
分类号: TP241

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2220320191

题 目 基于工业机器人的汽车底盘喷蜡系统研究

题 目 Research on automotive chassis wax spraying
system based on industrial robot

论文作者: 许汉文

校内导师: 高文根教授

校外导师: 袁啸林

专 业: 电子信息

研究方向: 机器人运动控制

论文提交日期: 2025 年 5 月 15 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：

许汉文

日期：2025 年 5 月 15 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：许汉文 指导教师签名：高松

日期：2025 年 5 月 15 日 日期：2025 年 5 月 15 日

基于工业机器人的汽车底盘喷蜡系统研究

摘 要

随着中国制造 2025 的实施,我国智能制造水平不断提高,汽车产业迎来高速发展,工业机器人和视觉传感器在汽车制造自动化领域得到了广泛的应用。由于汽车底盘喷蜡作业环境复杂,传统车体定位只依靠限位器,汽车重复进入限位器时存在着定位精度低、稳定性差的特点。为此本文利用深度相机结合点云配准算法完成车体的精确定位,针对机器人作业时运动参数变化大、效率低的情况,提出一种机器人时间最优轨迹规划方法,并基于工业机器人和深度相机搭建出汽车底盘喷蜡系统平台,验证了本文研究工作。论文的主要研究内容如下:

(1)针对底盘喷蜡系统车身位姿定位时效率低、精度差的问题,提出一种基于融合特征的粗、精配准结合的点云配准算法。首先,依据现场喷涂作业环境,选取眼在手外作为机器人与相机的位置关系,完成了相机的标定。通过深度相机获取车身点云后采用离群点滤波、改进 Octree 下采样算法,对点云数据进行过滤和简化。然后,利用尺度不变特征变换算法(3D Scale-Invariant Feature Transform, 3D-SIFT)和 Alpha Shape 算法提取点云组合特征点,并采用快速点特征直方图算法(Fast Point Feature Histograms, FPFH)完成特征点描述。最后,利用采样一致性初始对齐算法(Sample Consensus Initial Alignment, SAC-IA)进行点云粗配准,获得初始对齐结果,为精配准提供较好的初始位姿,使用 KDtree 加速具有法向约束的改进迭代最近点算法(Iterative Closest Point, ICP)实现点云的精确配准。仿真结果表明所提算法与现有常用四种算法相比,在时间平均缩短 57.1%的同时定位精度最高。

(2)针对机器人在进行点到点运动时效率低和轨迹不平滑的问题,提出一种基于改进麻雀算法的时间最优轨迹规划方法。首先,采用标准 D-H 参数法建立机械臂的运动学模型,完成了机械臂正逆解的推导。然后,根据工作空间的不同,分别仿真分析了关节空间与笛卡尔空间下机械臂各关节的运动曲线及运动特点,提出了 3-5-3 多项式插值函数构造关节空间运动轨迹以解决加速度不连续问题。最后,通过 Chebyshev 混沌映射初始化种群、发现者自适应位置更新方式改进麻雀算法(Sparrow Search Algorithm, SSA),以运动时间为约束对机械臂运动时的运行轨迹进行优化。仿真结果显示,机器人运动时间缩短 4.205 s,效率提高了 47%。

(3)基于工业机器人和深度相机搭建出底盘喷蜡系统,在此平台上验证了点云配准与机器人轨迹规划算法的有效性。根据工作场景、喷涂对象及任务需求,提出了系统设计方案,依据车间工况、输入输出设备数量、喷蜡房尺寸完成对 PLC 控制模块、视觉模块和喷涂模块的硬件选型与设计,进而完成了设备布局与交互软件设计。在此基础上,验证了点云配准算法、机器人轨迹规划等研究成果的可行性,并通过实际的底盘喷蜡实验验证了整个系统的工作性能要求。结果表明,喷蜡系统能够稳定运行,所提方法能够精准识别车身位姿并提升机器人的喷蜡效率。

关键词: 汽车底盘喷蜡, 点云配准, 位姿估计, 时间最优, 轨迹规划

RESEARCH ON AUTOMOTIVE CHASSIS WAX SPRAYING SYSTEM BASED ON INDUSTRIAL ROBOTS

ABSTRACT

With the implementation of China's "Made in China 2025" initiative, the level of intelligent manufacturing in the country has been steadily improving, and the automotive industry has entered a period of rapid development. Industrial robots and visual sensors have been widely applied in the automation of automobile manufacturing. Due to the complex environment of automotive chassis waxing operations, traditional vehicle positioning relies solely on limiters, which leads to low positioning accuracy and poor stability when the vehicle repeatedly enters the limiter. To address this issue, this paper utilizes a depth camera combined with a point cloud registration algorithm for precise vehicle positioning. In response to the significant motion parameter variations and low efficiency during robotic operations, an optimal time trajectory planning method for robots is proposed. Additionally, an automotive chassis waxing system platform based on industrial robots and depth cameras is built to verify the research work presented in this paper. The main research content of the paper is as follows:

(1) To address the issues of low efficiency and poor accuracy in the chassis waxing system's vehicle pose estimation, a point cloud registration algorithm combining coarse and fine registration based on feature fusion is proposed. First, based on the on-site spraying environment, the position relationship between the robot and the camera is defined by the "eye-to-hand" configuration, and the camera calibration is completed. After obtaining the vehicle body point cloud using the depth camera, outlier

filtering and an improved Octree downsampling algorithm are applied to filter and simplify the point cloud data. Next, 3D Scale-Invariant Feature Transform (3D-SIFT) and Alpha Shape algorithms are used to extract composite feature points from the point cloud, and the Fast Point Feature Histograms (FPFH) algorithm is used to describe these feature points. Finally, the Sample Consensus Initial Alignment (SAC-IA) algorithm is applied for coarse point cloud registration to obtain an initial alignment, providing a good starting pose for fine registration. The improved Iterative Closest Point (ICP) algorithm with normal constraints, accelerated by KDtree, is used for precise point cloud registration. Simulation results show that the proposed algorithm, compared with four commonly used algorithms, reduces the average time by 57.1% while achieving the highest positioning accuracy.

(2) To address the low efficiency and unsmooth trajectories in the robot's point-to-point motion, a time-optimal trajectory planning method based on an improved Sparrow Search Algorithm (SSA) is proposed. First, the kinematic model of the robotic arm is established using the standard Denavit-Hartenberg (D-H) parameter method, and the forward and inverse kinematics are derived. Then, simulations are conducted to analyze the joint motion curves and characteristics in both joint space and Cartesian space, and a 3-5-3 polynomial interpolation function is proposed to construct joint space motion trajectories to solve the acceleration discontinuity issue. Finally, the Chebyshev chaotic mapping is used to initialize the population, and the discovery agent's adaptive position update method improves the SSA. The robot's motion trajectory is optimized with movement time as a constraint. Simulation results show that the robot's motion time is reduced by 4.205 seconds, and efficiency is improved by 47%.

(3) An automotive chassis waxing system is built based on industrial robots and depth cameras, and the effectiveness of the point cloud registration and robot trajectory planning algorithms is verified on this platform. Based on the working scenario, spraying targets, and task requirements, a system design scheme is proposed. The hardware selection and design for the PLC control module, visual module, and spraying module are completed based on the workshop conditions, input/output device quantity, and waxing room size. The equipment layout and interactive software design are also finalized. On this basis, the feasibility of the point cloud registration algorithm, robot trajectory planning, and other research results is verified, and the system's operational performance requirements are tested through actual chassis waxing experiments. The results show that the waxing system can run stably, and the proposed methods can accurately identify the vehicle pose and improve the robot's waxing efficiency.

KEY WORDS: automotive chassis wax coating, point cloud registration, pose estimation, time-optimal, trajectory planning

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 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 喷涂机器人研究现状.....	2
1.2.2 3D 视觉技术研究现状.....	5
1.2.3 机器人轨迹规划研究现状.....	6
1.3 主要研究内容及创新点.....	8
第 2 章 车身点云数据处理及位姿估计研究.....	10
2.1 视觉系统标定.....	10
2.1.1 相机成像模型.....	10
2.1.2 结构光相机原理.....	14
2.1.3 相机标定原理与手眼标定.....	14
2.2 车身点云预处理及特征点获取.....	16
2.2.1 离群点滤波.....	16
2.2.2 改进 Octree 下采样.....	18
2.2.3 组合特征点获取.....	21
2.3 基于特征点的点云配准方法.....	24
2.3.1 FPFH 特征描述.....	24
2.3.2 SAC-IA 粗配准.....	26
2.3.3 改进 ICP 精配准.....	27
2.3.4 算法总流程.....	28
2.4 仿真结果与分析.....	29
2.5 本章小结.....	31
第 3 章 喷蜡机器人时间最优轨迹规划研究.....	32
3.1 机器人运动学分析.....	32

3.1.1 空间描述与变换.....	32
3.1.2 喷蜡机器人 D-H 参数	34
3.1.3 正逆运动学求解.....	35
3.2 机器人轨迹规划.....	37
3.2.1 笛卡尔空间轨迹规划.....	38
3.2.2 关节空间轨迹规划.....	42
3.2.2.1 三次多项式插值轨迹规划.....	42
3.2.2.2 五次多项式插值轨迹规划.....	43
3.2.2.3 3-5-3 多项式插值轨迹规划.....	45
3.3 基于改进麻雀算法的 3-5-3 插值机器人时间最优轨迹规划.....	47
3.3.1 麻雀算法概述.....	48
3.3.2 改进麻雀算法.....	50
3.3.3 构建优化目标函数.....	51
3.3.4 算法仿真与分析.....	51
3.4 本章小结.....	55
第 4 章 喷蜡系统搭建与验证.....	56
4.1 系统整体方案设计.....	56
4.1.1 需求分析与预期要求.....	56
4.1.2 方案设计与设备布局.....	57
4.2 系统硬件选型.....	59
4.2.1 喷蜡机器人和供蜡模块选型.....	59
4.2.2 深度相机和读码器设计与选型.....	60
4.2.3 PLC 控制模块设计与选型	62
4.3 喷蜡系统工作流程及生产节拍设定.....	63
4.4 HMI 人机交互设计.....	65
4.5 车身位姿估计及底盘喷蜡验证.....	66
4.5.1 相机标定.....	66
4.5.2 点云模板制作与配准.....	68

4.5.3 底盘喷蜡实验.....	70
4.6 本章小结.....	74
第 5 章 总结与展望.....	75
5.1 全文总结.....	75
5.2 工作展望.....	76
参考文献.....	77
攻读硕士期间取得的学术成果.....	82
致谢.....	83

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

在当今全球化的时代，在面对全球产业竞争加剧、新兴技术快速崛起的态势下，为了稳固自身优势、开拓新的发展路径，美国于 2014 年启动制造业创新网络，韩国产业通商资源部 2018 年发布“制造业创新 3.0 推进战略”，规划“四阶段跃升”路径建设智能制造强国，在此背景下从《中国制造 2025》到“十四五”智能制造发展规划^[1-3]，中国构建了“十年规划+五年计划+年度工程”的推进体系。近年来，随着汽车产业蓬勃发展，汽车销量和出口量持续攀升如图 1-1、图 1-2。汽车作为现代社会不可或缺的交通工具，其生产制造的各个环节都备受关注。然而，汽车从生产地运往世界各地的过程中，面临着诸多严峻考验，其中海洋环境带来的腐蚀问题尤为突出。

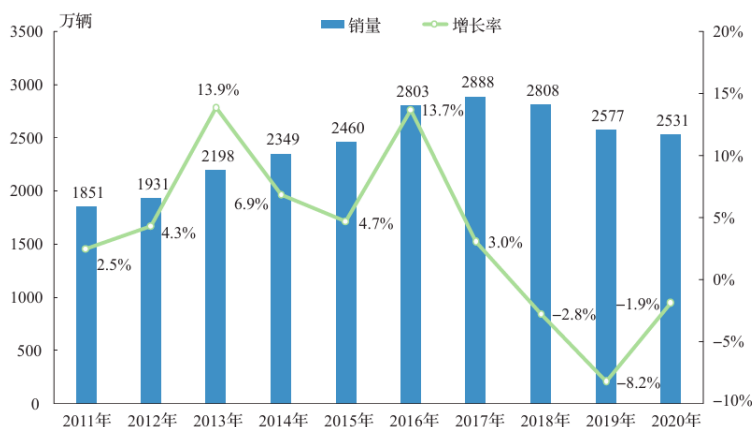


图 1-1 中国汽车销量及增长率

海洋运输因其大运量、低成本的优势，成为汽车跨国流通的主要方式之一。但在海上航行期间，汽车长时间暴露于高湿度、富含盐分的空气以及海水飞溅等恶劣条件下。汽车底盘作为车辆的关键支撑结构，直接与外界环境接触，盐水和潮湿空气极易侵蚀底盘部件。底盘中的金属材质，如钢梁、连接件等，在盐分的催化作用下，电化学腐蚀反应加速进行，导致底盘逐渐出现锈斑、结构强度下降等问题。这种腐蚀不仅影响汽车的外观，更严重的是会引发结构性损坏，使得底盘的承载能力降低，危及车辆在行驶过程中的安全性。而且，腐蚀问题还会缩短

汽车的使用寿命，增加消费者的使用成本以及汽车制造商的售后维护负担。

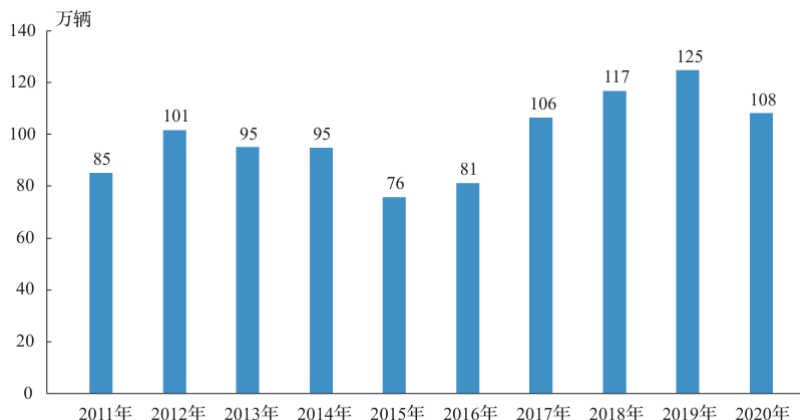


图 1-2 汽车出口量

传统的汽车底盘防护工艺，多依赖人工操作进行喷蜡处理。人工喷蜡存在诸多弊端：一方面，工人需要在相对恶劣的工作环境下长时间作业，劳动强度大，且容易因疲劳、操作熟练度差异等人为因素，导致喷蜡质量不稳定，出现漏喷、厚度不均、流挂等质量问题；另一方面，人工喷蜡效率低下，制约了汽车产能提升。自动化喷涂生产线可以实现连续不断的喷涂操作，无需像人工喷涂那样频繁休息和更换工具，大大缩短了生产周期，提高了生产效率；同时喷涂作业通常会产生大量的漆雾和有害气体，对人体健康有害^[4]。

在工业 4.0 和智能制造的大背景下，将先进的传感技术、智能算法与工业机器人相结合，实现汽车底盘喷蜡工艺的自动化、精准化转型，成为汽车制造企业亟待解决的关键课题。3D 视觉传感器为机器人精准感知汽车的位姿提供了可能，结合智能算法，能够让机器人像拥有“眼睛”一样准确识别汽车的位置与姿态，从而实现高效、精准的喷蜡作业。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 喷涂机器人研究现状

喷涂机器人作为自动化制造领域的重要组成部分，已广泛应用于汽车制造、家电、家具、航空航天等行业^[5-7]。通过自动化控制技术，喷涂机器人能够在生产线上高效、精确地完成涂装任务，不仅提高了生产效率，还优化了涂层质量，减少了人工成本和工人的健康风险。随着工业机器人技术的进步和智能化水平的提

高，喷涂机器人已经从传统的工业应用逐渐向更高精度、高效率的方向发展。

机器人技术起步于 20 世纪 40 年代末和 50 年代初。虽然在这一时期机器人并没有实际应用，但机器人作为一个概念，已经开始在科幻文学中出现，1940 年代末至 1950 年代，随着第二次世界大战的结束，世界各国开始关注军事技术的转化和工业自动化的需求^[8]。真正意义上的工业机器人开始出现在 20 世纪 50 年代末和 60 年代初。1956 年，乔治德沃尔(George Devol)和约瑟夫·恩格尔伯格(Joseph Engelberger)发明了世界上第一个程序控制的机器人——“Unimate”机器人，Unimate 是一种可以编程的机械臂，能够执行特定的工业操作。1969 年，斯坦福大学开发了斯坦福机械臂，这是一款具有开创性的机器人手臂，其具备了多关节的灵活性和一定的编程控制能力，能够完成一些简单的抓取和放置任务等。1986 年英国剑桥大学的 Klein^[9]首次提出将曲面 CAD 模型结合与喷涂机器人离线编程技术，该系统受限于当时的计算机发展水平，但仍然提升了人机交互体验。20 世纪 90 年代日本 Urakami^[10]公司开发出用于喷涂船舶表面的“VM400”系列机器人，其通过永磁轮吸附，借助搭载的滚刷进行外部喷涂。Xu 等^[11]针对船用喷涂机器人系统由于多个冗余轴进行涂层喷涂路径规划时较为复杂的问题，提出保持 x 轴、y 轴同 z 轴分动的逆运动学解决方法，实现了高精度的逆解运算。Qi 等^[12]为解决高速列车内部喷涂消音剂时效率低和质量低的问题，设计出一套自动化机器人喷涂系统，该系统利用切片生成和边界拟合方法生成初始喷涂轨迹利用改进 PSO 算法优化轨迹点，同时提出 ISMC-RBF 控制算法提高机器人轨迹跟踪的精度及抑制相关干扰，实验表明所提方法提高了喷涂机器人的效率和精度。

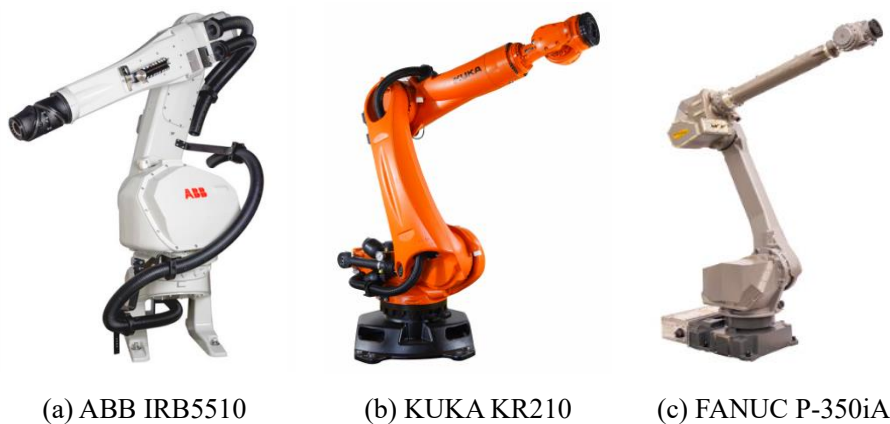


图 1-3 喷涂机器人

上世纪自动喷涂技术在外国公司如日本富士通、德国的 KUKA 等得到了广

泛的应用，并且其投入了巨大的研发资金，现如今不论在国内喷涂机器人市场还是国外市场，日本发那科公司、德国库卡公司以及瑞士的 ABB 公司等都有着重要地位，如图 1-3 为常见喷涂机器人。

与国外相比，国内喷涂机器人技术起步较晚，但近年来取得了显著的进展。1980 年代末期，随着我国工业化进程的加速和制造业效率提升的需求，国内对工业机器人特别是喷涂机器人，产生了浓厚的兴趣。喷涂作业作为汽车制造、家电制造等行业中不可或缺的环节，国内对喷涂作业的自动化提出了迫切要求。作为我国工业机器人行业归口单位的北京机械工业自动化研究所机器人中心，成功研发出我国第一台液压伺服喷漆机器人，1993 年 JQR 系列累计装机量突破 200 台，国产工业机器人市场占有率达 37%。李永鑫等^[13]根据模块化、结构化思想分块设计了移动车、吸附装置和喷涂装置结合一体的高层建筑喷涂机器人，增强了对不同建筑物顶面的适应能力，完成了对机器人受力分析及控制系统设计使其能够提高建筑外墙的喷涂效率和质量。刘斌等^[14]针对 300-600mm 小口径管道内壁防腐材料喷涂困难的问题，设计了一款管道内部智能喷涂机器人完成了机器人的模态分析和样机实现，机器人依据视觉模块、远程 VR 实景操控和行进模块利于观察管道内部情况，根据样机实验该机器人能够快速准确完成喷涂任务。曾勇等^[15]基于风机叶片的 STL 模型，提出面向风机叶片的分片算法，该算法通过规范曲率因子并利用最小二乘法将大曲率面片拟合为二次曲面简化了后续喷涂难度，同时以智能优化算法优化了多目标模型。在喷涂质量方面，王毅等^[16]通过分析涂层质量偏差较大的原因，将匀速数据拟合建立出能描述起始喷涂状态的喷枪模型，解决了喷涂机器人使用空气喷枪在大尺寸表面作业时交界处涂层厚度不均匀的问题。王冲等^[17]针对船舶涂装时效率低下、主要依靠人工经验及环境污染的问题，设计出一种爬壁式喷漆机器人。该机器人主要由行走、喷漆和 VOCs 气体回收模块等构成，通过对机器人静力分析、Adams 仿真及样机实验，该爬壁机器人能满足作业标准完成有害气体回收。国内例如埃夫特、新松机器人及汇川等公司都通过自主创新开展了自动喷涂机器人相关的研发，并且在国内市场占有较高比重。

1.2.2 3D 视觉技术研究现状

3D 视觉作为计算机视觉领域的关键分支，原理是从二维图像或多视角信息中恢复物体的三维结构、形状及位置关系，其发展为众多行业带来了颠覆性的变革^[18]。从工业制造的精密检测到自动驾驶的路况感知，从医疗影像的三维重建到虚拟现实的沉浸式体验，3D 视觉技术无处不在成为推动科技进步与产业升级的核心力量^[19-21]。

20 世纪 60 年代，计算机视觉作为一门新兴学科开始萌芽，3D 视觉也随之起步。这一时期，研究人员主要聚焦于基础理论构建，如立体视觉的几何原理探讨。Lawrence Roberts^[22]发表的关于从二维图像理解三维场景的开创性论文，奠定了立体匹配算法的理论基础。提出利用特征点在不同视角图像中的对应关系，通过三角测量法来恢复深度信息，开启了从多幅二维图像获取 3D 数据的探索之门。70 年代麻省理工学院 David Marr^[23]提出的视觉理论开创了计算神经科学范式。其构建了三级分析模型：计算理论层界定视觉本质是从二维信号重建三维环境、算法层设计处理规则、物理层探究生物硬件实现机制。该理论突破传统还原论，建立自顶向下的系统方法论，推动计算机视觉从模式识别转向几何建模，奠定卷积神经网络滤波器设计基础。他的理论框架和研究方法为后来的计算机视觉研究提供了重要的基础和指导。进入 80 年代计算机视觉迎来爆发式发展，并且诞生了许多著名公司如美国 Navitar 和康耐视(Cognex)、德国 Zeiss 和西门子、日本松下(Panasonic)与基恩士(Keyence)等^[24]，其中美国 Cognex 与日本 Keyence 几乎占据了全球 50%以上的市场份额。在工件物体三维重构方面，Feng 等^[25]针对在重建过程中，被测物体受自身反射、环境照度等因素的影响，导致立体匹配过程中出现大量的失配点，从而影响三维重建精度的问题，采用单线激光与双目视觉相结合的扫描方法。使用双目极约束获得初始匹配点，并添加光学平面约束以消除假匹配点，使工件误差保持在较好范围内。在尺寸测量方面，刘建伟等^[26]针对工业制造领域中大型工件很难进行全尺寸测量的问题，提出并实现了一种基于立体视觉技术的便携式工业测量系统，该系统通过多次拟合标志点对照片定向，根据几何约束消除误匹配，并设计了一种标定算法使该系统满足测量精度要求。

点云配准方面 Slimani 等^[27]针对点云数据表面特征难以捕捉的问题，通过引入具有角度不变性等的几何属性先验信息，利用 RoCNet 架构估计点云的对应关

系,同时其提出利用最远点采样进行全局刚性变换,在合成与真实数据库的测试中该算法的性能较原算法在精度上提高很多。Mo 等^[28]针对在地质场景下的数据量大和范围广所造成的点云配准时精度和效率低的问题,通过进行高度和曲率数据的降维将点云转换为图像数据简化特征提取,同时将特征点的加权距离迭代到 ICP 算法中提高匹配精度,实验结果表明,算法在粗配准阶段效率平均提升 3 倍,改进 ICP 算法在两种数据集的配准精度也都有提升。赵迪等^[29]针对点云在复杂环境下一出现配准失败的问题,提出使用 FPFH 和 RoPs 特征进行类取平均值处理完成特征提取并融合,然后进行点云的初始配准和错误点剔除,实验表明该算法精度和鲁棒性较高。范怡萍等^[30]对于不同尺度点云配准时精度和效率较低的问题,提出将尺度缩放因子、三维旋转与平移参数三者作为变量,使用人工蜂群优化算法进行统一求解,同时其改进了目标函数以消除缩放因子误差,结果表明智能算法的全局优化能力可以实现配准的高精度快速度。Li 等^[31]针对点云初始位置差、方向混乱导致的配准效率下降问题,提出将交叉迭代优化策略与基于表面约束的 ICP 算法结合,采用基于 Rodrigues 旋转参数化的点面 ICP 线性化方法以降低计算复杂度,同时利用误差正态分布自动选择阈值区间消除异常值。实验结果表明对于不同尺度的点云算法鲁棒性更高收敛速度较快。

国内 3D 视觉研究起步相对较晚,早期主要集中在高校和科研机构的理论探索和基础研究上,随着计算机技术、光学技术等相关领域的发展,国内一些企业开始涉足 3D 视觉领域,进行技术积累和产品研发。例如先临三维自 2004 年成立起,便致力于高精度 3D 视觉技术的研发与应用,旗下 Freescan 系列在汽车零部件的三维检测中,其高精度三维扫描技术以其高效、强通用性以及非接触式等优势,发挥着越来越重要的作用。

1.2.3 机器人轨迹规划研究现状

轨迹规划在机器人学及自动控制领域意义重大。其旨在多方面提升机器人运动表现,一是提高运动效率,通过时间、速度及加速度优化,比如在工业生产中减少搬运时间、让速度变化更合理,提升整体效率;二是提升运动精度,精确控制位置与姿态误差;三是降低能耗,考虑动力系统特性,减少不必要加减速与负载变化来节能,轨迹优化是在已有轨迹规划基础上,进一步改善机器人运动轨迹

