检测系统的界面显示、用户的输入与输出。如何在合理的空间约束、操作便捷性、环境抗干扰性等条件下设计出快速、准确而又具有交互性的系统是本文研究的关键。

本章以实现从图像采集到图像分析，再到控制响应这一连贯的检测过程为目的，在前文已经完成了图像采集系统、模块控制响应方案、图像处理与检测算法设计的基础上，通过软硬件结合的方式，完成了界面显示、数据存储等功能的设计，最终对系统的各模块进行了集成，实现了一套快速、稳定且数字化的在线检测系统的开发。

5.1 在线检测系统的流程方案

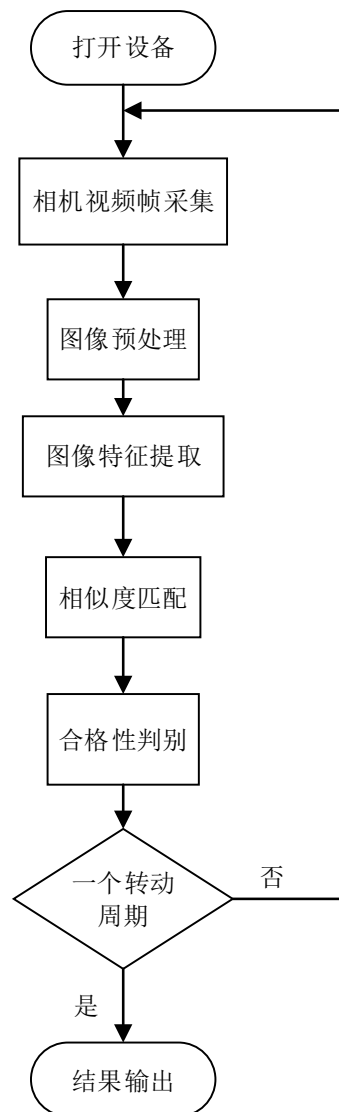


图 5-1 检测系统流程图

图 5-1 所示为在线检测系统的总体流程图, 对于一个待测转子来说, 其一周有 24 个挂钩, 本文为了检测准确性, 避免图像位置偏移影响检测精度, 所以一次只检测定位到的正中间的一个挂钩, 一个检测周期有 24 个工位, 其中系统响应的流程如图 5-2 所示。

