

分类号: TP24

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210120152



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 异形件分拣作业双机械臂协同
策略研究

论 文 作 者 陶万宝

校 内 导 师 刘有余 教授

校 外 导 师 陈进

专业学位类别 机械

研究方向(领域) 机械工程

论文提交日期: 2024 年 5 月 20 日

分类号：TP24

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120152

异形件分拣作业双机械臂协同策略研究

RESEARCH ON THE COLLABORATIVE STRATEGY OF DUAL MANIPULATOR FOR SORTING IRREGULAR PARTS

学生姓名：_____陶万宝_____

指导教师：_____刘有余（教授）_____

校外导师：_____陈进_____

专 业：_____机械_____

研究方向：_____机械工程_____

论文答辩日期：_____2024 年 5 月 20 日_____

安徽工程大学学位论文原创性声明

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

学位论文作者签名：陶万宝

日期：2024 年 5 月 20 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。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：陶万宝

指导教师签名：刘有录

日期：2024 年 5 月 20 日

日期：2024 年 5 月 20 日

异形件分拣作业双机械臂协同策略研究

摘要

双机械臂作为一种重要的工业机器人，其自主性和智能化水平对于提高生产效率和质量至关重要，双机械臂协同分拣作业的形式也能满足复杂、智能和柔顺的现代工业系统。目前，双机械臂的适应性和应变能力需根据不同的生产环境和任务需求，进行灵活调整和优化，但对双机械臂协同作业的效率性、实时性和安全性等方面要求较高。为解决这些问题，探究具有普适性的双机械臂分拣异形件的协同策略具有重要价值。基于 RRT-connect 算法，结合双树搜索的特点，以偏向目标角度和随机值作为步长搜索策略，自适应调节所处环境的搜索步长，引入人工势场法，结合双向目标偏差搜索特点和贪婪路径优化理念，提出一种基于角度选择的双向势场概率步长 RRT 算法。为提高机械臂分拣过程中的路径效率，采用分段分阶多项式插值轨迹的方法，依据粒子群算法具有较强的全局搜索能力，提出了基于混合非线性递减参数 PSO 的时间最优轨迹规划算法；依据上述的运动轨迹，为提高双臂在分拣过程中的跟踪轨迹的精准度，结合径向基函数神经网络、滑模控制以及模糊控制器，结合双曲正切函数与指数函数，构建复合函数，协助补偿 RBFNN 的逼近误差，提出一种复合函数的 RBFNN 模糊滑模双机械臂轨迹跟踪方法。

本文的主要研究工作及成果如下。

(1) 针对双臂分拣异形件的路径规划策略研究。提出一种基于角度选择的双向势场概率步长的快速扩展随机树算法，用于双机械臂路径规划。引入高目标概率偏差策略能够提升快速扩展随机树算法的搜

索效率；基于动态步长思想，创新性地采用随机值作为步长参量；引入人工势场法，以应对多障碍物环境；采用贪婪算法对路径优化，寻得最短路径。

(2) 针对双臂分拣异形件的轨迹规划策略研究。采用 5-3-5 多项式插值轨迹的方法，利用粒子群算法具有较强的全局搜索能力，提出了基于混合非线性递减参数 PSO 的时间最优轨迹规划算法。采用非线性函数，动态调整惯性权重和学习因子。以 PUMA560 机械臂为研究对象，给定位置以及关节角度等信息，通过分段分阶多项式拟合运动轨迹，依据约束条件，验证了其收敛速度以及寻优性能。

(3) 针对双臂分拣异形件的轨迹跟踪控制策略研究。结合双曲正切函数与指数函数，构建复合函数，提出了一种复合函数的径向基函数神经网络模糊滑模控制方法。采用模糊控制器调节指数函数，增强输入数据的表达能力，缩小实际与理论的差异。在稳定性分析方面，利用李雅普诺夫函数对闭环系统进行分析。本文验证了该方法的收敛精度以及跟踪速度性能，同时降低了滑模系统的抖振。

关键词：双机械臂，异形件，协同分拣，路径规划，轨迹规划，轨迹跟踪控制

RESEARCH ON THE COLLABORATIVE STRATEGY OF DUAL MANIPULATOR FOR SORTING IRREGULAR PARTS

ABSTRACT

As an important industrial robot, the autonomy and intelligence level of dual manipulators are crucial for improving production efficiency and quality. The collaborative sorting operation form using dual manipulators can meet the requirements of complex, intelligent, and flexible modern industrial systems. Currently, the adaptability and flexibility of dual manipulators need to be flexibly adjusted and optimized according to different production environments and task requirements. However, there are high demands for efficiency, real-time performance, and safety in the collaborative operation of dual manipulators. To address these issues, exploring the collaborative strategy of universal dual manipulators sorting of irregular parts is of great value in addressing these issues. Based on the Rapidly exploring Random Tree Connect (RRT connect) algorithm, combined with the characteristics of dual tree search, a step size search strategy is adopted with a bias towards the target angle and random values. The search step size of the environment is adaptively adjusted, and the artificial potential field method is introduced, combining the search features with the bidirectional goal bias and the concept of greedy path optimization, a Bidirectional Potential Field Probabilistic Step size RRT algorithm based on angle selection is proposed. To improve the path efficiency of dual manipulators sorting process, a method of segmented and graded polynomial interpolation trajectory is adopted. Based on the strong global search ability of Particle Swarm Optimization, a time-optimal

trajectory planning algorithm is proposed using PSO based on Mixed Nonlinear Decreasing Parameter. Based on the above motion trajectory, in order to improve the accuracy of the tracking trajectory of the dual manipulators in the sorting process, by combining hyperbolic tangent function and exponential function, a composite function is constructed to assist in compensating for the approximation error of RBFNN, a composite function RBFNN fuzzy sliding mode control method for dual manipulators trajectory tracking using a composite function RBFNN is proposed by combining radial basis function neural network (RBFNN), sliding mode control, and fuzzy controller.

The main research work and results are as follows.

(1) Research on path planning strategy for dual manipulators sorting of irregular parts. a Bidirectional Potential Field Probabilistic Step size RRT algorithm for angle selection is proposed for dual manipulators path planning. Introducing the high-probability goal bias strategy can improve the search efficiency of the fast expanding random tree algorithm. Based on the idea of dynamic step size, random values are innovatively used as step size parameters. The artificial potential field method is introduced to deal with multi-obstacle environments. A greedy algorithm is used for path optimization, and finding the shortest path.

(2) Research on trajectory planning strategy for dual manipulators sorting of irregular parts. The 5-3-5 polynomial interpolation trajectory method is adopted, and utilizing the strong global search ability of PSO algorithm. A time optimal trajectory planning algorithm based on mixed nonlinear decreasing parameter PSO is proposed. By using nonlinear functions to dynamically adjust the inertia weight and learning factor, the global and local search capabilities of the algorithm are balanced. Taking the PUMA560 as the research object, given information such as position and joint angle, the motion trajectory is fitted using segmented and graded

polynomials. Based on constraint conditions, the convergence speed and optimization performance are verified.

(3) Research on trajectory tracking control strategy for dual manipulators sorting of irregular parts. A composite function is constructed by combining hyperbolic tangent function and exponential function, a fuzzy sliding mode control of RBFNN method based on composite function is proposed. An exponential function is integrated into the fuzzy controller. the expressive capability of input data is improved, and the disparity between practical and theoretical is minimized. In terms of stability analysis, the Lyapunov functions is adopted to analyze closed-loop systems. This article verifies the convergence accuracy and tracking speed performance of the method, while reducing the vibration of the sliding mode system.

KEY WORDS: Dual manipulators; Irregular parts, Collaborative sorting, Path planning, Trajectory planning, Trajectory tracking control

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
目录	VI
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 研究现状	2
1.2.1 路径规划策略研究	2
1.2.2 轨迹规划策略研究	4
1.2.3 控制策略研究	6
1.3 论文来源及目标	8
1.3.1 论文来源	8
1.3.2 研究目标	8
1.4 论文结构	8
第 2 章 双向势场概率步长 RRT 双机械臂路径规划	11
2.1 位姿描述与碰撞检测	11
2.1.1 位姿描述	11
2.1.2 碰撞检测	12
2.2 运动规划	14
2.2.1 改进 RRT 算法	14
2.2.2 BPFPS-RRT 算法流程	18
2.3 规划仿真	19
2.3.1 BPFPS-RRT 算法性能	19
2.3.2 消融实验	22
2.4 路径规划案例	24
2.5 本章小结	27
第 3 章 基于混合非线性递减参数 PSO 的时间最优轨迹规划	29

3.1 分段分阶多项式函数的构建	29
3.2 适应度函数的构建	32
3.3 PSO-MNDP 轨迹优化算法	32
3.3.1 改进 PSO 算法	32
3.3.2 轨迹优化流程	34
3.4 仿真与分析	35
3.5 本章小结	39
第 4 章 一种复合函数的 RBFNN 模糊滑模双机械臂轨迹跟踪方法	41
4.1 双机械臂控制系统模型	41
4.2 主控制系统设计	42
4.3 模糊控制系统设计	45
4.4 稳定性分析	47
4.5 仿真分析	50
4.5.1 轨迹跟踪仿真	52
4.5.2 末端轨迹跟踪效果	59
4.6 本章小结	59
第 5 章 基于 MATLAB 和 CoppeliaSim 的联合仿真实验	61
5.1 运动规划仿真	61
5.2 双臂协同分拣异形件仿真	64
5.3 本章小节	68
第 6 章 结论与展望	69
6.1 结论	69
6.2 创新点	70
6.3 展望	70
参考文献	72
攻读学位期间取得的研究成果	81
致谢	83

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着工业机器人的广泛应用，高效率是工业生产中首要选择，双臂机器人无论在效率和性能等方面都优于单臂机器人^[1-3]，双机械臂相互协调、协同作业的形式能满足现代工业任务操作的复杂性、智能性以及系统柔顺性的要求。如图 1-1 所示的双臂机器人，图 1-1(a)由 ABB 公司生产研发的并联机器人——ABB IRB 360 机器人^[4]。其中，并联机械臂通常被应用在需要较大负载、稳定性和精密度要求较高的场景中，例如，汽车制造业中的车身焊接、重型物体搬运等场景都适合采用并联机械臂^[5]。图 1-1(b)是由两个串联机械臂组成的协同作业平台，适用于需要较大工作空间和灵活性的场景，例如，装配线上的零部件装配、物品包装和异形件分拣等场景都适合采用串联机械臂。串联机械臂通常比并联机械臂更为简单，易于控制和维护，因此在一些需要灵活性和工作范围较大的场景中得到广泛应用^[6]。在此领域，双机械臂的协同作业策略规划一直是热点问题^[7]。



(a) 并联机器人



(b) 串联机器人

图 1-1 双臂机器人

双机械臂分拣异形件是一种利用两个机械臂协同工作来进行异形件分拣任务。异形件是指在形状、大小、质地等方面与常规物体不同的物品，例如不规则形状的包裹、变形的产品等。传统的分拣系统通常采用单一机械臂或人工分拣的方式，但对于异形件的分拣任务，由于其形状多样且难以精确定位，传统方法存在一定的局限性^[8-9]。因此，引入双机械臂协同分拣可以提高分拣效率和准确性，适应更复杂的分拣场景，其意义在于，通过双机械臂的协同工作，可充分利用并

行处理的优势，大幅提高分拣效率，通过双机械臂的相互配合，灵活应对各种挑战，提高分拣的准确性和成功率。双臂协同作业带来了两个方面问题：一是双臂运行过程中需要确保机械臂之间的工作空间不会相互干扰或碰撞，同时需要避免机械臂与周围物体或者人发生碰撞，因此需要精确的运动规划，以针对外部环境的不确定性做出反应的能力，确保安全和高效的作业。二是协同作业过程中的分拣效率是企业非常看重的一点，同样在后期的设备维护与故障维修都会对分拣效率产生不利影响，因此，需要对双臂运动过程进行优化以及精确控制，达到提高分拣效率和延长设备寿命的目标。

针对上述问题，本文面向异形件分拣作业双机械臂协同策略研究，采用双串联机器人方案，开展双臂机器人运动规划理论研究，丰富和拓展避障和轨迹优化技术，深入研究轨迹跟踪控制，解决机械臂轨迹跟踪精度差以及抖振等问题，其研究不仅提高双臂协同效率，还具有工程应用价值，尤其在物流、仓储等领域中能够发挥重要作用。

1.2 研究现状

1.2.1 路径规划策略研究

经典的机器人三维路径规划算法大致分为三类，第一类为基于搜索的路径规划算法，如 Dijkstra 和 A* 算法^[10-11]，此算法基于一个图结构，其中每个节点表示机器人所在的位置，每个边表示机器人的运动路径。通过对图结构的搜索，并为每个节点计算一个启发式函数，用于评估该节点到终点的距离，寻找最优路径。Qing^[12]等人提出一种改进的 Dijkstra 算法，在路径搜索过程中保存所有等距最短路径，虽能求解若干最短路径的路径规划问题，但在某种情况下可能难以获取完整的图结构，且存在搜索空间大、计算复杂度高、实时性差等问题。第二类为基于规则的路径规划算法，如人工势场法^[13-14]，主要思想是通过设计一个人工势场，模拟机器人运动过程中的感知和决策，从而实现路径规划。人工势场法算法实现简单，易于理解和使用，能够快速计算出机器人的运动路径，实时性较高。因此，Xia 等人^[15]基于人工势场方法，提出了一种改进的速度势场（IVPF）算法，以应对传统算法固有的缺陷，但利用切向速度来摆脱局部最小问题，导致路径质量较差。人工势场法只考虑了机器人与障碍物之间的关系，而忽略了机器人之间的相互制约关系，所以在某些情况下容易出现局部最优解。为解决此问题，第三类为

基于采样的路径规划算法被广泛应用至各个领域,如 RRT^[16]和 PRM(Probabilistic Roadmap)^[17]等算法,其主要思想是通过随机采样方式,在环境中搜索最优可行路径。基于采样的算法对环境类型没有限制,可以应用于各种复杂环境下的路径规划问题,具有较高的鲁棒性和可靠性。Li 等人^[18]采用一种以空间主轴为参考轴的伪随机抽样策略,改进了 PRM 算法,并通过贝塞尔曲线优化路径,但在三维环境中路线图构建率不稳定。Liu 等人^[19]提出了一种网格-局部概率路线图(PRM)方法,具有较高的效率和实时性,但是此类算法可扩张性弱,路线图复用率低。为解决此问题,RRT 算法和其变种被提出。RRT 算法具有广泛的适用性、高效率、可扩展性强、确定性好、实时计算等优点,其有效地解决了高维空间约束路径规划问题,使得 RRT 算法成为路径规划中最常用和最有效的算法之一。