[32-33]。

对于没有特殊要求的点到点路径规划,一般采用基本规划算法在关节空间或笛卡尔空间中利用插值拟合关键路径点,然后机器人根据拟合出的轨迹进行运动。例如直线插补与圆弧插补^[34-36]。在关节空间进行轨迹规划时由于直接针对关节变量操作,能满足机器人关节的运动范围限制,避免超出机械结构所允许的角度边界。常采用的方法包括多项式插值法,通过给定起始关节角度、目标关节角度,以及起始和目标的速度、加速度等边界条件,求解出多项式系数,从而生成一条关节角度随时间平滑变化的轨迹。例如基于加减速曲线^[37],五次多项式、混合多项式插补^[38-40]以及 NURBS 曲线等^[41]生成的轨迹。

轨迹规划的优化问题可以分为时间^[42]、能量^[43]及冲击最优等,主要方式是使用智能算法寻找最优轨迹^[44-45]。在能耗最优方面,Zhou 等^[46]为了降低焊接机器人的能耗问题的同时保证机器人关节的协同运动,基于关节扭矩及角速度建立了最优能耗模型,利用 7 次 B 样条曲线构建机器人轨迹,通过多策略改进的优化算法求解对应能耗最优,仿真结果表明所提算法能有效降低能耗。时间最优轨迹规划就是指使机械臂在满足运动学约束的同时,以时间最短为目标进行优化。近年来诸多学者对机械臂轨迹规划进行了大量的研究,李林生^[47]提出运用惩罚函数进行时间最优的轨迹规划,虽然做到了在机械臂运动学约束下的轨迹规划,但是没有将其应用到每个关节;蔡永超^[48]运用膜计算淘汰、吞并和信息交流机制结合粒子群算法进行轨迹规划,具有较好效果,但是也增加了算法复杂度和调试难度;徐尤南等^[49]运用粒子群算法进行轨迹规划,缩短了运行时间但是该方法对参数初值较为敏感;郝晗等^[50]将改进遗传算法中的交叉变异操作应用到此方面,但是由于编码方式和算法自身特点导致其陷入局部最优解。在多目标轨迹规划方面,Di 等^[51]针对协作机器人利用有限区域固定对象时的不稳定和低效率问题,提出将固定物体时的应力与机械臂运动时间作为联合优化问题,并进行了相关实验。Zhu 等^[52]针对月球车机械手在恶劣环境中因噪声和结构损伤导致的轨迹规划精确性差的问题,提出一种可以实时检测机器人参数的能量、时间、抖动最优轨迹规划方法,并在此基础上结合扩展卡尔曼滤波算法。实验结果表明依据实时的参数补偿机器人的位置精度高,同时能够兼顾时间和能量保持最优运动使机器人能更快速准确到达目标位置。

1.3 主要研究内容及创新点

本课题从喷涂机器人的轨迹优化入手，以发那科 P-40iA 喷涂机器人为研究对象，目的通过传感器、智能算法与 PLC 控制结合完成汽车底盘喷蜡系统的设计与实现。该研究旨在通过汽车定位和机器人自动化喷涂技术，达成高效、精准喷蜡作业，全面提升生产效能与质量稳定性。具体研究内容如下：

第一章阐述了本课题的研究背景与意义，详细说明了在当今全球化发展的趋势下，通过自动化技术为出口进行汽车底盘防护的必要性。然后综述了喷涂机器人方面、视觉技术及机器人轨迹优化方面的国内外研究现状，总结了目前的研究方向以及市场应用。最后对研究思路进行了阐述。

第二章主要探讨了车身的三维点云数据的获取与处理，并通过数据处理与算法进行位姿估计。首先详细介绍了通过相机标定获取的点云数据，对于冗余、噪声高的原始点云数据需要预处理技术进行清理和优化点云数据。随后通过基于特征点的点云配准方法，包括 FPFH 特征描述、SAC-IA 粗配准和改进的 ICP 精配准算法实现车身姿态的准确估计，为后续机器人喷涂做准备。

第三章主要分析了通过优化算法进行喷蜡机器人轨迹的时间最优规划。首先，本章从机器人的运动学分析入手，详细推导了正逆运动学的求解。然后讨论了机器人轨迹规划的两种主要方式：笛卡尔空间轨迹规划和关节空间轨迹规划，并选取 3-5-3 多项式插值作为机器人工作方式。最后，通过改进麻雀算法优化机器人运动轨迹，解决了传统轨迹规划方法在时间最优性和复杂约束条件下的不足。

第四章主要通过工业机器人和深度相机实现喷蜡系统平台的搭建。通过依据喷蜡作业需求和流程综合考虑喷涂现场的布局、硬件选型和节拍设定等。并以某型号汽车为例，通过联合仿真软件先验证前文所提算法的有效性，然后在平台上验证系统设计与优化方法的有效性，结果表明系统平台可以按照预设程序完成车身的估计和底盘的喷蜡且系统本身运行流畅稳定。

第五章结论与展望。对研究内容进行总结，针对当前研究课题存在的不足之处以及后续需要深入研究的内容进行了探讨与展望。

主要创新点如下：

(1)针对传统的点云配准算法存在着配准效率低、易陷入局部最优、匹配效果差等问题，提出一种基于组合特征点和粗、精配准结合的点云配准方法。首先，

为既能提高匹配速度又能保留点云数据的高信息熵，选择将 Octree 下采样策略改进为保留距离体素重心最近的原始点云来进行点云的下采样。之后利用 3D-SIFT 通过在不同尺度空间上检测局部极值点并生成描述符来捕获数据的关键特征，虽然 3D-SIFT 算法能够提取到点云中具有不变性的特征点，但其主要关注点集的局部特征，因此在点云配准中，仅依靠 3D-SIFT 提取的关键点可能会因为局部特征的相似性导致误匹配，所以再利用 Alpha Shape 算法提取点云轮廓点，将两者融合为组合特征点后采用 FPFH 完成特征点的描述。最后，将 SAC-IA 粗配准与具有法向约束的改进 ICP 精配准相结合完成点云的配准。实验结果表明，算法能够快速准确识别车身位姿。

(2)针对机器人在进行点到点运动时效率低下的问题，提出一种基于改进麻雀算法的 3-5-3 插值机器人时间最优轨迹规划。为避免 3 次多项式轨迹规划所导致的各关节加速度不连续和 5 次多项式的高计算复杂度，采用了 3-5-3 多项式插值轨迹规划，其兼顾机械臂运动平滑和高效率的优势。利用麻雀算法进行机器人轨迹优化，由于传统的麻雀算法种群初始化方式是随机生成的，可能导致种群在某些区域过度聚集，因此将初始化方式改为 Chebyshev 混沌映射提高种群分布的均匀性和多样性；为避免麻雀算法过早收敛，平衡探索与开发的能力，选择在发现者位置更新公式中加入自适应惯性因子，这使得麻雀算法能够在不同的阶段灵活调整其搜索策略增强算法的鲁棒性。实验结果表明机器人在满足运动学约束的同时，运动效率得到提升。

第 2 章 车身点云数据处理及位姿估计研究

在进行底盘喷蜡之前，由于汽车由人工驶入喷蜡房，车轮内测虽有限位器将车身的偏移限制在一定范围内，但是因为人工操作和限位器产生的左右旋转误差、以及汽车装配生产时车体的高度误差，会导致出现明显的车身位置偏移情况，如果机器人仍按照预设路线进行喷涂操作，可能会出现漏喷、误喷甚至发生撞机事故。因此，为了精确快速的完成后续的喷蜡操作，需要使用 3D 相机获取车身一侧前后轮眉及车身轮廓点云信息，通过对点云的配准得到偏移矩阵对机器人进行坐标系重建，满足后续的喷涂要求。

本章主要利用手动采集到的车身点云和公共数据集验证所提算法的有效性。通过滤波、下采样算法进行点云数据的预处理，对预处理后的点云进行分割裁剪后，通过组合特征点提取点云中的特征信息，最后根据特征信息，利用粗配准、精配准结合的方法进行点云的配准得到。

2.1 视觉系统标定

相机标定是一个过程，旨在确定相机的内参和外参。内参决定了相机如何将三维空间中的点映射到二维图像平面上；外参将相机的观测结果转换为世界坐标系中的点，相机标定的核心目的是确保相机获取的三维数据准确可靠。

在自动化喷蜡系统中，车身的点云数据将直接影响喷涂的精度。若相机未经过准确标定，其可能存在严重的测量误差，导致获取的点云数据与实际车身形状不一致。同时相机镜头的畸变会使得点云数据产生偏差。若未进行标定，无法校正这些畸变，对于相机坐标系与世界坐标系之间的转换会产生重要影响，从而影响数据的真实性导致喷涂效果变差。

2.1.1 相机成像模型

相机成像模型通过几何与光学原理描述三维场景到二维图像的映射过程。这个模型涉及多个因素，包括相机的光学特性、成像过程中的几何变换等。同时在计算机视觉和相机标定中，理解不同坐标系及其转换是非常重要的。

世界坐标系 (X_w, Y_w, Z_w) 是一个全局参考坐标系，在这个坐标系中，所有的

物体位置和几何形状都被定义，假设空间中点 P 坐标 $P = (x_w, y_w, z_w)$ ；

相机坐标系 (X_c, Y_c, Z_c) 是用于描述相机在世界坐标系中的位置和方向，其通过内参和外参，将相机坐标系中的点转换到图像坐标系中。相机坐标系的原点通常是相机的光学中心 O_c ， Z_c 是光轴延伸方向；

图像坐标系 (x, y) 是相机传感器上的二维坐标系描述了相机传感器的连续值，主要作用是将三维世界坐标系中的点投影到二维图像平面上。坐标原点为相机光轴与平面间的交汇点， x 轴与 y 轴分别平行于相机坐标系；

像素坐标系 (u, v) 是图像传感器上离散化后的坐标系，表示图像上的具体像素位置。其通过相机的内参，将图像坐标系的连续值转换为像素坐标系。

相机的成像过程是通过透视投影和相机成像方程将三维空间的点映射到二维图像平面上，这一过程需要通过数个数学转换方式：

(1) 从世界坐标系转换为相机坐标系

定义世界坐标系后，需要利用刚体变换来描述空间中相机的位置。

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

点 $P = (x_w, y_w, z_w)$ 经由刚体变换 (R, t) 为相机坐标系中的点 $P_c = (x_c, y_c, z_c)$ 。

(2) 相机坐标系转换为图像坐标系

相机坐标系到图像坐标系的转换基于小孔成像原理主要关系如下：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{f}{z_c} \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

也可由下列齐次坐标表示：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{z_c} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{z_c} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{f}{z_c} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

其中： f 为相机的焦距，其决定了投影的尺度和视角。经此变换 $P_c = (x_c, y_c, z_c)$ 投影到图像坐标系中的点 (x, y) 。

(3) 图像坐标系转换为像素坐标系

由图像坐标系向像素坐标系进行转换时考虑两个坐标系的坐标原点与单位，同时内参矩阵的准确性直接影响像素坐标系的计算结果，两者主要变换关系如下：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = k \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

其中：内参矩阵 k 包括焦距（以像素为单位）、主点位置和可能的畸变参数。内参矩阵 k 为：

$$k = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

其中： f_x 和 f_y 是 x 和 y 方向上的焦距， c_x 和 c_y 是图像的主点坐标。不同相机的像素尺寸不同，影响内参数的设置，也需要考虑和校正镜头畸变，以确保像素坐标系的准确性。

(4) 像素坐标系转换为世界坐标系

将上述式(2-1)、(2-3)、(2-4)、(2-5)结合可得：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{f}{z_c} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{z_c} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{z_c} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

(5) 相机畸变参数

相机畸变是指在成像过程中，由于镜头的光学缺陷、制造误差或安装不准确，导致图像中的直线变曲、几何失真等现象，类型包括径向和切向畸变。

径向畸变是由于光学系统的设计缺陷导致的，它使得图像中的直线变弯曲，常见的径向畸变包括桶形畸变(barrel distortion)其图像中心区域相对较正常，而边缘区域向外扩展，导致物体看起来更大；枕形畸变(pincushion distortion)是图像中心区域看起来正常，而边缘区域向内收缩，使得物体看起来更小如图 2-1。

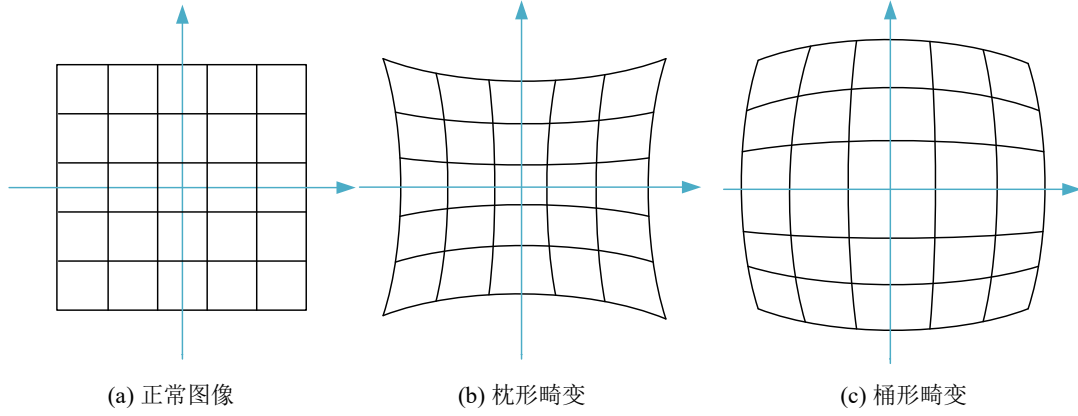


图 2-1 相机畸变示意图

因此需要畸变矫正，畸变矫正通常通过建立畸变模型来进行，这些模型描述了图像点如何因畸变而偏离实际位置。径向畸变模型：

$$\begin{bmatrix} x_{dist} \\ y_{dist} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{ideal} \\ y_{ideal} \end{bmatrix} (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \quad (2-7)$$

其中： k_1 、 k_2 、 k_3 为径向畸变系数，且：

$$r^2 = x_{ideal}^2 + y_{ideal}^2 \quad (2-8)$$

切向畸变是由于镜头组件安装不完全对准或相对位置不准确造成的，这种畸变使得图像中的直线出现倾斜或扭曲如图 2-2。

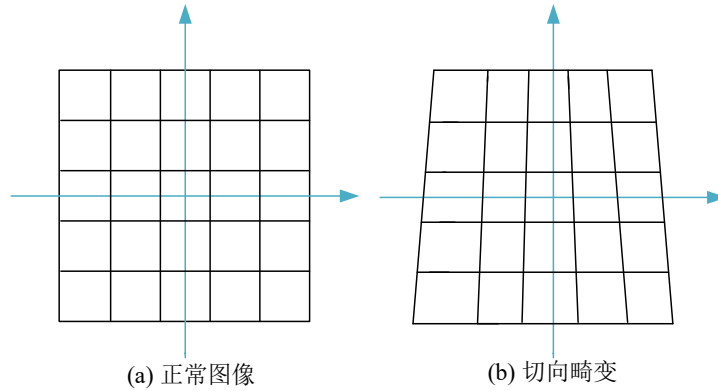


图 2-2 切向畸变

切向畸变模型如式：

$$\begin{bmatrix} x_{dist} \\ y_{dist} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{ideal} \\ y_{ideal} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1 x_{ideal} y_{ideal} + p_2 (r^2 + 2x_{ideal}^2) \\ p_1 (r^2 + 2y_{ideal}^2) + 2p_2 x_{ideal} y_{ideal} \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

其中： p_1 和 p_2 为切向畸变系数。

畸变现象使得图像中的直线在实际场景中可能被曲解为弯曲。对于测量精度和物体识别任务，这种畸变可能导致严重误差。

2.1.2 结构光相机原理

结构光相机的原理包括以下几个步骤：首先，系统使用光源投射已知条纹到物体表面，然后光纹在经过物体时会因为物体的形状和表面特征发生变形，最后相机捕捉这些变形后的光纹图像，并通过分析这些图像来确定物体的三维形状。

具体来说，光纹的变形量与物体的表面轮廓有关，因此，通过比较原始投射的模式和捕获到的变形模式，可以推断出物体的深度信息。这一过程涉及到将捕获的图像转换成深度数据，最终生成物体的三维模型，原理如图 2-3。

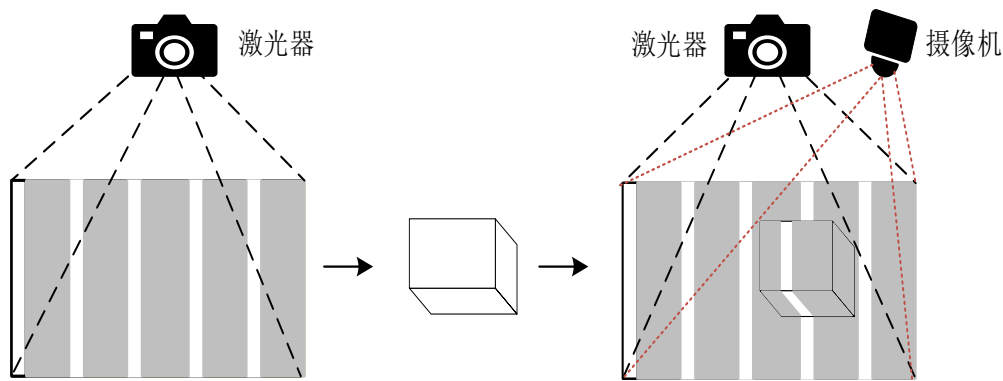


图 2-3 结构光相机原理图

2.1.3 相机标定原理与手眼标定

相机标定通过拍摄棋盘格标定板，建立数学模型确定相机内参和外参。目前常用的相机标定方法有传统标定法、自标定法和主动视觉标定法，如表 2-1。

表 2-1 不同标定方法比较

标定方法	优点	缺点	适用场景
传统相机标定法	易于实现、精度较高、应用广	标定过程复杂、对环境要求高	静态环境
自标定法	适应性强	精度较低、复杂性高	动态环境、实时应用
主动视觉标定法	无需标定物，参数解耦简单	依赖精确运动控制、成本较高	机器人导航、无人机视觉

对于目前标定方法精度不高、鲁棒性差等原因，张正友标定法因其对实际应用中的误差和不确定性有较好的鲁棒性，同时能够处理各种标定板和多种环境条

件成为目前应用最为广泛的标定方法。其标定方法主要流程如下：

(1)标定板准备。标定板上有一系列已知位置的标记点，这些点的三维坐标是已知的。常见的标定板包括棋盘格、圆点网格或其他已知几何图案。标定板的实际尺寸和每个标记点的位置必须精确已知；

(2)图像捕捉。从多个不同视角和不同位置拍摄标定板的图像。每个图像中标记点的位置都会有所不同，这样可以提供足够的几何信息来进行标定；

(3)特征点提取在每张图像中，使用图像处理算法提取标定板上标记点的图像坐标；

(4)建立数学模型。使用针孔相机模型来描述相机的成像过程，相机的内外参数通过以下模型进行描述：

$$p = K \cdot [R | t] \cdot X \quad (2-10)$$

其中： p 是图像点的齐次坐标， X 是标定板上的三维点的齐次坐标， K 是相机内参矩阵， $[R | t]$ 是相机外参矩阵，包括旋转矩阵 R 和平移向量 t ；

(5)参数计算通过最小二乘法来优化相机模型，以最小化图像点与实际三维点之间的重投影误差。

$$Error = \sum_{i=1}^n \| p_i - \hat{p}_i \|^2 \quad (2-11)$$

其中： p_i 是实际图像点， $\hat{p}_i$ 是通过模型计算的图像点， n 代表点对数。

机器人与 3D 相机的手眼标定通过建立“手”（机器人末端）与“眼”（相机）的空间变换关系以实现精确的视觉引导。通过这一标定过程，机器人能够准确解读相机提供的视觉信息从而提高喷蜡的精度和效率。根据相机的安装位置分为 Eye-in-Hand（眼在手上）和 Eye-to-Hand（眼在手外），如图 2-4。

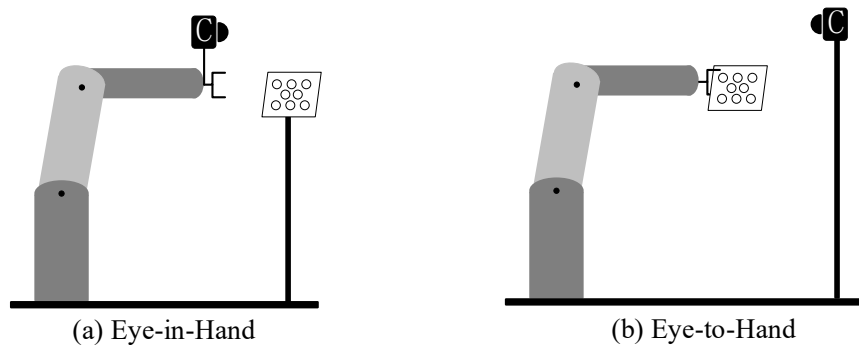


图 2-4 手眼标定方式

由于项目中相机的位置固定于车身一侧，机器人位于车底的地坑处，为了使

相机获得更多视野、捕捉到车身特征选择眼在手外的标定方式进行手眼标定。

2.2 车身点云预处理及特征点获取

在进行系统搭建前通过手动用相机进行数据采集并处理，验证算法有效性。本次项目中采用的相机为梅卡曼德，其采集到的数据经过处理后可以得到相应的 2D 图、深度图和点云图。点云则包含了物体表面上每个点的三维坐标信息，通常以一组 (x, y, z) 坐标的形式表示，这些点在三维空间中形成一个点云，能够准确地描述物体的几何形状和表面特征。

但是点云数据采集过程中常受到噪声影响导致数据不准确。通过噪声去除，能够清除无用数据点，从而提高数据的可靠性。其次，点云数据通常非常庞大，含有大量的点，增加了存储和计算的难度。点云下采样技术可以减少点的数量，降低计算复杂度，同时保留数据的主要特征，提高处理速度。

2.2.1 离群点滤波

当相机工作于工厂环境时，工厂中的强光、光线反射会干扰结构光相机的光模式投射和接收，温度、湿度环境可能影响相机的光学系统和电子组件的稳定性，同时工厂中的噪声和机械干扰可能影响相机的传感器和数据采集。因此，对于采集到的原始点云数据需要进行滤波处理。

(1) 直通滤波(Pass-Through Filter)

直通滤波是一种在点云处理中用于数据预处理的简单而有效的滤波方法。它主要用于在点云数据中按特定的范围条件进行筛选，以保留或去除符合条件的点。具体而言，它通过定义一个或多个坐标轴 (x, y, z) 上的范围，来过滤点云中的数据点。通过 PCL 点云库中 `PassThrough` 的函数完成本次滤波。原理如式：

$$\begin{cases} x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \\ y_{\min} \leq y \leq y_{\max} \\ z_{\min} \leq z \leq z_{\max} \end{cases} \quad (2-12)$$

由图 2-5 可以看到，经由直通滤波后，位于图片上方的离群点云能被直接去除，方法简单有效。

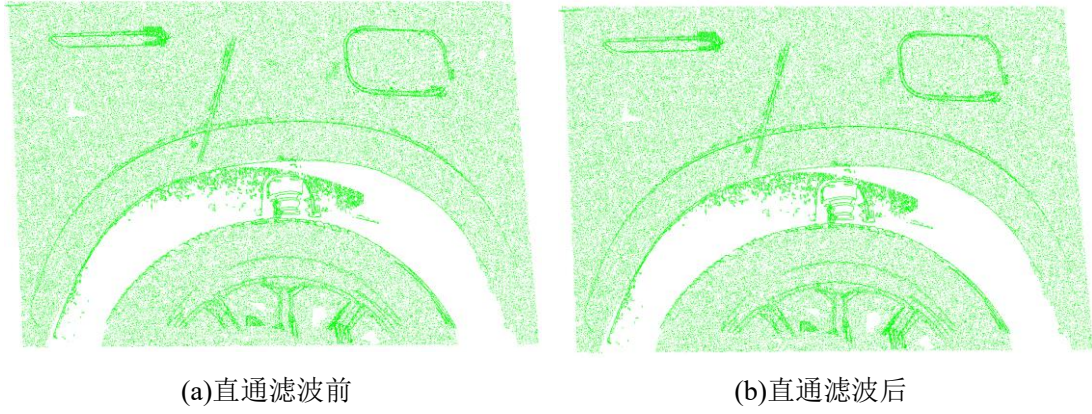


图 2-5 后轮位置点云下直通滤波前后对比

(2)统计滤波(Statistical Outlier Removal, SOR)

统计滤波是一种广泛用于点云数据处理的技术，主要用于去除噪声和异常点，以提升点云数据的质量和可靠性。统计滤波基于点云中每个点的邻域信息，计算该点在其邻域内的统计量，来判断其是否为异常点。具体原理如式：

对于每个点 p 及其邻域点 $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ ，首先计算点 p 与其邻域点的距离。距离通常使用欧几里得距离来计算：

$$d(p, p_i) = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} \quad (2-13)$$

其中： (x, y, z) 和 (x_i, y_i, z_i) 分别是点 p 和邻域点 p_i 的坐标。

对于每个点 p 计算其邻域内所有点的距离的统计量：

$$\text{Mean Distance} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d(p, p_i) \quad (2-14)$$

设置阈值 α 用于判断点 p 是否为异常点。

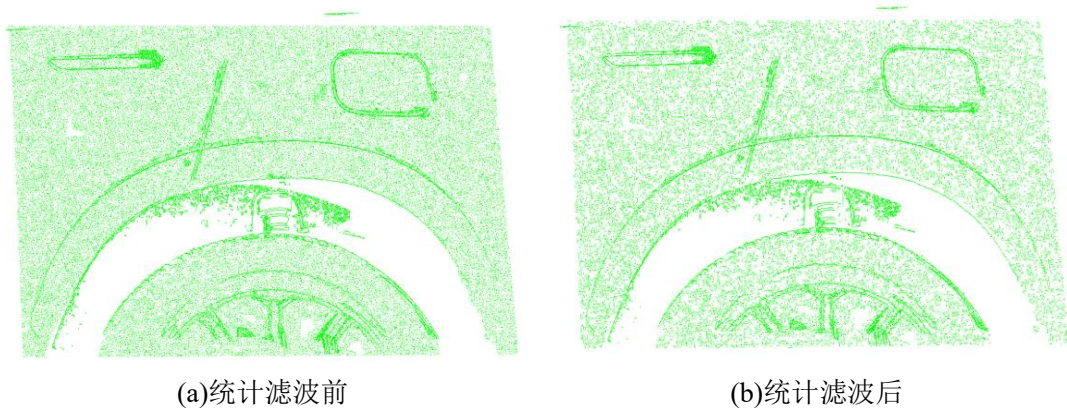


图 2-6 后轮位置点云统计滤波前后对比

由图 2-6 可以看到，经由统计滤波后，位于图片上方的离群点云未能被直接去除，同时场景里的有效点云损失，因此后续选择直通滤波作为离群噪声点去除

方法。

2.2.2 改进 Octree 下采样

因为相机的高分辨率和细密的光模式可以生成密集的点云, 提供更高的细节和更准确的表面描述, 其一次获取到的点云数据大概为 1000000 个, 处理这些数据需要大量的计算资源, 且在点云数据的处理步骤中, 点的数量直接影响算法的运行速度。点云下采样通过减少点云中的点数, 优化计算资源提高处理速度并提高系统稳定性。

