

分类号：TP242

密 级： 公开

学校代码：10363

学 号：2220120125



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于光学动作捕捉的异构人-机
映射运动控制研究

论 文 作 者 史钊楠

指 导 教 师 张振 副教授

学 科（专业） 机械工程

研 究 方 向 机械电子工程

论文提交日期： 2025 年 5 月 20 日

分类号：TP242

密 级：公开

单位代码：10363

学 号：2220120125

基于光学动作捕捉的异构人-机映射运动控制研究

Research of Heterogeneous Human-Robot Mapping Motion Control Based on Optical Motion Capture

学 生 姓 名 : 史钊楠

指 导 教 师 : 张振

专 业 : 机械工程

研 究 方 向 : 机械电子工程

论文答辩日期：2025. 5. 10

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：史舒南

日期：2025 年 5 月 14 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或部分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。

本学位论文属于

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

不保密 ☒。

学位论文作者签名：史纪楠

日期：2025 年 5 月 14 日

指导教师签名：张振

日期：2025 年 5 月 14 日

基于光学动作捕捉的异构人-机映射运动控制研究

摘 要

2025 年全国两会强调要持续推进“人工智能+”行动，机器人作为人工智能技术的重要载体和应用形式逐渐进入各行各业，人机映射技术在 3C（计算机、通信、消费电子）精密装配领域的重要性日益凸显，如何实现高效、精确且灵活的装配，成为人机协作领域亟待解决的难题。本文针对传统人机映射中存在的动作映射精度不足、异构环境下姿态捕捉偏移、跨模态交互适配性弱等核心问题，以构建高精度机械臂装配系统为目标，通过融合光学动作捕捉、异构人-机映射与智能控制算法，开展从人体运动感知到机械臂精准控制的研究。

针对人体生物关节与机械臂刚性关节的构型差异导致的人机动作映射失真和误差累计大的问题，本文提出了基于异构结构的人-机动作映射模型，通过分层策略实现跨模态动作的映射。所提出的“几何匹配-参数优化”双层级异构结构映射模型在人-机关节构型存在不匹配的复杂情况下，能够有效解决由此引发的动作映射失真问题，为人-机交互领域的动作映射技术提供了全新的解决方案。

为了优化模型得到的跟踪轨迹，针对轨迹跟踪过程中受动力学非线性和多变量耦合影响的问题，本文构建了融合模型预测控制(MPC)-遗传算法(GA)协同控制架构，解决了传统试错法调参效率低、易

陷入局部最优的缺陷，有效地提升了轨迹跟踪的鲁棒性和响应速度，解决了传统方法在复杂轨迹跟踪场景中“模型失配-参数固化-目标冲突”的局限性。

围绕精密装配场景下的高精度人-机动作映射需求，构建了系统性实验，通过多维度测试验证异构映射模型与控制策略的有效性。基于 Nokov 光学动作捕捉设备设计了定位精度测试实验，验证所搭建的光学动作捕捉系统在捕捉区域内的精度为 0.103mm。开展了轨迹跟踪实验，实验验证了基于异构的人-机动作映射模型的轨迹相似度为 78.21%，采用模型预测控制动态优化策略后的轨迹相似度为 88.59%，轨迹跟踪效果提高了 13%。在模拟装配场景中，实现了零件的亚毫米级装配，验证所提出的模型和算法的有效性。

关键词：精密装配，人-机动作映射，异构结构，光学动作捕捉系统，跟踪轨迹优化

RESEARCH OF HETEROGENEOUS HUMAN-ROBOT MAPPING MOTION CONTROL BASED ON OPTICAL MOTION CAPTURE

ABSTRACT

Emphasized at the 2025 NPC and CPPCC, the continuous advancement of the “artificial intelligence +” initiative has propelled robotics, as a critical carrier and application form of artificial intelligence technology, into various industries. Human-robot mapping technology in the field of 3C (computers, communications, consumer electronics) precision assembly is becoming increasingly vital. Achieving efficient, accurate, and flexible assembly has become an urgent challenge in human-robot collaboration. This study addresses core issues in traditional human-robot mapping, including insufficient motion mapping accuracy, pose capture deviations in heterogeneous environments, and weak cross-modal interaction adaptability. Aiming to develop a high-precision robotic arm assembly system, this paper conducts research spanning human motion perception to robotic arm control by integrating optical motion capture, heterogeneous human-robot mapping, and intelligent control algorithms.

To resolve motion mapping distortion and error accumulation caused by structural disparities between human biological joints and rigid robotic arm joints, this paper proposes a human-robot motion mapping model based on heterogeneous structure employing a hierarchical strategy for cross-modal motion mapping. This dual-layer “geometric matching-parameter optimization” heterogeneous structure mapping model effectively mitigates motion distortion under joint configuration mismatches, offering an innovative solution for motion mapping in human-robot interaction.

In order to optimize the tracking trajectory obtained from the model, and address the problem of dynamic nonlinearities and multi-variable coupling, a Model Predictive Control (MPC)- Genetic Algorithm (GA) collaborative control framework is developed. This approach overcomes the limitations of traditional trial-and-error parameter tuning—low efficiency and local optima entrapment—enhancing trajectory tracking robustness and response speed while addressing “model mismatch-parameter rigidity-target conflict” in complex scenarios.

Systematic experiments are constructed around the high-precision human-motion mapping requirements in precision assembly scenarios, and the effectiveness of heterogeneous mapping models and control strategies are validated through multi-dimensional tests. Based on the Nokov optical motion capture equipment, a positioning accuracy test experiment is

designed, which demonstrates a system precision of 0.103mm within the capture area. A trajectory tracking experiment is carried out, which reveals a 78.21% similarity using the heterogeneous mapping model, improves to 88.59% (13% enhancement) after MPC-GA optimization. In simulated assembly scenarios, sub-millimeter part assembly is achieved, confirming the validity of the proposed models and algorithms.

Shi Kenan (School of Mechanical and Automotive Engineering)

Supervised by Zhang Zhen

KEY WORDS : Precision assembly, human-motion mapping, heterogeneous structures, optical motion capture system, tracking trajectory optimization

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 3C 装配研究现状.....	3
1.2.2 人-机映射研究现状.....	5
1.2.3 机器人控制策略研究现状.....	9
1.2.4 现状分析和发展趋势.....	13
1.3 论文结构安排.....	14
第 2 章 机械臂系统建模.....	15
2.1 机械臂运动学模型.....	15
2.1.1 连杆坐标系建立.....	15
2.1.2 正运动学建模.....	18
2.1.3 逆运动学建模.....	20
2.2 机械臂动力学模型.....	22
2.2.1 动力学方程推导.....	23
2.2.2 动力学方程的其他影响因素.....	26
2.3 机械臂仿真与分析.....	27
2.3.1 正运动学仿真.....	27
2.3.2 逆运动学仿真.....	28
2.3.3 动力学仿真.....	28
2.4 本章小结.....	30
第 3 章 基于异构结构的人-机动作映射模型.....	31
3.1 人-机关节构型差异性分析.....	31
3.2 人臂关节信息采集.....	33
3.3 手臂末端轨迹数据预处理.....	36

3.3.1 数据点的插值补偿.....	36
3.3.2 数据的滤波.....	38
3.4 人-机混合映射与坐标变换	42
3.5 人-机混合映射方法	43
3.5.1 LM 算法.....	44
3.5.2 GA 算法.....	45
3.5.3 LM-GA 算法	46
3.5.4 映射算法分析.....	49
3.6 本章小结.....	51
第 4 章 基于模型预测控制的机械臂轨迹控制.....	52
4.1 模型预测控制基本原理.....	52
4.2 模型预测控制器设计.....	54
4.3 基于遗传算法的模型预测控制器权重优化.....	59
4.4 仿真结果.....	62
4.5 本章小结.....	66
第 5 章 基于光学动作捕捉的异构人-机映射装配实验	67
5.1 实验平台搭建.....	67
5.2 Nokov 光学动作捕捉系统定位精度测试.....	70
5.3 机械臂末端轨迹追踪实验.....	75
5.4 模拟装配实验.....	82
5.5 本章总结.....	85
第 6 章 总结与展望.....	86
6.1 总结.....	86
6.2 研究展望.....	87
参考文献.....	88
攻读学位期间发表的学术成果.....	93
致谢.....	94

第1章 绪论

1.1 课题研究意义

立足全球科技创新格局演进与产业变革新态势，系统梳理了我国科技创新的阶段性特征与演进规律。自 2020 年起，中国全社会研究与试验发展（R&D）经费投入实现跨越式增长，相应的 R&D 经费投入强度也攀升至 2.68%，接近 OECD 国家平均水平。基础研究投入也在快速增长，2024 年基础研究经费支出达到 2497 亿元，占 R&D 经费的比重提升至 6.91%^[1]，如图 1-1 所示。值得注意的是，机器人技术作为重点攻关领域，其研发投入占比显著提升。智能服务机器人^[2]、工业机器人^[3]等方向的突破性进展，在体现研发资金结构优化的同时，也成为带动产业智能升级的核心引擎。

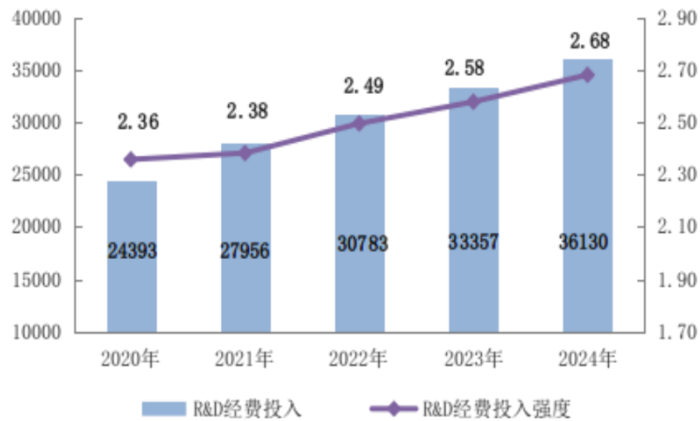


图 1-1 全社会研究与试验发展（R&D）经费及投入强度

在人工智能与机器人技术迅猛发展的推动下^[4]，人机交互技术正成为革新现代产业的核心驱动力。这一技术浪潮在 3C（计算机、通信、消费电子）行业体现得尤为明显，该行业对装配^[5]、锡焊^[6]、点胶^[7]等精密制造工艺有着高精度要求和高效率标准。在传统的工业自动化和机器人控制中，人机交互主要依赖于键盘、鼠标、操纵杆等传统输入设备，这些设备的操作方式相对固定，已难以满足智能工厂对生产良率与效率的严苛需求。

随着机器人发展技术的进步，机器人在 3C 装配中的用途愈发广泛，然而，

目前单一的机器人自动化装配模式在应对复杂多变的装配任务时,仍存在一定的局限性。3C 产品种类繁多,精度要求极高,这使得装配工作变得复杂且难度加大。3C 领域产品因其快消品属性呈现出高频迭代与短暂的市场周期特征,这对工业自动化产线建设构成持续性考验。该品类制造过程涉及精密装配技术体系,其工艺复杂度与微米级精度管控形成双重技术壁垒,同时各生产环节对机器人系统的功能需求存在显著差异,这使得单一的机器人难以应对所有装配任务,人工参与在一定程度上仍然是必要的。

为实现高效、自然的人机交互,引入光学动作捕捉设备与机械臂的结合使用,驱动 3C 制造业向高精度柔性生产体系实现颠覆性技术跃迁。光学动作捕捉技术^[8]作为一种高精度、实时性强的运动监测手段,能够为精确地捕捉人体的运动姿态和动作细节提供强大的技术支持。通过光学动作捕捉设备能够实时捕捉人体的复杂运动,为机器人的运动控制提供了丰富的数据支持。通过人-机映射运动控制的研究,可以将人类的运动模式和动作意图直接转化为机器人的控制指令,使机器人能够更加智能地模仿人类的动作,从而在复杂环境中完成更加精细和复杂的任务。

在此研究背景下,本文提出了一种基于光学动作捕捉的人-机混合映射模型。通过光学动作捕捉系统(OMCS)采集人工装配时的过程姿态,建立精密装配过程的人-机映射关系及学习方法,结合所提出的映射算法实现机械臂的关节运动控制来阐明人-机映射运动交互控制过程中人、机姿态的准确表达与同姿态控制的复杂关系。本文不仅触及了协作机器人和人机交互的研究前沿,也特别关注了精密装配的需要,展示了其在学术和市场上的潜在价值及应用前景。

1.2 国内外研究现状

众多国内外的研究团队和学术专家对人机交互技术进行了深入的研究和广泛的实验。随着机器人技术和人机交互技术的不断演进与深入探索,基于人体运动感知的人-机协同控制已成为智能制造^[9]、康复医疗^[10]和虚拟现实^[11]等领域的研究热点。其中,光学动作捕捉技术凭借其非接触式测量、高空间分辨率和多目标跟踪等优势,为实现精准的人体运动特征提取与人-机映射提供了重要技术手段。人-机映射运动控制具有极强的交互性,能够让人类与机器之间实现自然、流

畅的信息交流和动作协同，同时也存在一定的缺陷和难点。在实际应用过程中，人体运动的复杂性和多样性给人-机映射带来了巨大的挑战。不少学者对人-机映射的难点展开了针对性的研究。

1.2.1 3C 装配研究现状

在 3C 装配过程中，将零件抓取到指定位置是核心动作，因为它不仅需要高精度定位、稳定抓取和适应不同零件的特性，以确保零件准确放置，还需在工艺流程中承上启下，通过合理路径规划和装配准备连接零件识别与装配，同时在质量控制中保证装配精度，此外其自动化和智能化程度直接关系到生产效率和装配质量。

在目前国内微装配领域，众多科研团队通过创新技术不断推动着自动化和精密制造的边界。为了解决平板型工件在精密装配工艺中存在的定位精度难题，特别是针对人机协同的微装配系统^[12]。北京理工大学的叶鑫^[13]等人在高精度人机协同装配系统方面也取得了突破。研发团队构建的微米级人机交互协作平台，如图 1-2 所示，基于多模态传感矩阵创新性整合水平向光学采集模组与双折射介质耦合装置，通过图像拼接技术拟合多段圆弧，精确确定大尺寸圆形零件的圆心。这一创新方法不仅降低了单次边缘提取的误差，还显著提高了系统的对准精度。该技术架构创新性集成多维力位混合传感机制，通过接触动力学建模与实时反馈闭环调控架构，确保了装配质量，通过轴孔对位装配实验验证了能够实现孔轴间隙为 $2\mu\text{m}\sim 3\mu\text{m}$ 的精密装配。

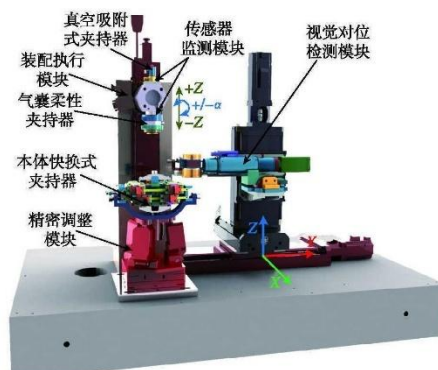


图 1-2 精度人机协同组装平台

Chang^[14]等人提出了一种用于智能手机后壳自动装配的机器人系统，如图 1-3 所示，该智能控制系统部署了自适应多模态视觉伺服架构，通过“看-然后-

移动”和“看-同时-移动”控制方法，分别处理远端和近端组装任务，结合双目和单目视觉技术，实现对智能手机和后壳的精确定位和装配。系统利用两个彩色 CCD 相机和真空吸附工具，能够在粗略校准的情况下完成精确的自动装配任务，展示了高效、灵活和可靠的自动化装配能力。

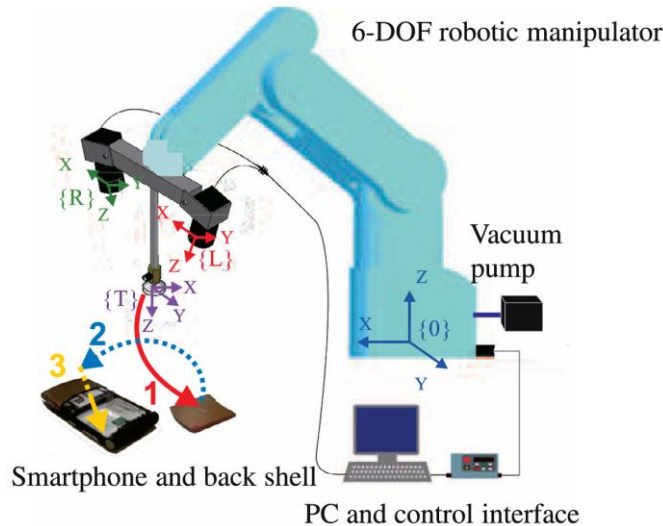


图 1-3 手机后壳自动装配系统

Hikaru Suzuki^[15]等人提出了一种模拟人类指尖触觉力的测量系统，如图 1-4 所示，包含压力传感器、加速度传感器和微控制器，旨在通过精确感知触觉力信息来实现工业机器人在精密装配任务中的高精度操作，并避免装配失败。测量系统并通过静态握持实验和已知力的反作用力实验验证了系统的有效性。在实际装配任务中，该系统能够成功区分成功和失败的装配情况，并捕捉到失败任务的特征。

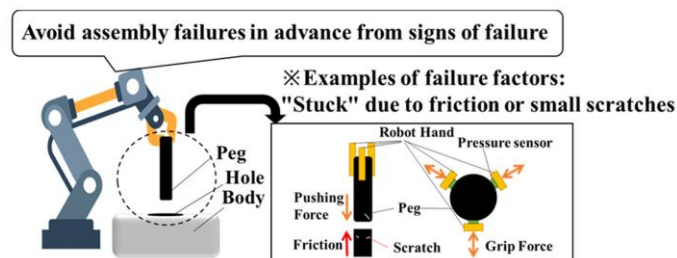


图 1-4 模拟人类指尖触觉力的测量系统

Sanghoon J^[16]等人提出了一种基于学习的自动化机器人装配系统，如图 1-5 所示，旨在通过“从观察中学习”和“机器人具身化”实现机器人装配任务的自动编程，以减少智能制造中频繁任务重新分配带来的设置时间和成本。系统分为三个部分：1) 通过深度学习技术，机器人观察人类装配操作并将其形式化为人

类装配脚本；2）基于工作空间建模和模拟重定位，将人类装配脚本转换为机器人可执行的装配脚本；3）利用预训练的机器人技能执行装配任务，以适应实际环境中的不确定性和变化。实验验证了该系统在断路器和电子机顶盒装配任务中的可行性和高效性，显著减少了人力需求。

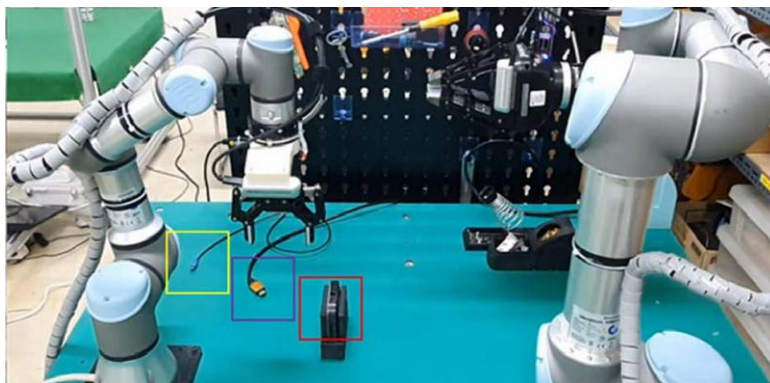


图 1-5 装配实验装置

当前 3C 微装配技术虽在视觉定位和人机协同方面取得进展，但仍面临多任务适应性不足、动态环境鲁棒性差、智能化水平有限、人机协作深度不足以及高成本定制化系统与行业降本需求矛盾等核心瓶颈，针对上述问题，还需要进一步研究来推动精密装配向自主认知智能化升级。

1.2.2 人-机映射研究现状

当前人机映射技术主要从两个维度进行分类：在数据采集层面，依据设备差异可分为基于光学传感器^[17]、惯性测量单元^[18]和计算机视觉系统^[19]的三大技术路径；在实现方式层面则存在两种主流方法：一种是通过捕捉人体关节运动参数直接驱动机器人关节进行动作复现^[20]；二是基于人体末端执行器的空间位姿捕捉，结合逆运动学方程推导机械关节转角，达成末端路径跟随^[21]。两类方法分别从运动链的直接映射和末端轨迹的逆向推导两个方向实现人机动作协同。

Zhao^[22]等人提出了一种基于示范编程（PbD）的方法，旨在将人类的装配技能转移到机器人上。通过光学运动捕捉平台记录人类操作者的动作数据，并利用姿态映射策略和技能提取方法解决人体与机器人机械结构的差异问题。在此基础上提出了一种迭代路径优化方法，通过简化示范路径减少机器人执行任务时的路径点数量，从而提高装配效率。实验对比如图 1-6 所示，结果表明，该方法能够有效实现人类装配技能的转移，并显著提升机器人在 3C 装配任务中的效率和适

应性。

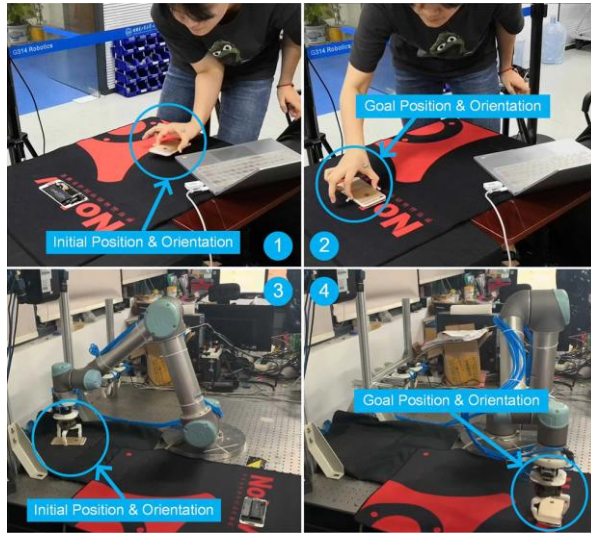


图 1-6 人和机器人对比装配演示

Zhou^[23]等人提出了一种同步人-机器人-虚拟交互系统，如图 1-7 所示，通过结合动作捕捉设备和虚拟环境，实现了物理交互与虚拟交互的整合。本系统通过 IMU 传感器模块捕捉人体末端执行器位姿信息，并将其同步传输至虚拟环境和协作机器人，同时提供真实视觉反馈和虚拟环境反馈（包括视觉、听觉和物理效果模拟），以增强操作的直观性和沉浸感。实验结果表明，该系统在复杂任务中将成功率提高到 80%，并将操作时间缩短至约 20 秒，显著提升了远程操作任务的效率和准确性。

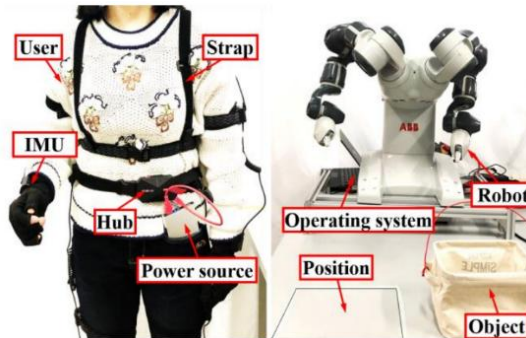


图 1-7 结合物理和虚拟交互的人机交互系统

Zhou^[24]等人提出了一种基于注意力机制的深度学习算法，用于人机协作中的惯性运动识别和轨迹估计。借助惯性传感器捕捉操作者运动参数，并结合四元数校准、运动学分析和深度学习网络（包括残差模块、注意力模块和双向长短期记忆网络），能够准确感知和重建人体运动状态，并估计运动轨迹。通过图 1-8 的装配案例，实验结果表明，该方法在运动识别和轨迹估计方面优于传统方法和其

他深度学习方法。

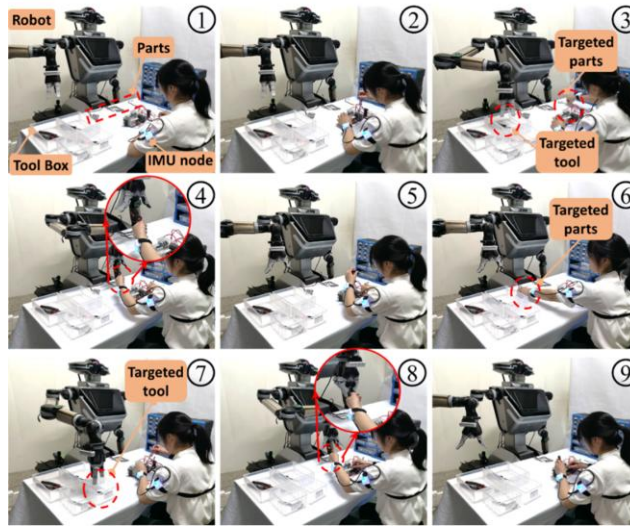


图 1-8 装配任务案例流程

吕洪浩^[25]等人提出了一种名为 GuLiM (Gesture and Limb Motion) 的混合运动映射技术, 如图 1-9 所示, 用于医疗辅助机器人的远程操作。该技术结合手势和上肢运动数据, 通过增量姿态映射策略实现人机运动同步, 无需复杂校准和专业培训。实验表明, GuLiM 在位置和姿态传递的精度上显著优于传统直接映射方法, 尽管操作时间略有增加, 但大幅提高了任务完成的精度。

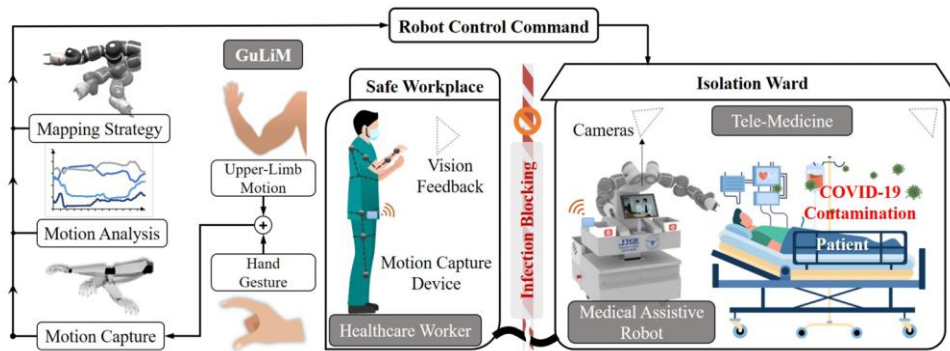


图 1-9 隔离病房中使用的远程作机器人

黄沿江^[26]等人研发了基于运动意图感知的人机柔顺协作策略, 如图 1-10 所示, 通过融合表面肌电信号 (sEMG) 信号与视觉信息完成人体动作意图解析, 并驱动机械臂自适应调控。在技术实现上, 采用自编码器与 BPNN 融合模型解析 sEMG 信号特征, 同时结合运动捕捉系统获取的肢体空间轨迹数据, 建立肘关节力矩估计模型。对比实验数据显示, 相较于传统无意图反馈的人机交互模式, 采用生物电-视觉混合反馈机制后, 系统交互力的标准差降低 153.39 N, 作业周期缩短 19.25 s, 其协作效率接近人类自然协作水平。这证实了多模态感知技术在提

升人机协同顺应性方面的应用价值，为智能协作机器人控制提供了新的技术路径。

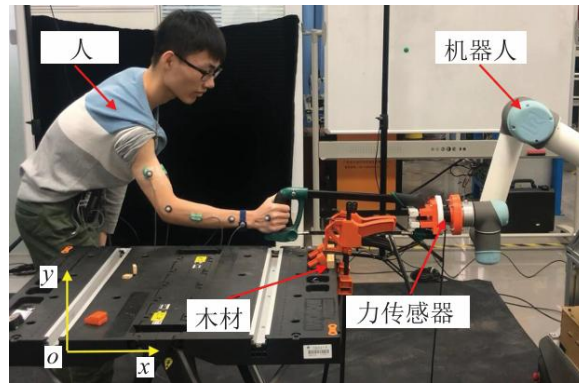


图 1-10 人机协作锯木头实验

面向现有示教编程系统人机交互受限、开发效能低下及技术准入门槛过高等瓶颈，许茂震^[27]等人研发了基于手持示教装置的轨迹示教技术，系统原理如图 1-11 所示。该技术通过手眼标定构建示教笔追踪系统与机械臂基座标系的空间坐标转换关系，结合迭代最近点（ICP）算法提升标定精度，利用实时位姿追踪模块将示教笔的运动轨迹转化为机器人坐标参数，机械系统可完成人工操作轨迹的实时跟随再现。实验表明，自动生成的示教路径定位偏差均值为 2.19 mm，峰值误差控制在 4.57 mm 以内，满足工业级示教精度要求。该研究通过算法优化使运动轨迹复现精度达到工业机器人技术规范标准。



图 1-11 示教系统原理图

Xiao^[28]等人介绍了一种基于实时三维地图构建和虚拟现实可视化的新型人机交互方法，用于救援机器人任务。该方法通过激光雷达和惯性测量单元（LiDAR-IMU）紧密融合在机器人端实时构建密集点云地图，以增量方式通过无线通信传输至远程控制站。在远程控制站，接收到的地图通过参数化椭球单元在

虚拟现实渲染，操作员可以通过交互设备以三种模式控制机器人：在复杂区域给出低级运动命令，在较不复杂区域指定路径或目标点，机器人自主导航。

针对人机协作中的误识别和碰撞检测问题，丁俊涵^[29]等人提出一种基于人体运动预测的协作机器人避障方法，通过 Kinect 2.0 采集人体上肢关节数据，采用关节间距与格罗布斯准则剔除异常值，并基于历史轨迹差分法预测关节运动位置（平均误差 3.58-3.92 cm），采用方向包围盒(OBB)算法构建碰撞检测框架，通过实时测算机械臂运动包络与障碍物之间的最小间距实现动态避障。实验测试表明，该技术方案能够显著增强人机协作环境的安全性系数，同时提升机械臂系统的实时避障性能。

当前人-机映射研究在动作捕捉（光学/惯性/视觉）与映射方法（关节模仿/末端轨迹跟踪）上取得进展，但现有的人机映射方式对多关节的手指姿态难以捕捉，而且面临场景依赖性强、多源数据协同效率低、交互安全与自然性瓶颈以及高成本硬件依赖与规模化矛盾等核心挑战，亟需进一步研究以构建更高效、安全且普适的人机映射体系。

1.2.3 机器人控制策略研究现状

机器人控制技术^[30,31]作为机器人领域的核心研究方向，已形成多维度、多层次的方法体系。以 PID 控制^[32]为代表的传统控制方法凭借结构简单、参数调整直观的优势，在常规工业场景中仍占据重要地位。这类方法适用于模型不确定性较低、动态特性平稳的作业任务，但其控制精度受限于被控对象建模精度，难以满足高动态响应需求。

艾福强^[33]等人提出一种融合粒子群优化与模糊 PID 算法的多足爬壁机器人控制系统，如图 1-12 所示，面向高空玻璃幕墙清洁检测任务开展研究。通过实验对比分析传统 PID、模糊 PID 及改进型模糊 PID 三种控制策略的动态性能，验证了经粒子群优化的控制算法能有效提升系统响应速度并增强运行稳定性，调节时间从传统 PID 的 0.06 秒缩短至 0.016 秒，且无超调现象，满足了机器人高精度运动控制的要求。

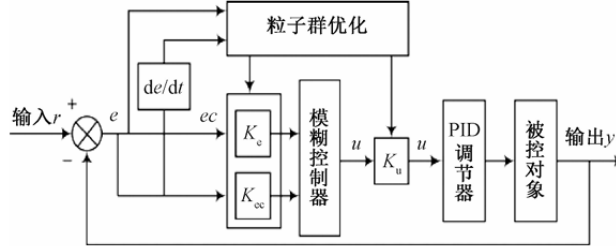


图 1-12 基于粒子群优化的模糊 PID 控制系统架构

基于精确动力学模型的前馈补偿控制^[34]和自适应控制^[35]方法，通过构建包含惯性参数、科氏力等非线性因素的动力学方程，有效提高轨迹追踪精度与动态响应特性。此类方法的控制品质与模型精度正相关，但存在建模复杂、实时计算量大的挑战。