在此基础上,Kuffner 等人^[20]通过在起始和目标节点同时随机扩展路径,提出一种 RRT-connect 双树算法,其在搜索性能上优于 RRT 算法。但是,因为随机性的存在,其难以寻得最优路径。为解决该问题,学者们对 RRT-connect 算法进行一系列改进。例如,Kang 等人^[21]通过引入三角不等式原理对路径节点重新布线,提出一种基于三角形不等式的 RRT-connect 算法,其有突出的路径长度,但可能出现具有尖角的不可微分段线性截面,与机械臂的运动学会产生约束等问题。依据动态步长思想^[22],Li 等人^[23]根据目标、当前点中障碍物的位置自适应地调整搜索步长,提出了一种可变步长快速探索随机树(VT-RRT)算法,其有效地减少了路径规划时间,虽对采样方向也进行优化,但产生过多的路径节点,导致路径较长。为改善可变步长带来的不利影响,Zhang 等人^[24]提出基于人工势场法和双向快速探索随机树(BiRRT-APF)算法的机械臂路径规划,旨在解决随机可能性高、搜索效率低的问题,但目标导向性差。Shao 等人^[25]提出一种基于 RRT-Goalbias 算法(G-RRT)的运动规划,其通过引导随机采样的方向,减少了对周围的无效搜索,但单向搜索在效率上较差,路径不是最优。Liu 等人^[26]提出一种目标偏置双向快速探索随机树(GBI-RRT)算法,改善了节点扩展的成功率。但在复杂高维环境下,产生冗余节点,导致路径过于复杂。如下表 1-1 所示的路径规划算法类型,对各个算法进行优缺点的总结。由于重叠工作空间的存在,所以双臂路径规划要同时应对静、动态障碍物的干扰。

综上所述,当前双臂的路径规划存在如下问题:

(1) 基于双臂之间的协调性。双臂之间需要协调动作，以避免碰撞或干涉，路径规划需要考虑到两个机械臂的运动轨迹，确保它们不会相互干扰，同时能够协同完成任务。

(2) 基于双臂的避障问题。双臂在复杂环境中工作时，需要规避各种障碍物，路径规划算法需要能够有效地避开障碍物，并且考虑到两个机械臂之间可能存在的碰撞风险。

(3) 基于路径规划的实时性和动态性。某些情况下，双臂需要实时地做出路径规划调整，以适应动态环境或任务变化，传统的路径规划算法可能无法满足这种实时性和动态性的需求。

表 1-1 路径规划算法类型

路径规划类型	方法	文献	优点	缺点	缺点原因
基于搜索的算法	Dijkstra 和 A*等	[10,11,12]	在合理时间，寻得最优路径。	搜索空间大、计算复杂度高和实时性差。	在复杂的环境中，面临大量的路径搜索计算。
基于规则的算法	APF 及变体等	[13,14,15]	快速计算路径和实时性较高等。	容易出现局部最优解。	忽略了机器人之间的相互制约关系。
基于采样的算法	PRM 及变体等	[17,18,19]	较高的效率和实时性等。	路线图复用率低，内存消耗大。	生成较多候选路径，计算代价相对较高。
	RRT 及变体等	[16,20-26]	适用性强、高效率、可扩展性强等。	树节点多，路径质量差。	受到随机性因素的影响，可能导致结果不稳定。

1.2.2 轨迹规划策略研究

如今，工业制造过程中广泛应用机械臂等工业机器人，一般来说，工业机器人是一种非线性动态机构，需要遵循特定的轨迹以避免任何可能的碰撞。因此，轨迹规划是工业机器人自动化中的一项重要技术。合理的轨迹可以降低机器人的振动和噪声，保证机器人较高的工作效率和运动稳定性^[27-29]。在机械臂分拣应用领域，轨迹规划问题一直备受关注，为了解决运动规划中的平滑轨迹构造和最短时间优化问题，学者们进行了大量的研究^[30-31]。

在机械臂运行过程中为获得平滑的轨迹，主要通过 B 样条、Bezier、NURBS 以及多项式插值等函数构造。Kano 等人^[32]提出以 B 样条作为基函数的平滑样条，通过 B 样条曲线的控制点来表示曲率，将问题简化为具有半无限约束的非线性

规划问题,但 B 样条曲线需要更多的控制点来描述曲线形状,增加了曲线的数据量和计算复杂度。为解决此问题, Wang 等人^[33]提出了使用贝塞尔曲线对关节轨迹进行参数化并将其集成到非线性优化问题中,虽然简化了计算,但贝塞尔曲线的曲率变化非常快,因此在连接两条贝塞尔曲线时,很难实现平滑过渡,可能会导致曲线之间出现明显的角度或不连续性。采用 NURBS 曲线解决平滑度问题,通过调整权重来改变曲线的度量,例如曲线的平滑度和紧密度,使其适应不同的设计需求。Stoican 等人^[34]利用 NURBS 函数属性(局部支撑、凸性和正性)并应用结点细化策略,其可行性和性能得到了提升,而复杂性仅适度增加,但 NURBS 曲线的形状受到节点、权重和控制点位置的共同影响,这些参数的选择需要经验和技巧,不当的参数设置可能导致曲线形状不准确或出现振荡现象。为了更好拟合关节轨迹曲线, Barghi 等人^[35]为了使运动轨迹以连续速度和平滑加速度执行,采用 3 阶、4 阶和 5 阶多项式的方法并提出了三个轨迹问题,通过高阶多项式为轨迹提供平滑度。Bureerat 等人^[36]使用五阶多项式函数表示运动方程,高阶项使得曲线在函数值和导数值上连续平滑。通过调整多项式系数来改变曲线的形状和位置,使得多项式函数在设计和建模中具有更大的灵活性。

目前,机械臂最优轨迹规划的研究方法包括遗传算法、差分进化算法、粒子群算法等^[37-39]。Liu 等人^[40]为了提高优化性能,采用基于遗传算法框架的精英群体和自适应调整机制,保证了机械臂的平稳性和效率性能,但是存在调参困难以及收敛速度慢等问题。Wang 等人^[41]采用基于差分进化算法的自由浮动空间机械臂最优轨迹规划,差分进化算法的基本思想简单,易于实现,但是交叉操作可能降低个体多样性,随机性较大。为解决上述问题,采用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化机械臂的轨迹,该算法具备全局搜索能力,能在整个搜索空间内寻找最优解,因此适用于解决复杂的多维优化问题;同时采用了群体智能的思想,引入了惯性权重和个体历史最优位置等机制,使得算法具有较快的收敛速度;相比其他优化算法,粒子群算法只需要设置较少的参数,如粒子数量、惯性权重、学习因子等,使得算法使用起来更加简单方便。Wang 等人^[42]研究了粒子群优化策略在自由浮动模式下运动的冗余空间机器人轨迹规划应用,但可能陷入局部最优解。为了进一步提升粒子群算法的性能,Shi 等人^[43]提出了一种基于线性递减惯性权重的(PSO-LDIW)算法,惯性权重以时变方式更新。为了有效

控制局部和全局搜索，Han 等人^[44]提出了动态调整学习因子的粒子群优化算法，该方法采用分段多项式插值拟合轨迹。PSO 算法具有良好的适应性，在解决约束优化问题上具有一定的优势，通过自适应地调整搜索策略，以适应不同的问题类型和搜索空间^[45]。

综上所述，当前双臂的轨迹规划存在如下问题：

(1) 通过示教和插值进行轨迹规划时，示教可能导致机械臂运行过程中出现冲击，对其寿命产生不利影响，而插值则可能缺乏对机械臂固有限制的约束，因此安全性较低。

(2) 基于优化算法的最优轨迹规划需要进行大量的计算，尤其是在多自由度机器人或复杂环境下，计算复杂度很高，会消耗大量的时间和计算资源。

1.2.3 控制策略研究

双机械臂的动力学行为通常是非线性的，这意味着它们的运动方程是复杂的、非线性的微分方程，这使得轨迹跟踪控制成为一个更具挑战性的任务，需要采用复杂的控制策略^[46]；双臂精确的动力学模型可能难以获取或存在不确定性，实现高精度的轨迹跟踪面临一定的挑战^[47]。

针对非线性机械臂的轨迹跟踪问题，Kara 等人^[48]提出了一种基于比例导数控制和滑模控制的鲁棒控制器，在跟踪控制仿真中考虑了机械臂的动力学特性，验证了其轨迹跟踪精度，但仍受限于 PID 参数整定难的问题。IJAZ 等人^[49]提出了一种自适应滑模控制策略，根据动力学方程设计滑模控制器，采用自适应律对系统中的不确定性进行估计，但估计过程可能会受到噪声干扰或模型参数误差的影响，导致估计结果不准确。为解决此问题，VAN 等人^[50]分别设计了鲁棒自适应控制方法和滑模自适应控制方法，运用神经网络对系统中存在的各种不确定性进行逼近，虽提高了轨迹跟踪精度，但仍然存在较大振动。Wu 等人^[51]采用动态滑模控制进行轨迹跟踪，通过模糊逻辑推理，自适应调节开关控制增益，以缓解抖振问题。Shi 等人^[52]研究了未知不确定性和外部扰动的机械臂轨迹跟踪问题，为了主动补偿包括外部扰动和不确定性在内的总扰动，开发了一种新型扰动观测器，将扰动估计纳入新型无抖振自适应滑模控制器中，建立了两种复合轨迹跟踪控制方法，以实现高精度跟踪性能和较强的鲁棒性，但非线性观测器需要已知系统模型，限制了其应用。Lu 等人^[53]结合滑模控制器(SMC)与径向基函数网络

(RBFN), 用于双连杆机器人机械手的关节位置控制, 以实现周期性运动和预定义的轨迹跟踪控制, 结合 SMC 与 RBFN 的优点, 解决了无需对象模型的参数信息, 但还存在抖振问题。为解决上述问题, Liu 等人^[54]提出了模糊控制器与径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)相结合的滑模控制方法, 利用 RBFNN 对机器人等效系统模型进行逼近, 设置鲁棒项, 补偿不确定的外部干扰或 RBFNN 的逼近误差, 采用模糊控制器在线自适应调节开关增益, 提高了控制器的收敛精度并且消除了抖振, 但其收敛速度慢。为进一步优化控制器, Yan 等人^[55]提出了一种模糊自适应约束控制策略, 结合 Sigmoid 函数, 采用非线性平滑函数来解决饱和输入非线性问题, 但 Sigmoid 函数在输入非常大或非常小的情况下, 会产生饱和与梯度消失的问题。Wang 等人^[56]提出了一种新颖的平滑开关控制方案。通过设计平滑切换的混合控制器, 应用高斯函数作为混合控制器的平滑切换功能, 以提高开关性能, 使得混合控制器具有良好的动态和稳定性能, 但开关时间(内部)和开关参数难以寻得最优, 且滑模抖动并未消除。Jafarov 等人^[57]研究了滑动模式和增益选择指南的存在, 在控制律中使用饱和函数替代纯符号函数, 解决了颤振现象, 饱和功能可实现平滑的瞬态性能, 但控制器应用范围受限。为解决此问题, Zhou 等人^[58]提出了一种自适应模糊控制方法, 在控制器设计过程中, 利用有界函数的单调递增特性, 采用双曲正切函数代替饱和函数, 获得平稳的控制律。综上所述, 机械臂系统具有强耦合和复杂的非线性, 为消除存在不确定外部干扰及建模不确定性的不良影响, 在文献[54]的基础上, 一方面实现无模型控制, 另一方面解决滑模控制抖振以及提高控制效果。然而, 在双机械臂的轨迹跟踪任务中, 通常涉及复杂的动态变化, 包括关节位置、力矩和关节速度等, 该控制器捕捉输入数据中的非线性特征能力较弱, 需要非线性函数去优化, 这激发了本文的灵感。

综上所述, 当前的机械臂轨迹跟踪控制存在如下问题:

(1) 控制过程中的外界干扰、传感器误差以及机械臂本身的参数变化等因素会引入不确定性, 这些不确定性可能导致轨迹跟踪误差的增加, 并对控制系统的稳定性产生影响。

(2) 滑模控制算法的控制效果较好, 但滑模控制器输出是离散的, 因此相较于连续控制方法更容易受到噪声和量化误差的影响, 也会对系统产生较大的振动。

1.3 论文来源及目标

1.3.1 论文来源

安徽省未来技术研究院企业合作项目“视觉引导机器人动态分拣异形件作业研究”(2023qyhz18)。本人承担机械臂动态分拣异形件作业过程中的运动规划研究，为后续研究奠定基础。

1.3.2 研究目标

为提高双机械臂分拣效率和分拣的准确性，研究双机械臂分拣异形件的协同策略。基于改进快速探索随机树连接算法，探索协同路径规划策略研究；利用双机械臂协同避障的路径节点，探索基于混合非线性递减参数的 PSO 轨迹规划方法，优化路径轨迹曲线；针对分拣过程中存在轨迹跟踪精度差以及抖振等问题，探索一种结合复合函数、径向基函数、模糊控制以及滑模控制的轨迹跟踪方法，解决双机械臂在分拣过程中的存在抖动以及跟踪性能差等问题。基于以上所提方法策略，进行普适性的双机械臂协同分拣策略研究。

1.4 论文结构

研究内容主要分为四个部分，分别为基于角度选择的双向势场概率步长 RRT(Bidirectional Potential Field Probabilistic Step-size RRT, BPFPS-RRT)双机械臂路径规划；基于混合非线性递减参数 PSO 的时间最优轨迹规划研究(PSO based on Mixed Nonlinear Decreasing Parameter, PSO-MNDP)；一种复合函数的 RBFNN 模糊滑模双机械臂轨迹跟踪方法研究以及基于 MATLAB 和 CoppeliaSim 的联合仿真平台的搭建。研究方法及技术路线如图 1-2 所示。

(1) 研究基于角度选择的双向势场概率步长 RRT 双机械臂路径规划策略

分析 RRT-connect 算法的路径规划原理，结合双树搜索的特点，将高目标概率偏差策略引入所提算法，使得随机点沿着目标方向采样。通过角度选择限制双树搜索方向，避免对周围产生冗余采样。剖析动态步长的特点，将随机值作为改进算法的步长参量，利用随机性动态变化，自适应调节所处环境的搜索步长，引入人工势场法，以应对多障碍物环境，同时能解决双机械臂之间的相互干涉问题。解析贪婪算法原理，通过去除路径冗余节点优化路径，达到在双机械臂运动过程中寻得最短路径的目的。

