

分类号：TP391

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110116



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 基于机器视觉的点胶目标
识别与路径规划的研究

论 文 作 者 曹子旭

校 内 导 师 赵转哲（教授）

校 外 导 师 涂志健（高级工程师）

专业学位类别 机械

研究方向(领域) 机器视觉

论文提交日期： 2025 年 5 月 20 日

分类号：TP391

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110116

基于机器视觉的点胶目标识别与路径规划的研究
RESEARCH ON DISPENSING TARGET RECOGNITION
AND PATH PLANNING BASED ON MACHINE VISION

学生姓名： 曹子旭

指导教师： 赵转哲 教授

校外导师： 涂志健（高级工程师）

专 业： 机械

研究方向： 机器视觉

论文答辩日期：2025 年 5 月 9 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：曹子旭

日期：2025 年 5 月 17 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在_____年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：

曹子旭

指导教师签名：

王明

日期：2025年5月17日

日期：2025年5月17日

基于机器视觉的点胶目标识别与路径规划的研究

摘要

机器视觉技术的迅速发展为点胶工艺带来了革命性的变化,凭借其强大的图像处理能力,能够实时获取并分析环境信息,实现高精度、高速度的目标识别和路径规划,它不仅能提升点胶的效率和质量,还能降低生产成本,适应各种产品的生产需要,本文致力于研究点胶系统中的图像识别定位和路径规划,使智能点胶成为可能。

在图像处理方面,针对几何位姿测量精度的不足,结合几何位姿测量及标定板位姿测量的优点,首先提出了一种改进的目标测量方法,并设计了一种新的协同目标标定板,确定相机的参数,再通过相机标定实验,确定相机的测量比为 0.07251,实现了从图像空间坐标到物理空间坐标的精确转换。其次,将相机拍摄到的图像进行 R 分量的灰度处理、中值滤波处理、GrabCut 背景分割、膨胀处理以及 Canny 边缘检测等一系列预处理。再利用几何关系变换,得到待点胶目标的质心坐标、周长和面积等信息,为后续的路径规划研究提供帮助。

在路径规划方面,针对传统人工智能优化算法在点胶的路径规划中存在收敛速率较低及容易产生局部最优解的问题,提出了一种改进的头脑风暴优化算法用于路径规划,通过改变不同搜索时期的概率阈值和引入 Sine 混沌变异,即可以避免算法产生局部最优解,又提高解的稳定性和可靠性。通过 12 个标准测试函数进行性能测试,结

果表明该算法具有很高的收敛速率，已达到调节全局搜索的能力，证明了改进的 BSO 算法的可行性和优越性。在复杂的实际路径规划的问题中，能够找到全局最优解，相较于 SA 算法、GA 算法和 ACO 算法，该算法的最短路径分别提升了 6.82%、8.91%、6.56%。为了进一步验证改进后算法的可靠性，将改进后的 BSO 算法在两种不同的 PCB 板上进行路径规划实验，结果表明，改进后的算法分别提升 6.15% 和 5.81%。

最后，基于 MATLAB 软件开发了点胶视觉软件系统，实现了对待识别目标的图像采集、图像处理、目标定位、PCB 板路径规划实验等功能。该软件人机界面友好，可以方便专业人员与非专业进行操作，具有较好的实际使用价值。

关键词：点胶系统，图像识别，目标定位，路径规划，头脑风暴算法

RESEARCH ON DISPENSING TARGET RECOGNITION AND PATH PLANNING BASED ON MACHINE VISION

ABSTRACT

The rapid development of machine vision technology has brought revolutionary changes to dispensing processes. Its powerful image processing capabilities enable real-time environmental information acquisition and analysis, providing a basis for the dynamic adjustment of dispensing machines, making intelligent dispensing possible. By integrating advanced algorithms, a smart dispensing system can be constructed to achieve high-precision, high-speed target recognition and path planning. This system adapts to flexible production needs with small batches and multiple varieties. This article focuses on image recognition, positioning, and path planning in dispensing systems.

In terms of image processing, to address the limitations in geometric pose measurement accuracy, an improved target measurement method is proposed by integrating the strengths of geometric pose measurement and calibration board pose measurement. Furthermore, a novel collaborative target calibration board has been designed. The internal and external parameters of the camera are determined using an improved five-ring calibration plate, which further determines the camera's measurement ratio as 0.07251, as well as the precision of converting pixel offsets in images

into actual offsets in the dispensing system. Subsequently, images captured by the camera undergo a series of processing steps, including grayscale processing based on the R component, median filtering, GrabCut background segmentation, dilation processing, and Canny edge detection. Then, the centroid of the minimum bounding rectangle is approximated as the centroid of the target area, thereby obtaining the centroid coordinates, perimeter, and area of the target dispensing point. This integrated solution represents a significant advancement in modern manufacturing technology, highlighting the importance of combining sophisticated image processing techniques and intelligent algorithms to enhance the accuracy and flexibility of dispensing operations.

In terms of path planning, traditional artificial intelligence optimization algorithms used in dispensing path planning face several issues, such as slow convergence speed, a tendency to get stuck in local optima, and sensitivity to parameter selection. This article proposes an improved Brain Storm Optimization path planning algorithm that addresses these problems by adjusting the probability threshold at different search stages and introducing sine chaotic mutation. These modifications prevent the algorithm from getting trapped in local optima and enhance the stability of the solution. The reliability of this improved algorithm was verified through performance tests on 12 standard benchmark functions. The results indicate that the algorithm achieves high

convergence efficiency and effectively balances global and local search capabilities. The shortest path of the algorithm is able to find the globally optimal solution in the problem of complex real-world path planning, and the shortest path of the algorithm is improved by 6.82%, 8.91%, and 6.56%, respectively, compared with the SA algorithm, GA algorithm, and ACO algorithm. In order to further verify the reliability of the improved algorithm, the improved BSO algorithm is subjected to path planning experiments on two different PCB boards, and the results show that the improved algorithm improves 6.15% and 5.81%, respectively.

Finally, the dispensing vision software system is developed based on MATLAB software, which realizes the functions of image acquisition, image processing, target localization, and PCB board path planning experiment of the target to be recognized. The software has a friendly man-machine interface, which can be convenient for professionals and non-professionals to operate, and has good practical value.

Cao Zixu (Mechanical Engineering)

Supervised by Zhao Zhuanzhe

KEY WORDS: intelligent dispensing system, image recognition, target localization, path planning, improved brain storm optimization algorithm

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题来源.....	1
1.2 研究背景与意义.....	1
1.3 机器视觉发展历程及在点胶机上的应用.....	2
1.3.1 机器视觉的发展历程.....	2
1.3.2 视觉位姿测量的研究现状.....	4
1.3.3 机器视觉在点胶机上的应用.....	5
1.4 点胶路径规划的研究现状.....	6
1.5 主要研究内容及章节安排.....	6
第 2 章 视觉系统的硬件选型与相机标定.....	9
2.1 视觉点胶系统的硬件选型.....	9
2.1.1 光源的选择.....	9
2.1.2 工业相机的选择.....	11
2.1.3 工业镜头的选择.....	12
2.2 相机的成像模型.....	13
2.3 相机的畸变模型.....	16
2.4 标定板设计与 RANSAC 椭圆拟合	18
2.4.1 新型标定板设计.....	18
2.4.2 RANSAC 算法及椭圆拟合	19
2.5 相机位姿标定实验.....	20
2.5.1 相机的自标定.....	20
2.5.2 相机标定实验.....	20
2.6 本章小结.....	21
第 3 章 点胶目标的图像预处理.....	22
3.1 点胶目标的灰度化处理.....	22
3.2 点胶目标的降噪处理.....	24
3.2.1 均值滤波.....	24
3.2.2 中值滤波.....	24
3.2.3 高斯滤波.....	25
3.3 图像的背景分割.....	27
3.4 点胶目标的形态学处理.....	28
3.5 图像处理的边缘检测.....	29

3.5.1 Sobel 算子边缘检测	30
3.5.2 Laplacian 算子边缘检测	31
3.5.3 Canny 边缘检测	31
3.6 待点胶目标质心的计算	33
3.7 本章小结	36
第 4 章 基于改进 BSO 算法的点胶路径规划的研究	37
4.1 经典路径规划算法介绍	37
4.1.1 蚁群算法的路径规划	37
4.1.2 遗传算法的路径规划	38
4.1.3 模拟退火算法的路径规划	39
4.2 头脑风暴优化算法的改进	40
4.2.1 头脑风暴概念简介	40
4.2.2 头脑风暴优化算法基本流程	41
4.2.3 改进策略	43
4.2.4 改进的头脑风暴优化算法的实现	46
4.3 改进算法的性能测试	47
4.4 改进的 BSO 算法仿真对比	52
4.4.1 仿真分析——旅行商问题	52
4.4.2 仿真结果分析	54
4.5 改进前后的 BSO 算法点胶路径实验验证	56
4.6 本章小结	57
第 5 章 视觉识别与路径规划系统界面设计与实现	58
5.1 系统需求分析	58
5.2 视觉处理软件设计及应用	58
5.3 点胶路径规划设计	60
5.4 本章小结	61
第 6 章 总结与展望	62
6.1 总结	62
6.2 展望	63
参考文献	64

第 1 章 绪论

1.1 课题来源

本课题来源于企业委托项目——《单螺杆泵智能计量装置集成设计与开发》(HX-2022-09-056)。

1.2 研究背景与意义

随着工业 4.0 概念的普及与智能制造技术的进步,智能化生产成为制造业转型的主要趋势^[1]。在电子制造、汽车制造、医疗设备等众多行业中,点胶工艺^[2]成为不可或缺的一部分,它涉及到将密封剂、粘合剂或润滑剂精确地施加到指定位置。传统的点胶作业依赖于固定模板或者人工操作,这不仅导致生产效率低,而且易产生误差,无法满足现代精密制造的需求^[3]。

近年来,机器视觉技术的迅速发展为点胶工艺带来了革命性的变化^[4,5],机器视觉技术^[6]因其强大的图像处理能力,可以实时获取并分析环境信息,为点胶机提供了动态调整的基础,让智能点胶成为可能。再结合先进的算法可以构建智能点胶系统^[7],实现高精度、高速度的目标识别和路径规划。这种系统不仅能提高生产效率和产品质量,还能降低生产成本,减少人为错误,适用于小批量、多种类的生产需要。点胶过程中路径规划本质上属于旅行商(Travelling Salesman Problem TSP)问题^[8],这种问题不能通过确定的数学公式求出最优解,只能通过启发式算法获得近似解。传统的点胶路径规划中^[9],使用的算法主要包括蚁群算法、遗传算法和模拟退火算法等,蚁群算法虽然鲁棒性好,但收敛速度较慢,遗传算法存在可行解构造困难的问题,而模拟退火算法对参数选择极其敏感,目前点胶机的路径规划主要基于上述几大智能算法。

因此,传统的手工点胶或半自动点胶方式难以满足现代制造业高效生产的需求^[10]。引入机器视觉技术可以大幅提高点胶速度和精度,减少人为误差,从而提高整体的生产效率^[11]。通过精确的路径规划和实时监控,基于机器视觉的点胶系统可以实现更高的点胶精度,确保每个产品的点胶质量一致,从而提高最终产品的质量。虽然引入机器视觉技术的初期投入较高,但长远来看,其带来的高效率和高质量可以减少次品率和材料浪费,降低生产成本。并且,机器视觉的点胶系统可以通过软件调整点胶路径和参数,适应不同产品的生产需求,有较强的灵活

性。机器视觉技术同样是智能制造的重要组成部分，其在点胶机中的应用不仅提升了点胶工艺的智能化水平，也为其他制造环节的智能化提供了借鉴^[12]。图 1-1 为一款常见的点胶机。



图 1-1 点胶机

综上所述，开展关于机器视觉的点胶机路径规划的研究，不仅是适应时代发展的必然要求，也是提高我国制造业水准的有效途径之一。

1.3 机器视觉发展历程及在点胶机上的应用

随着时代的发展，越来越多的行业对点胶精度的要求也变得更高，即便在装备中安装精密的传感器，人类通过眼睛也不能完成高精度的点胶工作。因此，就有学者提出将计算机的功能与人眼相结合，共同完成生产中复杂环境以及较高精度要求的工作场合^[13]，来获取人们需要的目标信息。再利用获得的信息，完成对目标识别与检测等功能。机器视觉系统的特点^[14]在于非接触性测量和适应性强。所以，对于某些恶劣的环境或是人眼难以识别到的视觉场景，通常使用机器视觉技术代替人类视觉；与此同时，在大批量、多批次的生产中，使用人类视觉检测的产品不仅效率低下且精确度不够，而通过机器视觉技术能够极大地提升检测效率。并且，机器视觉便于完成信息化集成，是计算机集成制造的关键技术^[15]。

1.3.1 机器视觉的发展历程

机器视觉技术是一种多个学科的技术的集成，主要包括光学成像、光源照明、

图像处理和通讯等领域。通常，机器视觉系统由光学系统单元、图像采集单元、图像处理单元、控制与反馈单元及人机交互界面等五个主要的模块共同组成^[16]。机器视觉系统通过工业相机、工业镜头和光源来采集各个工业生产过程中的图像目标，通过图像采集卡将电信号转变为数字信号，再经过处理器对转换的数字信号进行一系列处理，从而获得目标图像的各种信息，再将获得的信息进行整合分析处理，从而控制机器进行工作。

早在 20 世纪 50 年代，科学家们就开始了图像处理的研究，包括图像增强、滤波等基本操作。这些研究为后来的机器视觉奠定了技术基础。在 1963 年，Larry R^[17]在其博士论文中提出了三维物体模型的线框表示法，并开发了一套程序来解析由块状物组成的简单场景，这是早期尝试让计算机理解图像结构的重要工作之一。David M^[18]在 1982 年所出版的书中提出了著名的“Marr 视觉计算理论”，该理论系统地阐述了从原始图像数据到三维形状解释的过程，即通过一系列逐步抽象的阶段实现视觉信息的处理。这一理论框架深刻影响了后续机器视觉的研究方向。之后机器视觉技术进入一个高速发展的阶段，在这时期以美国、德国和日本等为代表的国家在机器视觉领域取得了重大突破，一些国外的机器视觉公司研发了许多优秀的机器视觉系统和软件。如美国国家仪器研发了一款 LabVIEW 软件^[19]，它专为工业自动化设计的机器视觉软件，提供了简单易用的界面和强大的功能。对于机器视觉任务，该软件包含了多种图像处理相关的函数库，还能够与多种硬件无缝集成，适用于快速原型开发和复杂系统的构建。德国的 MVTec 公司研发的 HALCON 软件^[20]，HALCON 软件以其高精度和高速度受到广泛认可，它不仅提供了丰富的图像处理和机器视觉算法库，还可以集成到不同的硬件平台上，成功应用于各种工业自动化场景中。此外，它提供了灵活的接口，允许用户凭借自己的需求定制开发。日本的基恩士(KEYENCE)公司研发的 Vision Systems 软件^[21]，它提供的机器视觉系统通常包括硬件和软件组件，可以简化设置并提高工厂自动化效率，其系统因其易于使用、坚固耐用而受到好评。

我国的机器视觉技术相较于一些发达国家起步较晚，起源于 20 世纪 80 年代的国外技术引进，主要集中在图像处理模块，随着国外半导体产业的引进，完整的机器视觉技术也随之被引入国内。进入 90 年代后，一些高校和科研机构开始开展机器视觉领域的基础研究，并逐步掌握了核心算法和技术。在此期间，机器

视觉的应用还比较有限，主要是在一些制造企业中使用，规模较小。到了 21 世纪初，机器视觉技术开始逐步扩大到医疗器械、食品包装、工业制造等多个领域，随着人工成本增加和制造业升级的需求，机器视觉技术在各种领域得到了广泛应用。随后，机器视觉市场开始进入高速增长期，市场规模逐年扩大，深度学习技术的兴起为机器视觉带来了前所未有的突破，增强了机器对图像的识别精度和理解能力。进入 2020 年后，中国机器视觉技术已经成为工业制造和智能制造的重要支撑，不仅在传统制造业中发挥着关键作用，还在新兴领域如无人驾驶、智能物流等方面崭露头角^[22]。

1.3.2 视觉位姿测量的研究现状

视觉测量是利用计算机视觉技术对物体或场景的形状、大小、位置、姿态等几何特征进行定位测量。通过视觉测量^[23]，可以获取物体或场景的精确信息。视觉测量凭借其独特非接触、响应快以及适应性强等特点，成功应用在工业机器人、医疗服务机器人、装配机器人和分拣机器人等各个领域。按照特征选择的不同，视觉位姿测量技术被划分为针对合作目标及非合作目标的测量方法^[24,25]。目前，基于合作目标的测量方法是最广泛和成熟^[26]。然而，这种方法在实际应用中，通常需要高精度的标靶或是高精度的光学系统来实现高精度测量，这极大地限制了视觉测量的适用范围^[27]。

视觉测量方法在众多领域中得到了广泛应用，为了有效提取靶标上的图像特征，提高特征点坐标提取的精度以及实现物体位姿的高精度测量显得尤为重要。目前，已有不少学者针对机器视觉目标位姿进行研究。李瑞峰等^[28]开发了一种基于机器视觉的对接系统，并提出了一种使用单目视觉系统测量大型舱段位姿测量方法；Cui J 等^[29]针对透视投影变换过程中的空间圆标记中心偏差问题，提出一种基于解析几何和空间透视理论精确定位真实投影中心的新方法，该方法能够实现空间圆形目标的实际投影点精确定位，具有良好的鲁棒性；Xu S 等^[30]使用平移平面物体代替 3D 靶标进行相机标定，建立了一种倾斜校正模型，来校正由于安装不精确而产生的误差，增加标定精度；Wang Y 等^[31]为了解决姿态测量中的相机失真问题，提出一种用于姿态测量的新型相机标定方法，结果表明所提方法具有相当的精度和可靠性。其他经典的标定方法有：1987 年 Tsai^[32]和 1998 年张正友^[33]提出的两种标定方法。尽管视觉测量技术已经取得了重大进展，但在计算复杂度与实时性、标定误差与精度限制以及环境依赖性等方面仍有待进一步研究

和发展，以克服当前存在的限制并提升其适用性和可靠性。

1.3.3 机器视觉在点胶机上的应用

随着机器视觉在各个领域的广泛应用，有效提取待点胶目标的特征信息，实现对工件或基板上点胶位置的精确识别极其重要^[34]。目前，已有不少学者针对机器视觉技术在点胶机上的应用进行研究。

广州大学的贺香华等^[35]针对现有点胶技术检测价格高、速度慢的问题，开发了一种利用视觉识别进行点胶质量检测的方案。该方法能迅速、准确的判别出胶体是否合格，并针对不合格胶体进行类型判断，精准率超过了 90%，能够符合工业生产的要求。广州工业大学的吴嘉毅等^[36]为解决手机屏幕点胶时定位机构复杂的问题，开发了一套机器视觉检测系统，用于实现屏幕点胶过程中的定位与校准功能。实验结果表明该方法能够实现精准定位，再利用运动控制系统的配合，达到了精准点胶的效果。江西理工大学的代海东等^[37]为解决人眼检测点胶质量时劳动强度高和检测效率不理想的问题，设计了一种图像处理算法提取点胶的目标特征，这一方法实现了快速且精准的点胶质量测量，极大地提高了目标检测的精度。戴白杨等^[38]针对纳米晶汽车共模电感由于点胶质量不佳引起装置粘结不牢的情况，提出了一种通过视觉测量胶体面积来判断胶液质量的新系统。该方法使得纳米晶汽车共模电感的产品质量有了大幅度的提高。Jae S H 等^[39]设计并实现了一种基于机器视觉的高效检测平台，可以实时检测 LED 芯片封装上的胶体形状。Huang B 等^[40]针对中小型电子企业手工和半自动点胶过程中存在的生产效率低、点胶定位误差大等问题，以 PCB 板为研究对象，提出了一种基于视觉定位的全自动点胶方法。该方法满足点胶的质量要求，同时满足点胶质量的方法有效提高了点胶精度和效率。

根据以上分析，机器视觉技术已被应用在视觉点胶的多个方面。并且，在点胶机中的应用极大地提升了点胶的精度、效率和自动化水平。然而，在这一领域依然存在一些不足，主要体现在以下几个方面：现代点胶设备已经能够实现高精度点胶，但在复杂几何形状或微小特征上的点胶仍可能遇到挑战，如在非常精细的电子元件上进行点胶时，可能会出现位置偏差。其次，在光线变化大、背景复杂或者工件表面反射率差异大的环境下，机器视觉系统可能难以准确识别。因此，如何有效地结合深度信息来提高目标识别和定位准确性是一个重要的研究方向。

1.4 点胶路径规划的研究现状

点胶路径规划属于 TSP 问题，针对 TSP 问题的求解方法通常分为精确算法和启发式算法两类。在处理目标点数量较少的问题时，精确算法能够高效的找到最优解；然而，在面对目标点数目较大的问题时，往往没有精确解，这时就会使用启发式算法进行求解。尽管使用启发式算法不一定能找到全局最优解，但在实际应用中往往能在较短时间内给出足够好的近似解。

江南大学的张铁虎等^[41]针对点胶路径规划问题，提出一种 ACO-PSO 算法，通过实验证明，该算法可以极大地提升点胶的速度和效率；南京工业大学的圣文顺等^[42]为了解决蚁群算法在求解旅行商问题时面临的参数敏感性和易于产生局部最优的问题，设计了一种名为 ACAG 的算法，该算法性能显著好于传统方法；Tian Y 等^[43]提出了一种创新的混合蚁群算法，并引入其他优化策略，用来提高蚁群算法在解决 TSP 问题时的全局搜索性能和收敛速率，他们研究通过融合不同的优化策略，为算法设计和优化提供了新的思路 and 方向；Jaroslav J 等^[44]设计了一种基于采样的规划器，用于解决障碍物间的多目标路径规划问题，研究发现，此方法相较于传统方法可提供更短的路径，进而使 TSP 问题的解决方案的成本减少；Jung S 等^[45]针对无人机和环保型包裹配送服务问题，为解决路径规划效率低下，建立并求解基于遗传算法和粒子群算法的旅行商问题的能量有效和成本竞争的路径规划问题。

尽管在点胶路径规划算法的研究已经取得了一定的进展，但依然存在以下几个方面不足：为了提高生产效率，通常希望点胶过程尽可能快，但这往往会影响点胶的精度。其次，当前的点胶路径规划算法可能对特定类型的工件设计优化得很好，但对于其他类型的设计则表现不佳，需要更加灵活的算法来处理各种应用场景。综上所述，点胶路径规划是为了确保点胶的高效性、准确性和一致性，同时满足特定的应用需求。

1.5 主要研究内容及章节安排

本文研究旨在开发一种基于机器视觉的智能点胶系统，用于自动化点胶过程中的目标识别与路径规划。本文将通过六个章节详细阐述课题的研究内容，总体框架如图 1-2 所示，具体章节安排如下：

第 1 章：介绍课题的来源、研究背景与意义、机器视觉和路径规划算法的研

究现状，并对本文的主要研究内容进行了介绍。

第 2 章：首先对视觉系统的硬件进行选型，确定光源、相机和镜头的型号。再针对现有机器视觉几何位姿测量技术的不足，提出一种结合几何位姿及标定板位姿的机器视觉目标位姿测量方法，并设计一种新型定向标定板，最后对相机进行标定实验，确定相机的测量比 ω 。