八叉树下采样(Octree Downsampling)是一种广泛应用于三维数据处理的技术, 特别是在处理点云数据时。八叉树通过将三维空间递归地划分为八个子区域来组织和处理点云数据如图 2-7。八叉树下采样利用这种数据结构进行高效的数据降采样, 同时保留其主要特征。以下是其主要思路:

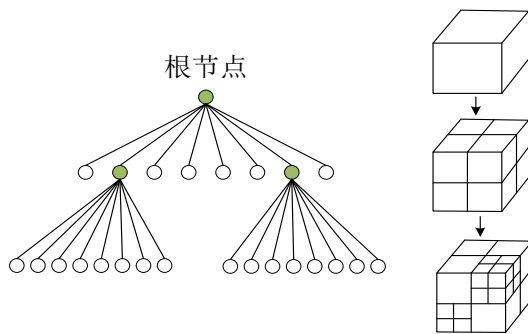


图 2-7 Octree 空间结构

(1)构建八叉树

选择点云 $p = \{p_i, i=1, 2, \dots, N_p\}$ 的空间范围, 并创建一个根节点, 表示整个空间范围。将根节点的立方体划分为八个子立方体, 分别创建八个子节点;

(2)节点分割

对每个子节点中的点进行检查, 如果点的数量超过设定的阈值, 则继续递归地将该子节点进一步划分为八个子立方体。这个过程一直进行, 直到所有的子节点都满足停止划分的条件;

(3)选择保留的点

在每个叶子节点中, 选择一个或多个代表性的点, 将每个叶子节点的代表点作为新的点云数据输出。

质心计算:

$$O_j(x, y, z) = \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m z_i \right) \quad (2-15)$$

式中: j 为体素个数, m 为第 j 个体素中的点云个数。

为了反映区域的局部特征, 保留点云的实际形状和表面结构, 选择保留距离八叉树质心最近的点而非保留质心。该策略具有更好减少失真、提高对噪声和异常值的鲁棒性、计算效率更高。根据已计算出的体素重心 O_j , 通过式(2-16)计算保留距离重心最近的原始点云 p_i^* :

$$p_i^* = \arg \min_{p_i \in p} |p_i - O_j| \quad (2-16)$$

为了验证改进算法的有效性, 使用斯坦福大学数据库中的 Bunny、Dragon 点云和采集到的车身点云进行算法测试, 算法运行环境为 Visual Studio 2019, PCL 1.11.1 点云处理库。利用信息熵和配准误差进行精简结果评价。

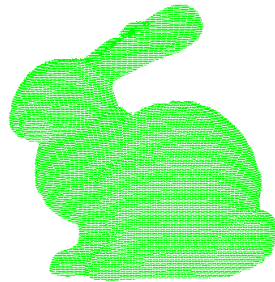
点云信息熵是用于量化点云数据中不确定性和复杂性的度量工具。通过计算点云的密度分布熵, 可以了解点云的空间结构、特征复杂性。

$$\begin{cases} E_i = -y_i \log_2 y_i - \sum_{j=1}^n y_j \log_2 y_j \\ y_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{j=1}^n T_j} \end{cases} \quad (2-17)$$

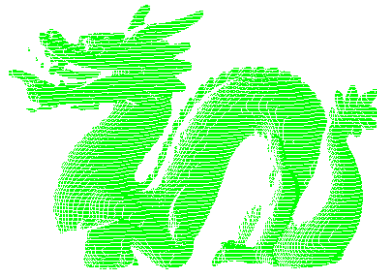
其中: E_i 代表点 p_i 的信息熵, y_i 、 y_j 和 T_i 、 T_j 分别代表 p_i 、 p_j 的曲率概率分布和平均曲率。信息熵越大则表示点集的信息量更大。

配准误差采用均方根误差 E_{RMS} 作为标准:

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)}{n}} \quad (2-18)$$



(a) Bunny 下采样前



(b) Dragon 下采样前

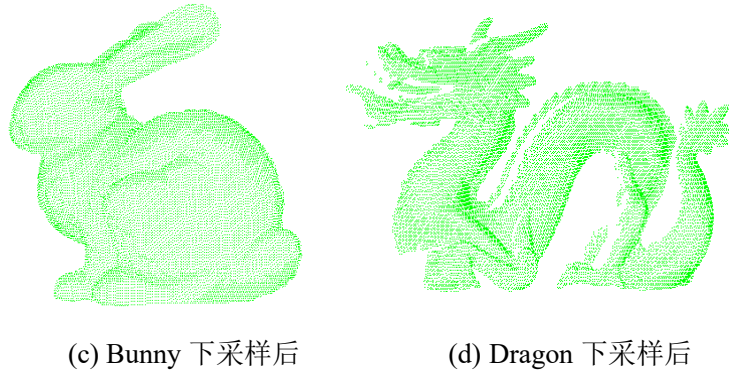


图 2-8 下采样前后对比

表 2-2 Bunny 点云各算法精简效果对比

精简方式	信息熵	配准误差/cm
随机采样	1.32×10^5	9.1×10^{-4}
Octree	1.34×10^5	4×10^{-4}
本文算法	1.35×10^5	3.8×10^{-4}

表 2-3 Dragon 点云各算法精简效果对比

精简方式	信息熵	配准误差/cm
随机采样	1.38×10^5	2.6×10^{-5}
Octree	1.39×10^5	7.1×10^{-4}
本文算法	1.39×10^5	6.9×10^{-4}

点云下采样结果如图 2-8，根据表 2-2、2-3 可以知道在点云精简后的信息熵和用相同算法配准的配准误差，所提下采样算法都要优于随机采样和传统 Octree，因此后续采用改进 Octree 进行下采样。

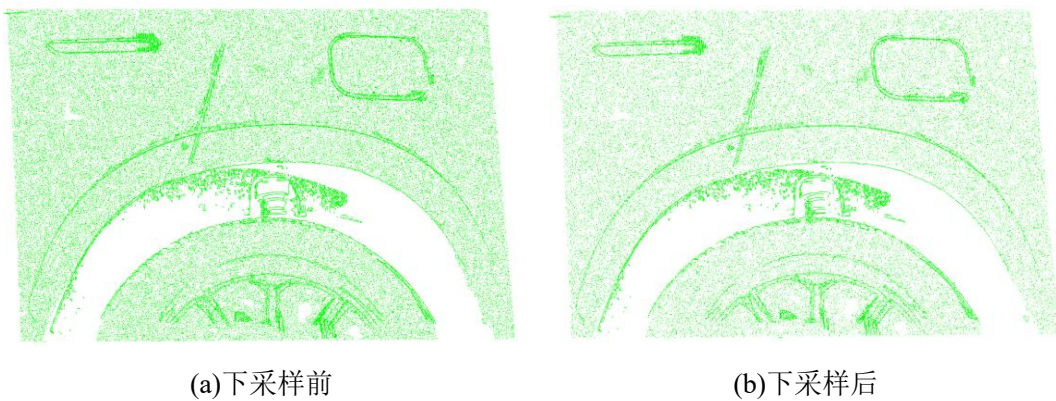


图 2-9 后轮位置点云下采样前后对比

由图 2-9 可以看出，经过下采样后的点云，在车身门把手、加油盖、轮眉及

其他曲线明显的地方仍保持较好特征，这对于后续特征点的提取做好了准备。

2.2.3 组合特征点获取

(1)3D-SIFT 特征点获取

在点云配准过程中，如果直接在所有点上进行配准，计算量非常大，因此特征点提取是一项关键步骤，它用于提高配准的效率和准确性，提供更强的匹配约束。特征点提取的主要目的是从点云中识别和提取具有显著几何特征的点或区域，这些特征点在配准过程中起到了关键的作用。

3D-SIFT^[53]是一种扩展自 2D SIFT 的特征提取方法，用于在三维点云数据中提取具有尺度不变性和旋转不变性的特征点。3D-SIFT 特征点提取包括以下步骤：

Step1.生成尺度空间。3D-SIFT 生成一个尺度空间，通过在不同尺度下平滑点云数据来实现。这通常是通过高斯滤波器对点云数据进行多尺度平滑来实现的。然后构建高斯金字塔，通过逐步模糊点云数据来模拟不同的尺度。

$$L(x, y, z, \sigma) = G(x, y, z, \sigma) \cdot I(x, y, z) \quad (2-19)$$

式中： $L(x, y, z, \sigma)$ 为点云尺度空间， $I(x, y, z)$ 为点云坐标， σ 为尺度因子，高斯核函数：

$$G(x, y, z, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2+z^2)}{2\sigma^2}} \quad (2-20)$$

Step2.关键点检测。在每个尺度下，检测关键点，这些点在尺度空间中具有局部极值，使用局部最大值和最小值来定位特征点。

$$\begin{cases} Q_{\max} & D(x, y, z, \sigma) \geq D(x', y', z', \sigma') \\ Q_{\min} & D(x, y, z, \sigma) \leq D(x', y', z', \sigma') \end{cases} \quad (2-21)$$

式中： (x', y', z') 表示相邻像素点的位置， σ' 表示相邻尺度层的尺度， $Q_{\max}$ 为局部极大值点， $Q_{\min}$ 为局部最小值点。

(2)Alpha Shapes 边缘点获取

虽然 3D-SIFT 算法能够提取到点云中具有不变性的特征点，但它主要关注点集的局部特征，因此在点云配准中，仅依靠 3D-SIFT 提取的关键点可能会因为局部特征的相似性导致误匹配，且 3D-SIFT 在提取关键点时对噪声较为敏感，这可能导致在一些噪声较多的点云数据中提取到不稳定的特征点。同时，在点云边

缘处曲率变化较大,通过后续 FPFH 描述后边缘特征明显,所以在进行关键点提取时,有必要再通过其他算法提取稳定的点云边缘特征点。将两者拼接后,可以实现特征点类型的互补,使得在配准过程中能够同时利用局部显著点和形状边缘信息,从而提高匹配的准确性和鲁棒性。

Alpha Shape(AS)^[54]算法是一种用于从点云数据中提取形状的算法,可以看作是 Delaunay 三角剖分的一种泛化。它在计算几何和计算机图形学中用于描述和分析点云的形状。Alpha Shape 算法的主要目标是从点云中提取出一个多边形或多面体,这些形状可以更好地表示点云的外部边界或内部结构如图 2-10。通过引入参数 α 控制形状的复杂度,从而在点云数据中捕捉到不同层次的结构信息。

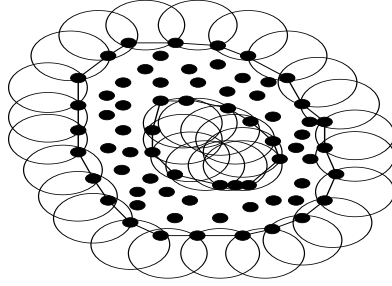


图 2-10 Alpha Shape 原理图

与 3D-SIFT 特征点相比,AS 边缘点提供了另一种类型的几何特征,即形状边界信息。AS 算法的步骤与原理可以总结如下:

Step1.根据点集 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_i\}$ 选,择参数 α 建立 Delaunay 三角网 $DT(P)$;

Step2.计算外接球半径: 对于 Delaunay 三角形 T , 计算其外接球的半径

$$r(T) = \frac{1}{2} \frac{|p_i p_j \times p_i p_k|}{|p_i p_j - p_i p_k|};$$

Step3.根据参数 α , 移除所有满足 $r(T) > \alpha$ 的三角形 T 和相关的顶点, 构建 Alpha Complex;

Step4.从 Alpha Complex 中提取出最大连通子集, 得到点云的边界或外部轮廓即为 Alpha Shape。

对点云数据进行组合特征提取结果如图 2-11 和表 2-4, 三种算法中利用 Harris 算法所提取到的特征点数量最多, 但是耗时最长, 利用 Susan 算法提取到的特征点数量最少, 本文算法耗时最短且由图可看出, 对于特征变化较明显的兔腿、眼、耳朵等区域以及兔身轮廓进行了较好提取, 对 Dragon 点云特征点的提

取亦是如此。

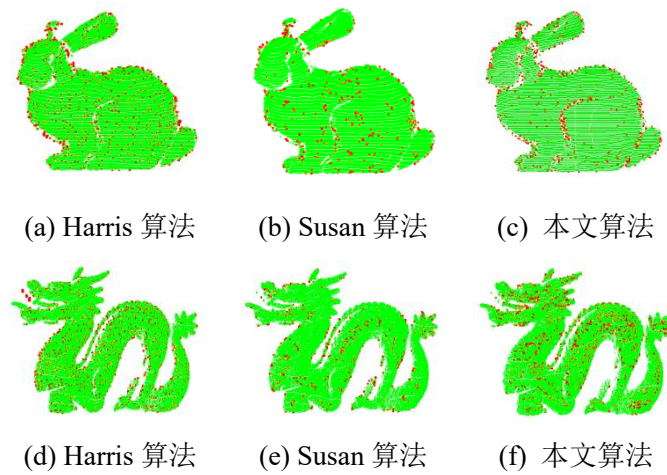


图 2-11 特征点提取

表 2-4 各算法提取特征点数量与时间

方法	特征点数量		时间/s	
	Bunny	Dragon	Bunny	Dragon
Harris	1125	1032	2.264	2.128
Susan	453	383	1.561	1.482
本文算法	783	701	1.468	1.332

在对下采样后的车身后轮点云进行特征点提取时，需利用 RANSAC 算法进行点云分割并裁剪，因为利用轮眉下方的避震、车轮点云相较于车身点云进行配准时稳定性不高还会降低匹配速率。由图 2-12(b)红色特征点云可看出所提算法对于门把手、油箱盖、汽车门框和轮眉等能进行较好的特征点提取。

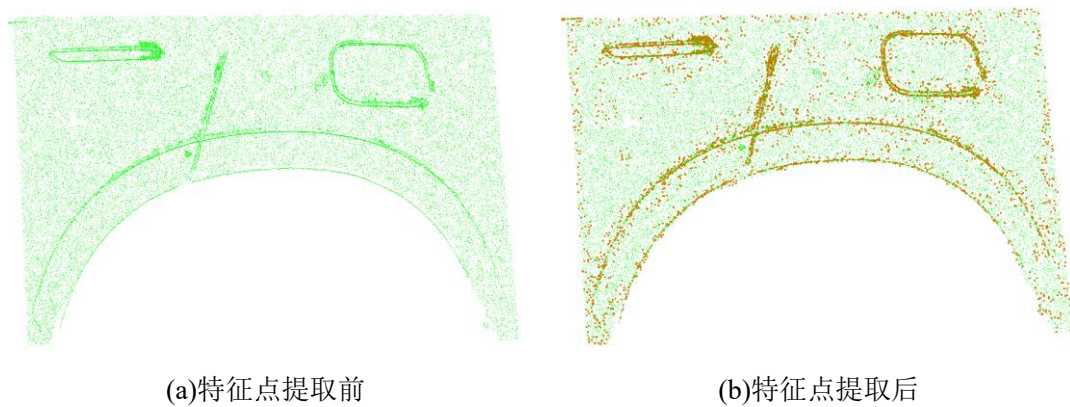


图 2-12 特征点提取

2.3 基于特征点的点云配准方法

通过上述方法对点云进行预处理后，其数量下降了 90%左右，且根据特征点采集算法获取了能够代表车身点云的特征点集。为了准确估计汽车车身的位姿，利用机器人完成对底盘的喷涂，需要对获取到的特征点集进行 FPFH^[55]描述，然后利用粗配准、精配准结合的方法将点云配准。

2.3.1 FPFH 特征描述

PFH(Point Feature Histograms)是 3D 点云中描述局部几何特征的算法，通过统计邻域点对的法线差异、距离，分箱生成多维直方图，使其能够在不同视角、不同尺度和不同点云密度下实现有效的点匹配。具体思路为：

(1)邻域点的选择

以及源点云 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_i\}$ 和目标点云 $q = \{q_1, q_2, \dots, q_j\}$ 对于任意点 p_i 和 q_j ，对应法向量为 n_i 和 n_j ，通过获得对应源点 p_s 及法向 n_s 和非源点 p_t 及法向 n_t 建立局部坐标系 (p_s, u, v, w) 和 (p_t, u, v, w) ，如图 2-13 以 p_1 为中心建立的球形邻域，源点 p_s 计算公式为；

$$p_s = \begin{cases} p_i, n_i \cdot (p_j - p_i) \leq n_j \cdot (p_i - p_j) \\ p_j, n_i \cdot (p_j - p_i) > n_j \cdot (p_i - p_j) \end{cases} \quad (2-22)$$

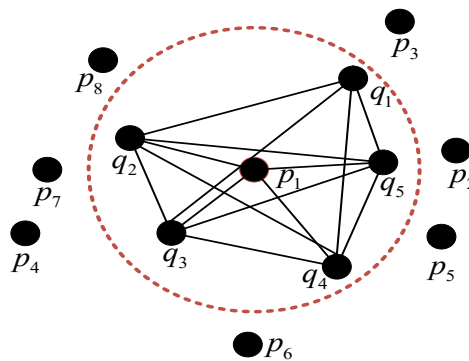


图 2-13 PFH 近邻点

(2)建立局部坐标系

通过获得的对应源点 p_s 及法向 n_s 和非源点 p_t 及法向 n_t ，根据式(2-22)建立局部坐标系 (p_s, u, v, w) 和 (p_t, u, v, w) ，如图 2-14；

$$\begin{cases} u = n_s \\ v = \frac{p_t - p_s}{\|p_t - p_s\|_2} \times u \\ w = u \times v \end{cases} \quad (2-23)$$

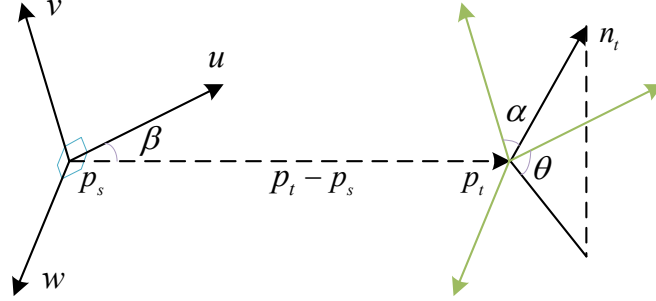


图 2-14 局部坐标系

(3)角度确定

根据局部坐标系算每个点与邻域内其他点之间的相对关系三元组 (α, β, θ) ，将其划分 i 个区间，将结果绘制成直方图即为 p_i 的 PFH 特征描述子。

$$\begin{cases} \alpha = v \cdot n_t \\ \beta = u \cdot \frac{p_t - p_s}{d} \\ \theta = \arctan(w \cdot n_t, u \cdot n_t) \\ d = \|p_s - p_t\| \end{cases} \quad (2-24)$$

式中： d 为 p_t 和 p_s 的欧式距离。

PFH 虽然能够完成描述点云中每个点的局部几何特征，但是其算法复杂度为 $o(nk^2)$ ，为了优化特征提取方法 FPFH 算法通过简化计算过程、改进局部几何描述等，提高了点云特征描述的效率使其算法复杂度降低为 $o(nk)$ ，算法过程为：

Step1. 计算每个点与邻域内其他点之间的相对位置关系三元组 (α, β, θ) ，如图 2-15 近邻点，根据此求出简化点特征直方图 P_{SPFH} ；

Step2. 通过加权计算得到 P_{FPFH} ，如下：

$$P_{FPFH} = P_{SPFH}(p_i) + \frac{1}{j} \sum_{i=1}^j \frac{1}{w_j} P_{SPFH}(q_j) \quad (2-25)$$

式中： w_j 是权重，由 p_i 和其邻域点的距离计算。

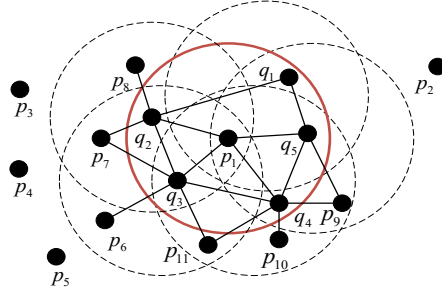


图 2-15 FPFH 近邻点

2.3.2 SAC-IA 粗配准

基于 FPFH 描述符，使用特征匹配算法匹配源点云和目标点云的 FPFH 描述符后，SAC-IA 粗配准通过利用特征点对，能够生成初步的点云对齐变换。这个初步变换为后续的精配准奠定了基础。

SAC-IA^[56]是一种用于三维点云配准的方法，其主要特点是能够处理具有不同尺度和旋转的点云数据，并且结合了几何约束来优化配准结果。算法主要步骤为：

(1)特征提取

SAC-IA 首先提取点云中的特征点，使用特征描述符 FPFH 来描述点云的局部几何信息。假设源点云 p 中的点 p_i 的局部特征描述符为 f_i ，目标点云 q 中的点 q_i 的局部特征描述符为 g_i ；

(2)特征匹配与约束

利用提取的特征描述符，SAC-IA 通过匹配算法找到源点云和目标点云之间的对应点，并利用点到点的距离约束排除错误匹配点；

(3)对齐优化

对于特征点对 (p_i, q_i) ，利用损失函数 Huber 进行减小配准误差。

$$H(d_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}d_i^2 & \|d_i\| \leq \delta \\ \frac{1}{2}\delta(2\|d_i\| - \delta) & \|d_i\| > \delta \end{cases} \quad (2-26)$$

式中： δ 是一个超参数，称为 Huber 阈值， d_i 为第 i 组对应点经过变换之后的距离差。根据对齐优化所获得的刚体变换矩阵输出结果 $T_0 = (R_0, t_0)$ ，各对应点的实

际误差已经满足后续精配准的要求。

2.3.3 改进 ICP 精配准

经由上述 SAC-IA 粗配准算法，理论上得到了刚体变换矩阵和已经接近重合的源点云和目标点云，但是粗配准的配准误差仍不能满足要求，所以选择迭代最近点算法(ICP)^[57]作为精配准算法。ICP 算法的核心思想是通过最小二乘法迭代优化来找到两个点云之间的最佳刚体变换 (R, t) ，使它们的代价函数 $E(R, t)$ 最小化。其主要思路为：

(1) 已知源点云 $p = \{p_i, i=1, 2, \dots, N_p\}$ 和目标点云 $q = \{q_i, i=1, 2, \dots, N_q\}$ ，对每个点 p_i ，在目标点云 q 中找到其最近邻点 q_i ，通过这一步建立对应关系；

(2) 根据配对的点集 (p_i, q_i) ，计算最佳的变换矩阵 T 以最小化源点云与目标点云之间的距离；

$$T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-27)$$

(3) 源点云和目标点云对应点的距离最小。目标函数可以表示为：

$$E(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i - (Rp_i + t)\|^2 \quad (2-28)$$

式中： p_i 和 q_i 代表了源点云和目标点云中的点云数据。将点云 p 通过 T 转换得到 p'_i ，重复上述步骤直到满足停止迭代的条件，其中 $p'_i = Rp_i + t$ 。由于传统 ICP 的收敛速度慢，配准效率低，稳定性差等情况，通过下面方式进行改进：

(1) KDtree 结构。在 ICP 的对应点选择步骤中，需要为参考点云中的每个点寻找目标点云中的最近邻点。使用传统的线性搜索方法可能会效率较低，特别是在大型点云数据集上。KDtree 通过将点云空间分割为更小的区域，能够快速定位每个点的最近邻，从而加速对应点的选择过程；

(2) 法向量夹角约束。在配准过程中，点云法向量提供了点云表面局部几何特征的重要信息。如果不考虑法向量夹角，可能会导致配准结果的精度和准确性下降、导致更多的误匹配点对。通过获取 p_i 近邻域 K 个点，建立对应协方差矩阵：

$$U = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_i - p_\phi)(p_i - p_\phi)^T \quad (2-29)$$

其中： p_ϕ 为邻域质心，通过计算出 U 的特征向量的最小值即为该点法向量，然后获取对应法向量夹角 θ 。给定法向量夹角阈值 β ，进行下式判断：

$$\begin{cases} \theta > \beta & \text{删除} \\ \theta \leq \beta & \text{保留} \end{cases} \quad (2-30)$$

这样通过组合特征点结合粗配准与精配准的配合，便能完成源点云与目标点云的配准，使得两个点云的空间位置最佳匹配，并且得到精确的位姿变换矩阵 T 。

2.3.4 算法总流程

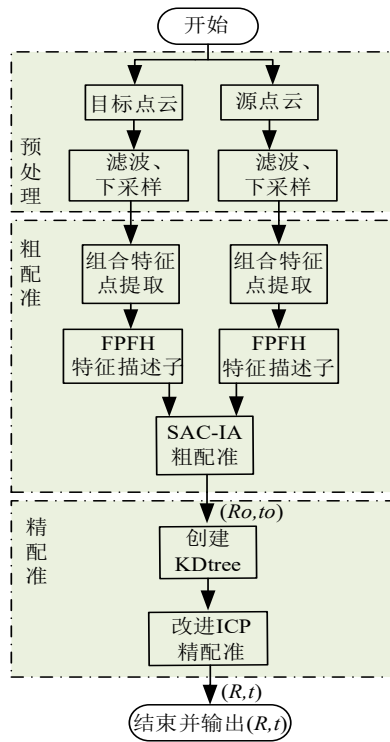


图 2-16 算法流程图

首先通过滤波算法和改进 Octree 体素下采样对源点云和目标点云进行数据预处理，降低数据的冗余度。然后通过 3D-SIFT 和 AS 筛选出不同区域中的特征点和边缘点，再通过 FPFH 对筛选出的关键点法向量进行计算加权得到每个点的 FPFH 值。然后通过粗配准算法 SAC-IA 进行两个点云的粗配准得到相应变换矩阵 (R_0, t_0) 和已经完成位置变换的点云。最后，通过 KDtree 加速具有法向量约束的改进 ICP 完成点云的精配准得到变换矩阵 (R, t) ，机器人根据变换关系得到车身位置，算法流程如图 2-16。

2.4 仿真结果与分析

在对点云进行下采样和组合特征点提取后，基于 FPFH 进行上述关键点的特征描述并使用 SAC-IA 进行粗配准，最后通过改进 ICP 进行点云精配准。为了验证所提算法的可行性，在相同配置环境下，分别使用 ICP^[58]算法、Susan + FPFH + ICP^[59]、Harris + RANSAC + ICP^[60]、ISS + K4PCS + ICP^[61]及本文算法对 Bunny 点云、Dragon 点云进行配准，并根据均方根误差和时间作为评价标准。