(2) 研究基于混合非线性递减参数 PSO 的时间最优轨迹规划策略

分析双机械臂协同分拣过程中的轨迹曲线,考虑多项式的系数与轨迹曲线的平滑性等因素,使得插值函数能够较好地拟合数据集合,并解决轨迹曲线震荡和过拟合问题,提出 5-3-5 多项式插值轨迹的方法。深入研究 PSO 算法的原理和特点,利用该算法在多维空间中搜索最优解的能力,剖析惯性权重和学习因子,保证算法在全局和局部搜索之间达到最优,采用非线性函数动态调整参数,提高算法的适应性以及收敛性。以 PUMA560 机械臂为研究对象,结合其运动的特点,给定位置以及关节角度等信息,将改进 PSO 算法应用于机械臂的时间最优轨迹规划中,保证机械臂的轨迹平稳以及避免各个关节之间的位置、速度以及加速度参数超限,达到低振动、低冲击力以及高效率的目的。

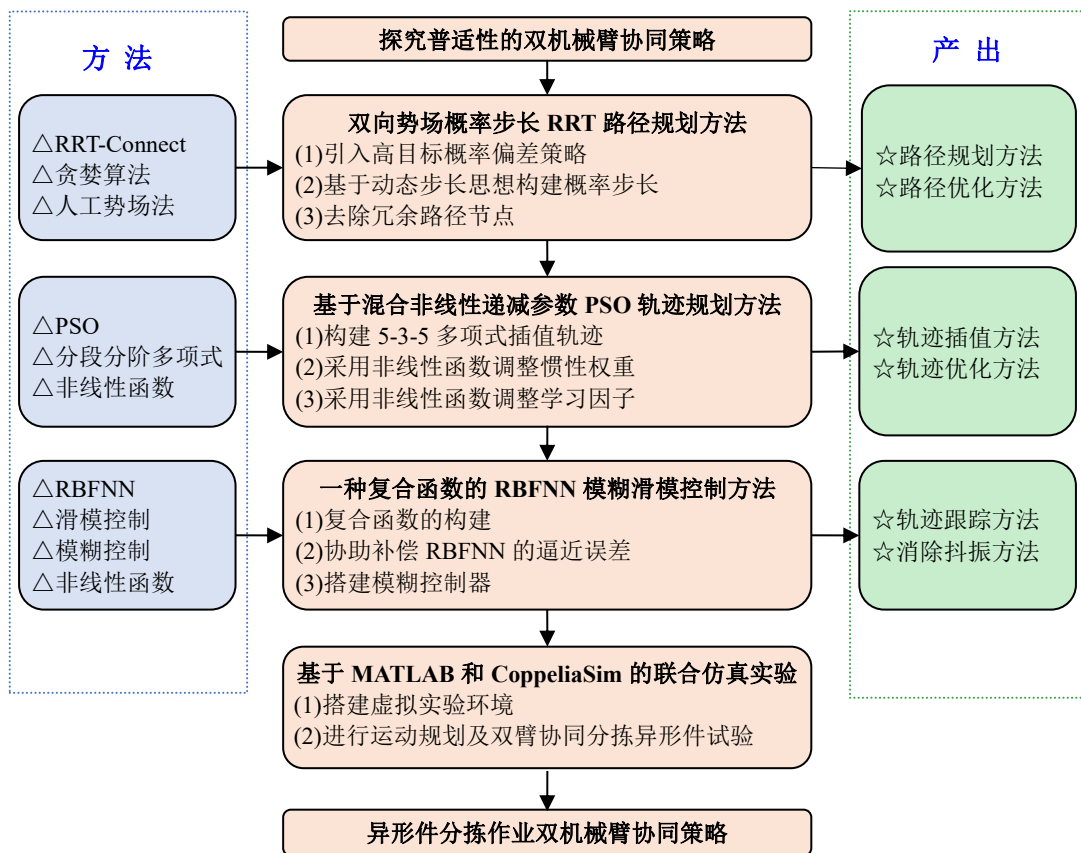


图 1-2 研究方法及技术路线

(3) 研究一种复合函数的 RBFNN 模糊滑模双机械臂轨迹跟踪策略

由于无模型控制的机械臂轨迹跟踪存在误差大、跟踪速度慢及抖振等问题,采用径向基函数神经网络逼近机械臂模型中未知非线性函数,结合模糊控制,自适应调整增益,弥补滑模控制的不足。切换函数采用双曲正切函数,其输入接近于零时具有较大的斜率,而输入较大或较小时斜率趋于饱和。这种非线性响应使得轨迹跟踪控制器能够更好地对不同范围的输入做出响应,提高系统的灵敏度和

稳定性。根据双曲正切函数的适应能力以及特性，在模糊控制器中，融合指数函数，增强输入数据的表达能力，缩小实际与理论的差异，复合函数使得所提方法能够根据输入数据的范围进行灵活调整，更好地适应不同轨迹跟踪任务的需求，提高收敛精度和收敛速度，同时降低了滑模系统的抖振。

(4) 研究基于 MATLAB 和 CoppeliaSim 的联合仿真平台的搭建

明确运动规划以及双机械臂协同分拣作业的联合仿真平台的具体需求，通过 CoppeliaSim 软件搭建双机械臂、传送带、实体方块以及安装末端手爪等仿真模型，并实现与 MATLAB 的数据交互接口，确保能够接收控制指令。使用 MATLAB 中的 Simulink 模块，搭建联合仿真控制平台以及编写代码脚本，将所提的方法策略集成至控制器以及搭建的仿真平台中，验证运动规划以及异形件分拣作业的实际效果，检验研究成果的稳定性和可靠性。

第 2 章 双向势场概率步长 RRT 双机械臂路径规划

2.1 位姿描述与碰撞检测

2.1.1 位姿描述

由 2 个 PUMA560 机械臂构成双臂模型, 采用 DH 建模方法^[59]建立双臂机器人的杆件坐标系, 如图 2-1 所示。其中,, d_i 为相邻两连杆偏移量, a_i 为连杆长度, D 为两臂距离, (x_o, y_o, z_o) 为全局基础坐标系, (x_{lo}, y_{lo}, z_{lo}) 和 (x_{ro}, y_{ro}, z_{ro}) 分别为左右臂基础坐标系, (x_i, y_i, z_i) 和 (x'_i, y'_i, z'_i) 分别为左、右臂关节 i 的坐标系。

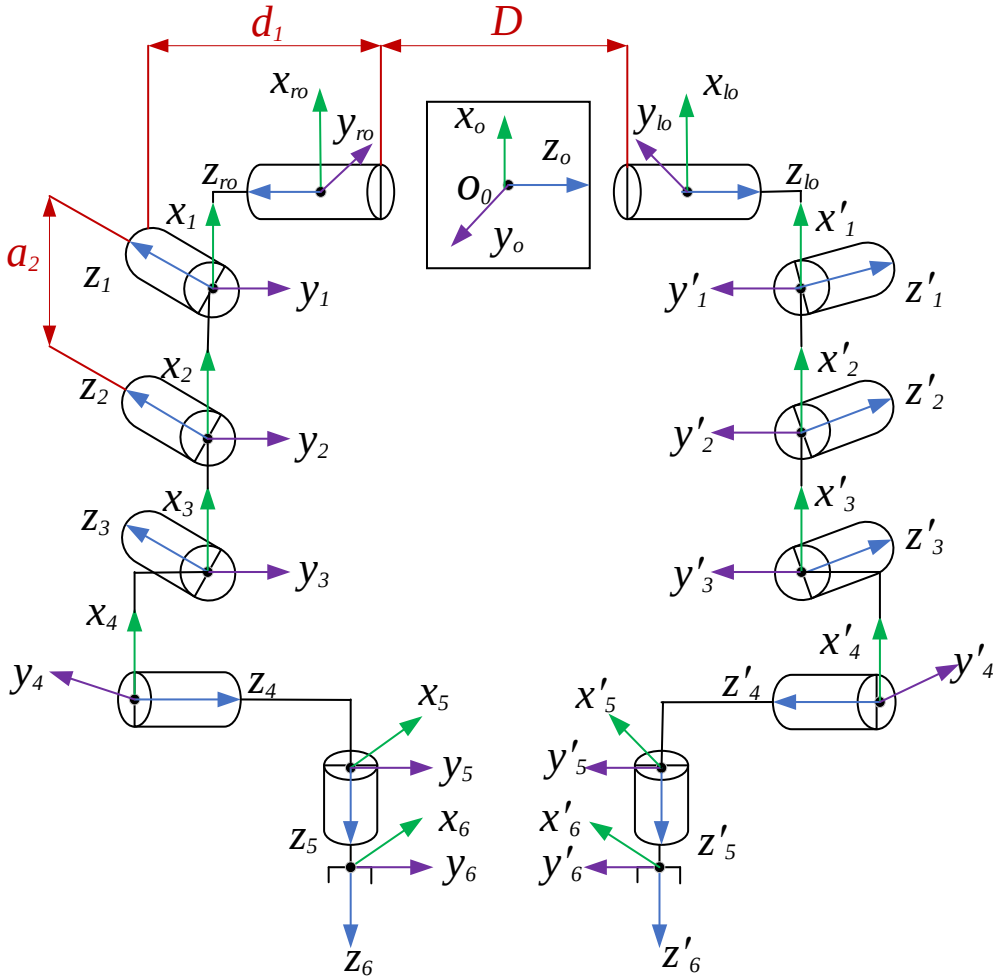


图 2-1 双臂结构图

主臂的 DH 参数见表 2-1, α_i 为连杆扭角, θ_i 为相邻两连杆夹角, 主、从臂镜像对称, α 和 θ 互为相反。其中, $D = 1\text{m}$, $d_3 = 0.1500\text{m}$, $d_4 = 0.4318\text{m}$, $a_2 =$

0.4318m, $a_3 = 0.0203\text{m}$ 。刚性杆件的 DH 参数取决于杆件的连杆参数(即, a_i 和 α_i)和相邻杆件的关节参数(即, d_i 和 θ_i)。

表 2-1 主臂 DH 参数

连杆	θ_i	d_i (m)	a_i (m)	α_i	转角范围(°)
1	θ_1	0	0	$\pi/2$	-160~160
2	θ_2	0	a_2	0	-225~45
3	θ_3	d_3	a_3	$-\pi/2$	-45~225
4	θ_4	d_4	0	$\pi/2$	-110~170
5	θ_5	0	0	$-\pi/2$	-100~100
6	θ_6	0	0	0	-226~266

两连杆偏移量 d_i 是移动关节变量, 两连杆关节角 θ_i 是转动关节变量, 相邻连杆的位姿用 T_i^{i-1} 矩阵^[60]表示为:

$$T_i^{i-1} = R_{rot}(z_{i-1}, \theta_i) T_{trans}(z_{i-1}, d_i) T_{trans}(x_{i-1}, a_i) R_{rot}(x_{i-1}, \alpha_i) \quad (2-1)$$

式中, $R_{rot}(\cdot, \cdot)$ ——旋转变换矩阵;

$T_{trans}(\cdot, \cdot)$ ——平移变换矩阵。

主臂齐次坐标变换矩阵如式(2-2)所示。

$$T_i^{i-1} = \begin{bmatrix} c_{\theta_i} & -s_{\theta_i}c_{\alpha_i} & s_{\theta_i}s_{\alpha_i} & a_i c_{\theta_i} \\ s_{\theta_i} & c_{\theta_i}c_{\alpha_i} & -c_{\theta_i}s_{\alpha_i} & a_i s_{\theta_i} \\ 0 & s_{\alpha_i} & c_{\alpha_i} & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

其中, c ——余弦函数;

s ——正弦函数。

代入 DH 参数, 相对于基坐标系的变换矩阵^[61]如式(2-3)所示。

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

通过式(2-3)将主臂变换矩阵统一到基础坐标系^[62]中, 如下式(2-4)所示。

$$S = S_{base} T \quad (2-4)$$

式中, S_{base} 为基础坐标系的变换矩阵, 从臂位姿也按以上步骤计算。

2.1.2 碰撞检测

依据蒙特卡罗方法^[63]得到重叠的双机械臂工作空间, 如图 2-2 所示的双臂工作空间点云图, 其工作空间存在重叠, 则双臂之间会发生碰撞。

采用半球-圆柱体包围盒^[64]方法。所提双臂包围盒模型, 如图 2-3 所示。两连杆最短距离为 d_{min} , 左、右臂连杆包围盒半径分别为 R_{ai} 和 R_{bj} , 各连杆关节中

心点为 O_{ai} 和 O_{bj} ，碰撞检测主要判断 d_{min} 与 $(R_{ai} + R_{bj})$ 之间的距离。令连杆 A_i 与 B_j 两端坐标为 $M_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $M_2(x_2, y_2, z_2)$ 、 $N_1(x_3, y_3, z_3)$ 和 $N_2(x_4, y_4, z_4)$ ，则其范数表示为：

$$\begin{cases} m = \frac{M_2 M_1}{\|M_2 - M_1\|^2} \\ n = \frac{N_2 N_1}{\|N_2 - N_1\|^2} \end{cases} \quad (2-5)$$

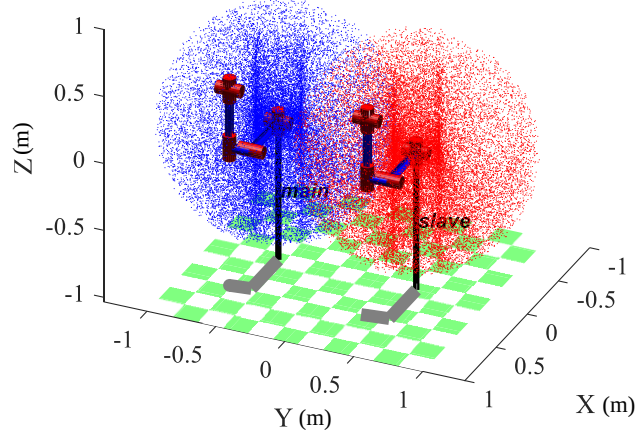


图 2-2 双臂工作空间点云图

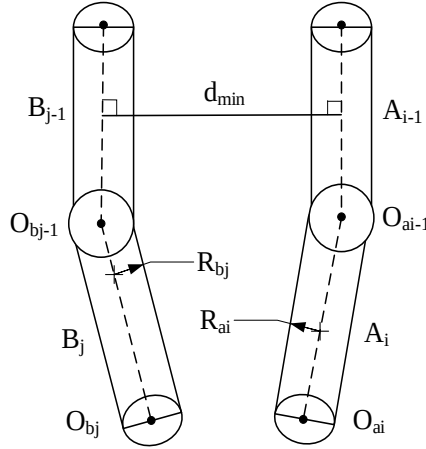


图 2-3 双臂包围盒模型

双臂各连杆上任意坐标为：

$$\begin{cases} M(\mu_1) = M_1 + \mu_1 m \\ N(\mu_2) = N_1 + \mu_2 n \end{cases} \quad (2-6)$$