针对全向轮驱动球形机器人存在的动力学建模误差与参数扰动问题，余晨雨^[36]等人运用李雅普诺夫稳定性理论构建模型参考自适应控制框架，如图 1-13 所示。研究基于拉格朗日力学框架构建系统动力学模型并开发实验验证平台，通过模型参考自适应机制实现运动控制，通过构造合适的李雅普诺夫函数，推导出满足稳定性要求的自适应控制律，保证系统在全局范围内实现渐近稳定。实验表明，在运动参数存在扰动条件下，系统仍能维持稳定跟踪性能，展现出优异的抗干扰特性与鲁棒性。

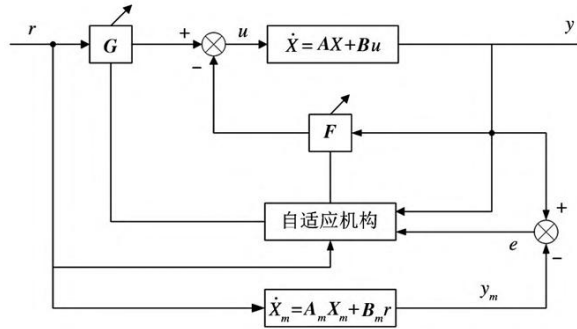


图 1-13 以 MRAC 为基础的球形机器人控制系统结构

得益于人工智能技术的快速发展，深度强化学习^[37]等数据驱动型方法在解决复杂问题方面凸显出突出效能。这种基于海量数据自主学习的特性，使系统具备了传统控制方法难以实现的动态适应能力。通过构建深度神经网络与环境交互的自主学习机制，可有效处理高维状态空间下的复杂控制问题。值得关注的是，基于模仿学习的控制策略迁移技术，正在推动机械臂向非结构化环境适应能力发展。

中国科技大学^[38]提出了一种基于深度运动学和动力学模型的离线强化学习控制算法，如图 1-14 所示，意在融合先验知识与数据驱动手段，提高机器人于复杂作业里对轨迹的跟踪准确度及稳定性。该算法利用深度神经网络构建运动学和动力学模型，设计了基于误差的状态空间和动作空间，并采用 SAC 算法进行策略优化。通过实验数据对比分析表明，所提方法在不同应用场景下均有效提升了路径跟随准确度，验证了算法具有优异的适应性和抗干扰特性。

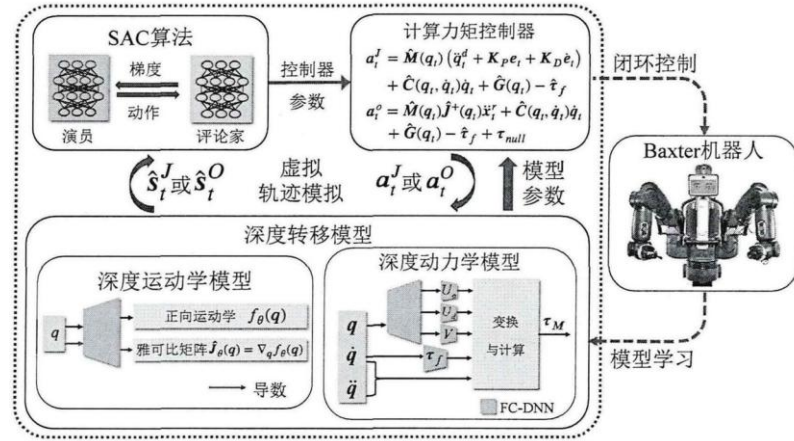


图 1-14 以模型为基础的离线强化学习算法示意图

分布式协同控制^[39]通过视觉伺服、力位混合控制等技术实现多机械臂系统的任务分配与运动协调。当前研究热点集中在基于图论的一致性控制^[40]、时延补偿算法^[41]以及动态角色分配策略^[42]等方面，这对增强智能制造系统柔性生产的能力很关键。

何华^[43]等人针对轮式多机器人协同搬运中的轨迹跟踪难题，提出基于混合算法的优化控制方案，如图 1-15 所示。该方法结合李雅普诺夫稳定性分析与模糊控制方法，开发了考虑输入饱和和限制的自适应跟踪控制器。通过设计广义速度域内的滑模机制，在维持系统渐近稳定性的前提下，有效加快了动态响应速率。将滑模变量引入速度约束空间，既解决了传统控制中的超调问题，又增强了系统对复杂工况的适应能力。为解决负载刚性约束与地面非完整约束带来的稳态误差问题，设计了基于模糊逻辑的增益系数动态调节模块，并配合状态机驱动的参数响应序列优化机制，有效降低了不同工况下的轨迹偏移量。实验数据表明，该控制方案在多机器人协同作业场景中展现出优越的跟踪精度和实时调控能力，尤其在复杂约束条件下的系统鲁棒性得到显著增强。

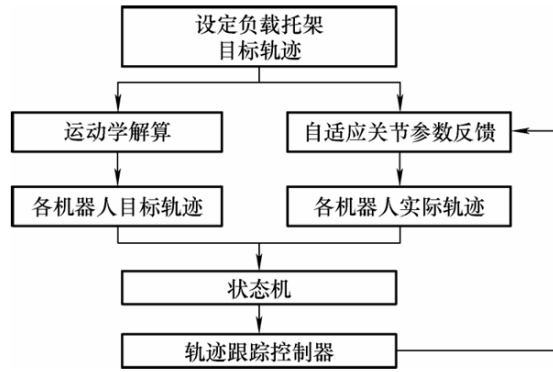


图 1-15 多机平台运动控制试验流程

人机交互控制技术的突破正在重塑机械臂应用场景。脑机接口控制通过解码运动皮层神经信号实现意念操控，柔顺控制^[44]则基于阻抗/导纳控制原理实现人机共融作业。这类技术结合触觉反馈装置，已成功应用于医疗康复^[45]、精密装配^[46]等敏感作业场景。

张德雨^[47]等人整合动态视觉建模与在线反馈校准技术，提出新型脑控机械臂协同系统，如图 1-16 所示，旨在通过改进脑机接口（BCI）的控制范式，既提升了动作执行精度，又强化了系统抗干扰能力。研究通过将视觉刺激与场景中的物体绑定，使用户通过注视物体实现对机械臂的控制，并设计了一种实时反馈校验方法来提升脑特征识别的准确率。实验结果表明，该系统平均抓取成功率达到 85%，单次抓取任务平均耗时 22.46 秒，显著优于传统基于运动过程的控制方法。

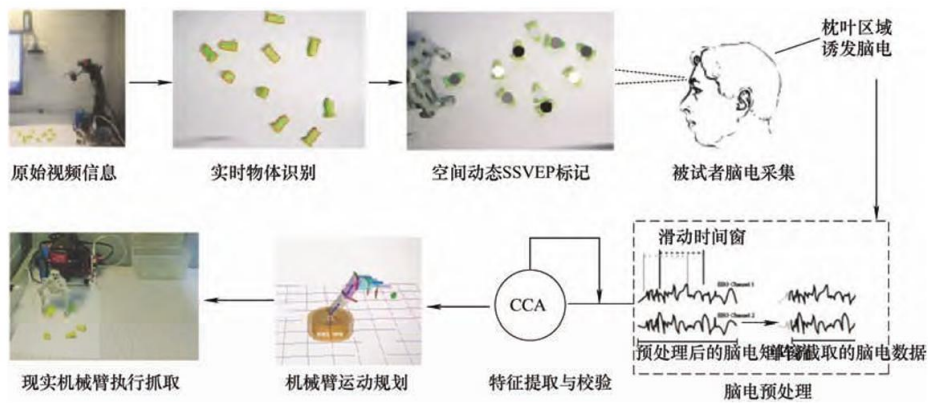


图 1-16 脑控机械臂的实现流程

当前机器人控制技术已形成传统控制、模型驱动、数据驱动、协同控制及人机交互的多层次体系，在响应速度、抗干扰性和复杂任务适应性等方面取得进展。然而仍存在显著不足：模型依赖与数据瓶颈并存，动态协同控制受限，硬件成本

与性能矛盾。需要进一步的研究来突破轻量化在线学习框架、多模态感知-决策-执行闭环优化架构，以实现更高智能、更低成本且安全可信的机器人控制系统。

1.2.4 现状分析和发展趋势

3C 装配技术的进步已经非常显著了，自动化装配技术在提升效率和精度方面表现得无懈可击，不仅有效提升生产效率，同时实现了质量问题的锐减。但自动化装配技术的成本过高和 3C 产品的更新换代速度太快导致其应用范围受限。未来的 3C 装配将向智能化、数字化和个性化方向发展。应用数据智能与云端计算技术，构建全流程管控与动态调优机制，提升制造效能与品控水平，同时为满足消费者多样化需求，3C 装配将更加注重个性化和定制化生产，利用人工智能技术精准把握消费者需求，实现产品的差异化。

人机映射的现状就是在精准性和自然性之间拉锯，精准性是工业装配的基本要求，但自然性（让机械臂的动作更贴近人类习惯）也同样重要。人机映射将朝着多模态交互、人工智能深度集成、映射精度提升和映射拓展范围的方向发展。基于多维感知系统的直觉式交互方案，兼容语音指令、姿态感应与眼动追踪等复合输入模式。结合神经网络模型，终端设备通过持续分析用户数据实现服务策略的自主进化。随着传感器技术和算法的不断进步，人机映射的精度将不断提高，实现更加精准的动作和意图识别。

机械臂的控制从传统的编程控制已经逐渐被强化学习和深度学习取代，强化学习需要大量的数据和计算资源，训练时间可能长达数周甚至数月。而且，算法的泛化能力还有待提高，面对不同产品或环境时，可能需要重新训练。这在动态的 3C 生产线上是个大问题。机械臂控制将呈现出智能化、灵活性提升和集成化发展的趋势。通过引入深度学习、强化学习等人工智能算法，机械臂的自主学习和适应能力将得到提高，能够更好地应对复杂多变的生产环境。提高算法的泛化能力和训练效率，让机械臂真正适应快速变化的装配需求。多自由度设计和轻量化材料的应用将使机械臂具备更高的灵活性和操作精度，满足不同任务的需求。机械臂将朝着集成化方向发展，通过模块化、标准化设计，实现不同部件的快速组装和调整，提高生产效率和降低成本。

1.3 论文结构安排

本文在结构上共分为六个章节，各章节的主要内容安排如下：

第一章首先阐述了本课题的研究背景及意义，通过多维度视角对 3C 装配、人-机映射机制和机械臂控制策略的研究现状进行分析。基于现有研究的技术缺口，明确了本文的创新方向，对本文的主要研究工作和内容进行简要阐述。

第二章研究了机械臂的数学模型。建立了基于改进 D-H 参数法的机械臂正运动学模型，利用 Pieper 准则对机械臂进行逆运动学建模，基于欧拉-拉格朗日方法构建考虑摩擦的动力学模型，并通过 MATLAB 仿真平台对模型进行验证。

第三章首先分析了人体生物关节与机械臂刚性关节的构型差异，提出了基于光学动作捕捉系统的人体运动特征提取方式，并提出了包含滤波与插值的数据预处理的方法，建立了基于异构结构的人-机动作映射模型，提出了人机混合映射方法。

第四章首先介绍了模型预测控制算法的基本原理，针对机械臂轨迹跟踪中的非线性强耦合问题，构建了基于 MPC 的轨迹跟踪框架，采用 GA 对 MPC 权重矩阵进行动态寻优，并通过仿真分析验证了算法的可行性。

第五章搭建了包含光学动作捕捉设备和机械臂的精密装配场景，设计了三级验证体系：（1）光学动作捕捉系统的定位精度测试实验（2）轨迹跟踪实验（3）选取不同精度配合的零件进行模拟装配实验，最后对实验结果进行分析。

第六章总结了全文的主要工作内容及创新点，并对当前存在的不足之处以及未来需要进行的工作进行了展望。

第2章 机械臂系统建模

机械臂系统建模是机器人控制的理论基础,为后续的控制策略制定及性能优化提供关键支撑。本章围绕机械臂系统的运动学与动力学展开建模,系统阐述其核心理论与分析方法。首先,基于连杆坐标系的建立,详细推导正运动学与逆运动学的数学表达,明确机械臂末端位姿与关节变量间的映射关系;其次,从动力学角度出发,通过牛顿-欧拉法或拉格朗日法建立动力学方程,并探讨了摩擦因素的影响;最后,结合仿真手段对理论模型进行验证与分析,包括正/逆运动学仿真、工作空间可视化以及动态响应特性评估,从而为机械臂的精确控制与奠定模型基础。

2.1 机械臂运动学模型

机械臂运动学通过正、逆运动学建模描述末端执行器与关节变量间的几何映射关系。正运动学基于关节角度建立坐标系与变换矩阵,推导末端执行器在基座坐标系中的精确位置和姿态,为机械臂的空间定位与控制提供直接理论依据;逆运动学则根据末端目标位姿反推关节角度,通过数值或解析算法解决多解或无解问题,实现末端运动的直接控制,是路径规划与高精度操作的核心。两者相辅相成,正运动学实现从关节到末端的正向映射,逆运动学通过末端目标驱动关节运动,共同支撑机械臂在复杂任务中的灵活性与精确性。

2.1.1 连杆坐标系建立

本文使用的是由睿尔曼智能科技(北京)有限公司研发的 RM65-B 六轴协作机械臂,如图 2-1 所示,机器臂采用了关节模块化设计,在机械臂的本体基座内集成了关节控制器。



图 2-1 机械臂示意图

机械臂由一组连杆连接关节组成,为了便于直观地描述机械臂末端执行器的位置和姿态,本文采用改进的 D-H 坐标变换法来描述机械臂的运动学模型,坐标表示如图 2-2 所示。

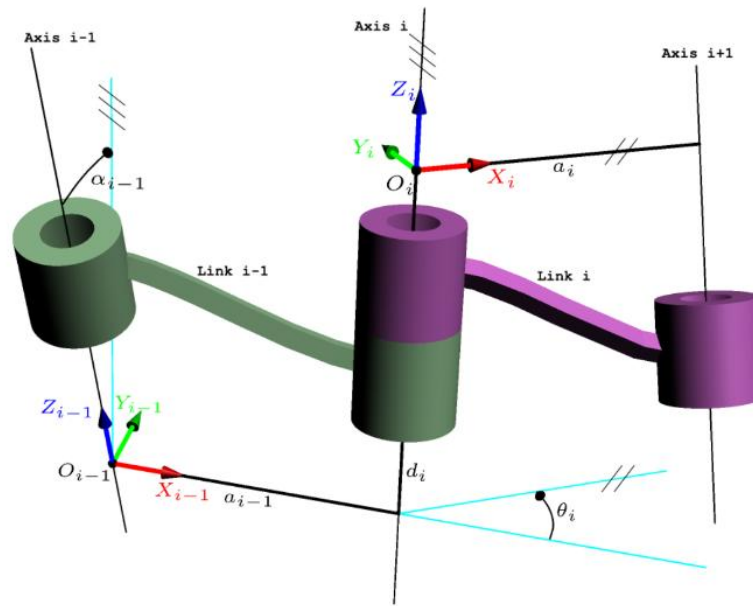


图 2-2 改进 D-H 表示法参数示意图

其中, a_{i-1} 表示沿 X_{i-1} 轴从 Z_{i-1} 到 Z_i 的距离, 即连杆长度, α_{i-1} 表示关节轴绕 X_{i-1} 从 Z_{i-1} 转到 Z_i 的转动角度, θ_i 表示绕公共轴线的夹角, d_i 表示沿着 Z_i 轴, 从 X_{i-1} 移动到 X_i 的距离, 即公共轴线间的距离。

根据上述的 D-H 运动学模型建立本文机械臂的连杆坐标系, RM65-B 六自由度机械臂模型及其对应的 D-H 坐标系如图 2-3 所示, D-H 参数如表 2-1 所示。

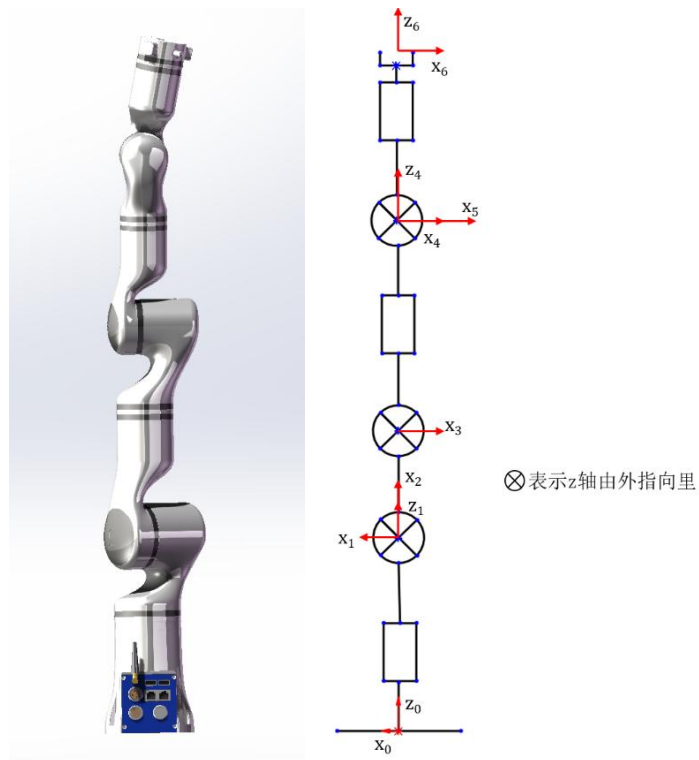


图 2-3 RM65 机械臂 D-H 坐标系

表 2-1 RM65-B 协作机械臂 D-H 坐标参数

连杆 i	$a_{i-1}(\text{mm})$	$\alpha_{i-1}(^\circ)$	$d_i(\text{mm})$	$\theta_i(^\circ)$	关节角范围($^\circ$)
1	0	0	240.5	θ_1	-178~178
2	0	90	0	θ_2	-130~130
3	256	0	0	θ_3	-135~135
4	0	90	210	θ_4	-178~178
5	0	-90	0	θ_5	-128~128
6	0	90	144	θ_6	-180~180

为了便于映射人体手臂运动,建立人体手臂运动学模型时应确保其与 RM65-B 的机械臂的结构相似,本文采用七自由度串联式机械臂模型作为人体上肢的运动学模型,如图 2-4 所示,其中肩关节有 3 个自由度,肘关节 2 个自由度,腕关节 2 个自由度。人体上肢的 D-H 参数如表 2-2 所示。

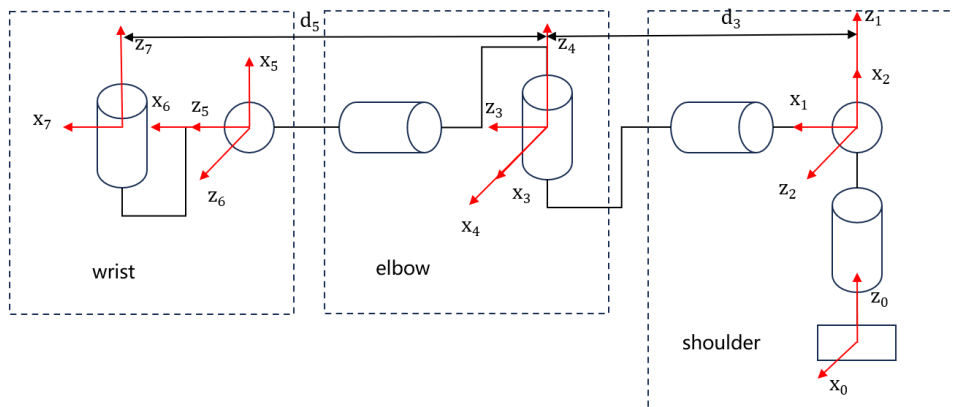


图 2-4 人体右臂 D-H 坐标系

同样在确定了人体手臂的 D-H 参数后,使用 MATLAB 工具箱对手臂等效的七自由度机械臂进行运动学建模,创建了一个图形用户界面,结果如图 2-5 所示。

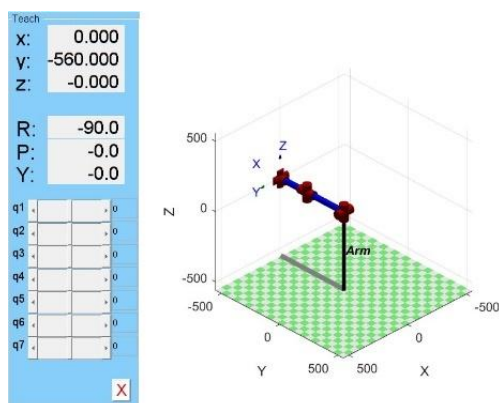


图 2-5 人体右臂运动学模型

表 2-2 人体右臂 D-H 坐标参数

连杆 i	$a_{i-1}(\text{mm})$	$\alpha_{i-1}(^{\circ})$	$d_i(\text{mm})$	$\theta_i(^{\circ})$	关节角范围($^{\circ}$)
1	0	0	0	θ_1	-40~180
2	0	-90	0	θ_2	-90~135
3	0	-90	318	θ_3	-100~80
4	0	-90	0	θ_4	-5~145
5	0	90	242	θ_5	-85~85
6	0	90	0	θ_6	-85~85
7	0	90	0	θ_7	-15~45

2.1.2 正运动学建模

机械臂的正运动学是指根据机械臂的关节角度、连杆长度等参数计算出末端执行器的位置、姿态信息的过程，而且末端姿态解是唯一的^[48]。机器人运动学中，机器人相邻坐标系 $\{i\}$ 相对于坐标系 $\{i-1\}$ 的变化可以用 ${}^{i-1}_iT$ 表示：

$${}^{i-1}_iT = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin \theta_i \cos \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \cos \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} & -d_i \sin \alpha_{i-1} \\ \sin \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & d_i \cos \alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

结合改进的 D-H 参数表，可得到如下的相邻连杆之间的变换矩阵：

$$\begin{aligned} {}^0_1T &= \begin{bmatrix} c_1 & -s_1 & 0 & 0 \\ s_1 & c_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & {}^1_2T &= \begin{bmatrix} -s_2 & -c_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ c_2 & -s_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ {}^2_3T &= \begin{bmatrix} -s_3 & -c_3 & 0 & a_2 \\ c_3 & -s_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & {}^3_4T &= \begin{bmatrix} c_4 & -s_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & -d_4 \\ s_4 & c_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ {}^4_5T &= \begin{bmatrix} c_5 & -s_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -s_5 & -c_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & {}^5_6T &= \begin{bmatrix} c_6 & -s_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & -d_6 \\ s_6 & c_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2-2)$$

其中， c_i 是 $\cos \theta_i$ 的简写， s_i 是 $\sin \theta_i$ 的简写， c_{ij} 是 $\cos(\theta_i + \theta_j)$ 的简写， s_{ij} 是 $\sin(\theta_i + \theta_j)$ 的简写。因此末端执行器的位姿矩阵可表示为：

$${}^0iT = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T \dots {}^{i-1}_iT = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^0R_{3 \times 3} & {}^0P_{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

式中，矩阵 $\mathbf{R}$ 为末端相对于基坐标系的姿态信息，矩阵 $\mathbf{P}$ 为末端相对于基坐标系的位置矢量^[49]。向量 $\mathbf{n}$ 、 $\mathbf{o}$ 、 $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{p}$ 分别为机械臂末端坐标系在基坐标系下的姿态矢量和位置矢量。其中：

$$\mathbf{n} = \begin{bmatrix} s_1 s_4 c_5 c_6 + c_1 s_2 (s_3 c_4 + c_3 s_5 - s_3 s_4) - c_1 c_2 (2c_3 + s_3) + s_1 c_4 s_6 \\ -c_1 s_4 c_5 c_6 + s_1 s_2 (s_3 s_4 - s_3 c_4 - c_3 c_5) - s_1 c_2 (2c_3 + s_3) - c_1 c_4 s_6 \\ s_2 s_3 s_5 c_6 + s_2 c_3 (s_4 s_6 - c_4 c_5) - c_2 (2s_3 + c_3) \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

$$\mathbf{o} = \begin{bmatrix} s_1 c_4 c_6 + c_1 s_2 (s_3 c_4 - s_3 s_4 + c_3 s_5) - c_1 c_2 (2c_3 + s_3) - s_1 s_4 c_5 s_6 \\ c_1 s_4 c_5 s_6 + s_1 s_2 (s_3 s_4 - s_3 c_4 - c_3 s_5) - s_1 c_2 (2c_3 + s_3) - c_1 c_4 c_6 \\ -s_2 s_3 s_5 s_6 + s_2 s_3 (s_4 c_6 - c_4 c_5) - c_2 (2s_3 + c_3) \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} s_1 s_4 s_5 + c_1 s_2 (s_3 c_4 - c_3 c_5) - c_1 c_2 (c_3 + s_3) \\ -s_1 s_2 (c_3 c_5 + s_3 c_4) - c_1 s_4 s_5 - s_1 c_2 (s_3 + c_3) \\ -s_2 c_3 c_4 s_5 + s_2 s_3 c_5 + c_2 (s_3 + c_3) \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

$$p = \begin{bmatrix} d_6 s_1 s_4 s_5 + c_1 s_2 s_3 c_4 + c_1 c_2 (c_3 + s_3) - d_6 c_1 s_2 c_3 c_5 - a_2 c_1 s_2 + d_4 c_1 s_{23} \\ -a_2 s_1 s_2 - d_6 c_1 s_4 s_5 - s_1 s_2 s_3 c_4 + s_1 c_2 (s_3 + c_3) - d_6 s_1 s_2 c_3 c_5 - d_4 s_1 s_{23} \\ a_2 c_2 - d_6 s_2 (s_3 c_5 + c_3 c_4 s_5) - c_2 (s_3 + c_3) + d_4 c_{23} + d_1 \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

综上所述,便可得到 RM65-B 机械臂的正运动学方程,可根据机械臂各关节旋转角度值,求取其运动学正解。

2.1.3 逆运动学建模

逆运动学通过末端执行器相对于基坐标系的位姿反解关节角度,属于非线性求解问题,主要采用解析法或数值法(如牛顿-拉夫逊法、雅克比矩阵法)。针对六自由度机械臂求逆解,基于正运动学模型确定末端位姿,利用解析/数值方法推算关节变量,最终通过逆向映射验证并调整解的合理性,确保末端精确匹配目标位姿。

本文所采用的机械臂具有六个旋转关节的串联式机械臂,且后三个关节的关节轴交于同一点,可用 Pieper 解法求解逆运动学。

末端三轴共线交汇时,连杆坐标系 4、5、6 的坐标原点在该位置完全重合。其在基坐标系中的位置可确定为:

$${}_{4ORG}^0P = {}_1^0T {}_2^1T {}_3^2T P_{4ORG} = [x \ y \ z \ 1]^T \quad (2-8)$$

根据式(2-1)可知 $i=4$ 时,

$${}_{4ORG}^0P = {}_1^0T {}_2^1T ({}_3^2T P_{4ORG}) = {}_1^0T {}_2^1T \left({}_3^2T \begin{bmatrix} a_3 \\ -d_4 s \alpha_3 \\ d_4 c \alpha_3 \\ 1 \end{bmatrix} \right) = {}_1^0T {}_2^1T \begin{bmatrix} f_1(\theta_3) \\ f_2(\theta_3) \\ f_3(\theta_3) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

其中 f_i 的表达式为:

$$f_1 = a_3 c_3 + d_4 s \alpha_3 s_3 + a_2 \quad (2-10)$$

$$f_2 = a_3 c \alpha_2 s_3 - d_4 s \alpha_3 c \alpha_3 c_3 - d_4 s \alpha_2 c \alpha_2 - d_3 s \alpha_2 \quad (2-11)$$

$$f_3 = a_3 s \alpha_2 s_3 - d_4 s \alpha_3 s \alpha_3 c_3 + d_4 c \alpha_2 c \alpha_2 + d_3 c \alpha_2 \quad (2-12)$$

对 ${}_1^0T$ 和 ${}_2^1T$ 应用齐次变换矩阵得到:

$${}^0P = [c_1 g_1 - s_1 g_2 \quad s_1 g_1 + c_1 g_2 \quad g_3 \quad 1]^T \quad (2-13)$$

g_1 、 g_2 和 g_3 的计算过程如下:

$$g_1 = c_2 f_1 - s_2 f_2 + a_1 \quad (2-14)$$

$$g_2 = s_2 c \alpha_1 f_1 + c_2 c \alpha_1 f_2 - s \alpha_1 f_3 - d_2 s \alpha_1 \quad (2-15)$$

$$g_3 = s_2 s \alpha_1 f_1 + c_2 s \alpha_1 f_2 + c \alpha_1 f_3 + d_2 c \alpha_1 \quad (2-16)$$

令 $r = x^2 + y^2 + z^2$ ，由上式 (2-14)、(2-15)、(2-16) 可知：

$$r = g_1^2 + g_2^2 + g_3^2 = f_1^2 + f_2^2 + f_3^2 + a_1^2 + d_2^2 + 2d_2 f_3 + 2a_1(c_2 f_1 - s_2 f_2) \quad (2-17)$$

由式 (2-17) 写出 Z 轴分量的方程，可得系统的两个方程：

$$r = (k_1 c_2 + k_2 s_2) 2a_1 + k_3 \quad (2-18)$$

$$z = (k_1 s_2 - k_2 c_2) s \alpha_1 + k_4 \quad (2-19)$$

对于 k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 ，其计算如下：

$$k_1 = f_1 \quad (2-20)$$

$$k_2 = -f_2 \quad (2-21)$$

$$k_3 = f_1^2 + f_2^2 + f_3^2 + a_1^2 + d_2^2 + 2d_2 f_3 \quad (2-22)$$

$$k_4 = f_3 c \alpha_1 + d_2 c \alpha_1 \quad (2-23)$$

之后求解 θ_3 ，分三种情况：

(1) 若 $a_1 = 0$ ，则 $r = k_3$ ，此时 k_3 的右边是仅关于 θ_3 的函数。代入式 (2-24)

后，由包含 $\tan\left(\frac{\theta_3}{2}\right)$ 的一元二次方程可以解出 θ_3 ；

$$u = \tan \frac{\theta}{2}, \cos \theta = \frac{1 - u^2}{1 + u^2}, \sin \theta = \frac{2u}{1 + u^2} \quad (2-24)$$

(2) 若 $s \alpha_1 = 0$ ，则 $z = k_4$ ，此时 z 已知。代入式 (2-24) 后利用一元二次方程解出 θ_3 ；

(3) 若不是上述两种情况，从式 (2-18) 和 (2-19) 中消去 s_2 和 c_2 ，得到

$$\frac{(r - k_3)^2}{4a_1^2} + \frac{(z - k_4)^2}{s^2 \alpha_1} = k_1^2 + k_2^2 \quad (2-25)$$

代入式 (2-24) 解出 θ_3 后，可得到一个一元四次方程，由此解出 θ_3 。

在六自由度机械臂逆运动学求解中，采用 Pieper 方法可获得前三轴关节变量的 4 组或 8 组可能解。由于末端执行器姿态仅由后三轴关节角度决定，可以使用一组欧拉角 (ψ, θ, φ) 来表示，该部分可通过欧拉角分解方法进行求解。欧拉角变

换 $Euler(\psi, \theta, \varphi)$ 可以通过三个旋转矩阵相乘表示：

$$Euler(\psi, \theta, \varphi) = Rot(z, \psi)Rot(y, \theta)Rot(z, \varphi) = \begin{bmatrix} c_\psi c_\theta c_\varphi - s_\psi s_\varphi & -c_\psi c_\theta s_\varphi - s_\psi c_\varphi & c_\psi s_\theta \\ s_\psi c_\theta c_\varphi + c_\psi s_\varphi & -s_\psi c_\theta s_\varphi + c_\psi c_\varphi & s_\psi s_\theta \\ -s_\theta c_\varphi & s_\theta s_\varphi & c_\theta \end{bmatrix} \quad (2-26)$$