表 2-5 公共数据集配准算法对比

算法	Bunny				Dragon			
	E_{RMS}/cm	时间/s			E_{RMS}/cm	时间/s		
		粗配准	精配准	总时间		粗配准	精配准	总时间
ICP	2.7×10^{-2}	—	—	56.7	2.3×10^{-2}	—	—	69.4
文献[59]	1.5×10^{-3}	1.6	1.11	23.6	1.4×10^{-3}	1.23	1.14	25.3
文献[60]	4.3×10^{-4}	1.1	0.94	48.3	6.3×10^{-3}	1.05	1.31	53.8
文献[61]	6.7×10^{-4}	0.07	0.004	10.3	7×10^{-4}	0.66	0.006	45.1
本文算法	3.8×10^{-4}	0.86	0.65	9.64	6.9×10^{-4}	0.71	0.13	11.4

配准结果如表 2-5、图 2-17 和图 2-18 所示。由图 2-17(b)和图 2-18(b)可以看出，基于传统 ICP 算法对于 Bunny、Dragon 点云进行配准时，配准效果相对较差，两个模型均没对齐，偏差较大；根据表 2-5，传统 ICP 算法在总时间上因为算法自身收敛速度慢，且对配准初始位姿较敏感，所以耗时比其他几种基于特征点的粗、精配准结合的方法更长，效率更低；且在 Bunny、Dragon 点云的配准上本文算法比 ICP 总耗时分别减少了 83%和 84%，同时在配准精度上比其高出两个数量级， E_{RMS} 分别由 2.7×10^{-2} 、 2.3×10^{-2} 降至 3.8×10^{-4} 、 6.9×10^{-4} 。

由图 2-17(c)、(d)、(e)和图 2-18(c)、(d)、(e)可知，基于 Susan、Harris 及 ISS 算法进行的配准实验都将点云模型进行了较好的对齐。根据表 2-4、表 2-5，文献[60]所用 Harris 特征点提取方法获得的特征点数量相较于文献[59]的 Susan 和本文算法是最多的，特征点数量的增多使其在配准精度上高于文献[59]，但是特征点提取及配准时间最长。

从表 2-5 可以看出本文算法在粗配准时间、精配准和总时间上分别比文献[60]降低 20%、31%和 80%，同时精度提升 12%；在 Dragon 点云的配准上，本文算法在粗配准时间、精配准时间和总时间上分别比其降低 32%、90%和 79%，同时精度提升了一个量级。文献[59]所用 Susan 进行的特征点提取数量最少，忽略了重要的边缘点和其他曲率变化较大的点，因此表 2-5 中在 Bunny、Dragon 点云的配准上本文算法的精度都比其高出了一个量级，这要得益于组合特征点提供了合适数量、质量的特征点，因此配准时可以利用特征点进行快速找到最优解。总体上看，本文算法相对于其他常用四种算法时间上平均缩短 57.1%同时精度最高。

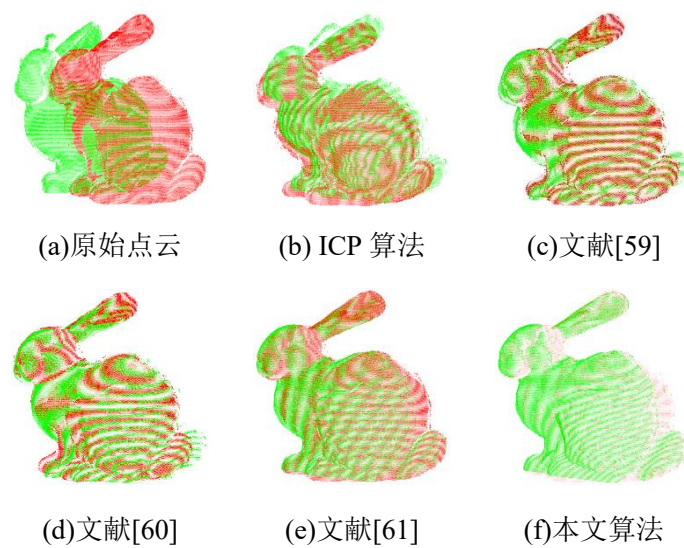


图 2-17 Bunny 点云配准对比

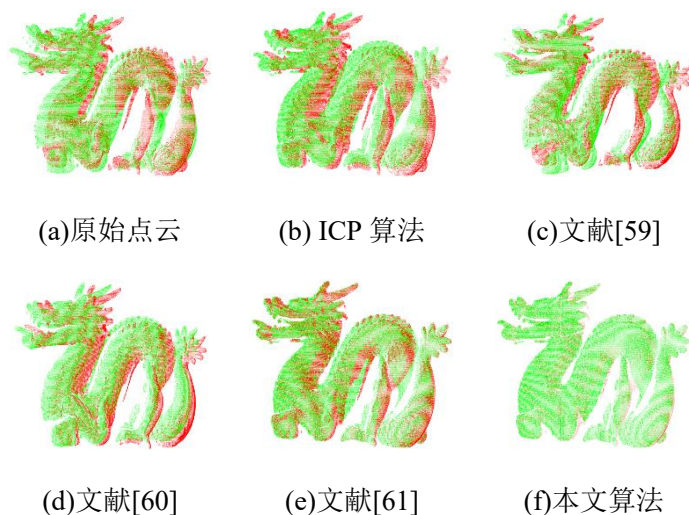


图 2-18 Dragon 点云配准对比

2.5 本章小结

本章重点介绍了相机成像模型与结构光相机的工作原理,以及相机标定和手眼标定的实现方法。相机标定为后续点云数据获取提供了精确的摄像头参数,确保了点云数据的准确性。在点云预处理时,采用直通滤波去除噪声点,通过改进 Octree 下采样方法有效减少了点云的密度,为进一步提取有效信息,利用了 3D-SIFT 特征点检测技术和 Alpha Shapes 边缘点提取方法,从大量点云数据中提取出了具有代表性的特征点,然后 FPFH 特征描述符进行特征匹配,通过 SAC-IA 粗配准方法初步对齐点云,并结合改进的 ICP 算法进行精细配准,从而实现了不同视角下点云的精确对齐。仿真结果表明,所提出的方法能够有效地提升点云配准的精度和效率。

第3章 喷蜡机器人时间最优轨迹规划研究

基于第二章通过点云配准得到的车体位姿，通过机器人与深度相机的坐标变换后可以得到车体相对于机器人的位置，机器人据此可以进行喷蜡作业。在机器人进行喷蜡作业时，需要在快速运动的同时保持稳定的运动轨迹，此时需要对机器人进行轨迹规划。本章主要针对机器人运动时间进行优化，选择 3-5-3 多项式插值拟合轨迹让机器人速度和加速度保持连续，利用改进麻雀算法以时间为优化目标使机器人在满足运动学约束的同时，运动更加平滑时间更为高效。

3.1 机器人运动学分析

3.1.1 空间描述与变换

机械臂的空间位姿指的是其末端执行器在三维空间中的“位置”和“姿态”。位置描述了末端执行器相对于某个参考点的位移，而姿态则描述了末端执行器相对于某个参考方向的旋转。准确描述和控制机械臂的位姿对于实现精确的操作任务至关重要。在三维空间坐标系 $\{A\}$ 中如图 3-1，使用三个分量(X 、 Y 、 Z)来表示空间中某个点 P 在该参考系下的坐标。

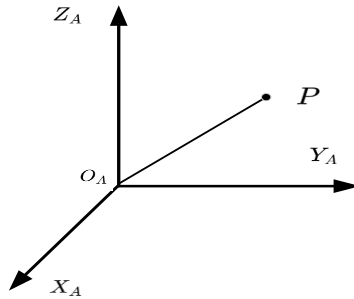


图 3-1 位置矢量表示

这三个分量分别对应着该点在参考系中沿 X 轴、 Y 轴和 Z 轴的位移，数学表达式如式(3-1)：

$${}^A P = \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ P_z \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

如果只有空间中的位置描述，则无法描述目标的刚体姿态，继而不能控制机器人的运动轨迹。因此在三维空间坐标系 $\{A\}$ 中，以喷涂机器人末端执行器为目

标，若想准确描述执行器 B 的姿态，如图 3-2 需要以 B 的中心设置坐标系{B}。

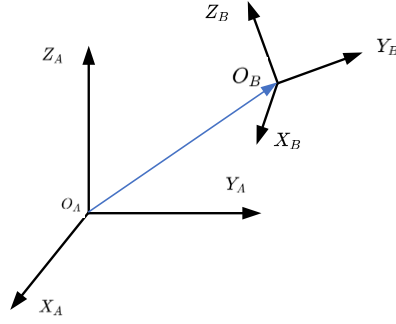


图 3-2 刚体 B 姿态表示

机械臂相对于三维空间坐标系{A}得旋转矩阵为 ${}^A_B R$ ，公式如下：

$${}^A_B R = \begin{bmatrix} {}^A X_B & {}^A Y_B & {}^A Z_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

其中： ${}^A X_B = [r_{11} \ r_{21} \ r_{31}]^T$ ， ${}^A Y_B = [r_{12} \ r_{22} \ r_{32}]^T$ ， ${}^A Z_B = [r_{13} \ r_{23} \ r_{33}]^T$ 表示坐标系{B}的轴坐标在参考坐标系上的投影。坐标系分别绕着 x 轴、 y 轴和 z 轴旋转 θ 度后得到转换矩阵分别为：

$$Rot(x, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-3)$$

$$Rot(y, \theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

$$Rot(z, \theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

3.1.2 喷蜡机器人 D-H 参数

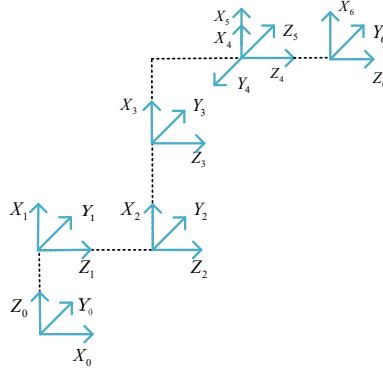


图 3-3 机器人 D-H 参数坐标系

以 FANUC P-40iA 喷涂机械臂为研究对象进行 D-H 参数的建立如图 3-3。D-H 参数主要包括四个参数：链接长度 a 、链接扭转角 α 、关节偏移量 d 和关节角 θ 。下面是参数的详细描述及其建模过程：

(1) D-H 参数定义

链接长度 a ：第 i 个关节到第 $i-1$ 个关节沿 x_{i-1} 轴的距离；

链接扭转角 α ：第 $i-1$ 个关节的 z_{i-1} 轴与第 i 个关节的 z_i 轴之间的角度；

关节偏移量 d ：第 i 个关节的 z_i 轴沿着 z_{i-1} 轴的距离；

关节角 θ ：第 i 个关节的 x_{i-1} 轴与第 i 个关节的 x_i 轴之间的角度；

(2) 采用右手坐标系为每个关节定义坐标系

机器人第 i 个坐标系的 z_i 轴与第 i 个关节的转动轴重合， x 轴的方向通常沿着前一个坐标系的 z 轴指向下一个坐标系的 z 轴，利用右手法则确定 y 轴；

(3) 构建从第 $i-1$ 到第 i 个坐标系的变换矩阵：

$${}^{i-1}_i T = Rot_{z_{i-1}}(\theta_i) \cdot Trans_{z_{i-1}}(d_i) \cdot Trans_{x_i}(a_i) \cdot Rot_{x_i}(\alpha_i)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \cdot \cos(\alpha_i) & \sin(\theta_i) \cdot \sin(\alpha_i) & a_i \cdot \cos(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \cdot \cos(\alpha_i) & -\cos(\theta_i) \cdot \sin(\alpha_i) & a_i \cdot \sin(\theta_i) \\ 0 & \sin(\alpha_i) & \cos(\alpha_i) & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-6)$$

其中： $Rot_{z_{i-1}}(\theta_i)$ 表示沿着 z_{i-1} 轴旋转 θ_i 度， $Trans_{z_{i-1}}(d_i)$ 表示沿着 z_{i-1} 轴移动 d_i ， $Trans_{x_i}(a_i)$ 为沿着 x_{i-1} 轴移动 a_i ， $Rot_{x_i}(\alpha_i)$ 表示沿着 x_{i-1} 轴旋转 α_i 度。

对于所用机械臂，设置基坐标系于机械臂底座，根据机械臂的结构，逐个关

节确定对应的 D-H 参数表如表 3-1:

表 3-1 机器人 D-H 参数

连杆 i	a_{i-1}/mm	$\alpha_{i-1}/^\circ$	d_{i-1}/mm	$\theta_{i-1}/^\circ$
1	0	0	0	θ_1
2	75	-90	618	θ_2
3	605	0	75	θ_3
4	-256	-90	615	θ_4
5	0	90	0	θ_5
6	0	-90	0	θ_6

3.1.3 正逆运动学求解

机械臂正运动学通过关节参数计算末端执行器位姿，为确定性正向推导；逆运动学根据末端目标位姿反求关节参数，与正运动学不同，逆运动学的求解通常更为复杂，因为一个末端位姿可能对应多个关节配置，或者在某些情况下没有解。

首先进行正运动学分析，根据 FANUC P-40iA 机械臂连杆之间的 D-H 参数，可以推出从基坐标系开始到各关节及末端执行器的六个变换矩阵如下：

$$\begin{aligned}
 {}^0_1T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & -\sin \theta_1 & 0 & 0 \\ \sin \theta_1 & \cos \theta_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^1_2T = \begin{bmatrix} \cos \theta_2 & -\sin \theta_2 & 0 & a_1 \\ 0 & 0 & 0 & d_2 \\ -\sin \theta_2 & -\cos \theta_2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 {}^2_3T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_3 & -\sin \theta_3 & 0 & a_2 \\ \sin \theta_3 & \cos \theta_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^3_4T = \begin{bmatrix} \cos \theta_4 & -\sin \theta_4 & 0 & a_3 \\ 0 & 0 & 1 & d_4 \\ -\sin \theta_4 & -\cos \theta_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 {}^4_5T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_5 & -\sin \theta_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ \sin \theta_5 & \cos \theta_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, {}^5_6T = \begin{bmatrix} \cos \theta_6 & -\sin \theta_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_6 & \cos \theta_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-7)
 \end{aligned}$$

将各关节的变换矩阵依次相乘获得从基坐标系到末端执行器的变换矩阵 0T ：

$${}^0T = {}^0T_1 {}^1T_2 {}^2T_3 {}^3T_4 {}^4T_5 {}^5T_6 \quad (3-8)$$

末端执行器的姿态为 r_x 、 r_y 、 r_z 、 m_x 、 m_y 、 m_z 、 a_x 、 a_y 、 a_z ，位置为 p_x 、 p_y 、 p_z 。

进行逆运动学分析，机械臂逆运动学求解涉及从执行器的位置和姿态推解关节角度和位移，主要为封闭解和数值解。封闭解利用代数法通过建立非线性方程组来求解关节角度。数值解法是一种通过迭代的方法近似求解逆运动学的问题，解的质量和收敛速度常常依赖于初始值的选择。根据所用机械臂的关节结构可知，其 4、5、6 关节得轴线 z_3 、 z_4 、 z_5 交汇于一点满足 Pieper 准则。

(1)求解 θ_1

利用 ${}^0T^{-1}$ 与 0T 相乘可得：

$${}^0T^{-1}(\theta_1){}^0T = {}^1T \quad (3-9)$$

可以得到：

$$\theta_1 = \arctan(p_y / p_x) \quad (3-10)$$

(2)求解 θ_2

根据式(3-10)的结果，令式(3-8)中矩阵左右元素(1,4)、(2,4)相等得：

$$A_1 p_x + B_1 p_y = a_3(A_2 B_3 + B_2 A_3) + d_4(A_2 A_3 - B_2 B_3) + a_2 B_2 \quad (3-11)$$

令 $u_1 = A_1 p_x + B_1 p_y$ ，将式(3-11)两边同时平方得：

$$2a_2 p_z B_2 - 2a_2 u_1 A_2 = d_4^2 + a_3^2 - u_1^2 - p_z^2 - a_2^2 \quad (3-12)$$

令 $2a_2 p_z = t_1 \cos \varphi$ ， $2a_2 u_1 = t_1 \sin \varphi$ ，则可以得到：

$$\begin{cases} \rho = 2a_2 \sqrt{p_z^2 + n_1^2} \\ \varphi = \arctan(n_1 / p_z) \end{cases} \quad (3-13)$$

$$\theta_2 = \arctan(u_2 / p_z) - \arctan(u_2 / \pm \sqrt{t_1^2 - u_2^2}) \quad (3-14)$$

其中： $u_2 = d_4^2 + a_3^2 - u_1^2 - p_z^2 - a_2^2$ ， $A_i = \cos \theta_i$ ， $B_i = \sin \theta_i$ 。

(3)求解 θ_3

根据式(3-8)可得：

$${}^0T^{-1}(\theta_1){}_2^1T^{-1}(\theta_2){}_3^2T^{-1}(\theta_3){}_6^0T = {}_4^3T(\theta_4){}_5^4T(\theta_5){}_6^5T(\theta_6) = {}_6^3T \quad (3-15)$$

从而求出得到:

$$\begin{cases} \theta_3 = \arctan\left(\frac{-B(A_1p_x + B_1p_y) - A_2p_z}{A_2(A_1p_x + B_1p_y) - B_2p_z + a_2}\right) - \arctan\left(\frac{d_4}{\pm\sqrt{t_2^2 + d_4^2}}\right) \\ t_2 = \sqrt{\left(-B(A_1p_x + B_1p_y) - A_2p_z\right)^2 + \left(A_2(A_1p_x + B_1p_y) - B_2p_z + a_2\right)^2} \end{cases} \quad (3-16)$$

同理根据式(3-8)可以求得 θ_4 、 θ_5 、 θ_6 化简可得:

$$\theta_4 = \arctan \frac{a_x A_1 - a_y B_1}{(A_2 A_3 - B_2 B_3)(a_x A_1 + a_y B_1) + a_z (B_2 C_3 + C_2 B_3)} \quad (3-17)$$

$$\theta_5 = \arctan \frac{a_x (A_1 A_4 A_{23} + B_1 B_4) + a_y (B_1 A_4 B_{23} + A_1 B_4) + a_z A_4 B_{23}}{(a_x A_1 + a_y B_1)(A_2 B_3 + B_2 A_3) - a_z (A_2 A_3 + B_2 B_3)} \quad (3-18)$$

$$\theta_6 = \arctan \frac{-r_x (A_1 B_4 B_{23} + B_1 A_4) - r_y (B_1 B_4 B_{23} + A_1 A_4) + r_z B_4 B_{23}}{r_z E - r_x F - r_y G} \quad (3-19)$$

其中: $A_{23} = A_2 A_3 - B_2 B_3$, $B_{23} = A_2 B_3 + B_2 A_3$, 且:

$$\begin{cases} E = B_5 A_{23} + A_4 A_5 B_{23} \\ F = A_1 B_5 B_{23} - A_1 A_4 A_5 A_{23} - B_1 B_4 A_5 \\ G = B_1 B_5 B_{23} - B_1 A_4 A_5 A_{23} + A_1 B_4 A_5 \end{cases} \quad (3-20)$$

至此, 通过上述公式已经完成对于机械臂所有关节的逆运动学推导求解, 对于求解出的关节角度需要进行验证解的可行性, 确保这些角度在机械臂的工作范围内, 并且不发生碰撞。同时, 在某些情况下, 一个末端位置可能对应多个关节配置, 需考虑选择最合适的解。此外, 如果没有可行解, 可能需要调整目标位姿或机械臂的配置。

3.2 机器人轨迹规划

前面完成了机器人的运动学分析, 建立了 D-H 参数模型并求解了正逆运动学问题。通过这些, 已经能够准确地描述机械臂的姿态与位置。然而, 在实际应用中, 机械臂不仅仅需要从起始位置到达目标位置, 还需遵循一定的轨迹并考虑到速度、加速度等, 因此必须进行轨迹规划。轨迹规划是指在给定的起始和目标位置之间, 为机械臂生成一条合适的运动轨迹, 其核心问题是如何在满足相关约束的条件下, 确定一个合适的轨迹, 并为轨迹上的每个点分配合适的时间参数。

轨迹规划可以分为笛卡尔空间轨迹规划和关节空间轨迹规划如表 3-2。笛卡

尔空间轨迹规划直接控制机器人末端位姿，关节空间轨迹规划则直接考虑了关节的运动限制和机械臂的结构特性，但在某些情况下可能导致末端执行器的运动不如笛卡尔空间规划精确。

表 3-2 笛卡尔空间和关节空间轨迹规划对比

空间类型	优点	缺点	主要应用场景
笛卡尔空间	末端执行器位置精度高，路径生成直观	计算复杂、可能导致关节奇异点或碰撞	激光焊接、精确抓取及搬运
关节空间	计算简单且高效、直接考虑关约束	末端执行器位置不易控制	物料搬运、堆垛、装配

3.2.1 笛卡尔空间轨迹规划

笛卡尔空间轨迹规划的必要性在于它能够提供高精度、灵活性和可视化的路径设计，特别适用于那些对末端执行器位置、姿态和路径精度有高要求的应用场景。规划的流程如图 3-4 所示。主要方法有直线插补和圆弧插补轨迹规划。

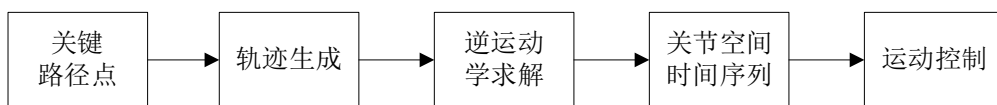


图 3-4 轨迹规划流程图

直线插补作为一种基础且常用的路径生成方法，通过在起点和终点之间创建一条直线轨迹，简单而直接地实现机械臂末端执行器的移动。直线插补不仅能够保证路径的计算高效，还常常作为其他复杂插补方法的基础。

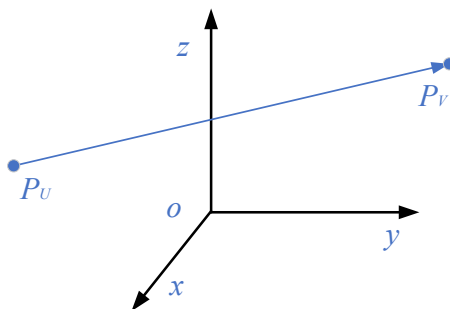


图 3-5 直线插补原理图

如图 3-5，直线插补的目标是在笛卡尔空间中通过起始点和目标点生成一条平滑的轨迹，轨迹上的每个点都满足插值的要求。假设有两个点：起点 $P_U=(x_U, y_U, z_U)$ ，终点 $P_V=(x_V, y_V, z_V)$ ，其中空间点 P_A 和 P_B 之间的直线距离为：

$$h = \sqrt{(x_U - x_V)^2 + (y_U - y_V)^2 + (z_U - z_V)^2} \quad (3-21)$$

当机器人末端执行器以速度 v 匀速由点 P_A 移动到 P_B ，则运动时间为：

$$t = \frac{h}{v} \quad (3-22)$$

设置插补间隔时间为 t_s ，则插补点数为：

$$N = \frac{t}{t_s} \quad (3-23)$$

那么在 x 、 y 、 z 轴三个方向上的增量分别是：

$$\begin{cases} \Delta x = (x_U - x_V) / N \\ \Delta y = (y_U - y_V) / N \\ \Delta z = (z_U - z_V) / N \end{cases} \quad (3-24)$$

因此，对于该直线路径上的任意插补点 $P_W(x_W, y_W, z_W)$ ，其坐标可以表示为：

$$\begin{cases} x_W = x_U + \Delta x \cdot W \\ y_W = y_U + \Delta y \cdot W \\ z_W = z_U + \Delta z \cdot W \end{cases} \quad (3-25)$$

其中： $W = 1, \dots, N$ 。假设起始点 $P_A = (0, 0, 0)$ ，终点 $P_B = (10, 5, 8)$ ，生成插值点的数量为 100，时间 t 从 0 到 1，通过 MATLAB 进行直线插补仿真，结果如图 3-6，可以看出在起始点与终止点间生成一条插补直线。

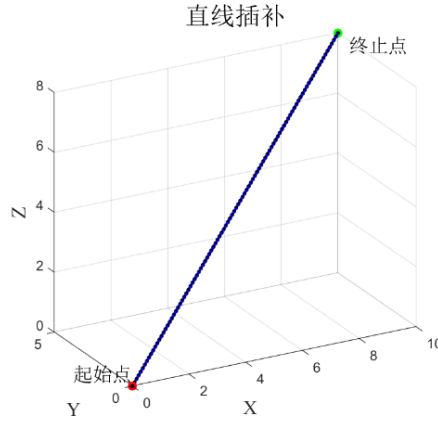


图 3-6 直线插补仿真结果图

空间圆弧插补是指机械臂末端执行器沿着圆弧路径的平滑运动。在三维空间中，圆弧插补涉及到如何利用给定的三个点来确定一个圆弧的平面、圆心、半径以及起始和终止角度，从而描述一个唯一的圆弧轨迹。

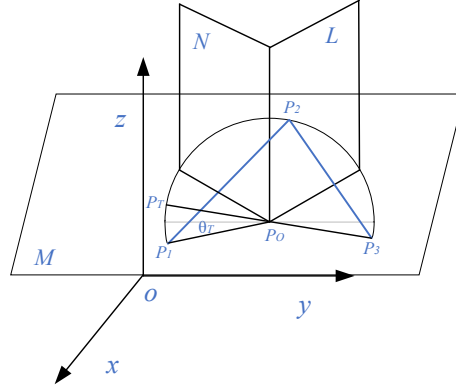


图 3-7 圆弧插补原理图

在坐标系 $O-xyz$ 中，给定三个点假设分别为起点 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ ，途径点 $P_2(x_2, y_2, z_2)$ 和终点 $P_3(x_3, y_3, z_3)$ ，三点不共线因此它们能够确定一个平面，如图 3-7 所示。下面根据向量 $\overrightarrow{P_1P_2}$ 和 $\overrightarrow{P_1P_3}$ 描述平面 M ，其中：

$$\begin{cases} \overrightarrow{P_1P_2} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \\ \overrightarrow{P_1P_3} = (x_3 - x_1, y_3 - y_1, z_3 - z_1) \end{cases} \quad (3-26)$$

这两个向量的叉积 $\vec{n} = \overrightarrow{P_1P_2} \times \overrightarrow{P_1P_3}$ 得到平面的法向量：

$$\vec{n} = \begin{vmatrix} \hat{i} & \hat{j} & \hat{k} \\ x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \end{vmatrix} \quad (3-27)$$