式中， $\mu_1, \mu_2 \in [0, 1]$ ，则双臂连杆之间的最短距离表示为：

$$d_{min} = \|M(\mu_1) - N(\mu_2)\|^2 \quad (2-7)$$

再对其参数进行偏导：

$$\begin{cases} \mu_1 = \frac{m(M_1 - N_1) + (n^2 - \|n\|^2)}{\|m\|^2 \|n\|^2 - (mn)^2} \\ \mu_2 = \frac{n(M_1 - N_1) + (m^2 - \|m\|^2)}{\|m\|^2 \|n\|^2 - (mn)^2} \end{cases} \quad (2-8)$$

根据式(2-7)可求出 d_{min} ，其碰撞条件^[65]如式(2-9)~(2-11)所示。

若两垂足点在连杆内部，则最短距离 d_{min} 为：

$$d_{min} = \min \left\{ \|A_i B_j\|_2 \right\} \quad (2-9)$$

若其中一个垂足点在连杆的延长线上，则最短距离为：

$$d_{min} = \min \left\{ \|A_i O_{bj}\|_2, \|B_j O_{ai}\|_2 \right\} \quad (2-10)$$

若两垂足点均在连杆的延长线外，则最短距离为：

$$d_{min} = \min \left\{ \|O_{ai} O_{bj}\|_2 \right\} \quad (2-11)$$

其中， $i = 1, 2, 3 \dots 6$;

$j = 1, 2, 3 \dots 6$ 。

若 $d_{min} > R_{ai} + R_{bj}$ ，则主从机械臂连杆不发生碰撞，反之，其连杆之间发生碰撞。

2.2 运动规划

2.2.1 改进 RRT 算法

(1) RRT-connect 算法

此算法^[20]定义了 2 棵随机树 Tree1 和 Tree2，树 Tree1 以起始点 Q_{init} 开始扩展，树 Tree2 以目标点 Q_{goal} 扩展。通过采样生成随机节点 Q_{rand} ，遍历已有的随机树，从树中的节点寻找距离 Q_{rand} 最近节点 $Q_{nearest}$ ， $Q_{nearest}$ 以步长 δ 向 Q_{rand} 延伸，得到新节点 Q_{new} 。对 Q_{new} 进行碰撞检测，若 Q_{new} 碰到障碍物便将该节点舍去；反之，将 Q_{new} 添加到树中，此时 Q_{new} 的父节点是 $Q_{nearest}$ ，按上述方式继续扩展，直到两棵树的 Q_{new} 小于步长阈值时，可将 Tree1 和 Tree2 连通，即路径规划成功。RRT-connect 算法随机树的生长过程如图(2-4)所示。

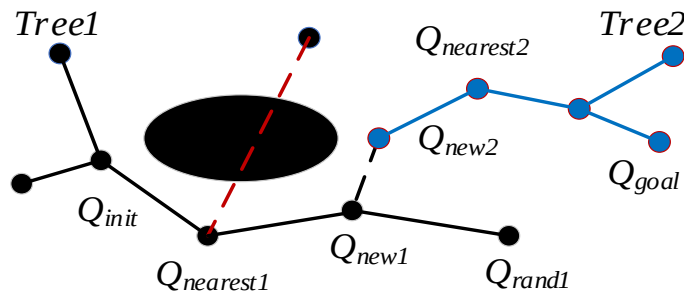


图 2-4 双树扩展示意图

(2) 步长选用策略

传统的 RRT 算法存在大量的盲目搜索，降低了收敛速度，并占用了大量的算力。为解决此问题，采用高目标概率偏差策略^[66]，引导随机树有概率的向目标方向搜索。其采样方向如式(2-12)所示。

$$Direction = \begin{cases} goal, & 0 < \gamma < Pa \\ rand, & Pa \leq \gamma \leq 1 \\ \gamma \in [0,1] \end{cases} \quad (2-12)$$

式中， γ ——扩展前随机值。

在采样中，设置高目标概率阈值为 Pa ，通过此策略提高采样点向目标方向采样的概率。此外，提出一种角度选择的双向势场概率步长策略，与普通的可变步长不同，它采用随机值 γ 作为变步长参数。通过引入目标偏置概率，促使起始点与目标点相互搜索，以提升目标偏置的步长量，从而提高算法效率。RRT-connect 增长新节点 Q_{new} 的过程配置^[67]如式(2-13)所示。

$$Q_{new} = Q_{nearest} + \delta \frac{Q_{nearest} - Q_{rand}}{|Q_{nearest} - Q_{rand}|} + \delta \frac{Q_{nearest} - Q_{goal}}{|Q_{nearest} - Q_{goal}|} \quad (2-13)$$

其中， δ ——固定步长；

引入目标偏置与概率步长 δ_{1-2} ，起始点的新节点 Q_{new1} 扩展方向^[68]如式(2-14)所示。

$$Q_{new1} = Q_{nearest1} + \delta_1 \frac{Q_{nearest1}Q_{rand1}}{\|Q_{nearest1} - Q_{rand1}\|^2} + \delta_2 \frac{Q_{nearest1}Q_{goal}}{\|Q_{nearest1} - Q_{goal}\|^2} \quad (2-14)$$

目标点的新节点 Q_{new2} 扩展方向如式(2-15)所示。

$$Q_{new2} = Q_{nearest2} + \delta_1 \frac{Q_{nearest2}Q_{rand2}}{\|Q_{nearest2} - Q_{rand2}\|^2} + \delta_2 \frac{Q_{nearest2}Q_{init}}{\|Q_{nearest2} - Q_{init}\|^2} \quad (2-15)$$

Q_{rand1} 和 Q_{rand2} 的角度选择，如图 2-5 所示。随机点和目标点的向量表达^[69]，如式(2-16)所示。

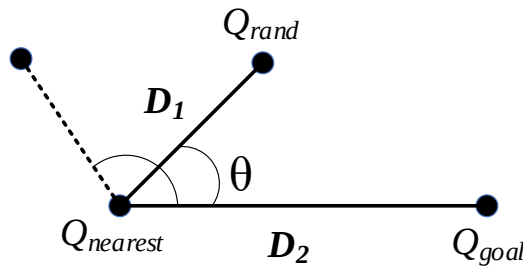


图 2-5 角度选择示意图

$$\begin{cases} D_1 = Q_{rand} - Q_{nearest} \\ D_2 = Q_{goal} - Q_{nearest} \end{cases} \quad (2-16)$$

式中， $D1$ —— $Q_{nearest}$ 至随机点的向量；

$D2$ —— $Q_{nearest}$ 至目标点的向量；

θ —— $D1$ 和 $D2$ 间的夹角。

角度表达式如式(2-17)所示。

$$\theta = \left| \arccos \left(\frac{D_1 \cdot D_2}{|D_1| \cdot |D_2|} \right) \right| \quad (2-17)$$

为增强算法在复杂环境下的搜索能力，角度选择后的步长如式(2-18)所示。

$$S_r = \begin{cases} \delta_1 = \delta \cdot \gamma, & \theta \in (\frac{\pi}{2}, \pi] \\ \delta_2 = \delta \cdot (2 - \gamma), & \theta \in [0, \frac{\pi}{2}] \end{cases} \quad (2-18)$$

其中， δ_1 、 δ_2 步长值都是随机变化的，当 $0 \leq \theta \leq \pi/2$ 时，随机点采样方向偏向目标，并将随机值作为步长增长率，朝目标点扩展；当 $\pi/2 < \theta \leq \pi$ 时，随机点采样方向偏离目标，并将随机值作为步长倍率，背离目标点扩展。由于采样点偏向目标时， γ 处于 0 至 Pa 之间，若采用 γ 作为步长增长率，其增长优势小，则将 $(1 - \gamma)$ 作为步长增长率。

引入人工势场法，通过融于势场法提升步长步进效率，其引力场步长^[70]表达式如下：

$$F_g = S_r \cdot k_g \frac{Q_{nearest} Q_{goal}}{\|Q_{nearest} - Q_{goal}\|^2} \quad (2-19)$$

式中， k_g ——引力比例系数；

S_r ——式(2-18)中的概率步长。

则斥力场步长^[70]表达为：

$$F_r = S_r \cdot k_r \frac{Q_{nearest} Q_{rand}}{\|Q_{nearest} - Q_{rand}\|^2} \quad (2-20)$$

式中， k_r ——斥力比例系数。

合力步长如式(2-21)所示。

$$F = F_g + F_r \quad (2-21)$$

如图 2-6 所示的改进步长采样过程， $Q_{nearest}$ 与目标点 Goal 方向如果在 0 至 $\pi/2$ 区间内，如图中黑点所示，步长均以 δ_2 增长，引入势场法后，以 F 长度增长，引力步长 F_g 与斥力步长 F_r ，如图红点所示。反之，如图中蓝点所示，背离目标点

Goal 时, 步长以 δ_1 长度增长, 则 F 长度缩短, 通过小且变化的步长, 易适应复杂环境。以随机值作为步长的参量, 维持采样算法的随机性, 加快收敛速度。

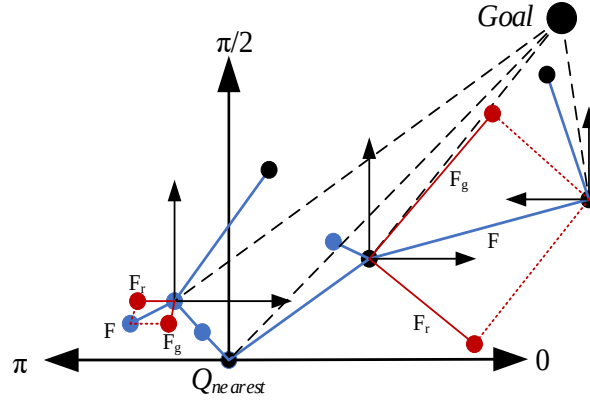


图 2-6 改进步长的采样过程

(3) 贪婪算法优化路径

固定的步长产生冗余的路径节点。采用贪婪策略^[71], 删除冗余节点, 从而构建当下最优路径。通过所提算法获得路径节点, 定义节点集合 $C \in [S, N]$, 其中 S 为起始节点, N 为路径节点序列, 如式(2-22)所示。

$$N = (n_1, n_2, n_3, \dots, n_{i-1}, n_i) \quad (2-22)$$

其中, $i = 2, 3, 4 \dots$ 。

遍历过程的数学模型^[72], 如式(2-23)所示。

$$OPT(S, G) = \begin{cases} OPT(S, n_{i-1}) \\ check\{OPT(S, n_i)\} \end{cases} \quad (2-23)$$

式中, G ——目标点;

n_{i-1} ——当前节点。

将 S 设为固定点, 若 S 与 n_i 间存在障碍物, 则返回保留点 v , 如式(2-24)所示。

$$OPT(v, G) = \begin{cases} OPT(v, n_{j-1}) \\ check\{OPT(v, n_j)\} \end{cases} \quad (2-24)$$

式中, $j = i - 1$ 。

迭代终点表达式, 如式(2-25)所示。

$$OPT(v, n_j) = check\{OPT(v, G)\} \quad (2-25)$$

式中, 在 $i - 1$ 次遍历中, 通过添加每一轮的 v 到集合中, 完成路径优化, 其路径如式(2-26)所示。

$$S \rightarrow n_{i-1} \rightarrow \dots \rightarrow n_{j-1} \rightarrow G \quad (2-26)$$

采用贪婪算法遍历路径上的所有节点，检查并删除所有冗余节点，如图 2-7 所示。其中，黑色路线为原始路径，红色虚线为碰撞路径，蓝色为优化路径。在 $Start \rightarrow node1 \rightarrow node2$ 优化路径中，其存在 1 个冗余节点并删除，当遍历至目标点 Goal 时，存在 3 个冗余节点并删除，则最优路径为 $Start \rightarrow node1 \rightarrow Goal$ 。

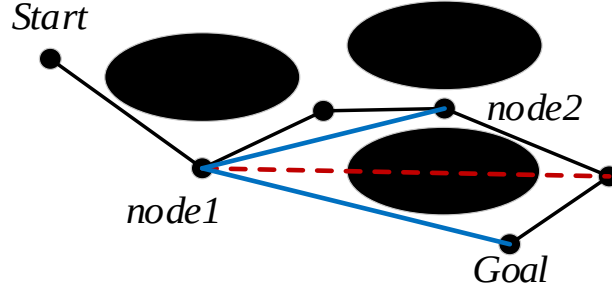


图 2-7 路径优化示意图

2.2.2 BPFPS-RRT 算法流程

所提 BPFPS-RRT 算法，输入为 2 棵随机树 $Tree1$ 和 $Tree2$ ，输出优化路径，如算法 1 所示。首先，通过采样一个点 Q_{rand} ，使起始和目标节点同时向 Q_{rand} 方向扩展。其次，通过扩展算法 $Extend$ 得到新节点 Q_{new1} 和 Q_{new2} （第 4 行至第 8 行）。若 Q_{new1} 和 Q_{new2} 之间的距离小于步长阈值，则退出循环，并连通 $Tree1$ 和 $Tree2$ 之间的路径。最后，采用贪婪算法生成最优路径（第 9 行至第 16 行）。

算法 1 BPFPS-RRT 的伪代码

Input: The two random trees, $Tree1$ and $Tree2$.
Output: Connection from T_1 to T_2 , path-optimization.

```

1:  $T = \text{init}(Tree1, Tree2)$ ; //initialize the two random trees
2:  $\delta = \text{init}()$ ; //initialize the step-size
3:  $T[0] = \text{Node}(Q_{init}, Q_{goal})$ ; // initial nodes of the two random trees
4: for  $i = 1$  to  $M$  do
5:    $Q_{rand} \leftarrow \text{Sample}(\text{random})$ ;
6:    $Q_{new1} \leftarrow \text{Extend}(Tree1, Q_{goal})$ ; // extend functions
7:   if  $Q_{new1} \neq \text{NULL}$ , then
8:      $Q_{new2} \leftarrow \text{Extend}(Tree2, Q_{init})$ 
9:   if  $\text{Distance}(Q_{new1}, Q_{new2}) < \delta$ , then
10:    return path( $Tree1, Tree2$ )
11:  end if
12: end if
13: path-optimization  $\leftarrow \text{OPT}(\text{path})$ ; //optimize the path
14: return path-optimization
15: swap( $Tree1, Tree2$ )
16: end for

```

扩展算法 Extend 的伪代码如算法 2 所示。输入高目标概率阈值为 P_a 、随机值 γ 和步长 δ ，输出为新节点 Q_{new} 。首先，若随机值大于阈值 P_a ， Q_{rand} 随机采样；相反， Q_{rand} 向目标点采样，并计算 D_1 和 D_2 之间的角度 θ (第 1 行至第 4 行)。其次，通过 if 语句判断角度 θ 的范围，确定合适的搜索步长，融合人工势场法的合力得到 Q_{new} (第 5 行至第 10 行)。最后，采用 CollisionFree 算法判断 $Q_{nearest}$ 和 Q_{new} 之间的路径，若路径存在，则将 Q_{new} 添加到随机树的节点集合中，将边 $(Q_{nearest}, Q_{new})$ 加入到随机树的边集中(第 11 行至第 14 行)。