根据姿态矩阵 $\mathbf{R}$ 可求出其对应的欧拉角：

$$\psi = atan2(a_y, a_x) + \pi \quad (2-27)$$

$$\theta = atan2(c_\psi a_x + s_\psi a_y, a_z) \quad (2-28)$$

$$\varphi = atan2(-s_\psi n_x + c_\psi n_y, -s_\psi o_x + c_\psi o_y) \quad (2-29)$$

假设建立欧拉角 $Euler(\psi, \theta, \varphi)$ 的坐标系为 $\{E\}$ ，则从基坐标系 $\{0\}$ 到坐标系 $\{E\}$ 的其次变换矩阵为：

$${}^0T = {}^0T Rot(x, \alpha_3) \quad (2-30)$$

式中， α_3 表示改进 D-H 参数表中第四轴的连杆扭角。欧拉角表示的姿态矩阵的计算方式如式 (2-3) 所示：

$$\mathbf{R} = {}^0R^T * {}^0R \quad (2-31)$$

其中 ${}^0R^T$ 表示齐次变换矩阵 0T 中的旋转矩阵的转置； 0R 表示齐次变换矩阵 0T 中的旋转矩阵。

可通过式 (2-27)、(2-28) 和 (2-29) 求出相应的欧拉角，所求得的欧拉角与后三轴的关节变量的关系为：

$$\theta_4 = \psi, \theta_5 = -\theta, \theta_6 = \varphi \quad (2-32)$$

基于腕部回转特性，末端三轴存在互补解系：

$$\theta'_4 = \theta_4 + \pi, \theta'_5 = -\theta_5, \theta'_6 = \theta_6 + \pi \quad (2-33)$$

基于 Pieper 原理的逆解计算会生成多个可行解，通过关节运动范围约束可筛选出不满足条件的解。对于保留的有效解集，通常依据关节空间位移最小化原则，选取与机械臂当前关节角度差异最小的解作为最优解方案。

2.2 机械臂动力学模型

机器人动力学探讨运动与力的关系，涵盖正向动力学与逆向动力学两大核心问题：一是给定关节上的力矩，确定机器人关节的位置、速度和加速度；二是给

定期望的轨迹点，即已知机器人的关节位置、速度和角速度，求出期望的关节力矩。本文聚焦逆向动力学中的轨迹复现精度优化，采用欧拉-拉格朗日法构建模型。该方法基于能量守恒原理，通过关节速度直接推导动力学方程，避免了牛顿-欧拉法复杂的内部力分析，兼具理论成熟性与计算高效性，为精准控制算法提供理论支撑。

2.2.1 动力学方程推导

(1) n 连杆机械臂的动能

机械臂系统的总动能由各连杆运动能量叠加构成。针对单个连杆的动力学分析，通常将其等效为刚体模型，其总能量可分解为两部分：质量集中于质心产生的平移动能分量，以及绕其质心的旋转动能分量。这种分解方法将刚体运动分解为质心线运动与绕质心角运动的能量叠加形式。在连杆 i 的质心处建立坐标系，则第 i 个连杆的动能 K_i 可表示为：

$$K_i = \frac{1}{2} m_i v_i^T v_i + \frac{1}{2} \omega_i^T I_i \omega_i \quad (2-34)$$

式中第一项是质心的线速度提供的移动动能，第二项表示质心的角速度提供的转动动能。其中 m_i 代表连杆 i 的质量， v_i 和 ω_i 分别代表连杆 i 的线速度和角速度， I_i 代表连杆 i 的惯性张量矩阵（通过与坐标系 $\{i\}$ 平行且位于质心上的坐标系表示）。

连杆 i 上任意一点的线速度和角速度是关于关节位置和速度的标量函数。取合适的雅可比矩阵 J_{v_i} 和 J_{ω_i} ，则有：

$$v_i = J_{v_i}(q) \dot{q}, \omega_i = J_{\omega_i}(q) \dot{q} \quad (2-35)$$

则 n 连杆机械臂的总动能为：

$$\begin{aligned} K &= \frac{1}{2} \dot{q}^T \left\{ \sum_{i=1}^n [m_i J_{v_i}(q)^T J_{v_i}(q) + J_{\omega_i}(q)^T R_i(q) I_i R_i(q)^T J_{\omega_i}(q)] \right\} \dot{q} \\ &= \frac{1}{2} \dot{q}^T M(q) \dot{q} \end{aligned} \quad (2-36)$$

其中， $R_i(q)$ 表示连杆坐标系 $\{i\}$ 与惯性坐标系之间的旋转矩阵，

$$M(q) = \sum_{i=1}^n [m_i J_{v_i}(q)^T J_{v_i}(q) + J_{\omega_i}(q)^T R_i(q) I_i R_i(q)^T J_{\omega_i}(q)] \quad (2-37)$$

被称为惯性矩阵，与 n 连杆的机械臂的姿态无关。式（2-37）的表达是一种二次型，也就是说，将矩阵展开后，方程全部是由 $\dot{\theta}_i$ 的二次项组成，而且由于机械臂的总动能永远是正的，所以对于任何机器人而言，该矩阵都是对称且正定的。

（2） n 连杆机械臂的势能

在刚体动力学中，机械臂的势能只考虑连杆的自重。假设机械臂的质量都集中在每一个连杆的质心位置，则第 i 个连杆的势能为：

$$P_i = -m_i g^T r_{C_i} + P_{ref_i} \quad (2-38)$$

其中 g 是 3×1 的重力矢量， r_{C_i} 表示第 i 个连杆质心的矢量， P_{ref_i} 是使 P_i 的最小值为零的常数。

机械臂的总势能由各个连杆势能叠加构成，即：

$$P = \sum_{i=1}^n P_i \quad (2-39)$$

由于式中的 r_{C_i} 是关于关节位置的函数，由此看出机械臂的势能 $P(q)$ 可以描述为关节位置的标量函数。

（3） n 连杆机械臂的动力学方程

机械臂系统的动能 K 是关于关节速度 $\dot{q}$ 的二次函数：

$$K = \frac{1}{2} \dot{q}^T M(q) \dot{q} = \frac{1}{2} \sum_{i,j} d_{i,j}(q) \dot{q}_i \dot{q}_j \quad (2-40)$$

其中， $d_{i,j}(q)$ 表示机械臂惯性矩阵 $M(q)$ 中的元素。

机械臂系统的总势能 P 是关于关节位置的函数，与关节速度无关：

$$P = \sum_{i=1}^n P_i = \sum_{i=1}^n (-m_i g^T r_{C_i} + P_{ref_i}) \quad (2-41)$$

基于拉格朗日原理的动力学建模通过标量形式的能量函数构建系统运动方程，其核心是将拉格朗日量定义为系统总动能与势能的代数差。对于具有 n 连杆的机械臂，该能量函数可表征为各关节运动状态与位形参数的关联表达式：

$$L = K - P = \frac{1}{2} \sum_{i,j}^n d_{i,j}(q) \dot{q}_i \dot{q}_j - P(q) \quad (2-42)$$

则机械臂的运动方程为：

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_k} - \frac{\partial L}{\partial q_k} = \tau_k \quad (2-43)$$

拉格朗日相对于第 k 个关节速度的偏导数为：

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_k} = \sum_j d_{kj} \dot{q}_j \quad (2-44)$$

因此

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_k} &= \sum_j d_{kj} \ddot{q}_j + \sum_j \frac{d}{dt} d_{kj} \dot{q}_j \\ &= \sum_j d_{kj} \ddot{q}_j + \sum_{i,j} \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_i} \dot{q}_i \dot{q}_j \end{aligned} \quad (2-45)$$

拉格朗日相对于第 k 个关节位置的偏导数为：

$$\frac{\partial L}{\partial q_k} = \frac{1}{2} \sum_{i,j} \frac{\partial d_{i,j}}{\partial q_k} \dot{q}_i \dot{q}_j - \frac{\partial P}{\partial q_k} \quad (2-46)$$

因此，对于 $k=1,2,\dots,n$ ，机械臂整体拉格朗日动力学方程可以写成：

$$\sum_j d_{kj} \ddot{q}_j + \sum_{i,j} \left\{ \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_i} - \frac{1}{2} \frac{\partial d_{i,j}}{\partial q_k} \right\} \dot{q}_i \dot{q}_j - \frac{\partial P}{\partial q_k} = \tau_k \quad (2-47)$$

利用求和的对称性质，可以证得：

$$\sum_{i,j} \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_i} \dot{q}_i \dot{q}_j = \frac{1}{2} \sum_{i,j} \left\{ \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_i} + \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_j} \right\} \dot{q}_i \dot{q}_j \quad (2-48)$$

因此式（2-47）可以写成：

$$\sum_j d_{kj} \ddot{q}_j + \sum_{i,j} \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_i} + \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_j} - \frac{\partial d_{i,j}}{\partial q_k} \right\} \dot{q}_i \dot{q}_j - \frac{\partial P}{\partial q_k} = \tau_k \quad (2-49)$$

定义克氏符号

$$c_{ijk} = c_{jik} = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_i} + \frac{\partial d_{kj}}{\partial q_j} - \frac{\partial d_{i,j}}{\partial q_k} \right\} \quad (2-50)$$

定义广义重力 $g_k = \frac{\partial P}{\partial q_k}$ ，得到最终的拉格朗日动力学方程

$$\sum_j d_{kj}(q)\ddot{q}_j + \sum_{i,j} c_{ijk}(q)\dot{q}_i\dot{q}_j - g_k(q) = \tau_k \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (2-51)$$

式中左边的四项分别为：形如 $\ddot{q}_j$ 的项被称为是惯性项；形如 $\dot{q}_i\dot{q}_j$ 的项被称为科式力项；形如 $\dot{q}_i^2$ 的项被称为离心力项；关节位置的零阶导数项被称作重力项。通常可以将上式简化为如下形式：

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (2-52)$$

2.2.2 动力学方程的其他影响因素

在机械臂动力学建模过程中，上一节推导仅涉及刚体力学作用力而未考虑摩擦效应。实际工况下，针对 RM65-B 型机械臂采用的精密谐波减速传动系统，关节摩擦对运动精度的影响具有显著工程意义。摩擦力受负载、关节转速、温度环境、驱动结构及传动形式等多重因素影响，其建模需综合考虑动态特性。

针对摩擦效应提出了多种数学表征方法，主要划分为静态与动态两种建模方式。综合考虑参数辨识复杂度与建模精度需求，本文采用库伦-粘滞复合摩擦模型，该模型同时涵盖速度无关的库伦摩擦分量和与速率成正比的粘滞摩擦效应，其模型形式为：

$$F_f = F_c \text{sign}(\dot{q}) + F_v \text{sign}(\dot{q}) \quad (2-53)$$

其中， F_f 表示总摩擦力， F_c 表示库伦摩擦系数，当 $\dot{q}=0$ 时， F_c 值一般取为 1； $\dot{q} \neq 0$ 时， F_c 值小于 1， F_v 表示粘滞摩擦系数， $\text{sign}(\bullet)$ 表示符号函数， $\dot{q}$ 表示关节速度。该摩擦模型的示意图如图 2-6 所示。

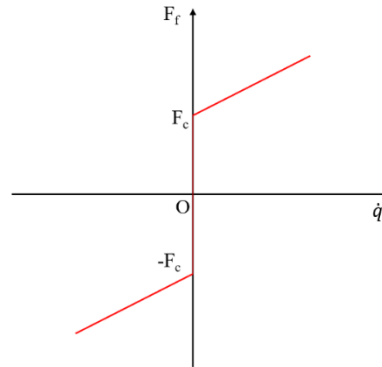


图 2-6 库伦-粘滞摩擦模型示意图

当考虑摩擦效应时，可构建 n 关节机械臂完备的动力学模型：

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) = \tau \quad (2-54)$$

式中, $M(q)$ 为机械臂的惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 表示离心力和科氏力, $G(q) \in R^{n \times 1}$ 为重力项, $F(\dot{q}) \in R^{n \times 1}$ 表示库仑-粘滞摩擦, $q \in R^n$, $\dot{q} \in R^n$ 和 $\ddot{q} \in R^n$ 分别代表关节位置、关节速度和关节加速度, $\tau \in R^{n \times 1}$ 为关节控制力矩。

2.3 机械臂仿真与分析

基于机器人运动学理论研究, 本节依托 MATLAB 仿真环境的 Robotics Toolbox 工具包, 开展机械臂运动学建模仿真研究。通过建立多自由度机械臂三维模型, 开发运动学解算与精确定轨算法程序, 最终输出各关节运动特性曲线图谱, 直观地体现机械臂运动过程中每个关节的状态变化, 这种可视化的方法为机械臂的性能评估和后续控制算法的优化提供了保障, 确保机械臂在实际操作过程的稳定性和响应性。

2.3.1 正运动学仿真

本文基于 MATLAB Robotics Toolbox 实现机械系统运动学验证, 针对六轴协作机械臂的 D-H 参数体系, 通过 Link 模块构建关节单元链式结构, 采用 SerialLink 接口完成系统集成建模, 最终借助 Teach 模块生成可视化人机交互界面, 具体建模过程及仿真输出结果如图 2-7 所示。

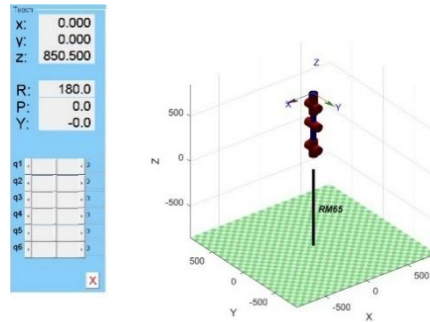


图 2-7 RM65-B 机械臂运动学模型

通过 Fkine 函数求解机械臂末端执行器的位姿, 实现机械臂正运动学的求解。任取一组关节角度值 $q = [0 \quad \pi/4 \quad \pi/3 \quad \pi/6 \quad \pi/2 \quad 0]^T$ 代入 Fkine 函数得到正运动学解, 并将这组关节角度值代入式 (2-3) 计算末端位姿矩阵如下:

$${}^0T\left(0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{2}, 0\right) = \begin{bmatrix} 0.9659 & -0.1294 & 0.2241 & -351.5870 \\ 0 & -0.866 & -0.5 & -72 \\ 0.2588 & 0.483 & -0.8365 & 246.709 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-55)$$

可得，末端位置为 $[x \ y \ z]^T = [-351.587 \ -72 \ 246.709]^T$ ，与图 2-8 中的机器人工具箱中的末端坐标相比较，仿真数据与理论计算结果吻合，验证了正运动学的准确性。

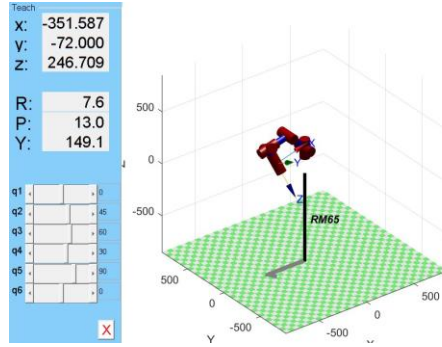


图 2-8 机械臂正运动学仿真

2.3.2 逆运动学仿真

利用 MATLAB 中的 `Ikine` 函数对机械臂构型进行逆向运动学数值模拟研究。其逆运动学初始的关节变量设定为 $q = [0 \ \pi/4 \ \pi/3 \ \pi/6 \ \pi/2 \ 0]^T$ 。基于连杆坐标系变换推导的机械臂末端执行器其次变换矩阵 T 为:

$$T = \begin{bmatrix} 0.9659 & -0.1294 & 0.2241 & -351.587 \\ 0 & -0.866 & -0.5 & -72 \\ 0.2588 & 0.483 & -0.8365 & 246.709 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-56)$$

通过给定机械臂末端位姿矩阵 T ，计算得到一组关节角度值 $q = [0 \ 0.7854 \ 1.0472 \ 0.5236 \ 1.5708 \ 0]^T$ 与预设定的关节角度基本一致，验证了逆运动学的正确性。

2.3.3 动力学仿真

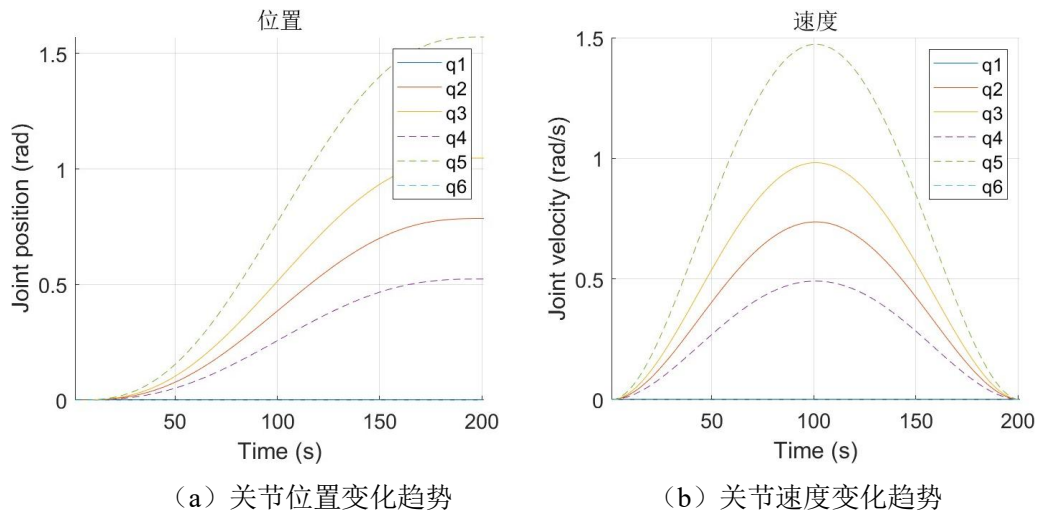
机械臂动力学仿真的目的在于通过计算机模拟验证机械臂设计的有效性，预测其在实际操作中的表现，开发和测试控制算法，以及优化机械臂的性能和参数，从而降低研发风险和成本。本文采用 MATLAB 机器人工具箱进行动力学仿真，通过给定动力学参数实现机械臂的动力学建模，给定期望的轨迹点，即已知机械

臂的关节位置、速度和角速度，求出期望的关节力矩。设定初始关节变量 $q_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ ，预设目标位置的关节角度的变量 $q_1 = [0 \ \pi/4 \ \pi/3 \ \pi/6 \ \pi/2 \ 0]^T$ ，通过仿真得到逆运动学曲线图 2-9。机械臂的动力学参数如表 2-3 所示。

表 2-3 RM65-B 六自由度协作机械臂的动力学参数

Joint_id(i)	1	2	3	4	5	6
M(kg)	1.51	1.653	0.726	0.671	0.647	0.107
X(mm)	0.491	183.722	0.029	0.007	0.032	-0.506
Y(mm)	7.803	0.103	-90.11	-9.486	-83.77	0.255
Z(mm)	-10.744	-1.665	4.039	-8.041	2.326	-10.801
I _{xx} (kg*mm ²)	2928.47	1711.553	7259.88	794.01	5375.6	50.918
I _{xy} (kg*mm ²)	-32.63	-38.271	2.994	-0.821	2.665	-3.136
I _{xz} (kg*mm ²)	-5.816	2314.91	-0.314	-0.655	-0.304	-0.699
I _{yy} (kg*mm ²)	2506.35	70514.72	371.872	596.24	285.265	47.42
I _{yz} (kg*mm ²)	47.925	6.507	44.451	-34.79	14.235	0.388
I _{zz} (kg*mm ²)	1756.017	70036.19	7228.76	486.23	5359.769	60.35

图 2-9 仿真结果表明，机械臂能够遵循预定轨迹平稳运动，其关节角度、速度、加速度和关节力矩均呈现出周期性变化，且相互之间协调一致，验证了所搭建的机械臂动力学模型的准确性，为机械臂运动控制策略与动态性能优化提供了科学依据。



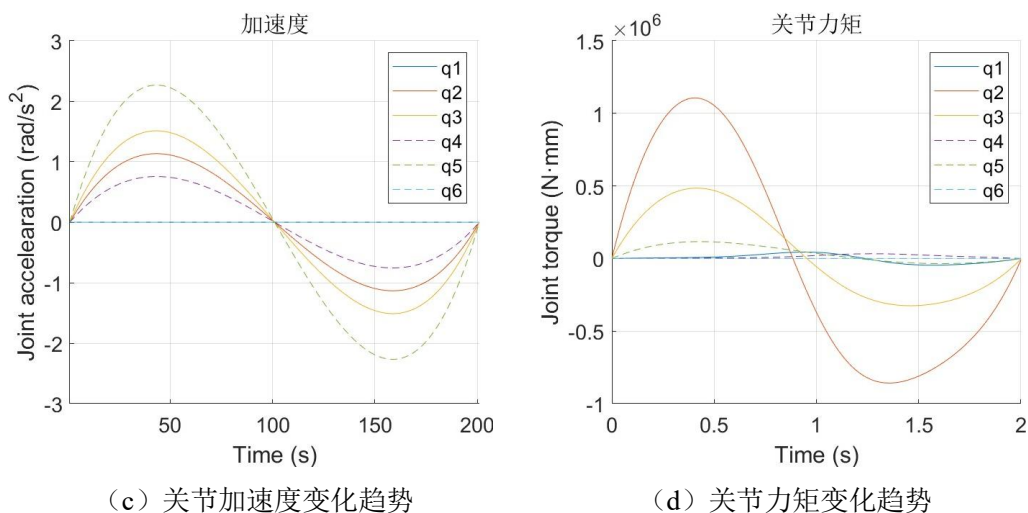


图 2-9 机械臂动力学仿真结果

2.4 本章小结

本章围绕六自由度机械臂系统建模展开研究。基于改进 D-H 法构建机械臂运动学模型，结合欧拉-拉格朗日方程推导多关节机械臂动力学方程，并在模型中引入库伦-粘滞复合摩擦作用。通过 MATLAB 进行数值仿真，完成运动学正逆解验证及动力学特性校验分析，所得模型为后续构建运动控制框架及人体末端动作复现研究提供理论支撑。

第3章 基于异构结构的人-机动作映射模型

人-机动作映射是实现人机交互和机器人控制的关键技术，其基本方法包括映射方法而非映射方法。映射方法通过动作捕捉系统等获取人体运动数据，再映射到机器人动作上，简单直观且轨迹平滑；非映射方法则通过牵引机械臂或遥控装置记录关节运动信息，省去映射环节但轨迹不够平滑。具体映射方式有手势映射^[50]、末端位姿映射^[51]和关节映射^[52]，本章提出了基于异构结构的人-机动作映射模型，通过分层策略实现跨模态动作的映射，详细阐明了人-机映射运动交互控制过程中人、机姿态的准确表达与同姿态控制的复杂关系。

3.1 人-机关节构型差异性分析

为了设计人体手臂到机械臂的动作映射方案，需针对两者运动学与动力学特性差异构建动作转换模型。通过解剖学对比分析，提炼人体肩-肘-腕复合关节系统与六轴机械臂的构型异同。人体上肢包括肩、肘和腕 3 个关节，共有 7 个自由度。肩部 3 个自由度，即肩关节 2 个自由度（外展/内收、前屈/后伸），大臂 1 个自由度（外旋/内旋），如图 3-1 所示；肘部 2 个自由度，即时关节 1 个自由度（前屈/后伸），前臂 1 个自由度（旋前/旋后），如图 3-2 所示；腕部 2 个自由度（尺偏/桡偏、掌屈/背伸），如图 3-3 所示。基于此多自由度生物关节系统特征，建立与机械臂关节空间运动参数匹配的数学模型，重点解决人体冗余自由度向机械臂非冗余构型的映射问题。

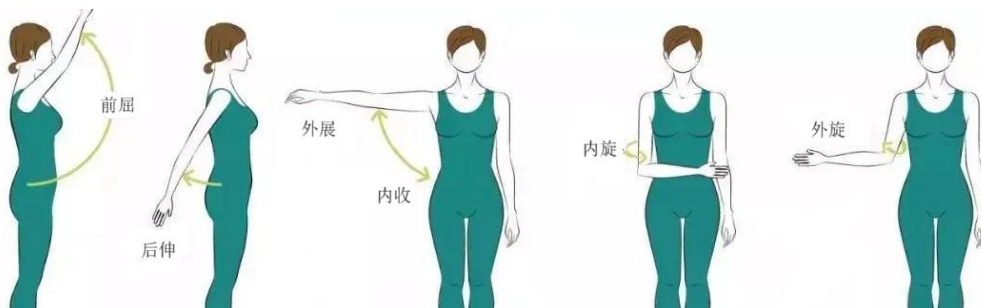


图 3-1 肩关节 3 自由度运动示意图

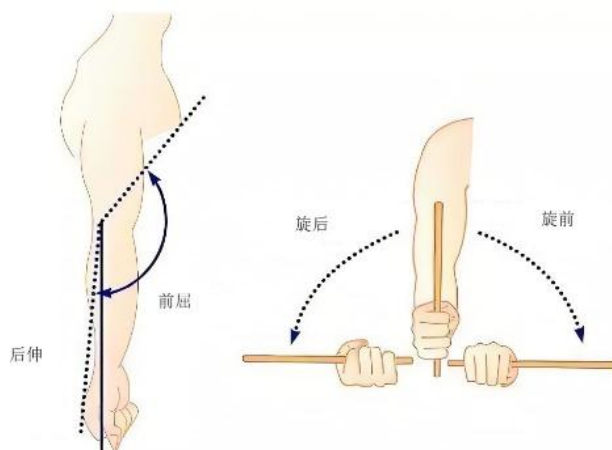


图 3-2 肘关节 2 自由度示意图

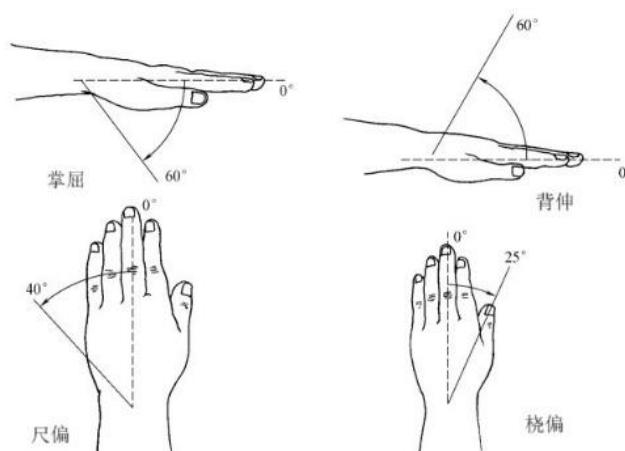


图 3-3 腕关节 2 自由度示意图

RM65-B 六自由度机械臂的 6 个轴与人臂关节的对应关系为： J_1 和 J_2 共同完成了肩关节的动作，由于机械的构成特点，RM65-B 机械臂并不能完成肩关节的内外旋活动， J_3 类似于人的肘关节， J_4 、 J_5 、 J_6 能完成部分腕关节动作。表 3-1 是对机械臂的参数与人体手臂的对比，从运动范围来说，除了 J_1 、 J_2 轴外，机械臂其余轴的活动范围均超越人体。

表 3-1 关节对映与限制范围

关节	运动形式	机械臂	运动角度
肩关节	外展/内收	J_1	-180° - 40°
	前屈/后伸	J_2	-180° - 45°
	旋内/旋外	/	-100° - 80°
肘关节	屈/伸	J_3	-5° - 145°

腕关节	旋前/旋后	J_4	$\pm 85^\circ$
	掌屈/背伸	J_5	$\pm 85^\circ$
	尺偏/桡偏	/	$-45^\circ - 15^\circ$

由表 3-1 可以分析出, RM65-B 机械臂与人臂存在显著运动学差异: 机械臂未配置肩关节轴向旋转及腕部侧向偏转自由度。人体上肢关节系统通过骨骼-肌肉协同驱动实现运动补偿, 以肩关节为例, 其运动呈现整体协调模式, 执行任务时自由度主动缩减, 旋转轴呈现动态变化特性。如图 3-4 所示, 建立肩关节中心坐标系。肘关节中心点从 E 运动到 E' 位置的过程中涉及双轴协同运动: 空间定位轴实现位置迁移, 姿态调整轴完成方向修正。这种生物关节的动态轴系调节机制赋予人体上肢多维度运动适应性, 而机械臂基于固定旋转轴系的刚性结构特性, 在关节运动耦合与轴系动态重构方面存在固有约束, 导致两者运动映射存在本质性适配难题。

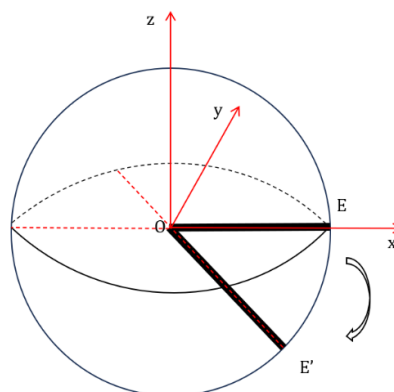


图 3-4 肩关节简化模型

3.2 人臂关节信息采集

光学动作捕捉技术作为一种高精度、实时性强的运动监测手段, 能够精确地捕捉人体的运动姿态和动作细节。光学动作捕捉系统分类如图 3-5 所示, 可分为有标记与无标记两类: 有标记系统通过布置多台高帧率光学摄像头, 追踪主动发光或被动反光标记点, 基于多视角三角测量原理重建标记点三维坐标, 结合骨骼模型和遮挡优化算法解析目标物体的运动轨迹与姿态, 其核心组件包括光学标记点 (分主动式/被动式)、高速相机及数据处理工作站; 无标记系统则采用结构光

编码投射技术，直接扫描目标三维形貌并提取关节运动特征，无需物理标记点即可实现人体动作捕捉。两类系统均通过多传感器数据融合与算法优化，最终输出亚毫米级精度的运动数据。

本文采用的北京度量科技有限公司的 Nokov 光学三维动作捕捉系统主要包括镜头、三向云台、标定杆、反光标识点、镜头连接线（网线和 POE 分离器）、POE 交换机以及运动捕捉软件 XINGYING（软件界面如图 3-6 所示）等构成，其中相机采用 Mars2H 型号的红外镜头，分辨率为 2048×1088 ，能实时跟踪高速运动物体的轨迹，定位精度达到 0.15 mm ，采样频率 380FPS。XINGYING 动作捕捉软件具有数据采集、分析和反馈的功能，允许用户实时查看捕捉到的动作数据并进行调整和修正。

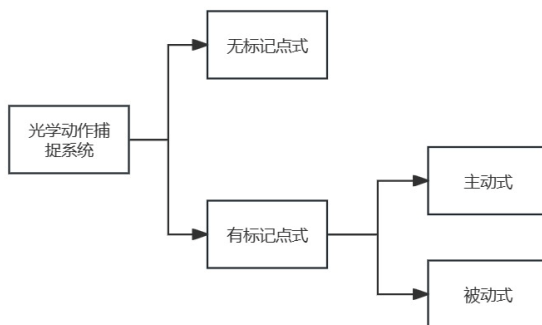


图 3-5 光学动作捕捉系统分类

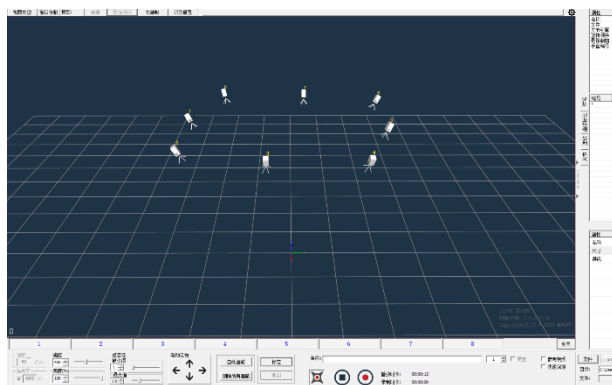


图 3-6 XINGYING 动作捕捉软件界面

基于运动特征匹配原则，重点提取人体上肢肩、肘、腕及手部关键关节的运动参数。通过 Nokov 光学捕捉系统采集生物运动数据，实验设计需在受试者上肢关键位点（肩峰、肘突、腕骨及掌指关节）布置光学标识点，并在执行抓取动作的指端增设双标记点阵列，以此建立末端操作器定位基准。通过分析标记点三