第 3 章：介绍将彩色 PCB 上提取待点胶目标信息的过程，包括对其进行单一的 R 分量的灰度转换、滤波处理、图像的背景分割、形态学处理和边缘检测等一系列的图像处理操作。最后，通过边缘信息来计算待点胶目标的质心坐标、周长及其面积等关键参数。

第 4 章：从传统的路径规划算法进行简单阐述，针对传统智能算法存在的不足，提出并实现一种改进的头脑风暴优化算法，在原有基础上进行两处策略改进，并对其进行性能分析，证明在复杂的路径规划的问题中，改进的 BSO 算法可以跳出局部最优解。最后，通过选用两款不同的 PCB 板对改进的 BSO 算法进行仿真验证实验，体现该算法可行性和优越性。

第 5 章：基于 MATLAB 平台开发一款视觉识别与路径规划的系统界面，该软件主要有图像采集、图像处理、目标定位、路径规划等功能。实现对图像目标点识别、定位以及路径规划等功能，具有较好的实际使用价值。

第 6 章：对本文的研究成果和创新方面进行了全面而细致的总结，同时，也对后续将要展开的工作做出规划与展望。

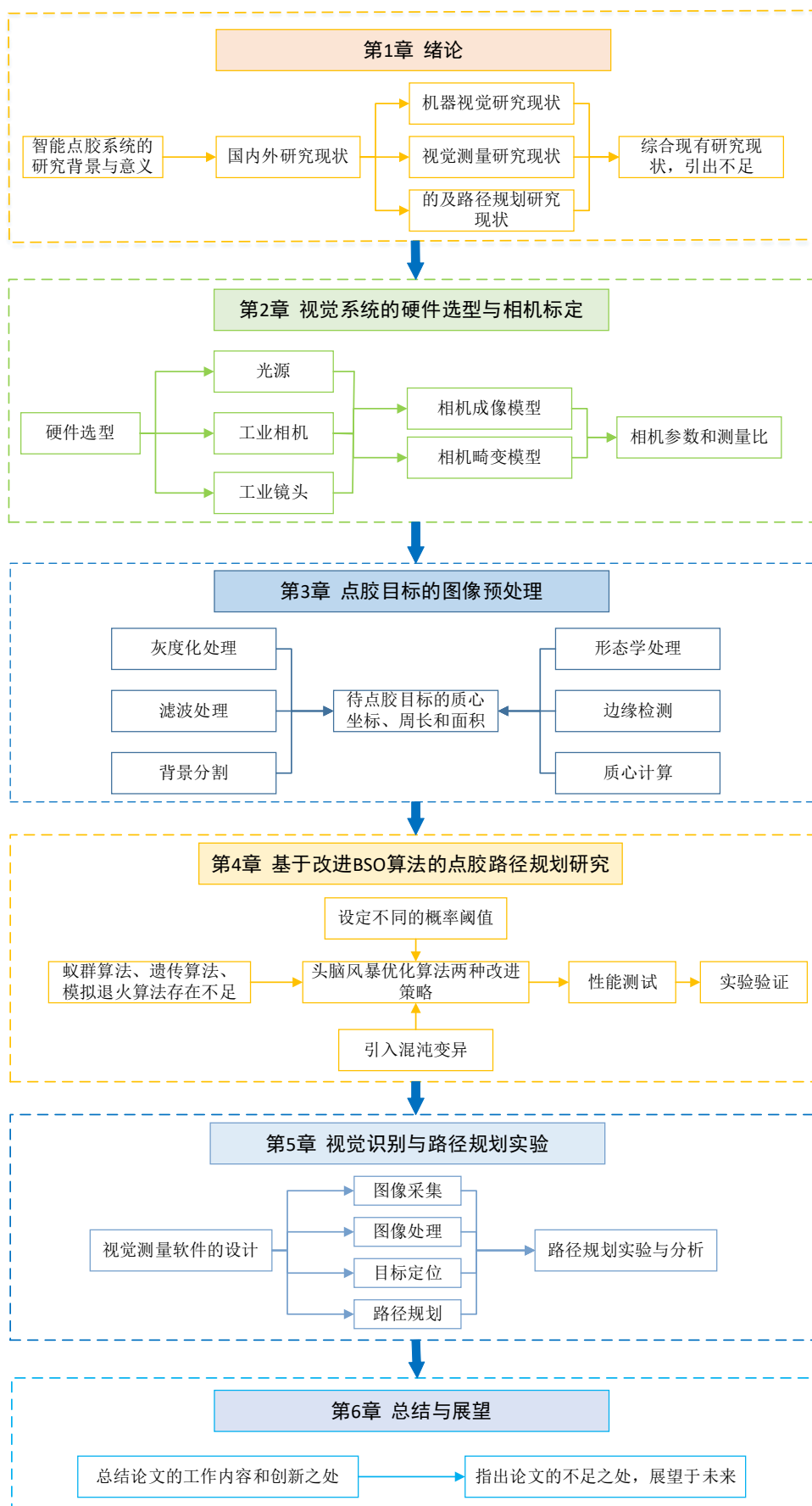


图 1-2 论文总体结构

第2章 视觉系统的硬件选型与相机标定

视觉系统识别的目标信息无法直接用于点胶控制系统，需先通过坐标转换将像素坐标转为世界坐标，才能在点胶系统中执行操作。

2.1 视觉点胶系统的硬件选型

点胶视觉的硬件部分由光源、工业相机、镜头、图像采集卡和计算机组成，它们之间的关系如图 2-1 所示。为清楚的呈现待点胶目标的信息，选择合适的光源至关重要，这能有效提升目标区域与周围环境的对比度，并确保光线均匀照射到目标图像上。其次，工业镜头将目标图像精确地投射到工业相机的感光元件上，该元件进而把接收到的光信号转换为数字信号。接着，这些数字化的信息经由图像采集卡或者数据线传送到计算机中，系统会提取出所需的待点胶目标的相关信息，并在用户界面上呈现出来。随后，这些关于点胶目标的信息会被传递给点胶控制系统，为其提供包括运动位置坐标在内的关键参数，用于进行实际的点胶操作。

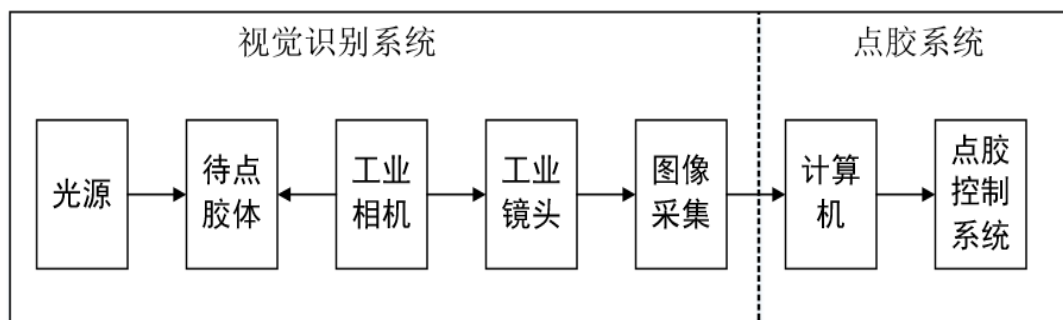


图 2-1 点胶系统的关系

2.1.1 光源的选择

光源的正确选择，不仅直接影响采集图像的质量，还对图像处理的结果起着决定性作用^[46]。一般工业生产中，存在着某些不确定的因素，所以，为确保采集到的目标图像和质量，选择合适的照明光源非常重要。在挑选光源时，应尽可能增加点胶目标与背景之间的对比效果。视觉识别系统的光源选择可以归纳为以下三点：

- (1) 光源应具有良好的均匀性，避免图像中出现亮斑或暗斑，影响图像质量。
- (2) 光源应具有良好的稳定性，避免因光源波动导致图像质量下降。
- (3) 光源亮度应足够高，以确保相机能够清晰地捕捉到图像细节；同时，亮

度应可调，以适应不同的拍摄环境和需求。

现有的工业相机光源主要有三种，分别为环形光源、条形光源和同轴光源，三种光源的优点和适用场合如表 2-1 所示。对比它们的适用条件并且满足上述三点要求，并满足公司生产需求，其中环形光源的光线可以从多个方向照射，能够减少阴影，提供均匀的照明效果，有助于提高图像的对比度，并且适用于电路板的检测。因此，选择环形光源作为点胶系统的实验光源，尺寸为 $\Phi 15\times 18\text{ cm}$ ，光源的亮度可以根据环境进行调节，如图 2-2 所示。

表 2-1 三种常见光源及特点

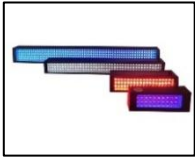
光源类型	优点	应用场合	样式
环形光源	光线从多个方向照射，能够减少阴影，提供均匀的照明效果，有助于提高图像的对比度。	适用于需要均匀照明的场景，如表面缺陷检测、电路板检测等。	
条形光源	光线集中在一条直线上，能够提供高亮度的线性照明，适合需要线性光源的场景。	适用于线性检测，如印刷品检测、条码识别等。	
同轴光源	光线通过同轴镜头照射，能够减少表面反射带来的干扰，提供均匀的照明效果，有助于提高检测精度。	适用于表面反射检测，如金属表面检测、镜面检测等。	



图 2-2 环形光源

2.1.2 工业相机的选择

工业相机在现代工业生产中具有重要作用，它们通常具有高分辨率，可以捕捉到细微的细节，适用于精密检测和测量；能够以高帧率拍摄，适用于快速运动物体的检测和分析；并且设计坚固，能够在极端的工业环境中正常工作；能够依据具体的应用需求进行调整，适合各类工业场景；能够在高对比度环境中捕捉到更多细节，适用于复杂光照条件下的检测。

按照传感器类型进行区分，工业相机一般被分成 CCD 相机和 CMOS 相机两种^[47]。CCD 相机的原理是通过光电转换将光信号在传感器中转变为电信号，随后这些电信号会被传输到放大器进行增强处理，电信号接着被送入模数转换，在这里电信号被转换为数字值，最后，数字化的图像数据会经过进一步的处理，并被保存为图像文件。而 CMOS 相机在采集光信号的过程中直接获取电信号，不同于 CCD，CMOS 传感器通常在每个像素或每行像素旁边集成有放大器，电信号被进行直接放大并转变为数字信号，这种设计让 CMOS 传感器可以减少噪声并且提高了速度，数字化的图像数据可以直接从传感器读取，不需要像 CCD 那样先转移电荷再统一转换。最后，图像数据会经过进一步的处理，并保存为图像文件。

二者相比较，CCD 相机的灵敏度高、噪点低，而 CMOS 相机的数据读取速度快、结构简单以及相对成本较低，因此，CMOS 相机适合长时间连续工作、高速检测和大批量生产。通过对比两种相机的优点以及点胶实际的适用条件，本文点胶视觉识别系统中选择了综合性能较高的 CMOS 相机。根据视野范围、相机与工作平台间的高度，同时结合相机的真实工作状况等条件进行综合考量，最终选择了型号是 MV-CA060-11GM 的 CMOS 的海康威视相机，如图 2-3 所示，它的参数如下表 2-2 所示。



图 2-3 MV-CA060-11GM 工业相机

表 2-2 MV-CA060-11GM 工业相机的主要参数

参数	参数值
传感器类型	IMX178(Sony)
最高帧率	17 fps
像素尺寸	2.4 μm $\times$ 2.4 μm
像素	600 万
分辨率	3072 $\times$ 2048
性噪比	37 dB
相机尺寸	42 $\times$ 29 $\times$ 29 mm
接口	C-Mount
曝光时间	21 μs $\sim$ 1 s

2.1.3 工业镜头的选择

工业相机的镜头是成像系统中的重要组件之一，为工业生产中的检测、测量、识别等任务提供高质量的图像数据支持^[48]。根据光圈类型的差异，工业相机的镜头通常被划分为手动光圈镜头和自动光圈镜头两种。其中，手动光圈镜头需要手动旋转来调整光圈大小，根据拍摄场景的实际条件，自行选择合适的光圈值。自动光圈镜头光圈大小能根据环境光线的变化自动进行调整，通过内置光学传感器，感知光线强度，然后自动控制光圈的扩大或缩小。本文结合实际生产条件，最终本文选用手动光圈镜头，该类镜头具有结构简单、价格便宜、对焦速度快、成像质量稳定等优点。

本文的工业相机与目标图像的工作距离近似 100 mm，即待点胶目标与工业镜头之间的距离，镜头的焦距通过公式(2-1)决定。



图 2-4 MH5028SP 工业镜头

$$f = d_w \times \frac{L_c}{L_c + L_i} \quad (2-1)$$

其中, d_w 为镜头的工作距离, L_c 为相机的尺寸, L_i 为视野大小, f 为焦距的大小。通过计算得出焦距为 26 mm, 最终决定选择最为接近的为 25 mm 的海康威视镜头, 型号为 MH5028SP, 如图 2-4 所示。该镜头具有高分辨率、可靠性高、广泛的工作温度范围、光学性能优越等特点。并且能够与前文提到的海康威视相机的接口相匹配, 该镜头的参数如表 2-3 所示。

表 2-3 MH5028SP 工业镜头相关参数

参数名称	参数值
型号	MH5028SP
镜头焦距	25 mm
光圈孔径	F1.4-16
像面尺寸	Φ9.4 mm
光学畸变	-0.20%
重量	56g

2.2 相机的成像模型

在实现视觉测量的过程中, 对相机的使用需要一个初步的标定过程, 它包括估计将 3D 世界点与其在图像平面上的投影联系起来所需的内在和外参数^[49]。

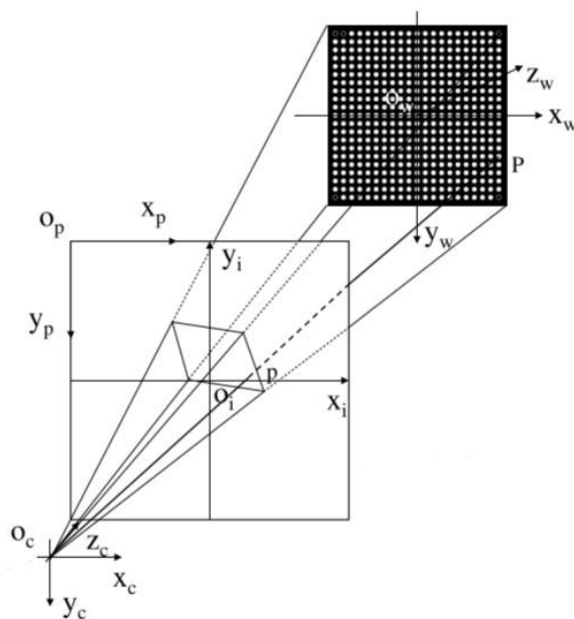


图 2-5 相机成像模型

根据针孔成像模型,相机的成像过程在图2-5中展示,它定义了四个直角坐标系,其中 $o_w - x_w y_w z_w$ 为世界坐标系,世界坐标系对应原点设置在目标中心圆的中心, $o_c - x_c y_c z_c$ 为相机坐标系,其中 z_c 轴与相机透镜的光轴重合。相机坐标系可以设置在世界坐标系中的任意位置,相机的外部参照可以在这两个坐标系之间进行转换; $o_i - x_i y_i$ 是图像物理坐标系,像素的姿态以物理长度表示; $o_p - x_p y_p$ 是像素坐标系,以像素为单位表示。

假设图像上存在点 P ,在像素坐标系中,其 x 轴上的值表示为 u , y 轴上的值表示为 v ,因此,其像素坐标可以表示为 $p^* = [u \ v]^T$,对应的空间点 P 的3D坐标为 $P = [X \ Y \ Z]^T$,两者的卡方表达式为 $p^* = [u \ v \ 1]^T$, $P^* = [X \ Y \ Z \ 1]^T$ 。然后,两者之间的投影关系表示为等式 (2-2):

$$sp^* = A[R|t]P^* \quad (2-2)$$

其中 s 是比例因子; $[R|t]$ 是外部参考矩阵,其作用是实现在世界坐标系和相机坐标系之间的坐标转换,其中 R 是旋转矩阵, t 是平移向量。相机的内部参考矩阵 A 如等式 (2-3) 所示:

$$A = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

其中 (u_0, v_0) 表示图像的主点的坐标, α 、 β 分别表示像素 x_p 轴和在 y_p 轴的方向上的焦距值,并且 γ 是图像元素轴的倾斜因子。

由于世界坐标系现在处于目标比例上, z_w 轴垂直于目标坐标,因此特征点的 z 坐标将全部等于0。对应的三维坐标点可以表示为 $[X \ Y \ Z]^T$,对应的卡方坐标为 $P^* = [X \ Y \ Z \ 1]^T$ 。将旋转矩阵 R 的第一列向量定义为 r_1 ,其可以通过将其代入等式 (2-4) 来表示:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

由于目标本身的特征点都在同一空间平面上，当相机捕获特征点时，空间与图像平面之间存在位置映射关系，即特征点的空间坐标可以通过单应矩阵变换为像素坐标。当单应矩阵定义为 H 时， H 满足等式 (2-5)：

$$sp^* = HP^* \quad (2-5)$$

将上式代入等式(2-4)，可以得到等式(2-6)：

$$H = \lambda A [r_1 \ r_2 \ t] \quad (2-6)$$

由于在卡方坐标中尺度不变性的存在，其产生随机标量 λ 。此时，可以得出 H 是由 $H = [h_1 \ h_2 \ h_3]$ 定义的 3×3 矩阵，代入等式 (2-6)，则有：

$$[h_1 \ h_2 \ h_3] = \lambda A [r_1 \ r_2 \ t] \quad (2-7)$$

旋转矩阵 R 是正交矩阵，它们的 r_1 和 r_2 是标准正交基，两者都相互垂直并且模数为 1，即满足 $r_1^T r_2 = 0$ 和 $r_1^T r_1 = r_2^T r_2 = 1$ ，其可以通过组合等式 (2-7) 来获得：

$$\begin{cases} h_1^T A^{-T} h_2 = 0 \\ h_1^T A^{-T} h_1 = h_2^T A^{-T} h_2 \end{cases} \quad (2-8)$$

因此，获得了关于相机的内部参考的两个基本约束。令

$$B = A^{-T} A^{-1} \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

则有：

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2} & -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{u_0 \beta - v_0 \gamma}{\alpha^2 \beta} \\ -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{\gamma^2 + \alpha^2}{\alpha^2 \beta^2} & \frac{\gamma(u_0 \beta - v_0 \gamma) - v_0 \alpha^2}{\alpha^2 \beta^2} \\ \frac{u_0 \beta - v_0 \gamma}{\alpha^2 \beta} & \frac{\gamma(u_0 \beta - v_0 \gamma) - v_0 \alpha^2}{\alpha^2 \beta^2} & \frac{(u_0 \beta - v_0 \gamma)^2 + v_0^2 \alpha^2}{\alpha^2 \beta^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

其中 B 是可以表示为六维向量的对称矩阵，表示为：

$$b = [B_{11} \ B_{12} \ B_{22} \ B_{13} \ B_{23} \ B_{33}] \quad (2-11)$$

设单应矩阵 H 的第 i 列向量为 $h_i = [h_{i1} \ h_{i2} \ h_{i3}]^T$ ，则有等式(2-12)：

$$h_i^T B h_j = v_{ij}^T b \quad (2-12)$$

则等式 (2-8) 可以被写等式(2-13)的矩阵形式，其中 b 作为未知数。

$$\begin{bmatrix} v_{ij}^T \\ (v_{11} - v_{22})^T \end{bmatrix} b = 0 \quad (2-13)$$

然而，等式 (2-12) 的系数矩阵仅具有两行，需要拍摄 n 个目标来得到 n 个矩阵以及行数为 $2n$ 的系数矩阵。当 $n \geq 3$ 时，可以计算出 6 维向量 B 。因此，为了完成相机标定，至少需要拍摄 3 张图片。此时所形成的方程组可以表示为：

$$Vb = 0 \quad (2-14)$$

V 是一个 $2n \times 6$ 的系数矩阵。

此时，方程 (2-13) 是尺度等价的，即求解 B 乘以任意倍数仍然是正确的解。

因此，由 B 组成的矩阵 B 并不严格满足 $B = A^T A^{-1}$ ，而是存在一个比例因子 λ 满足 $B = \lambda A^T A^{-1}$ 。通过推导，可以从等式 (2-15) 计算所有相机参数。

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha = \sqrt{\lambda / B_{11}} \\ \gamma = -B_{12}\beta / B_{11} \\ u_0 = (B_{13} - B_{12}v_0) / B_{11} \\ \beta = \sqrt{\lambda B_{11} / (B_{11}B_{22} - B_{12}^2)} \\ v_0 = (B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23})(B_{11}B_{22} - B_{12}^2) \\ \lambda = B_{33} - \left[B_{13}^2 + (B_{11}B_{22} - B_{12}^2)(B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23})^2 \right] / B_{11} \end{array} \right. \quad (2-15)$$

对于每个图像，可以通过等式(2-7)和(2-15)计算外部参数 R ， t ，结果如等式 (2-16)所示：

$$\left\{ \begin{array}{l} r_1 = \lambda A^{-1}h_1 \\ r_2 = \lambda A^{-1}h_2 \\ r_3 = r_1 \times r_2 \\ t = \lambda A^{-1}h_3 \end{array} \right. \quad (2-16)$$

其中， $\lambda = 1 / \|A^{-1}h_1\| = 1 / \|A^{-1}h_2\|$ 。

2.3 相机的畸变模型

由于透镜的引入，图像在成像过程中由于光学系统的非理想特性会产生几何失真，理想情况下，透镜能够将光线会聚焦到一点，但在实际中，透镜并非完美球面或非球面，这使得相机的拍摄的图像与理论之间存在误差。如图 2-6 所示，在图像上呈现为不同程度的非线性变形，这种现象被称作几何畸变。本节将主要

介绍径向畸变和切向畸变这两种畸变。

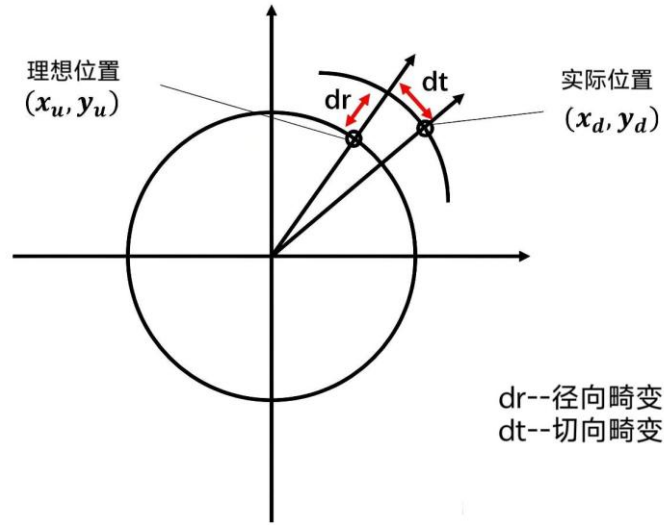


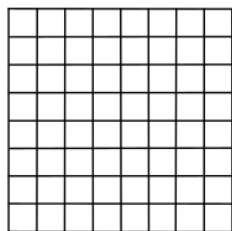
图 2-6 理想位置与实际位置

(1) 径向畸变

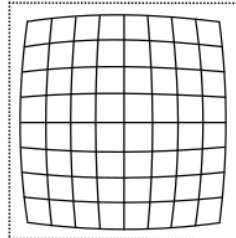
由透镜形状导致的畸变被称作径向畸变,它是因为图像中的点沿通过畸变中心的直线方向发生偏移而形成的,通常靠近图像中点越近,径向畸变程度越小;靠近图像中点越远,径向畸变程度越大。如图 2-7 所示,镜头拍摄的图像的边缘部分向外弯曲的畸变称为桶形畸变,相较于正常图像的边缘向内弯曲的畸变称为枕形畸变,数学模型表达式为:

$$\begin{bmatrix} \delta_{xr} \\ \delta_{yr} \end{bmatrix} = (k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2-17)$$