算法 2 Extend (T, Q)的伪代码

Input: Goal-bias, P_a . Random value γ . The step size δ .
Output: the new node, Q_{new}

```

1:  if  $\gamma > P_a$ 
2:     $Q_{rand} \leftarrow \text{Sample}(\text{random})$ ; else
3:     $Q_{rand} \leftarrow \text{Sample}(\text{goal})$ ; end if
4:   $\theta = |\text{cal}(\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2)|$ ; // calculate angle
5:  if  $0 \leq \theta \leq \pi/2$  // angle judgment
6:    step size =  $\delta \cdot (2 - \gamma)$ ; else
7:    step size =  $\delta \cdot \gamma$ ;
8:  end if
9:   $F = F_g + F_r$ 
10:  $Q_{new} = Q_{nearest} + F$ 
11: if CollisionFree ( $Q_{nearest}, Q_{new}$ ), then
12: add-vertex ( $Q_{new}$ ), add-edge ( $Q_{nearest}, Q_{new}$ );
13: end if
14: return  $Q_{new}$ 

```

2.3 规划仿真

2.3.1 BPFPS-RRT 算法性能

采用 MATLAB 软件仿真，硬件为 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-7500U，基准频率 2.70GHz，内存为 16G。仿真初始条件如下：起点坐标为[10, 10, 10]，终点坐标为[150, 150, 150]，初始步长 $\delta = 10$ ， $k_g = 1.5$ ， $k_r = 1$ 。在三维空间用 5 个不同规格的球来模拟障碍物，选用 G-RRT、VT-RRT 和 GBI-RRT 作为对照组。

对照组算法与所提 BPFPS-RRT 算法的搜索过程，如图 2-8 所示。图 2-8(a-d) 分别为 G-RRT、VT-RRT、GBI-RRT 和 BPFPS-RRT 算法搜索路径过程。其中，绿色圆点为起点，蓝色圆点为终点。较之对照组算法，图 2-8(a)中，G-RRT 对周

围环境产生多余的采样；图 2-8(b)中，双树虽采用变步长采样，但对目标的趋向性较差；图 2-8(c)中，两节点虽然都朝着彼此方向扩展，但是在采样过程中产生的大量树节点，且固定步长产生了复杂的路径；图 2-8(d)中，所提算法的路径节点较少，并能根据周围环境自适应的调整搜索步长，避免了局部规划失败，提高了路径搜索效率。路径优化过程如图 2-9 所示，图 2-9(a)所示的 BPFPS-RRT 算法搜索路径过程，图 2-9 (b)所示的生成路径后优化过程，其中，蓝色路线为原始路径，红色路线为优化路径，可见，优化后的路径比原始路径更短更简单。

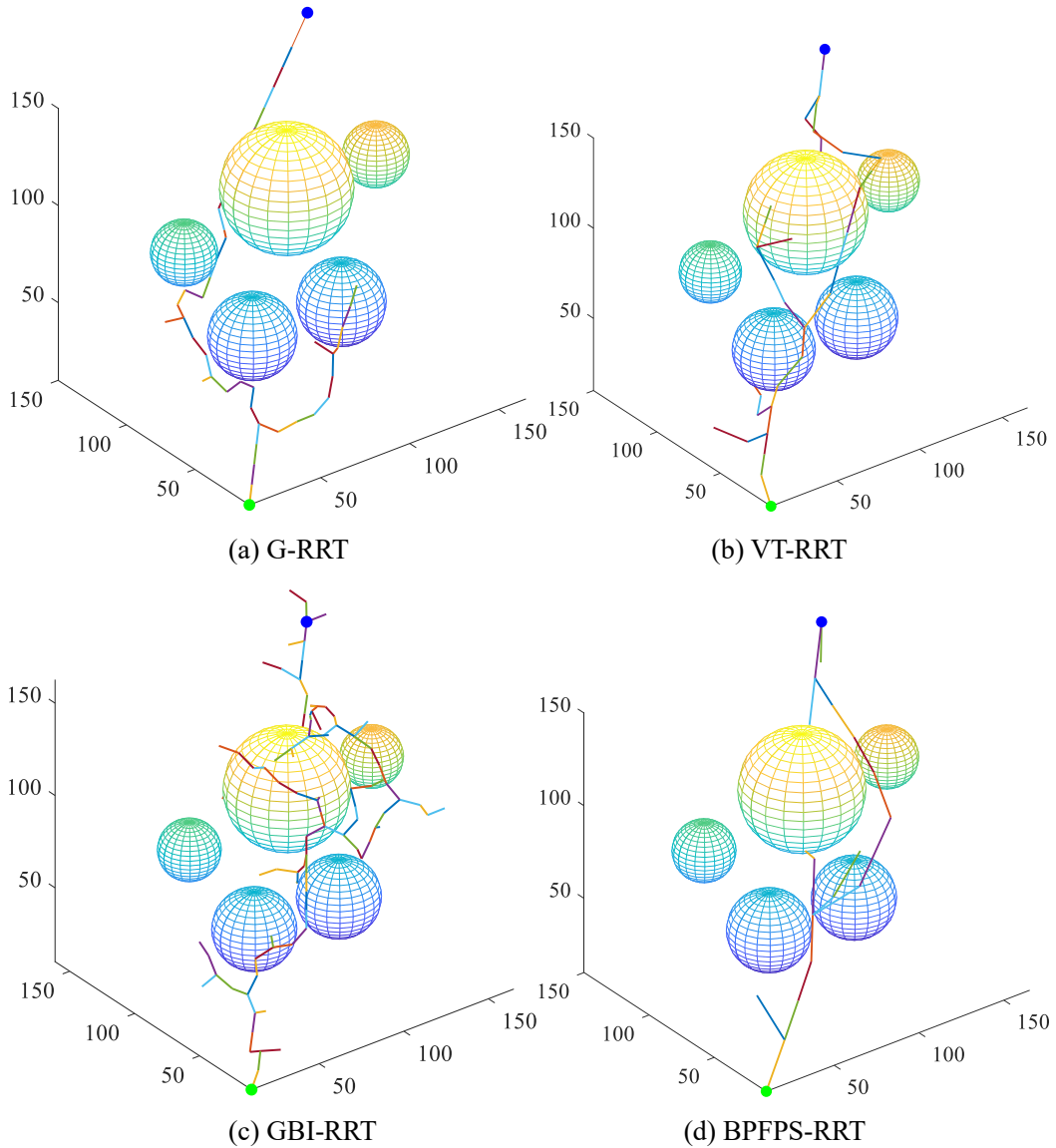


图 2-8 四种算法搜索过程

为探究算法搜索时间和规划路径性能。重复 20 次实验，4 种算法的搜索时间、路径长度、树节点和路径节点数量分别如图 2-10(a-d)所示，通过箱线图和正态曲线，直观反映出各算法数据差异。4 种算法的平均实验数据，如表 2-2 所示。

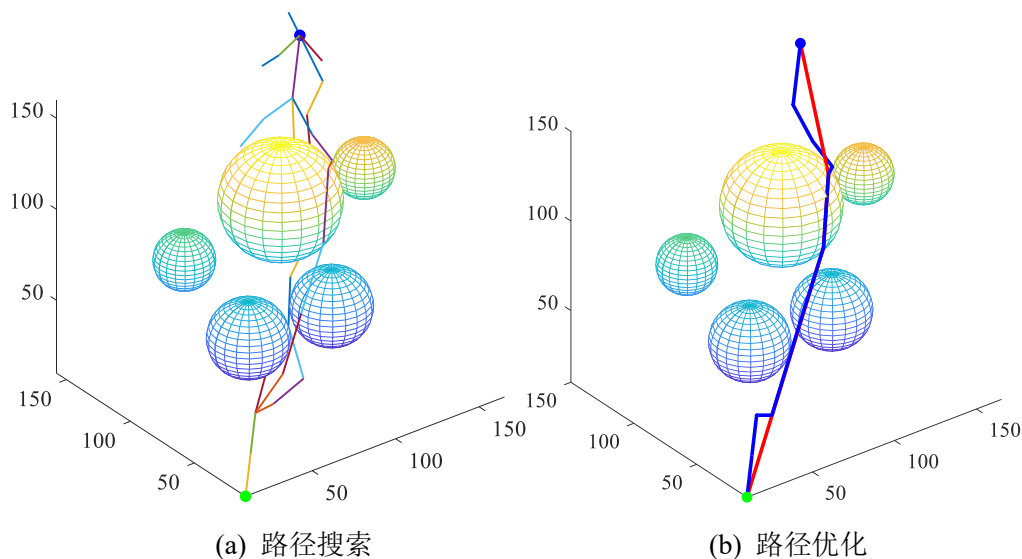


图 2-9 路径优化过程

表 2-2 4 种算法平均实验数据

算法种类	搜索时间(s)	路径长度(mm)	树节点数量	路径节点数量
G-RRT	5.51	315.36	44	31
VT-RRT	4.64	314.11	41	23
GBI-RRT	6.54	334.68	68	34
BPFPS-RRT	4.16	273.16	35	13

较之 G-RRT 算法，搜索时间缩短了 24.50%，路径节点数量减少了 58.06%，因为单方向的搜索，在复杂环境下容易增加路径节点数量。其中，BPFPS-RRT 较 G-RRT 的路径长度缩短了 13.38%，树节点数量减少了 20.45%，说明 BPFPS-RRT 产生的节点较少，路径点利用率高，整体性能优于 G-RRT。

较之 VT-RRT 算法，BPFPS-RRT 的搜索时间比 VT-RRT 缩短了 10.76%，路径长度缩短了 13.03%，树节点数量减少了 14.63%，路径节点数量减少了 43.48%。VT-RRT 的可变步长在复杂环境中性能都优于 G-RRT 和 GBI-RRT，但缺少势场的引导，整体性能差于 BPFPS-RRT，通过数据对比，对周围产生过多冗余节点，路径利用率也低。

较之 GBI-RRT 算法，BPFPS-RRT 的搜索时间比 GBI-RRT 缩短了 36.39%，路径长度缩短了 18.38%，树节点数量减少了 48.53%，路径节点数量减少了 61.76%。因为 GBI-RRT 的固定步长在复杂环境中容易陷入死角，通过增加树节点数量，使其跳出局部规划。由此可知，在复杂环境下，BPFPS-RRT 的扩展节点大量减少，采样时对搜索目标的趋向性强，且路径长度更短，耗时更少。

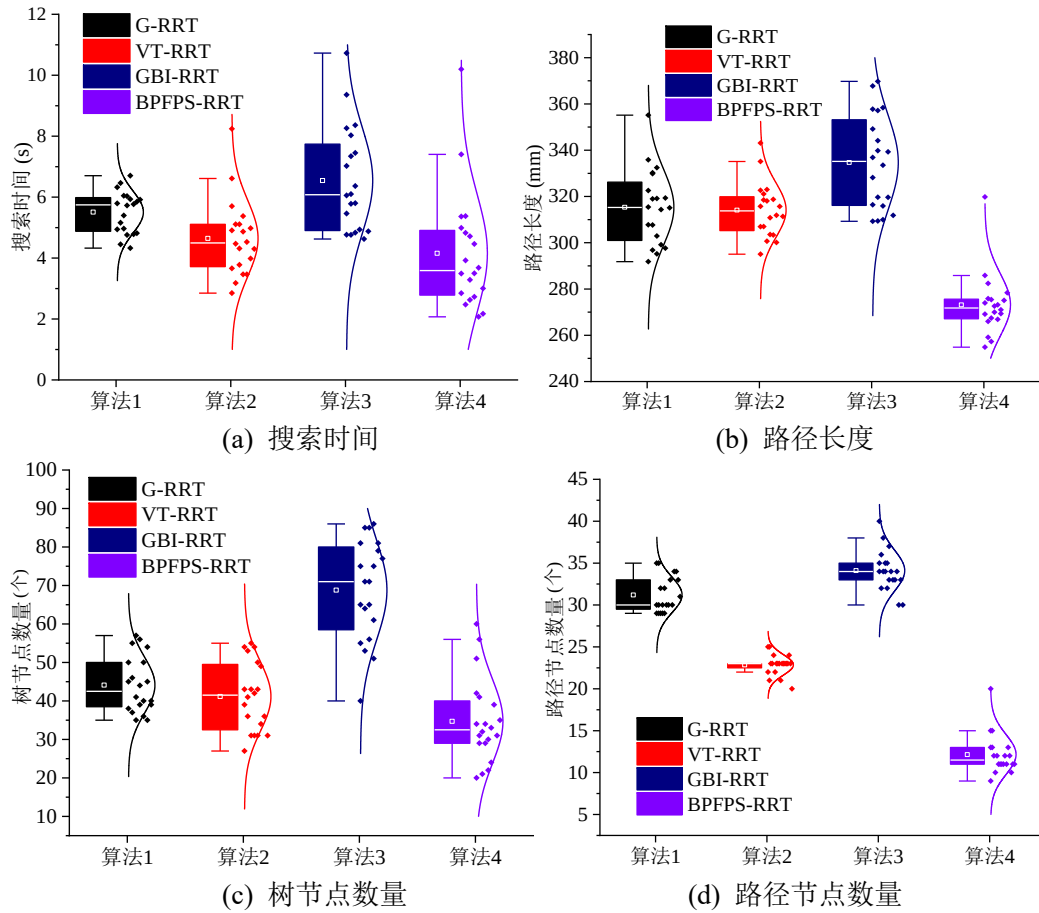


图 2-10 4 种算法仿真数据

2.3.2 消融实验

为进一步将每个改进策略的提升效果可视化，采用消融实验进行展示。将第 2.2 节中的主要贡献的 4 个策略点分别设为算法 A，算法 B，算法 C 和算法 D，其中，基础算法为 RRT-connect，算法(A+B+C+D)为 BPFPS-RRT 算法。仿真具体参数同上，在三维空间用 4 个不同规格的球来模拟障碍物，其球心坐标分别为 (100, 100, 100)、(50, 60, 60)、(100, 60, 60)和(50, 110, 80)，半径分别为(30; 20; 20; 20)。重复 20 次实验，得到如图 2-11 所示的 5 种算法仿真数据以及表 2-3 的 5 种算法平均实验数据。

表 2-3 5 种算法平均实验数据

算法种类	搜索时间(s)	路径长度(mm)	树节点数量	路径节点数量
RRT-connect	7.42	360.88	88	38
A	6.88	348.79	85	36
A+B	5.27	320.18	64	33
A+B+C	3.28	273.81	38	17
BPFPS-RRT	3.19	254.70	35	10