维坐标的时间序列变化，实现人体上肢姿态运动的数字化解析与运动轨迹重构。手臂贴点示意图如图 3-7 所示，图中的蓝色原点代表反光标记点的贴点处， S_H 、 E_H 、 W_H 和 H_H 分别代表人臂的肩、肘、腕关节和手掌的中心， L_{up} 代表人臂肩关节中心点到肘关节中心点的上臂长度， L_{fore} 代表人臂肘关节中心点到腕关节中心点的小臂长度， L_h 代表人臂腕关节中心点到手掌中心点长度， β_H 是上臂与小臂的夹角。

在图 3-7 所示的预设动作模式下，通过光学动作捕捉系统实现生物运动数据采集，通过多视角图像匹配与空间几何重构，实现运动轨迹毫米级精度的动态追踪。

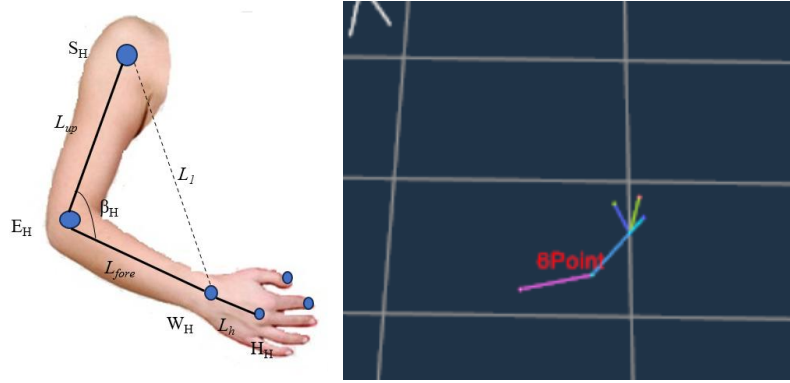


图 3-7 手臂贴点示意图

基于人体上肢与机械臂关节运动映射关系，在自然状态下，由人手臂肩部、肘部、腕部三个 Marker 点构成的生物运动学特征三角形具有几何确定性。当肘部和腕部的坐标确定后，该三角形几何构型唯一对应肘关节角度 β_H 的特定数值。

关节夹角 β_H 可以根据余弦定理公式求得：

$$\cos\beta_H = \frac{L_{up}^2 + L_{fore}^2 - L_l^2}{2L_{up}L_{fore}} \quad (3-1)$$

其中， L_l 表示人体肩关节中心到腕关节中心的距离， L_{up} 、 L_{fore} 、 L_l 可以由肩部、肘部以及腕部的 Marker 点的位置信息通过计算得到。

由人臂三角形已经求得人臂肘关节的关节夹角，映射到 RM65 机械臂上，此时可以根据该三角模型解得机械臂 J_3 关节角 θ_3 为：

$$\theta_3 = \pi - \arccos \frac{L_{up}^2 + L_{fore}^2 - L_1^2}{2L_{up}L_{fore}} \quad (3-2)$$

由式 (3-2) 同理, 可以由肘部、腕部、手部三个 Marker 点组成一个三角形, 求得:

$$\theta_5 = \pi - \arccos \frac{L_{fore}^2 + L_h^2 - L_2^2}{2L_{fore}L_h} \quad (3-3)$$

其中, L_2 代表人体肘关节中心到手部的距离, L_h 、 L_2 可以由肘部、腕部以及手部的 Marker 点的位置信息通过计算得到。

3.3 手臂末端轨迹数据预处理

光学动作捕捉系统通过周期性采样操作者的运动轨迹点, 将其转化为机械臂关节运动指令以实现人机动作复现。由于原始轨迹数据易受环境干扰 (如手部抖动、标记点遮挡) 及传感器噪声影响, 常存在轨迹漂移、数据缺失等问题, 本文针对装配任务特性, 特别强调轨迹预处理的必要性: 通过滤波算法消除高频噪声并利用插值补偿缺失数据, 从而提升轨迹平滑度与空间一致性, 确保机械臂能够精准还原人体操作者手部的连续运动特征。

3.3.1 数据点的插值补偿

光学动作捕捉系统需通过多相机协同观测 (至少两台) 重建标记点的三维轨迹, 但在实际应用中, 受限于相机视场角与空间布局, 手臂快速运动时易进入光学盲区。动态运动过程中肢体自遮挡或互遮挡现象会引发标记点持续丢失, 导致运动轨迹出现断点与跳变。针对此类运动学特征不连续问题, 插值算法成为关键处理环节, 其通过轨迹预测与空间约束重建缺失轨迹, 确保运动数据的时空一致性和合理性。

为了选择合适的插值方法来修复缺失的数据, 对多种插值算法进行了对比分析。结果表明, B 样条插值算法在数据修复效果上明显优于其他几种插值算法。因此, 本文决定采用 B 样条插值算法来对运动捕捉过程中缺失的数据进行修复, 通过使用分段定义的低次多项式来拟合已知数据点, 以创建一个平滑的曲线。

B 样条曲线的总方程为:

$$P(t) = \sum_{i=0}^n P_i F_{i,k}(t) \quad (3-4)$$

其中 P_i 是控制曲线的特征点， $F_{i,k}(t)$ 是 k 阶 B 样条基函数。

三次 B 样条曲线方程中的基函数为：

$$F_{i,k}(t) = \frac{1}{k!} \sum_{m=0}^{k-i} (-1)^m \binom{k+1}{m} (t+k-i-m)^k \quad (3-5)$$

由此可知三次 B 样条曲线方程的基函数为：

$$F_{0,3}(t) = \frac{1}{6}(1-t)^3 \quad (3-6)$$

$$F_{1,3}(t) = \frac{1}{6}(3t^3 - 6t^2 + 4) \quad (3-7)$$

$$F_{2,3}(t) = \frac{1}{6}(-3t^3 + 3t^2 + 3t + 1) \quad (3-8)$$

$$F_{3,3}(t) = \frac{1}{6}t^3 \quad (3-9)$$

将上述基函数代入方程（3-4）并简化，得到 3 次 B 样条插值拟合曲线方程为：

$$P(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 \quad (3-10)$$

本文选用某标记点的 150 组动作捕捉数据，随机删除其中的 10 组数据（如图 3-8 所示）后采用 3 次 B 样条曲线方程进行插值拟合，其插值拟合结果如图 3-9 所示。

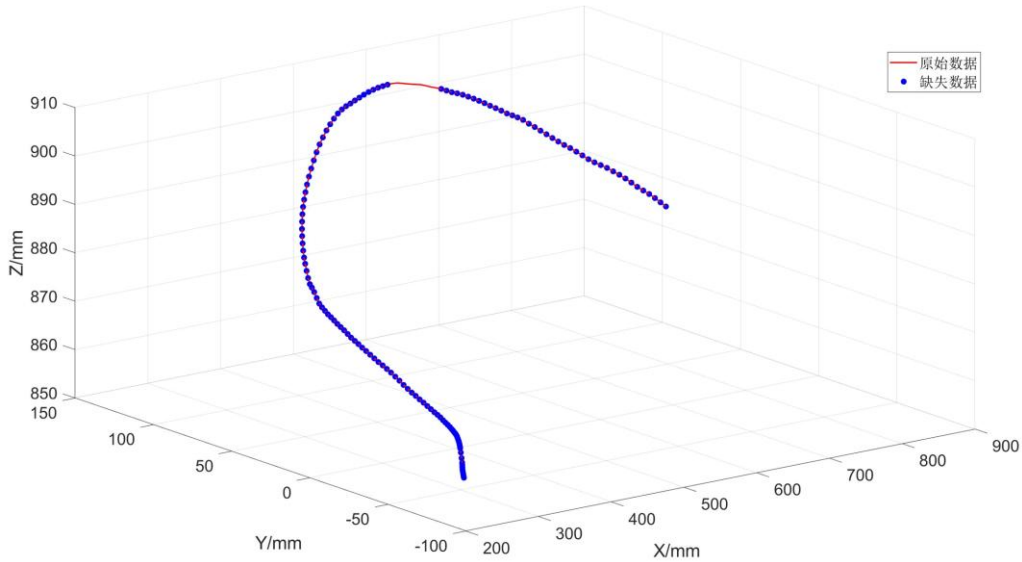


图 3-8 运动数据的缺失表示

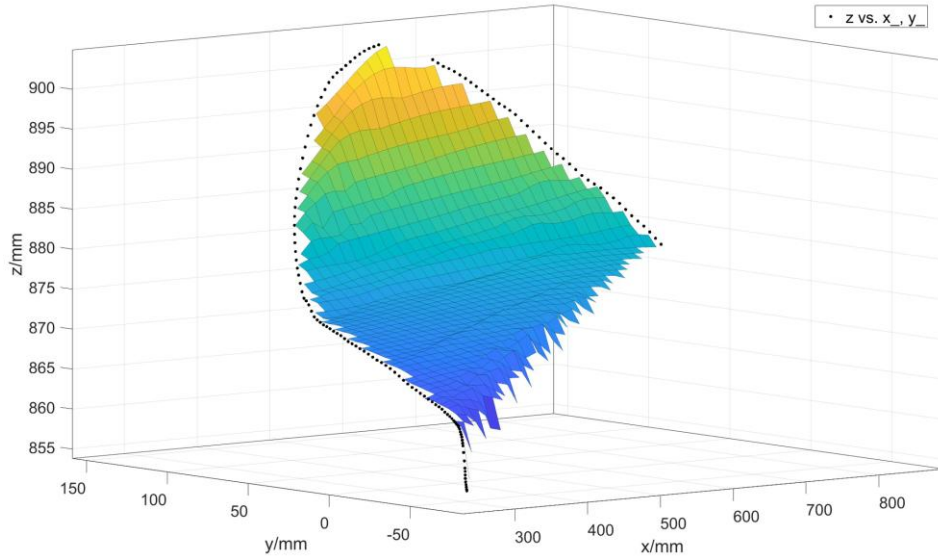


图 3-9 动作捕捉数据插值拟合

通过所得的插值拟合数据和实测数据的对比，进一步分析 B 样条插值算法的数据修复精度，在 x 、 y 、 z 轴的插值与实际测量值的误差平方和均控制在 $2.2269 \times 10^{-20} \text{ mm}^2$ ，其均方根误差为 $1.2612 \times 10^{-11} \text{ mm}$ ，可知 B 样条插值算法在缺失数据重建中具有较高的逼近精度，达到预期补偿指标。

3.3.2 数据的滤波

光学动作捕捉系统采集的轨迹易受环境干扰（如手部抖动或反光）和传感器噪声的影响，导致数据存在抖动、毛刺，进而影响后续运动分析的准确性，因此需通过滤波消除噪声并提升轨迹平滑性。常见滤波方法包括：卡尔曼滤波（动态预测与噪声抑制）、低通滤波（滤除高频噪声）、移动平滑滤波（平滑短期波动）等。本文通过比较高斯滤波和 S-G 平滑滤波的效果来选择较优的滤波方式。

（1）高斯滤波

高斯滤波是一种利用高斯函数进行加权平均的线性滤波技术。光学动作捕捉设备在捕捉人体运动数据时通常会受到系统和环境的影响，采集的数据中含有的噪声值围绕着平均值进行随机波动，其具有连续性和随机性。高斯滤波能有效的抑制数据中的噪声，通过加权平均邻域内的点来平滑数据，但又能较好的保留数据的边缘信息。人体的轨迹运动数据可以看成是三个方向的一维数据的叠加，高斯滤波对一维数据进行降噪的原理是通过在数据的每个点上应用一个高斯加权平均。这种加权平均考虑了数据点周围的邻域，其中相邻点的权重由高斯核函数

决定。对于一维数据，高斯核函数 G 的形式是：

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (3-11)$$

其中， x 是数据点距离中心点的距离， σ 是高斯核的标准差，控制着滤波器的宽度。

对于一维数据集 $D = [d_1, d_2, \dots, d_N]$ ，高斯滤波后的输出 O 在每个点 i 上的计算公式是：

$$O(i) = \sum_{j=1}^N G(j-i) \cdot d_j \quad (3-12)$$

这里， N 是数据集中数据点的数量， d_j 是原始数据集中的第 j 个数据点， $G(j-i)$ 是高斯核在 $j-i$ 位置的值。

在实际应用中，由于数据通常是在有限的范围内，需要对高斯核进行截断，以避免对数据点之外的值进行计算。截断的高斯核可以表示为：

$$G_{truncated}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \cdot \Theta(|x| - r) \quad (3-13)$$

其中， Θ 是一个指示函数，它在 $|x| < r$ 时为 1，否则为 0， r 是高斯核的截断半径，通常选择为 2 到 3 倍的 σ 。

(2) Savitzky-Golay 滤波

Savitzky-Golay 滤波器是一种基于分段多项式回归的滑动窗口算法，其核心原理是通过局部多项式的最小二乘拟合实现信号去噪与平滑处理。与传统频域滤波器不同，该方法直接在时间域内构建数学模型，采用可变窗口宽度策略对不同区段的时序数据进行自适应处理。相较于常规移动平均方法，该算法在抑制高频噪声的同时，能有效保持信号波形的几何特征（如峰位、峰宽等关键参数），且允许在单条数据序列中动态调整窗口尺寸以满足差异化平滑需求。使用五点三次的平滑滤波进行数据处理，对当前时刻的前后一共 5 个观测值进行滤波，用 2 阶多项式对其进行拟合：

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 \quad (3-14)$$

对于某一时刻及前后五个时刻的观测值，采用下式进行计算，得到方程组并转换成矩阵形式。

$$\begin{bmatrix} y_{-2} \\ y_{-1} \\ y_0 \\ y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{-2} & (x_{-2})^2 \\ 1 & x_{-1} & (x_{-1})^2 \\ 1 & x_0 & (x_0)^2 \\ 1 & x_1 & (x_1)^2 \\ 1 & x_2 & (x_2)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{-2} \\ b_{-1} \\ b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (3-15)$$

$$Y = X \cdot A + B \quad (3-16)$$

其中 Y 表示待求解的输出值， X 为观测值， A 的最小二乘解 $\hat{A}$ 为：

$$\hat{A} = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y \quad (3-17)$$

Y 的模型预测值或滤波值 $\hat{Y}$ 为：

$$\hat{Y} = X \cdot A = X \cdot (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y = E \cdot Y \quad (3-18)$$

$$E = X \cdot (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \quad (3-19)$$

下图 3-10 所示为同一运动轨迹利用不同的滤波算法得到的结果。

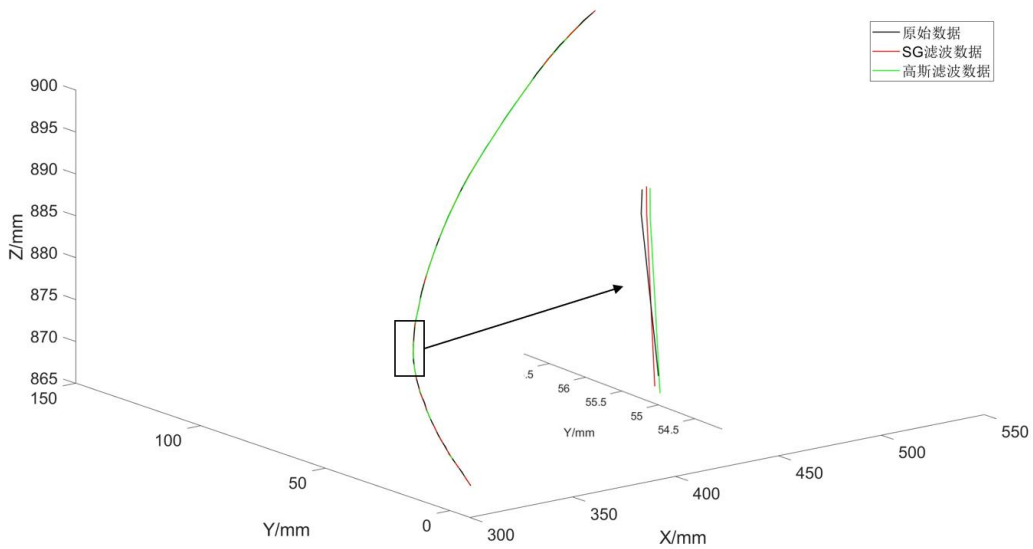


图 3-10 不同滤波算法结果图

对比 Gauss 平滑滤波和五点三次 Savitzky-Golay 滤波对原始数据的去噪效果，通过滤波处理后得到的轨迹与原始采集轨迹之间的误差结果如图 3-11 和图 3-12 所示。

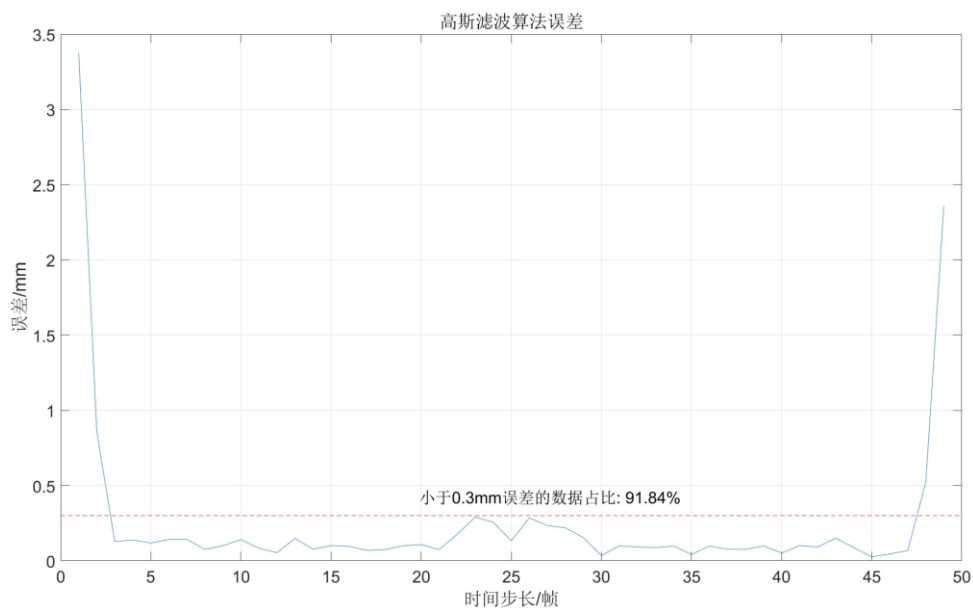


图 3-11 Gauss 滤波算法误差

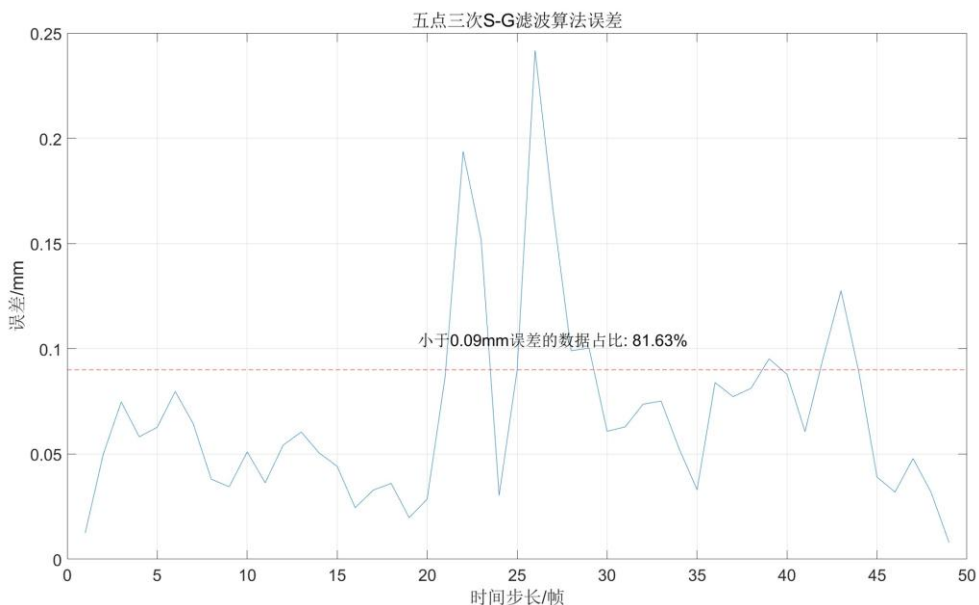


图 3-12 五点三次 S-G 滤波算法误差

对于 Gauss 滤波,经过滤波处理后的轨迹数据与原始轨迹数据之间的平均误差为 0.2499 mm, 91.84%的路径点误差在 0.3 mm 以下,而对于五点三次 S-G 平滑滤波,经过滤波处理后的轨迹数据与原始轨迹数据之间的平均误差为 0.0691 mm, 81.63%的路径点误差在 0.09 mm 以下,通过比较可以看出 S-G 滤波算法效果较好,本文接下来的工作都将采用五点三次的 S-G 滤波方式来处理光学动作捕捉系统得到的运动轨迹数据。

3.4 人-机混合映射与坐标变换

人-机混合映射模型基于人体上肢与机械臂关节运动特征的差异性分析，如图 3-13 所示，通过融合末端轨迹与关节参数的双重映射机制构建控制体系。该模型通过光学动作捕捉系统采集人体手臂末端坐标及其关节运动参数，经混合映射算法转换为六自由度机械臂的关节控制信号。其技术实现路径可表述为：以人体上肢末端空间坐标和关节运动学参数为输入变量，通过解算混合映射函数生成目标机械臂的六个关节角度值，最终驱动机械臂完成仿生运动。



图 3-13 人-机混合映射模型

机械臂各关节遵循预定义运动学约束，采用独立致动单元实现协同运动控制，通过多轴联动可将人体上肢运动映射至机械臂空间。根据 3.1 节构型分析，RM65-B 型机械臂与人体上肢在自由度配置和关节拓扑结构上存在非对称性，为实现人-机动作映射，建立如下关键特征点对应关系：第二关节旋转中心对应肩关节基准点，第三关节轴线交点为肘部运动参考点，第五关节坐标系原点作为腕部功能等效点。将腕部掌屈-背伸运动映射至机械臂 J_5 关节的角度 θ_5 ，将腕关节角度值作为机械臂关节运动的约束条件，确保机械臂的末端运动符合人臂轨迹，如图 3-14 所示。

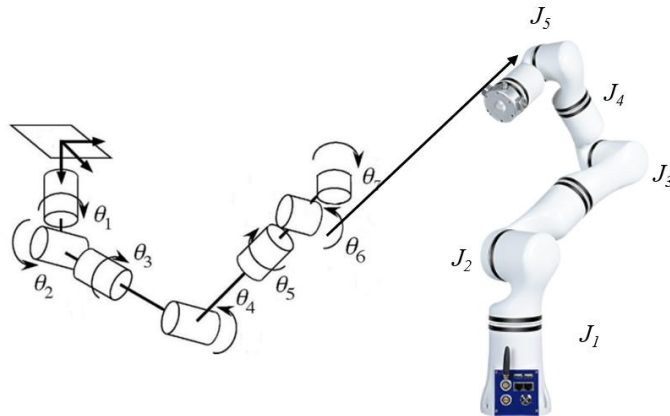


图 3-14 手臂与机械臂的关节对应图

为了确保在不同坐标系下数据的准确对应与有效传递，在将光学动作捕捉系

统捕捉到的手臂末端轨迹映射到机械臂关节位置的过程中,坐标系转换起着至关重要的作用。通常以光学动作捕捉系统的原点为基准,建立全局坐标系,记为 $\{W\}$ 。以机械臂的基座为原点,建立局部坐标系,记为 $\{U\}$ 。以机械臂末端夹爪中心为原点,建立局部坐标系,记为 $\{T\}$ 。

在机械臂基座上贴上光学动作捕捉系统可识别的反光标记点,测量标记点与机械臂基座的相对位姿关系。利用光学动作捕捉系统获取标记点的坐标数据,通过坐标变换得到光学动作捕捉系统原点坐标系 $\{W\}$ 与机械臂基座坐标系 $\{U\}$ 之间的齐次变换矩阵 U_wT 。

使用光学动作捕捉系统捕捉手臂末端的轨迹数据,得到手臂末端在光学动作捕捉系统坐标系 $\{W\}$ 中的坐标 (x_w, y_w, z_w) 。利用齐次变换矩阵 U_wT ,将手臂末端在光学动作捕捉系统坐标系中的坐标转换到机械臂基座坐标系中,然后根据所提出的人-机动作映射方法得到机械臂的关节角度。

$$\begin{pmatrix} x_U \\ y_U \\ z_U \\ 1 \end{pmatrix} = {}^U_wT \begin{pmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3-20)$$

其中, (x_U, y_U, z_U) 是手臂末端在机械臂基座坐标系中的坐标。

3.5 人-机混合映射方法

人-机映射方法是一种用于将人类的动作、意图或其他输入信息转换为机器可执行指令的算法框架。它通过建立人与机械臂之间的映射关系,分析人类的运动数据或其他输入信号,并将其映射到机器的动作空间或控制参数中,实现人类动作或指令与机器动作或响应之间的高效转换。本文所使用的人-机混合映射方法本质上就是迭代逆运动学解法的改进,将手臂末端位置和部分关节角度信息通过迭代计算得到机械臂的关节角度数据。目前的迭代数值优化算法包括梯度下降(Gradient-Descent, GD)法^[53]、牛顿-拉夫逊(Newton-Raphson, NR)法^[54]、高斯-牛顿(Gauss-Newton, GN)法^[55]和列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt, LM)法^[56]等。相较于其他迭代算法,LM算法在非线性最小二乘问题中平衡了速度、稳定性和普适性,因此本文选用LM算法作为映射算法的基础。

3.5.1 LM 算法

LM 算法作为处理非线性最小二乘问题的经典优化技术，其核心机制在于融合高斯-牛顿法的快速收敛特性和梯度下降法的稳定性。通过引入阻尼系数 λ 对雅可比矩阵乘积 $J^T J$ 进行正则化修正，该方法能自适应调整参数更新策略：当 λ 趋零时退化为高斯-牛顿法，而 λ 增大时则呈现梯度下降特性。这种动态平衡机制使其具备更强的数值稳定性，尤其在病态雅可比矩阵情形下仍能有效迭代，但相较于纯高斯-牛顿法需在收敛速度与鲁棒性之间进行权衡。

从数值优化角度，非线性最小二乘问题的数学表述为：

$$\min_{\mathbf{x}} \sum_{i=1}^m [y_i - f_i(\mathbf{x})]^2 \quad (3-21)$$

式中， y_i 是观测值， $f_i(\mathbf{x})$ 是关于参数 $\mathbf{x}$ 的非线性模型预测值， m 是观测数据的数量。

目标是找到参数向量 $\mathbf{x}$ ，使得模型预测值与观测值之间的平方误差之和最小。将目标函数表述为：

$$S(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m [y_i - f_i(\mathbf{x})]^2 = \frac{1}{2} \|F(\mathbf{x})\|^2 = \frac{1}{2} F(\mathbf{x})^T F(\mathbf{x}) \quad (3-22)$$

将 $F(\mathbf{x})$ 进行泰勒展开并舍弃高阶余项：

$$F(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) = F(\mathbf{x}) + J\Delta\mathbf{x} \quad (3-23)$$

其中 J 表示雅可比矩阵，将上式代入式 (3-22) 得到：

$$S(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \approx L(\Delta\mathbf{x}) = \frac{1}{2} F^T F + \Delta\mathbf{x}^T J^T F + \frac{1}{2} \Delta\mathbf{x}^T J^T J \Delta\mathbf{x} \quad (3-24)$$

为了求最小值令其一阶导等于 0 得到：

$$(J^T J) \Delta\mathbf{x} = -J^T F \quad (3-25)$$

引入阻尼因子得到更新后的公式：

$$(J^T J + \mu I) \Delta\mathbf{x} = -J^T F \quad (3-26)$$

其中 I 是单位矩阵， $\mu > 0$ 。

对与 $\mu > 0$ ，保证 $(J^T J + \mu I)$ 正定，确保了 $\Delta\mathbf{x}$ 是梯度下降的方向。当 μ 较大时，算法趋向于梯度下降法，步伐较小但方向稳定，适用于初始值远离最优解的

情况。当 μ 较小时，算法趋向于高斯-牛顿法，利用二阶信息加快收敛速度，适用于接近最优解时。

阻尼因子的初始选取：

$$\mu = \tau \cdot \max_j \{(J^T J)_{ii}\} \quad (3-27)$$

其中按需设定 $\tau \in [10^{-8}, 1]$

阻尼因子的更新策略通过比例因子来确定：

$$\rho = \frac{S(\mathbf{x}) - S(\mathbf{x} + \Delta \mathbf{x})}{L(\mathbf{0}) - L(\Delta \mathbf{x})} \quad (3-28)$$

$$\begin{aligned} L(\mathbf{0}) - L(\Delta \mathbf{x}) &= -\Delta \mathbf{x}^T J^T F - \frac{1}{2} \Delta \mathbf{x}^T J^T J \Delta \mathbf{x} \\ &= -\frac{1}{2} \Delta \mathbf{x}^T [-2b + (J^T J + \mu I - \mu I) \Delta \mathbf{x}] = \frac{1}{2} \Delta \mathbf{x}^T (\mu \Delta \mathbf{x} + b) \end{aligned} \quad (3-29)$$

其中 $b = -J^T F$ ， $\rho > 0$ 时， $\mu := \mu * \max \left\{ \frac{1}{3}, 1 - (2\rho - 1)^3 \right\}$ ， $\nu := 2$ ； $\rho \leq 0$ 时， $\mu := \mu * \nu$ ，

$\nu := 2 * \nu$

迭代的终止条件设定为：

1. 一阶导数为 0， $S'(x) = 0$ 或 $S'(x) < \varepsilon_1$ ， ε_1 是设定得到终止条件；
2. x 变化步距足够小， $\Delta \mathbf{x} = x_{new} - x < \varepsilon_2 (x + \varepsilon_2)$ ；
3. 超过最大迭代次数。

3.5.2 GA 算法

遗传算法（Genetic Algorithm, GA）具有显著的全局搜索能力，能够有效避免陷入局部最优解。其并行性特点使其在处理大规模问题时效率更高，且对初始种群的选择不敏感，具有较强的鲁棒性。为了解决 LM 算法中引入的阻尼因子导致算法的迭代收敛速度下降，本文采用遗传算法来设定 LM 算法中的迭代初始值，从而加速迭代的收敛速度。

遗传算法作为一类基于生物进化机制的全局优化技术，其核心原理在于模拟自然选择与基因遗传机制来搜索最优解。如图 3-15 为遗传算法基本流程图，该算法首先将解空间中的候选个体进行特征编码，通过随机化策略构建初始种群，随后依据适应度函数评估各染色体优劣，并通过选择算子保留优质基因。算法通

过基因重组（交叉操作）实现信息交换，辅以随机扰动（变异操作）维持种群多样性，从而在多代迭代中逐步逼近全局最优解。其核心设计要素涵盖：解空间编码策略、种群规模控制、适应度评价体系以及遗传操作参数设置。

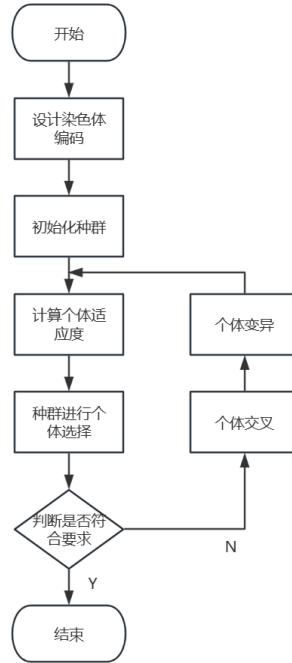


图 3-15 遗传算法基本流程图

3.5.3 LM-GA 算法

由于 LM 算法在接近局部极小值时有快速收敛和高精度搜索的特点，使算法在局部区域内能够迅速定位到最优解，但也存在过度依赖迭代初始值的设定的特点。GA 算法具有全局范围内的快速搜索和收敛能力，能够在更大的解空间中寻找最优解的优势，又能够避免过度依赖初始值的问题。因此，本文综合两种算法的特点及优势，提出一种混合 LM-GA 的迭代数值解法，该算法不仅继承了 LM 算法的局部搜索优势，还利用了 GA 算法的全局搜索能力，保持了算法的鲁棒性和适应性。