可以得到：

$$A_M x + B_M y + C_M z + D = 0 \quad (3-28)$$

$$\begin{cases} A_M = (y_2 - y_1)(z_3 - z_1) - (y_3 - y_1)(z_2 - z_1) \\ B_M = (z_2 - z_1)(x_3 - x_1) - (z_3 - z_1)(x_2 - x_1) \\ C_M = (x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_3 - x_1)(y_2 - y_1) \\ D = -A_M x_1 - B_M y_1 - C_M z_1 \end{cases} \quad (3-29)$$

经过点 P_1, P_2 的中点且与其垂直的平面 N 的方程为：

$$\left(x - \frac{x_1 + x_2}{2}\right)(x_2 - x_1) + \left(y - \frac{y_1 + y_2}{2}\right)(y_2 - y_1) + \left(z - \frac{z_1 + z_2}{2}\right)(z_2 - z_1) = 0 \quad (3-30)$$

经过点 P_2, P_3 的中点且与其垂直的平面 L 的方程为：

$$\left(x - \frac{x_2 + x_3}{2}\right)(x_2 - x_3) + \left(y - \frac{y_2 + y_3}{2}\right)(y_3 - y_2) + \left(z - \frac{z_2 + z_3}{2}\right)(z_3 - z_2) = 0 \quad (3-31)$$

由于所求解的圆心位置 $P_0(x_0, y_0, z_0)$ 为 L 、 M 、 N 三个平面相交的点位置，

根据式(3-28)、(3-30)和(3-31)可以求得圆心及圆弧半径 R :

$$R = \sqrt{(x_1 - x_o)^2 + (y_1 - y_o)^2 + (z_1 - z_o)^2} \quad (3-32)$$

根据图中空间关系, θ_1 与 θ_2 的关系如下:

$$\begin{cases} \sin \frac{\theta_1}{2} = \frac{|P_1 P_2|}{2R} \\ \sin \frac{\theta_2}{2} = \frac{|P_2 P_3|}{2R} \end{cases} \quad (3-33)$$

现在假定机器人末端执行器以固定速度 v 沿着既定圆弧轨迹运动, 其经过点 P_1, P_2 和 P_3 时所用时间为 T_p , 那么运行角速度为:

$$v = \frac{\theta_1 + \theta_2}{T_p} \quad (3-34)$$

由于 $\overline{OP_1}, \overline{OP_2}, \overline{OP_T}$ 共面, 所以:

$$\overline{OP_1} = \delta_1 \overline{OP_2} + \delta_2 \overline{OP_T} \quad (3-35)$$

联合上式解得:

$$\begin{cases} \delta_1 = \frac{\cos \theta_1 + \cos \theta_T + \cos(\theta_1 - \theta_T)}{1 + \cos^2(\theta_1 - \theta_T)} \\ \delta_2 = \frac{\cos \theta_T - \cos \theta_1 \cos(\theta_1 - \theta_T)}{\sin^2 \theta_T} \end{cases} \quad (3-36)$$

最终可以得到在任意时刻圆弧上点得坐标为:

$$\begin{cases} x(t) = x_0 + \delta_1(x_1 - x_0) + \delta_2(x_2 - x_0) \\ y(t) = y_0 + \delta_1(y_1 - y_0) + \delta_2(y_2 - y_0) \\ z(t) = z_0 + \delta_1(z_1 - z_0) + \delta_2(z_2 - z_0) \end{cases} \quad (3-37)$$

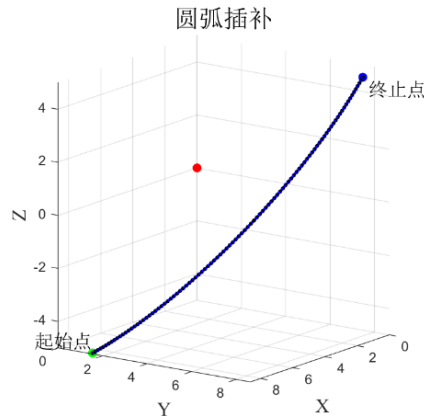


图 3-8 圆弧插补仿真结果

利用 MATLAB 进行仿真, 假设起始点 $P_1=(8.54, 1.46, -5)$, 途径点

$P_2=(7.11,7.03,-0.06)$ ，终点 $P_3=(1.46,8.54,5)$ ，通过计算可得圆心坐标 $P_0=(0,0,0)$ 半径 $R=10$ ，生成插值点的数量为 100 时间 t 从 0 到 1，结果如图 3-8。根据图中可以看到，从起始点至终止点的中间轨迹为一条圆弧。

3.2.2 关节空间轨迹规划

机械臂关节空间轨迹规划直接对各关节角度、速度进行插值如图 3-9，相较于笛卡尔空间轨迹规划计算复杂度较低。因为关节空间的坐标直接对应机械臂的关节变量，不需要涉及末端执行器的空间转换，但是轨迹规划需要考虑每个关节的运动都会受到其物理限制的影响。

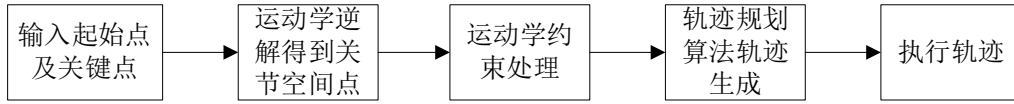


图 3-9 关节空间轨迹规划

3.2.2.1 三次多项式插值轨迹规划

三次多项式插值轨迹规划是在起始点和目标点之间找到一个三次多项式，能够描述关节的位置、速度和加速度随时间的变化。三次多项式的形式通常表示为：

$$q_c(t) = a_3t^3 + a_2t^2 + a_1t + a_0 \quad (3-38)$$

其中： $q_c(t)$ 表示机械臂的关节位置， t 是时间变量， a_3, a_2, a_1, a_0 是多项式系数。

为了确定三次多项式的系数，需要设置以下边界条件：

(1)起始与目标位置：起始时刻 t_0 和结束时刻 t_1 的关节位置 $q_c(t_0)$ 和 $q_c(t_1)$ ；

(2)起始和目标速度：通常要求在起始点和终点的速度为零即：

$$\begin{cases} \dot{q}_c(t_0) = 0 \\ \dot{q}_c(t_1) = 0 \end{cases} \quad (3-39)$$

其中： $\dot{q}_c(t)$ 表示速度。

(3)起始和目标加速度：要求在起始点和终点的加速度为零，即：

$$\begin{cases} \ddot{q}_c(t_0) = 0 \\ \ddot{q}_c(t_1) = 0 \end{cases} \quad (3-40)$$

其中： $\ddot{q}_c(t)$ 表示加速度。通过联立式(3-38)、(3-39)和(3-40)及相关约束可解得：

$$\begin{cases} a_0 = q_c(t_0) \\ a_1 = 0 \\ a_2 = \frac{3(q_c(t) - q_c(t_0))}{t^2} \\ a_3 = \frac{2(q_c(t_0) - q_c(t))}{t^3} \end{cases} \quad (3-41)$$

通过上述解出多项式系数从而拟合轨迹。通过 MATLAB 进行仿真，六轴关节起始点 $\theta_1=(0,0,0,0,0,0)$ ，目标点 $\theta_2=(120,-60,-90,-30,45,90)$ ，设置时间 t 从 0 到 5s，仿真结果各关节角度、速度和加速度变化曲线如图 3-10、3-11、3-12 所示。从仿真结果来看，虽然各关节位置都已到达目标点，但是关节加速度在时间为 0 时突变为一定值，这对于机器人来说会造成抖动、轨迹不稳等问题。

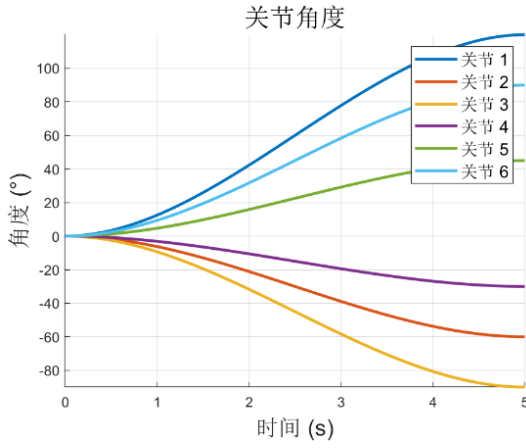


图 3-10 关节角度变化曲线

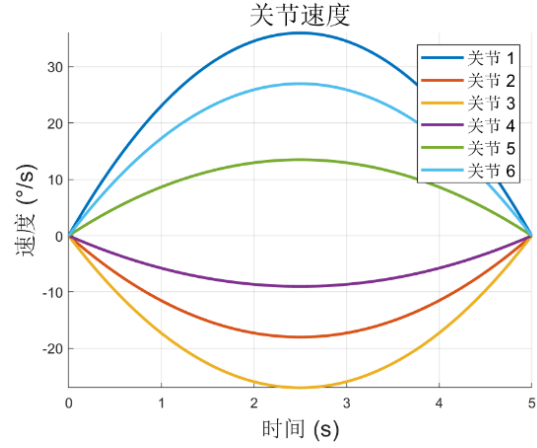


图 3-11 关节速度变化曲线

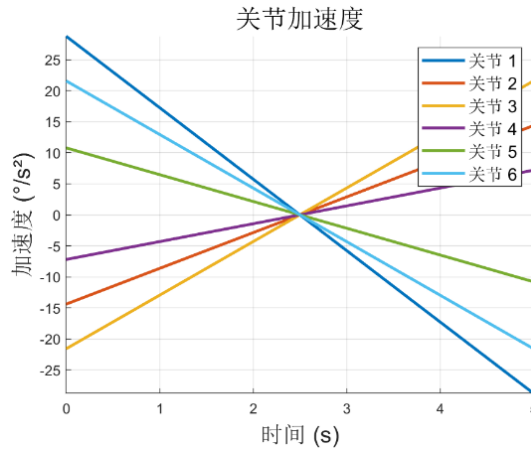


图 3-12 关节加速度变化曲线

3.2.2.2 五次多项式插值轨迹规划

五次多项式插值相比三次多项式能够更精细地控制位置、速度和加速度的变

化,基本思想是通过一个五次多项式描述从起始点到目标点之间的运动轨迹。五次多项式的形式如下:

$$q_Q(t) = a_5 t^5 + a_4 t^4 + a_3 t^3 + a_2 t^2 + a_1 t + a_0 \quad (3-42)$$

其中: $q_Q(t)$ 是关节的位置信号, t 是时间变量, $a_5, a_4, a_3, a_2, a_1, a_0$ 是多项式的系数, 需要根据位置、速度、加速度边界条件和连续性求解:

$$\begin{cases} q_Q(t_0) = a_0 \\ q_Q(t) = a_5 t^5 + a_4 t^4 + a_3 t^3 + a_2 t^2 + a_1 t + a_0 \\ \dot{q}_Q(t_0) = a_1 \\ \dot{q}_Q(t) = 5a_5 t^4 + 4a_4 t^3 + 3a_3 t^2 + 2a_2 t + a_1 \\ \ddot{q}_Q(t_0) = 2a_2 \\ \ddot{q}_Q(t) = 20a_5 t^3 + 12a_4 t^2 + 6a_3 t + 2a_2 \end{cases} \quad (3-43)$$

联合约束条件可求得系数为:

$$\begin{cases} a_0 = q_Q(t_0) \\ a_1 = \dot{q}_Q(t_0) \\ a_2 = \ddot{q}_Q(t_0) / 2 \\ a_3 = -\frac{20(q_Q(t_0) - q_Q(t)) + (8\dot{q}_Q(t_0) + 12\dot{q}_Q(t))t + (3\ddot{q}_Q(t_0) - \ddot{q}_Q(t))t^2}{2t^3} \\ a_4 = -\frac{30(q_Q(t_0) - q_Q(t)) + (16\dot{q}_Q(t_0) + 14\dot{q}_Q(t))t + (3\ddot{q}_Q(t_0) - 2\ddot{q}_Q(t))t^2}{2t^4} \\ a_5 = -\frac{12(q_Q(t_0) - q_Q(t)) + (6\dot{q}_Q(t_0) + 6\dot{q}_Q(t))t + (\ddot{q}_Q(t_0) - \ddot{q}_Q(t))t^2}{2t^5} \end{cases} \quad (3-44)$$

通过 MATLAB 进行仿真, 起始点 $\theta_1 = (0, 0, 0, 0, 0, 0)$, 目标点 $\theta_2 = (120, -60, -90, -30, 45, 90)$, 运动时间为 0 到 5s, 仿真结果如图 3-13、3-14、3-15、3-16 所示。

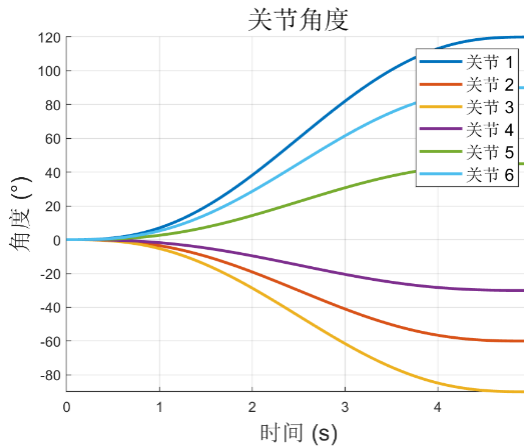


图 3-13 关节角度变化曲线

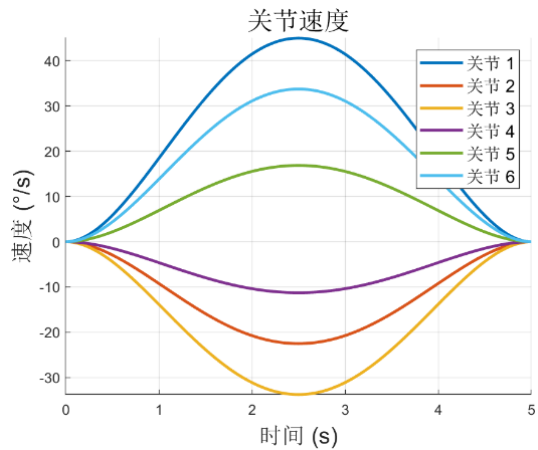


图 3-14 关节速度变化曲线

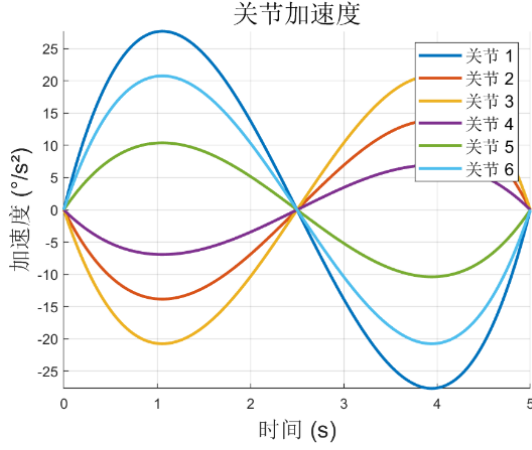


图 3-15 关节加速度变化曲线

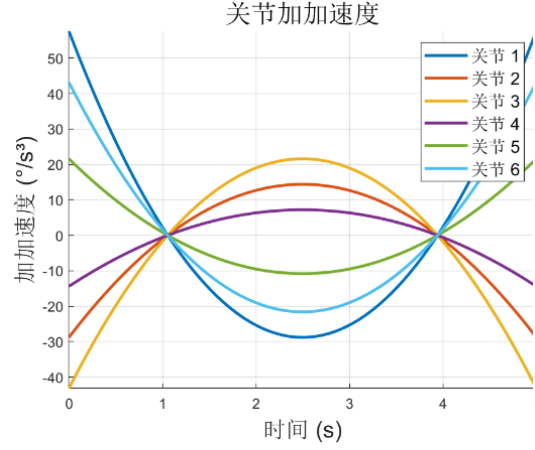


图 3-16 关节加加速度变化曲线

由结果可以看出，利用五次多项式插值进行轨迹规划时，可以控制机器人的加速度变化使得机器人运动更加平稳，但是其计算量相对较大导致规划效率降低。

3.2.2.3 3-5-3 多项式插值轨迹规划

在前两小节中，可以知道三次多项式插值在处理位置、速度连续性方面较为简洁，然而，它仅能保证位置和速度的连续性，不能直接控制加速度。而五次多项式插值不仅保证了位置和速度的连续性，还能有效控制加速度的变化。三次多项式虽然计算简单，但在动态控制方面的灵活性不足；五次多项式则在控制上更加精细，但计算开销较大。为此，选择 3-5-3 多项式插值轨迹规划，它结合了三次和五次多项式的优点。

首先，点 x_{i0} 与点 x_{i3} 为关节 i 起始点和终点，点 x_{i1} 与 x_{i2} 为中间路径点，到达 x_{i0} 、 x_{i1} 、 x_{i2} 、 x_{i3} 的时间分别为 0、 t_1 、 t_2 和 t_3 因此关节轨迹被分为三段。在第一段、第三段轨迹应用三次多项式插值，第二段应用五次多项式插值，且关节位于起点与终点时速度与加速度均为零，关节在两段的交界点运动时位置、速度与加速度不会突变。三段关节轨迹与时间的关系如下：

$$\begin{cases} L_{j1}(t) = a_{j13}t^3 + a_{j12}t^2 + a_{j11}t + a_{j10} \\ L_{j2}(t) = a_{j25}t^5 + a_{j24}t^4 + a_{j23}t^3 + a_{j22}t^2 + a_{j21}t + a_{j20} \\ L_{j3}(t) = a_{j33}t^3 + a_{j32}t^2 + a_{j31}t + a_{j30} \end{cases} \quad (3-45)$$

对上式分别进行一阶和二阶求导，可得到关节 j 的速度、加速度与时间的表达式：

$$\begin{cases} \dot{L}_{j1}(t) = 3a_{j13}t^2 + 2a_{j12}t + a_{j11} \\ \dot{L}_{j2}(t) = 5a_{j25}t^4 + 4a_{j24}t^3 + 3a_{j23}t^2 + 2a_{j22}t + a_{j21} \\ \dot{L}_{j3}(t) = 3a_{j33}t^2 + 2a_{j32}t + a_{j31} \end{cases} \quad (3-46)$$

$$\begin{cases} \ddot{L}_{j1}(t) = 6a_{j13} + 2a_{j12} \\ \ddot{L}_{j2}(t) = 20a_{j25}t^3 + 12a_{j24}t^2 + 6a_{j23} + 2a_{j22} \\ \ddot{L}_{j3}(t) = 6a_{j33}t + 2a_{j32} \end{cases} \quad (3-47)$$

其中： $L_{j1}(t)$ 、 $L_{j2}(t)$ 、 $L_{j3}(t)$ 分别为机械臂第 j 个关节在 t 时刻的位置； $\dot{L}_{j1}(t)$ 、 $\dot{L}_{j2}(t)$ 、 $\dot{L}_{j3}(t)$ 分别为 t 时刻关节速度； $\ddot{L}_{j1}(t)$ 、 $\ddot{L}_{j2}(t)$ 、 $\ddot{L}_{j3}(t)$ 分别为 t 时刻关节加速度； a_{j1i} 、 a_{j2i} 、 a_{j3i} 分别是关节 j 在三段轨迹中的各项系数。根据上述机械臂运动学约束，多项式中的系数可由下列方程推导：

$$a = x \cdot A^{-1} \quad (3-48)$$

式中：

$$A = \begin{bmatrix} t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3t_1^2 & 2t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6t_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & t_2^5 & t_2^4 & t_2^3 & t_2^2 & t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 5t_2^4 & 4t_2^3 & 3t_2^2 & 2t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 20t_2^3 & 12t_2^2 & 6t_2 & 2 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & t_3^3 & t_3^2 & t_3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3t_3^2 & 2t_3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 6t_3 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$x = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad x_{i4} \quad 0 \quad 0 \quad x_{i1} \quad 0 \quad 0 \quad x_{i3} \quad x_{i2}]^T$$

$$a = [a_{j13} \quad a_{j12} \quad a_{j11} \quad a_{j25} \quad a_{j24} \quad a_{j23} \quad a_{j22} \quad a_{j21} \quad a_{j20} \quad a_{j33} \quad a_{j32} \quad a_{j31} \quad a_{j30}]^T$$

其中： A 为关于时间的函数矩阵， x 为插值矩阵， a 为系数矩阵。

将解得的系数矩阵带入式(3-45)，便可以得到各关节角度关于时间的函数。

表 3-3 路径点关系

路径点	x_{j0}	x_{j1}	x_{j2}	x_{j3}
位置/ $^{\circ}$	0	45	90	180
速度 $^{\circ}/s$	0	100	200	0
时间/s	0	2	3.5	5

为验证 3-5-3 多项式插值轨迹规划的有效性, 利用 MATLAB 仿真机械臂其中一个关节。点 x_{j0} 与点 x_{j3} 为起始点和终点, 点 x_{j1} 与 x_{j2} 为中间路径点, 到达 x_{j0} 、 x_{j1} 、 x_{j2} 、 x_{j3} 的时间分别为 0、 t_1 、 t_2 和 t_3 因此关节轨迹被分为三段如表 3-3, 具体仿真曲线如图 3-17。由图可以看出关节位置、速度和加速度曲线平滑满足要求。

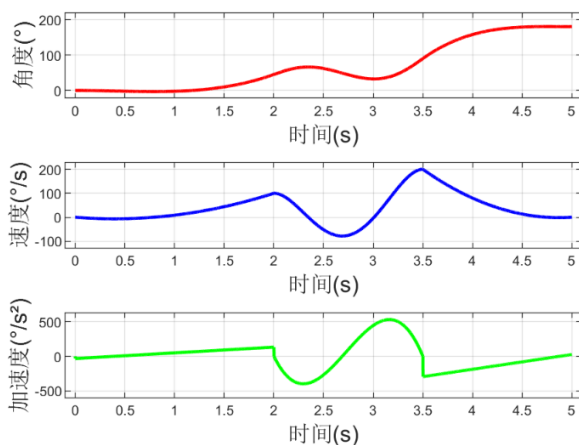


图 3-17 3-5-3 多项式插值轨迹规划仿真结果

3.3 基于改进麻雀算法的 3-5-3 插值机器人时间最优轨迹规划

在前一节中深入分析了轨迹规划的基本算法, 强调了在工业应用中, 轨迹规划不仅要满足任务完成的精度要求, 还必须考虑效率以及平稳性等实际因素。在这种背景下, 轨迹规划的优化问题被细分为多个目标, 包括时间、能量及冲击最优。在众多优化目标中, 时间最优问题尤为突出, 因为它直接决定了机器人任务的执行速度及生产效率。

为此, 许多学者提出了基于智能优化算法的解决方案, 如粒子群算法^[62]、遗传算法^[63]等, 这些方法通过模拟自然界的群体智能行为, 能有效优化轨迹规划中的时间、能量及平稳性等因素。然而, 尽管这些算法在优化过程中表现出较好的

全局搜索能力和适应性,但在实际应用中,仍然面临一些挑战,例如收敛速度较慢、局部最优问题以及无法平衡加速度和速度的连续控制等不足之处。本节提出了基于改进麻雀搜索算法(ISSA)结合 3-5-3 多项式插值的时间最优轨迹规划方法,可以在保证轨迹平滑性和精度的同时,最大限度地优化执行时间。

3.3.1 麻雀算法概述

麻雀算法是由薛建凯^[64]于 2020 年所提出的智能优化算法。主要思想为麻雀在觅食时会通过群体合作寻找食物,而当面临捕食者威胁时,它们则会集体采取逃避行为,避免被捕食。算法模拟了觅食和逃避捕食者的行为,通过个体间的信息交流和动态调整来搜索优化问题的解,这两种行为反映了麻雀在自然界中面对食物和威胁时的动态反应。

在觅食过程中,麻雀群体中的个体会通过探索周围的环境来寻找食物。最优麻雀的位置会引导其他麻雀进行搜索,这类似于在优化问题中通过全局搜索找到最优解。在此过程中,麻雀会根据以下原则更新位置:

- (1)如麻雀接近食物源即适应度较高的解,它们会选择在附近进行更多探索。
- (2)如果麻雀远离食物源,则根据某些准则远离当前位置,尝试探索其他区域。

当麻雀群体面临捕食者威胁时,个体会采取逃避策略。此时,表现最差的个体会成为捕食者的代表。其他麻雀根据捕食者的位置变化调整自己的位置,避开捕食者,避免被捕捉。这个过程模拟了局部搜索,即通过逃避捕食者来调整搜索策略,避免陷入局部最优解。同时麻雀之间并非完全孤立,它们会通过相互之间的合作与信息共享来优化搜索。个体会根据当前群体最优解进行位置更新,这种合作行为有助于麻雀群体更快找到全局最优解。

麻雀算法的关键在于麻雀位置的更新。每只麻雀在寻找食物和逃避捕食者时都会根据以下模型进行位置调整。假设麻雀群体中有 M 只麻雀,每只麻雀的当前位置为一个 J 维向量,那么第 i 只麻雀的位置为:

$$X_i = [x_{i,1}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,J}] \quad (3-49)$$

其中: $x_{i,j}$ 代表第 i 只麻雀在 j 维位置, $i=1,2,\dots,M$ 。

发现者是引领群体进行全局搜索、寻找最优解的核心个体。它通过模拟自然界中麻雀觅食时的行为,带领群体探索最优区域,并引导其他个体进行局部搜索。

因此发现者的成功与否直接影响着麻雀算法的搜索效率和最终的优化效果。其位置更新公式为：

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^{t+1} \cdot \exp\left(\frac{-i}{\gamma \cdot T_{\max}}\right) & R < ST \\ X_{i,j}^t + U & R \geq ST \end{cases} \quad (3-50)$$

其中： $X_{i,j}^t$ 为 t 次迭代时刻第 i 个麻雀在第 j 维的位置， R 、 ST 分别表示危险值和安全值， t 、 $T_{\max}$ 为当前和最大迭代次数， γ 是 $[0,1]$ 之间的一个随机数， U 为元素服从正态分布 $N(0,1)$ 的随机数矩阵， 维度与麻雀位置向量相同。

追随者在发现者的引导下进行局部探索，帮助群体加速收敛到全局最优解。追随者的行为相对局部，重点在于跟随并进一步优化，利用全局最优解附近的区域进行精细搜索。追随者的位置更新为：

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_w^t - X_{i,j}^t}{t^2}\right) & i > \frac{l}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_l^{t+1}| \cdot Y' \cdot \mu & i \leq \frac{l}{2} \end{cases} \quad (3-51)$$

其中： X_w^t 为迭代次数为 t 时最差觅食位置， X_p^{t+1} 为最优适应度麻雀位置， $Y' = Y^T (YY^T)^{-1}$ 为每个元素随机为 -1 或 1 的 $1 \times J$ 矩阵， Q 为服从正态分布的随机数， μ 是全为 1 的 J 列矩阵， $X_{i,j}^t$ 为迭代次数为 t 时第 i 只麻雀在第 j 维的位置。