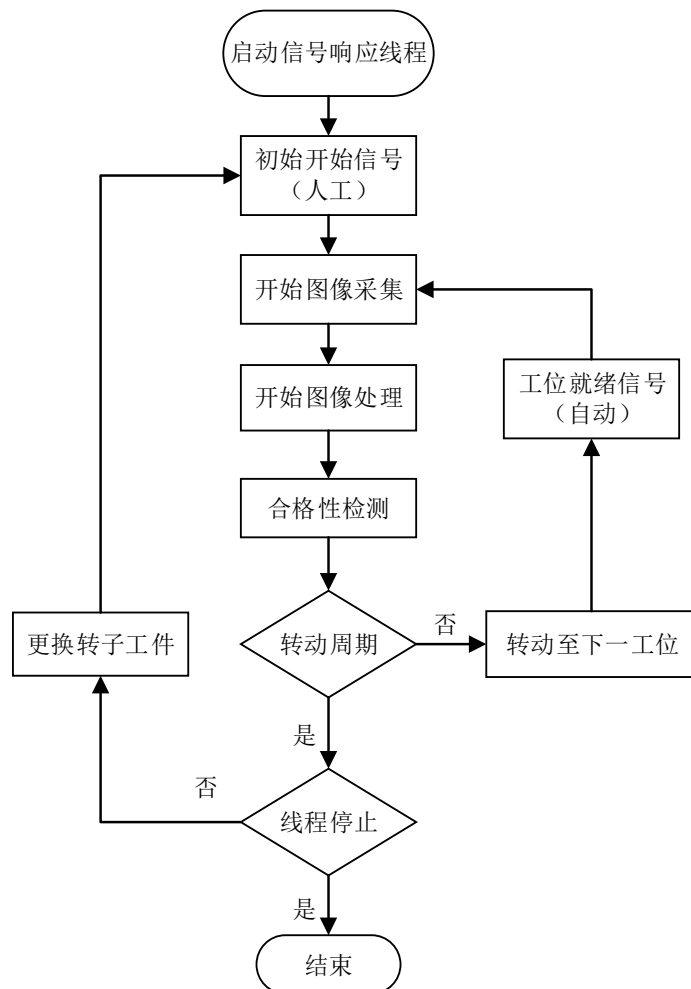


图 5-2 系统控制响应流程图

结合图 5-1 和图 5-2 可以得出, 当待测转子放入待检测位置后, 需要人工给予一个开始检测的信号, 随后检测系统开始按照图 5-2 所示的流程执行, 当一个转子周期检测完成时, 需要更换待检测转子, 此时需要重新给予初始信号, 如此往复, 达到半自动化的工件绕线在线检测效果。具体的流程步骤为:

1) 通过操作界面设置检测的参数, 如转动的次数, 本文研究初期一次只检测一个挂钩区域, 故需要设置为 24 次。此外, 还有检测的转子类型, 不同的转子类型所设置的模板不同, 内部处理算法也会有小范围差异。

2) 在相关参数设置完成后, 通过界面的设备控制单元实现相机的开启与视频帧的数据流采集, 同时还需要启动信号响应的线程。

3) 当线程收到开始采集的信号时, 系统开始对图像进行采集、处理与识别。当一个工位图像的挂线区域检测结果出来后, 对其进行后续的结果显示, 如果是不合格件, 控制蜂鸣器报警。

4) 判断当前检测次数是否达到一个工件的检测周期, 如果是, 则进行下一工件的检

测；如果不是，则会跳回 3) 等待信号响应，继续采集检测。

5.2 在线检测系统的开发

5.2.1 在线检测系统的结构体系

图 5-3 所示为在线检测系统的总体结构模型,可以看到,采集系统集中在箱体下层,上层空间用于 PLC 等控制单元的放置,上层正前方则是用于交互显示的工控机。采集系统中的相机、工件以及光源空间结构设计和装夹已经在第二章完成,这里主要展示完整的采集系统如图 5-4 所示。