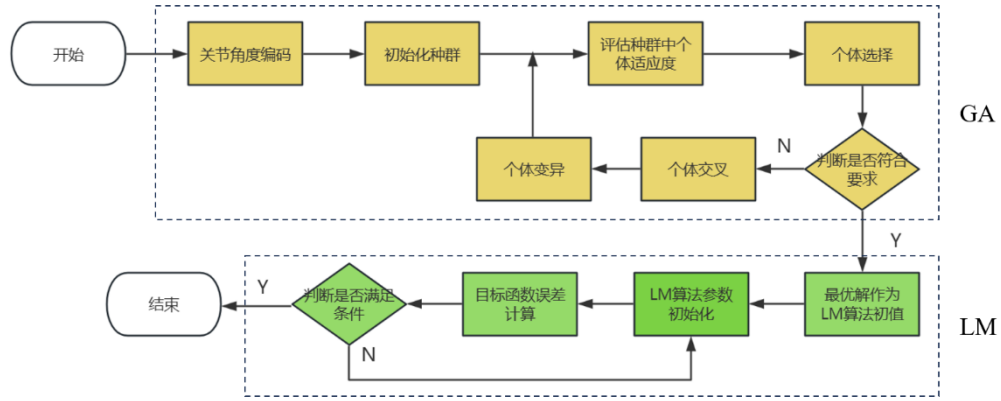


图 3-16 LM-GA 算法的基本流程

LM-GA 算法的核心思想是通过遗传算法确定迭代初始值，利用 LM 算法的迭代优化，动态调整步长和阻尼因子，结合梯度下降和高斯-牛顿方法，逐步逼近使末端执行器达到期望位置的关节角度解，算法流程如图 3-16 所示，其中算法的核心步骤如下：

(1) 迭代算法的初始值的确定。LM-GA 算法首先利用遗传算法定义的适应度函数评估种群，以识别具有高适应度的优秀个体。这些优秀个体被选为 LM 算法的初始值进行进一步求解，然后再将该结果再作为 LM 算法的初始值，通过数值迭代算法收敛至约束边界内的参数最优值。在人-机动作映射系统中，适应度函数的设计需要考虑机械臂末端执行器到达目标位置的精度以及关节角度的物理限制，本文的适应度函数的一般形式为：

$$fitness(\theta) = \omega_1 e^{-\frac{d(\theta)^2}{\sigma^2}} - \omega_2 JointLimit(\theta) \quad (3-30)$$

其中： $d(\theta)$ 是末端执行器在关节角度 θ 下的位置与目标位置之间的欧氏距离； σ 是一个常数，用于控制距离项的影响范围； $JointLimit(\theta)$ 是惩罚函数，当关节角度超出限制时取正值，否则为零； ω_1 和 ω_2 是权重系数，用于平衡距离精度和关节限制的重要性。

这个适应度函数首先确定了优化目标，即最小化末端执行器与目标位置之间的距离，同时考虑到关节角度的物理限制。通过引入指数函数，可以确保适应度值随着距离的增加而迅速减小，从而引导搜索过程向目标位置靠近。同时，通过引入关节限制的惩罚项，可以避免搜索过程中出现不可行的解。

(2) 迭代求解的目标函数。迭代映射算法处理机械臂逆运动学问题的方法

是将寻找逆解的过程视作一个优化问题。这种方法采用模拟人类控制策略的限制条件，并将减少机械臂末端执行器与预定目标之间的误差作为优化的焦点。具体来说，目标函数的构建遵循以下步骤：

根据 2.1 节式（2-3）得到人体手臂末端的位姿矩阵为：

$$T_h = \begin{bmatrix} n_h & o_h & a_h & p_h \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3, h} & p_h \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-31)$$

假设机械臂当前关节角为 θ_r 代入式（2-3）得到机械臂末端执行器当前的位姿矩阵：

$$T_r = \begin{bmatrix} n_r & o_r & a_r & p_r \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3, r} & p_r \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-32)$$

为了使机械臂末端执行器按照手臂末端的期望轨迹运动，需要使当前位姿矩阵中的位置矢量与期望位姿矩阵中的位置矢量之间的误差尽可能小，基于正向运动学推导的末端执行器的定位偏差可近似表示为：

$$\Delta P = \| p_h - p_r \|_2 = \sum_{i=1}^6 \frac{\partial P}{\partial \theta_i} \Delta \theta_i \quad (3-33)$$

将上式（3-33）写成矩阵形式：

$$\Delta P = J_\theta \Delta \delta \quad (3-34)$$

其中 J_θ 为 3×6 型矩阵，称为角度误差矩阵，即：

$$J_\theta = \begin{bmatrix} \frac{\partial p_x}{\partial \theta_1} & \frac{\partial p_x}{\partial \theta_2} & \cdots & \frac{\partial p_x}{\partial \theta_6} \\ \frac{\partial p_y}{\partial \theta_1} & \frac{\partial p_y}{\partial \theta_2} & \cdots & \frac{\partial p_y}{\partial \theta_6} \\ \frac{\partial p_z}{\partial \theta_1} & \frac{\partial p_z}{\partial \theta_2} & \cdots & \frac{\partial p_z}{\partial \theta_6} \end{bmatrix} \quad (3-35)$$

$\Delta \delta$ 是六个关节的角度误差组成的 6×1 的矢量，即：

$$\Delta \delta = (\Delta \theta_1, \dots, \Delta \theta_6) \quad (3-36)$$

在通常情况下 J_θ 是奇异方阵，求解 $\Delta \delta$ 时需要用到广义逆矩阵。矩阵 J_θ 的广义逆矩阵是 J_θ^+ ，求得该线性方程组的解为^[57]：

$$\Delta \delta = J_\theta^+ \Delta P = (J_\theta^T J_\theta)^{-1} J_\theta^T \Delta P \quad (3-37)$$

该算法通过引入阻尼因子参数 μ 的调整实现了可动态调整迭代的步长实现收敛，迭代求解过程中，LM 算法通过调整参数 μ 值来平衡计算精度和误差的减

小，使机械臂末端执行器的末端位置不断逼近目标位置。其通式为：

$$\Delta\delta = J_{\theta}^+ \Delta P = (J_{\theta}^T J_{\theta} + \mu I)^{-1} J_{\theta}^T \Delta P \quad (3-38)$$

(3) 迭代求解的关约束。考虑上述迭代的目标函数由于缺少末端姿态的限制，存在无穷多解的情况，且末端执行器从当前位姿运动到目标位姿的过程中，其旋转关节转角变换必须要均匀连续，避免机械臂关节运动速率的突变和对关节的冲击。在机械臂进行连续路径规划的任务中，假设存在一系列关键节点，记为 $P_k(k=1,2,\dots)$ 。通过应用机械臂的逆运动学迭代方法，为每一个节点 P_k 计算出对应的关节角度向量，记为 θ_k 。这个过程的目的确保当前计算得到的关节角度向量 θ_k 与前一个解 θ_{k-1} 尽可能接近，以保持机械臂运动的连续性和平滑性，从而实现机械臂动作的平稳过渡。

$$\min_k \|\Delta\theta\| = \|\theta_{k+1} - \theta_k\| \quad k = 1, 2, \dots \quad (3-39)$$

同时机械臂各关节的角度限制条件应设置为：

$$\theta_{i,min} \leq \theta_i \leq \theta_{i,max} \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (3-40)$$

式中 $\theta_{i,min}$ 和 $\theta_{i,max}$ 分别表示第 i 个关节的对应的关节下限和关节上限。

将 3.3 节中求得的机械臂腕关节和肘关节的关节角度以约束的形式加入算法的迭代过程中，实现了关节映射与末端映射的混合。

通过将逆运动学问题转化为一个多目标约束的优化问题，应用 LM-GA 映射算法来寻找解决方案。这种方法确保了所得到的逆解不仅满足所有的约束条件，而且是在这些约束下的最优解，消除了解决方案的不确定性和随机性。优化模型如下：

$$\begin{cases} \min_k \|p_h - p_r\|_2 \\ \min_k \|\Delta\theta\| = \|\theta_{k+1} - \theta_k\| \quad k = 1, 2, \dots \\ \theta_{i,min} \leq \theta_i \leq \theta_{i,max} \quad i = 1, 2, \dots, 6 \end{cases} \quad (3-41)$$

式 (3-41) 即为机械臂逆运动学问题的目标函数，包含了两个非线性方程和一个约束方程。

3.5.4 映射算法分析

(1) 收敛性分析

在保留最优个体、变异概率非零的条件下，GA 能以概率 1 渐近收敛到全局

最优解；当初始值位于局部极小邻域时，LM 具有二阶收敛速度。通过 GA 提供高质量初始值，使 LM 快速进入局部收敛阶段，从而提升整体收敛速度。

1) 前提条件与假设

目标函数性质： $f(x)$ 在搜索空间 $\Omega \subseteq R^n$ 上连续可微；存在全局最小值 x^* ，且在局部领域内 $f(x)$ 满足 Lipschitz 连续性和强凸性(保证 LM 的局部收敛性)。

算法参数假设：采用精英保留策略，变异概率 $p_m > 0$ ，交叉概率 $p_c > 0$ ，种群规模 M 足够大以保证模式采样（GA 部分）；当初始点 x_0 进入 x^* 的领域 $\|x_0 - x^*\| < \delta$ 时，LM 算法收敛。

2) 全局收敛性证明

定理 1（GA 的渐近收敛性）：

在保留精英个体且变异概率 $p_m > 0$ 的条件下，GA 种群序列 $\{P_t\}$ 满足：

$$\forall \epsilon > 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbb{P} \left(\min_{x \in P_t} \|x - x^*\| < \epsilon \right) = 1 \quad (3-42)$$

定理 2（LM 的局部收敛速度）：

若初始点 x_0 满足 $\|x_0 - x^*\| < \delta$ ，且 $f(x)$ 在领域内二阶可微且 Hessian 矩阵 $\nabla^2 f(x^*)$ 在 x^* 处正定，则 LM 迭代满足：

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq C \|x_k - x^*\|^2 \quad (3-43)$$

$$\text{其中 } C = \frac{\nabla^2 f(x^*)^{-1}}{2}$$

（2）算法鲁棒性分析

定义 $S = \{x \in \Omega \mid \|x - x^*\| < \delta\}$ ，并假设 $\mu(S) > 0$ 。

传统的 LM 算法严重依赖初始点，初始点选择不当易陷入局部最优。在初始值的选定上引入 GA 算法，GA 的随机种群生成机制能以高概率覆盖全局最优解的邻域。通过概率论中的测度覆盖理论，可以证明当种群规模 M 满足

$$M \geq \frac{\log(1-\delta)}{\log\left(1 - \frac{\mu(S)}{\mu(\Omega)}\right)} \text{ 时 } (\delta \text{ 为置信度, } \mu(S) \text{ 为全局吸引盆测度}), \text{ 至少有一个个体}$$

落入最优领域。一旦 GA 提供初始点进入全局吸引盆，LM 的局部收敛性可被严格继承。

实际优化问题常受观测噪声或模型误差干扰，可能导致梯度估计偏差。GA 通过种群中多个个体的适应度评估，利用大数定律降低噪声对整体搜索方向的影响。在加性噪声 $\epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ ，种群适应度评估的方差随 M 增大而降低，即

$$\text{Var}(\bar{f}) = \frac{\sigma^2}{M}。LM 通过动态调整阻尼因子 λ ，在梯度不可靠时退化为梯度下降，$$

抑制噪声放大。通过扰动分析证明其迭代误差的有界性：

$$\|\theta_{k+1} - \theta^*\| \leq \gamma \|\theta_k - \theta^*\| + C\epsilon，其中 \epsilon 为噪声上界。$$

3.6 本章小结

本章主要探讨了异构人-机动作映射模型的构建，提出了一种末端位姿映射和关节映射混合的映射方案，详细阐明了人-机映射运动交互控制过程中人、机姿态的准确表达与同姿态控制的复杂关系。首先，对人与机器之间的运动特性和结构的差异性进行了深入分析，明确了在动作映射过程中需要考虑的关键因素。然后详细介绍了人臂关节信息的采集方法，并提出了运动数据的预处理方法。本章利用了人-机混合映射中的坐标变换，为实现精确的轨迹映射奠定了基础。最后提出了 LM-GA 映射算法，将手臂末端位置和部分关节角度信息通过迭代计算得到机械臂的关节角度数据，并对算法进行了合理性分析。

第4章 基于模型预测控制的机械臂轨迹控制

在上一章中，已经分析了基于异构人-机动作映射模型的机械臂轨迹跟踪，但在实际复杂工况中存在机械臂动力学模型的不确定性、关节摩擦干扰及动态障碍物等外部因素，会显著降低跟踪精度。针对机器人系统高度非线性耦合特征引发的控制难题，传统单关节独立控制模式难以实现动态误差补偿，致使关节跟踪精度与末端执行器轨迹跟踪性能呈现层级解耦特性。本章构建了模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）框架，通过引入遗传算法对控制器权重参数进行全局寻优，建立线性预测模型实现末端轨迹的高精度跟踪控制。该方法在保留模型预测控制滚动优化特性的同时，有效解决了参数敏感性问题，增强了系统对非线性动态的适应能力。

4.1 模型预测控制基本原理

MPC 基于模型预测系统未来行为，在线滚动优化确定控制输入，结合反馈校正提高模型精度，并在每个控制周期实施控制，以实现系统输出对参考信号的有效跟踪和对约束条件的严格满足，同时确保闭环系统的稳定性，其原理如图 4-1 所示：

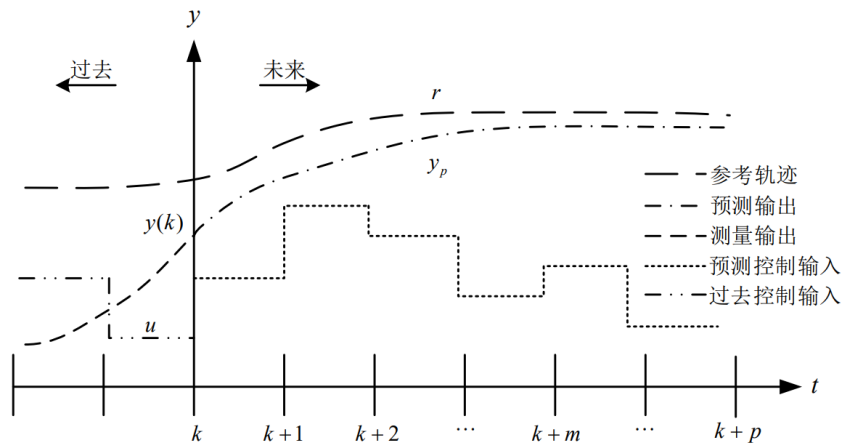


图 4-1 模型预测控制原理图

其中， u 表示系统输入， y 表示系统输出， r 表示参考值， k 表示当前时刻， k 时刻之前代表过去时间， k 时刻之后代表未来时间。MPC 基本原理可以描述为三个步骤：

(1) 步骤一：在时刻 k ，读取系统状态信息，即系统的输出 $y(k)$ ；

(2) 步骤二：对系统施加控制输入 $u(k|k)$ ，根据系统模型预测系统的表现为 $y(k+1|k)$ 。在 $k+1$ 时刻，对系统施加一个控制输入 $u(k+1|k)$ ，根据模型预测系统的表现为 $y(k+2|k)$ 。以此类推，直到在时刻 $k+N_p$ ，对系统施加一个控制输入 $u(k+N_p-1|k)$ ，根据系统模型预测系统的表现为 $y(k+N_p|k)$ ，此时可以预测系统起始于 $y(k)$ 的未来一段时间内的输出，记为：

$$Y_{pre} = [y_p(k+1|k) \quad y_p(k+2|k) \quad \dots \quad y_p(k+N_p|k)]^T \quad (4-1)$$

其中， N_p 称为预测时域， $y_p(k+1|k)$ 表示当前时刻 k 预测 $k+1$ 时刻的输出， $y_p(k+2|k)$ 表示当前时刻 k 预测 $k+2$ 时刻的输出，依此类推。此外，在预测过程中对系统的控制输入序列为：

$$U_k = [u(k|k) \quad u(k+1|k) \quad \dots \quad u(k+N_p-1|k)]^T \quad (4-2)$$

其中， $u(k|k)$ 表示当前时刻 k 计算出的 k 时刻的控制输入， $u(k+1|k)$ 表示当前时刻 k 计算出的 $k+1$ 时刻的控制输入，以此类推。然后基于控制序列 U_k 求解最优化问题，目标函数如下：

$$\min_k J(y(k), U(k)) = \sum_{i=k+1}^{k+N_p} (r(i) - y_p(i|k))^2 \quad (4-3)$$

(3) 步骤三：在 k 时刻，通过公式 (4-3) 计算出的最优控制序列 U_k ，考虑系统的不确定性、测量误差等因素，在实际控制中只取 $u(k|k)$ 作用于系统。因此，这就要求当对系统输入 $u(k|k)$ 后，在 $k+1$ 时刻，将预测时域和控制时域都向未来移动一个单位时刻。并再次进行步骤二。

上述过程称为滚动优化控制。其优势在于通过不断更新优化过程中的信息，结合系统的最新状态和预测模型，在每个控制周期内实时调整控制策略，能够有效应对系统扰动、模型误差和约束条件的变化，从而提高控制精度和系统的适应性，确保系统输出始终接近期望目标。

4.2 模型预测控制器设计

模型预测控制在强非线性机器人系统中因模型失配易导致控制失效,为此本文提出反馈线性化与线性 MPC 融合策略,通过非线性状态反馈构建等效线性模型,基于此设计线性预测控制器,在保留滚动优化与约束处理能力的同时规避传统非线性 MPC 的高计算负担。该方法以结构化补偿机制弱化系统非线性特征,为机械臂高效优化控制提供新范式。

对于无干扰的 n 自由度机械臂的系统设计 MPC 控制器,定义状态变量 $x_1 = q, x_2 = \dot{q}$, 则式 (2-54) 可改写为连续状态空间方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + M^{-1}(x_1)\tau \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4-4)$$

根据反馈线性化的原理,令等效输入 $u = f(x_1, x_2) + M^{-1}(x_1)\tau$, 则系统 (4-4) 可等效为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4-5)$$

其中 $x_1, x_2 \in R^{n \times 1}, u \in R^{n \times 1}$ 。模型预测控制器的设计步骤如下。

(1) 预测模型建立

对于系统 (4-5), 令 $x = [x_1, x_2]^T$, 预测模型可以写成状态空间方程的形式:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} 0_{n \times n} & I_{n \times n} \\ 0_{n \times n} & 0_{n \times n} \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0_{n \times n} \\ I_{n \times n} \end{bmatrix} u \quad (4-6)$$

使用欧拉法对系统进行离散化, 则系统的离散状态空间模型表示为:

$$\begin{cases} x_{[k+1]} = A_d x_{[k]} + B_d u_{[k]} \\ y_{[k]} = C_d x_{[k]} \end{cases} \quad (4-7)$$

其中 $A_d = \begin{bmatrix} I_{n \times n} & T_{n \times n} \\ 0_{n \times n} & I_{n \times n} \end{bmatrix}$, $B_d = \begin{bmatrix} 0_{n \times n} \\ T_{n \times n} \end{bmatrix}$, $C_d = [I_{n \times n} \quad 0_{n \times n}]$, $x_{[k]}$ 为 $m \times 1$ 的状态向量,

$u_{[k]}$ 为 $p \times 1$ 的输入向量。

(2) 状态变量预测

首先做出合理假设: 当时间超过控制区间之后, 控制量将保持为常数。为了便于表述, 默认选择控制区间等于预测区间。

在 k 时刻，系统将预测 N_p 以内的状态变量的变化趋势，其中 $k+1$ 时刻的状态变量的预测值为：

$$x_{[k+1|k]} = A_d x_{[k|k]} + B_d u_{[k|k]} \quad (4-8)$$

$k+2$ 时刻的状态变量预测值为：

$$x_{[k+2|k]} = A_d^2 x_{[k|k]} + A_d B_d u_{[k|k]} + B_d u_{[k+1|k]} \quad (4-9)$$

以此类推，可以得到 $k + N_p$ 时刻的状态：

$$\begin{aligned} x_{[k + N_p|k]} = & A_d^{N_p} x_{[k|k]} + A_d^{N_p-1} B_d u_{[k|k]} + \cdots + A_d B_d u_{[k + N_p - 2|k]} \\ & + B_d u_{[k + N_p - 1|k]} \end{aligned} \quad (4-10)$$

其中， N_p 是预测时域， $k+i|k$ 表示该值在 k 时刻对 $k+i$ 时刻的预测值。

为了简化分析，定义

$$X_{[k]} = [x_{[k+1|k]} \quad x_{[k+2|k]} \quad \cdots \quad x_{[k + N_p|k]}]^T \quad (4-11)$$

$$U_{[k]} = [u_{[k|k]} \quad u_{[k+1|k]} \quad \cdots \quad u_{[k + N_p - 1|k]}]^T \quad (4-12)$$

则预测状态变量可以写成矩阵形式：

$$X_{[k]} = \Phi x_{[k|k]} + \Gamma U_{[k]} \quad (4-13)$$

$$\text{其中 } \Phi = \begin{bmatrix} A_d \\ A_d^2 \\ \vdots \\ A_d^{N_p} \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} B_d & 0 & \cdots & 0 \\ A_d B_d & B_d & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_d^{N_p-1} B_d & A_d^{N_p-2} B_d & \cdots & B_d \end{bmatrix}$$

定义 k 时刻的预测输出序列 $Y_{[k]} = [y_{[k+1|k]} \quad y_{[k+2|k]} \quad \cdots \quad y_{[k+N_p|k]}]^T$ ， $U_{[k]}$ 是通过计算得到的输入序列，设计控制器的目标就是要找到最优的控制序列

$$U_{[k]}^* = [u_{[k|k]}^* \quad \cdots \quad u_{[k+N_p-1|k]}^*]^T, \quad \text{使得性能指标函数的值最小。}$$

(3) 性能指标函数设计

本文设计的 MPC 控制器旨在解决机械臂系统在动态环境下同时面临外部扰动的问题，其核心控制目标为实现高精度轨迹跟踪控制，同时确保控制输入量始终满足执行机构的物理约束条件。

对于轨迹跟踪控制，本文采用输入增量控制，使用 $\Delta u_{[k]}$ 作为性能指标中的一

项代价，将影响控制输入的速度变化，从而生成更加平滑的控制输入，避免系统过快地变化。定义输入增量为：

$$\Delta u_{[k]} = u_{[k]} - u_{[k-1]} \quad (4-14)$$

将式（4-14）代入式（4-8）可得：

$$x_{[k+1]} = A_d x_{[k]} + B_d \Delta u_{[k]} + B_d u_{[k-1]} \quad (4-15)$$

根据式（4-8）的一般形式，假设其控制目标为 x_d ，其动态方程为：

$$x_{d[k+1]} = A_D x_{d[k]} \quad (4-16)$$

其中 A_D 是目标状态的转移矩阵。当控制目标 x_d 为常数时， $A_D = I$ 。

引入状态误差为：

$$e_{[k]} = x_{[k]} - x_{d[k]} \quad (4-17)$$

引入误差之后，控制目标从对轨迹的追踪转化为对误差的调节。

性能指标函数可以设计为：

$$J = \frac{1}{2} e^T[k + N_p|k] S e[k + N_p|k] + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N_p-1} [e^T[k + i|k] Q e[k + i|k] + \Delta u^T[k + i|k] R \Delta u[k + i|k]] \quad (4-18)$$

其中 S 、 Q 、 R 分别代表系统的末端代价、运行代价和控制量的代价的权重系数矩阵。

定义

$$x_{a[k]} = \begin{bmatrix} x_{[k]} \\ x_{d[k]} \\ u_{[k-1]} \end{bmatrix} \quad (4-19)$$

根据式（4-14）、式（4-15）和式（4-16），可得：

$$x_{a[k+1]} = A_a x_{a[k]} + B_a \Delta u_{[k]} \quad (4-20)$$

$$\text{其中 } A_a = \begin{bmatrix} A_d & 0_{n \times n} & B_d \\ 0_{n \times n} & A_D & 0_{n \times p} \\ 0_{p \times n} & 0_{p \times n} & I_{p \times p} \end{bmatrix}, \quad B_a = \begin{bmatrix} B_d \\ 0_{n \times p} \\ I_{p \times p} \end{bmatrix}$$

定义矩阵 $C_a = [I_{n \times n} \quad -I_{n \times n} \quad 0_{n \times p}]$ ，可得：

$$e_{[k]} = x_{[k]} - x_{d[k]} = C_a x_{a[k]} \quad (4-21)$$

令 $C_a^T Q C_a = Q_a$ ， $C_a^T S C_a = S_a$ ，代入式（4-18）得：

$$J = \frac{1}{2} x_{a[k+N_p|k]}^T S_a x_{a[k+N_p|k]} + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N_p-1} \left[x_{a[k+i|k]}^T Q_a x_{a[k+i|k]} + \Delta u_{[k+i|k]}^T R \Delta u_{[k+i|k]} \right] \quad (4-22)$$

将性能指标函数转化为二次规划的标准形式，调整式（4-22）得到：

$$J = \frac{1}{2} x_{a[k|k]}^T Q_a x_{a[k|k]} + \frac{1}{2} X_{[k]}^T \begin{bmatrix} Q_a & \cdots & 0 \\ \vdots & Q_a & \vdots \\ 0 & \cdots & S_a \end{bmatrix} X_{[k]} + \frac{1}{2} \Delta U_{[k]}^T \begin{bmatrix} R & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & R \end{bmatrix} \Delta U_{[k]} \quad (4-23)$$

$$\text{定义 } \Omega = \begin{bmatrix} Q_a & \cdots & 0 \\ \vdots & Q_a & \vdots \\ 0 & \cdots & S_a \end{bmatrix}_{(mN_p) \times (mN_p)}, \Psi = \begin{bmatrix} R & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & R \end{bmatrix}_{(pN_p) \times (pN_p)}, \Omega \text{ 和 } \Psi \text{ 都是对称}$$

矩阵，代入式（4-23）中去掉不受控制量 $U_{[k]}$ 影响的项，化简后得到二次规划的标准形式：

$$J = U_{[k]}^T F x_{[k|k]} + \frac{1}{2} U_{[k]}^T H U_{[k]} \quad (4-24)$$

其中 $F = \Gamma^T \Omega \Phi$ ， $H = \Gamma^T \Omega \Gamma + \Psi$ 。

（4）约束标准化

在机械臂的控制过程中，最常见的约束形式是对输入量和状态变量施加上下限的约束，即：

$$u_{low} \leq u_{[k]} \leq u_{high} \quad (4-25)$$

$$x_{low} \leq x_{[k]} \leq x_{high} \quad (4-26)$$

引入矩阵 M 、 P 和 M_{N_p} ，通过变换得到矩阵形式：

$$M x_{[k]} + P u_{[k]} \leq \beta \quad (4-27)$$

$$M_{N_p} x_{[k+N_p]} \leq \beta_{N_p} \quad (4-28)$$

$$\text{其中 } M = \begin{bmatrix} 0_{p \times m} \\ 0_{p \times m} \\ -I_{m \times m} \\ I_{m \times m} \end{bmatrix}_{(2m+2p) \times m}, P = \begin{bmatrix} -I_{p \times p} \\ I_{p \times p} \\ 0_{m \times p} \\ 0_{m \times p} \end{bmatrix}_{(2m+2p) \times p}, \beta = \begin{bmatrix} -u_{low} \\ u_{high} \\ -x_{low} \\ x_{high} \end{bmatrix}_{(2m+2p) \times 1}$$

$$M_{N_p} = \begin{bmatrix} -I_{m \times m} \\ I_{m \times m} \end{bmatrix}_{2m \times m}, \beta_{N_p} = \begin{bmatrix} -x_{low} \\ x_{high} \end{bmatrix}_{2m \times 1}$$

通过推导得到：

$$\bar{M}x[k|k] + \bar{M}X[k] + \bar{P}U[k] \leq \bar{\beta} \quad (4-29)$$

$$\begin{aligned} \text{其中 } \bar{M} &= \begin{bmatrix} M_{(2m+2p) \times m} \\ 0_{(2m+2p) \times m} \\ \vdots \\ 0_{(2m \times m)} \end{bmatrix}_{((2m+2p)N_p+2m) \times m} \\ \bar{M} &= \begin{bmatrix} 0_{(2m+2p) \times m} & \cdots & \cdots & 0 \\ M_{(2m+2p) \times m} & 0 & \cdots & \vdots \\ 0 & M_{(2m+2p) \times m} & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & M_{N_p 2m \times m} \end{bmatrix}_{((2m+2p)N_p+2m) \times (mN_p)} \\ \bar{P} &= \begin{bmatrix} P_{(2m+2p) \times p} & 0 & \cdots & 0 \\ 0_{(2m+2p) \times p} & P_{(2m+2p) \times p} & \cdots & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ \vdots & \cdots & 0 & P_{(2m+2p) \times p} \\ 0 & \cdots & \cdots & 0_{2m \times p} \end{bmatrix}_{((2m+2p)N_p+2m) \times (pN_p)} \\ \bar{\beta} &= \begin{bmatrix} \beta_{(2m+2p) \times 1} \\ \beta_{(2m+2p) \times 1} \\ \cdots \\ \beta_{N_p 2m \times 1} \end{bmatrix}_{((2m+2p)N_p+2m) \times 1} \end{aligned}$$

为了用 $U[k]$ 表示 $X[k]$ ，将式 (4-29) 调整为：

$$(\bar{M}\Gamma + \bar{P})U[k] \leq \bar{\beta} - (\bar{M} + \bar{M}\Phi)x[k|k] \quad (4-30)$$

将上式 (4-30) 进一步简化为：

$$NU[k] \leq \bar{\beta} + bx[k|k] \quad (4-31)$$

其中 $N = \bar{M}\Gamma + \bar{P}$ ， $b = -(\bar{M} + \bar{M}\Phi)$ ，式中只含有待求解的控制序列 $U[k]$ 以及 k 时刻的初始值 $x[k|k]$ 。

式 (4-24) 和式 (4-31) 将 MPC 轨迹追踪问题转换成含有约束的二次规划问题，寻找最优控制序列 $U[k]^*$ ，即求解

$$\min_U J = U_{[k]}^T F x_{[k|k]} + \frac{1}{2} U_{[k]}^T H U_{[k]} \quad (4-32)$$