侦察者是负责全局探索的个体，主要通过广泛的随机搜索来寻找潜在的优质解。它们的行为为群体提供了全局搜索的多样性和搜索空间的覆盖，避免群体陷入局部最优解。侦察者数量一般为总数的 10%-30%，其位置更新公式为：

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_b^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_b^t| & f_i \neq f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \frac{|X_{i,j}^t - X_w^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} & f_i = f_g \end{cases} \quad (3-52)$$

其中： X_b^t 表示迭代次数为 t 时适应度最好的麻雀位置， β 为服从 $N(0,1)$ 的随机数， ε 通常用来确保分母不为零， f_i 、 f_w 、 f_g 分别为当前个体适应度、全局最差适应度和全局最优个体适应度， K 为 $[-1,1]$ 之间的随机数。

3.3.2 改进麻雀算法

(1) Chebyshev 混沌映射种群初始化

在使用 SSA 算法进行六轴机械臂轨迹规划时，传统的种群初始化方式通常是随机生成的，较为离散不合理，这会导致搜索空间过于分散、容易陷入局部最优、计算效率低等问题。其原理如式：

$$S_i = x_{\max} + (x_{\max} - x_{\min}) \cdot \text{rand}[0,1] \quad (3-53)$$

其中：\$S_i\$ 为第 \$i\$ 只麻雀在当前维度上的位置，\$x_{\max}\$、\$x_{\min}\$ 分别为最大和最小值，\$\text{rand}[0,1]\$ 为 \$[0,1]\$ 内随机数。

混沌理论主要有均匀性、不可预测性、边界覆盖等特点，将 Chebyshev 混沌映射应用于种群初始化能够生成在搜索空间中均匀分布的解增强种群的多样性，同时增强全局搜索避免算法过早陷入局部最优，其映射如式：

$$x_{i+1} = \cos(k \cdot \arccos(x_i)) \quad (3-54)$$

其中：\$k\$ 为 Chebyshev 映射阶数。

(2) 发现者自适应位置更新

尽管算法通过发现者的广泛探索和随机性来避免局部最优，但在一些复杂的优化问题中，发现者模型的位置更新公式仍可能使算法陷入局部最优解。为了平衡全局与局部搜索能力，在发现者位置更新公式中加入自适应惯性因子，能够动态地调整发现者的搜索步长。在迭代初期，较大的惯性因子可以使领导者保持较大的搜索步长，从而增强算法的全局搜索能力，在合适的自适应策略下，它能够避免发现者在搜索空间中盲目地移动，使发现者的搜索方向更具指向性。

改进后的发现者位置更新如式：

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \tau \cdot X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\gamma \cdot T_{\max}}\right) & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + U & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3-55)$$

自适应因子如下式：

$$\tau = \left(1 - \frac{t}{T_{\max}}\right)^{\alpha \cdot \exp(-\delta \cdot t)} \quad (3-56)$$

其中：\$\delta\$、\$\alpha\$ 均是控制参数，\$t\$、\$T_{\max}\$ 分别是算法当前的迭代次数和总迭代次数。

3.3.3 构建优化目标函数

在机械臂工作时，从起始点运动到目标点有多种轨迹方案。时间最优轨迹规划旨在找到能使机械臂在最短时间内完成运动的轨迹。在关节空间进行规划，主要关注各关节角度随时间变化的同时还要综合考虑相关约束。

(1) 定义目标函数

为了机械臂的工作效率更高，以时间最优的机械臂轨迹规划作为研究目标。根据多项式插值轨迹规划可知，机器人的关节 j 运行轨迹为三段，路径点分别为 x_{j0} 、 x_{j1} 、 x_{j2} 、 x_{j3} ，经过三段路径所用时间分别为 t_{j1} 、 t_{j2} 、 t_{j3} ，为了使运行时间最短，构造时间目标函数如式：

$$K(t) = \min(t_{j1} + t_{j2} + t_{j3}) \quad (3-57)$$

其中： $K(t)$ 为最小化机器人关节运动总时间。

(2) 运动学约束

在优化过程中需要考虑多种约束，首先是关节限制：每个关节的角度有最大和最小限制，机械臂的关节角度不能超过这些范围，否则可能导致碰撞或损坏。然后是关节速度与加速度限制，为了避免机械臂在运动过程中的剧烈震动或损伤，会对关节的速度和加速度设定上限。

$$\begin{cases} \max |p_j(t)| \leq p_{j\max} \\ \max |v_j(t)| \leq v_{j\max} \\ \max |a_j(t)| \leq a_{j\max} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3-58)$$

其中： j 代表工业机械臂的第 j 个关节； N 取值为 1 到 6 中的整数值。 $p_j(t)$ 为时刻 t 时关节 j 角度， $p_{j\max}$ 为关节 j 最大关节角度； $v_j(t)$ 为时刻 t 时关节 j 速度， $v_{j\max}$ 为关节 j 最大关节速度； $a_j(t)$ 为时刻 t 时关节 j 加速度， $a_{j\max}$ 为关节 j 最大关节加速度。

3.3.4 算法仿真与分析

为了验证 ISSA 对于机械臂轨迹规划的有效性，采用 MATLAB 进行算法测试，根据 3-5-3 多项式插值选择机械臂笛卡尔空间下的插值点，并通过运动学逆解求得各关节角度，其中包括起始点和中终点在内的四个轨迹点如表 3-4。

表 3-4 轨迹点关节角度

关节 j	$\theta_{j0}/(^{\circ})$	$\theta_{j1}/(^{\circ})$	$\theta_{j2}/(^{\circ})$	$\theta_{j3}/(^{\circ})$
1	60	40	-14	-30
2	-40	-25	-42	26.5
3	58	51.4	35.1	13.3
4	85	62.8	-10.6	20
5	-90	-95	-35	-15
6	6.4	35.7	18.4	31

算法的具体参数设置如表 3-5。

表 3-5 参数设置

参数名称	参数值	参数名称	参数值
种群规模 S	50	警戒者	5
最大迭代次数 $T_{\max}$	100	δ	0.05
维数 D	3	α	1.1
安全阈值 ST	0.75	k	4
领导者	10	—	—

根据前面章节所介绍的机械臂各项属性以及运动学约束，在优化前，依据 3-5-3 多项式插值轨迹规划，机械臂各关节三段轨迹时间间隔均被设定为 3 秒，经过 ISSA 优化过后各关节的三段轨迹时间分配如表 3-6 所示。

表 3-6 优化后各关节时间

时间间隔	t_1/s	t_2/s	t_3/s	总时间/s
初始时间	3	3	3	9
关节 1	0.790	0.577	0.680	2.047
关节 2	0.739	0.950	2.182	3.871
关节 3	0.249	0.349	0.585	1.182
关节 4	1.029	1.584	1.752	4.365
关节 5	0.407	1.175	0.823	2.406
关节 6	0.973	0.756	0.795	2.525

根据机械臂属性，应保证所有关节同时运行和停止。在各关节的三段轨迹中选取运动时间最长的关节以保证上述约束，因此第一段时间 $t_1=1.029s$ ，第二段轨迹 $t_2=1.584s$ ，第三段轨迹 $t_3=2.182s$ ，总时间 $t=4.795s$ 比优化前总时间减少 $4.205s$ 效率高出 47%。各关节的适应度值与迭代次数的关系如图 3-18。

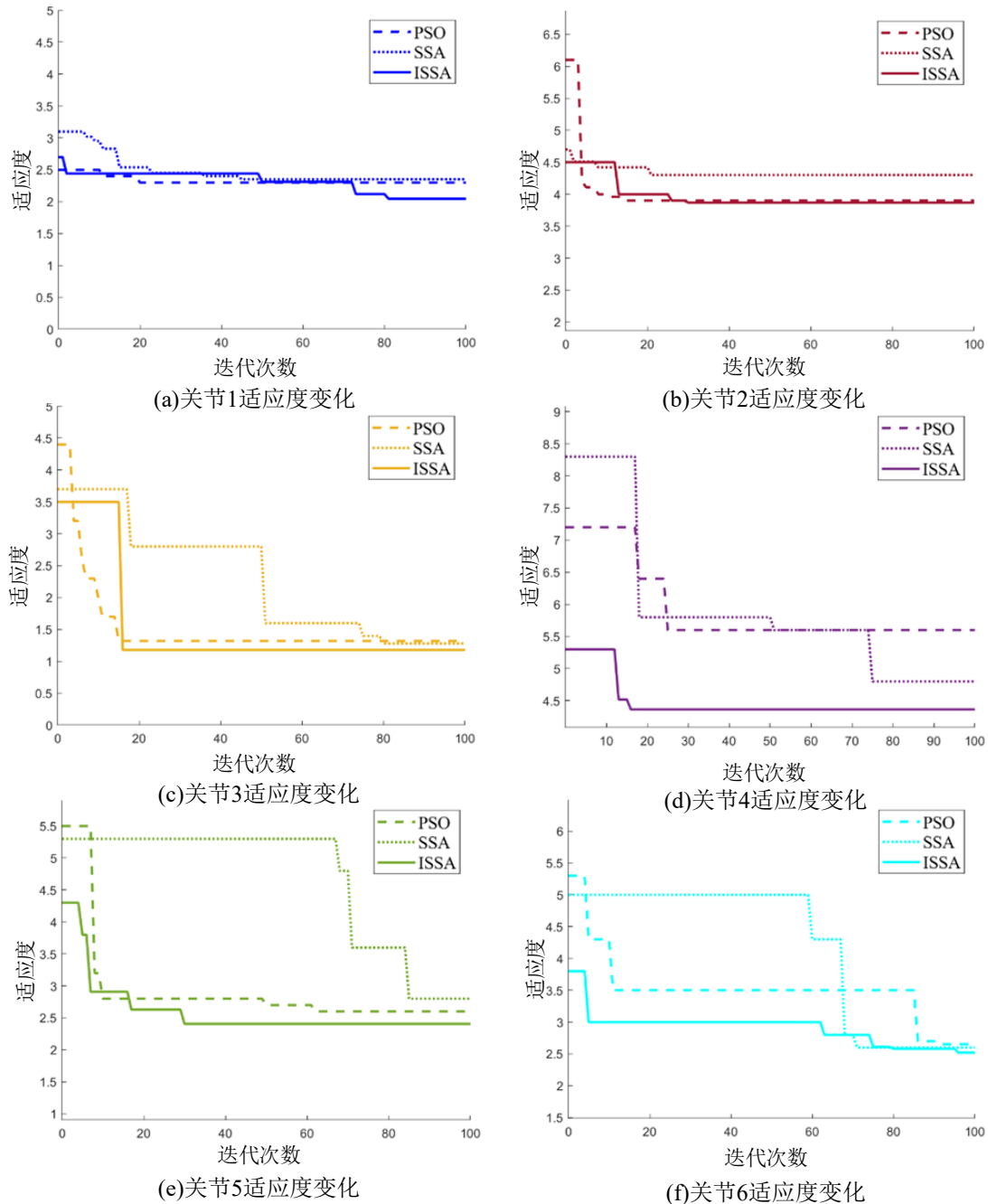


图 3-18 各关节适应度变化曲线图

由图 3-18 可知，与传统 PSO 和 SSA 算法相比时经过改进的 ISSA 算法的收敛速度较快，尽管三个算法在 100 次迭代之前全部找到了各关节最优值，但是 ISSA 的适应度值更低，说明其在进行轨迹规划时机械臂运动效率更高。在优化

前和使用 ISSA 进行优化后的机械臂各关节位置、速度及加速度曲线如图 3-19 所示。

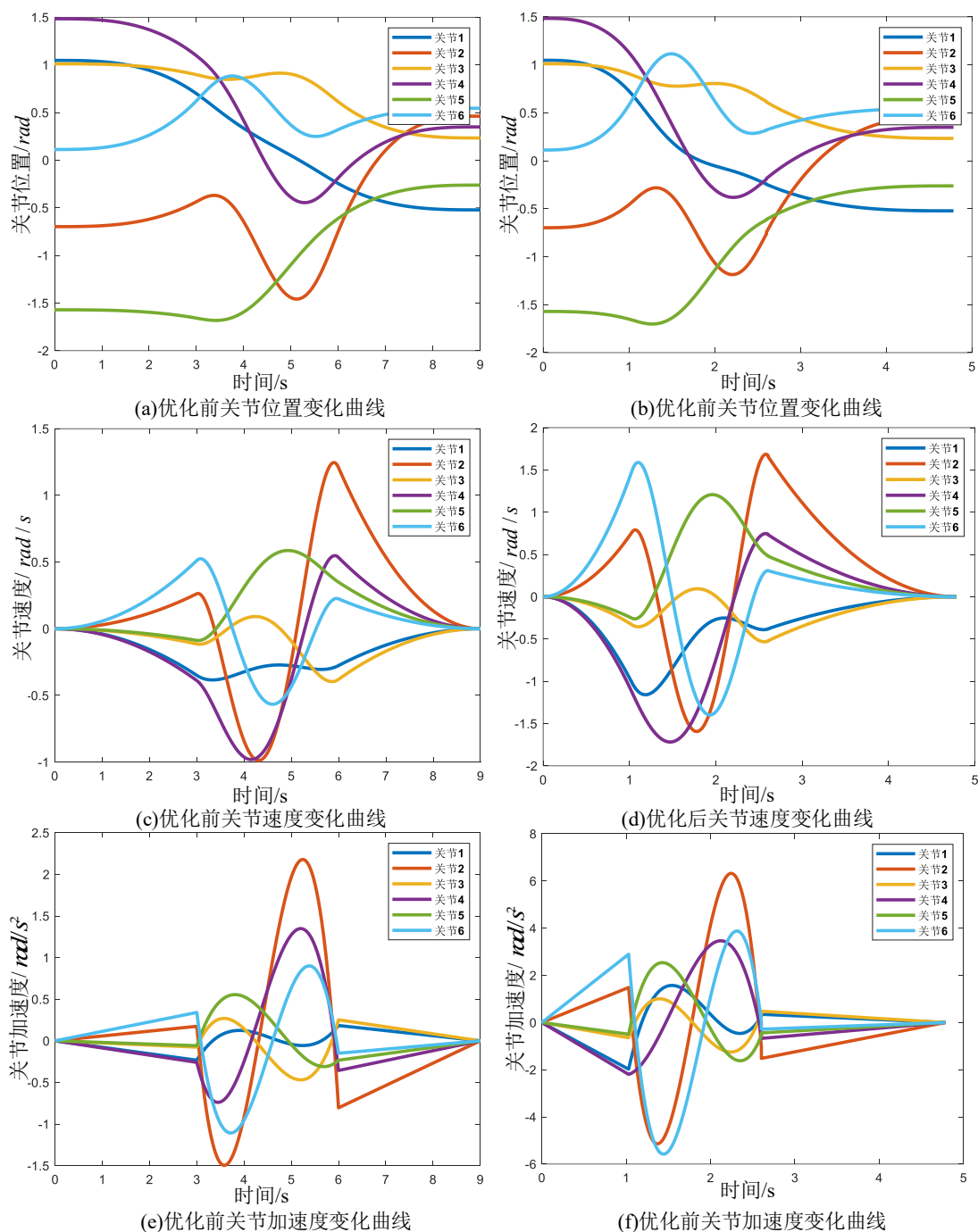


图 3-19 关节位置优化前后曲线对比

由图 3-19 可知,根据 3-5-3 多项式插值得到的轨迹点机械臂均能精准平滑的到达,且在保证精度的前提下,优化后的机械臂高效完成了指定任务。未优化的机械臂各关节的角速度和角加速度曲线虽都在约束条件下,但是都过于保守无法达到安全范围的较高点,所以未优化的机械臂运行效率明显低于优化过后的,而

且优化后的角速度和加速度均无突变，符合后续喷蜡作业的要求。

3.4 本章小结

本章通过对传统机械臂点到点之间的轨迹规划进行研究，使用 MATLAB 对机械臂进行建模并建立相应连杆坐标系，系统地推导了喷蜡机器人各关节的运动学模型，为后续的轨迹规划和运动学求解奠定了基础。利用 3-5-3 多项式插值作为机械臂轨迹规划的基础，引入混沌映射和自适应惯性因子改进的麻雀搜索算法，能够在全局搜索与局部搜索之间动态平衡，有效避免局部最优解，提高收敛速度。通过时间最优轨迹规划仿真，验证改进算法与插值方法结合的有效性，为喷蜡机器人高效作业提供了理论依据。

第4章 喷蜡系统搭建与验证

在前面章节中，对点云位姿估计方法和机器人时间最优轨迹规划策略进行了详细阐述。完成了对手动采集的车身点云的预处理、利用公共数据集完成了所提基于融合特征点的粗、精配准点云配准实验，通过 MATLAB 搭建了机器人模型仿真验证了改进麻雀算法进行时间最优轨迹规划的有效性。本章节主要聚焦于基于工业机器人和深度相机的喷蜡系统整体方案设计，详细从 PLC 控制模块、视觉模块、喷涂模块分析各个模块的功能需求与硬件选型依据，完成自动喷蜡系统平台的搭建与验证实现前述方法的实际应用。

4.1 系统整体方案设计

4.1.1 需求分析与预期要求

在进行系统设计时，必须精确分析喷涂对象，根据整车尺寸、轴距、轮距、车身形状等确保设计的喷蜡系统能够满足不同车型的喷涂需求，相关车型参数如表 4-1。这些参数直接影响到扫码系统、视觉系统及机器人的设计选型。

表 4-1 参考车型参数

车型	T18 系列	T26 系列	BEV 系列	单位
整车尺寸	4764*1860*1746	4780*1920*1740	4950*1970*1730	mm
轴距	2710	2780	3050	mm
轮距	1604	1623	1680	mm

根据具体要求，总结喷蜡系统功能需求如下几个方面：

- (1)均匀喷涂：喷蜡系统必须能够在不同车型及底盘上实现均匀的蜡料覆盖，防止涂层出现厚薄不均、滴落等问题；
- (2)自动化控制：整个喷涂过程应高度自动化，减少人工干预，确保生产效率和质量的一致性；
- (3)高精度定位与识别：系统需要精确地定位汽车位置，避免由于误差导致的喷涂不准确；
- (4)灵活性和适应性：喷蜡系统应能够适应不同类型的车型尺寸的生产需求，

对于未来新车型保证能够完成喷涂工作。

结合工厂生产要求以及现实情况，对整个系统的指标有以下要求：

(1)满足车间生产效率要求，喷蜡完成节拍约为 110s 每辆；

(2)车间内的复杂工况可能对喷涂质量产生影响，因此整个系统必须能够适应恶劣工况以保持稳定的喷涂效果。

4.1.2 方案设计与设备布局

喷蜡系统的整体架构设计需要综合考虑系统的功能需求、生产工艺、操作环境以及设备之间的协同工作。根据上述需求本次项目中所设计的系统主要包含了 PLC 控制、视觉模块、喷涂模块和供蜡模块。具体结构如图 4-1 所示。

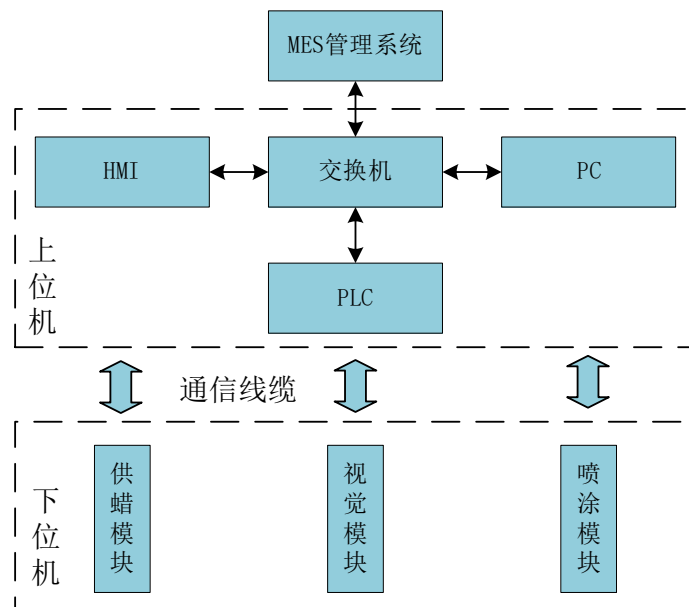


图 4-1 控制系统结构图

视觉模块通过读码器、深度相机对汽车进行识别和定位，该模块确保机器人能够识别汽车的位置，并根据汽车型号调整喷涂路径，视觉模块完成任务后供蜡模块负责将蜡料稳定提供给喷涂模块，由喷涂模块将蜡料快速均匀地喷涂到底盘表面，PLC 用于整个系统的中央控制，协调各个模块的动作。

为了确保喷涂效果的均匀性与覆盖率，设备的选型与布局均需根据车辆物理参数，确保能够覆盖整车的各个部位，避免遗漏或重叠喷涂。根据上一小节所列物理参数及工艺需求，指定喷蜡区域如图 4-2。

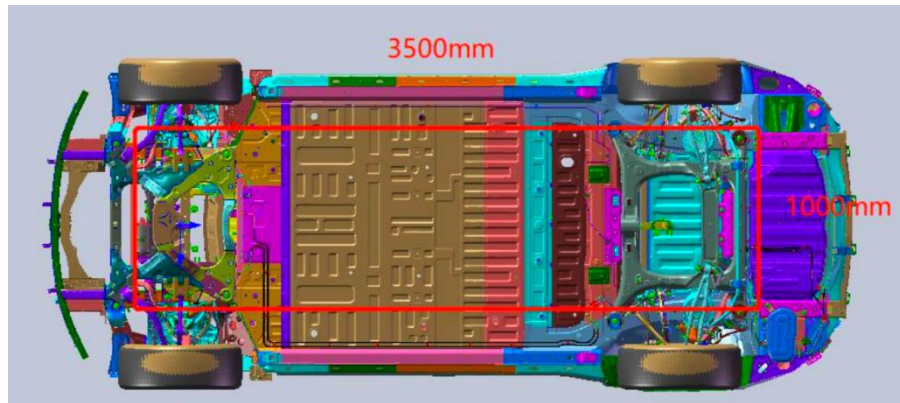


图 4-2 喷蜡区域图

同时，系统的设计不仅要考虑当前生产需求，还必须具备可扩展性，以应对未来可能出现的生产调整或新车型的加入。为此，采用了第七轴地轨设计，第七轴的引入使得机械臂不仅能够在车底的各个部位进行精确喷涂，还能够覆盖更多的空间区域，同时避免了传统六轴机械臂由于工作空间限制导致喷涂区域的不足，七轴的总长 3.9m，最大速度 60m/min。

车辆进入喷蜡房之前，条形码被统一张贴于靠近主驾驶的后窗上，因此选择将读码器放置在车辆主驾驶左后门附近以便能快速准确完成读码。喷蜡房驶入车辆后，车体两侧距离墙体距离只有 600-1500mm，距离墙顶高度约 2300mm，为了提高对车体位姿估计的精度，便于相机的安装及维保，选择在车门左侧进行相机的安装。对智能读码系统、视觉模块以及机器人和第七轴进行相应布局如图 4-3。

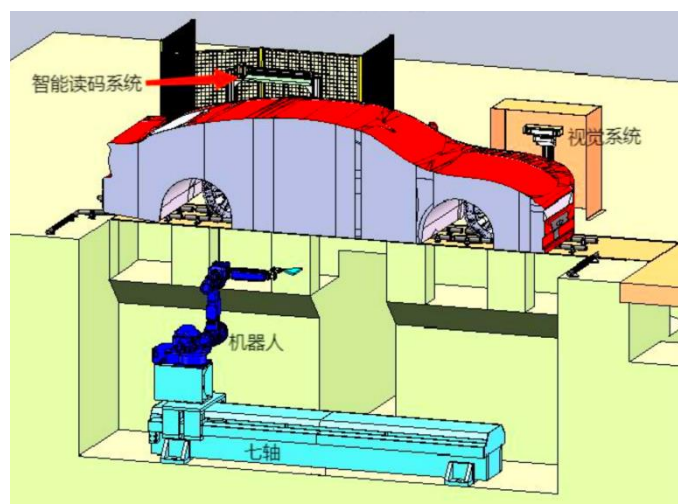


图 4-3 喷蜡系统剖视图

4.2 系统硬件选型

4.2.1 喷蜡机器人和供蜡模块选型

根据喷蜡作业较灵活、高定位精度同时又具备足够负载能力的特点，结合地坑的工作范围有限、工作环境较差可能存在高温和湿度的情况，综合各方面选择 FANUC P-40iA 机器人，如图 4-4。



图 4-4 FANUC P-40iA 机器人



图 4-5 喷枪

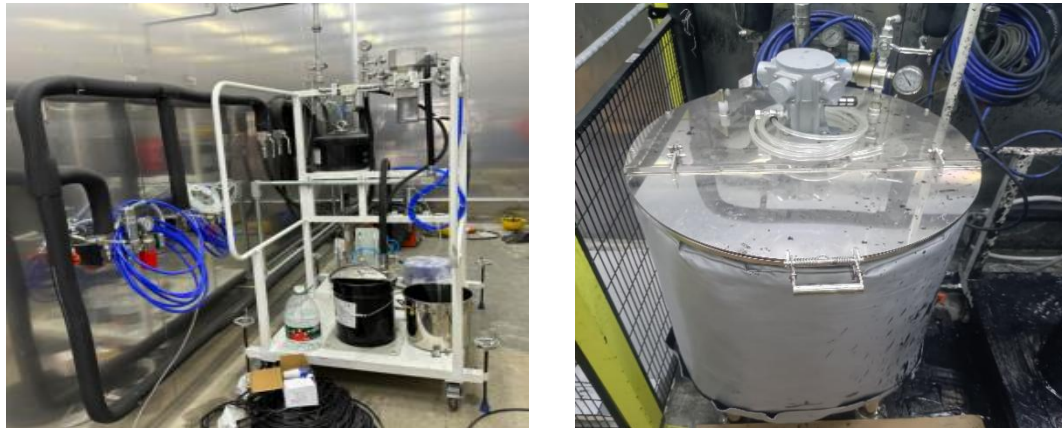
FANUC P-40iA 机器人作为一种高性能的喷涂工业机器人，在喷蜡房中的应用具有多项优势。其全机身均为铸铝材质，同时能够负载 5kg 可以携带喷枪作业，工作半径达到 1300mm，具体参数如表 4-2。而且 FANUC 机器人具备较强的系统集成能力，能够与其他设备（如深度相机、PLC、读码器等）无缝对接，有效提高生产效率、确保喷涂精度，并且提升系统的可靠性。

表 4-2 FANUC P-40iA 机器人参数表

参数名称	参数值
可达半径	1300mm
手腕负载	5kg
重复定位精度	$\pm 0.03\text{mm}$
机器人质量	110kg
安装环境温度	0~45℃