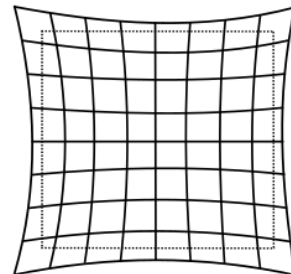
其中, (x, y) 表示理想状态下的坐标位置, δ_{xr} 表示由径向畸变在 x 轴方向上产生的偏移, δ_{yr} 表示径向畸变在 y 轴方向上产生的偏移, k_1 、 k_2 、 k_3 表示相机的非线性畸变参数。



a 正常图像



b 桶型畸变



c 枕型畸变

图 2-7 畸变类型

(2) 切向畸变

切向畸变产生的根本原因在于相机本身存在的缺陷，使得镜头和成像平面未能全部平行。这种畸变可能源于镜头生产以及相机组装过程中的存在偏差，是不可避免的。其数学表达式为：

$$\begin{bmatrix} \delta_{xd} \\ \delta_{yd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_4(r^2 + 2x^2) + 2k_5xy \\ k_5(r^2 + 2y^2) + 2k_4xy \end{bmatrix} \quad (2-18)$$

其中， (x, y) 为畸变点由投影生成的坐标， δ_{xd} 是相机在 x 方向产生的切向偏移， δ_{yd} 是相机在 y 方向产生的切向偏移， k_4 、 k_5 是相机的非线性畸变参数。

综上所述，通过考虑径向畸变和切向畸变，可以得到理论成像点与畸变后成像点的关系，如公式(2-19)所示：

$$\begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{xr} + \delta_{xd} \\ \delta_{yr} + \delta_{yd} \end{bmatrix} \quad (2-19)$$

其中， (x_d, y_d) 是有畸变的成像点坐标。

2.4 标定板设计与 RANSAC 椭圆拟合

2.4.1 新型标定板设计

现有的标定板主要分为棋盘格标定板和圆形标定板。为了进一步提升对目标特征点坐标测定的精度，避免旋转带来的模糊性，本文结合几何位姿测量及标定板位姿测量的优点，设计了一种新的协同目标标定板，如图 2-8 所示，它仅由圆和环形组成。根据五环的特殊位置关系确定目标的近似空间位姿，同时避免了目标旋转 180 度后产生的模糊。根据应用需求，目标易于改装使用，环的相对姿态

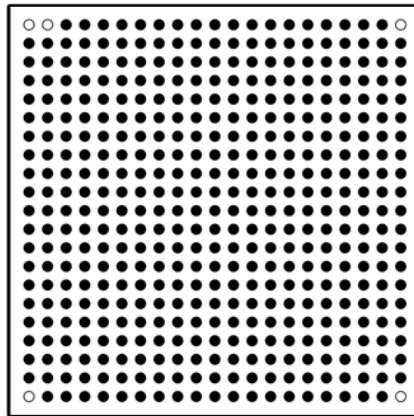


图 2-8 新型标定板

保持不变，相应的排序逻辑可以组合，以兼容不同尺寸的目标特征点。由于使用了点的相对位置关系，因此，该方法具有很高的鲁棒性，标定板的尺寸大小为 $80\text{ mm} \times 80\text{ mm}$ 。

2.4.2 RANSAC 算法及椭圆拟合

在图像匹配阶段，模型参数估计从粗匹配获得的样本集。然而，由于新型标定板并不符合相机图像采集的标准，不能直接确定匹配点，所以需要对标定板进行 RANSAC 椭圆拟合。在椭圆拟合问题中，这表现为在椭圆拟合中从样本集中剔除离散点，这样得到的椭圆方程比直接拟合所有特征点的椭圆模型更符合实际，而且可以减少噪声对目标点坐标中心的干扰，使椭圆模型参数保持更好的稳定性。因此，为了去除样本中的不匹配点，将 RANSAC 算法与最小二乘拟合椭圆相结合，可以用于去除数据集中的离群值或干扰点，从而增强模板匹配的精确性和可靠性。

RANSAC 算法^[50]可以将所有点划分为界内点和界外点。界内点是到模型的距离小于设定阈值的点，而界外点是到模型的距离大于阈值的点，迭代次数设为 100 次，算法过程如流程图 2-9 所示。利用拟合结果求出椭圆方程的关键参数，并计算出椭圆的中心坐标。将圆环的外圆视为椭圆，通过重复上述步骤，可以获得所有的中心点。

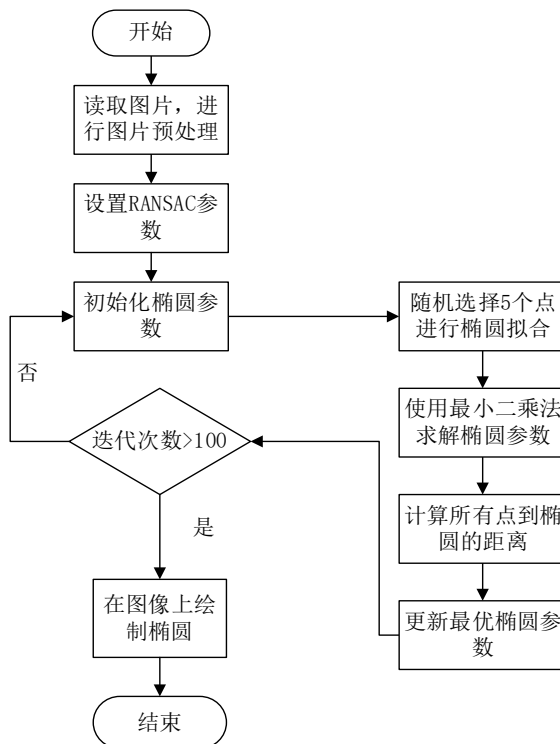


图 2-9 RANSAC 椭圆拟合流程图

2.5 相机位姿标定实验

2.5.1 相机的自标定

传统的相机标定方法一般采用张氏标定方法，相机标定靶标尺度一般采用棋盘靶标。但是，相机与目标的相对位姿关系发生变化后，也会引起相机参数的微小变化，这在通常的测量精度要求低时可以忽略。然而，为了进行高精度测量，必须重新校准相机，每次测量目标发生变化时都要重新校准相机，这种方法比较繁琐。为解决上述问题，结合张氏标定方法，用现有的新型标定板代替原有的棋盘格靶标。在目标移动或测量位姿改变后，只需按照张氏标定方法的操作步骤，对新的合作目标在不同位姿下进行多次拍照，即可完成相机的自标定。

在用合适的姿态安装新的合作目标和相机之后，手动变换标定板的姿态。改变后，在拍摄 25 张或更多照片后提取特征点，通过等式 (2-2)~(2-19) 可以获得相机参数。本文相机标定的参数矩阵、畸变系数和平均像素误差如表 2-4 所示。

表 2-4 相机参数及取值

相机参数	取值
参数矩阵	$A = \begin{bmatrix} 1828.57 & 0 & 545.11 \\ 0 & 1819.34 & 1544.64 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
畸变系数	$[-0.2873 \quad 0.1244 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$
平均误差	0.47189

2.5.2 相机标定实验

利用视觉定位技术定位的图像目标位置是相对于图像中心的偏差，这不能直接应用在点胶视觉识别系统的运动平台上，必须对点胶系统进行标定，并利用该标定结果来驱动点胶机。

相机标定的具体步骤如下：在标定平台上画一个水平直线，并选择几个长度各异的测量件放置在这条线上。随后，用直尺测得这些测量件的实际大小，同时利用工业相机采集其像素大小，用 l_1 代表实际长度， l_2 表示像素长度。最后，通过公式 $\omega = l_1 / l_2$ 得出两者之间的比值(单位为 mm/pix)，计算每个像素对应的实际大小。在点胶视觉系统的相机标定中， ω 决定了图像偏移值能否准确地转换为实际偏移值。所以，为降低测量误差，需进行多次测量并取平均值。实验结果如

表 2-5 所示。

表 2-5 测量比 ω 的结果

实验次数	实际长度(mm)	像素长度(pixel)	测量比 ω	平均值 $\bar{\omega}$
1	3.24	44.48	0.0728	0.07251
2	4.40	60.74	0.0724	
3	5.42	74.78	0.0725	
4	6.16	85.33	0.0722	
5	6.56	90.46	0.0725	
6	8.16	112.37	0.0726	
7	9.77	134.92	0.0724	
8	12.10	166.41	0.0727	
9	13.06	179.86	0.0726	
10	13.80	190.64	0.0724	

2.6 本章小结

本章首先对视觉系统中的硬件进行了选取,确定了光源、相机和镜头的型号。再针对现有机器视觉几何位姿测量技术的不足,提出了一种结合几何位姿及标定板位姿的机器视觉目标位姿测量方法,并设计了一种新型定向标定板,该标定板仅由圆和环组成,具有设计和加工简单的优点,易于适应环境和使用。本文通过将其与张氏标定法相结合来实现相机的自校准,最后对相机进行标定,确定相机的测量比 ω 为 0.07251,确定图像中像素点与目标点之间的比例关系,进而实现了图像坐标与世界坐标之间的准确转换。

第3章 点胶目标的图像预处理

通过对视觉点胶系统硬件的选型并组装，利用相机得到目标图像。此外，为了后续点胶路径规划的准确性，还要从图像中获得待点胶的目标信息，这就需要对图像进行预处理。

3.1 点胶目标的灰度化处理

本文在图像处理时所选择的点胶对象为公司要求的 PCB 板，通过本文设计的视觉识别系统采集到的图像如图 3-1 所示，它是尺寸大小为 $5.2 \times 4.4 \text{ cm}^2$ 的 PCB 板，该 PCB 板上有 73 处待点胶区域，并且这些目标点是随机分布的，以此为例探讨其待点胶区域的图像处理技术。

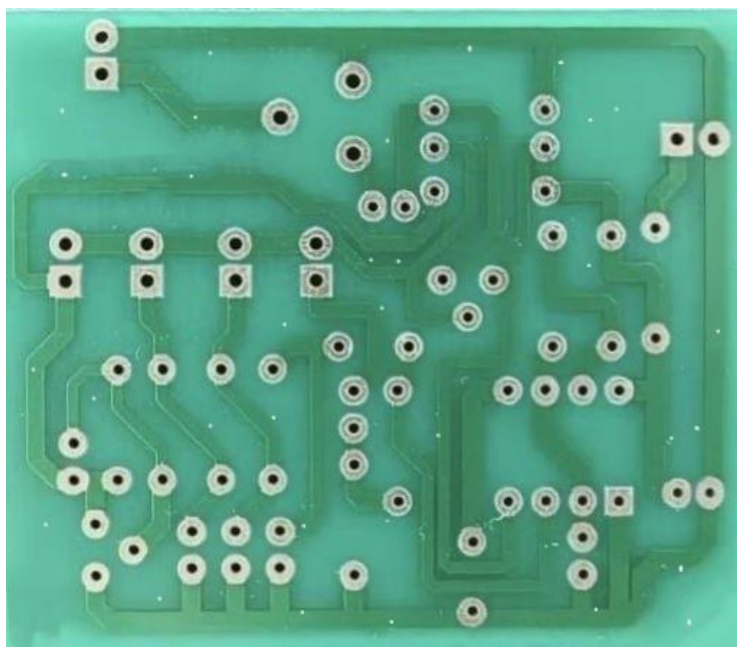


图 3-1 本文使用的待点胶 PCB 板之一

本文的工业相机拍摄的是彩色图像，这些图像占用较大的内存空间，降低了图像测量的运算速率^[51]。因此，首先需要对拍摄到的图像进行灰度化处理^[52]，以减少数据量并简化计算过程，更好地突出显示图像中的结构特征，同时可以帮助去除这些不必要的色彩信息。目前，常见的图像灰度处理技术包括线性变换和非线性变换两类方法。由于线性变换法具有较小的计算量，本文在灰度处理中使用了这种方法。本文使用的线性变换法为加权平均法，它的计算方法的公式如式(3-1)所示：

$$Gray(x,y) = W_R \times R(x,y) + W_G \times G(x,y) + W_B \times B(x,y) \quad (3-1)$$

其中, $Gray(x,y)$ 是点 (x,y) 经过灰度处理的图像像素值, $R(x,y)$ 、 $G(x,y)$ 和 $B(x,y)$ 分别代表该点的红、绿、蓝的分量值。 W_R 、 W_G 和 W_B 表示红、绿、蓝三个分量的系数, 并且 $W_R + W_G + W_B = 1$ 。当 $W_R = 0.299$, $W_G = 0.587$, $W_B = 0.114$ 时, 灰度化操作的图像是人类眼睛看到的最好感受。图 3-2 为灰度化处理后的 PCB 板。

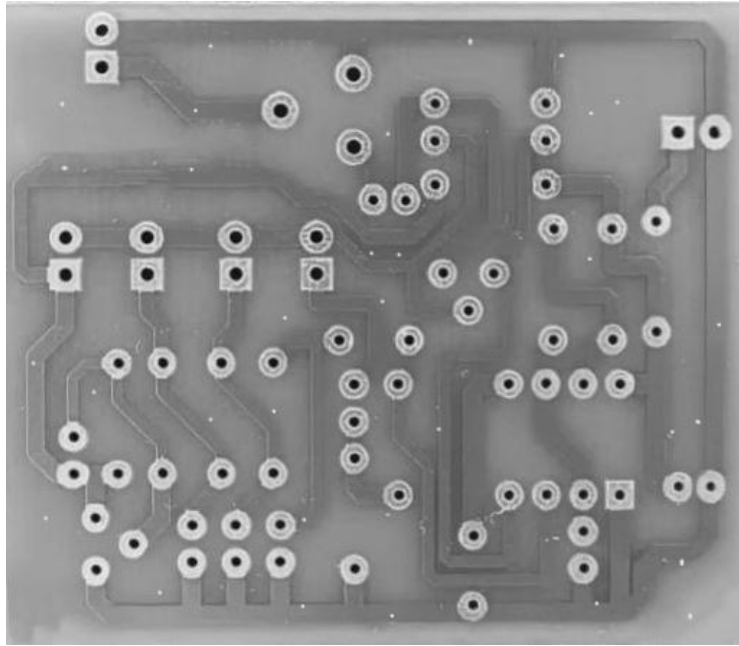


图 3-2 灰度化处理的 PCB 板

如果红、绿、蓝三个分量的系数权值, 能够获得各种线性算法。而单一分量法是将三个分量系数 W_R 、 W_G 和 W_B 中的一个值设置为 1, 其余两个值设置为 0。因此, 相较于加权平均法, 使用单一分量法可以简化算法设计、降低开发难度和成本。使用单一分量法对 PCB 板的原图像进行灰度处理, 生成的 RGB 模型下的单一分量的图像如图 3-3 所示。

从图 3-3 中能够得到, G 分量和 B 分量的目标区域与背景间的边缘特征清晰度较差。而 R 分量中的目标区域与背景间的对比更加强烈, 可以更好地适应本文的点胶目标识别的需求。因此, 为了减少灰度化处理的运算量, 本文采用了单一分量法从 RGB 模式中提取的 R 分量作为灰度化处理的结果。

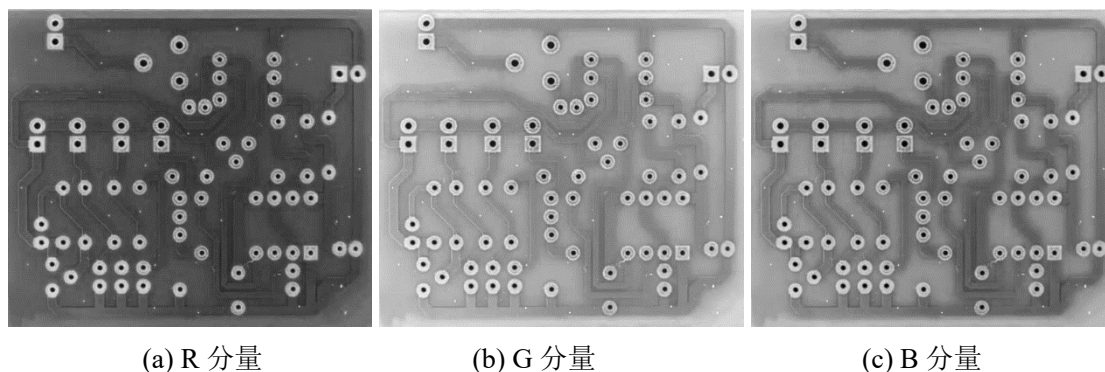


图 3-3 灰度图 R、G、B 分量

3.2 点胶目标的降噪处理

在实际的点胶操作中，镜头表面的灰尘、指纹或其他污染物也会影响光线通过，从而在图像上留下斑点或模糊区域，并且工件表面会附着一下灰尘和杂物，这些情况都会一定程度上影响图像识别和边缘检测，因而需要对其进行滤波处理。在点胶系统的图像处理中实施滤波处理是为了确保最终结果的可靠性、准确性和一致性，在尽可能保留原有轮廓的前提下抑制噪声的产生。本文分别使用均值滤波、中值滤波和高斯滤波三种方法对图像处理，并分析它们的滤波结果。

3.2.1 均值滤波

均值滤波是一种在图像处理中广泛应用的线性平滑方法^[53]。它通过计算周边像素的平均值并用此值代替中心像素，以此实现平滑图像及降低噪声的目的。它的工作原理为选择一个大小为 $m \times n$ 的矩形窗口(通常是奇数尺寸)，该窗口在图像上逐像素移动，对于每个像素位置，均值滤波器会计算其范围内所有像素值的平均值，然后用计算出的平均值替换原有的像素值。其数学表现形式为：

$$F(x, y) = \frac{1}{m \times n} \sum f(x+k, y+l) \quad (3-2)$$

其中， $m \times n$ 为窗口内所有像素的数量， $f(x+k, y+l)$ 表示在窗口范围内每个像素的位置 $(x+k, y+l)$ 上对应的原始图像中的相应像素值， $F(x, y)$ 是使用了均值滤波后，在位置 (x, y) 上的新像素值。

3.2.2 中值滤波

中值滤波是一种图像处理的非线性平滑方法，用于减少图像中的噪声^[54]。中值滤波选择像素值的中位数来替换中心像素值，它的工作原理为选择一个大小为 $m \times n$ 的矩形窗口，该窗口在图像上逐个像素移动，对于每个像素位置，中值

滤波器会先对所有像素值进行排序，再用排序后处于中间值替代原始像素值。如果窗口内像素数量是偶数，则一般采用两个中间像素值的平均值作为新的像素值。其数学表示形式为：

$$F(x, y) = \text{median} \left\{ f(x+k, y+l) \middle| k = -\frac{m-1}{2}, \dots, \frac{m-1}{2}; l = -\frac{n-1}{2}, \dots, \frac{n-1}{2} \right\} \quad (3-3)$$

其中， k 和 l 分别是相对于中心像素 (x, y) 的偏移量， k 的范围是从 $-\frac{m-1}{2}$ 到 $\frac{m-1}{2}$ ，确保窗口在水平方向上对称分布， l 的范围是从 $-\frac{n-1}{2}$ 到 $\frac{n-1}{2}$ ，确保窗口在垂直方向上对称分布， $f(x+k, y+l)$ 表示在窗口范围内每个像素的位置 $(x+k, y+l)$ 对应的原始图像中的像素值。 $F(x, y)$ 是运用了中值滤波后，在位置 (x, y) 上的新像素值。

3.2.3 高斯滤波

高斯滤波是一种线性平滑方法，主要目的是降低图像噪声，同时尽量保持边缘信息^[55]。它通过应用一个二维高斯分布作为权重函数对邻域内的像素进行加权平均，使得更接近中心像素的点被赋予更高的权重。它的工作原理为：首先，构建一个二维高斯核，其大小通常也是奇数尺寸，高斯核中的每个元素根据二维高斯函数计算得出，该函数的形式如式(3-4)所示。为了确保滤波后的图像亮度不会发生显著变化，通常会对高斯核进行归一化处理，即所有元素之和等于 1。再将高斯核对图像进行卷积处理，即将高斯核覆盖在图像的全部像素上，并用高斯核中的权重对窗口内的像素值进行求和，最后将结果赋给中心像素。其数学表达式如式(3-5)所示。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3-4)$$

$$F(x, y) = \sum_{k,l} f(x+k, y+l) \times G(x, y) \quad (3-5)$$

其中， x 和 y 是相对于中心像素的位置偏移， σ 是标准差，它决定了高斯分布的扩散程度。 $G(x, y)$ 是高斯核中对应的权重值， $f(x, y)$ 表示原始图像在坐标 (x, y) 处的像素值， $F(x, y)$ 是运用了高斯滤波后，在位置 (x, y) 上的新像素值。

为了选择合适的图像滤波方法,本文使用了均值滤波、中值滤波和高斯滤波三种技术,分别对 PCB 板的 R 分量灰度图进行处理。在滤波过程中,较大尺寸的滤波器模板可以更好地减少大面积噪声,但也会使图像丢失部分细节和边缘信息。因此,结合本文主要产生的噪声,本节将滤波器模板尺寸设定为 5×5 ,并将模板中心点的坐标设为 $(1,1)$ 。将图 3-3 中的已经灰度处理的 R 分量图进行滤波。使用这三种滤波方法的效果如图 3-4 所示。