同时满足约束

$$N U_{[k]} \leq \bar{\beta} + b x_{[k|k]} \quad (4-33)$$

MPC 控制器的整体设计思路如图 4-2 所示。

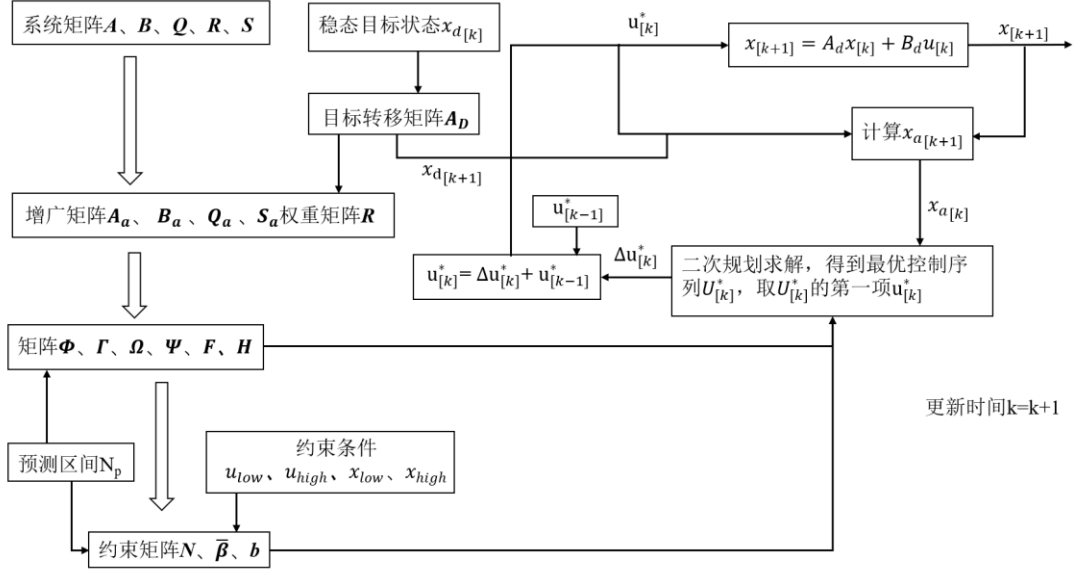


图 4-2 MPC 轨迹追踪控制器设计

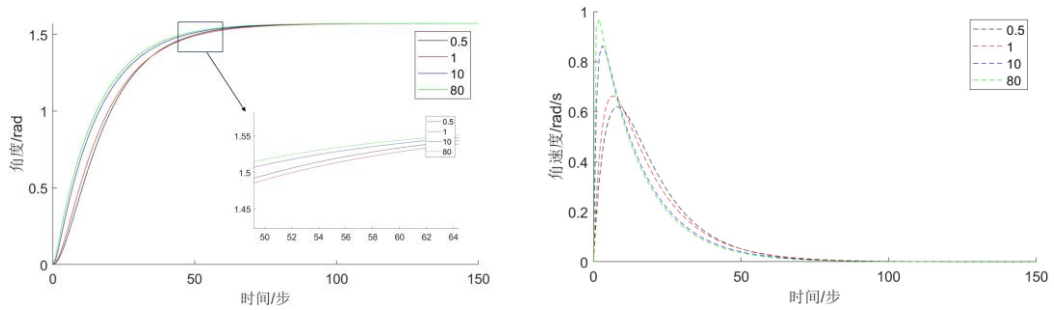
4.3 基于遗传算法的模型预测控制器权重优化

在利用模型预测控制器进行机械臂轨迹追踪的过程中，权重系数对 MPC 控制器的性能具有重要影响。MPC 作为一种基于优化的控制方法，通常通过定义综合考虑多个控制目标的成本函数来实现轨迹跟踪，这些目标包括轨迹跟踪误差、控制输入的平滑性和能量消耗。这些目标之间往往是相互冲突的，通过合理设置权重系数，可以在这些相互冲突的目标之间进行有效的权衡，确保控制器在满足轨迹跟踪要求的同时，保持控制输入的平滑性和节能性。适当的权重系数设置可以增强控制器的鲁棒性和对不确定性因素（如模型参数误差和外部干扰）的适应性，确保在实际操作中仍能保持良好的控制性能。

终端误差的权重矩阵 S 的权重较大，意味着控制器更重视减少终端误差，可能会更积极地进行调整，导致控制输入的变化较大，可能会使系统响应更快，但也可能引起超调或振荡，甚至导致不稳定。反之，如果 S 较小，控制器可能对误

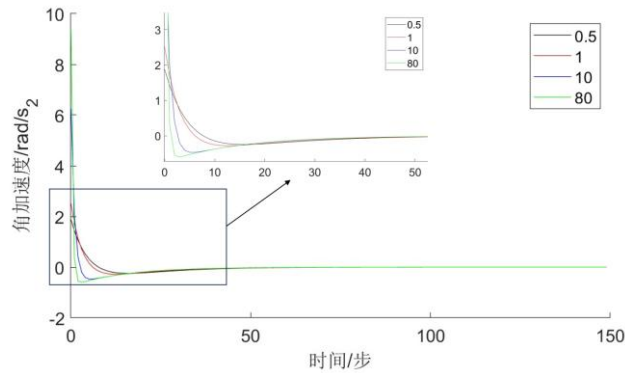
差不那么敏感，响应较慢，但控制输入的变化较小，系统可能更稳定，但跟踪精度下降。

MPC 控制器以优化机械臂末端轨迹跟踪品质为核心目标，着重考察状态权重矩阵 $\mathbf{Q}$ 对控制性能的调控作用。如图 4-3 所示是不同的权重矩阵 $\mathbf{Q}$ 对 MPC 控制器性能的影响。运行代价权重系数矩阵 $\mathbf{Q}$ 主要影响预测时域内的运行性能，特别是状态偏差。如果 $\mathbf{Q}$ 较大，控制器能提升收敛速度，减少轨迹偏差，但可能会导致状态变量超出阈值范围；如果 $\mathbf{Q}$ 较小，控制器的输入量处于较低水平，不会出现控制量的剧烈变化，但追踪精度的效果较差。因此合适的运行代价权重矩阵值有助于提高控制的精度，减少机械臂运动过程中的波动。



(a) 关节 5 角度随时间的变化

(b) 关节 5 角速度随时间的变化

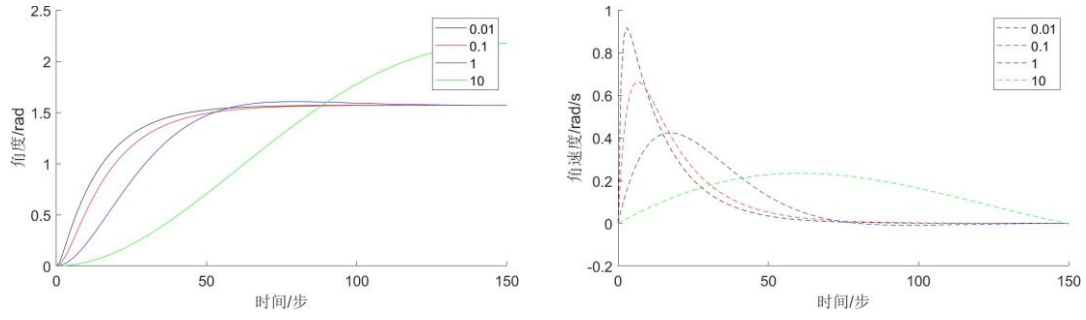


(c) 关节 5 角加速度随时间的变化

图 4-3 不同 $\mathbf{Q}$ 对 MPC 控制器的性能影响

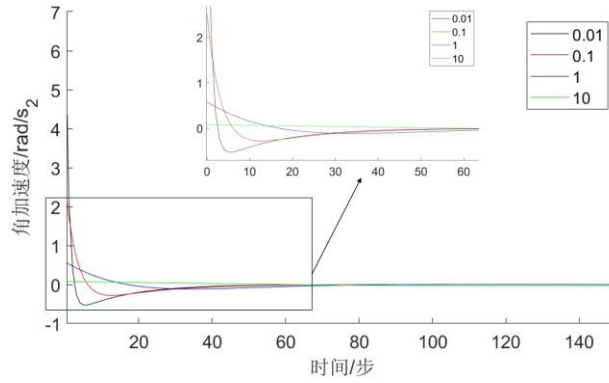
以控制输入的权重矩阵 $\mathbf{R}$ 为例分析权重系数对 MPC 控制器性能的影响。如图 4-4 所示是不同的权重矩阵 $\mathbf{R}$ 对 MPC 控制器性能的影响。控制输入的权重矩阵 $\mathbf{R}$ 较大，控制器会倾向于使用更小的控制输入，避免过大的执行器动作，这可能导致响应变慢，跟踪误差增大，甚至出现无法收敛的情况，但能减少执行机构的磨损和能量消耗。如果 $\mathbf{R}$ 较小，控制器更愿意使用更大的控制输入，可能会更

快地响应误差，提高跟踪精度，但也可能导致执行器饱和或系统不稳定。



(a) 关节 5 角度随时间的变化

(b) 关节 5 角速度随时间的变化



(c) 关节 5 角加速度随时间的变化

图 4-4 不同 R 对 MPC 控制器的性能影响

由于终端误差权重矩阵 S 与运行代价权重矩阵 Q 在计算过程中最终合并为一个矩阵，为了便于计算，本文在 MPC 控制器权重系数的确定中将终端误差的权重矩阵 S 系数与运行代价权重矩阵 Q 系数控制相等。通过上述分析表明，跟踪精度与输入约束作为控制系统的关键影响因子，其协同优化需通过权重矩阵 Q 与 R 的合理配比实现。这种多目标折中设计构成模型预测控制器的核心挑战： Q 矩阵主导系统跟踪性能的稳态精度，而 R 矩阵约束执行机构能量消耗，二者共同影响动态响应与稳定裕度的平衡关系。

为提高机械臂轨迹跟踪模型预测控制性能，采用智能优化算法对权重矩阵 Q 和 R 进行参数整定。本文选择遗传算法作为优化方法，该算法凭借其强大的适应能力、卓越的全局寻优特性以及对目标函数形态无严格要求等优势，相较于其他优化方法更适用于解决权重系数优化问题。通过构建适应度函数量化轨迹跟踪效果，可实现权重参数的自适应寻优，从而提升控制系统的动态响应特性。优化目标为机械臂轨迹跟踪末端偏差和输入能耗，其中机械臂轨迹跟踪末端偏差即机

机械臂到达目标位置时，机械臂关节角度的相对偏差，输入能耗即机械臂到达目标位置所需要的控制输入的总和。其目标函数可写成：

$$J(P, u) = \omega_1 \sum_{i=1}^6 (P - P_d)^2 + \omega_2 \sum_{i=1}^6 u_i^2 \quad (4-34)$$

式中： P 代表机械臂末端的关节坐标位置， P_d 代表根据目标轨迹得到的机械臂末端的关节坐标位置， u_i 为机械臂的关节控制输入， ω_1 和 ω_2 为加权系数。

遗传算法优化权值系数 Q 和 R 的整体流程如图 4-5 所示。

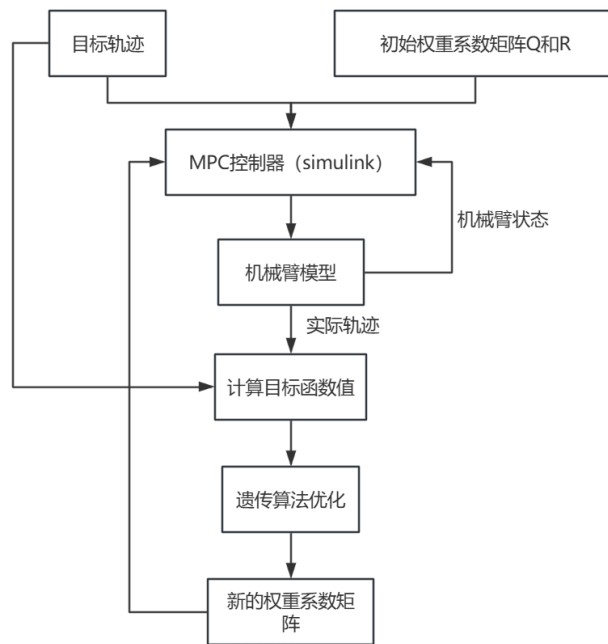


图 4-5 权值系数 Q 和 R 优化流程

4.4 仿真结果

为了验证所设计的 MPC-GA 控制器的性能，本节将该方法应用于机械臂 RM65-B 的动力学模型中，采用 MATLAB 软件进行数值仿真。并将本章提出的方法与传统的 MPC 方法和自适应 PID 方法对比，验证本章提出的方法的有效性。

基于 RM65-B 机械臂的物理约束特性，在仿真模型中设定控制量的阈值边界为：

表 4-1 RM65-B 各关节限制幅值

关节序号	关节角度(°)	关节速度(rad/s)	关节加速度(rad/s ²)
1	-178~178	-3.93~3.93	-10.47~10.47
2	-130~130	-3.93~3.93	-10.47~10.47
3	-135~135	-3.93~3.93	-10.47~10.47
4	-178~178	-3.93~3.93	-10.47~10.47
5	-128~128	-3.93~3.93	-10.47~10.47
6	-180~180	-3.93~3.93	-10.47~10.47

(1) MPC 的轨迹跟踪效果

首先给定一组参考轨迹，量化分析机械臂轨迹跟踪过程中的路径跟随精度偏差。轨迹方程由式（4-35）给出，

$$\begin{cases} x = 200 \cos \theta \\ y = 200 \sin \theta \\ z = 250 \end{cases} \quad (4-35)$$

采样间隔时间为 $T=0.1$ s，仿真时间为 10 s，机械臂的初始角度值为 $q=[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]'$ ，其余仿真参数如表 4-2 所示，MTALB 仿真图如图 4-6 所示。

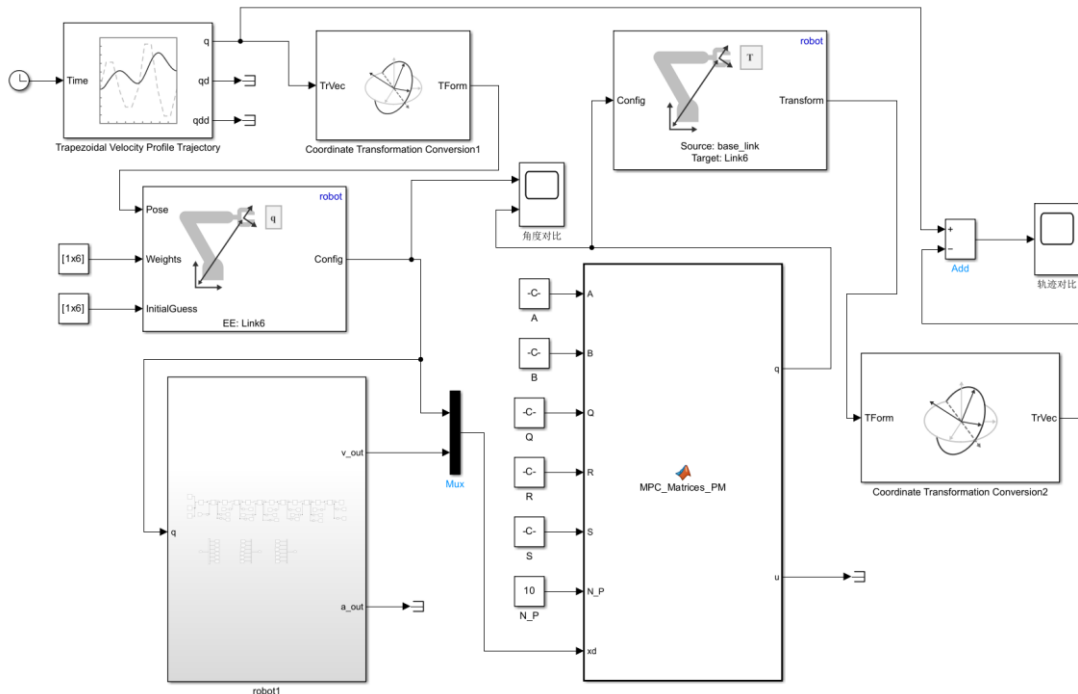


图 4-6 轨迹跟踪 MATLAB 仿真

表 4-2 仿真参数

参数	值
N_p	10
Q	$I_{12 \times 12}$
R	$\text{diag}(0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1)$
S	$I_{12 \times 12}$

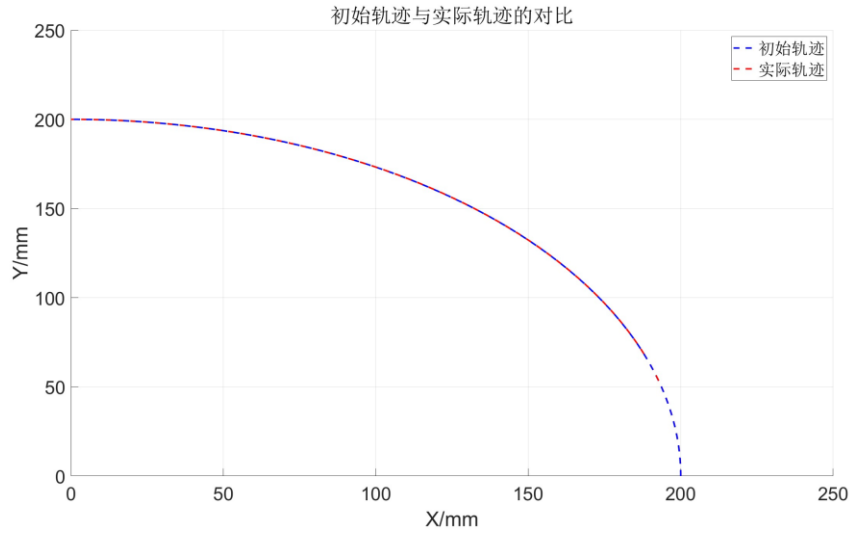


图 4-7 轨迹跟踪效果

MPC 对轨迹的跟踪效果如图 4-7 所示，跟踪误差结果如图 4-8 所示，在机械臂空间轨迹跟踪实验中，机械臂末端执行器在 10 s 的动态测试中是始终保持稳定跟踪状态，跟踪轨迹的平均误差为 0.03 mm，最大瞬时误差不超过 0.05 mm，体现了本文所提出的模型预测控制算在轨迹跟踪上的定位精度和轨迹复现能力。

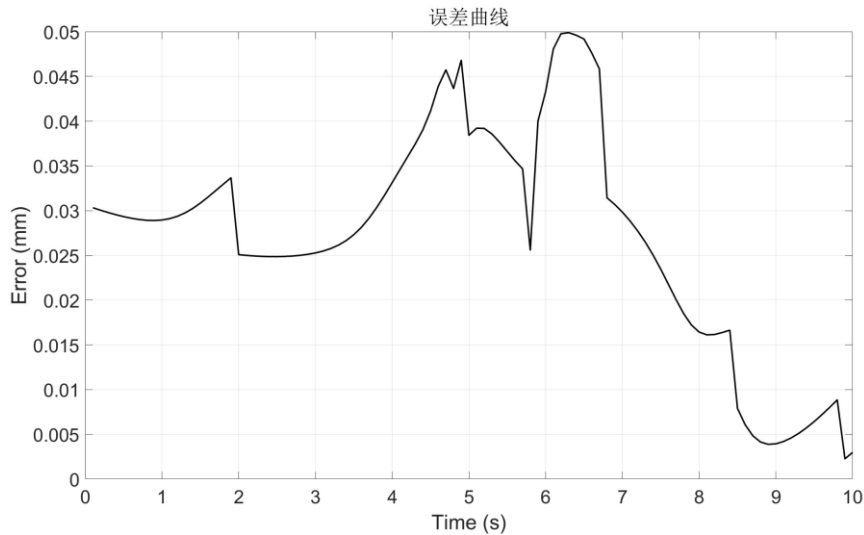


图 4-8 MPC 轨迹跟踪误差

为了进一步证明本文所提出的控制算法的有效性，采用自适应 PID 控制器对同一轨迹做了一个对比仿真分析。六自由度机械臂的末端轨迹跟踪效果如图

4-9 所示，跟踪误差如图 4-10 所示。

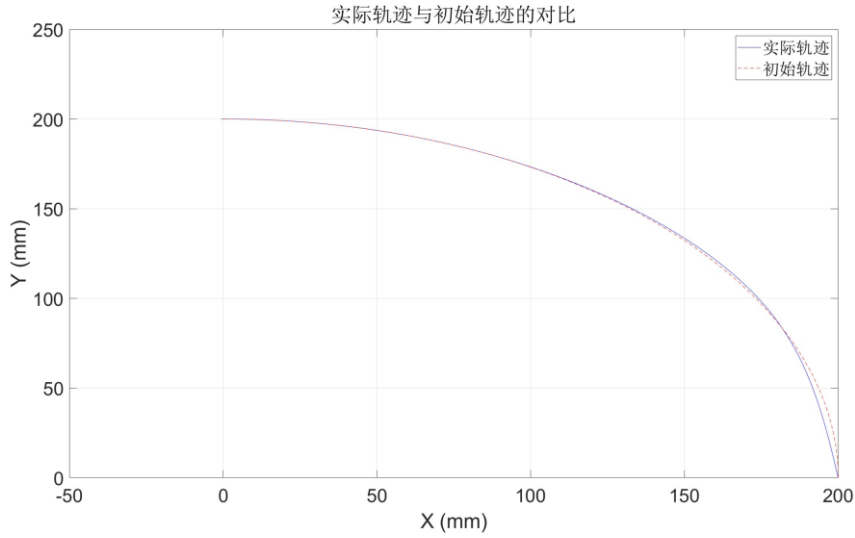


图 4-9 PID 轨迹跟踪效果

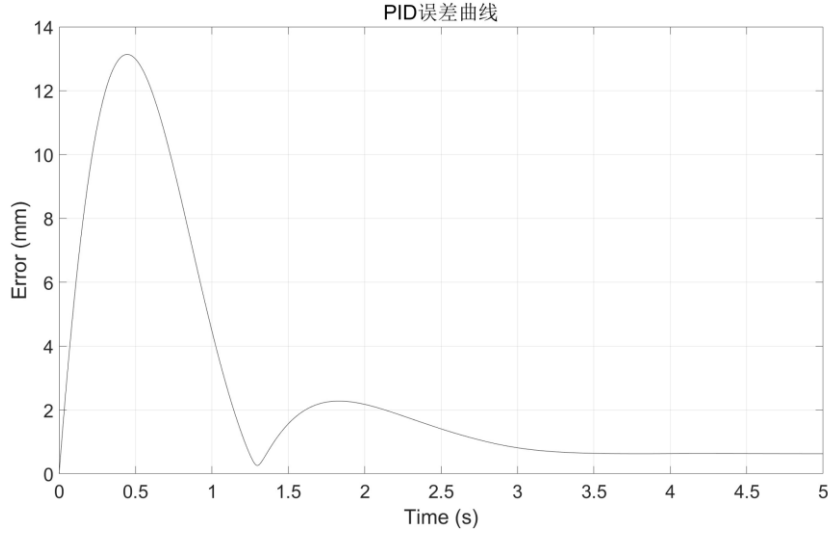


图 4-10 PID 轨迹跟踪误差

由图 4-10 可见，自适应 PID 控制器在机械臂末端轨迹追踪过程中，平均误差为 2.78 mm，而最大误差为 13.14 mm，追踪效果远不及 MPC 控制器。

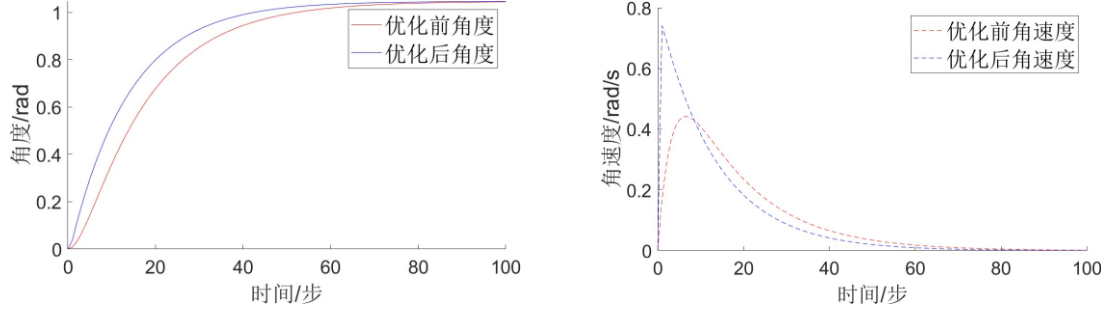
(2) 传统 MPC 与 MPC-GA 控制算法的性能对比

为了确保本文提出的算法在实验中可以有效的优化 MPC 控制器参数，在仿真中，对比了权重系数 Q 和 R 的优化前后控制器性能。为了保证对比的公平性，MPC 控制器的参数相同，预测区间 $N_p=10$ ，离散时间步长 $T=0.1$ 。

权重系数 Q 和 R 的优化前后结果分别为： $Q_{pre} = I_{12 \times 12}$ ， $R_{pre} = \text{diag}(0.1, \dots, 0.1)_{6 \times 6}$ ， $Q_{post} = \text{diag}(78.775, \dots, 78.775)_{12 \times 12}$ ，

$$R_{post} = \text{diag}(0.0108, \dots, 0.0108)_{6 \times 6}。$$

利用优化的权重系数 Q 和 R ，让机械臂的关节角 3 旋转 60° 并保持稳定状态下得到的仿真结果，如图 4-11 所示。



(a) 优化前后关节角度随时间变化

(b) 优化前后关节角速度随时间变化

图 4-11 机械臂轨迹跟踪仿真结果

由图可知：关节角 3 为 60° 时，优化前后的机械臂均能从初始位置到达目标位置，优化后机械臂能更快到达目标位置；优化前后机械臂均能最终达到目标位置并稳定，但优化后的系数响应速度更快，能更早的到达平衡位置，机械臂的能耗也更低。仿真结果验证，当关节角 3 处于 60° 时，经过权重优化后的 MPC 控制器具有更优动态响应，收敛速度明显提升。

4.5 本章小结

本章围绕机械臂轨迹过程中的精度问题展开研究，提出了一种基于遗传算法的模型预测控制轨迹跟踪方法。首先阐述了模型预测控制的基本原理，包括其滚动优化、反馈校正和模型预测的核心思想。详细设计了针对机械臂轨迹跟踪的 MPC 控制算法，通过线性化和离散化得到预测模型，设计性能指标并将约束标准化，实现了对机械臂运动轨迹的优化控制。为进一步提升控制性能，提出一种基于遗传算法的权重优化策略，利用遗传算法的全局搜索能力，对 MPC 目标函数中的权重参数进行优化调整，实现轨迹追踪性能与执行机构鲁棒性的多目标协同优化。通过仿真实验验证了所设计的 MPC 算法的有效性，并将 MPC-GA 算法与传统 MPC 算法和自适应 PID 方法进行对比，经遗传算法优化的控制器在动态响应速度、跟踪误差方面均有显著提升。

第5章 基于光学动作捕捉的异构人-机映射装配实验

为了验证基于光学动作捕捉的异构人-机映射运动控制方法的有效性，本章设计了装配实验来验证。首先，对光学动作捕捉设备在亚毫米级装配任务中的定位能力进行测试，验证人体动作捕捉采集系统的姿态采集的精确性；其次，测试机械臂对人体手臂的末端轨迹的追踪精度能力，验证机械臂在精密装配过程中的精确性和反馈控制算法对轨迹的修正能力的有效性；最后，对人体装配过程进行模拟实验。

5.1 实验平台搭建

本文采用的北京度量科技有限公司的 Nokov 光学三维动作捕捉系统，通过排布在空间中的红外光学动作捕捉镜头，对室内空间的捕捉区域进行覆盖，并对捕捉目标上放置的反光标记点（Marker）进行三维空间位置的精确捕捉。整个 Nokov 动作捕捉系统主要包括镜头、三向云台、标定杆、反光标识点、镜头连接线（网线和 POE 分离器）、POE 交换机以及运动捕捉软件 XINGYING 等构成，如图 5-1 所示，其中相机采用 Mars2H 型号的红外镜头，分辨率为 2048×1088 ，能实时跟踪高速运动物体的轨迹，定位精度达到 0.15 mm 。



图 5-1 光学动作捕捉系统组件

使用三向云台和 C 型夹具将红外光学镜头安装在场地周围，确保覆盖目标区域。所有镜头通过网线接入 POE 交换机实现供电和数据传输，最终连接至计算机的动作捕捉软件。启动软件后，在实时模式下完成镜头连接配置，软件的 2D

和 3D 视图如图 5-2 所示。

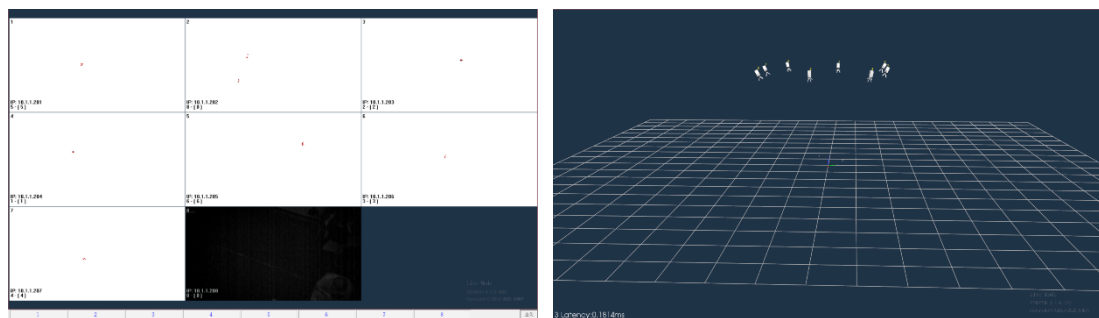


图 5-2 动作捕捉软件界面的 2D 和 3D 视图

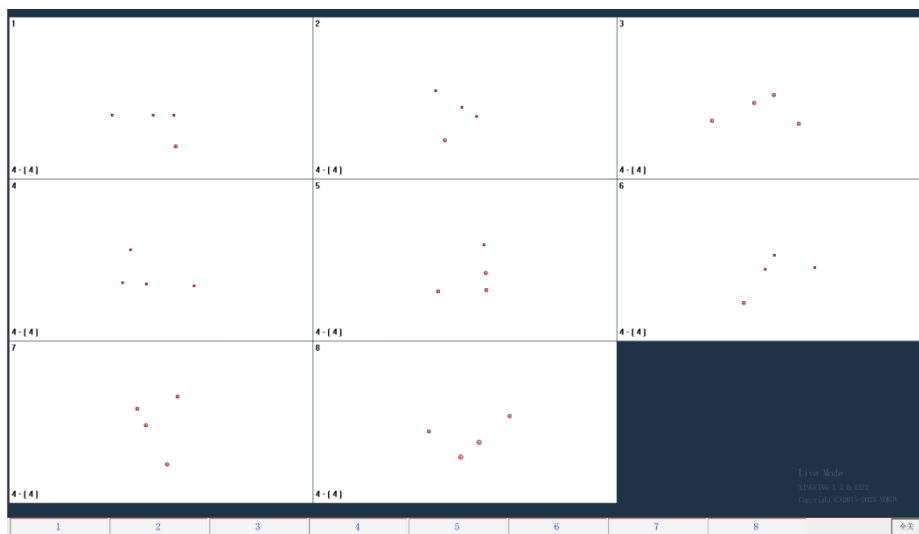


图 5-3 L 型标定

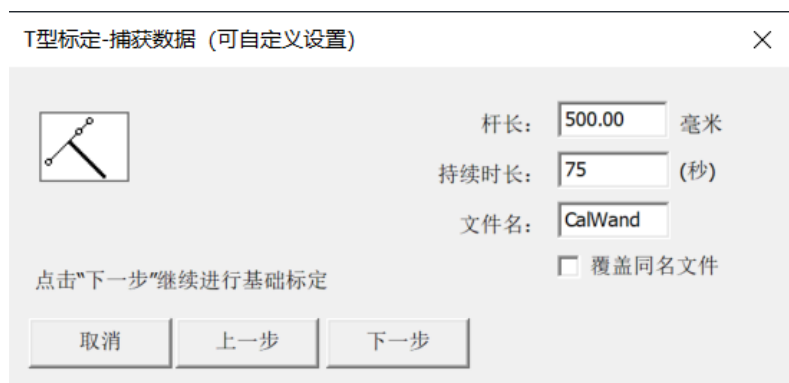


图 5-4 T 型标定

光学动作捕捉系统标定需分 L 型标定（如图 5-3）和 T 型标定（如图 5-4）两步完成：首先调整摄像头位置并清除环境反光干扰，利用 L 型标定杆固定于捕捉区域，通过其四个标记点建立三维世界坐标系原点及轴向，同步获取镜头初始参数；随后移除 L 型杆，手持 T 型标定杆在区域内移动，由多镜头持续采集标记点数据，通过迭代优化修正镜头参数并解算各摄像头空间位姿关系，最终系统

自动应用校准参数，确保运动捕捉的三维数据精度与空间一致性。

本文使用的是由睿尔曼智能科技（北京）有限公司研发的 RM65-B 六轴协作机械臂，机械臂采用了关节模块化设计，在机械臂的基座内集成了关节控制器，机械臂外观示意图如图 5-5 所示。关节模组内部集成了驱动器、编码器、制动器、谐波减速器等单元模块，结构小巧紧凑，如图 5-6 所示。机械臂的相关参数如表 5-1 所示。在本文的人-机映射运动控制系统中，RM65 型号的机械臂被用于执行轨迹复现，实现了精确的位置控制和动作执行，进一步增强了机械臂的操作精度和响应速度。