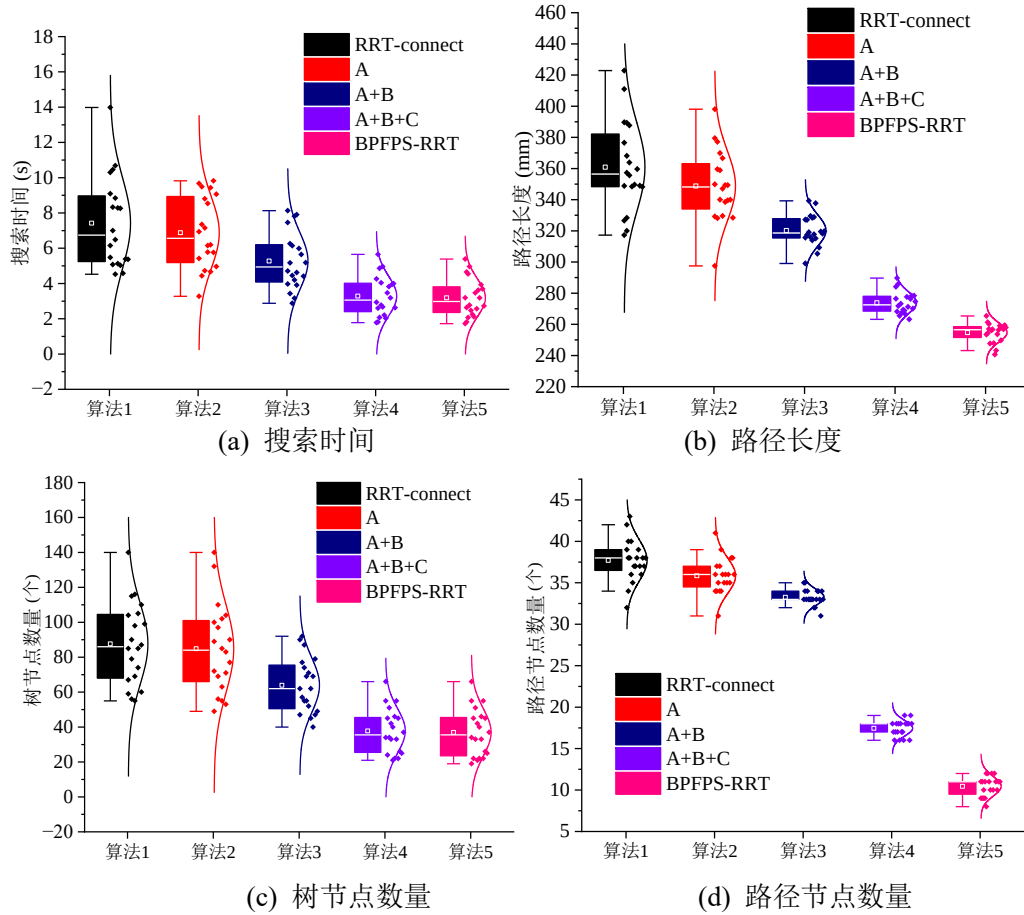


图 2-11 5 种算法仿真数据

通过箱线图和正态曲线，直观反映出每增加一个改进策略，其性能都得到提升。结合图 2-11 和表 2-3 来分析，算法 A 在 RRT-connect 基础上引入高目标概率偏差策略，因此，在搜索时间、路径长度、树节点和路径节点数量方面上，算法 A 比 RRT-connect 分别提升了 7.28%、3.35%、3.41%和 5.26%，通过增大对目标方向搜索的随机性，虽提升效果较小，但对后续改进能提供帮助。算法(A+B)比算法 A 多一个采用角度选择对双树搜索方向进行限制的策略，在性能方面，算法(A+B)分别较 A 分别提升了 23.40%、8.20%、24.71%和 8.33%，观察知在搜索时间和树节点数量上提升较大，这是因为通过限制搜索方向，进一步提升向目标点搜索的效率，尽可能的避免对周围环境冗余采样。算法(A+B+C)比算法(A+B)多采用一个势场概率步长的策略，在性能方面，算法(A+B+C)较算法(A+B)分别提升了 37.76%、14.48%、40.63%和 48.48%，将随机值作为步长参量，随机值随着高目标概率偏差的变化而变化，并通过人工势场法的引导，能自适应调节搜索步长。从算法的节点数量上来分析，提升的幅度大，减少了 20 个左右的节点，树节点和路径节点的减少，说明对目标的采样效率提升。搜索时间提升幅度有 2s，

且路径长度上的提升较前几组幅度较大，长度缩短了近 50mm，整体性能有质的提升。BPFPS-RRT 比算法(A+B+C)多采用一个路径优化的策略，在性能方面，BPFPS-RRT 较算法(A+B+C)分别提升了 2.74%、6.98%、7.89%和 41.18%，贪婪算法优化路径主要针对路径节点的修整，通过去除冗余节点，使得路径质量更好，在路径节点性能上提升较大，优化后的路径长度减少 20mm 左右，其搜索时间的提升了大约 0.09s，可以忽略在时间上的提升，因为这是优化仿真后的路径，对搜索效率无优化，属于正常波动范围。

通过消融研究，对每个改进策略点仿真实验可以看出，5 组仿真数据的比较，加入势场概率步长后算法的性能提升最大，也是本文最注重的改进点。

2.4 路径规划案例

为验证双机械臂避障路径规划的有效性，建立三维障碍物环境和双机械臂作业模型，采用边界球碰撞检测模型，设置 4 个半径为 0.1m 的球形静态障碍物，每个障碍物的中心以及机械臂运动参数如下表 2-4 所示。

表 2-4 双机械臂运动参数

参数类型	运动参数
主臂坐标原点	(0, 0.5, 0)
从臂坐标原点	(0, -0.5, 0)
主臂初始位置/(°)	[30, 135, 0, 180, 135, 150]
主臂目标位置/(°)	[135, 130, 15, 180, 150, 45]
从臂初始位置/(°)	[315, 135, 15, 180, 140, 135]
从臂目标位置/(°)	[210, 135, 0, 180, 135, -30]
固定步长 δ /m	0.1
安全距离/m	0.2
小球 1	(0, 0, 0)
小球 2	(-0.25, 0.25, 0)
小球 3	(0.4, 0.2, 0.4)
小球 4	(0, 0, 0.4)

障碍物放置在双机械臂向目标点移动的路径上，双臂无路径规划场景如图 2-12 所示。主臂避障轨迹为红色，从臂避障轨迹为蓝色。图 2-12(a)、2-12(c)中，如果双机械臂在运动过程中不规划避障路径，则从臂与主臂发生碰撞；如图 2-

12(b)所示，双臂都与静态障碍物发生碰撞；无路径规划的最终运动轨迹如图 2-12(d)所示，整体运动过程中，从臂既不避开障碍物，也没避开运动中的主臂。在保持双机械臂周围环境不变的情况下，在仿真中部署了 BPFPS-RRT 路径规划算法。双臂运动过程如图 2-13 所示，图 2-13(a)为双臂初始运动状态，均与障碍物无接触；图 2-13(c)、2-13(d)为双臂避障过程，观察知双臂均避开障碍物，其中，从臂不仅避开了障碍物，还避开了运动中的主臂，无碰撞发生。图 2-13(d)为双臂的最终运动状态。

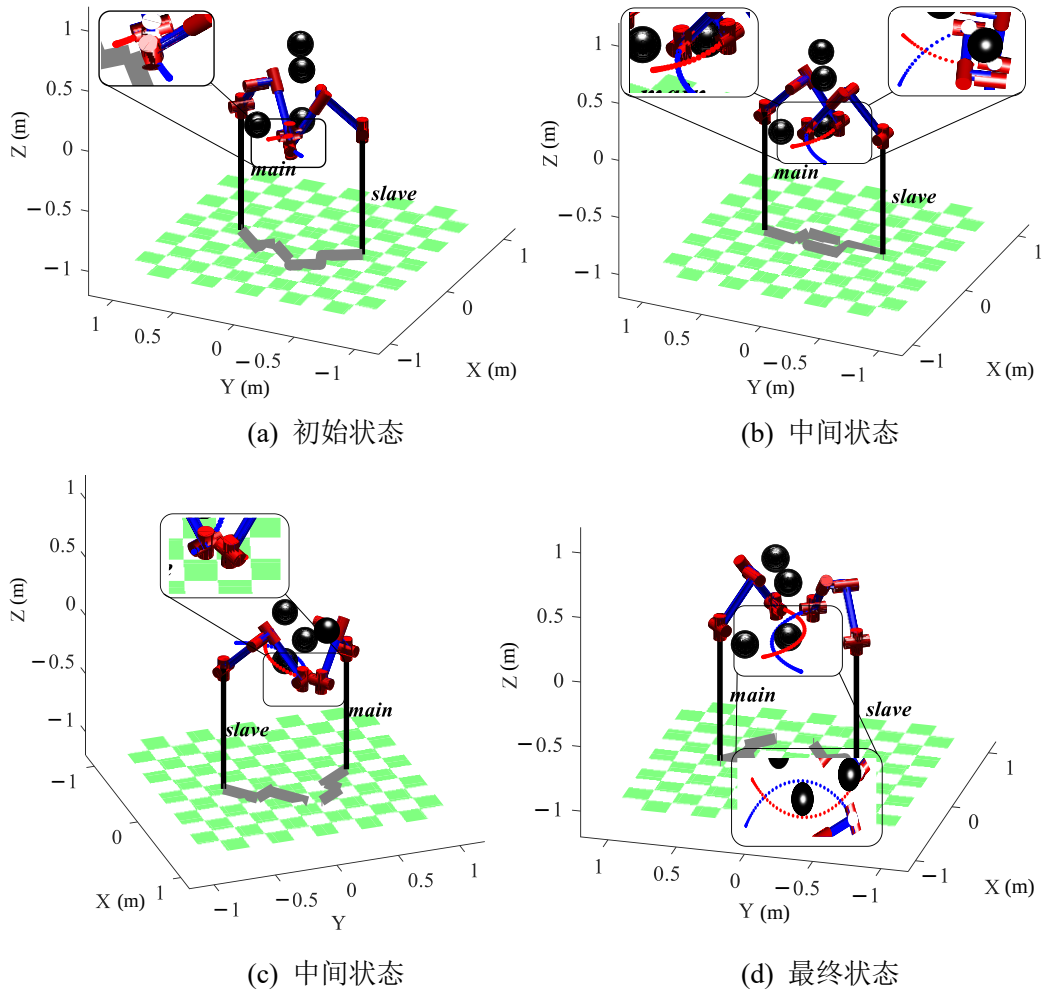


图 2-12 双臂无路径规划场景

双臂关节角度变化如图 2-14 所示，横坐标 N 表示采样间隔，根据图 2-14(a)中展示的主臂关节角度变化，主臂从起点运动至目标点的过程中，其避障过程稍微复杂，但完成度较高，各关节角度在运动中期浮动较大，但整体运行轨迹平滑，成功到达目标位姿。从臂关节角度变化如图 2-14(b)所示，从起点到目标点的路

径规划表现良好，在运动过程中，从臂主要遵循了主臂的避障要求，且各关节角度变化平稳，最终成功到达目标位置。

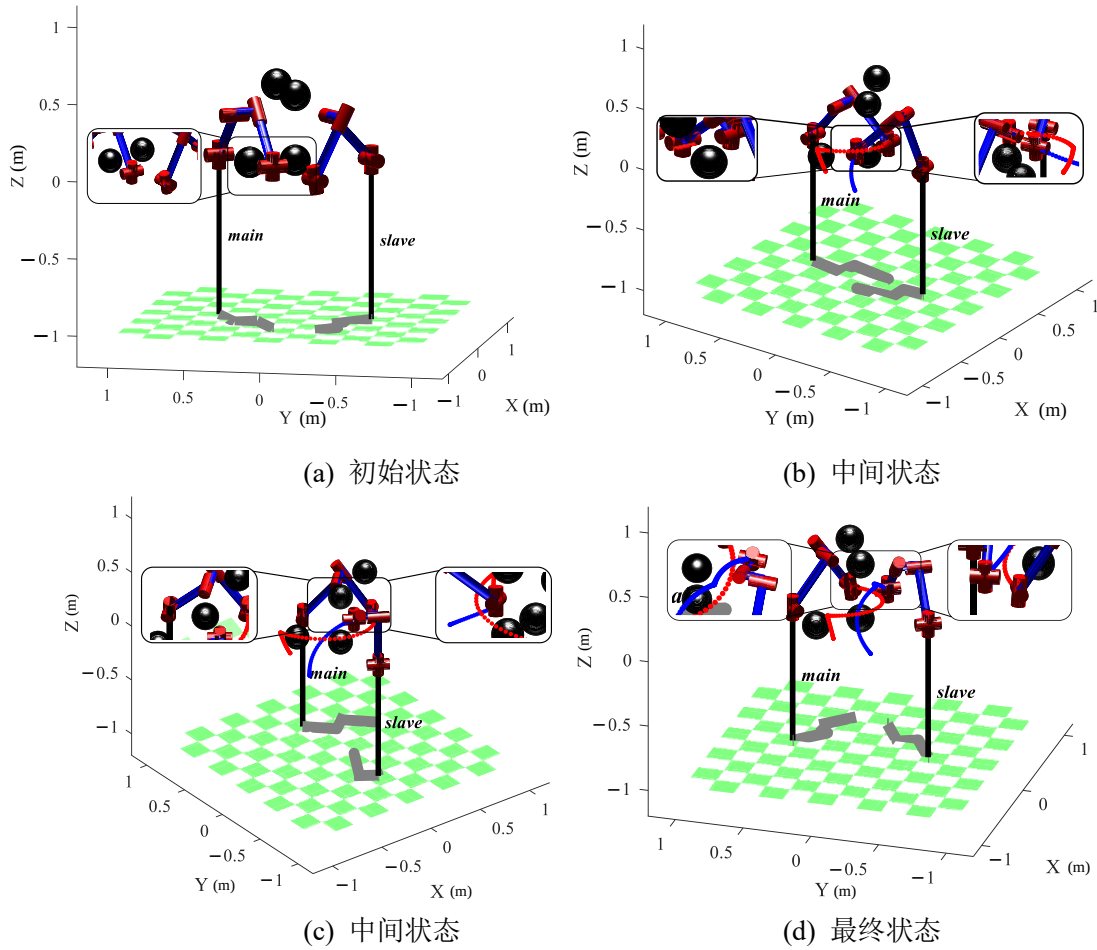


图 2-13 双臂运动过程

将 4 种算法部署到双机械臂仿真中，若算法生成的路径过长或者复杂，则可能导致机械臂在执行时出现奇异位型，则认定路径规划失败，经过 20 组路径规划实验，平均运行数据结果如表 2-5 所示。对于主臂，较对照组方法，BPFPS-RRT 的路径长度分别缩短了 19.35%、18.83%和 21.38%，对照组的路径长度较为接近；所提算法的搜索时间分别缩短了 23.53%、15.45%和 43.78%，与 BPFPS-RRT 相比，GBI-RRT 的耗时较多，由于该算法容易陷入局部规划，增加了搜索时间，较之其他对照组，其路径长度相近，但整体优势不如所提算法，这得益于其势场概率步长的自适应变化，避免了大量的冗余树节点。对于从臂，BPFPS-RRT 算法较对照组的搜索时间分别缩短了 6.71%、1.49%和 46.88%，BPFPS-RRT 的路径长度较对照组分别缩短了 19.88%、19.39%和 20.83%。由于目标导向性差，对周围产生了复杂的路径，对于主从臂，G-RRT 分别只成功了 19 和 18 次，GBI-