供蜡系统主要组成部件为高压喷枪如图 4-5、蜡循环桶、喷蜡管路等如图 4-6。底盘防护蜡的成分为防腐添加剂、特种矿物油、碳氢聚合物、蜡、颜料、填

料和碳挥发物的分散体系，固含量为 $65\pm 5\%$ 。为了保证防护蜡冬季粘度正常不影响正常运行，选择在蜡桶内增加气动搅拌器及蜡专用搅拌桨叶，同时防止防护蜡损坏喷枪配备了出口加热器以及蜡循环系统。



(a)供蜡管路

(b)循环蜡桶

图 4-6 供蜡组件图

4.2.2 深度相机和读码器设计与选型

根据项目布局要求，深度相机与读码器的摆放位置均为车身侧边，距离车体 600-1300mm。为了使 3D 相机获能够更好捕捉汽车位姿，选择将相机放置在车身轮眉位置进行拍照，这样能够提供明显的几何特征、稳定的光照条件、较好的视角。同时，为了提高车体位姿估计的准确性和鲁棒性，选择使用两个相机分别拍摄前后轮眉，保证系统在复杂环境下的精度和稳定性，提升整体位姿估计效果。相机的选型上主要考虑分辨率、焦距和视场、工作环境与耐用性。

表 4-3 MECH-MIND PRO-M 参数

参数名称	参数值
工作距离范围	800~2000mm
分辨率	1920×1200
像素数	2.3MP
Z 向单点重复精度	0.2mm @ 2.0m
典型采集时间	0.3~0.6s
平均无故障运行时间	大于 100000 小时

为了保证测量范围的完整性，确保点云数据的精度以及完善的抗干扰能力，

综合选择 MECH-MIND PRO-M 如图 4-7。MECH-MIND PRO-M 作为一款高精度结构光工业 3D 相机其近端视场 1.0m 处能够覆盖 $800 \times 450\text{mm}$ 的范围，远端视场 2.0m 处能够覆盖 $1500 \times 890\text{mm}$ 的范围，这能够覆盖所需拍摄范围。同时拥有 1920×1200 的分辨率 IP65 防护等级，数据采集时间仅为 0.3-0.6s 能够满足节拍要求。具体参数如表 4-3。



图 4-7 MECH-MIND PRO-M 相机



图 4-8 条形码位置

读码系统能够自动扫描车玻璃上的条形码，通过 PLC 将信息上传 MES 系统并接受 MES 系统解析返回的车辆型号信息，机器人根据型号选择不同的喷涂程序。汽车条形码所在区域范围为距地面高度 1100-1650mm，长度范围 800mm 如图 4-8，读码器的安装位置距离车玻璃上的条形码为 500mm-800mm，因此读码器的扫面尺寸范围于 $500\text{mm} \times 800\text{mm}$ 。读码器的选型应考虑扫描速度、扫描距离、解码能力与容错能力。



图 4-9 海康 ID5200PM



图 4-10 读码器位置

综合考虑选择 HIKROBOT 智能读码器如图 4-9，该读码器拥有 2000w 分辨，最大处理帧率达到 20fps，最大读取速度为 36 个码每秒，工作距离与横向视野满足扫码需求，同时拥有 IP67 防护能力可以在严苛的环境中正常工作，安装位置

如图 4-10。

4.2.3 PLC 控制模块设计与选型

在喷蜡系统中，涉及到视觉模块、机器人、读码器、喷蜡室前后门及灯光控制、室内通风系统、光电传感器等设备的协同工作，PLC 的选型需要确保这些设备能够高效协同。

喷蜡系统包含多个传感器（如压力传感器、光电传感器）和执行器（如门控、灯光和通风控制）。机器人和读码器的输入输出也需要 PLC 进行实时数据处理，因此 I/O 点数需要充足，且 PLC 应具备良好的扩展性，以便未来添加更多的传感器或控制模块。机器人使用 Ethernet 进行通信，视觉模块通过 Modbus TCP 协议传输图像数据。因此 PLC 需要支持多种通信协议，以便与这些设备无缝连接并实时交换数据。通过以太网接口(Ethernet)，PLC 能够与上位机、MES 系统进行远程监控与数据分析，提供实时反馈。网络视图如图 4-11 所示。

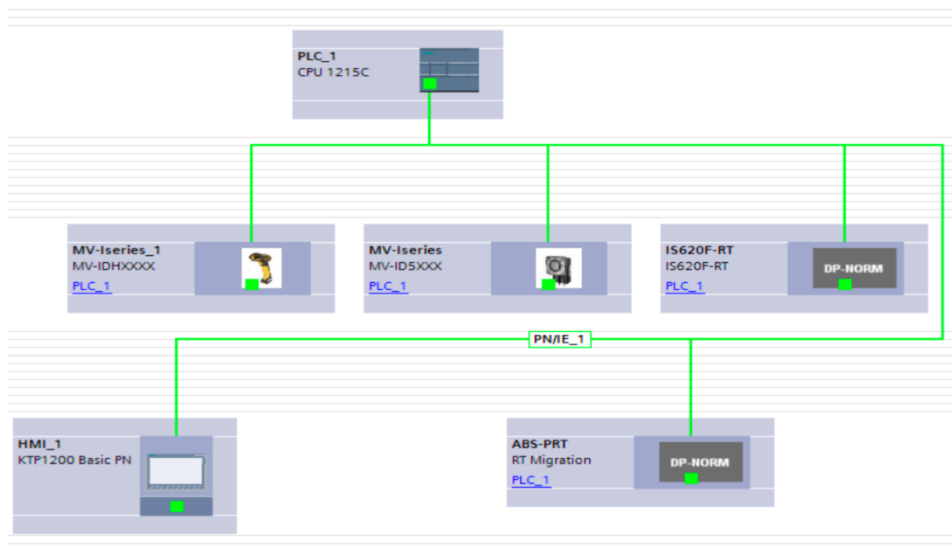


图 4-11 设备网络视图

目前世界上知名自动化公司主要有德国的 Siemens（西门子）、日本的 OMRON（欧姆龙）以及法国的 Schneider Electric（施耐德电气）等。其中根据统计数据 Siemens 在 2023 年市场占比达到 40% 为全球最高。其产品采用先进的技术，如 TIA Portal(Totally Integrated Automation Portal)可以方便地实现 PLC、HMI、驱动、工业通信等设备的集中管理和编程，大大提高了系统的开发效率与操作便捷性。

项目中选择 SIMATIC S7-1200 可编程控制器作为主控，CPU 选择 1215C 参数如表 4-4，其在数字量上拥有 14 点输入与 10 点输出，模拟量上有 2 路输出和输入。同时根据项目实际需要额外进行了两块 SM 1223 数字量交流输入/输出模块扩展，以完成全部信号的处理。

表 4-4 SIMATIC S7-1200 CPU 1215C 参数

参数名称	参数量
物理尺寸	130 x 100 x 75mm
最大本地 I/O 数字量	284
最大本地 I/O 模拟量	69
信号模块扩展	8
PROFINET	2 个以太网端口，支持 PROFINET 通信

4.3 喷蜡系统工作流程及生产节拍设定

完成了所有系统硬件布局 and 选型后，按照系统工艺作出运行流程图如图 4-12 所示。

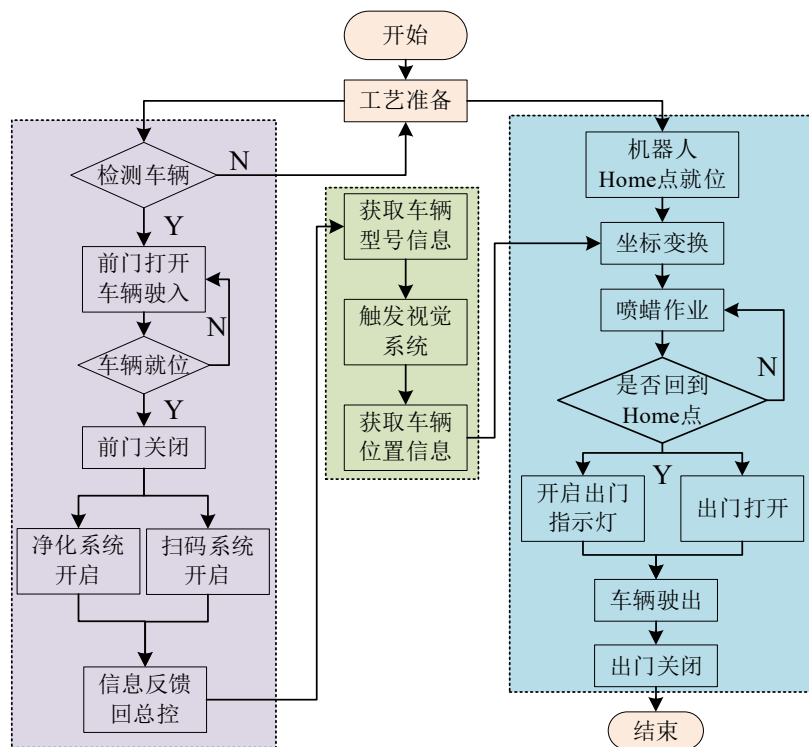


图 4-12 系统运行流程图

根据汽车总装车间实际情况以及喷蜡项目要求，系统运行流程为：

- (1)进车指示灯亮起，车门自动打开，车辆进入喷蜡房；
- (2)车辆进入粗定位限位器，前轮光电传感器检测到车辆位置触发扫码系统自动扫描车身条形码，条形信息通过 PLC 发送给总控；
- (3)总控将车辆信息反馈回 PLC，视觉系统进行拍照识别车身位置和偏差；
- (4)机器人根据视觉系统提供的精确定位数据和 PLC 返回的车辆信息进行喷蜡作业；
- (5)喷蜡完成后，机器人返回作业原点，发送作业完成信号；
- (6)出车门自动打开，指示灯亮起，车辆驶出。

系统整体结构如图 4-13 所示。

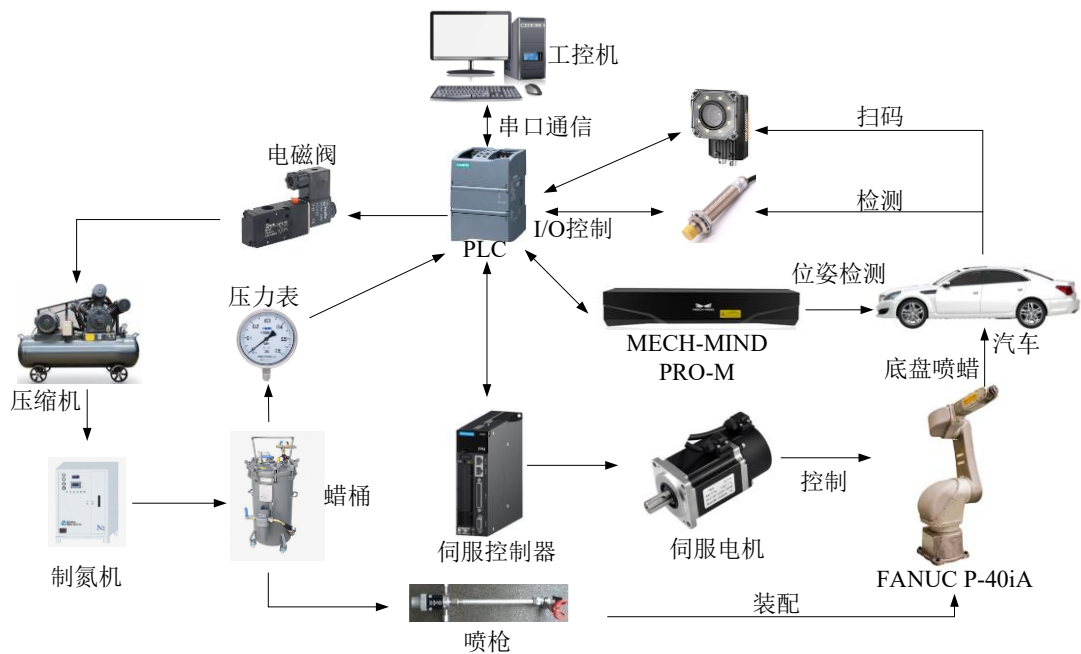


图 4-13 系统结构图

生产节拍指的是生产线上完成一个产品或工序所需的时间，它在工厂生产管理中具有至关重要的作用。为了确保生产流程的有序、高效和协调，项目根据实际情况设计了整套自动化底盘喷蜡系统具体的动作流程和节拍如图 4-14 所示。

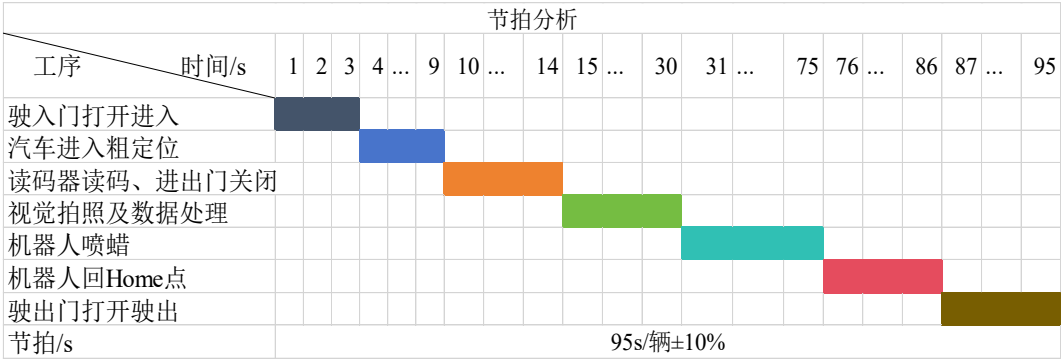


图 4-14 节拍分析图

在节拍分析时考虑了以下七道工序：驶入门打开进入、汽车进入粗定位、读码器读码、进出门关闭、视觉拍照及数据处理、机器人喷蜡、机器人回 Home 点、驶出门打开驶出。在进行节拍设定时，具体考虑了驶入驶出门的开关速度以及车辆移动速度，同时根据读码器的平均读码时间、视觉模块数据平均处理时间及机器人喷蜡设定时间进行合理评估，从而确保生产的顺畅。

4.4 HMI 人机交互设计

人机交互(HMI)系统在工业自动化项目中的应用，具有显著的必要性和优势。项目中，HMI 提供了直观的操作界面，简化了设备控制和参数调整，提高了操作效率，操作人员能够实时监控设备状态。HMI 的可视化设计使得复杂的数据和状态信息通过图形、颜色等方式清晰呈现，降低了操作难度，提升了响应速度。

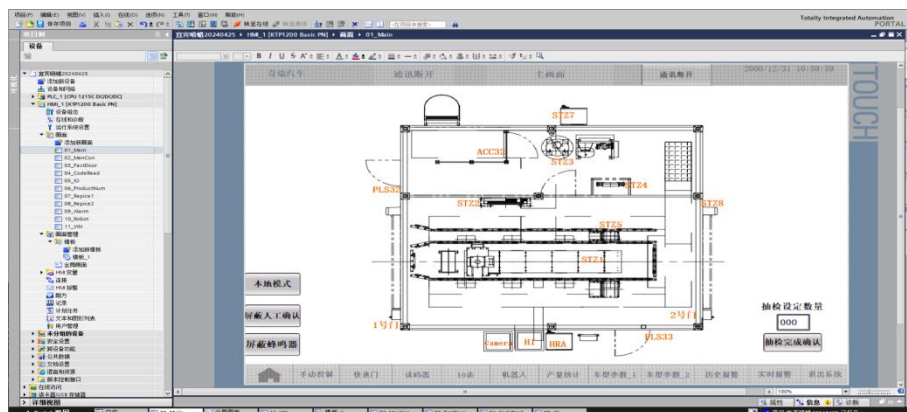


图 4-15 HMI 主界面

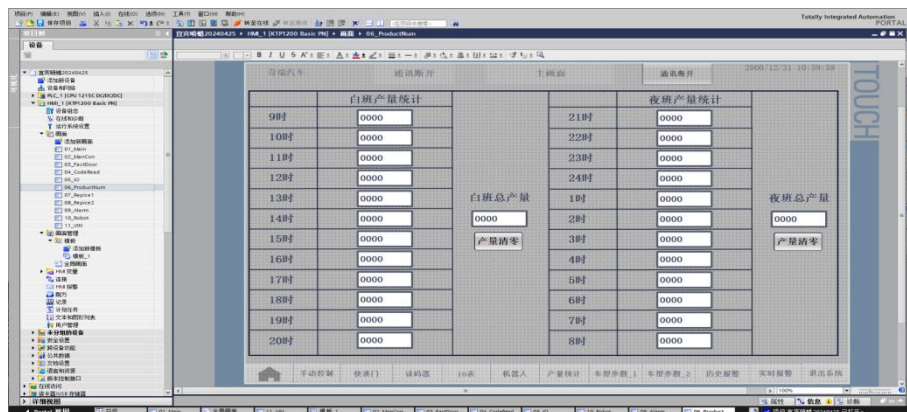


图 4-16 工厂产量统计

在本设计中，借助 SIMATIC 平台建立了喷蜡系统的 HMI 界面，并利用 PROFINET 协议与 PLC 实现通讯。首先为了直观展示喷蜡项目，在主页面展示

了项目布局，同时在最底栏设置了其余主控快速进入窗口如图 4-15。根据工艺规范及安全要求将 HMI 分为手动控制、快速门、读码器、IO 表等 10 部分内容。同时为了直观展示系统工作效率，设置了产量统计界面，这样可以方便厂商更直接的了解项目进度如图 4-16。

4.5 车身位姿估计及底盘喷蜡验证

4.5.1 相机标定

在项目中，采用 Mech-vision 软件中的标定工具进行标定，采用的标定方式为眼在手外，准备的阵列式圆形标定板如图 4-17，其外形尺寸为 303*243*2mm，圆圈排列为 5*4，圆心到圆心之间的距离为 35mm。

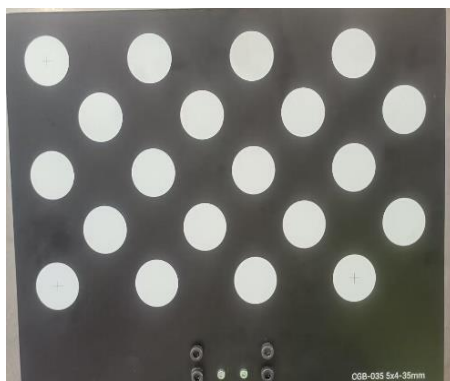


图 4-17 标定板图片



(a)相机安装位置

(b)相机标定过程

图 4-18 相机安装位置及标定过程

相机安装位置如图 4-18，将标定板固定于机器人法兰盘上，机器人则在相机视野内移动。标定过程通过记录相机视角下的标定板或目标物体的变化，并结合机器人末端执行器的运动数据来完成。这种方法的优点是相机位置固定，简化了标定过程中的图像采集和处理，但需要确保机器人能够在相机的视野内完成所需的运动和操作。为了保证标定后得相机参数精度，选择对相机进行 36 次标定拍摄，随机选择 16 张图片如图 4-19。

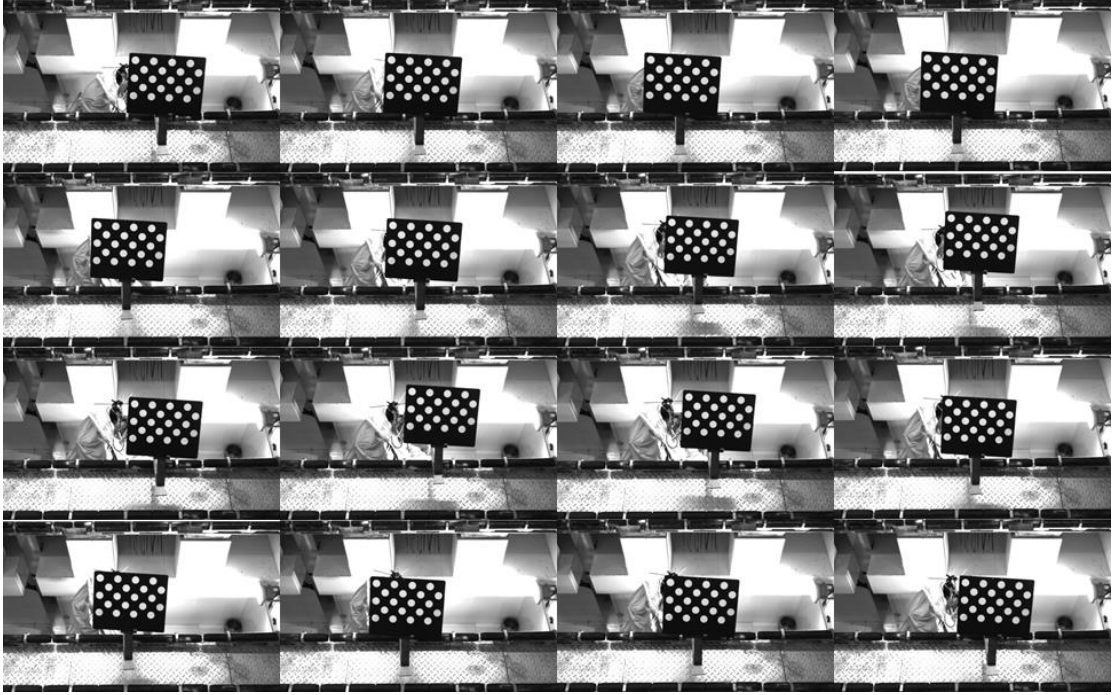


图 4-19 相机采集标定板图像

相应手眼标定结果如下：

(1)相机内参

$$\text{内参矩阵} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2417.4061 & 0 & 965.6321 \\ 0 & 2417.8766 & 612.6928 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{径向畸变} = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.0012 \\ -0.0003 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{切向畸变} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

(2)相机外参

相机分辨率为 1920×1200

$$\begin{matrix} \text{参考系变换外部参数} \end{matrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ w \\ Quaternionx \\ Quaterniony \\ Quaternionz \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.343300 \\ -1.830983 \\ 2.925815 \\ -0.311315 \\ 0.950270 \\ 0.007502 \\ -0.003508 \end{bmatrix}$$

4.5.2 点云模板制作与配准

在点云数据处理及配准过程中,利用 PCL(Point Cloud Library)和 Visual Studio 进行点云数据的处理与优化。PCL 是一个专门用于处理和分析 3D 点云数据的开源库, Visual Studio 广泛用于开发 C++等语言的应用程序。在本项目中, Visual Studio 提供了开发平台,可以集成相机的 SDK 进行信息交互,基于此平台编写定制化的点云处理程序,自动执行点云配准、精简等步骤,从而确保生成的车身底盘模型具有较高的精度和可靠性。

在底盘喷蜡系统的搭建过程中,点云模板的制作是实现高精度喷蜡的基础。为了确保机器人能够准确执行喷蜡任务,首先需要生成与车身结构相关的点云模板。点云模板的制作是由系统的深度相机收集车身侧边的点云数据,通过章节中的降噪、重采样、点云分割裁剪等技术实现模板制作。通过位于车身前、后轮部位的相机对车体拍照,获得的原始图如图 4-20 所示。从这一位置拍摄,可以同时捕捉到车轮上部分、轮眉结构、门把手、加油盖以及前车、后车门缝等关键特征。这些部位对于车身的几何形状至关重要,能够提供有力的位姿估计数据。

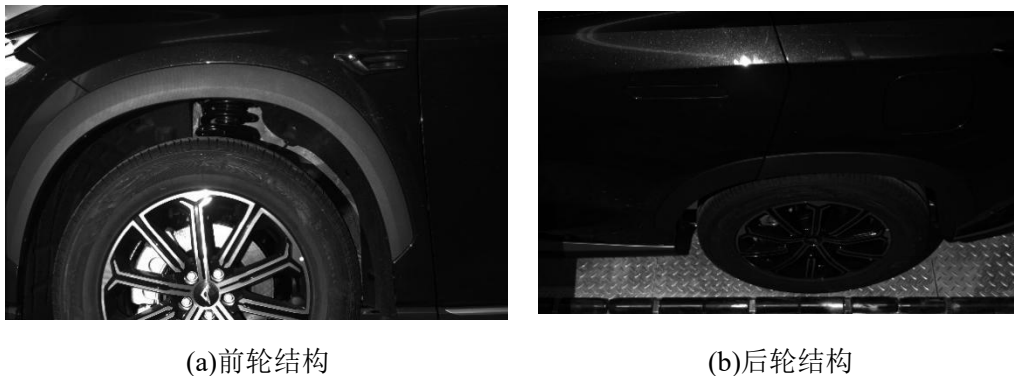


图 4-20 车身前、后轮结构图

由于车轮形状通常具有较复杂的曲面和细节,同时限位器只能限制整体车身,

在车辆运动或转弯时，车轮的方向、位置和角度可能发生较大变化，再考虑车辆负载等因素的影响，会产生一定的形变。相比之下，轮眉和车门缝等车身的结构边缘较为稳定且具有清晰的几何特征，且车身的轮眉和车门缝与车身一体，不受负载影响，装配精度在 1-2mm。因此综合考虑在模板制作时选择将轮胎点云去除，只保留轮眉及其他特征明显结构。点云模板处理流程如图 4-21 (a)、(b)、(c)、4-22 (a)、(b)、(c)所示。