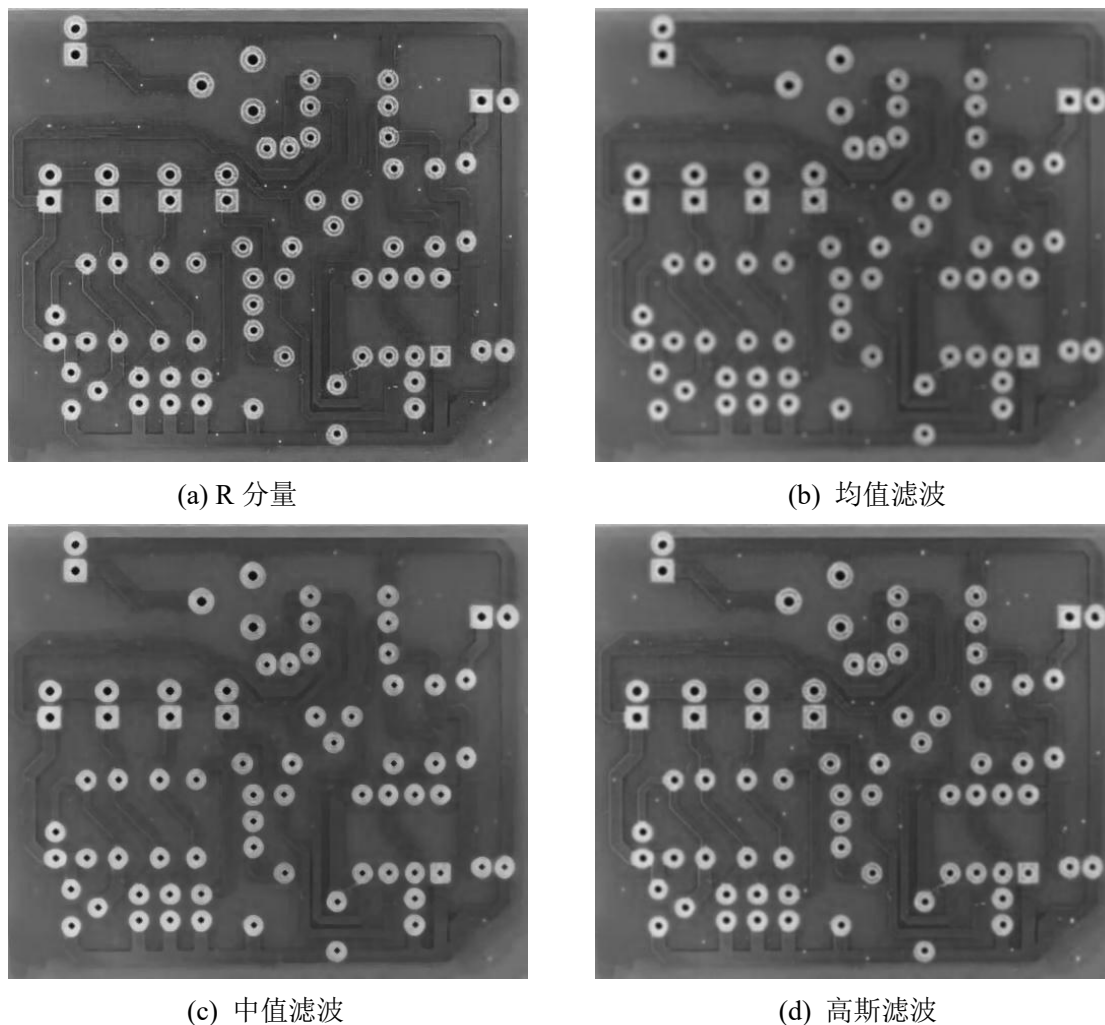


图 3-4 R 分量与三种滤波处理结果图

从图 3-4 中可以得出,三种滤波方法均有效地去除了 R 分量灰度图中的噪声,并使图像产生了模糊效果。均值滤波造成的模糊最为显著,导致边缘信息缺失最为严重。相较于均值滤波,中值滤波能更好地保留图像中的边缘细节,避免了显著的模糊效应,减少了边缘信息的丢失。高斯滤波处理结果介于均值滤波与中值滤波之间。综上所述,本文使用中值滤波对灰度图像进行滤波操作。

3.3 图像的背景分割

图像的背景分割是计算机视觉和图像处理中的一个关键步骤，其目的是把待处理的对象从复杂的背景下提取出来，便于进一步分析或处理，通过去除不必要的信息，可以减少计算量并提高处理效率，清晰的背景分割有助于提高目标边缘检测的准确性。本文的背景分割方法选择二值化处理和 GrabCut 算法进行对比。

其中，传统的背景分割为图像阈值化处理，主要用于处理特征目标与背景间对比强烈的灰度图^[56]。通过定义一个阈值，把图像分成两个部分：高于阈值的区域作为前景，低于阈值的区域作为背景。即通过增强图像中目标特征与背景间的对比度，精简后续图像处理流程。但图像中的随机噪声可能会被误认为是前景对象的一部分，尤其是在低对比度区域；并且在光照条件变化较大的情况下，固定的阈值可能无法适应，导致分割结果不准确，即使是轻微的阴影也会影响阈值的选择。

然而，GrabCut 算法是一种用于图像背景分割的技术，尤其擅长从复杂背景下提取前景对象^[57]。GrabCut 算法的核心是能够能量最小的分割。它首先通过矩形框初始化前景和背景的区域，再使用高斯混合模型(GMM)对这两部分的颜色分布进行建模。算法步骤如下：

- (1) 对矩形框内和矩形框外的像素进行 GMM 建模。
- (2) 通过建立的高斯混合模型，计算图像中每个像素属于前景和背景的概率。
- (3) 根据计算出的概率，对图像中的每个像素进行分类。如果某个像素属于前景的概率高于背景，则将其标记为前景；反之，则标记为背景。
- (4) 重复执行计算像素概率和更新分割结果的步骤，直至分割结果稳定或达到设定的最大迭代次数为止。

在迭代过程中，算法会不断更新每个像素为前景或背景的概率，以及高斯混合模型的参数，从而逐渐优化分割结果。此外，GrabCut 还支持用户交互，允许用户对分割结果进行编辑和优化。图 3-5 中(a)、(b)分别为使用阈值化处理和 GrabCut 算法处理的背景分割图。

从图 3-5 中的(a)可以清楚阈值化处理后,所需的点胶目标与背景有强烈的色彩差异,但是图像上方背景对象被误认为是前景的一部分,忽略了邻域内的结构和纹理信息,因此在丢失一些点胶目标图像边缘的细节。在图 3-5 的(b)中, GrabCut 算法处理比阈值化处理的背景更加强烈,该方法通过迭代优化不断改进分割结果,很好的处理复杂的背景和前景边界,即使在低对比度区域也能保持良好的前景效果,很好的保存了所需目标的边缘轮廓。所以,本文使用 GrabCut 算法处理作为背景分割方法。

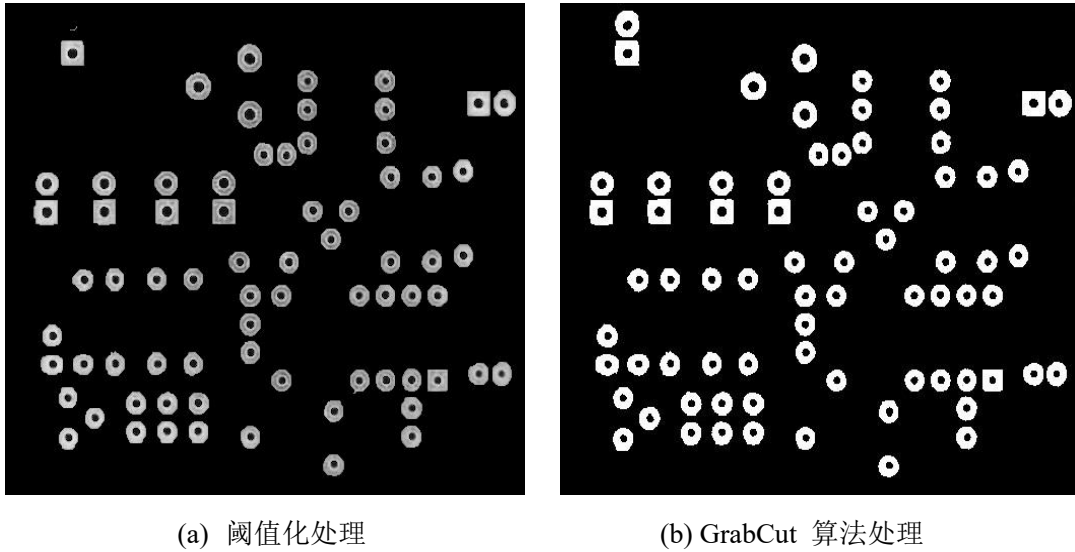


图 3-5 两种背景分割

3.4 点胶目标的形态学处理

背景分割后的图像中,待点胶区域会包含大量空洞。为了确保边缘检测的精确性,还需对这些分割后的图像实施形态学处理,其目的在于填补特征目标中的空洞,以便于之后的边缘和轮廓特征提取。图像形态学处理主要有膨胀和腐蚀两种形式^[58]。

膨胀是通过在图像中移动一个结构元素,并在每个位置上根据某些规则来修改图像像素值的过程。具体而言,这一过程是利用结构元素在整个图像上移动,并通过一个指定大小的卷积核 N 来对图像 M 进行卷积操作。通常卷积 N 为矩形,中心为基准点。膨胀是将图像 M 在卷积 N 中从左到右移动,并求取像素的最大值,利用最大值替换中心点的像素值。对于一个给定的图像 M 和结构元素 N ,膨胀操作可以用公式(3-6)描述:

$$M + N = \{z | (N_z) \cap M \neq \emptyset\} \quad (3-6)$$

腐蚀是膨胀的逆向处理，通过将结构元素应用于图像来减少亮区的大小，其主要目的是去除小的物体、细化对象以及分离紧密接触的对象。腐蚀处理是将图像 M 在卷积 N 上从左到右移动，每次移动后用卷积核 N 覆盖区域内的最小像素值，并替换卷积核中心点的像素值。对于一个已知的图像 M 和结构元素 N ，腐蚀处理可以用公式(3-7)描述：

$$M - N = \{z | (N_z) \subseteq M\} \quad (3-7)$$

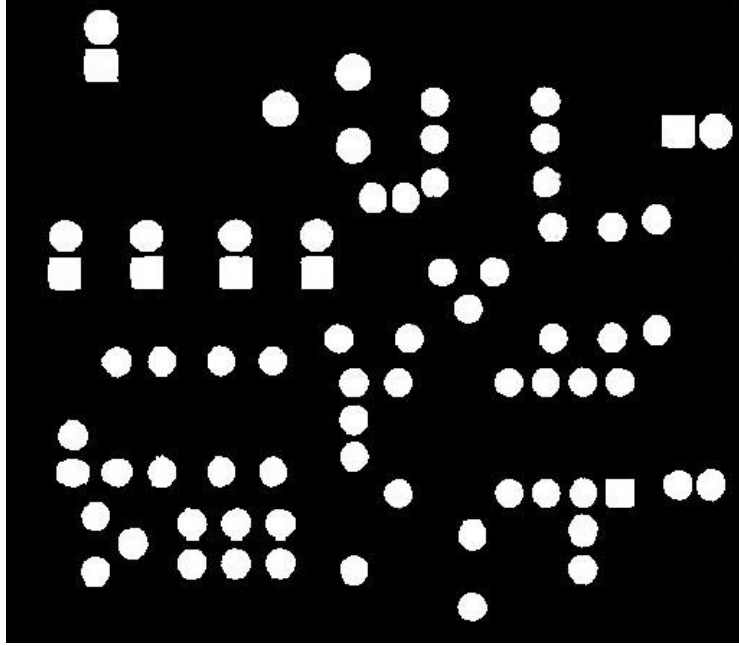


图 3-6 膨胀处理

为了消除图像上的空洞，简化后续图像处理中的边缘检测步骤，所以本文使用膨胀操作对图像进行处理。本文膨胀处理所使用的矩阵为

初始位置设为(1,1)。通过膨胀操作处理的结果如图 3-6 所示，从图中可以看出，处理后的目标区域空洞已被完全填充，并突出了目标与背景的差异，为后续边缘检测或轮廓提取提供了便利。

3.5 图像处理的边缘检测

边缘检测的核心思想是识别图像中像素值发生剧变的区域来定位边缘。具体来说，边缘检测算法会识别灰度值发生突变的位置，即梯度较大的地方。常见

的检测算法有 Sobel 算子、Laplacian 算子和 Canny 边缘检测，它们的区别在于使用的卷积模板有差异。

3.5.1 Sobel 算子边缘检测

Sobel 算子^[59]是一个离散差分算子，利用差分值计算像素梯度。图 3-7 展示了 Sobel 算子分别在 x 方向和 y 方向的滤波器。

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) x 方向滤波器

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b) y 方向滤波器

图 3-7 Sobel 滤波器

通过卷积运算获得图像在 x 方向和 y 方向的梯度幅值 G_x 、 G_y ，其中 G_x 、 G_y 可分别由式(3-8)、(3-9)运算获得。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} f(x, y) \quad (3-8)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} f(x, y) \quad (3-9)$$

其中 $f(x, y)$ 表示原始图像。

由公式(3-8)、(3-9)可以推导出像素点的梯度值 G 为：

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3-10)$$

梯度方向 θ 为：

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3-11)$$

Sobel 边缘检测方法主要步骤如下：

- (1) 根据公式(3-8)、(3-9)分别计算得到图像在 x 方向和 y 方向的像素值；
- (2) 利用公式(3-10)推导出像素点的梯度值 G ；
- (3) 将每个像素的梯度值 G 与预设的阈值进行对比，超过该阈值的像素被作为边缘。

Sobel 算子结构简洁，易于实现且运算效率高。除了检测边缘外，还能给出边缘的方向信息，这对于某些应用场景非常有用。但 Sobel 算子在定位上精度相对较低，特别是对于细小或模糊的边缘，可能会产生伪边缘的现象。

3.5.2 Laplacian 算子边缘检测

Laplacian 算子^[60]是图像处理中另一种常用的边缘检测工具，它基于二阶导数的概念来识别图像中的边缘。与 Sobel 算子等基于一阶导数的技术不同，Laplacian 算子通过寻找亮度变化的零交叉点来定位边缘。Laplacian 边缘检测利用卷积运算得到原始图像位置处的梯度幅值 G ，如公式(3-12)所示。

$$G = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} f(x, y) \quad (3-12)$$

Laplacian 边缘检测方法主要步骤如下：

- (1) 将图像转换为灰度图，并使用 Laplacian 滤波器以减少噪声。
- (2) 使用定义的卷积核对图像进行卷积，计算每个像素点的 Laplacian 值。
- (3) 根据 Laplacian 值的符号变化来确定边缘位置。
- (4) 为了突出明显的边缘，可以对结果进行阈值化处理。
- (5) 将计算得到的边缘可视化。

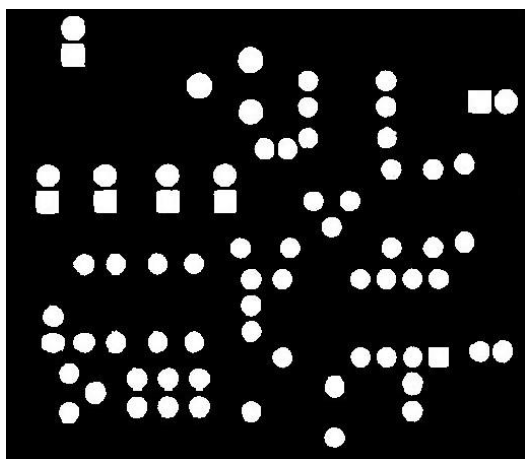
Laplacian 算子能够捕捉到图像中的细微改变，适用于检测锐利的边缘。但是，相比于 Sobel 算子，Laplacian 算子只是提供了图像边缘的位置信息，而没有提供图像边缘的方向信息。并且，对于较宽的边缘，Laplacian 算子可能会在边缘两侧都检测到响应，导致“双边缘”现象。

3.5.3 Canny 边缘检测

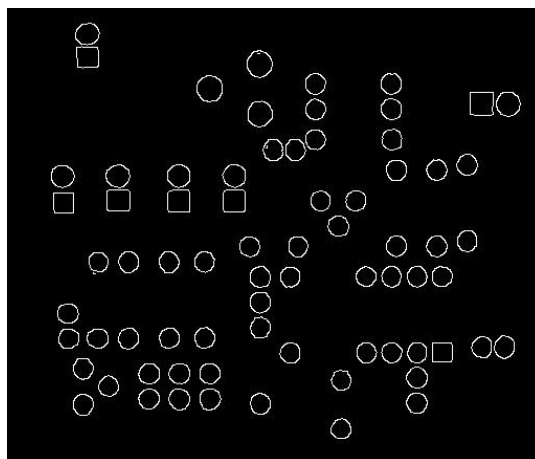
Canny 边缘检测^[61]是图像处理和计算机视觉中一种使用广泛且效果良好的边缘检测算法，旨在通过多阶段的过程找到图像中的“理想”边缘。Canny 边缘检测不仅能够检测出连续且清晰的边缘，还能有效地减少噪声的影响。它的实现步

骤如下所示：

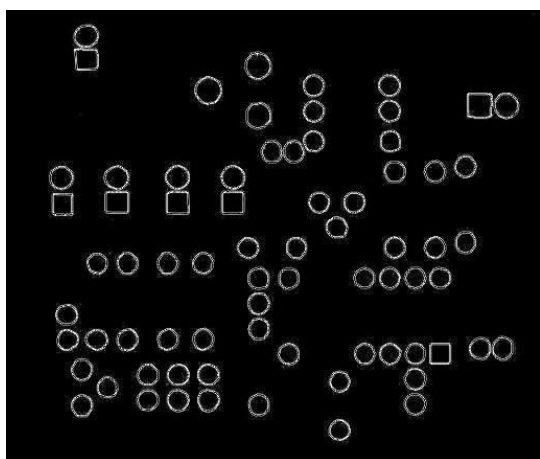
- (1) 使用高斯滤波器对图像进行平滑处理以抑制噪声。
- (2) 利用 Sobel 算子来计算 x 方向和 y 方向的梯度分量 G_x 、 G_y ，然后根据这些分量计算梯度幅度 G 和方向 θ 。
- (3) 对于每一个像素点，检测梯度方向上的邻域像素。若像素不是局部最大值，则其梯度设置为 0。
- (4) 设定两个阈值：高阈值和低阈值。大于高阈值的像素被视为强边缘，小于低阈值的被忽略，处于两阈值之间的像素则需进一步处理。
- (5) 对于那些介于高低阈值之间的像素，只有当它们连接到一个强边缘时才会被视为有效边缘。通过这一步可以有效地去除孤立的弱边缘响应。



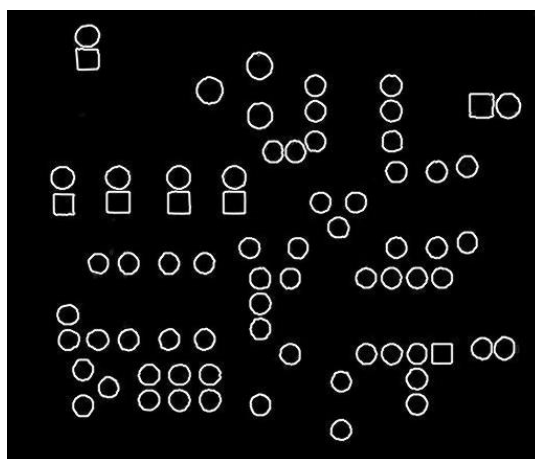
(a) 目标原图



(b) Sobel 算子



(c) Laplacian 算子



(d) Canny 边缘检测

图 3-8 图像边缘检测

本文使用 Sobel、Laplacian 和 Canny 对图像进行边缘检测的结果，如图 3-8

所示。利用 Sobel 算子进行边缘检测的形成的边缘不平滑，并且轮廓中间产生了噪声。而 Laplacian 算子受到噪声的影响，产生了伪边缘，对于较宽的边缘，在边缘两侧都检测到响应，导致“双边缘”现象。对于 Canny 边缘检测，不仅解决了 Sobel 算子轮廓检测中产生的噪声问题，并且通过双阈值和滞后阈值化的结合确保了边缘的连续性和完整性。因此本文选择 Canny 边缘检测作为 PCB 板的轮廓检测方法。

3.6 待点胶目标质心的计算

通过上述步骤对 PCB 板处理后，本文将进一步计算出全部待点胶区域的质心坐标^[62]，再通过 Canny 边缘检测识别出的轮廓信息，确定每个待点胶区域的周长和面积的信息。

要精确地定位待点胶目标，必须计算出每个特征目标的质心坐标。本文使用最小外接矩形的质心坐标作为目标质心坐标的近似值。质心坐标的计算方法如图 3-9 所示，其中 A 和 B 为外接矩形的长和宽， θ 为水平轴与外接矩形第一条边的夹角， P_0 、 P_1 、 P_2 和 P_3 是外矩形的四个坐标。首先确定最小外接矩形与图像水平轴之间的夹角，再基于四个坐标点计算最小外接矩形的质心坐标。再分别计算每个待点胶区域的面积和周长，并统计这些区域的数量。所有目标点计算结果见表 3-1。

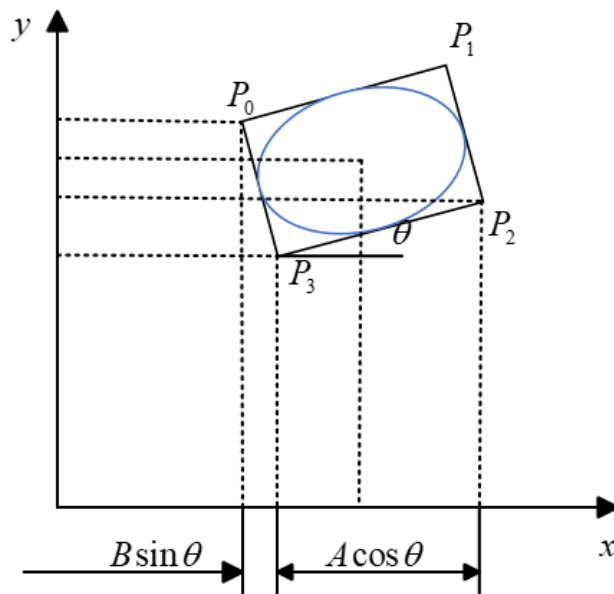


图 3-9 质心计算的原理图

表 3-1 待点胶目标的信息

目标区域	质心坐标(pix)		周长(pix)	面积(pix)
	x	y		
1	106.86	321.30	134.95	1446.00
2	108.69	372.14	146.77	1456.00
3	116.80	583.48	120.81	1172.00
4	118.51	631.38	120.65	1163.00
5	146.00	688.62	120.99	1167.00
6	146.07	757.51	122.29	1209.00
7	154.29	50.47	136.29	1462.00
8	154.81	94.94	150.27	1578.00
9	174.22	630.97	123.57	1183.00
10	175.34	485.38	115.13	1079.00
11	194.58	722.33	117.94	1102.00
12	212.56	321.36	137.70	1493.00
13	213.18	368.34	152.86	1695.00
14	232.89	485.18	122.83	1174.00
15	232.92	631.34	124.18	1177.00
16	272.23	698.12	121.84	1194.00
17	271.97	746.36	120.93	1181.00
18	310.12	485.20	119.89	1156.00
19	310.76	630.52	120.20	1147.00
20	328.82	320.69	137.14	1499.00
21	329.11	369.16	151.93	1665.00
22	330.46	697.95	122.78	1216.00
23	329.95	746.90	124.61	1237.00
24	377.73	485.00	119.46	1130.00
25	378.35	630.25	121.23	1158.00
26	388.14	154.54	157.16	1924.00
27	387.90	697.81	123.37	1197.00
28	388.13	746.71	127.49	1267.00
29	435.12	320.69	139.89	1471.00
30	434.88	368.95	151.39	1673.00
31	464.04	455.55	120.19	1146.00
32	483.06	107.47	154.78	1864.00
33	483.73	202.67	149.10	1773.00
34	484.49	514.00	125.96	1228.00