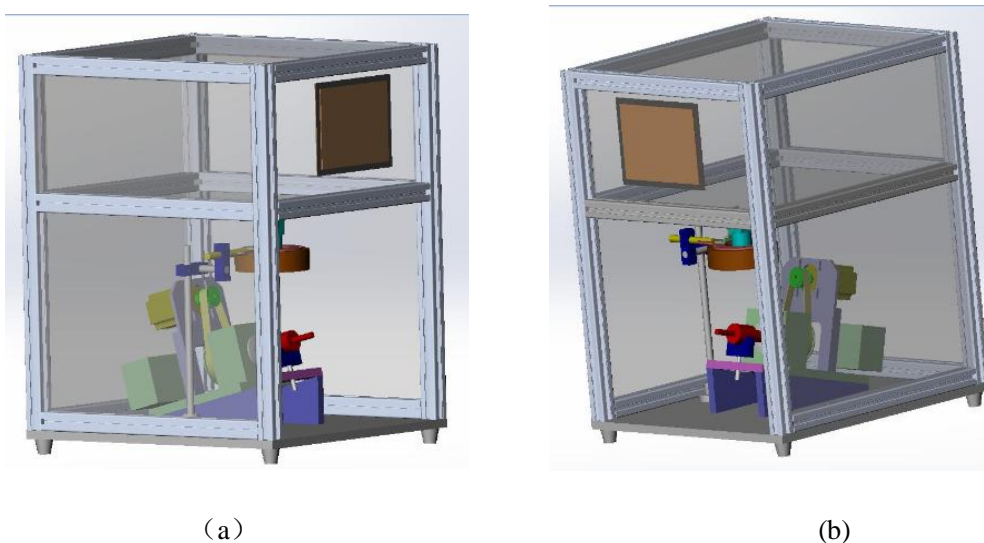


图 5-3 在线检测系统结构模型

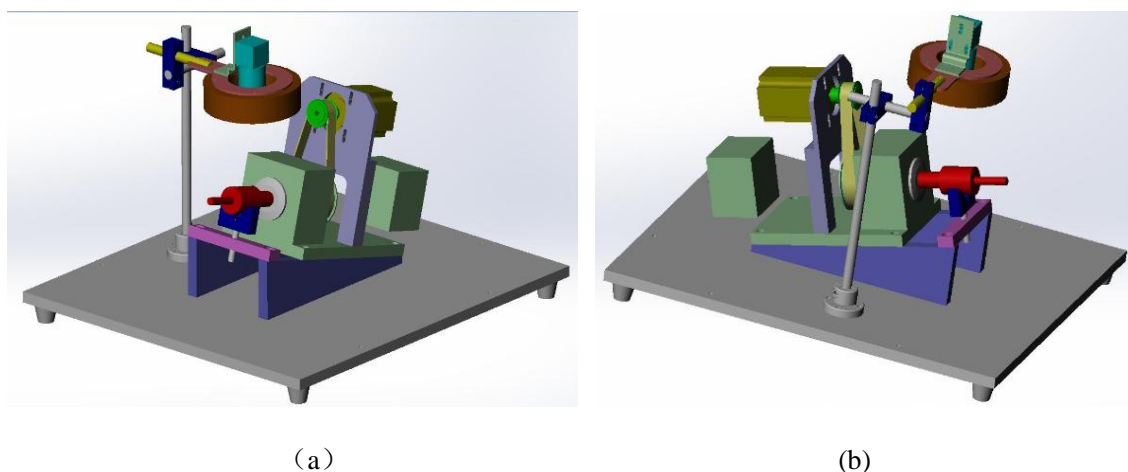


图 5-4 工件图像采集模块展示

结合图 5-3 和图 5-4 可以发现,检测设备既不占用太多的空间,又能便于操作与结果展示,体现了良好的人机交互性。同时,箱体式的设计便于隔绝外部光照对采集图像质量的影响,具体实物图如图 5-5 所示。



(a) 图像采集部分实物图



(b) 图像采集系统实物图



(c) 设备实物图



(d) 控制单元分布实物图

图 5-5 在线检测系统实物图

5.2.2 检测系统的软件体系

本文所设计的工件在线检测系统软件部分主要涉及通信传输、图像采集与识别、控制响应、记录查询和人机交互等模块，其中图像采集与识别、通信传输及控制响应等模块已在前文进行了设计与研究，本章主要完成记录查询与人机交互模块的开发。

图 5-6 所示为在线系统的软件测试界面，可以看出，该界面包含有相机视频帧采集、定位分割展示、设备控制、状态检测、结果展示及检测参数设置等功能单元。其中，设备控制单元主要负责相机采集的控制以及采集信号响应线程的启停；左侧功能部分主要用于显示相机视野内容与工位响应采集后的待测样本的定位分割处理结果。

由于本文所设计的在线检测系统是面向所有带绕线的转子，不同型号所对应的处理内容和匹配模板会有所不同，因此需要提供操作者工件类型的选项。同时，在参数设置单元，本文提供了两种设备间的响应控制方案，方案细节已在第二章论述。为了方便日后的查询与信息对比，本文通过文件流写入对待测图片的信息进行记录，而界面部分只需要增加一个“是否保存数据”的复选框即可。



(a) 检测系统初始界面



(b) 工作时的系统界面

图 5-6 检测系统软件界面

5.3 本章小结

本章主要分析了在线检测系统各模块之间的功能需求，同时基于模块间的联系分别设计了在线检测系统的结构体系与软件体系，确保了检测系统的实时性与交互性。

本章基于检测系统的流程方案，实现了对系统软、硬件及核心算法等部分的集成，完成了界面显示、数据存储等功能的设计，最终实现了一套快速、稳定且数字化的在线检测系统的开发。