RRT 都只失败 1 次，其余方法全部运行成功。由此可见，BPFPS-RRT 的整体性能要优于对照组。

表 2-5 4 种算法平均运行数据

算法种类	双臂类型	平均运行时间/s	平均路径长度/m	成功次数
G-RRT	主臂	2.72	1.55	19
	从臂	2.83	1.66	18
VT-RRT	主臂	2.46	1.54	20
	从臂	2.68	1.65	20
GBI-RRT	主臂	3.7	1.59	19
	从臂	4.97	1.68	19
BPFPS-RRT	主臂	2.08	1.25	20
	从臂	2.64	1.33	20

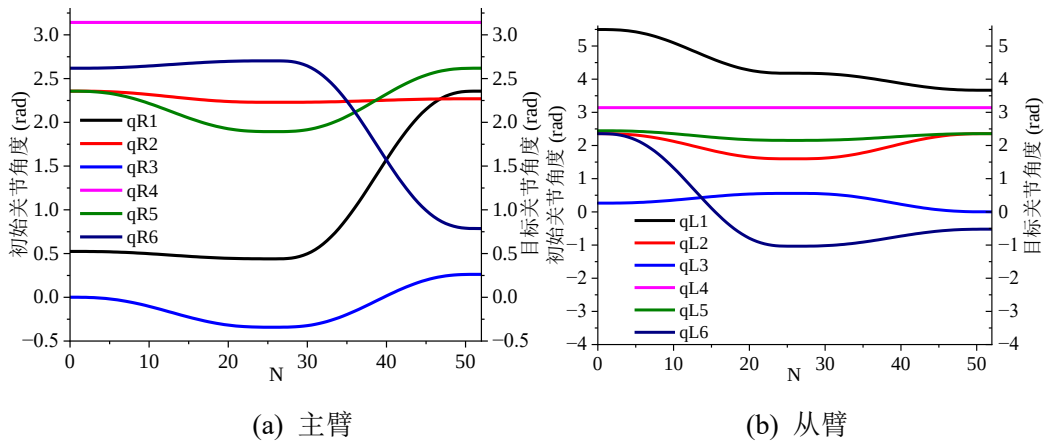


图 2-14 双臂关节角度变化

2.5 本章小结

为均衡算法随机性和盲目性，以偏向目标角度和随机值作为步长搜索策略，引入人工势场法，并结合双向目标偏差搜索特点和贪婪路径优化理念，提出了一种角度选择双向势场概率步长 RRT 的路径规划方法。通过分析算法性能发现：BPFPS-RRT 算法的搜索时间相对于 G-RRT、VT-RRT 和 GBI-RRT 算法分别减少了 24.50%、10.76%和 36.39%；路径长度分别缩短了 13.38%、13.03%和 18.38%，并通过消融实验验证了改进策略的性能。因此，所提算法的规划路径和搜索时间较对照组算法更具优势。在避障路径规划问题上，在双臂机器人主臂上，较之 3 种对照组算法，所提算法的搜索时间分别缩短了 23.53%、15.45%和 43.78%，路径长度分别缩短了 19.35%、18.83%和 21.38%；在从臂上，较之对照组算法，所

提算法的搜索时间缩短了 6.71%、1.49%和 46.88%，路径长度分别缩短 19.88%、19.39%和 20.83%。仿真结果表明，双臂均成功避开障碍物到达目标位置，且各关节轨迹平滑。

第3章 基于混合非线性递减参数 PSO 的时间最优轨迹规划

3.1 分段分阶多项式函数的构建

在多项式插值方法，具体有 3 次插值方法、5 次插值方法以及 7 次插值方法等^[73]。其中，3 次插值的曲线段在相邻数据点的影响范围内，更加局部化，能够更好地逼近数据的形状；5 次插值可以生成更弯曲的曲线，适用于对曲率变化较大的数据进行插值、拟合和平滑；7 次插值方法可以更好地逼近复杂的曲线形状和数据分布，能够处理更多样化的数据情况；但是，随着插值方法阶数的增加，插值多项式的复杂性也会增加，可能会导致过拟合和震荡现象。为了更好地适应机械臂的分拣要求，提出采用 5-3-5 分段分阶多项式插值的方法，其数学表达式如下^[74]。

$$S(t) = \begin{cases} s_1(t) = a_{10} + a_{11}t + a_{12}t^2 + a_{13}t^3 + a_{14}t^4 + a_{15}t^5 \\ s_2(t) = a_{20} + a_{21}t + a_{22}t^2 + a_{23}t^3 \\ s_3(t) = a_{30} + a_{31}t + a_{32}t^2 + a_{33}t^3 + a_{34}t^4 + a_{35}t^5 \end{cases} \quad (3-1)$$

式中， t ——时间；

$s_1(t)$ 、 $s_3(t)$ ——5 次多项式函数；

$s_2(t)$ ——3 次多项式函数；

a_{ij} ——各个多项式的系数， $i = 0, 1, 2, \dots, j = 0, 1, 2, \dots$ 。

对公式(3-1)中的方程进行微分，则相对于时间 t ，其速度、加速度和加加速度值的表达式如公式(3-2)-(3-5)所示。

$$S'(t) = \begin{cases} s'_1(t) = a_{11} + 2a_{12}t + 3a_{13}t^2 + 4a_{14}t^3 + 5a_{15}t^4 \\ s'_2(t) = a_{21} + 2a_{22}t + 3a_{23}t^2 \\ s'_3(t) = a_{31} + 2a_{32}t + 3a_{33}t^2 + 4a_{34}t^3 + 5a_{35}t^4 \end{cases} \quad (3-2)$$

$$S''(t) = \begin{cases} s''_1(t) = 2a_{12} + 6a_{13}t + 12a_{14}t^2 + 20a_{15}t^3 \\ s''_2(t) = 2a_{22} + 6a_{23}t \\ s''_3(t) = 2a_{32} + 6a_{33}t + 12a_{34}t^2 + 20a_{35}t^3 \end{cases} \quad (3-3)$$

$$S'''(t) = \begin{cases} s'''_1(t) = 6a_{13} + 24a_{14}t + 60a_{15}t^2 \\ s'''_2(t) = 6a_{23} \\ s'''_3(t) = 6a_{33} + 24a_{34}t + 60a_{35}t^2 \end{cases} \quad (3-4)$$

在 5-3-5 分段分阶多项式插值中，考虑到机械臂在执行任务时，对起始阶段与结束阶段的速度及加速度等的要求较高，因此，首尾采用 5 次多项式插值，中间轨迹追求效率等方面，采用 3 次多项式插值。

如下图 3-1 所示的 3 段插值轨迹示意图，其中， N 表示各个关节 r 经过的节点， t 为运行时间。依据该示意图，通过使用边界条件，确定各个多项式的系数，设定初始点和终点的速度和加速度值。式(3-5)和式(3-6)为端点处的边界条件，式(3-7)为位移约束。

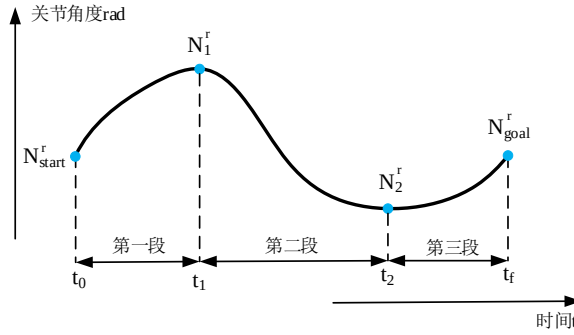


图 3-1 分段插值轨迹示意图

$$\begin{cases} s_1'(t_1) = v_1 \\ s_3'(t_m) = v_m \end{cases} \quad (3-5)$$

$$\begin{cases} s_1''(t_1) = a_1 \\ s_3''(t_m) = a_m \end{cases} \quad (3-6)$$

$$\begin{cases} s_3(t_1) = n_1 \\ \dots \\ s_2(t_i) = n_i \\ \dots \\ s_3(t_m) = n_m \end{cases} \quad (3-7)$$

式中， m ——路径点的数量；

v_1 、 v_m ——分别表示起始点与目标点的速度；

a_1 、 a_m ——分别表示起始点与目标点的加速度；

$n_i (i = 1, 2, \dots, m)$ ——路径节点。

根据上述内容确定时间间隔，则 5-3-5 多项式插值的时间序列如下式所示。

$$T = [t_0, t_1, \dots, t_i, \dots, t_{i+j}, \dots, t_f] \quad (3-8)$$

式中， $f = 0, 1, 2, \dots$ 。

在整个轨迹规划过程中，对于 3 次多项式与 5 次多项式的连接处，假设其连接处的时间为 t_i ，则其速度与加速度连续约束以及加加速度约束如下式所示。

$$\begin{cases} s'_1(t_i) = s'_2(t_{i+1}) \\ s'_2(t_{i+1}) = s'_2(t_{i+2}) \\ \dots \\ s'_2(t_{i+j}) = s'_3(t_{i+j+1}) \end{cases} \quad (3-9)$$

$$\begin{cases} s''_1(t_i) = s''_2(t_{i+1}) \\ s''_2(t_{i+1}) = s''_2(t_{i+2}) \\ \dots \\ s''_2(t_{i+j}) = s''_3(t_{i+j+1}) \end{cases} \quad (3-10)$$

$$\begin{cases} s'''_1(t_i) = s'''_2(t_{i+1}) \\ s'''_3(t_f) = 0 \end{cases} \quad (3-11)$$

式中, i 、 j 都表示正整数。

可得如式(3-12)所示的矩阵表达式^[75]。

$$TA = B \quad (3-12)$$

式中, T ——由插值时间确定的矩阵;

A ——5-3-5 次多项式函数组成的系数矩阵;

B ——位移、速度和加速度组成的矩阵。

根据约束关系, 推导出 T 以及 B 的表达式如下所示。

$$T = \begin{bmatrix} T_1^5 & T_1^4 & T_1^3 & T_1^2 & T_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 5T_1^4 & 4T_1^3 & 3T_1^2 & 2T_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 20T_1^3 & 12T_1^2 & 6T_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 60T_1^2 & 24T_1 & 6 & 0 & 0 & 0 & -6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_2^3 & T_2^2 & T_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3T_2^2 & 2T_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 6T_2 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & T_3^5 & T_3^4 & T_3^3 & T_3^2 & T_3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 5T_3^4 & 4T_3^3 & 3T_3^2 & 2T_3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 20T_3^3 & 12T_3^2 & 6T_3 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 60T_3^2 & 24T_3 & 6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-13)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_{goal}^r & 0 & 0 & N_{start}^r & 0 & 0 & 0 & N_1^r & N_2^r \end{bmatrix}^T \quad (3-14)$$

式中, T_1 、 T_2 、 T_3 ——分别为各段插值的时间间隔;

r ——机械臂的各个关节, $r = 1, 2, \dots, 6$ 。

根据式(3-12)-(3-14)，可推导出系数矩阵如下式所示。

$$A = T^{-1}B \quad (3-15)$$

式中， A 的表达式如式(3-16)所示。

$$A = [A_1 \quad A_2 \quad A_3]^T \quad (3-16)$$

式中， $A_1 = [b_{10}^r \quad b_{11}^r \quad b_{12}^r \quad b_{13}^r \quad b_{14}^r \quad b_{15}^r]$;

$$A_2 = [a_{20}^r \quad a_{21}^r \quad a_{22}^r \quad a_{23}^r];$$

$$A_3 = [b_{30}^r \quad b_{31}^r \quad b_{32}^r \quad b_{33}^r \quad b_{34}^r \quad b_{35}^r]。$$

3.2 适应度函数的构建

根据 5-3-5 多项式插值中的时间序列，推导出关于时间间隔的目标函数。

$$f(t) = \sum_{i=0}^{i-1} (t_{i+1} - t_i) \quad (3-17)$$

为了减小机械臂在运动过程中的惯性，通过限制机械臂的各个关节位置、速度以及加速度，使机械臂的运动更加安全、稳定和节能，提高其精度和寿命。则其约束条件如下式所示^[76]。

$$\text{s.t.} = \begin{cases} |\dot{q}^r| = |v_{max}^r| \leq V_{max} \\ |\ddot{q}^r| = |a_{max}^r| \leq A_{max} \end{cases} \quad (3-18)$$

式中， r ——机械臂的各个关节；

v_{max} ——机械臂关节速度的最大值；

V_{max} ——机械臂关约束的最大速度；

a ——关节的加速度；

A_{max} ——关节最大加速度最大值。

根据约束条件的特点，结合目标函数，则适应度函数^[77]如下式所示。

$$Fit = \min f(t) = \min \sum_{n=1}^n T_n^r \quad (3-19)$$

式中， T_n^r ——第 r 个关节的第 n 段的时间插值， $r = 1, 2, \dots, 6$ ， $n = 1, 2, 3$ ；

$$T_1^r = t_1 - t_0;$$

$$T_2^r = t_2 - t_1;$$

$$T_3^r = t_3 - t_2。$$

3.3 PSO-MNDP 轨迹优化算法

3.3.1 改进 PSO 算法

粒子群算法^[78]（Particle Swarm Optimization, PSO）是一种基于群体智能的优化算法，通过模拟鸟群或鱼群等生物群体的行为，不断地迭代搜索最优解。该算法的核心思想是模拟群体智能行为，将待优化问题看作是一个搜索空间，粒子

群中的每个粒子代表一个解，整个粒子群代表搜索空间中所有可能的解。PSO 算法中每个粒子具备位置属性和速度属性，位置属性表示粒子所处的位置，速度属性是粒子飞行的速度和距离，粒子为优化的变量，所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值，通过粒子适应值的大小来决定最优的值。