续表 3-1

目标区域	质心坐标(pix)		周长(pix)	面积(pix)
	x	y		
35	484.55	562.01	124.11	1224.00
36	484.81	610.32	122.41	1165.00
37	484.82	755.79	122.52	1176.00
38	508.88	271.59	125.04	1208.00
39	541.75	658.58	119.71	1150.00
40	541.59	513.80	119.03	1113.00
41	551.58	271.35	123.56	1208.00
42	556.33	455.65	119.03	1144.00
43	589.71	145.39	120.94	1187.00
44	590.04	194.24	120.02	1159.00
45	589.89	251.68	119.71	1135.00
46	599.89	368.45	118.69	1135.00
47	633.78	416.95	122.23	1182.00
48	639.09	803.78	118.91	1122.00
49	639.42	710.79	119.53	1090.00
50	667.28	368.37	119.90	1158.00
51	686.73	513.12	118.12	1090.00
52	687.31	658.20	118.98	1114.00
53	734.52	145.24	124.23	1226.00
54	734.94	193.65	124.43	1219.00
55	735.16	513.16	119.46	1132.00
56	735.56	658.27	119.28	1145.00
57	736.38	251.77	122.37	1182.00
58	744.48	310.22	121.19	1195.00
59	744.43	454.93	120.56	1164.00
60	783.83	512.93	121.15	1142.00
61	783.76	706.29	123.19	1203.00
62	783.52	754.56	122.52	1201.00
63	784.14	658.09	115.56	1084.00
64	821.96	309.88	123.12	1183.00
65	821.93	454.81	121.35	1168.00
66	831.43	512.85	120.15	1148.00
67	831.47	657.95	137.92	1394.00
68	879.79	299.93	122.04	1191.00

续表 3-1

目标区域	质心坐标(pix)		周长(pix)	面积(pix)
	x	y		
69	879.93	445.15	121.12	1148.00
70	907.05	183.44	169.98	1971.00
71	908.25	647.78	122.33	1200.00
72	951.09	647.53	126.92	1275.00
73	958.16	183.80	149.52	1633.00

3.7 本章小结

本章阐述了将相机采集到的 PCB 板图像执行灰度处理，使用单一分量法中的 R 分量作为灰度处理后的图像，并利用中值滤波去除图像上的噪声。再通过 GrabCut 算法将图像上的目标区域与背景进行分割，很好的保存了所需目标的边缘轮廓。接着，使用膨胀操作来填补背景分割后目标区域的空洞。接着，使用 Canny 边缘检测确定待点胶目标的边缘轮廓，Canny 边缘检测不仅解决了 Sobel 算子轮廓检测中产生的噪声问题，并且通过双阈值和滞后阈值化的结合确保了边缘的完整性。最后，再利用几何关系变换，得到待点胶目标的质心坐标、周长和面积等信息，为后续的路径规划研究提供帮助。

第4章 基于改进 BSO 算法的点胶路径规划的研究

在上一章完成对图像的预处理后，需要对待点胶特征目标进行路径规划。点胶路径规划是指在点胶作业前，根据待处理工件的几何形状、胶体的分布以及工艺要求等因素，利用计算机软件预先计算出最佳的点胶路径。合理的路径规划不仅可以显著减少点胶的时间，减少材料浪费，还能有效提高点胶精度，确保产品质量。此外，通过优化路径，还可以减少点胶设备的磨损、延长使用寿命以及降低成本。本章将深入探讨点胶路径规划的基本原理、常用算法以及对现有的路径规划算法进行改进。

4.1 经典路径规划算法介绍

4.1.1 蚁群算法的路径规划

蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)^[63]是一种仿照自然界蚂蚁觅食行为的元启发式算法。它最初是用于解决 TSP 问题，即寻找经过一系列城市并返回起点的最短路径的问题。蚁群算法的创意源于自然界中蚂蚁的觅食现象，蚂蚁在寻找食物的过程中会产生一种叫信息素的物质，该物质会在其行进路线上留下信号。其他蚂蚁会依据这些信息素的浓度来决定路径，从而形成一条蚂蚁觅食的最短路径。

因此，蚁群算法对 PCB 板进行路径优化可以理解成：它旨在找到从一个元件到另一个元件之间最短、最有效的电气连接路径，同时满足设计规则和约束条件，即避免与其他已有的导线或元件发生冲突和最小的线宽与间距。

将 PCB 板上的所有坐标点带入蚁群算法中，种群数量设为 50 个，信息素挥发因子设为 0.01，最大迭代次数设为 2000 次，蚁群算法的最短距离和规划路径，如图 4-1 中的图(a)和(b)所示。

从图(a)中可以得出，蚁群算法需要大量的迭代才能找到较优解，尤其是在问题规模较大时，收敛速度显著减慢。这是因为算法依赖于信息素的积累和挥发，这一过程需要的时间较长。其次，尽管蚁群算法在全局搜索方面表现较好，但在实现 PCB 板路径规划上还是产生了局部最优解，这是因为信息素更新机制可能导致一些路径上的信息素浓度过高，导致选择次优路径。在图(b)中发现蚁群算法在对 PCB 板进行路径规划时，有一处的路径发生重叠，这在点胶的过程中是不被允许的。

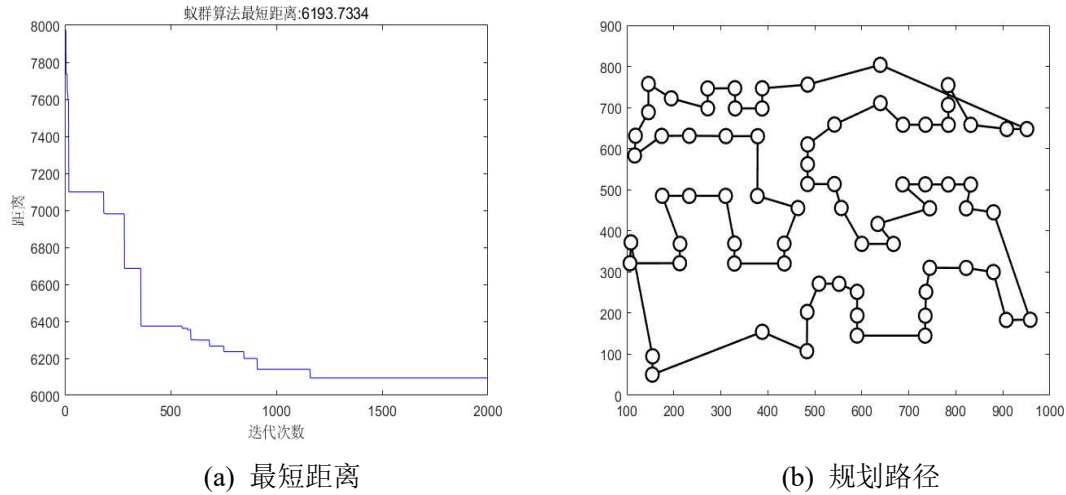


图 4-1 蚁群算法迭代 2000 次的结果

4.1.2 遗传算法的路径规划

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[64]是一种模仿遗传机制设计的元启发式优化算法,由 John H 和他的学生在 20 世纪 70 年代提出,并由 David E 等人进一步发展。它通过模仿生物进化中的自然选择、交叉与变异等步骤,实现复杂优化问题的求解。该算法通过数学模型,把问题的解决过程类比为生物进化中的基因交叉和变异等操作。同时,遗传算法在组合优化、机器人路径规划以及经济和金融等领域得到了广泛应用。

将 PCB 板上的所有坐标点带入遗传算法中,种群个数设置为 50 个,交叉概率设置为 0.1,变异概率设置为 0.2,选择逆转结构的概率设置为 0.3,最大迭代次数设置为 2000 次。蚁群算法的最短距离和规划路径,如图 4-2 中的图(a)和(b)所示。

在图(a)中发现遗传算法的收敛较慢,需多次迭代才能得到近似解。在现有参数设置情况下,遗传算法产生了局部最优解,难以得到全局最优解。并且,遗传算法的性能对参数设置非常敏感,不同的参数设置可能会导致算法性能的显著差异,找到合适的参数组合通常需要大量的实验和调试。在图(b)中发现规划的路径有多处是重叠的,显然遗传算法对 PCB 板的路径规划还有需要改进地方。

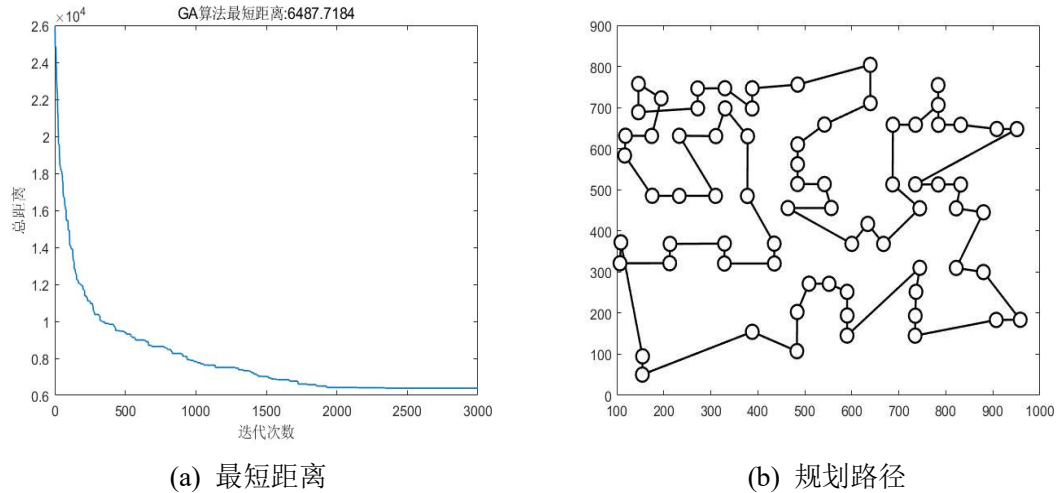


图 4-2 遗传算法迭代 2000 次的结果

4.1.3 模拟退火算法的路径规划

模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)^[65]是一种模仿了冶金学中的退火过程的元启发式优化算法，它最早是为了应对组合优化问题而提出的。在物理退火过程中，材料首先被加热至高温状态，然后逐渐冷却，使得原子有足够的时间重新排列成低能量状态。这一过程有助于避免材料冻结在高能量状态。模拟退火算法借鉴了这一概念，允许搜索过程有时接受较差解以摆脱局部最优解，从而有机会找到全局最优解。模拟退火算法已广泛应用于组合优化问题、工程设计与制造、机器学习与数据挖掘等领域。

将 PCB 板上的所有坐标点带入模拟退火算法中，初始温度设置为 0.29，冷却因子设置为 0.99，交换的概率设置为 0.2，逆转的概率设置为 0.5，里层迭代次数设置为 25，外层迭代次数设置为 2000。模拟退火算法的最短距离和规划路径，如图 4-3 中的图(a)和图(b)所示。

在图(a)中发现模拟退火算法的收敛速度较慢，当接近全局最优解时，算法的改进幅度会变得很小，导致收敛过程变得缓慢。其次，尽管模拟退火算法通过接受较差解来跳出陷入局部最优，但在路径规划中，仍会产生局部最优解，尤其是在降温速率过快的情况下。在图(b)中虽然没有产生路径重叠的现象，但它的最短路径没有蚁群算法短，显然也是陷入了局部最优解。

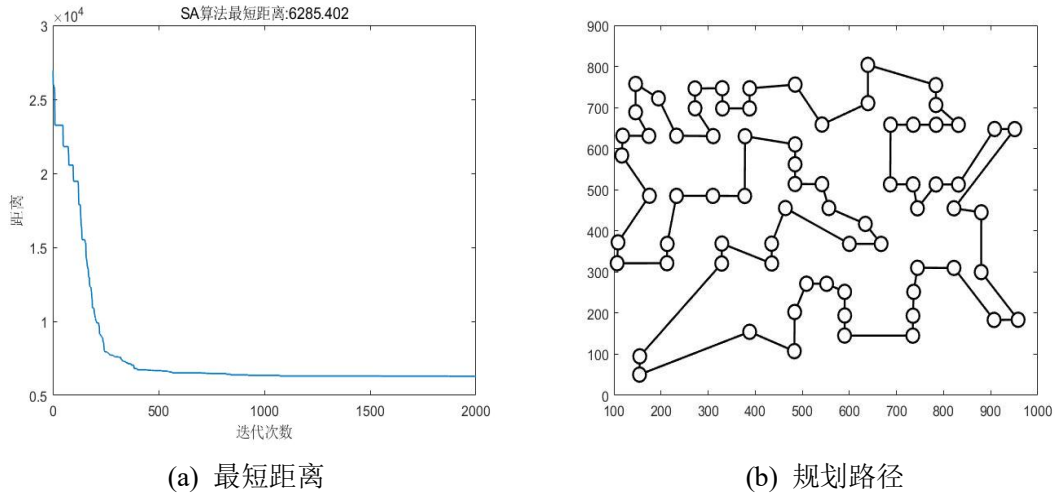


图 4-3 模拟退火算法迭代 2000 次的结果

综上所述，传统的智能优化算法，在点胶路径规划中虽然能够进行求解，但也存在收敛速度慢、容易产生局部最优解和相关参数选择敏感等问题。因此，本文提出一种改进的头脑风暴优化算法，旨在解决点胶路径规划问题中解决上述算法产生的问题。

4.2 头脑风暴优化算法的改进

4.2.1 头脑风暴概念简介

头脑风暴是一种促进创新理念产生的方法，由 Osborn 在 1939 年提出^[66,67]，目的在于促进个人自由地提出看法，同时也激发团队的思考热情，鼓励创造性的想法，以便在短时间内获取尽可能多的解决方案。

本文所研究的 BSO 算法灵感来源于 Osborn 所提出的头脑风暴法，其遵循以下四项规则，即

- (1) 自由表达：支持参与者自由地发表任何想法，不受限制和批评。
- (2) 数量优先：在初期阶段，注重产生大量的想法，而不是质量，因为更多的想法可以增加找到创新解决方案的机会。
- (3) 推迟评判：在进行头脑风暴时，不对任何创意进行评判或批评，以免抑制创意的产生。
- (4) 结合与改进：支持参与者在其它想法的基础上进行结合与改进，产生新的创意。

这四项基本原则共同营造了一个积极、支持性和富有创造力的氛围，使得头脑风暴不仅能有效地生成大量的原始想法，还能从中提炼和发展出高质量的解决

方案。这些原则帮助克服了传统会议中常见的障碍，如批判性思维过早介入和缺乏想象力等，从而极大地提升了头脑风暴的有效性和成果产出。

4.2.2 头脑风暴优化算法基本流程

在头脑风暴的基础上，模拟人类在解决问题时通过集思广益、交流想法来寻找最佳解决方案的过程，史玉回教授提出了一种名为头脑风暴优化算法(Brain Storm Optimization, BSO)^[68]的新型智能优化算法。该算法通过动态聚类机制和基于簇的操作，并能够在整个解空间内进行广泛的探索，从而减少陷入局部最优的风险。并且，该算法的灵活性很强，是少有的模拟人类行为的智能算法，有很好的局部和全局搜索能力。

该算法将头脑风暴过程转化为聚类、变异和生成新个体这 3 个步骤更新个体，进而得到问题的最佳解。BSO 算法的步骤如下：

(1)初始化：随机选 n 个个体 X_i 作为初始解，其中 $i=1,2,\dots,n$ 。设定最大迭代次数 I_{max} 、种群规模和终止条件。

(2)聚类：通过 $K-means$ 聚类把 n 个个体划分 m 个类，把每类适应度值最高的确定为该类的中心个体。

(3)变异：在 $[0,1]$ 中生成一个随机数 Q_{01} ，若大于概率参数 Q_0 ，则被替换为新个体。

(4)产生新个体：在 $[0,1]$ 中生成一个随机数 Q_{11} ，与概率参数 Q_1 对比，依据对结果选择下列形式生成候选个体 X ：

a) 当 $Q_{11} > Q_1$ ，随机挑选一个类，在 $[0,1]$ 中生成随机数 Q_{a1} ，与概率参数 Q_a 对比：

I) 当 $Q_{a1} > Q_a$ ，将类中心个体选为候选个体 X ；

II) 当 $Q_{a1} \leq Q_a$ ，在非中心个体中选择一个作为候选个体 X 。

b) 当 $Q_{11} \leq Q_1$ ，随机挑选两个类，在 $[0,1]$ 中生成随机数 Q_{b1} ，与概率参数 Q_b 对比：

I) 当 $Q_{b1} > Q_b$ ，选择两个类中心个体，记作个体 X_1 和 X_2 ；

II) 当 $Q_{b1} \leq Q_b$ ，在两个类中选择两个个体，记作个体 X_1 和 X_2 。

根据式(4-1)将个体 X_1 和 X_2 整合获得 X :

$$X = \varphi \times X_1 + (1 - \varphi) \times X_2 \quad (4-1)$$

φ 是[0,1]中的值, 候选个体 X_s 与一个随机扰动结合生成新个体 Y , 如公式(4-2)所示。

$$Y = X_s + \xi \times N(\mu, \sigma) \quad (4-2)$$

$N(\mu, \sigma)$ 是中心为 μ 方差为 σ 的高斯函数; ξ 为是高斯函数的系数。 ξ 通常采用对数 sig 进行函数变换, 表示为:

$$\xi = \log \text{sig}((0.5 \times I_{\max} - I_c) / k) \times \text{rand}(0, 1) \quad (4-3)$$

其中, $I_{\max}$ 为最大迭代次数; I_c 为当前迭代次数; k 调节 $\log \text{sig}$ 函数的斜率。

(5) 更新个体: 比较新个体 Y 和当前个体的适应度值, 保留更优个体用于迭代。完成 n 个个体更新后进入下一阶段, 否则返回上一阶段重新更新。

(6) 终止条件: 当达到最大迭代次数时, 输出当前的最佳结果; 否则, 转到聚类分析重新迭代。

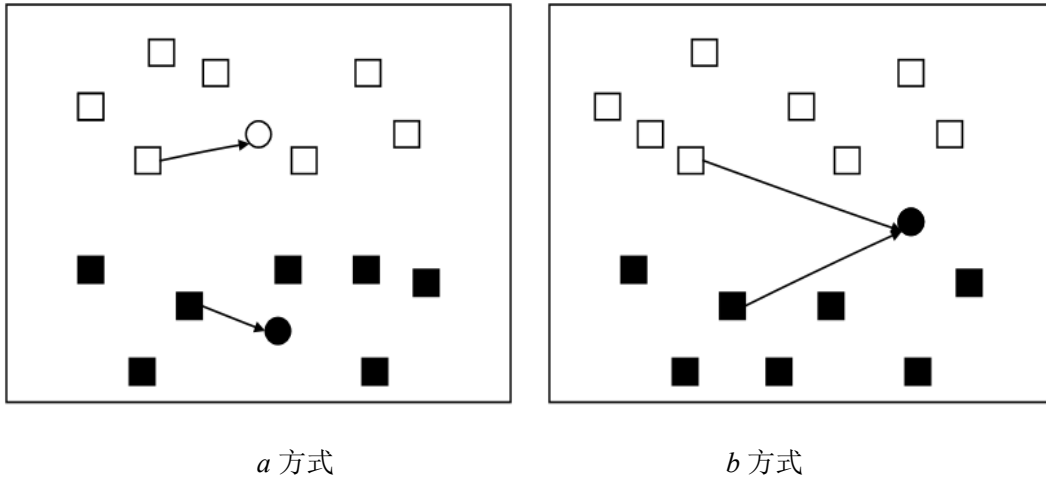


图 4-4 BSO 算法生成新个体的两种方式

其中, 步骤 4 中的 a 和 b 是产生新个体的两种形式, 如图 4-4 所示, 在以 a 方式产生的新个体中, 空心和实心矩形表示 2 类, 产生的新个体用空心和实心圆描述, 利用该方式产生的新个体极大可能在候选个体的周围, 故 a 方式适用于算法的后期局部搜索。在以 b 方式产生新个体时, 生成的个体更可能出现在两类之

间，故其适用于算法前期的全局搜索

4.2.3 改进策略

头脑风暴优化算法在解决路径规划问题时展现出了一定的优势，但存在局部搜索的风险，可能会陷入局部最优解而无法跳出，在复杂的路径规划环境中，这可能导致算法无法找到更优的路径；其次，头脑风暴优化算法的性能很大程度上取决于初始种子的选择，如果初始种子不好，路径规划的结果就很不稳定。因此，本文从以下两个方面对头脑风暴优化算法进行改进：

(1) 改进点一：设定不同的概率阈值，在搜索过程中动态调整全局与局部搜索的个体占比，避免陷入局部最优解。

由于 a 方式在后期局部搜索中的有效性，以及 b 方式在初期全局搜索中的优势，可以利用两者产生新个体的概率差异来控制全局与局部探索的比例。也就是在搜索初期主要依赖 b 方式，而在搜索后期则更多地使用 a 方式进行局部搜索。所以，通过对概率系数 Q_1 的动态调整，实现不同的搜索阶段对个体生成方式的控制。把概率阈值设置为单调递减函数，将 Q_1 初始值定义为一个较大的数，在搜索过程中逐渐递减，改进的概率参数 Q_1 由公式(4-4)所示：

$$\begin{cases} Q_1(I_c + 1) = \eta \times Q_1(I_c) & Q_1(I_c) \geq Q_{1\min} \\ Q_1(I_c + 1) = Q_{1\min} & Q_1(I_c) \leq Q_{1\min} \end{cases} \quad (4-4)$$

$$\eta = e^{\left(-\phi(I_c/I_{\max})^\tau\right)} \quad (4-5)$$

其中， $Q_1(I_c)$ 表示当前代参数 Q_1 的取值； $Q_{1\min}$ 为 Q_1 参数的最小值，以确保算法前期以 b 方式产生新个体为主，并一直有 b 方式产生的新个体，保证算法全局搜索的效果，防止产生局部最优解；在搜索后期则更多地使用 a 方式进行局部搜索。 η 为更新因子； I_c 为当前迭代次数， $I_{\max}$ 为最大迭代次数； ϕ 和 τ 为正整数。

(2) 改进点二：引入混沌变异，降低算法对初始条件和参数的敏感性，提高解的稳定性。

混沌是一种研究动态系统中那些看似随机且不可预测行为的数学分支，尽管这些系统的长期行为难以预测，但它们通常是确定性的，意味着它们是由一组固定的规则决定的。因此，混沌变异^[69]是一种利用混沌系统特性来增强优化算法

搜索能力和多样性的技术。混沌系统具有高度的非线性和不确定性，能够生成看似随机但实际上具有内在规律性的序列。将混沌理论引入到优化算法中，能够提高算法跳出局部最优解的能力，并增加解的多样性。本章将分别介绍三种混沌变异：Sine 映射、Cubic 映射和 Logistic 映射，通过对比选择一种混沌变异加入到头脑风暴优化算法中。

Sine 映射^[70]是一种基于正弦函数的混沌映射，数学表达式为：

$$x_{i+1} = d \sin(\pi x_i) \quad (4-6)$$

其中， $d \in [0,1]$ 为控制参数，决定了系统的混沌行为，当 $d=1$ 时， $x_i \in [-1,1]$ ，此处取 x_i 的绝对值，使得 $x_i \in [0,1]$ 。图 4-5 为 Sine 映射在迭代 500 次得到的散点图和频率直方图。