第六章 总结与展望

6.1 总结

本文针对目前电机转子生产过程中绕线形态主要依靠人工肉眼检测导致效率低、错漏检的问题，基于数字图像处理技术与机械系统设计原理，通过软硬件结合的方式设计了一套快速、稳定、精确的视觉检测系统，主要研究内容如下：

(1) 设计了在线检测系统的模块架构与流程方案。通过对检测系统模块间功能需求的分析，完成了系统的设备选型，设计了图像采集系统，提出了一套系统响应方案，实现了待测图像的流程化采集与处理。

(2) 针对图像定位过程中匹配检索时间较长的问题，提出了一种双模板逐次递进匹配算法，在匹配定位的过程中利用历史定位的区域信息，进行待测范围的缩减。实验证明，该算法有效地缩减了时间开支，提高了算法执行效率。

(3) 提出了一套融合图像多特征差异性的检测方案。从轮廓面积、纹理特征值、边缘尺度与角度三个方面实现了特征提取与差异性表达，通过结合不同特征提取算法的优势，建立了一套基于多特征差异的检测方案。实验证明，该方案能够准确地对工件图片进行检测。

(4) 针对特征匹配过程中待测图像与不同模板图像匹配相似度存在波动的问题，提出了一种基于轮廓分布描述子的模板检索算法，通过先检索后匹配的方法，保证了检测算法的稳定性。

(5) 通过软硬件结合的方式对在线检测系统流程方案进行设计，实现了系统结构、算法、控制等模块的集成，开发出了一套完整的在线检测系统。

6.2 展望

本文对转子在线检测过程中涉及到的关键技术进行了研究，改进了定位算法，基于图像特征差异性开发了一套在线检测系统，初步实现了转子挂线形态的在线检测。但是由于时间有限，某些技术仍然存在需要改进的地方：

(1) 本文所设计的检测系统一次只检测一个挂钩绕线区域，所以一圈下来所需的时间较多。而实际相机采集的视野中，可以一次定位到三个挂钩区域，后续的研究可以对三个挂钩中两侧位置较偏的图像寻求一些差异性表达，以达到减少检测工位、提高检测效率的目的。