图 5-5 机械臂外观示意图

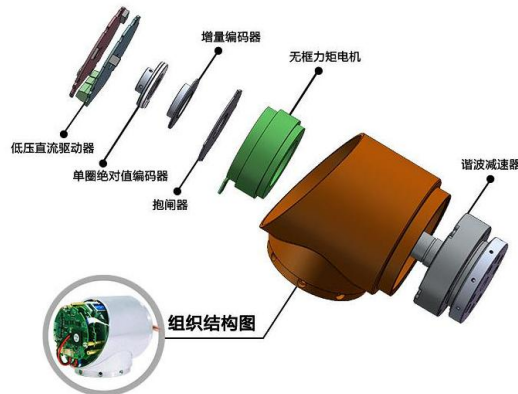


图 5-6 关节模组内部组成

表 5-1 RM65-B 协作机械臂参数表

自由度	本体重量	额定负载	重复定位精度	工作半径	供电电压
6	7.2 kg	5 kg	± 0.05 mm	610 mm	DC24 V

夹爪作为典型机械臂末端执行机构，能够依据实际需求执行相应的抓取动作。本文选用的知行机器人科技（苏州）有限公司的 CTAG2F90-C 协作两指手，外观

如图 5-7 所示。CTAG2F90-C 是一款适用于协作机械臂的两指电动夹爪，具有 90 mm 行程和柔性力控功能，能够根据物体特性自动调整夹持力，避免损坏物品，同时保证抓取的稳定性和精度。它结构紧凑、易于集成，且采用伺服电机驱动，具备低维护成本和高可靠性。该夹爪的参数如表 5-2 所示。



图 5-7 夹爪外观示意图

表 5-2 CTAG2F90-C 夹爪参数表

总行程	夹持力	重量	重复定位精度	最大负载	最大抓取速度	供电电压
90 mm	25 N	0.7 kg	±0.03 mm	1.2 kg	100 mm/s	24 V

5.2 Nokov 光学动作捕捉系统定位精度测试

3C 产品在生产流水线上的装配环节中，为了确保装配精度小于 1 mm^[58]，对工作区域进行了细致的划分和分析。在模拟装配时，结合自身装配感受，考虑动作幅度、零件大小和装配者活动空间，装配区域被定义为一个 0.6 m×0.45 m×0.3 m 的三维空间，这个空间是装配动作发生的主要场所。通过观察和数据分析，发现在工人面前的 0.3 m×0.3 m×0.3 m 的区域内，精密装配过程更为频繁，而粗加工或使用简单工具的操作则多发生在其他区域。对于动作频次的差异性，本文在装配流程设计时需要针对不同区域采取不同的策略，将中心工作区划分为核心工作区域 A 和辅助区 B，如图 5-8 所示。A 区是装配流程中最为关键的部分，这里的装配动作复杂，对精度的要求也最高，因此需要更多的关注和精细的操作。相比之下，B 区则主要负责辅助性的持放、贴合等操作，虽然这些操作相对简单，但它们对于整个装配流程的顺畅进行同样至关重要。为了便于测试和观察，将 A 区和 B 区进一步划分为 0.15 m×0.15 m 大小的测试单元。这样的划分有助于更细致

地分析每个单元内的装配动作，以及它们对整体装配流程的影响。通过对测试单元的深入研究，可以更准确地识别出影响装配效率和精度的关键因素，并据此进行有针对性的优化。

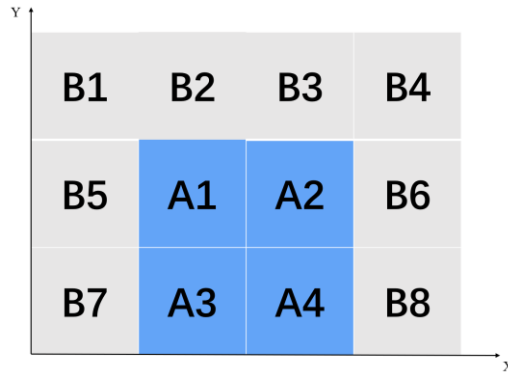


图 5-8 装配空间划分

在光学动作捕捉系统的布局上，采用了环绕排布方式，如图 5-9 所示，通过环绕式放置镜头，以获得更多元的视角和更全面的覆盖。这种布局方式可以确保装配动作所在的空间得到全面覆盖，同时减少丢点频率，提高采集位置的精度。在实际测试过程中，将持续监测镜头布局的效果，并根据测试结果进行必要的调整，这包括镜头的位置、角度和高度，以及可能的软件参数调整。收集到的数据将通过专业的软件进行整合和分析，以识别装配过程中的瓶颈和潜在的改进点。



图 5-9 性能测试镜头布局

光学动捕系统的静态测试通过标准差和最大绝对误差两个指标进行评估，前者反映重复定位精度（系统精确性），后者表征系统误差（测量准确性）。

3C 产品装配需满足表 5-3 所示的特征指标。首阶段测试静态环境精度：在 12 个测量单元中心采集单标记点静态数据（5 秒/次），通过计算标记点标准差 (SD) 评估各点位采集精度。用 $\varepsilon_{i,n}$ 表示反光标记点位置为：

$$\varepsilon_{i,n} = \begin{pmatrix} x_{i,n} \\ y_{i,n} \\ z_{i,n} \end{pmatrix}, \quad n = 1, 2, \dots, N_i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (5-1)$$

其中 N_i 是在一个实验单元中采集的反光标记点 i 的所有数据的总数, 本实验采集单个反光标记点 300 组数据。然后通过以下方式计算标记 i 的标准偏差:

$$f_{SD} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} (\varepsilon_{i,n} - \bar{\varepsilon}_i)^T (\varepsilon_{i,n} - \bar{\varepsilon}_i)} \quad (5-2)$$

$$\bar{\varepsilon}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} \varepsilon_{i,n} \quad (5-3)$$

表 5-3 静态性能指标

Quarter	SD(mm)	MAE(mm)	RMSE(mm)
A	0.2	0.4	0.3
B	0.4	0.6	0.5

静态评估的第二项聚焦于光学动作捕捉系统的精度验证。实验中将两个光学标记点分别安装在游标卡尺的两个测量端, 通过控制游标移动进行数据采集。每个测试阶段按 10 mm 间隔连续移动 6 次, 记录各次位移数据, 并通过对比相邻测试结果计算误差指标: 选取平均绝对误差 (MAE) 的最大值作为评估基准, 同时计算均方根误差 (RMSE) 进行补充分析。其中, $d_{i,n}$ 表示第 i 次位移后动捕系统在第 n 个采样时刻获取的标记间距, 而 $\widehat{d}_{i,n}$ 则为对应时刻游标卡尺实测的基准距离值。然后通过以下公式计算 MAE 和 RMSE:

$$f_{MAE} = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} |d_{i,n} - \widehat{d}_{i,n}|, \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (5-4)$$

$$\max_i f_{MAE} = \max_i \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} |d_{i,n} - \widehat{d}_{i,n}| \quad (5-5)$$

$$f_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 \left(\frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} (d_{i,n} - \widehat{d}_{i,n})^2 \right)} \quad (5-6)$$

将各次位移后采集的多组光学数据取平均值作为最终测量结果, 此时游标卡尺的基准量测值在整个采样周期内保持恒定, 即 $d_{i,1} = d_{i,2} = \dots = d_{i,N_i}$ 。定义位置变

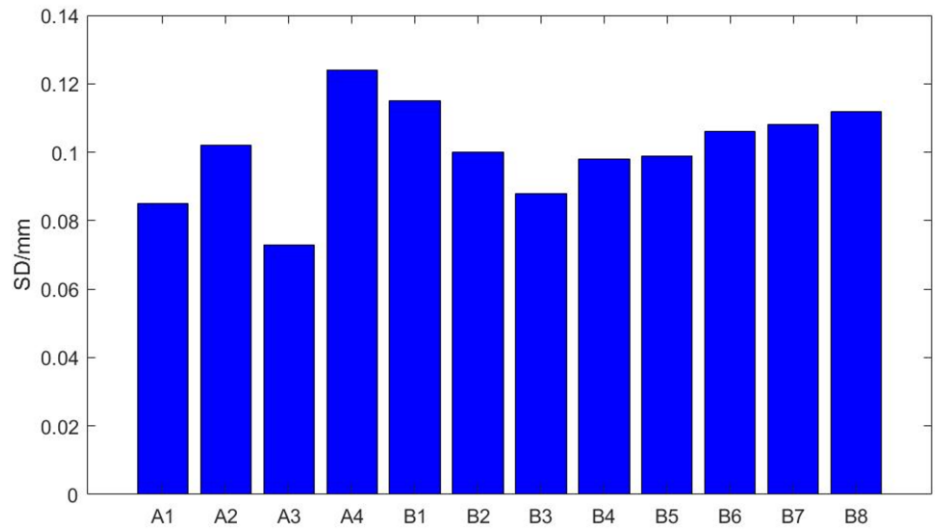
量 $p_{i,n}^{(j)}, j=1,2$ 为对应采样时刻 n 时两个标记点在校准工具上的空间坐标。那么相应的距离 $d_{i,n}$ 为:

$$d_{i,n} = \sqrt{\left(p_{i,n}^{(1)} - p_{i,n}^{(2)}\right)^T \left(p_{i,n}^{(1)} - p_{i,n}^{(2)}\right)} \quad (5-7)$$

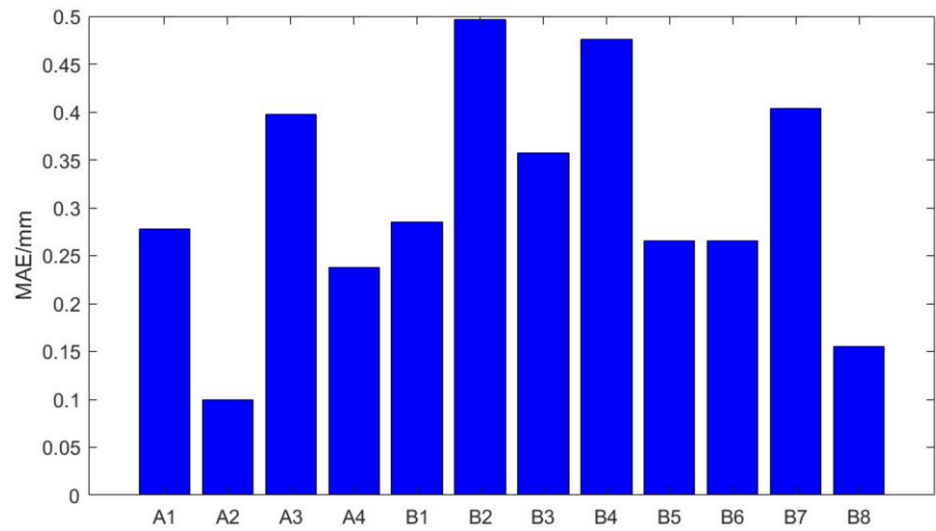
基于既定评估方案对 Nokov 光学动作捕捉系统实施静态特性评估, 静态评估结果如表 5-4 所示, 其中标准差、最大平均绝对误差和均方根误差等核心指标根据 (5-2), (5-5), 和 (5-6) 计算得出。为了直观呈现 12 个检测区间中的系统性能差异, 图 5-10 以直方图的形式展示了在每个区域的误差表现和对比情况。

表 5-4 静态评估数据结果

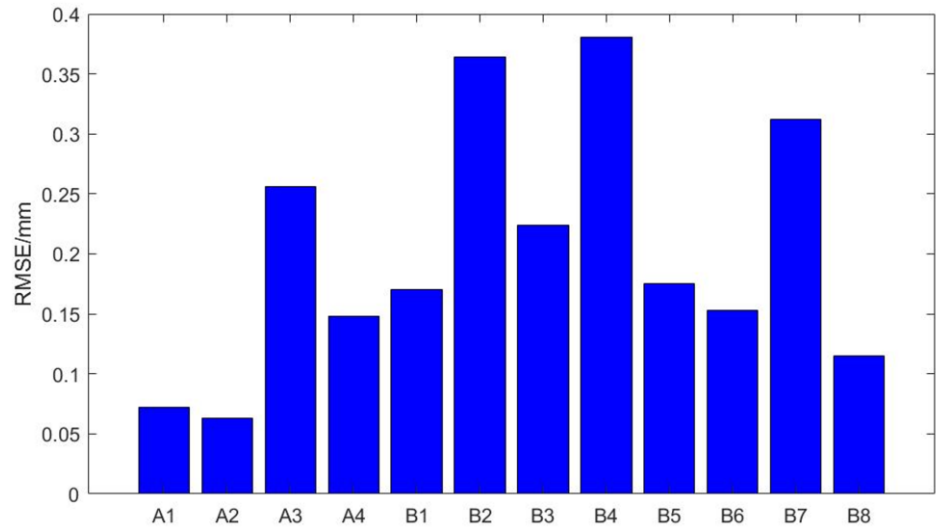
Quarter	SD(mm)	maxMAE(mm)	RMSE(mm)
A1	0.085	0.278	0.072
A2	0.102	0.1	0.063
A3	0.073	0.397	0.256
A4	0.124	0.238	0.148
B1	0.115	0.285	0.17
B2	0.1	0.496	0.364
B3	0.088	0.357	0.224
B4	0.098	0.476	0.381
B5	0.099	0.265	0.175
B6	0.106	0.265	0.153
B7	0.108	0.404	0.312
B8	0.112	0.155	0.115



(a) 标准差



(b) 最大平均绝对误差



(c) 均方根误差

图 5-10 12 组测试单元静态评估参数对比

根据图 5-10 所示, Nokov 在区域 A 的精度为 0.096 mm, 在区域 B 中精度为 0.103 mm, 本实验采用的光学动作捕捉设备在精确度方面满足 3C 装配的精密需求。Nokov 在区域 A 的最大平均绝对误差为 0.0397 mm, 在区域 B 的最大平均绝对误差为 0.496 mm, 在区域 A 的均方根误差为 0.135 mm, 在区域 B 中均方根误差为 0.237 mm, 说明误差的变异性相对较大, 但误差的平均程度也较为集中, 且表明光学动作捕捉设备在准确度方面也同时满足 3C 装配的需求。

5.3 机械臂末端轨迹追踪实验

为了验证本文所提出的人-机动作映射系统的可行性及准确性, 本文记录了一种手臂摆臂的人体动作实验。在手臂上的各关节粘贴反光标记点, 手臂贴点图如图 5-11 所示。通过光学动作捕捉系统采集各反光标记点的坐标数据, 同时计算出腕关节在运动过程中的角度变化, 利用本文所提出的映射算法计算得到机械臂的关节角度, 然后将所得到的机械臂关节角度传递给机械臂实现轨迹复现, 并同时利用光学动作捕捉设备抓取机械臂末端的轨迹。在实验中, 实验人员将实验动作重复 10 次并收集运动数据, 同时用摄像机记录整个实验过程。

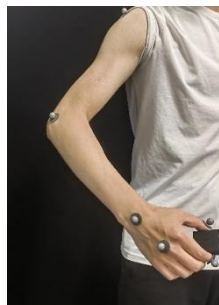


图 5-11 手臂贴点图



图 5-12 手臂实验动作姿势图

(1) 运动数据采集

实验中, 通过光学动作捕捉系统实时输出数据, 该类型包括世界坐标系中的位移、速度和加速度数据。图 5-13 为光学相机下的手臂贴点采集数据图, 图 5-14 代表在实验动作下采集的时间序列数据样本示意图, 其中的曲线代表不同数据随

时间的变化趋势，左侧坐标系上的数据代表每一组数据在这一时间段内的最值。

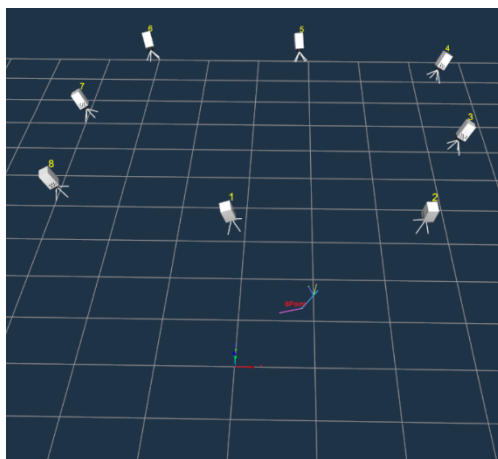
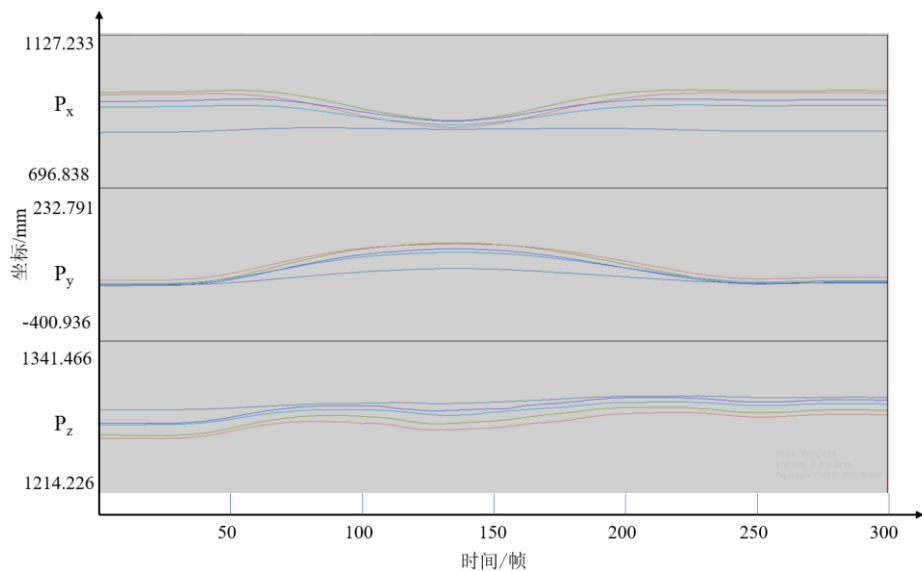
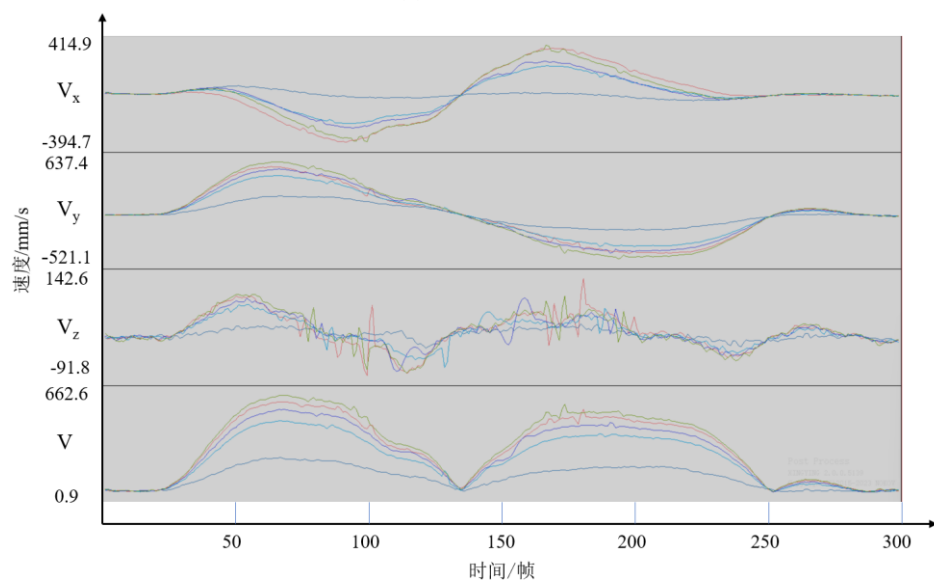


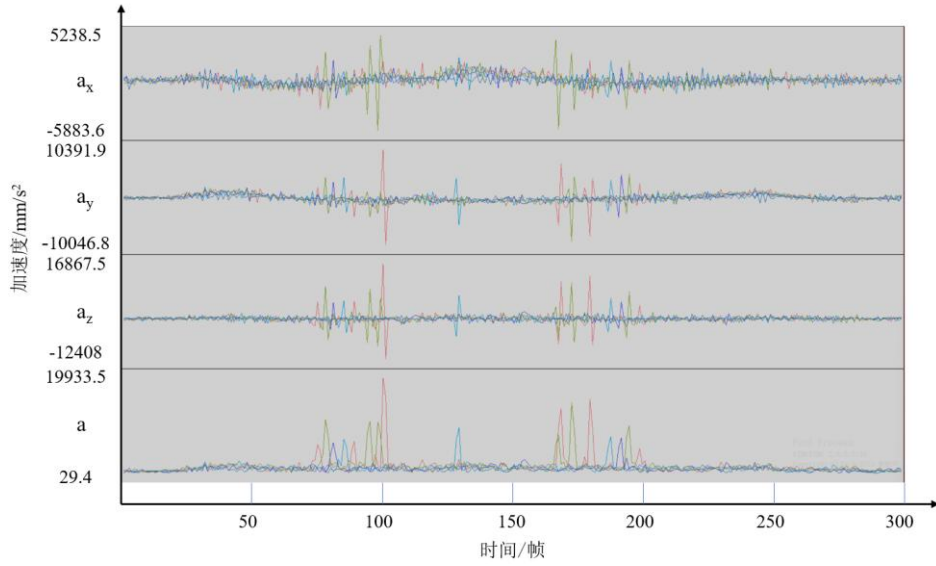
图 5-13 光学动捕系统采集数据图



(a)位置坐标



(b)速度坐标

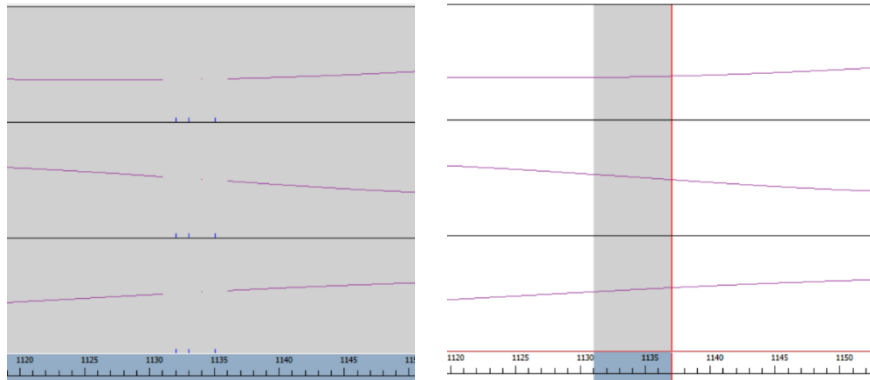


(c)加速度坐标

图 5-14 实验动作的时间序列数据样本

(2) 数据预处理

为了进一步提高动作复现的精度，消除原始数据可能存在噪音、误差和不完整等问题，先利用可见点与丢失点之间的位置关系，采用三次样条插值的方式进行数据填补。如图 5-15 所示为三次插值前后数据对比图，在保持数据点的插值精度的同时，提供了平滑的曲线。



(a) 插值前

(b) 插值后

图 5-15 三次插值数据对比图

为了消除原始数据中由于操作者手部运动过程中的抖动引起的噪声，采用 Savitzky-Golay 五点三次滤波的方法去除运动轨迹中的噪声，在时域内基于 2 阶多项式，通过移动窗口利用最小二乘法进行最佳拟合。图 5-16 所示为原始数据与滤波后的数据的对比图，图 5-17 所示为滤波后的数据结果与原始数据之间的误差，得到平均误差为 0.0919 mm，满足了 S-G 滤波使轨迹平滑但又不偏离原始

数据的目的。

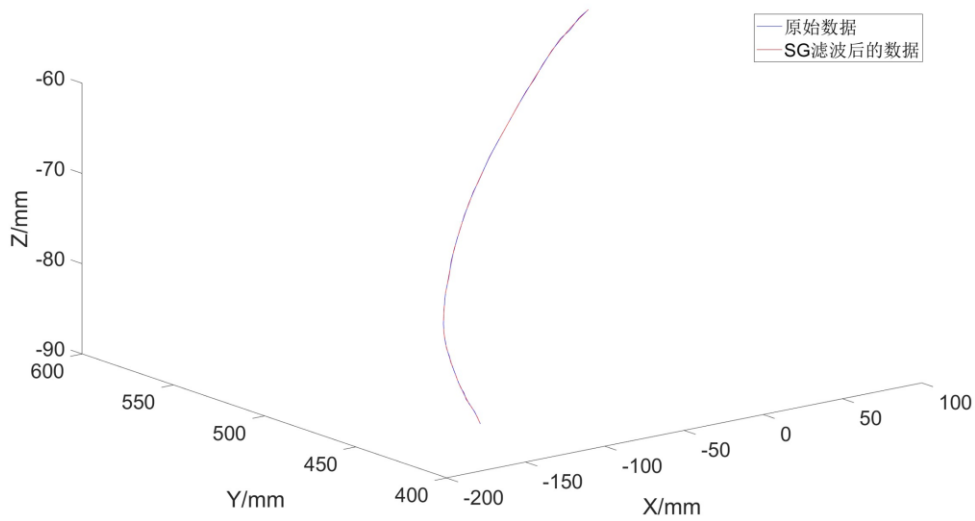


图 5-16 S-G 滤波效果对比图

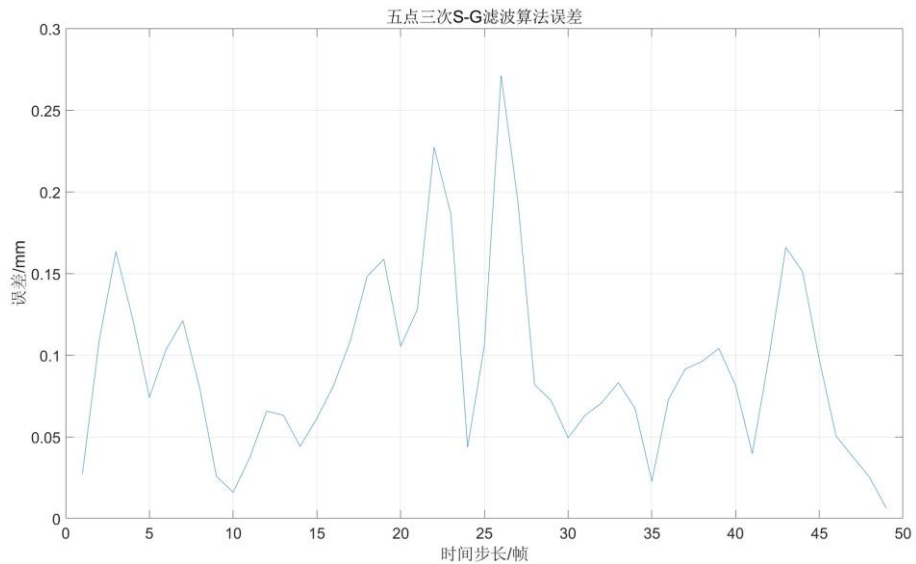


图 5-17 S-G 滤波误差

(3) 坐标转换

为了确保在不同坐标系下数据的准确对应与有效传递,在将光学动作捕捉系统捕捉到的手臂末端轨迹映射到机械臂关节位置的过程中,坐标系转换起着至关重要的作用。通常以光学动作捕捉系统的原点为基准,建立全局坐标系,记为 $\{W\}$ 。以机械臂的基座为原点,建立局部坐标系,记为 $\{U\}$ 。以机械臂末端夹爪中心为原点,建立局部坐标系,记为 $\{T\}$ 。

在机械臂基座上贴上光学动作捕捉系统可识别的反光标记点,测量标记点与机械臂基座的相对位姿关系,如图 5-18 所示。利用光学动作捕捉系统获取标记

点的坐标数据，通过坐标变换得到光学动作捕捉系统原点坐标系 $\{W\}$ 与机械臂基座坐标系 $\{U\}$ 之间的齐次变换矩阵 ${}^U_W T$ 。



图 5-18 齐次变换矩阵标定位置

通过光学动作捕捉设备得到对应标定点的坐标位置，如图 5-19 所示，通过计算能直接获取齐次变换矩阵

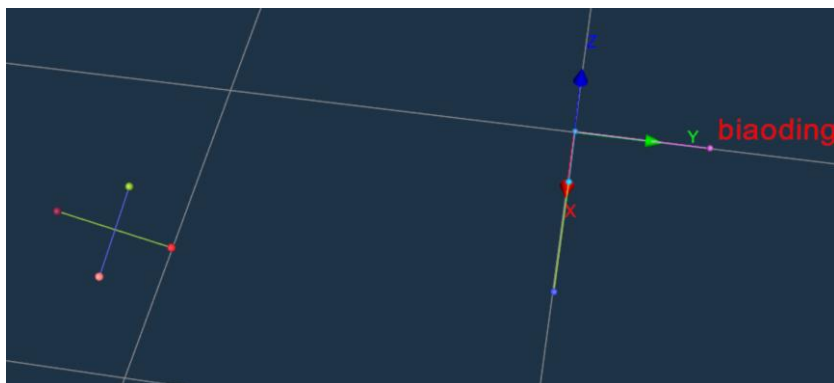
$$\begin{bmatrix} \cos 13.4^\circ & -\sin 13.4^\circ & 0 & 752.05 \\ \sin 13.4^\circ & \cos 13.4^\circ & 0 & -760.35 \\ 0 & 0 & 1 & 404.13 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$


图 5-19 光学动作捕捉设备下的标定位置

(4) 关节角度迭代计算

利用数据预处理完的末端坐标位置，通过逆运动学中的几何解法得到相应的手臂关节转角，其次利用逆运动学迭代算法得到机械臂的关节角度数据，如表 5-5 所示。

表 5-5 机械臂迭代关节角度

$\theta_1(\text{rad})$	$\theta_2(\text{rad})$	$\theta_3(\text{rad})$	$\theta_4(\text{rad})$	$\theta_5(\text{rad})$	$\theta_6(\text{rad})$
-0.034	0.782	1.506	1.452	0.339	0
0.066	0.735	1.373	0.257	0.329	0
0.060	0.725	1.382	0.223	0.328	0

0.023	0.705	1.414	0.294	0.321	0
...	...	...	...	...	...
-0.140	0.398	1.829	-0.594	0.278	0
-0.252	0.296	1.966	-0.514	0.225	0
-0.259	0.286	1.979	-0.529	0.223	0
-0.264	0.277	1.990	-0.542	0.224	0

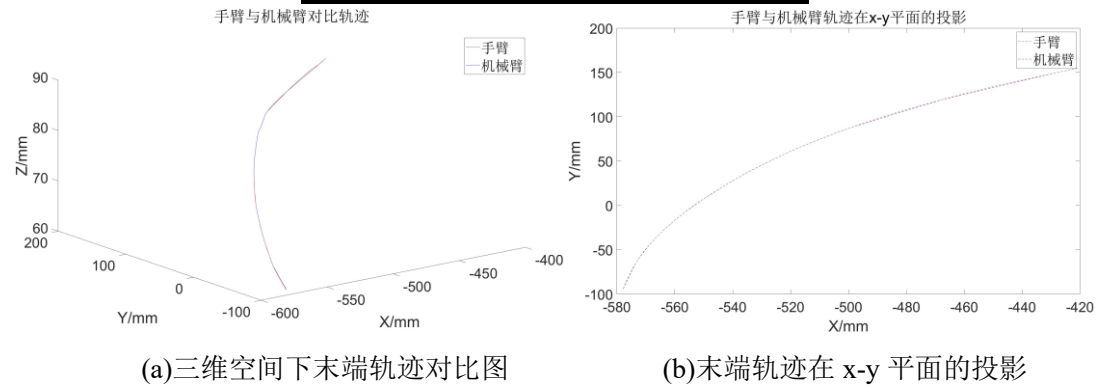
在机械臂跟随实验中，手臂和机械臂末端的轨迹对比图如图 5-20 所示，其中图（a）为三维空间下的末端轨迹对比；图（b）、（c）和（d）分别为末端轨迹在不同坐标平面下的投影对比。分析轨迹可得机械臂在迭代逆运动学求解的过程中可能出现了无解的情况，本文采用余弦相似度（Cosine Similarity）的比较方法对比两条轨迹曲线，当两条轨迹的重合度越高，余弦相似度的值越接近 1，通过对实验结果的计算得到机械臂末端轨迹与人体手指末端的轨迹曲线的相似度为 0.7821，其中 x-y 平面上的投影曲线的相似度为 0.7841，x-z 平面上的投影曲线的相似度为 0.7931，y-z 平面上的投影曲线的相似度为 0.5126。