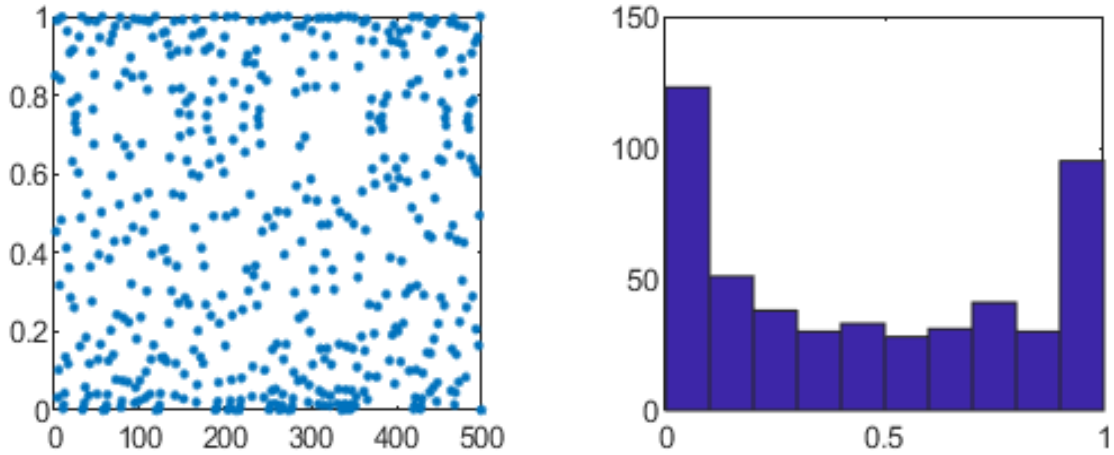


图 4-5 Sine 映射的散点图和频率直方图

Logistic 映射^[71]是一种简单但功能强大的数学模型，常用于展示混沌行为，它具有从稳定点到周期性行为再到完全混沌的丰富动态特性，数学表达式为：

$$x_{i+1} = gx_i(1-x_i) \quad (4-7)$$

其中， $g \in [0,1]$ 是控制参数，当 $g=1$ 时，系统属于全混沌状态； $x_i \in [0,1]$ ，且初始值 $x_i \neq 0.25, 0.50, 0.75$ 。图 4-6 为 Logistic 映射在迭代 500 次得到的散点图和频率直方图。

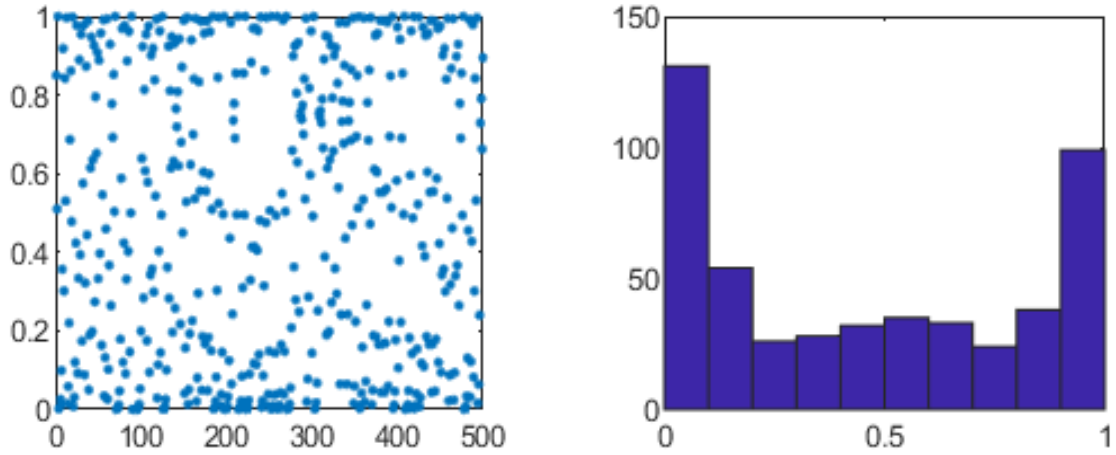


图 4-6 Logistic 映射的散点图和频率直方图

Cubic 映射^[72]是一种用于生成混沌序列的非线性动态系统模型的混沌映射之一，数学表达式为：

$$x_{i+1} = sx_i(1 - x_i^2) \quad (4-8)$$

其中， $s = 3.59$ ， $x_i \in [0,1]$ 。图 4-6 为 Cubic 映射在迭代 500 次得到的散点图和频率直方图。

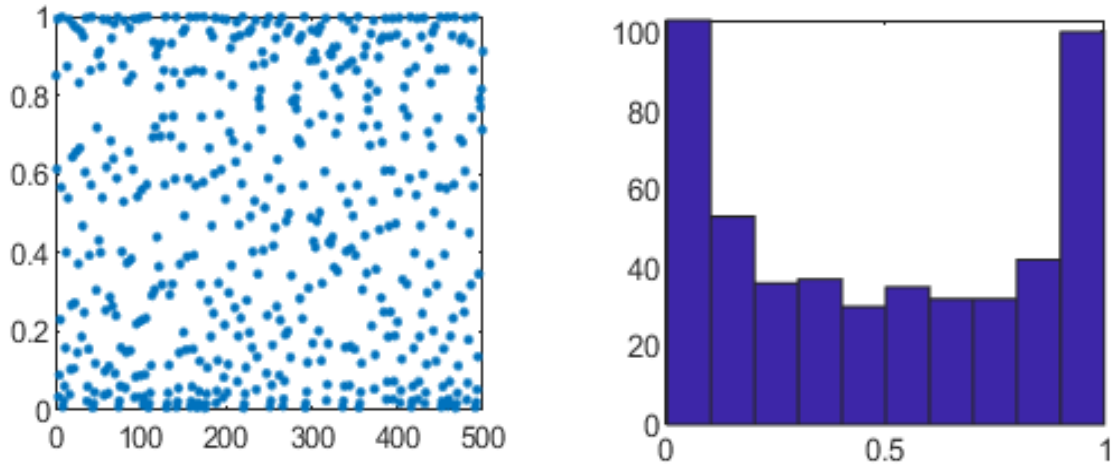


图 4-7 Cubic 映射的散点图和频率直方图

由于 Sine 映射的定义简单，计算效率高，适合快速生成混沌序列。在 $d \in [0.75,1]$ 范围内，Sine 映射表现出强烈的混沌行为，有助于优化算法跳出局部最优。而 Cubic 映射的计算复杂度较高，需要更多的计算资源，Logistic 映射需要调整 g 以适应具体需求。其次，Sine 映射具有良好的遍历特性，意味着它可以均匀地覆盖整个解空间。这种特性使得算法能够更全面地探索可能的解，减少陷入局部最优的风险。因此，选择 Sine 映射生成随机数。

4.2.4 改进的头脑风暴优化算法的实现

综合上面阐述，改进后的 BSO 算法的流程图如图 4-9 所示，改进后的算法的伪代码见表 4-1 所示。

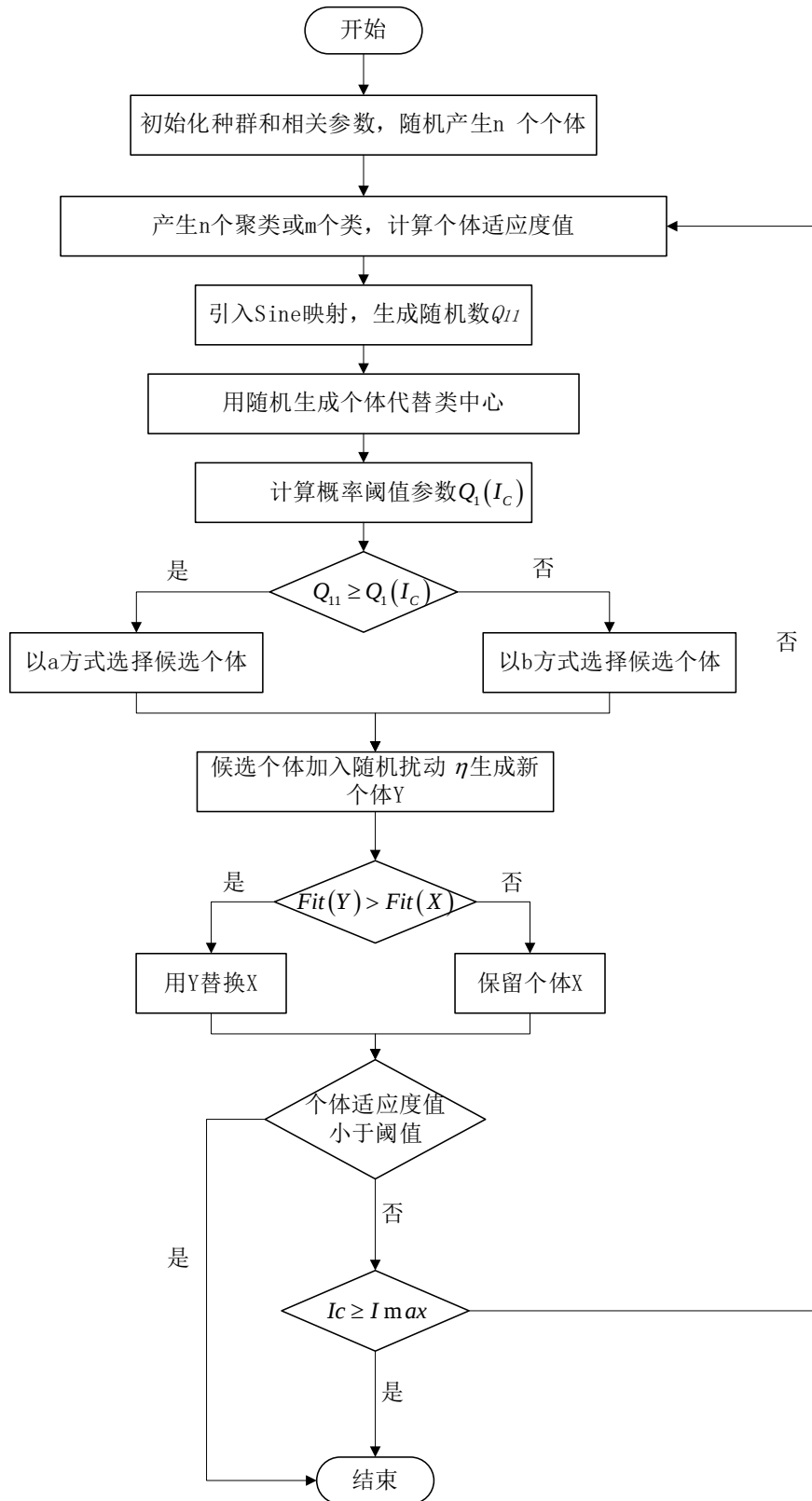


图 4-9 改进的 BSO 算法流程图

表 4-1 改进的 BSO 算法的伪代码

```

初始化:
生成初始种群:  $Q = [\text{个体 } 1, \text{个体 } 2, \dots, \text{个体 } n]$ 
设置最大迭代次数  $I_{max}$ 
设置适应度阈值  $F\_threshold$ 
设置扰动系数  $\eta$ 
while  $I_c < I_{max}$ :
    聚类结果 = 生成聚类( $Q, m$ )
    确定每个类的中心个体
        确定每个类的中心个体
    For 每个类 in 聚类结果:
         $Q_{il} = \text{Sine 映射生成随机数}()$ 
        If  $Q_{il} \geq \text{计算概率阈值}(Q_i(I_c))$ :
            随机生成新个体替代当前类中心
    For 每个个体  $X$  in  $Q$ :
        If  $\text{随机数}() \geq Q_i(I_c)$ :
            候选个体 = 方式  $a$  选择(聚类结果)
        Else:
            候选个体 = 方式  $b$  选择(邻域个体)
         $Y = \text{候选个体} + \eta * \text{随机扰动}()$ 
        If  $\text{Fit}(Y) > \text{Fit}(X)$ :
             $Q$  中用  $Y$  替换  $X$ 
        Else:
            保留原个体  $X$ 
    If 存在个体适应度  $\geq F\_threshold$ :
        break
     $I_c += 1$ 
输出最优解

```

4.3 改进算法的性能测试

本节将使用测试函数来评估建议的改进的 BSO 算法的性能。实验在 12 个标准基准函数^[73]上进行, 这些函数包括复杂单峰函数 (F1-F7) 和多维多峰函数 (F8-F12), 测试函数的相关信息见表 4-2。为了实现不同算法之间的公正性, 将所有算法的参数设定为相同的值, 维度设定为 30, 最大迭代次数设定为 500 次。

表 4-2 标准测试函数

函数	函数名	维度	搜索范围	理想值
F1	Sphere	30	[-100,100]	0
F2	Schwefel 2.22	30	[-10,10]	0
F3	Schwefel 1.2	30	[-100,100]	0
F4	Schwefel 2.21	30	[-100,100]	0
F5	Rosenbrock	30	[-30,30]	0
F6	Step	30	[-100,100]	0
F7	Quartic	30	[-1.28,1.28]	0
F8	Generalized	30	[-500,500]	-12569.5
F9	Rastrigin	30	[-5.12,5.12]	0
F10	Ackley	30	[-32,32]	0
F11	Griewank	30	[-600,600]	0
F12	Penalized	30	[-50,50]	0

实验选用 Windows 11 操作系统下的 MATLAB R2021b 软件，硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-12700H、2.30 GHz、内存 16.00G。在 30 维条件下，对 BSO 算法、改进的 BSO 算法、WOA 算法^[74]、PSO 算法^[75]和 GWO 算法^[76]在 12 个标准测试函数中进行测试，分别均运行 30 次，记录每次的最佳适应度值(best)、平均值(mean)以及标准差(std)。为了清晰展示算法的性能差异，在排序时将首先按照平均最佳适应度值的顺序排列。如果平均最佳适应度值相同，则按照标准差进行排序，测试结果见表 4-3。

表 4-3 测试函数结果对比

函数	指标	PSO	GWO	BSO	WOA	改进 BSO
F1	Best	2.58E-07	1.23E-34	5.59E-13	1.40E-86	6.15E-45
	Mean	5.88E-06	4.26E-33	2.21E-12	5.32E-85	1.07E-44
	Std	1.37E-07	2.63E-33	5.11E-13	4.39E-85	5.85E-44
	排名	5	3	4	1	2
F2	best	3.32E-1	4.92E-20	7.81E-07	1.10E-18	0
	Mean	6.89E-1	8.74E-19	4.31E-06	3.06E-17	3.48E-19
	Std	5.33E-1	3.43E-19	2.82E-07	5.19E-17	2.16E-20
	排名	5	2	4	3	1

续表 4-3

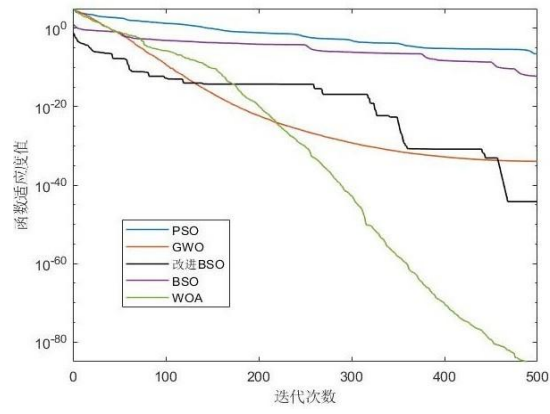
函数	指标	PSO	GWO	BSO	WOA	改进 BSO
F3	best	1.38E+02	1.39E-10	9.45E-13	3.92E+05	0
	Mean	5.59E+02	4.36E-09	1.05E-12	8.67E+05	4.26E-39
	Std	3.24E+02	3.88E-09	3.25E-13	5.62E+05	3.45E-39
	排名	4	3	2	5	1
F4	best	2.45E+01	2.87E-08	5.98E-07	8.67E+02	3.13E-18
	Mean	5.24E+01	8.76E-07	7.44E-07	3.54E+03	6.22E-17
	Std	4.37E+01	4.62E-07	1.68E-07	2.49E+03	5.46E-17
	排名	4	2	3	5	1
F5	best	5.64E+02	2.71E+02	7.37E-01	2.79E+02	1.46E-02
	Mean	3.11E+03	7.55E+02	9.85E-01	7.99E+02	5.23E-01
	Std	1.45E+03	1.51E+02	2.42E-01	2.82E+02	4.22E-01
	排名	5	3	2	4	1
F6	best	3.59E-07	2.52E-01	7.62E-13	3.08E-02	5.47E-09
	Mean	6.42E-06	5.55E-01	5.33E-12	5.08E-02	4.55E-08
	Std	2.62E-06	3.40E-01	3.45E-12	1.77E-02	2.94E-08
	排名	5	4	1	3	2
F7	best	5.32E-02	2.76E-03	2.55E-01	1.03E-02	7.55E-05
	Mean	2.66E-01	8.03E-02	5.26E-01	4.60E-01	2.24E-04
	Std	3.75E-01	7.20E-02	4.76E-01	3.24E-01	5.44E-04
	排名	4	2	5	3	1
F8	best	-6.43E+04	-6.75E+04	-5.64E+04	-7.43E+04	-1.23E+05
	Mean	-5.42E+04	-4.66E+04	-4.89E+04	5.52E+04	-1.05E+05
	Std	1.66E+03	1.03E+03	4.23E+03	3.20E+03	2.04E+03
	排名	4	3	5	2	1
F9	best	3.97E+02	5.68E-14	8.46E+02	0	0
	Mean	5.66E+02	9.75E-14	1.05E+03	0	0
	Std	2.06E+02	2.64E-14	4.23E+02	0	0
	排名	4	3	5	1	1
F10	best	2.74E+01	4.35E-14	5.23E+01	7.99E-15	8.88E-16
	Mean	6.22E+01	7.60E-14	8.24E+01	4.53E-14	8.88E-16
	Std	2.23E+01	1.78E-14	3.44E+01	6.42E-14	0
	排名	4	3	5	2	1

续表 4-3

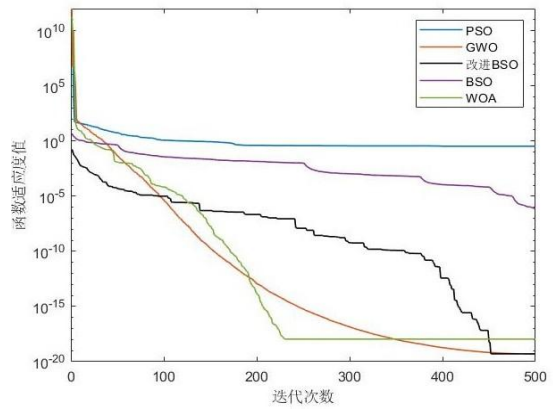
函数	指标	PSO	GWO	BSO	WOA	改进 BSO
F11	best	1.11E-06	8.56E-03	6.33E-02	0	0
	Mean	3.78E-06	7.96E-02	9.25E-02	0	0
	Std	1.45E-06	4.33E-02	2.14E-02	0	0
	排名	3	4	5	1	1
F12	best	3.42E+01	6.24E+02	1.31E+02	3.49E+03	1.84E-04
	Mean	7.45E+01	1.35E+03	4.53E+02	6.44E+03	4.63E-04
	Std	3.30E+01	2.46E+02	2.14E+02	2.04E+02	2.93E-04
	排名	4	3	5	2	1

F1~F7 都是单峰函数，这类函数在其定义域内仅有一个局部极大值或局部极小值，主要用于评估和比较优化算法的性能。从表 4-3 和图 4-8 的实验结果可以看出，对于两个单峰测试函数 F2 和 F3，改进的 BSO 算法在两种不同的评价指标下能达到理论最优值。对于 F4、F5 和 F7，虽然改进的 BSO 算法没有达到理论最优值，但它的最优值、平均值和标准差都明显好于其他算法。然而，对于 F1 和 F6，寻找全局最优解还是有些困难的。两者都有很多局部优化，容易导致算法陷入局部最优，使优化搜索停滞不前，并且在特定方面有助于了解优化算法的行为，但它们都过于理想化，无法全面反映真实世界中遇到的问题。因此，在 F1 中，WOA 算法的最优值要好于改进的 BSO 算法；在 F6 中，BSO 算法的最优值要好于改进的 BSO 算法。

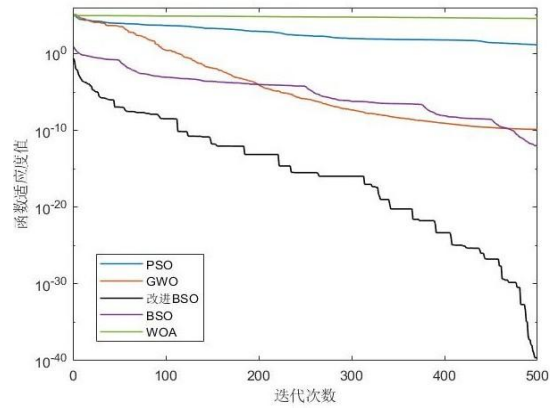
F8~F12 代表的是多峰函数，这类函数有多个局部极小值或极大值，随着问题的维度增加时，局部极值的数量也会增加，多峰函数主要用于比较算法的全局搜索能力、局部最优解的避免能力、优化精度以及稳定性。在 F9 和 F11 中，改进的 BSO 算法和 WOA 算法经过 30 次测试均能达到最优值 0，这两种算法有很强的全局搜索能力和稳定性。在 F10 中，改进的 BSO 算法的 30 次实验的最优值和平均值都为 $8.88E-16$ ，且标准差为 0，这表明所使用的优化算法能够有效地找到全局最优解或极其接近全局最优解的区域，它展示了算法具有良好的全局搜索性能和稳定性。并且，在 5 个多峰测试函数中，改进的 BSO 算法的在 30 次实验中最优值排名均是第一，它能很好的接近理论最优值。