(2) 本文在项目研究初期，负样本量相对较少，对分类训练方法的研究不够深入，因此今后研究可以在正负样本量充足的条件下考虑深度学习方面的算法应用。

参考文献

- [1] 乌尔里希·森德勒.工业4.0: 即将来袭的第四次工业革命[M].邓敏,李现民,译.北京:机械工业出版社, 2014.
- [2] 赵大兴,孙国栋. 可重构视觉检测理论与技术[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- [3] 毛星云, 冷雪飞.OpenCV3编程入门[M].北京: 电子工业出版社, 2015.
- [4] 端文龙.机器视觉技术及其在机械制造自动化中的应用[J]. 硅谷,2013,6(06):82-83.
- [5] Tseng Y, Tsai D. Defect detection of uneven brightness in low-contrast images using basis image representation[J].Pattern Recognition, 2010, 43(3):1129-1141.
- [6] Sun T,Tseng C,Chen M.Electric contacts inspection using machine vision.[J].Image and Vision Computing[J], 2010, 28(6):890-901.
- [7] 刘烜.探讨图像识别技术在机械零件质量检测中的运用[J].科技视界,2014(23):120.
- [8] 孙涵, 任明武, 杨静宇. 一种快速实用的直线检测算法[J]. 计算机应用研究. 2006, 23(2): 256-260.
- [9] 许龙.基于机器视觉的SMT芯片检测方法研究[D].西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [10] 潘琦.基于机器视觉的贴片芯片引脚检测方法研究[D].广州: 广东工业大学, 2012.
- [11] 金煌,陶月赞.小子域滤波在高密度电法图像处理中的应用[J].水利水电技术, 2015, 46(01):107-109.
- [12] Liu S L,Jin P,Liu J H,et al.Accurate Measurement Method for Tube's Endpoints Based on Machine Vision[J].Chinese Journal of Mechanical Engineering,2017,30(01):152-163.
- [13] Fraszczyk A,Mulley C.GIS as a tool for selection of sample areas in a travel behavior survey[J].Journal of Transport Geography,2014,34(2):233-242.
- [14] 冈萨雷斯, 伍兹.数字图像处理[M].北京: 电子工业出版社, 2011.
- [15] Wang B P, Fang Y, Sun C. Image segmentation algorithm based on high-dimension fuzzy character and restrained clustering network[J].Journal of Systems Engineering and Electronics,2014,25(02):298-306.
- [16] 马迎军, 郭雷.一种基于图像纹理的模板匹配算法的改进与实现[J].计算机应用与研究, 2007, 24(6):152-154.
- [17] Dharmagunawardhana C,Mahmoodi S,BemmetM,et al.Gaussian Markov random field based improved texture descriptor for image segmentation[J].Image and Vision Computing,2014,32(11):884-895.
- [18] Fraszczyk A,Mulley C.GIS as a tool for selection of sample areas in a travel behavior survey[J].Journal of Transport Geography,2014,34(2):233-242.
- [19] MBOUNA R O,KONG S G. Visual analysis of eye state and head pose for driver alertness monitoring[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3):1462-1469.
- [20] 何通能, 李荣佳.基于机器视觉的绕线产品缺陷检测技术研究与应用[D].浙江: 浙江工业大学, 2013.
- [21] 范静. 基于图像定位的PCB板级EMI自动监测系统[D].江苏: 苏州大学,2015.
- [22] 魏大为. 基于CCD传感器视觉图像定位方法的研究与应用[D].北京: 中国科学院大学(工程管理与信息技术学院),2016.
- [23] 王丽丽,胡中文,季杭馨.基于高斯拟合的激光光斑中心定位算法[J].应用光学, 2012, 33(05):985-990.
- [24] 胡竞,林喜荣,黄新营,等.实时图像快速定位算法及其应用[J].计算机工程与应用, 2005, (35):59-62.

- [25] 关鑫龙,陈思,陈靖,等.SPECT心肌重建图像的左心室长轴自动定位方法[J].核电子学与探测技术,2014,34(03):388-395.
- [26] 李新,王明景,白瑞林,等.基于机器视觉的布匹瑕疵在线检测[J].应用光学, 2014, 35(03):466-471.
- [27] Aldrich C,Marais C,Shean B J,et al. Online monitoring and control of froth flotation systems[J]. Information Theory Transactions on,2013, 11(3):117-120.
- [28] Rakhmadi A,Othman N Z S,Bade A,et al.Connected component labeling using components neighbors-scan labeling approach[J]. Journal of Computer Science, 2010, 6(10): 1099-1107.
- [29] Dirami A,Hammouche K,Diaf M.Fast multilevel thresholding for image segmentation through a multiphase level set method[J].Signal Processing,2013,93(1):139-153.
- [30] 孙国栋,杨林杰,张杨,等.一种汽车锁扣铆点的视觉检测方法[J].计算机测量与控制, 2015, 23(08):2769-2772.
- [31] 杨恢先, 颜微, 谭正华, 等.改进的灰度-局部方差二维直方图图像分割[J].计算机工程与应用, 2017, (4) :209~213, 222.
- [32] 郭贵民.基于机器视觉的螺纹检测系统[J].湖北农机化, 2012, (4):57-59.
- [33] 符翔,张剑,王维,等.一种新的局部阈值分割算法[J].计算机应用与软件, 2015, 32(04): 195-197.
- [34] Akinlar C, Topal C. EDLines: A real-time line segment detector with a false detection control[J]. Pattern Recognition Letters, 2011,32(13):1633-1642.
- [35] von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J, et al. LSD: a line segment detector[J]. Image Processing On Line. 2012, 2: 35-55.
- [36] 王磊,郭淑霞,张凤玲,等.微型铣刀外径视觉测量的不确定度[J].光学精密工程, 2012, 20(04):880-887.
- [37] 梁建, 张占睦, 李俊, 等.基于灰度-梯度共生矩阵的植被提取方法[J].海洋测绘, 2013,33(1):29-31.
- [38] 冯兵, 李芝棠, 花广路.基于灰度-梯度共生矩阵的图像型垃圾邮件识别方法[J].通信学报,2013,(s2):1-4.
- [39] 李学广, 焦淑红, 鲁欣.基于灰度梯度映射函数的红外图像分割[J]. 红外技术, 2007, 29(3):164-166.
- [40] 忽正熙.基于模式识别与机器视觉工件的识别及分拣[D].云南:昆明理工大学, 2016.
- [41] Shi D H.An Adaptive Method to Remove Air-ring Artifacts on Welding Tube Slice Images Based on Micro-focus CT Testing[C].Proceedings of 2016 International Conference on Applied Mechanics, Mechanical and Materials Engineering(AMMME 2016).Science and Engineering Research Center:2016:7.
- [42] 王永明, 王贵锦. 图像局部不变性特征与描述[M]. 国防工业出版社, 2010.
- [43] 许宏科,秦严严,陈会茹. 一种基于改进Canny的边缘检测算法[J]. 红外技术, 2014, (03): 210-214.
- [44] 王军伟.融合全局与局部信息的形状轮廓特征分析与匹配[D].武汉: 华中科技大学, 2012.
- [45] 王海,金晔宏.彩色图像中基于矩的手势识别方法研究[J].信息技术,2013,37(11):147-149.
- [46] 张琪, 屈严,董志芳.改进的统一矩在图像目标识别中的应用[J].大连民族学院学报, 2012, 13(5):499-506.
- [47] Zunic D,Zunic J.Shape ellipticity from Hu moment invariants[J].Applied Mathematics and Computation,2014,226:406-414.