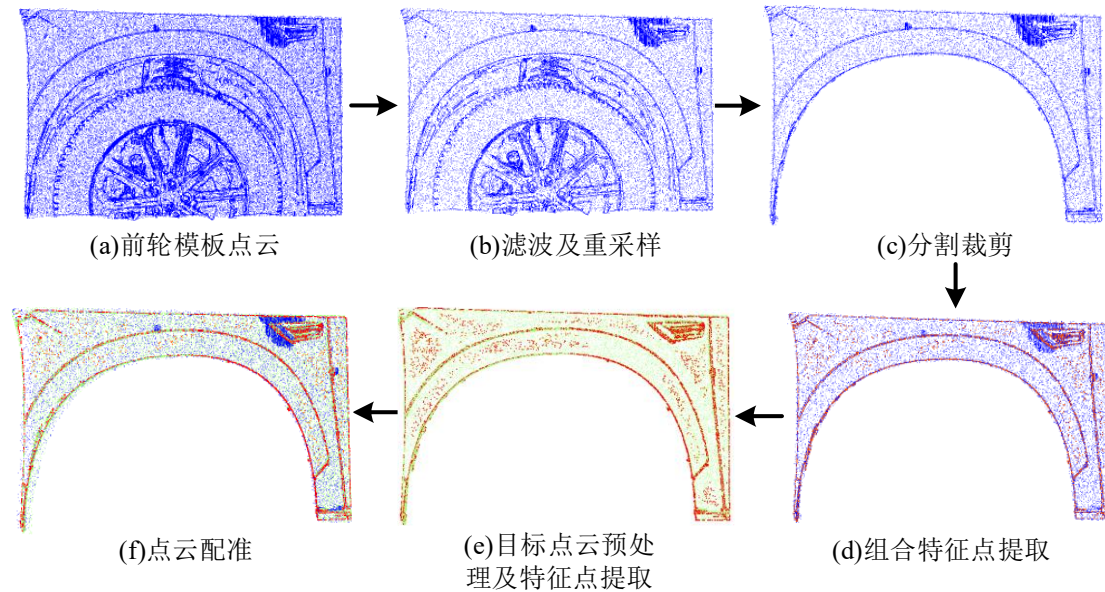


图 4-21 前轮点云处理过程

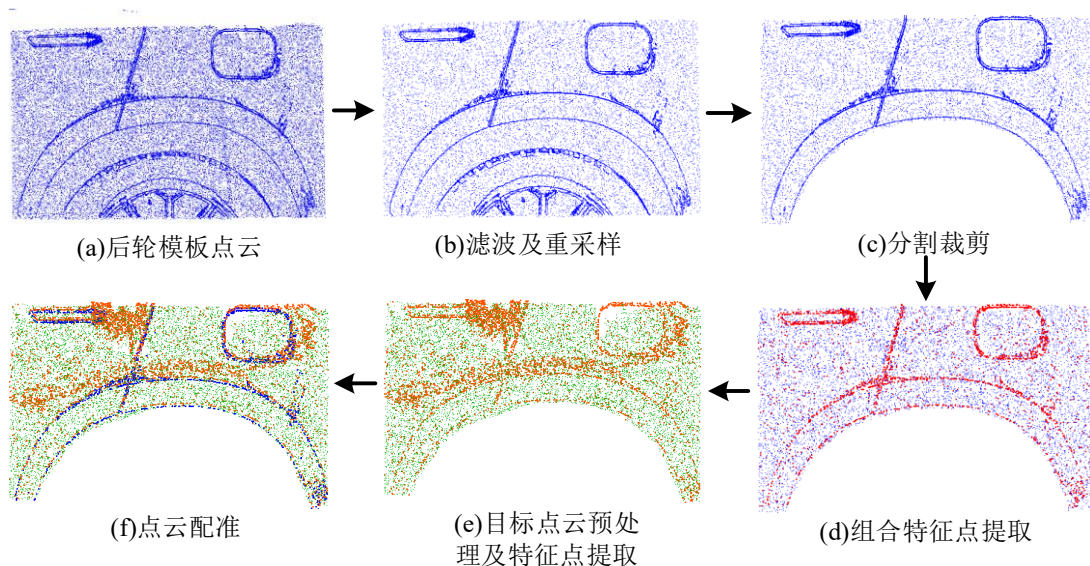


图 4-22 后轮点云处理过程

完成前车身和后车身模板制作后，需要进行点云配准。目的是将不同时间采集到的点云数据整合到同一坐标系中，以便对车身进行位姿估计，配准的精度直

接影响到喷蜡的执行效果。通过对原始点云、目标点云进行预处理后再利用 3D-SIFT 和 Alpha Shape 算法提取特征点并进行点云粗配准,最后使用改进 ICP 算法实现点云的精确配准,结果如图 4-21(f)、4-22(f)和 4-23 所示。由图可以看到前轮与后轮的源点云与目标点云几乎完全重合,配准后的均方根误差分别为 $0.0102m$ 、 $0.0207m$ 同时得到了变换矩阵,达到了预期效果。机器人进行侧区和后区喷蜡时,分别利用前轮和后轮变换矩阵进行坐标系重建,以此提高喷涂精度。

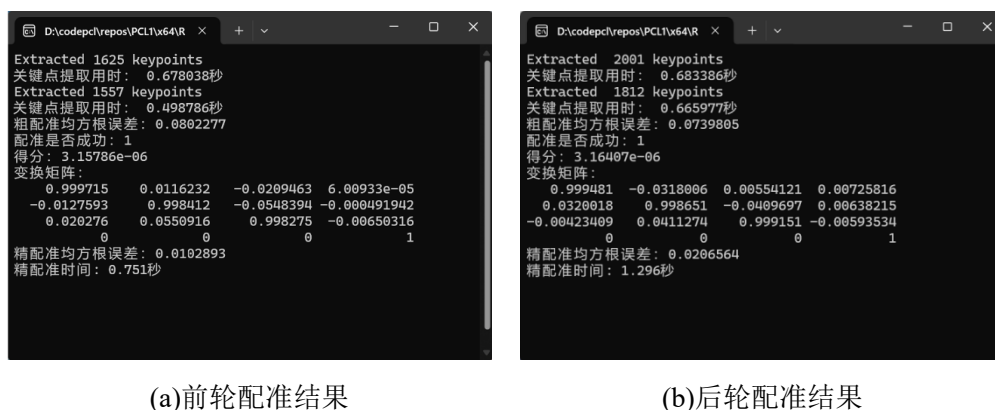


图 4-23 点云配准结果

4.5.3 底盘喷蜡实验

在通过前面章节得到的各坐标系的位置关系及对车身点云配准后,可以得到车身相对机器人的位置。同时根据读码器获得的车辆型号,机器人会基于偏移坐标系和预制程序进行底盘的喷涂。使用 FANUC 公司旗下的 RoboGuide 软件进行 FANUC P-40iA 款机器人的运动编程。

表 4-5 关键点空间坐标

节点顺序	空间坐标
节点 1	(432.98, -181.0, -317.642)
节点 2	(934.268, -427.115, -40.508)
节点 3	(1144.275, -608.145, 729.079)
节点 4	(652.337, -565.847, 1564.075)

根据项目的喷蜡要求,机器人需要快速安全的从 Home 点位运动至喷蜡点位,因此通过设置末端执行器的关键空间坐标点如表 4-5,根据机器人的逆运动学求得各关节角度如表 4-6,利用第四章中的 ISSA 算法对机器人的运动轨迹进

行优化。为了确保喷蜡的精确性，首先在 RoboGuide 中进行了详细的运动仿真，根据所获得的路径点位利用 KAREL 语言编写运动程序进行机器人控制，并对其运动路径进行优化和调整。

表 4-6 关节角度路径点

关节	路径点 1	路径点 2	路径点 3	路径点 4
1	0	-10	-13.4	-20.0
2	0	-4.4	-6.6	-8.8
3	29.9	9.2	-21.7	-35.5
4	74.9	49.7	31.7	-29.5
5	0	0	0	0
6	0	-36	-64.8	-93.6

如图 4-24，通过模拟现场地坑环境、机器人外部七轴以及视觉系统，进行完整的喷蜡系统仿真，根据图 4-25 机器人的各关节按照预设路径点完成了运动。

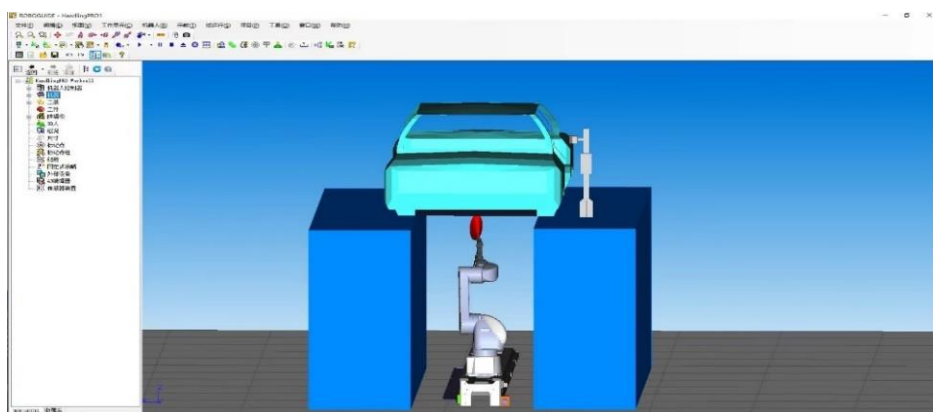


图 4-24 RoboGuide 仿真界面

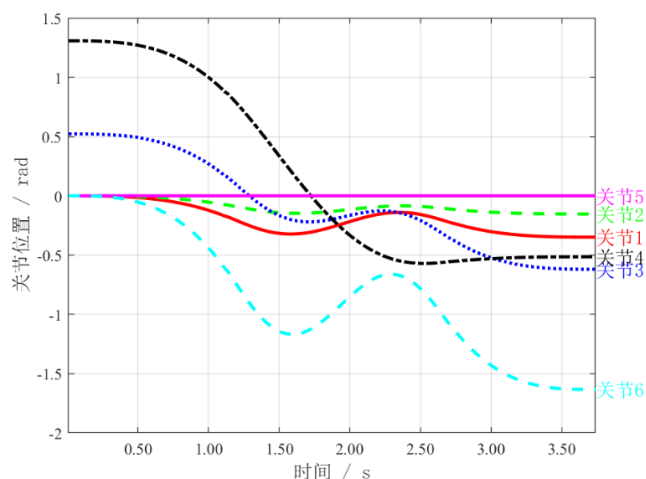


图 4-25 仿真关节位置曲线

在确认喷蜡的各环节无误后，利用 TCP-IP 协议和 I/O 接口通信将机器人与 PLC、视觉系统、供蜡系统及工控机进行连接。通过监控系统或 HMI 来确认各环节无报警标志、供蜡系统压力正常、与 MES 系统通信正常及各传感器 I/O 接口正常通信时，开始喷蜡实验，底盘的主要喷涂区为红线区域三块如图 4-26。



(a)两侧区域

(b)车后区域

图 4-26 喷蜡区域



(a)Home 点

(b)七轴运动

(c)侧区喷蜡

(d)侧区喷蜡

(e)后区喷蜡

(f)回 Home 点

图 4-27 机器人喷蜡顺序

如图 4-27 所示，为确保喷枪的持续工作，在 Home 点放置了蜡桶将喷枪头浸没。开始喷蜡时机器人从预定的 Home 位置，将枪头抬起至安全喷蜡位，然后

外部七轴根据指令利用伺服电机将机器人转移到标志位点,进行左侧和右侧区域的喷蜡。完成喷涂后,外部七轴运动将机器人转移到车辆底盘后万位置进行后区域喷蜡。喷蜡动作结束后,机器人将喷枪收回至安全区域,并返回 Home 点位。同时,机器人将完成信号反馈给 PLC,PLC 控制驶出门打开,工作人员将车辆驶出。在此过程中,视觉系统和 PLC 等设备的协同工作确保了喷涂的精确性。机器人各关节的位置随机采样 9 个节点如表 4-7,采集到的数据与计算结果基本一致,验证了轨迹规划的有效性。如图 4-28 为喷蜡完成的效果图,机器人在指定喷涂区域完成了喷蜡操作且涂层覆盖均匀,高效完成了预计任务。

表 4-7 关节位置

序号	关节 1	关节 2	关节 3	关节 4	关节 5	关节 6
1	0	0	0.5220	0.3070	0	0
2	0.1505	-0.0662	0.2114	0.9285	0	-0.5401
3	-0.2982	-0.1426	-0.2180	-0.0497	0	-1.0980
4	-0.1835	-0.1028	-0.1406	-0.4199	0	-0.7523
5	-0.1599	-0.0903	-0.2143	-0.5701	0	-0.7950
6	-0.3128	-0.1417	-0.5442	-0.5269	0	-1.4758
7	-0.3426	-0.1518	-0.6067	-0.5170	0	-1.6063
8	-0.3488	-0.1539	-0.6197	-0.5150	0	-1.6334
9	-0.3490	-0.1540	-0.6200	-0.5150	0	-1.6340



(a)两侧区域



(b)车后区域

图 4-28 喷蜡效果图

4.6 本章小结

本章详细介绍了基于工业机器人与深度相机的喷蜡系统搭建与验证，重点围绕喷蜡系统的方案设计、硬件选型、工艺流程、HMI 设计、车身位姿估计以及底盘喷蜡验证等核心内容展开。首先，通过喷蜡系统工作流程及生产节拍设定，明确了机器人与 PLC、视觉系统、供蜡系统之间的通信与协同。然后，HMI 设计部分针对操作人员与系统的互动方式进行了优化，设计了直观的控制界面提升了操作效率。最后结合相机标定和点云配准完成了汽车位姿的识别，确保了视觉系统的对车身的定位。最后，完成对车身位姿的精确定位后，机器人重建坐标系的同时根据轨迹规划算法规划出的路径从 Home 点移至喷涂点位后七轴运动进行喷蜡。根据平台实验结果表明，视觉系统能精准识别车体位姿，机器人能稳定快速进行喷蜡作业，整个喷蜡系统精准高效运行，验证了该系统的可行性。

第 5 章 总结与展望

5.1 全文总结

随着全球化进程的推进,国际贸易特别是汽车产业的全球化生产与销售日益增多。在车辆海运出口的过程中,车辆底盘容易受到湿气、盐雾等环境因素的影响,导致锈蚀和损坏。因此,为了提高车辆在运输过程中的耐候性和防腐能力,车身底盘喷蜡已经成为一种重要的防护措施。传统的人工喷涂方式不仅效率低下,而且喷涂质量难以保证,尤其在复杂的底盘结构中,人工很难实现均匀且精确的覆盖。通过结合先进的机器人技术与视觉技术,研究了基于工业机器人和深度相机的汽车底盘喷蜡系统,该系统不仅能够准确定位车体位置还能提高喷涂作业的效率。文章主要完成以下几方面工作:

(1)通过查阅国内外文献,回顾了国内外喷涂机器人、视觉技术和轨迹优化等领域的研究现状,指出了自动化喷涂在现代制造业中的重要性以及当前技术面临的挑战。

(2)根据标定原理完成对于相机内参和外参的标定,利用 PCL 库对于采集到的原始点云进行滤波处理然后通过改进 Octree 方法对点云数据下采样,提出基于 3D-SIFT 和 Alpha Shapes 算法的组合特征点提取,通过 FPFH 特征描述 SAC-IA 粗配准和 ICP 精配准的配准方法,在公共数据集进行测试时对比其他四种算法,本文算法时间上平均缩短 57.1%同时精度最高,验证了算法的有效性。

(3)通过运动学分析,建立了 FANUC P-40iA 机器人的数学模型,完成了机器人正、逆运动学的推导。并针对笛卡尔空间和关节空间轨迹规划方法进行了研究,通过 3-5-3 多项式插值拟合轨迹使机器人加速度连续,提出了基于 Chebyshev 混沌映射种群初始化和发现者自适应位置更新的改进麻雀算法的 3-5-3 时间最优轨迹规划方法,通过 MATLAB 仿真验证了该方法能够显著提高轨迹的执行效率。

(4)基于工业机器人和深度相机搭建了自动喷蜡系统平台,根据工厂实际生产需求提出了喷蜡系统的整体方案,包括各个模块的功能划分和设备的合理布置。然后,根据工作范围、分辨率和耐用性等完成了机器人、深度相机、读码器及 PLC 等硬件的选型,利用 SIMATIC 平台建立了喷蜡系统的 HMI 界面。通过标定实验得到相机的参数以及各坐标系的位置关系,基于 PCL 和 Visual Studio 平台进行

了车身前轮与后轮结构的点云模板制作与配准实验,验证了基于组合特征点的点云配准方法进行车体位置识别的有效性。最后,机器人根据优化后的轨迹精准快速的完成了底盘的喷蜡,验证了系统的有效性和实用性。

5.2 工作展望

主要研究了基于工业机器人的汽车底盘喷蜡系统,尽管取得了一些研究成果,但仍存在一些问题:

(1)在相机标定过程及机器人工件标定过程中存在一定的误差。一是由于机器人外部第七轴由电机控制,电机的重复定位精度不好造成了标定时的误差;二是结构光相机对于外部强光环境较为敏感也可能出现误差。为此后续将进行标定误差补偿方法的研究,进一步降低因传感器造成的误差。

(2)视觉系统对于较大范围的点云集处理不够理想,通常需要大量的计算资源,另外若收到物体遮挡将导致识别失败,影响生产进度。为此后续将进行并行计算方法的研究提高算法处理数据的速度,同时开展部分遮挡下的点云配准算法研究。

(3)特征提取算法稳定性不高,对于相同的点云识别效果不同,导致匹配效果变差。在以后的工作中,需要对特征提取算法进行改善提高其鲁棒性。

参考文献

- [1] 张野. 智能制造产业的发展趋势与战略分析[J]. 中国战略新兴产业, 2024, (30): 38-40.
- [2] 崔慧明, 陈林. “中国制造 2025”战略之“智能制造”[J]. 科技经济市场, 2022, (04): 7-9.
- [3] 霍悦. 引领“工业 4.0”装备智能制造主攻号角吹响[N]. 中国工业报, 2024-10-28(010).
- [4] 赵景山, 魏松涛, 赵东捷, 等. 超大作业空间涂装机器人研究进展[J]. 航空制造技术, 2023, 66(12): 46-58.
- [5] 王亮, 桂海龙, 米川, 等. 机器人喷涂技术在汽车涂装中的应用[J]. 汽车测试报告, 2024, (10): 8-10.
- [6] Chen T, Dong S, Cai Z, et al. Study on robot trajectory planning and coating thickness prediction for plasma spraying on complex surface[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2024, 131: 1046-1060.
- [7] 王学雷, 吕世霞, 李显. 工业机器人及其应用探讨[J]. 中国高新科技, 2024, (18): 44-46.
- [8] 孙立宁, 许辉, 王振华, 等. 工业机器人智能化应用关键共性技术综述[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(02): 211-219+406.
- [9] Klein A. CAD-based off-line programming of painting robots[J]. Robotica, 1987, 5(4): 267-271.
- [10] Fukashi U. Thermal spray robot[EB]. [2023-12-26].
- [11] Xu J M, Liu J H, Jing X W, et al. Kinematic analysis and optimisation of a gantry spraying robot for ship blocks[J]. Alexandria Engineering Journal, 2025, 116: 385-396.
- [12] Qi S L, Jiang D X, Sun Y, et al. Impso-based trajectory optimization and control of liquid apply sound deadener spraying robot for high-speed train[J]. IEEE Access, 2024, 12: 127149-127164.
- [13] 李永鑫, 郭安福, 李俊颀, 等. 高层建筑外墙喷涂机器人的结构设计与仿真分析[J]. 现代制造技术与装备, 2021, 57(01): 100-105.
- [14] 刘斌, 李玮, 谭振华, 等. 管道内部智能喷涂机器人设计及试验分析[J]. 机械

- 设计, 2025, 42(03): 95-104.
- [15]曾勇, 陈洪博, 赵雪雅, 等. 喷涂机器人风机叶片分片喷涂轨迹优化[J]. 机床与液压, 2024, 52(21): 64-70.
- [16]王毅, 王国磊, 李波, 等. 大尺寸表面喷涂的交界区涂层均匀性分析[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(11): 1705-1712.
- [17]王冲, 黄林, 鲁夏阳, 等. 船用环保型爬壁喷漆机器人的设计及应用[J]. 船舶工程, 2024, 46(06): 157-162.
- [18]Liu S C, Wang T, Zhang Y, et al. Deep semantic graph matching for large-scale outdoor point cloud registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-12.
- [19]马宏宾, 王鑫, 边金岳, 等. 3D 机器视觉发展及其工业应用综述[J]. 微纳电子与智能制造, 2022, 4(04): 50-61.
- [20]訾斌, 徐锋, 唐锴, 等. 基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测研究综述[J]. 控制与决策, 2023, 38(01): 1-21.
- [21]刘文婧, 卢子航, 王建国, 等. 工业机械臂辅助机器视觉的工件识别与定位[J].组合机床与自动化加工技术, 2024, (01): 53-57+62.
- [22]Roberts L. Machine perception of 3-d solids[D]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 1965.
- [23]Marr D. Vision: a computational investigation into the human representation and processing of visual information[M]. Cambridge: the MIT Press, 2010: 1-5.
- [24]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.
- [25]Feng H W, Sun M Q. Research on 3d reconstruction measurement method of workpieces based on binocular line structured light[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2024, 13105: 468-473.
- [26]刘建伟, 梁晋, 梁新合, 等. 大尺寸工业视觉测量系统[J]. 光学精密工程, 2010, 18(01): 126-134.
- [27]Slimani K, Achard C, Tamadazte B. Rocnet++: triangle-based descriptor for accurate and robust point cloud registration[J]. Pattern Recognition, 2024, 147: 110108.
- [28]Mo S T, Yin N, Liu X, et al. Efficient geological point cloud registration method

- combining dimension reduction and feature points[J]. *Applied Optics*, 2024, 63(21): 5531–5545.
- [29] 赵迪, 赵祖高, 程煜林, 等. 多特征关键点的自适应尺度融合特征点云配准[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(10): 68-75.
- [30] 范怡萍, 葛宝臻, 陈雷. 基于人工蜂群优化的异尺度点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(12): 246-255.
- [31] Li L, Mei S, Ma W J, Liu X Y, et al. An adaptive point cloud registration algorithm based on cross optimization of local feature point normal and global surface[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(4): 6434-6447.
- [32] 晏阳. 面向整体增材制造的机器人轨迹规划研究[D]. 南京航空航天大学, 2022.
- [33] 曹锦旗, 韩雪松. 工业机器人轨迹规划的研究方法综述[J]. *信息与控制*, 2024, 53(04): 471-486+498.
- [34] 王嘉翀, 郭恩澍, 李宏伟. 基于 UG 的工业机器人圆弧插补后处理算法研究[J]. *新技术新工艺*, 2021, (07): 52-56.
- [35] 张岩, 过仕安, 李争, 等. 串联型机械臂直线轨迹规划 Bresenham 算法应用与改进[J]. *制造技术与机床*, 2021, (05): 63-69+75.
- [36] 刘江, 黄可, 陶永德, 等. Bézier 曲线在五轴直线插补刀路优化中的应用[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2019, (04): 66-70.
- [37] 王树峰, 孟新宇. 基于新型柔性加减速控制算法的前瞻插补研究[J]. *制造技术与机床*, 2023, (06): 94-99.
- [38] 刘亚坤, 过希文, 王群京, 等. 基于混合插值规划的机械手腕关节用球形电机刚柔耦合系统[J]. *电气工程学报*, 2024, 19(04): 139-148.
- [39] 梁萌. 基于五次多项式算法的机器人轨迹规划研究[J]. *粘接*, 2020, 44(11): 70-73.
- [40] Wu G L, Zhang S D. Real-time jerk-minimization trajectory planning of robotic arm based on polynomial curve optimization[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2022, 236(21): 10852–10864.
- [41] 孙颀琰, 郭文勇, 孙云岭, 等. 基于改进 NURBS 曲线的水下机械臂轨迹规划

- [J]. 舰船电子工程, 2023, 43(01): 47-52.
- [42] Zhao Y T, Gan L, Li W G, et al. Path planning of spot welding robot based on multi-objective grey wolf algorithm[J]. Intell Fuzzy Syst, 2021, 41: 6181-6189.
- [43] Yokose Y. Energy-saving trajectory planning for robots using the genetic algorithm with assistant chromosomes[J]. Artif Life Robot, 2020, 25: 89-93.
- [44] Hou W B, Xiong Z H, Wang C S, et al. Enhanced ant colony algorithm with communication mechanism for mobile robot path planning[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 148: 103949.
- [45] Sun H, Tao J F, Qin C J, et al. Multi-objective trajectory planning for segment assembly robots using a B-spline interpolation- and infeasible-updating non-dominated sorting-based method[J]. Applied Soft Computing, 2024, 152: 111216.
- [46] Zhou Y S, Han G R, Wei Z A, et al. Optimal trajectory planning of robot energy consumption based on improved sparrow search algorithm[J]. Measurement and Control, 2024, 57(7): 1014-1021.
- [47] 李林升. 基于惩罚函数法的时间最优机械臂轨迹规划[J]. 机械设计与研究, 2019, 35(05): 56-58+69.
- [48] 蔡永超. 机械臂关节空间轨迹的时间最优智能规划研究[J]. 机械设计与制造, 2020(03): 272-276.
- [49] 徐尤南, 刘志强, 陈洁. 基于粒子群算法的码垛机器人时间轨迹优化研究[J]. 华东交通大学学报, 2021, 38(03): 75-81.
- [50] 郝晗, 文志强. 基于改进型遗传算法的六自由度机械臂轨迹优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(12): 56-59.
- [51] Di L R, Gattringer H, Müller A, Carricato M. Force and time-optimal trajectory planning for dual-arm unilateral cooperative grasping[J]. Mechanism and Machine Theory, 2024, 201: 105729.
- [52] Zhu S H, Zhang Y B, Li Z H, et al. Multi-objective optimal trajectory planning method for robot manipulator with real-time parameters monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 229: 112518.
- [53] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [54] Edelsbrunner H, Mücke E P. Three-dimensional alpha shapes[J]. ACM Transactions on Graphics, 1994, 13(1): 43-72.

- [55]Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (fpfh) for 3d registration[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, IEEE, 2009: 3212-3217.
- [56]赵云涛, 胡佳明, 李维刚, 等. 基于改进 FPFH 特征提取的点云模板匹配方法[J]. 应用激光, 2024, 44(04): 196-204.
- [57]Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-d shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [58]Huang J G, Tao B, Zeng F. Point cloud registration algorithm based on icp algorithm and 3d-ndt algorithm[J]. International Journal of Wireless and Mobile Computing, 2022, 22(2): 125-130.
- [59]庄恩泽, 吴献. 基于点云的 SUSAN 特征点检测算法在三维重建中的应用[J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2017, 33(02): 1-9+17.
- [60]李燕. 一种改进 ICP 点云配准方法的研究[J]. 光学与光电技术, 2024, 22(03): 23-29.
- [61]王一, 张鑫淼, 王莹, 等. 基于 ISS-3DSC 特征的点云配准方法[J]. 中国测试, 2021: 1-8.
- [62]Zhao J, Zhu X J, Song T J. Serial manipulator time-jerk optimal trajectory planning based on hybrid iwoa-pso algorithm[J]. IEEE Access, 2022, 10: 6592-6604.
- [63]Zhang K P, Liu N, Wang G. A dual-yhread method for time-optimal trajectory planning in joint space based on improved nga[J]. Journal of Robotics, 2020, 2020(1): 6859589.
- [64]Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science and Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

攻读硕士期间取得的学术成果

- [1] 许汉文, 高文根, 王瑞, 等. 结合组合特征点的改进 ICP 点云配准方法[J/OL]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2024, 1-10.
- [2] Xu H W, Gao W G, Zhu J M, Zhang G Q. Time-optimal trajectory planning for manipulator based on an improved sparrow search algorithm. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2816(1).

致谢

搁笔之际，方觉此页纸张竟承载着数年学术生涯的句点。衷心感谢导师高文根教授，感谢实验室同门，感谢所有帮助过我的朋友，感谢一直支持我的父母和家人，最后还要感谢一直以来从未放弃的自己。

今朝搁笔，非终点而是新途。此去人海，愿以韦应物“野渡无人舟自横”之从容，在人生长河中寻找自己的锚点！