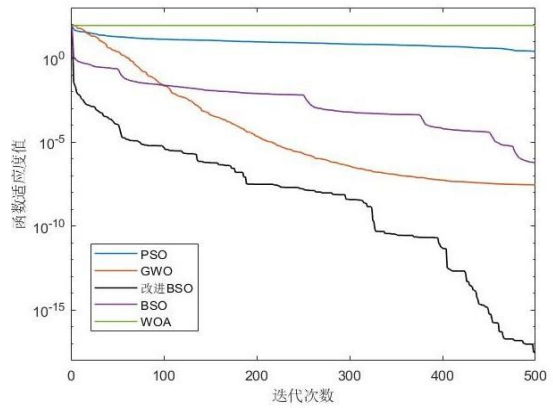
(a) F1



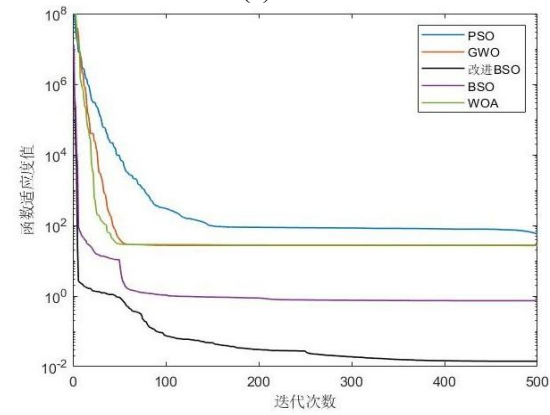
(b) F2



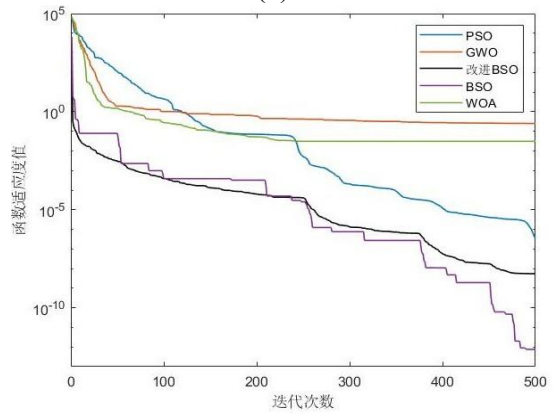
(c) F3



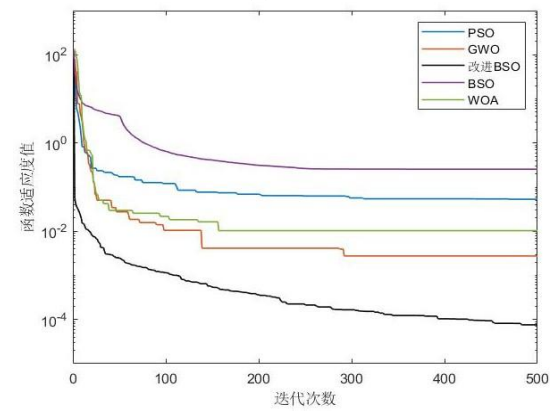
(d) F4



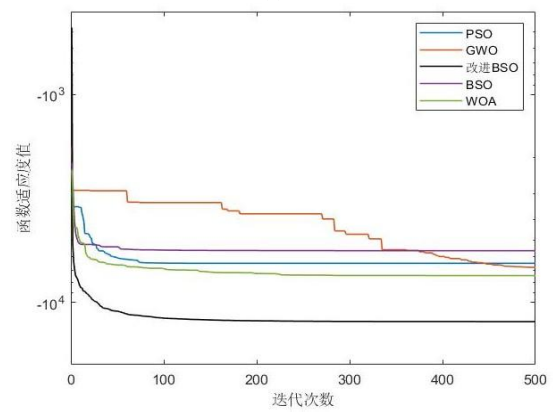
(e) F5



(f) F6



(g) F7



(h) F8

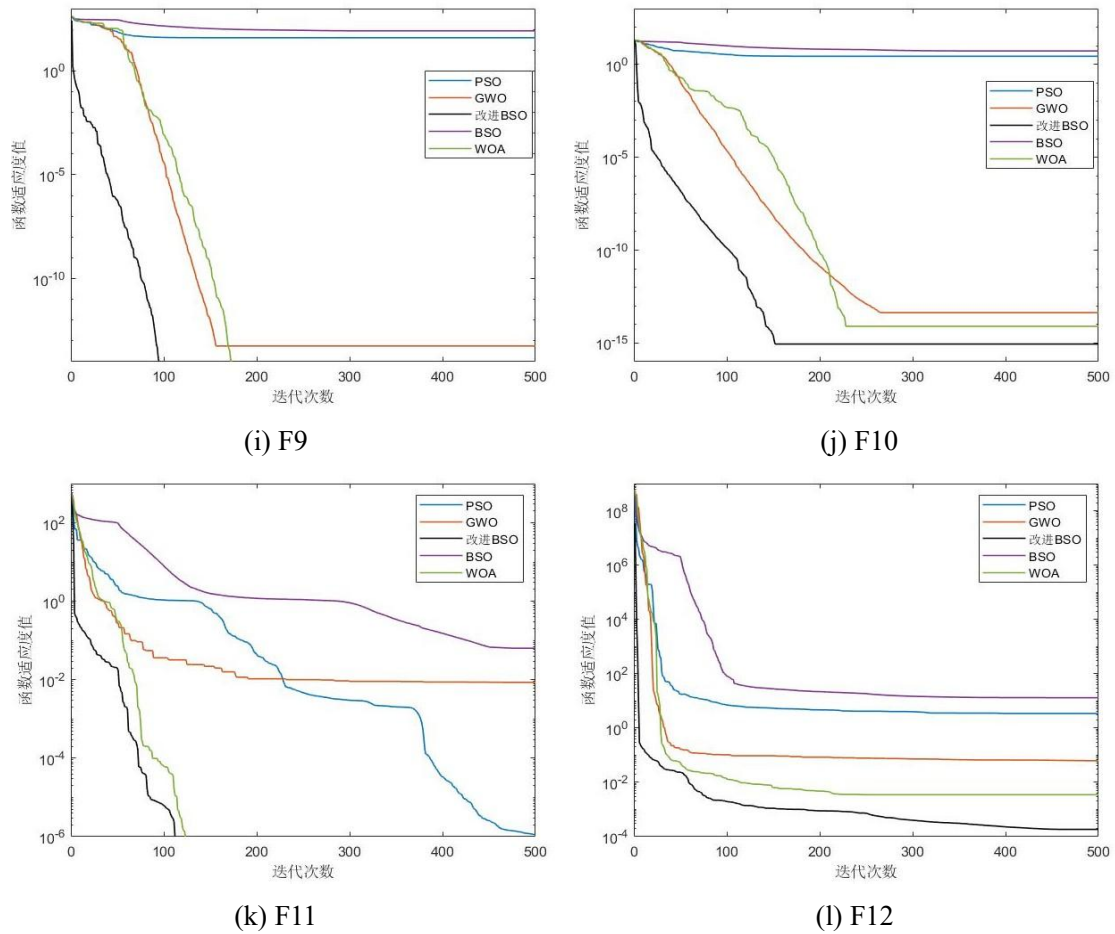


图 4-8 五种算法收敛曲线图

从表 4-3 和图 4-8 的结果表明，该算法具有较高的收敛速度，已经具备调节全局和局部搜索的性能，在复杂的优化问题中，算法也可以够跳出局部极值干扰，找到全局最优解。

4.4 改进的 BSO 算法仿真对比

4.4.1 仿真分析——旅行商问题

TSP 问题作为组合优化问题的一种，可以被表述为：一位商品销售员从某个城市出发，逐一对每个城市进行销售活动，最终返回原点，目标是使整个行程的总距离最短。

假设有 n 个目标点，所有目标点记为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ ，并且已知任意两个目标 c_i 和 c_j 之间的距离 d_{ij} 。在整数线性规划框架下，点胶路径规划问题可以通过引入二进制决策变量 x_{ij} (如果路径直接从目标 i 到目标 j 则 $x_{ij} = 1$ ，否则 $x_{ij} = 0$) 来描述。此时， x_{ij} 定义为：

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & i \text{ to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-9)$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1, i \neq j}^n x_{ij} = 1 & j \in D \\ \sum_{j=1, j \neq i}^n x_{ij} = 1 & i \in D \end{cases} \quad (4-10)$$

其中, D 是所有点的集合, x_{ij} 表示路径集合, n 表示整条路径上的所有点数, $i, j \in D$ 。

点胶机行走的总路径长度的目标函数如公式(4-11)所示:

$$\text{Min}Z = \sum_{j=1}^n \sum_{i \neq j, i=1}^n d_{ij} x_{ij} \quad (4-11)$$

Z 表示为点胶机行走的总路径长度。由于只需要一个经过所有点的回路, 上述条件不能保证解中出现子回路。因此, 通过引入辅助变量 u_i 和不等式约束, 确保解中不会出现子环路, 约束条件如式(4-12)所示:

$$\begin{cases} u_i - u_j + (n-1)x_{ij} \leq n-2 & 2 \leq i \neq j \leq n \\ 1 \leq u_i \leq n-1 & 2 \leq i \leq n \end{cases} \quad (4-12)$$

u_i 的值能够唯一地确定每个目标点的访问顺序, 并且, 当 $x_{ij} = 1$, 约束变成 $u_j \geq u_i + 1$, 若 $x_{ij} = 0$, 约束变成 $u_i - u_j \leq n-2$, 目标点 j 在目标 i 之前访问, 而两者计数差不大于 $n-2$, 就可以避免形成子环路。

基于上述分析, 采用 MATLAB 软件对求解 TSP 问题的改进的 BSO 算法进行设计实现, 并选用海德堡大学提供的 TSPLIB 测试库中的 5 组实例进行模拟分析, 每个实例求解 10 次, 并分析它们的最好值、平均值、最差值和标准差。

表 4-4 仿真结果分析

实例	指标	TSPLIB 提供的解	传统 BSO 算法	改进的 BSO 算法
berlin52	Best	7542	7596.50	7544.36
	Mean	—	7630.89	7564.55
	Worst	—	7759.27	7579.42
	Std	—	50.78	5.62

续表 4-4

实例	指标	TSPLIB 提供的解	传统 BSO 算法	改进的 BSO 算法
dantzig42	Best	699	704.29	679.20
	Mean	—	712.99	682.62
	Worst	—	721.65	689.35
	Std	—	7.09	4.16
tsp255	Best	3916	4032.36	3910.84
	Mean	—	4097.04	3963.37
	Worst	—	4203.10	3987.90
	Std	—	75.60	21.39
st70	Best	679	694.80	678.62
	Mean	—	708.10	684.56
	Worst	—	725.84	688.33
	Std	—	13.05	2.98
rat99	Best	1211	1276.55	1221.77
	Mean	—	1306.03	1234.58
	Worst	—	1342.7	1246.98
	Std	—	27.48	9.57

由上表可知, 在 dantzig42、tsp255 和 st70 三种实例中, 改进的 BSO 算法得到的最优解已经优于 TSPLIB 提供的最优解, 而在 berlin52 和 rat99 两种实例中的最优解与 TSPLIB 提供的最优解也非常接近, 并且改进的 BSO 算法的四项指标都优于传统的 BSO 算法。通过上述实例验证了改进的头脑风暴优化在线性问题中具有较高的收敛效率, 在复杂的路径优化问题中, 算法也可以够跳出局部极值干扰, 得到最优解。因此, 改进的 BSO 算法在解决如 TSP 这类非线性的路径规划问题中, 依然可以保证算法的准确性和稳定性。

4.4.2 仿真结果分析

在上一小节中验证了改进的 BSO 算法的性能后, 为进一步验证本文算法在复杂的路径规划的优势, 本文算法与蚁群算法、遗传算法和模拟退火算法进行仿真测试。4 种智能算法的种群数量设为 100 个, 最大迭代次数设为 2000 次, 并对每种算法分别执行 20 次试验。分析 4 种算法路径规划的最优值、最差值、平

均值以及标准差四项指标，仿真结果如表 4-4 所示。

根据表 4-4 可知，改进的 BSO 算法在路径规划的最优值、平均值和标准差都是最好的，相较于 SA 算法、GA 算法和 ACO 算法 20 次试验的平均值，该算法的最短路径分别提升了 6.82%、8.91%、6.56%，这有效地证明了该算法在路径规划上的优势。并且，20 次实验的最优值和最差值维持在 5830.5-5843.47 之间，标准差仅为 7.05，这表明改进的 BSO 算法具有良好的稳定性。

表 4-4 路径规划结果对比

指标	SA	GA	ACO	改进的 BSO
最优值	6201.98	6254.40	6126.24	5830.50
最差值	6352.17	6677.62	6388.19	5854.47
平均值	6260.17	6401.53	6215.16	5842.76
标准差	49.56	151.95	56.52	7.05

四种算法的最短路径如图 4-9 所示，从图可知，改进的 BSO 算法在进行迭代 150 次左右就能趋于稳定，这表明该改进的 BSO 算法能够有效地避免了产生局部最优解，在搜索区间中不断探索新的潜在解，从而更加迅速找到全局最优解。并且，改进的 BSO 算法比其他几种算法的解更加准确，能够满足对 PCB 板的点胶路径规划。

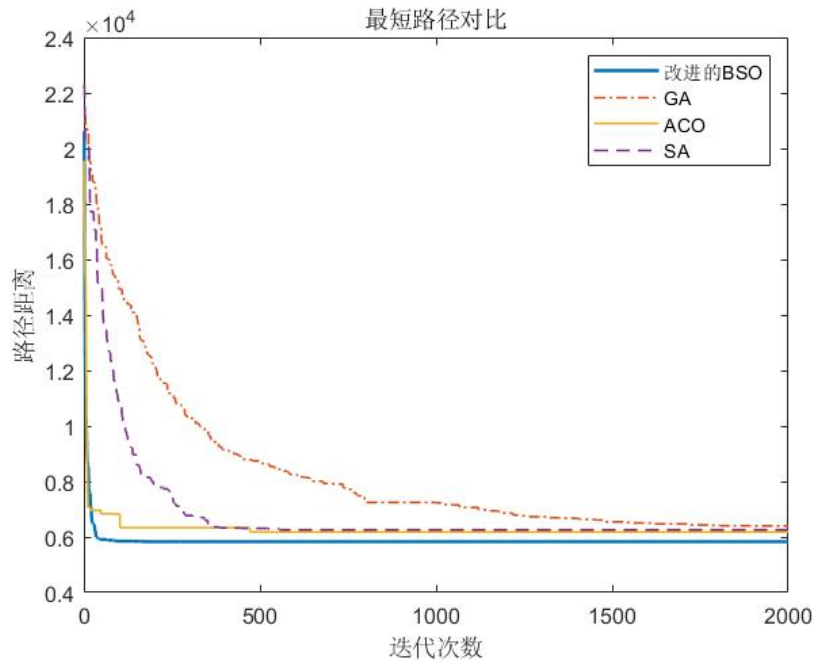


图 4-9 四种算法路径距离实验对比

4.5 改进前后的 BSO 算法点胶路径实验验证

为了进一步验证改进后 BSO 算法的可靠性, 本文选用两款 PCB 板 (板 1、板 2) 进行验证实验, 如图 4-10 所示。使用改进前后的 BSO 算法分别对板 1、板 2 进行十组路径规划实验, 记录它们的最优距离、最差距离、平均距离和标准差, 再将上文中相机标定实验得到的测量比 ω 代入到路径长度中, 计算算法优化前后的结果, 实验结果如表 4-5 所示。

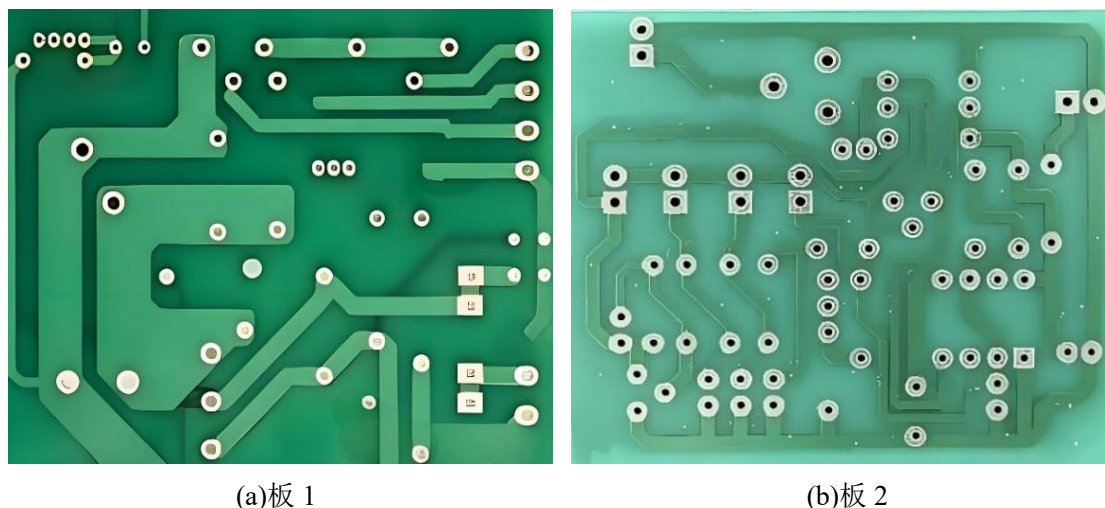


图 4-10 两种 PCB 板

表 4-5 点胶路径规划效果对比

指标	板 1		板 2	
	改进 BSO 算法	BSO 算法	改进 BSO 算法	BSO 算法
最优距离	195.25	203.37	422.77	443.56
最差距离	197.89	213.65	424.51	455.35
平均距离	196.64	208.73	423.66	448.26
标准差	0.46	2.97	0.37	3.61

通过表 4-5 分析可以得出, 相较于 BSO 算法, 改进的 BSO 算法的十组实验下的平均距离在板 1、板 2 分别提升 6.15%和 5.81%。其次, 改进的 BSO 算法的最优距离分别只有 195.25 mm 和 422.77 mm, 和最差距离分别为 197.89 mm 和 424.51 mm, 相较于 BSO 算法都有了明显的提升, 这说明改进的算法有很好的路径规划效果。并且改进的 BSO 算法的标准差分别只有 0.46 和 0.37, 相比于 BSO 算法的 2.97 和 3.61, 也有很大的提高, 这表明改进的 BSO 算法具有非常好的稳定性。

改进前后的 BSO 算法最优路径如图 4-11 所示，在图 a 中，改进的 BSO 算法对板 1 进行路径规划中可以在算法迭代 60 次左右趋于稳定，而 BSO 算法需要在迭代 100 次左右才能进入稳定状态；在图 b 中，改进的 BSO 算法对板 1 进行路径规划中可以在算法迭代 100 次左右趋于稳定，而 BSO 算法需要在迭代 180 次左右才能趋于稳定。通过改进前后 BSO 算法路径比较，进一步证明了改进的 BSO 算法在 PCB 板路径规划上的有效性和优越性。

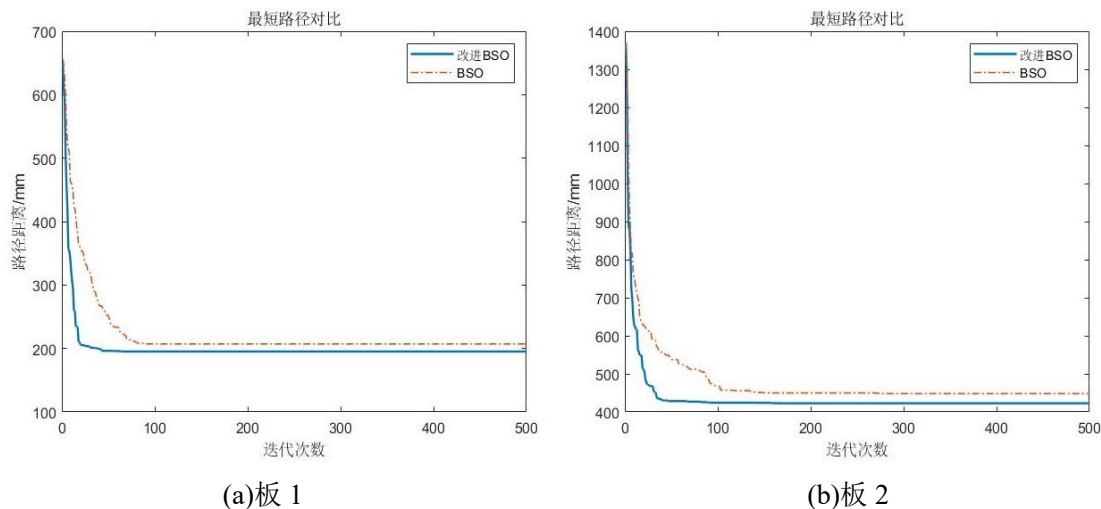


图 4-11 改进前后 BSO 算法路径对比

4.6 本章小结

本章针对传统智能算法在点胶的路径规划中存在收敛较慢以及存在产生局部最优的问题，提出了一种改进的 BSO 算法，并在原有基础上实现了进行了两处策略改进。再对改进的 BSO 算法与 BSO 算法、PSO 算法、WOA 算法和 GWO 算法四种算法进行性能测试，表明该算法达到调节全局和局部搜索能力的效果。其次，改进的 BSO 算法与其他三种算法进行试验对比，结果显示，该算法平均路径分别比其他几种算法提升了 6.82%、8.91%、6.56%，可以更准确的进行路径规划，能够满足对 PCB 板的点胶路径规划。最后，通过选用两款不同的 PCB 板对改进的 BSO 算法进行仿真实验，通过对比 BSO 算法改进前后的真实路径距离，实验证明，改进的 BSO 算法在两种不同的 PCB 板的路径规划上分别提升 6.15%和 5.81%，进一步验证改进算法的可靠性。

第 5 章 视觉识别与路径规划系统界面设计与实现

针对 PCB 板视觉识别与路径规划的研究,本文基于 MATLAB 平台开发点胶视觉软件系统,该系统具备出色的操作界面,且方便操作和容易使用。该软件主要功能有对待点胶目标的图像采集、图像处理、目标定位、路径规划等功能。

5.1 系统需求分析

视觉识别与路径规划系统的设计主要从以下两个方面考虑。一方面,能够准确处理计算机识别的图像,并对其进行预处理;另一方面,也要能获取图像目标的质心坐标,对其进行点胶的路径规划。这样才能为点胶过程提供有效的帮助。

根据点胶过程中所面临的问题,本文设计的系统主要有相机设置、图像采集、图像处理、目标定位、路径规划五个方面的功能。通过上述功能可以打破感知与决策的壁垒,实现环境理解、路径生成、执行反馈的闭环;其次,通过可视化与交互设计,把复杂算法转化为可操作的业务工具,将可视化界面将算法结果直观映射到真实场景中,减少技术员对原始数据的理解成本。

5.2 视觉处理软件设计及应用

MATLAB 是一种高级技术计算语言和交互式环境,适用于数据分析及算法开发,它以其强大的计算能力、直观的操作界面以及广泛的适用性,在科学研究与工程技术等领域中扮演着关键角色,是科研工作中必不可少的工具。并且, MATLAB 拥有图形化界面,极大的便利了人机交互方式。

为了实现视觉点胶的功能,本文设计了一款点胶视觉软件来进行目标路径规划。在硬件配置方面,选用 Intel(R) Core(TM) i7-12700H、2.30 GHz、内存为 16.00G;在软件开发方面,采用 MATLAB 2021b 作为开发工具,用于代码的编译、调试以及结果测试,从而保证程序的高效性和稳定性。通过 MATLAB 界面开发软件进行视觉识别界面的开发,利用图像处理库进行图像采集和处理。本文设计的视觉识别与路径规划软件包括相机设置、图像采集、图像处理、目标定位和路径规划 5 个模块。