- [48] 许文韬.纹理图像特征提取与分类研究[D].上海:华东师范大学,2017.
- [49] 陈美龙,戴声奎.基于GLCM算法的图像纹理特征分析[J].通信技术,2012,45(02):108-111.
- [50] 王凯.基于图像纹理特征提取算法的研究及应用[D].四川:西南交通大学,2013.
- [51] 张培培,杜杨,曲晓鹏等.基于图像纹理的印刷缺陷检测[J].电脑编程技巧与维护,2010,(12):105-106.
- [52] 贾迪,孟磊,孙劲光,等.采用积分图块间距离检测图像边缘[J].中国图象图形学报,2015,20(10):1322-1330.
- [53] 张闯,王婷婷,孙冬娇,等.基于欧氏距离图的图像边缘检测[J].中国图象图形学报,2013,18(02):176-183.
- [54] Etehadtavakol M, Yin-Kwee Ng E, Gheissari N.Using shape contexts method for registration of contra lateral breasts in thermal images[J].World Journal of Clinical Oncology,2014,5(05):1055-1059.
- [55] 孙国栋,徐威,梁永强,等.基于形状上下文的列车挡键丢失图像识别算法[J].铁道科学与工程学报,2014,11(06):127-131.
- [56] 孙延维,雷建军,苏丹.综合颜色块的直方图图像检索算法[J].华中师范大学学报(自然科学版),2015,(2):201-205.
- [57] Yanxi Z, Kaiping F. Research and Performance Analysis on Pedestrian Detection Based on Optimized Hog and SVM [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 3006(511).
- [58] 黄凯奇,任伟强,谭铁牛.图像物体分类与检测算法综述[J].计算机学报,2014,37(6):1225-1239.
- [59] Chun Y, Yuan L, Jun D, et al. SVM Method used to Study Gender Differences Based on Microelement [J]. Physics Procedia, 2012, 33.
- [60] Szpytko J, Hyla P. Workspace Supervising System for Material Handling Devices with Machine Vision Assistance [J]. Journal of Konbin, 2009, 11-12(1).

攻读硕士期间取得学术成果

一、发表论文

- 1、第一作者. 基于图像纹理与矩特征的转子绕线检测研究[J], 测控技术, 2018, 37(2): 16-19, 24.

二、发明专利