表 5-6 所示为本文提出的 LM-GA 算法与单一 LM 算法迭代的时间的对比，本文所提出的 LM-GA 算法在迭代时间上减少了 12.05%，极大的提高了迭代效率。

$$CosineSimilarity = \cos \theta = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|} \tag{5-8}$$

表 5-6 算法时间的对比

	单一 LM	LM-GA
实验十次的		
平均时间	282.769s	248.699s



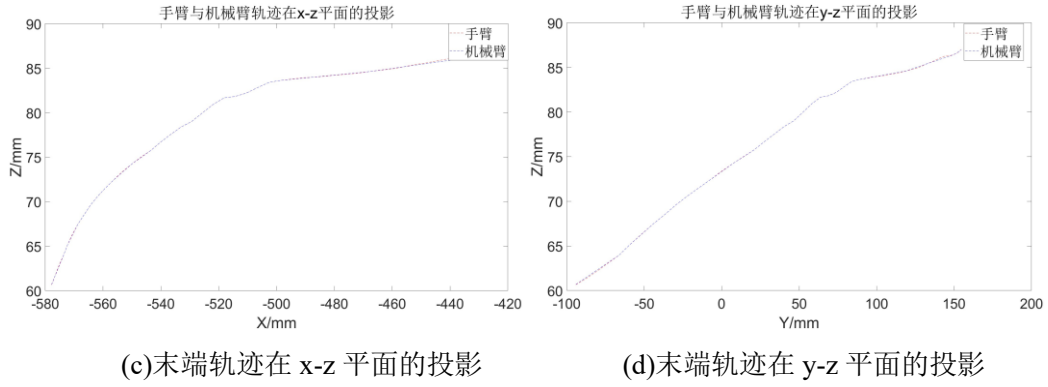


图 5-20 人臂与机械臂末端轨迹对比图

(5) MPC-GA 算法优化

本文采用基于 MPC-GA 的优化策略提升机械臂轨迹跟踪的精度。首先构建模型预测控制器，利用数据预处理完的末端坐标位置和映射算法得到机械臂的关节角度数据，通过滚动优化方法最小化实际轨迹与参考轨迹之间的跟踪误差，输出优化后的关节角度控制序列。利用光学动作捕捉系统记录机械臂的末端轨迹，并计算与参考轨迹之间的余弦相似度，结果如图 5-21 所示。实验结果表明，经 MPC 优化后的轨迹跟踪精度显著提升，其与参考轨迹的余弦相似度达到 0.8859，与无控制算法的轨迹跟踪效果相比提高约 13%。

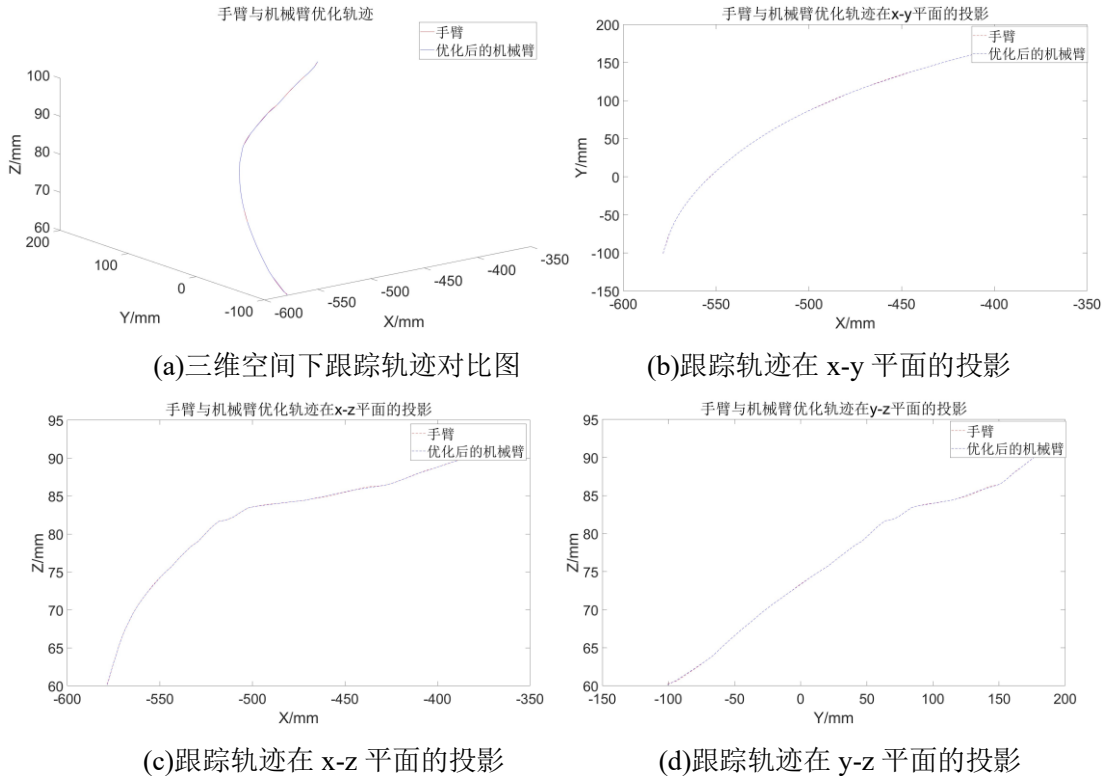


图 5-21 人臂与机械臂优化轨迹对比

5.4 模拟装配实验

在当今工业生产领域，工业现场的实际情况往往复杂多变，装配误差、环境干扰以及产品规格变化等问题几乎是不可避免的存在。这些复杂工况对机械臂系统在真实工业环境下的应用构成了严峻挑战。因此，本次实验致力于通过一系列系统化、全面且深入的测试，来精准验证机械臂系统在这样的真实且复杂的工业场景中的技术成熟度，从而为工业级装配场景提供真正实用且可行的技术解决方案。

在本次实验中，挑选了型号为 M8 的螺栓，用于与套筒进行装配实验。依据国际粗牙螺纹规格标准，M8 螺栓的外径精确为 7.96 mm。综合考虑装配的紧密性与可行性，最终选定直径为 8.1 mm、8.2 mm、8.3 mm、8.4 mm 和 8.5 mm 的套筒分别与之搭配开展实验。螺栓与套筒的配合图如图 5-22 所示。



图 5-22 螺栓与套筒的配合

实验流程共分为三个关键步骤：首先，精准操控机械臂，使其末端夹爪抓取螺栓，并将其精准位移至待装配套筒的正上方，这一步骤对机械臂的定位精度要求极高；其次，精准控制夹爪将螺栓送入套筒 5 mm 后松开，借助重力作用，让螺栓顺利进入套筒，此过程需精准把握松爪时机与力度；最后，精准旋转机械臂末端关节，驱动螺栓与套筒底部预先固定的螺母紧密连接，实现稳固装配。

在实验前期，利用光学动作捕捉设备，对人体装配动作进行全方位、高精度的抓取。在标记点布置环节，力求使手臂贴点与图 5-11 基本保持一致，以确保数据采集的准确性。在实际操作中发现，由于反光标记点间距过小，致使在软件识别过程中出现标记点重合现象，严重影响数据的准确性与可靠性。为有效解决这一问题，最终决定将反光标记点粘贴于螺栓的螺帽顶部，通过这一举措，成功

获取工件的精准移动轨迹，并借助光学动作捕捉软件将数据进行可视化呈现，为后续的实验分析与优化提供有力支撑。整个装配过程如图 5-23 所示。

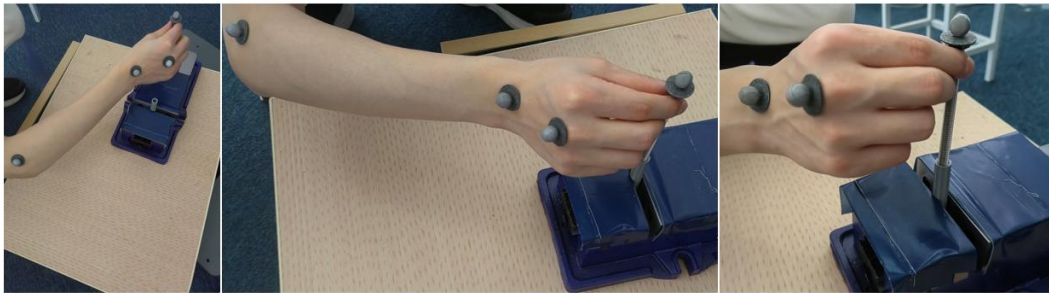


图 5-23 手部装配动作捕捉

在光学动作捕捉系统下的轨迹图如图 5-24 所示。将运动轨迹图数据可视化后得到经过五点三次的 S-G 滤波后的轨迹曲线如图 5-25 所示。

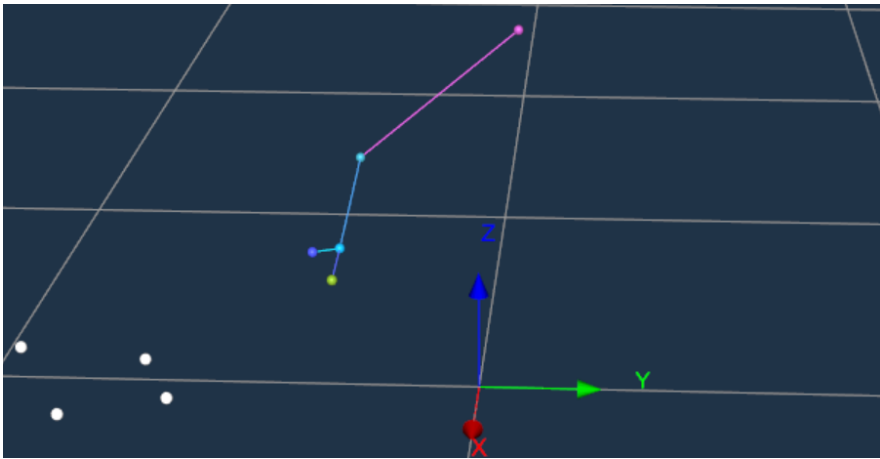


图 5-24 运动轨迹捕捉

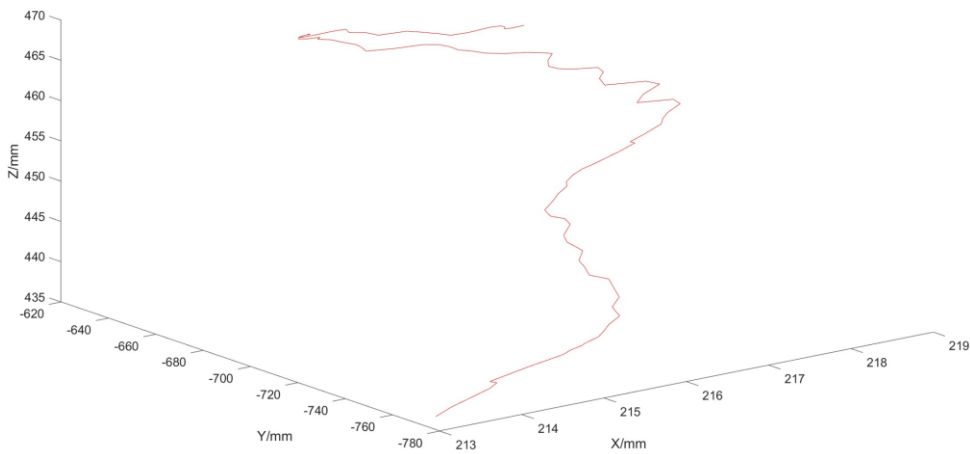


图 5-25 装配轨迹曲线

在实际操作过程中，将获取到的理想曲线轨迹设定为参考标准，同时把计算

得出的人体关节角度数值代入人-机映射模型当中，借助所设计的模型预测控制算法，对由此生成的机械臂轨迹进行优化调整，并将优化后对应的关节角度数值传递给机械臂的控制器，从而精准驱动机械臂完成装配作业。

在装配环节，为了精准记录机械臂的运动轨迹，在机械臂的末端夹爪两端粘贴了两个反光标记点。借助光学动作捕捉设备对这些标记点的追踪，能够详细记录下机械臂的实际轨迹曲线，进而将其与人体手指末端的运动轨迹进行对比分析，以评估机械臂的运动精度。

整个装配流程中，机械臂的前两个操作步骤充分借鉴人-机映射模式，通过这种方式让机械臂的动作尽可能贴合人体操作习惯。在装配的最后一步，由于特定工艺要求机械臂的末端必须保持垂直状态，此时便切换到示教模式，由操作人员手动引导机械臂完成这一关键动作，以此对整个装配过程进行完善和补充，确保装配任务的高质量、高精度完成。

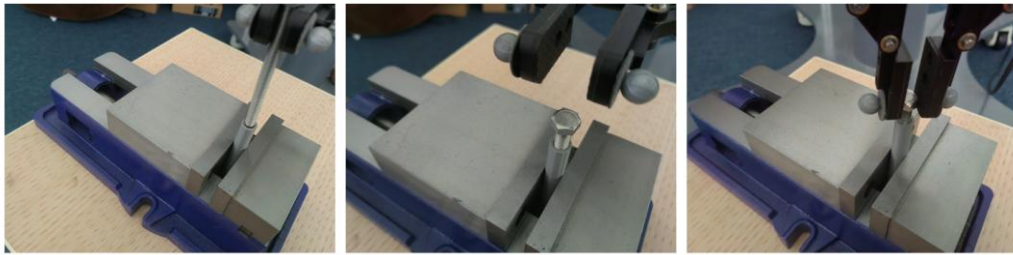


图 5-26 机械臂装配过程

在模拟装配实验中，针对 M8 螺栓与 5 组不同直径套筒（8.1~8.5 mm，公差步长 0.1 mm）的配合性能，每组进行 20 次重复装配实验并记录成功率。由表可知，随这套筒的直径增大，装配的成功率也有所提升，验证了装配系统的最优轨迹补偿能力；但随着套筒的间隙过大时，螺栓在套筒内自由度增加导致的倾斜或晃动现象，显著削弱了末端执行器的位姿控制稳定性。

表 5-7 不同装配直径的成功率

装配套筒直径	成功率
8.1 mm	25%
8.2 mm	50%
8.3 mm	80%
8.4 mm	95%
8.5 mm	75%

5.5 本章总结

本章围绕协作机械臂精密装配实验展开，系统地构建了完整的实验验证体系。通过搭建实验平台，整合了机械臂硬件、控制系统及配套软件，为后续实验奠定了物理与算法基础。利用 Nokov 光学动作捕捉系统对机械臂定位精度进行定量测试，验证了其空间定位的准确性与稳定性。在此基础上，通过机械臂末端轨迹追踪实验，进一步分析了动态环境下机械臂的运动控制性能。随后开展的模拟装配实验，通过异构动作映射与轨迹控制的深度融合，本系统在精密装配任务中实现了“感知-决策-执行”闭环优化控制，不仅验证了 LM-GA 算法与 MPC-GA 架构的理论优势，更以高成功率和快速响应能力，证明了其在精密装配任务中的适用性。

第6章 总结与展望

6.1 总结

本文聚焦 3C（计算机、通信、消费电子）行业精密装配场景中人机映射的技术痛点，针对传统机械臂系统存在的动作映射精度不足、动态轨迹控制鲁棒性差以及跨模态交互适配性弱等核心问题，构建了融合光学动作捕捉技术、异构结构映射机制与智能动态控制算法的创新技术体系。研究以“高精度感知-跨模态映射-动态优化控制”为技术主线，通过理论建模、算法创新与工业验证相结合，实现了从人体运动意图解析到机械臂精准执行的完整技术闭环。

在机械臂高精度建模与仿真方面，基于改进的 D-H 参数法建立了运动学模型，并提出基于三轴 Pieper 解法的逆运动学解析解算法，显著提升了机械臂的姿态求解效率。在动力学建模中，采用欧拉-拉格朗日方法推导机械臂动力学方程，并引入关节摩擦因素，解决了传统模型因忽略实际机械损耗导致的误差累积问题。通过 MATLAB 仿真平台，实现了对机械臂正逆运动学和动力学的三维可视化重构，为后续控制策略提供了高保真度的虚拟验证环境。

针对跨模态动作捕捉与优化难题，提出基于三次样条插值与 S-G 五点三次滤波的混合补偿算法，有效抑制了噪声干扰并实现轨迹平滑重构，提高了关节运动轨迹精度，为跨模态人机交互提供了可靠数据基础。

在人-机动作映射机制层面，针对人体生物关节与机械臂刚性关节的构型差异，设计了“几何匹配-参数优化”双层级异构结构映射模型，通过分层策略实现跨模态动作的映射。在几何层，基于光学动作捕捉系统得到的人体关节信息建立与机械臂关节之间的映射关系；在优化层，创新性地设计了 LM-GA 混合优化算法，将 LM 算法的局部收敛优势与遗传算法的全局搜索能力相结合，显著提升了人机动作映射的精度与效率。

面向动态轨迹控制优化需求，针对机械臂轨迹跟踪中的非线性强耦合问题，提出了模型预测控制动态优化策略。基于简化动力学方程构建状态空间预测模型，创新性地将遗传算法精英保留策略与参考点引导机制融入 MPC 权重矩阵动态寻优过程，解决了传统试错法调参效率低、易陷入局部最优的缺陷，有效地提升了

轨迹跟踪的鲁棒性。

为验证从动作捕捉到机械臂控制的映射在实际场景中的应用效能,搭建了以 RM65-B 机械臂为核心的多源信息融合实验平台。设计了光学动作捕捉系统的定位精度测试实验,验证所搭建的光学动作捕捉系统在捕捉区域内的精度为 0.103mm。通过轨迹跟踪实验,实验验证了基于异构的人-机动作映射模型的轨迹相似度为 78.21%,采用模型预测控制动态优化策略后的轨迹相似度为 88.59%,轨迹跟踪效果提高了 13%,验证了基于异构结构映射的人-机动作迁移模型的准确性和模型预测控制动态优化策略的有效性。在模拟装配场景中,实现了零件的亚毫米级装配。

6.2 研究展望

本文提出了基于异构结构的人-机动作映射模型,该模型也存在一些尚未解决的问题,通过对人机交互领域和精密装配行业以及人工智能算法的进一步了解,认为可以从以下几点进行深化:

(1) 当前系统虽通过光学动作捕捉实现了亚毫米级运动解析,但在复杂工业场景中仍存在生物信号感知维度单一、操作意图理解片面等局限。未来研究拟构建多源异构传感融合框架,通过肌电-力学-视觉多模态信息协同感知,突破单一光学模态的感知边界。

(2) 面向高密度人机协作场景的安全防护需求,现有系统在突发碰撞响应与动态柔顺控制方面仍存在优化空间。未来研究拟构建“预测-响应-评估”三级纵深安全体系,突破传统安全阈值的静态局限。需开发集成碰撞预测与柔顺控制算法,使系统具备类似人类的条件反射式自我保护能力,为人机共享工作空间的规模化应用奠定基础。

(3) 为应对智能制造向网络化、集群化发展的趋势,现有单机单操作员模式需向群体智能方向突破。探索多机械臂-多操作员的协同映射机制,结合 5G-MEC (Multi-access Edge Computing) 网络实现分布式系统的动作同步与资源调度,为未来智慧工厂提供集群化解决方案。构建基于 5G-Ultra Reliable Low Latency Communication (URLLC) 的通信框架,通过时敏网络 (TSN) 实现多机械臂间位姿同步。

参考文献

- [1] 2024 年我国研究与试验发展(R&D)经费超过 3.6 万亿元[N]. 中国信息报, 2025-01-26 (001).
- [2] 张涛, 周朋, 柳敏, 等. 高速公路收费站智能服务机器人创新设计探究[J]. 中国交通信息化, 2025, (02): 67-70.
- [3] 陈丹. 我国机器人产业现状及未来发展趋势[J]. 电气时代, 2025, (01): 30-33.
- [4] 徐浩庆. 人工智能的就业效应研究[J]. 黑龙江社会科学, 2025, (02): 49-58.
- [5] 程轲, 陈雯柏, 刘辉翔. 基于 DETR 的 3C 装配场景精准视觉检测方法[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(09): 269-276.
- [6] Gao Y, Chen Z, Lin J, et al, Development of an automated system for the soldering of USB cables[J], Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 79: 102440.
- [7] 任同群, 吴晗, 蒋锐锋, 等. 某型摆式加速度计自动盖总成装配系统[J]. 光学精密工程, 2024, 32(18): 2772-2782.
- [8] 王涵. 动作捕捉系统在软体机械臂中的应用[J]. 自动化应用, 2022, (03): 94-96.
- [9] 瞿浩翔, 徐江, 孙守迁. 智能制造人机协同技术哲学知识论研究[J]. 中国工程科学, 2024, 26(01): 225-238.
- [10] 郑悦, 景晓蓓, 李光林. 人机智能协同在医疗康复机器人领域的应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2373-2380.
- [11] 郑羽, 洪亮, 郑甘陵. 一种实现协同装配过程的虚拟现实系统[J]. 科技导报, 2020, 38(22): 59-64.
- [12] 唐永龙, 张之敬, 张晓峰, 等. 微装配正交精确对准系统的设计[J]. 光学精密工程, 2012, 20(07): 1542-1550.
- [13] 叶鑫, 刘玉红, 张之敬, 等. 面向多种复杂零件的高精度人机协同装配系统[J]. 导航与控制, 2018, 17(03): 1-6+74.
- [14] CHANG W C. Robotic assembly of smartphone back shells with eye-in-hand

- p>visual servoing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 50: 102-113.
- [15] Suzuki H, Yamashita T, Tasaki R. Tactile force measurement of fingertips during manual operation to realize precision assembly by industrial robots[J]. Measurement: Sensors, 2021, 18: 100180.
- [16] Ji S, Lee S, Yoo S, et al. Learning-Based Automation of Robotic Assembly for Smart Manufacturing[J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(4):423-440.
- [17] Lugi s U, P rez-Soto M, Michaud F, et al. Human motion capture, reconstruction, and musculoskeletal analysis in real time[J]. Multibody System Dynamics, 2024, 60(1): 3-25.
- [18] Zhou H, Wang L, Pang G, et al. Toward Human Motion Digital Twin: A Motion Capture System for Human-Centric Applications[J], IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 619-630.
- [19] 董泽宇, 刘政, 李勇, 等. 基于混合现实的可移动机械臂操作控制系统[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(04): 281-289.
- [20] 李斯雨, 闵华松, 王琪. 拟人机械臂关节等效的运动学映射算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 318-325.
- [21] 林子鹜, 肖聚亮, 赵炜, 等. 基于视觉定位与虚拟现实技术的机器人遥操作研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2025, 58(01): 36-46.
- [22] Zhao Z, Hu H, Yang X, et al. A Robot Programming by Demonstration Method for Precise Manipulation in 3C Assembly[C]. 2019 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation (WRC SARA), 2019: 172-177.
- [23] Zhou H, Yang L, Lyu H, et al. Development of a synchronized human-robot-virtuality interaction system using cooperative robot and motion capture device[C]. 2019 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2019: 329-334.
- [24] Zhou H, Yang G, Wang B, et al. An attention-based deep learning approach for inertial motion recognition and estimation in human-robot collaboration[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 67:97-110.
- [25] Lyu H, Kong D, Pang G, et al. GuLiM: A hybrid motion mapping technique for

- teleoperation of medical assistive robot in combating the COVID-19 pandemic[J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2022, 4(1): 106-117.
- [26] 黄沿江, 陈锴彬, 王恺, 等. 基于人体手臂运动意图反馈的人机顺应协作[J]. 机器人, 2021, 43(02): 148-155.
- [27] 许茂震, 陈成军, 潘勇, 等. 基于手持示教笔的工业机器人轨迹演示示教方法[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(05): 1710-1718.
- [28] Xiao J, Wang P, Lu H, et al. A three-dimensional mapping and virtual reality-based human-robot interaction for collaborative space exploration[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3): 172988142092529.
- [29] 丁俊涵, 崔玉霞, 王天宇, 等. 基于人体运动预测的协作机器人避障方法研究[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(06): 42-45.
- [30] 陈小顺, 钱鑫雨. 基于手势识别的机器人控制技术研究[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(36): 37-41.
- [31] 邓伟鑫, 卢忱, 宋晨阳, 等. 通过肢体动作引导工业机器人运动[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(06): 164-168.
- [32] Yu W, Li X, Carmona R. A novel PID tuning method for robot control[J]. Industrial Robot, 2013, 40(6): 574-582.
- [33] 艾福强, 包建东, 刘正权. 基于粒子群优化模糊 PID 控制的多足式真空吸附机器人控制方案设计[J]. 电子测量技术, 2023, 46(02): 67-72.
- [34] Carrillo-Serrano R V, Hernández-Guzmán V M, Santibáñez V. PD control with feedforward compensation for rigid robots actuated by brushless DC motors[J]. Robotica, 2011, 29(4): 507-514.
- [35] Zhang C, Liu S, Zeng C, et al. A Robot Humanoid Control Framework Through Human Arm Active Endpoint Stiffness and Direction Adaptive Compensation[J]. IEEE robotics and automation letters, 2024, 9(9): 7557-7564.
- [36] 余晨雨, 章政, 郭庆瑞, 等. 基于模型参考自适应的球形机器人运动控制[J]. 高技术通讯, 2021, 31(12): 1312-1319.
- [37] Chen C, Zhang H, Pan Y, et al. Robot autonomous grasping and assembly skill learning based on deep reinforcement learning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 130: 5233-5249.

- [38] 李想. 基于强化学习的柔性协作机器人控制研究[D]. 安徽: 中国科学技术大学, 2024.
- [39] Wang J, Xin M. Distributed optimal cooperative tracking control of multiple autonomous robots[J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2012, 60(4): 572-583.
- [40] 刘明涛, 曹立佳, 唐余, 等. 基于图论与主从式控制理论的多无人机姿态一致性控制[J]. *四川轻化工大学学报(自然科学版)*, 2020, 33(06): 32-38.
- [41] Duan P, Duan P, Li S, et al. Motion prediction and delay compensation for improved teleoperation of an exoskeletal robot[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(2): 168781401876035.
- [42] Li H, Zhu H, Xu D, et al. Dynamic task allocation based on auction in robotic mobile fulfilment system[J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2023, 19(10): 7600-7615.
- [43] 何华, 刘全, 申屠舒展, 等. 轮式多机协同搬运机器人轨迹跟踪控制器设计[J]. *机械工程学报*, 2024, 60(11): 145-155.
- [44] 刘梦麟, 戴福全, 杨涛. 基于导纳控制的机器人恒力按摩研究[J]. *机械设计*, 2025, 42(02): 116-122.
- [45] Deo D R, Rezaii P, Hochberg L R, et al. Effects of Peripheral Haptic Feedback on Intracortical Brain-Computer Interface Control and Associated Sensory Responses in Motor Cortex[J]. *IEEE Transactions on Haptics*, 2021, 14(4): 762-775.
- [46] 詹博文, 郭瑞科, 龚宇莲, 等. 面向轴孔装配任务的双臂机器人控制策略[J]. *空间控制技术与应用*, 2025, 51(01): 85-95.
- [47] 张德雨, 刘思宇, 张健, 等. 基于动态视觉范式与实时反馈校验的脑控机械臂[J]. *机械工程学报*, 2023, 59(21): 157-166.
- [48] 袁子建, 唐国元. 水下机械臂的运动学及动力学建模方法研究[C]. 中国造船工程学会船舶力学学术委员会测试技术学组 2021 年学术会议论文集. 华中科技大学船舶与海洋工程学院, 2021: 464-471.
- [49] 赵智远, 赵京东, 赵亮亮, 等. 求解 SSRMS 构型空间机械臂逆运动学的方法[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(03): 21-35.
- [50] 张富强, 曾夏, 白筠妍, 等. 面向复杂加工装备的功能聚合与作业手势交互

- 设计[J]. 包装工程, 2023, 44(12): 60-67.
- [51]丘洪键, 梁海平, 卢耀安, 等. 基于光学定位系统反馈的机器人末端位姿误差在线补偿方法[J]. 工具技术, 2024, 58(12): 136-141.
- [52]赵京东, 王梓睿, 张佳钰, 等. 基于臂型角的 Baxter 机械臂运动映射方法[J]. 载人航天, 2024, 30(06): 735-745.
- [53]纳文, 张世强, 曹越琦, 等. 雅可比矩阵在机器人运动中的应用[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(05): 576-580.
- [54]雷孟宇, 张旭辉, 杨文娟, 等. 基于蒙特卡洛随机采样方法与牛顿-拉夫逊迭代方法的钻锚机器人机械臂逆运动学求解方法[J]. 煤炭学报, 2024, 49(S1): 446-456.
- [55]代康, 秦健勇, 谢凯. 基于高斯牛顿法的可匹配机器人高精度自动抓放料方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(09): 115-120.
- [56]金小飞, 李杨. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的串联协作机器人精度标定研究[J]. 工程机械, 2024, 55(09): 54-59+9-10.
- [57]薛祥儒, 张承瑞, 胡天亮, 等. 基于 PSO-SVR 算法的工业机器人分级标定方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(01): 51-60.
- [58]杨先声. 面向 3C 产品装配的商联机器人设计与控制研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨工业大学, 2022.

攻读学位期间发表的学术成果

- [1] 第二作者. Design and Research of Multimodal Fusion Feedback Device Based on Virtual Interactive System [J]. Actuators, 2023. (SCI)
- [2] 第一作者. 混合 LM-GA 算法的人-机动作映射控制研究[J].安徽工程大学学报. (已录用)
- [3] 第三作者. 一种基于混合 LM-GA 算法的人-机动作映射控制系统及方法:202411449770.4[P].2024-10-17. (实审中)

致谢

行文至此，落笔为终。当我在键盘上敲下这段文字时，三年的研究生生涯与这篇四万字的论文终于迎来了交汇点。回望这段交织着困惑与顿悟、焦虑与欣喜的学术旅程，心中涌动的不仅是完成研究的释然，更有对一路相伴的良师益友的深切感激。

首先，谨以最诚挚的敬意献给我的导师张振。从论文的选题、开题，到资料搜集、实验设计，再到数据分析、论文撰写，每一个环节都凝聚了导师的智慧与心血。导师严谨的治学态度、深厚的学术造诣和谦逊的为人风范，不仅为我树立了学术研究的榜样，更在潜移默化中塑造了我的人格魅力。在论文遇到瓶颈时，是导师的耐心指导和悉心点拨，让我得以拨云见日，继续前行。

感谢课题组的葛攀、张太盛、王文豪、赵庆、王立园、梁益存以及同一个学院的其他同学们。在这三年的时间里，我们共同学习，共同成长，互相成就，共同度过了无数个难忘的时刻。

最深沉的感激献给我的家人。在我全身心投入论文撰写的过程中，他们始终是我坚实的后盾。家人的理解与支持，让我能够无后顾之忧地专注于学术研究。每当我疲惫不堪、心生退意时，是他们的鼓励与关怀，让我重新找回信心和动力。这份亲情的力量，是我不断前行的源泉。

最后，我要感谢自己。感谢自己在面对困难和挑战时，没有轻言放弃；感谢自己在无数个日日夜夜里，坚守初心、砥砺前行。这段经历不仅锻炼了我的学术能力，更磨砺了我的意志品质。

搁笔之际，窗外的梧桐已悄然抽新。这篇论文或许只是学术长河中的微小涟漪，但它承载的师恩、友情与亲情，注定会成为我生命中永恒的绿洲。学术之路漫漫，惟愿怀揣这些温暖的力量，继续在求真与向善的道路上且歌且行。

史钊楠

2025 年 3 月

尚德敏学 唯实惟新