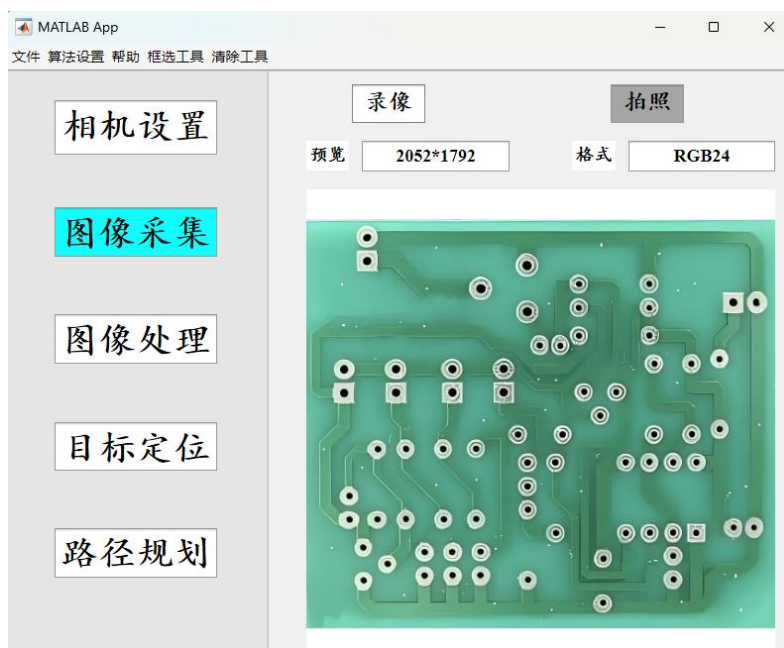


图 5-1 图像采集界面

首先，通过对相机的参数设置，将实时采集到的图像在软件界面中进行显示，如图 5-1 为通过工业相机采集的图像。其次，通过灰度化处理、滤波处理、背景分割和膨胀处理后，得到如图 5-2 所示的预处理图片。在目标定位模块中可以将图像坐标转换到世界坐标中，利用最小外接矩阵，得到每个目标点的质心坐标，如图 5-3 所示。最后，再通过改进的 BSO 算法进行最优路径求解，控制点胶机运动方向，得到点胶的路径。

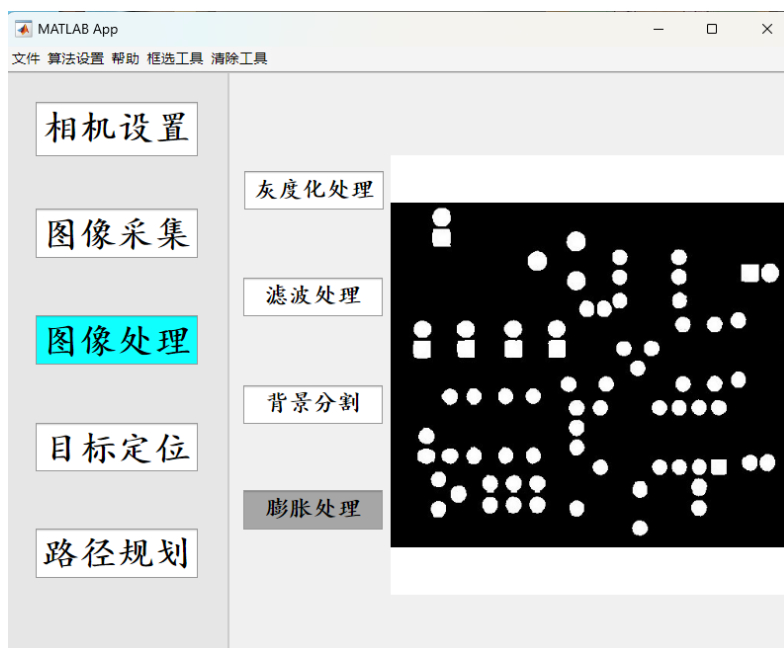


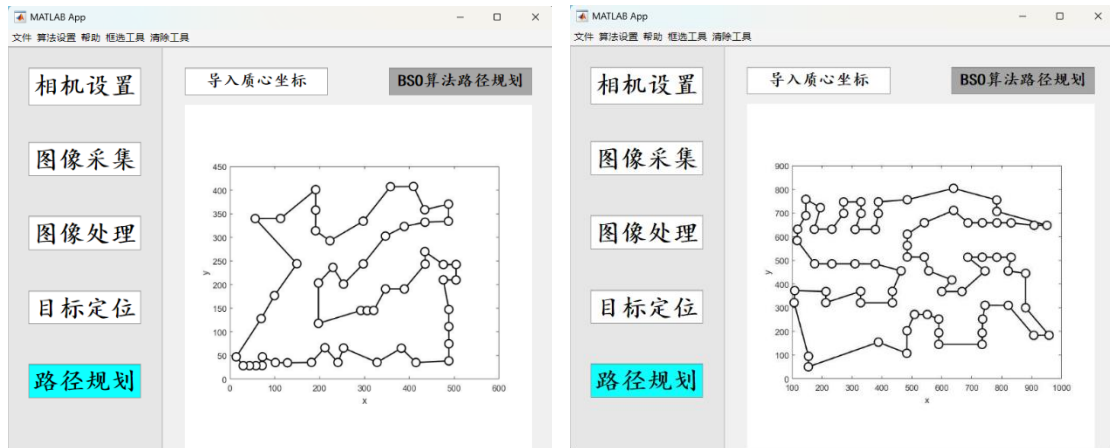
图 5-2 图像处理界面



图 5-3 目标定位界面

5.3 点胶路径规划设计

选择图 4-10 中的 2 款 PCB 板产品进行点胶路径规划实验，两个 PCB 板上分别有 53 个和 73 个目标点。为进一步验证本文算法在多目标路径规划的优势，本文对提出的改进的 BSO 算法进行路径规划实验，两个 PCB 板先进行图像预处理，得到路径规划所需要的质心坐标，将质心坐标导入到改进的 BSO 算法中，再通过视觉处理软件中的路径规划模块中进行实验，如图 5-4 所示。



(a)板 1 路径规划结果

(b)板 2 路径规划结果

图 5-4 改进的 BSO 算法路径规划图

图 5-4 为改进的 BSO 算法对板 1、板 2 的路径规划图，与传统的智能算法相比，该算法的路径规划图没有重叠路径，并且达到了实验下的最优解，证明了在复杂多目标的环境下，该算法已经具备进行全局调节和局部细致搜索的能力。

5.4 本章小结

本章利用 MATLAB 自带的 APPDesigner 设计工具，对视觉识别与路径规划系统进行设计，基于第三、四章提出图像预处理与路径规划算法，设计了一款视觉识别与路径规划的系统界面，该界面主要模块有图像采集、图像处理、目标定位、路径规划等功能。实现了对图像目标点识别、定位以及路径规划等功能，具有较好的实际使用价值。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

随着机器视觉技术的迅速发展，为点胶工艺带来了革命性的变化。机器视觉技术凭借其强大的图像处理能力，可以实时获取并分析环境信息，为点胶机提供了动态调整的基础，使得智能点胶成为可能。再结合先进的算法可以构建智能点胶系统，实现高精度、高速度的目标识别和路径规划。本文使用机器视觉技术，并结合图像处理和图像识别，对点胶路径规划算法进行了研究，并提出了一种改进的头脑风暴优化算法，同时将视觉识别技术应用于点胶机上。本文的工作内容总结如下：

(1) 视觉系统硬件的选型与相机标定：先对点胶视觉的硬件系统，主要有光源、工业相机和工业镜头进行选型。再针对现有机器视觉几何位姿测量技术的不足，提出了一种结合几何位姿及标定板位姿的机器视觉目标位姿测量方法，并设计了一种新型定向标定板，最后对相机进行标定实验，确定相机的测量比 ω 。

(2) 图像的预处理：详细的介绍了在 PCB 板上识别待点胶特征区域的方法，涵盖了使用 R 分量的灰度化处理、降噪处理、图像的背景分割、形态学处理和边缘检测等多个图像处理技术。最后，通过最小外接矩形法，得到待点胶目标的质心坐标、周长和面积等信息。

(3) 路径规划算法与仿真测试：从传统的路径规划算法进行简单阐述，针对传统智能算法存在的缺点，提出了一种改进的头脑风暴优化算法，并对该算法进行性能测试，通过 12 个标准测试函数对该算法进行性能评估，结果证明了它在解决多目标优化任务中的有效性，能够找到全局最优解。再将改进的 BSO 算法与其他三种算法进行试验对比，通过对比实验结果，该算法平均路径分别比其他几种算法提升了 6.82%、8.91%、6.56%。最后，通过选用两款不同的 PCB 板对改进的 BSO 算法进行仿真实验，通过对比 BSO 算法改进前后的真实路径距离，实验证明，改进后的 BSO 算法在两种不同的 PCB 板的路径规划上分别提升 6.15% 和 5.81%，进一步验证改进算法的可靠性。

(4) 视觉处理软件设计：通过设计视觉点胶的 MATLAB 界面，包括相机设置、图像采集、图像处理、目标定位和路径规划 5 个模块，通过设置相机参数，实现

图像的实时获取并在软件界面上展示。实现了对图像目标点识别、定位以及路径规划等功能，表明该软件系统具有较好的实际使用价值。

6.2 展望

本文在研究点胶机路径规划时，着重对硬件系统搭建、图像处理和图像识别技术做了相关工作，并提出了一种新的路径规划算法，同时设计了视觉识别与路径规划的 MATLAB 界面，并通过实验对改进的 BSO 算法进行了验证。然而，仍有一些地方需要进一步改进和完善，这包括以下三个关键领域：

(1) 图像预处理技术虽然能够满足点胶识别的技术要求，但是图像处理的算法上还有待提升，比如，在对图片进行降噪过程中使用中值滤波虽然也能满足降噪要求，但是也降低了原有图片的像素。

(2) 受理论知识及时间等诸多因素的限制，对本课题所研究的点胶路径规划算法的工作只取得了阶段性的成果，在商业化应用以及软硬件的协同操作还需要进一步研究。

(3) 本文已经完成了点胶路径规划的内容，后续还可以用在对点胶质量的检测等方面。

参考文献

- [1] 唐露新,张儒锋,姜德志,等.工业人工智能的现状与发展趋势[J].机床与液压, 2022, 50(10):174-181.
- [2] 程方,张曦,张金松.基于机器视觉的点胶机定位系统[J].机械设计与制造,2013,(03):101-104.
- [3] 谢俊,朱广韬,王路路,等.基于机器视觉的点胶系统的设计与研究[J].电子测量技术, 2016, 39(05):80-83+88.
- [4] 马海龙,李庆华,魏涛,等.机器视觉与点胶技术结合研究现状[J].齐鲁工业大学学报, 2020, 34(01):53-57.
- [5] 林益田,冯劲琿,李扬.机器视觉技术在汽车制造领域的典型应用[J].机电工程技术, 2023,52(03):293-296.
- [6] 刘金桥,吴金强.机器视觉系统发展及其应用[J].机械工程与自动化, 2010,(01):215-216.
- [7] 周京博,陈涛,李玥华,等.机器视觉在喷胶轨迹自动生成中的应用研究[J].机械设计与制造,2021,(06):178-181.
- [8] 刘海龙,雷斌,王菀莹,等.求解TSP问题的改进融合遗传灰狼优化算法[J].计算机仿真,2023,40(09):333-338.
- [9] 杨旭海,周文皓,李育峰,等.采摘机械臂路径规划算法研究现状综述[J].中国农机化学报, 2023, 44(05):161-169.
- [10] 孙道恒,高俊川,杜江,等.微电子封装点胶技术的研究进展[J].中国机械工程,2011,22(20):2513-2519.
- [11] 徐亚明.基于机器视觉的高速点胶机控制系统研制[D].华中科技大学,2020.
- [12] 张勇飞.基于机器视觉的点胶机目标定位技术研究[D].桂林电子科技大学, 2021.
- [13] 谭春林.机器视觉技术在工业机器人中的应用研究[J].中国设备工程, 2023,(18):46-48.
- [14] 朱云,凌志刚,张雨强.机器视觉技术研究进展及展望[J].图学学报,2020,41(06):871-890.
- [15] 曾议.计算机集成制造系统中若干重要技术的研究[D].中国科学技术大学, 2006.
- [16] 倪兆麟,吕清松,许峰川,等.机器视觉系统中的LED线光源设计[J].电子器件, 2020, 43(04):909-912.
- [17] Larry R. Machine perception of three-dimensional solids[J]. Massachusetts Institute of Technology, 1965:159-168.

- [18]David M, Shimon U. Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information[M]. The MIT Press: 2010.
- [19]Kumar R P, Ananthan T. Machine vision using LabVIEW for label inspection[J]. Journal of Innovation in Computer Science and Engineering, 2019, 9(1):58-62.
- [20]李颖,段玉坤,秦浩然,等. 基于机器视觉Halcon软件的齿轮参数检测系统[J]. 机电工程技术, 2023, 52(03):188-193.
- [21]Anonymous. Keyence offers machine vision system and machine vision software[J]. Military & Aerospace Electronics , 2009, 20(06):16-20.
- [22]李延浩.机器视觉在多领域内的应用[J].电子技术与软件工程, 2018, (01):93-94.
- [23]Zhou Y, Wang X, Zhang L. Visual identification and pose estimation algorithms of nut tightening robot system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 127(11-12):5307-5326.
- [24]Pan H, Huang J, Qin S. High accurate estimation of relative pose of cooperative space targets based on measurement of monocular vision imaging[J]. Optik , 2014, 125(13):3127-3133.
- [25]Peng J Q, Xu W F, Liang B, et al. Virtual stereovision pose measurement of noncooperative space targets for a dual-arm space robot[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(1):76-88.
- [26]孙鹏飞,张求知,李文强,等.单目多角度空间点坐标测量方法[J].仪器仪表学报, 2014, 35(12):2801-2807.
- [27]苏建东,段修生,齐晓慧.基于单目视觉的平面靶标姿态测量及其仿真[J].火力与指挥控制, 2018, 43(07):160-165.
- [28]李瑞峰,郭静,杨娜,等.基于机器视觉的大型舱段对接位姿测量方法[J].导航与控制, 2023, 22(06):70-79.
- [29]Cui J, Huo J, Yang M. The circular mark projection error compensation in camera calibration[J]. Optik, 2015, 126(20):2458-2463.
- [30]Xu S, Zhu L. A novel planar calibration method using the iterative correction of control points information[J]. Optik, 2013, 124(23):5930-5936.
- [31]Wang Y, Yuan F, Jiang H, et al. Novel camera calibration based on cooperative target in attitude measurement[J]. Optik, 2016, 127(22):10457-10466.
- [32]Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1986: 364-374.
- [33]Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2000, 22(11):1330-1334.

- [34]冯惠昱.胶体点胶过程和点胶性能的控制方法研究[D].上海交通大学, 2018.
- [35]贺香华,陈从桂,周聪,等.基于机器视觉的点胶质量检测方法[J].组合机床与自动化加工技术, 2020, (11):99-101+106.
- [36]吴佳毅,陈建强,邓宇平,等.基于机器视觉检测的手机显示屏点胶系统[J].自动化与信息工程, 2019, 40(03):43-48.
- [37]代海东,向芷漫,林沁庭,等.基于机器视觉的高频变压器点胶检测[J].电气应用, 2019, 38(S1):144-147.
- [38]戴白杨,李立军,刘天成,等.基于机器视觉的胶体面积检测判定系统的研究与实现[J].自动化应用, 2024, 65(13):52-55.
- [39]Jae S H, Su J K, Woo M C , et al. Measurement system for phosphor dispensing shape of LED chip package using machine vision[J]. Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, 2013, 14(5):2113-2120.
- [40]Huang B, Liu X, Yan J , et al. Fully automated dispensing system based on machine vision[J]. Applied Sciences, 2023, 13(16) :86-92.
- [41]张铁虎,俞经虎,王琨.基于ACO-PSO算法的点胶路径规划与分析[J].计算机应用, 2016, 36(S2):89-92+124.
- [42]圣文顺,徐爱萍,徐刘晶.基于蚁群算法与遗传算法的TSP路径规划仿真[J].计算机仿真, 2022, 39(12):398-402+412.
- [43]Tian Y, Zhang J, Wang Q, et al. Application of hybrid algorithm based on ant colony optimization and sparrow search in UAV path planning[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024,17(1):286-286.
- [44]Jaroslav J, Vojtech V, Robert P. Multi-goal path planning using multiple random trees[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2):4201-4208.
- [45]Jung S. Energy efficient and cost competitive path planning for the swarm of delivery UAV and UGV[J]. Korean Aerospace Society Conference, 2021, 36(08):89-97.
- [46]朱宝伟.机器视觉中的光源照明设计[J].电子科技, 2013, 26(03):80-82.
- [47]李明,黄芳,刘戈扬,等.高速数字化三维集成式CCD-CMOS图像传感器[J].半导体光电,2024,45(03):388-394.
- [48]朱逸臻,李顺尧,卓双木,等.目标识别近距离车载镜头光学系统设计[J].激光与光电子学进展,2022,59(17):336-342.
- [49]师嘉辰.基于角参数化的单目视觉位姿测量方法研究[D].南京航空航天大学,2021.
- [50]Gao R, Li Y, Liu Z , et al. Target localization and grasping of parallel robots with multi-vision based on improved RANSAC algorithm[J]. Applied Sciences, 2023,

- 13(20):62-70.
- [51]徐立君,李嘉毅,刘佳男,等.基于图像识别的芯片引脚缺陷检测算法的研究[J].吉林师范大学学报(自然科学版), 2022, 43(02):67-73.
- [52]顾梅花,王苗苗,李立瑶,等.彩色图像多尺度融合灰度化算法[J].计算机工程与应用, 2021, 57(04):209-215.
- [53]胡晋山,付昱凯,康建荣,等.一种改进的小波域均值滤波算法[J].测绘科学,2021,46(09):55-60.
- [54]陈初侠,丁勇.基于中值滤波的激光雷达图像边缘特征提取方法[J].激光杂志,2023,44(08):94-98.
- [55]吴京城,施露露,杜亚南,等.基于双重高斯滤波的细胞图像快速分割方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(02):101-109.
- [56]范九伦,雷博.倒数粗糙熵图像阈值化分割算法[J].电子与信息学报, 2020, 42(01):214-221.
- [57]闫丽梅,刘永强,徐建军,等.基于Grabcut分割和填充物面积判别的复合绝缘子断串诊断[J].电力系统保护与控制, 2021, 49(22):114-119.
- [58]武瑛.形态学图像处理的应用[J].计算机与现代化, 2013, (05):90-94.
- [59]宋倩男,刘光柱,武乐林,等.基于Sobel的FPGA图像边缘检测系统设计[J].电子测量技术, 2024, 47(13):68-73.
- [60]Fan P, Zhou R, Hu W W, et al. Quantum image edge extraction based on laplacian operator and zero-cross method[J]. Quantum Information Processing, 2019, 18(1):1-23.
- [61]Song R, Zhang Z, Liu H. Edge connection based canny edge detection algorithm[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27(4):740-747.
- [62]张天骐,叶绍鹏,刘鉴兴,等.基于彩色图像Tetrolet变换的频数质心零水印算法[J].系统工程与电子技术,2023,45(01):41-48.
- [63]王猛,邢关生.基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J].电子测量技术, 2020,43(24):52-56.
- [64]黄书召,田军委,乔路,等.基于改进遗传算法的无人机路径规划[J].计算机应用, 2021, 41(02):390-397.
- [65]赵炳巍,贾峰,曹岩,等.基于模拟退火算法的人工势场法路径规划研究[J].计算机工程与科学, 2022, 44(04):746-752.
- [66]Besant H. The journey of brainstorming[J]. Journal of Transformational Innovation, 2016, 2(1): 1-7.
- [67]Osborn A F. Applied imagination[J]. Journal of Marketing, 1957, 20(1):45-51.
- [68]Shi Y H. Brain storm optimization algorithm[C]. Advances in Swarm Intelligence:

Second International Conference, Chongqing, China, Springer Berlin Heidelberg, 2011: 303-309.

- [69] 衣俊艳,施晓东,杨刚.多分支混沌变异的头脑风暴优化算法[J].计算机工程与应用, 2022, 58(16):129-138.
- [70] 牛士铭,薛茹.基于耦合的Henon和Sine映射及彩色图像加密[J].科学技术与工程, 2024, 24(16):6809-6820.
- [71] 郭媛,贾德宝,王充,等.基于改进Logistic混沌和交叉混沌扩散的强鲁棒性图像加密[J].信息安全学报, 2024, 9(05):217-228.
- [72] 张孟健,张浩,陈曦,等.基于Cubic映射的灰狼优化算法及应用[J].计算机工程与科学, 2021, 43(11):2035-2042.
- [73] 吴素谦,闫建国.多策略改进的天鹰优化器及其在路径规划中的应用[J].计算机应用, 2024, 12(06):1-9.
- [74] 王玉芳,程培浩.融合多策略改进的鲸鱼优化算法[J].计算机工程与应用,2025,61(08):83-99.
- [75] 刘磊,姜博文,周恒扬,等.融合改进Sine混沌映射的新型粒子群优化算法[J].西安交通大学学报,2023,57(08):182-193.
- [76] 薛阳,倪大斌,卢秋红,等.基于PGWO算法的移动机器人路径规划[J].控制与决策,2025,40(04):1395-1401.

攻读学位期间发表的学术论文和成果目录

一、论文发表：

- [1] 曹子旭,赵转哲,刘永明,等.基于机器视觉的目标位姿测量方法[J].佳木斯大学学报(自然科学版),2025,43(01):1-3+53. (对应本文第 2 章)
- [2] Cao Zixu. Improved BSO algorithm in dispenser path planning. (拟投,《Applied Intelligence》, 对应本文的第 4 章)

二、专利发表：

- [1] 曹子旭,赵转哲,鲁月林,等. 一种螺杆点胶泵[P]. 中国专利: CN222035504U, 2024-11-22.

三、竞赛获奖

- [1] 中国高校智能机器人创意大赛三等奖.
- [2] 获得十三届 MathorCup 高校数学建模挑战赛参与奖.

四、参加的科研项目

- [1] 企业横向项目: 单螺杆泵智能计量装置集成设计与开发, 项目号: HX-2022-09-056. (项目主要完成人)

致谢

行文至此，意味着我的硕士生涯即将画上句点。回首求学之路，既有探索未知的欣喜，亦有迷茫困惑的焦灼，而这段旅程中每一位给予我帮助、支持与关怀的人，都值得我以最真挚的笔墨铭记。

首先，谨以最深的敬意感谢我的导师赵转哲教授。感谢您以渊博的学识、严谨的治学态度和开放的学术视野为我指明研究方向。从论文选题、框架搭建到实验设计，您始终以耐心和智慧为我拨开迷雾；从初稿修改到最终成文，您字斟句酌的批注和鞭辟入里的建议让我深刻体会到学术的严谨与魅力。您不仅是学术道路上的引路人，更是我为人处世的榜样。同时也十分感谢刘永明老师、刘志博老师以及涂志健高级工程师，因为你们在科研上的帮助，让我可以顺利毕业。

感谢 806 课题组的全体同门。难忘与你们在深夜实验室并肩奋斗的时光，感谢你们在数据采集、算法调试中的倾力相助，也感谢日常讨论中迸发的灵感火花。也感谢 808 工位的所有朋友，在学业之外为我带来了欢乐。这段共同成长的经历，将成为我珍藏的记忆。

感谢我的父母与姐姐。二十余载求学路，是你们毫无保留的支持与包容让我心无旁骛地追逐理想。每当我因研究压力陷入低谷，你们的鼓励总能让我重拾勇气。养育之恩无以为报，唯愿以未来的点滴进步回报你们的期许。

最后，向参与论文评审与答辩的各位专家教授致以诚挚谢意。感谢你们拨冗审阅并提出宝贵意见，让我的研究得以进一步完善。

硕士生涯的结束，亦是新征程的起点。愿怀揣这份感恩之心，在未来的道路上继续探索未知、追求真理。

尚德敏学 唯实惟新