在粒子群算法中随即给出一群粒子，通过循环迭代寻求最优解，在每次迭代过程中，粒子在当前位置根据式(3-20)及式(3-21)来更新自己的速度和位置，并到达下一个最优位置，若没有找到两个最优位置时，再次更新速度与位置^[79]。

$$V_i^{k+1} = \omega \cdot V_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_b^k - X_i^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_b^k - X_i^k) \quad (3-20)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (3-21)$$

式中， V_i^{k+1} ——速度更新表达式；

X_i^{k+1} ——位置更新表达式；

k ——迭代次数；

i ——粒子；

P_b^k ——当前迭代的个体最优粒子位置；

G_b^k ——当前迭代的全局最优粒子位置；

ω ——惯性权重；

c_1 、 c_2 ——学习因子，其中，前者为自我学习因子，后者为群体学习因子；

r_1 、 r_2 ——随机数，取值范围为[0,1]。

惯性权重 ω 是控制粒子速度的重要参数，能够平衡全局搜索和局部搜索之间的关系，使得算法具有较好的收敛性和全局搜索能力^[80]。学习因子 c_1 、 c_2 是用来调整粒子速度的参数，通过控制粒子在搜索空间中的移动速度和方向，以实现更加高效的搜索。通过调整惯性权重 ω ，达到缩短运行时间的目的，调节学习因子 c_1 、 c_2 ，提高收敛速度的同时避免全局最优，因此，本文采用基于混合非线性递减参数的粒子群算法(Particle Swarm Optimization Based on Mixed Nonlinear Decreasing Parameters, PSO-MNDP)，混合非线性参数如下式所示。

$$\omega = \begin{cases} \omega_2 = (\omega_{max} - \omega_{min}) \cdot \sin^2\left(\frac{k}{k_{max}}\right), & k \leq 0.6k_{max} \\ \omega_1 = \omega_{min} - \omega_2, & k > 0.6k_{max} \end{cases} \quad (3-22)$$

$$\begin{cases} c_2 = (c_{max} - c_{min}) \cdot \sin^2\left(\frac{k}{k_{max}}\right) \\ c_1 = 2 - c_2 \end{cases} \quad (3-23)$$

式中, ω_{max} 、 ω_{min} ——最大以及最小的惯性权值;

k 、 k_{max} ——迭代次数以及最大迭代次数;

c_{max} 、 c_{min} ——最大以及最小学习因子。

PSO-MNDP 算法能够保证较大与较小的惯性权值的切换, 平衡全局搜索与局部搜索能力。PSO-MNDP 算法在进化初期过程中, 学习因子 c_1 取较大值, 则 c_2 取较小值, 有利于粒子扩大搜索范围; 在后期, 学习因子 c_1 取较小值, 则 c_2 取较大值, 有利于粒子收敛于全局最优, 提高了收敛速度。

3.3.2 轨迹优化流程

利用基于混合非线性递减参数的粒子群算法进行时间最优轨迹优化, 流程图如图 3-2 所示。

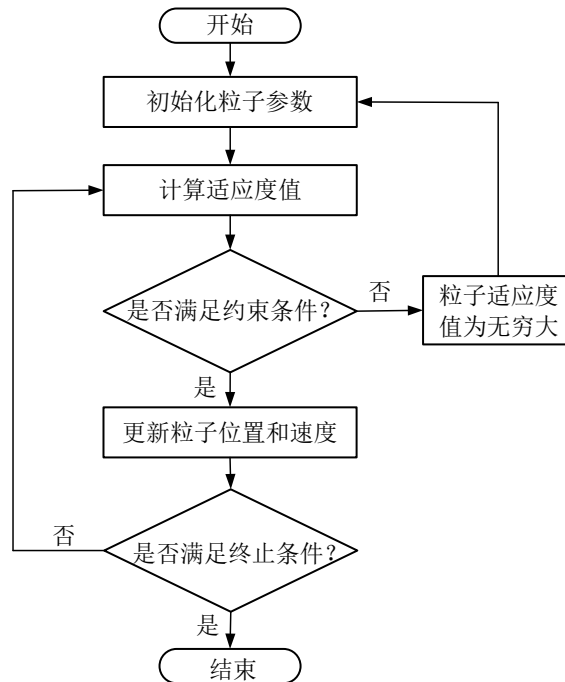


图 3-2 PSO-MNDP 算法流程图

步骤 1: 初始化粒子参数, 包括粒子位置、速度、种群数量、维度以及迭代次数等。

步骤 2: 计算适应度值, 根据适应度函数, 计算每个粒子的适应度值。

步骤 3: 根据式(3-18)的约束条件, 判断是否满足该条件, 如果满足, 则进行下一步骤, 如不满足, 将粒子的适应度值赋值为无穷大, 并返回步骤 1。

步骤 4: 结合当前位置、速度、个体最优解以及全局最优解, 根据式(3-20)及式(3-21)更新粒子的位置以及速度。

步骤 5: 判断是否满足终止条件, 若满足, 则结束进程, 若不满足, 则重复执行步骤 2~步骤 5, 直到满足终止条件。

3.4 仿真与分析

以 PUMA560 机械臂为研究对象进行仿真实验, 如表 3-1 所示的机械臂末端位置的路径节点, 通过给定机械臂末端在笛卡尔坐标系下运动位置, 通过机器人逆运动学将其转化为机械臂各个关节角度, 如表 3-2 所示的机械臂的关节位移点。

表 3-1 机械臂末端位置的路径节点

路径点	x	y	z
起点(N_{start})	-0.5	0.1	0.3
中间点(N_1)	-0.5	0.3	0.3
中间点(N_2)	-0.2	0.4	0.3
目标点(N_{goal})	0	0.2	0

设置初始化种群数量为 50 个、迭代次数为 100 次以及空间维度为 3。最大惯性权重 $\omega_{max}=0.9$, 最小惯性权重 $\omega_{min}=0.4$, 学习因子 c_1 、 c_2 的取值在 $[0, 2]$ 之间, 最大学习因子 c_{max} 取值为 2, 最小学习因子 c_{min} 取值为 1, 关节最大运行速度为 $\pi \text{ rad/s}$, 最大加速度设置为 $2\pi \text{ rad/s}^2$ 。

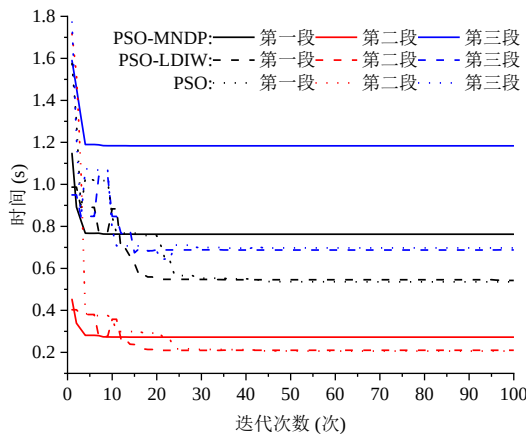
表 3-2 机械臂的关节位移点

关节 r	起点(N_{start}^r)	中间点(N_1^r)	中间点(N_2^r)	目标点(N_{goal}^r)
1	-2.2303	-2.4787	-1.9423	-1.0470
2	-0.1953	-0.2816	-0.0982	-1.2672
3	-0.2358	0.0894	0.8020	1.0070
4	-3.1416	-3.1416	0	-3.1416
5	-0.4311	-0.1922	-0.7037	-0.2601
6	-0.9113	-0.6629	1.9423	-2.0946

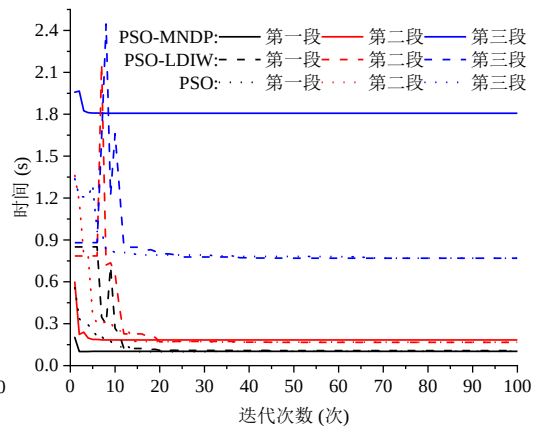
采用 MATLAB 2020 软件进行仿真,硬件 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-7500U,基准频率 2.70GHz, 内存为 16G。设置粒子群算法(PSO)以及线性递减惯性权重粒子群算法(PSO-LIDW)为对照组,通过仿真得到以下数据,如表 3-3 所示,展示了 3 种不同算法的运行结果。其中,间隔段数表示 3 段时间间隔,每段的时间间隔表示各关节的最优时间的适应值。其中,3 种算法的寻优过程如图 3-3 所示,因为算法不同,各个关节的最优粒子位置规划存在一定的差异,但是图中可以清晰地观察到,与 PSO 和 PSO-LIDW 算法相比,所提出的算法表现出更高的稳定性和收敛性。在寻优过程中,所提出的算法能够更快地找到全局最优解,并且在后期的迭代中也能够更加稳定地维持在最优解附近。相比之下,PSO 和 PSO-LIDW 算法在早期的迭代阶段可能会表现出更好的搜索能力,但是在后期容易陷入局部最优解,导致整体效果不尽如人意。

表 3-3 3 种算法的运行数据

算法	PSO			PSO-LIDW			PSO-MNDP		
间隔	一	二	三	一	二	三	一	二	三
段数	0.53601	0.20625	0.69756	0.60089	0.23159	0.65709	0.76261	0.27235	1.1834
全局	0.10322	0.16774	0.76923	0.1	0.16883	0.76925	0.1017	0.18307	1.807
最优	0.33638	0.18771	0.17004	0.33302	0.18744	0.18374	0.96498	0.54997	1.2549
时间	0.32035	1.0286	2.1263	0.24871	1.1846	2.0891	0.36231	1.0893	2.2437
间隔	0.15763	0.1	0.33501	0.17156	0.1058	0.32466	0.6933	0.20594	0.4511
	0.75718	2.3284	2.6451	0.84988	2.15196	2.6554	0.94939	2.0158	2.6429



(a) 关节 1



(b) 关节 2

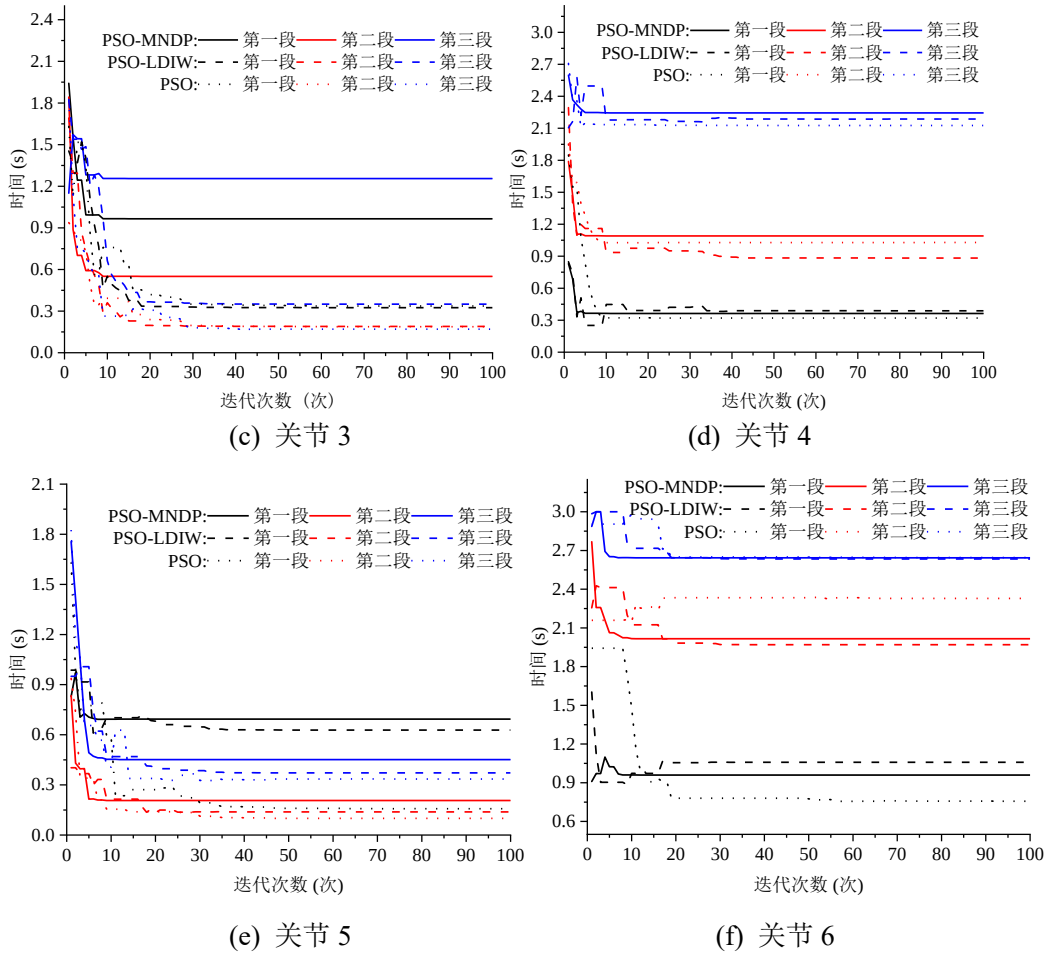


图 3-3 各关节最优粒子位置规划

为进一步观察算法的优势，如表 3-4 所示的各关节的时间最优值，观察出 3 种算法在运行过程中的各个关节所需要的时间间隔，所提算法在从关节 1 开始寻优，直到关节 6 结束，所以关节 6 代表机械臂运行的总时间，其中，各段时间如表 3-3 所示，分别为 0.95939 s、2.0158 s 和 2.6429 s。如图 3-4 所示的总时间迭代示意图，相较于 PSO 和 PSO-LDIW 算法，PSO-MNDP 算法收敛快，平稳度更稳定以及寻优能力强，结合表 3-4，所提算法相较于 PSO 和 PSO-LDIW 算法，最优时间缩短了 2.24% 和 0.97%。

基于 PSO-MNDP 算法得到的最优时间以及 3 段时间间隔，模型采用第 2 章中的双 PUMA560 机械臂进行仿真验证，依据表 3-1 和表 3-2 的条件，只对单臂进行仿真。如图 3-5 所示的主臂轨迹规划过程，main 表示主臂，slave 表示从臂。拟定从臂不参与规划，主臂的轨迹曲线光滑且连续，其运动轨迹也非常稳定。通过图 3-6 所示的各关节位置、速度及加速度变化曲线，可以直观的观察到机械臂各个关节运动轨迹非常平滑，速度、加速度变化也非常平稳。在运动过程中，各

关节初始速度和终止速度均为 0，运动过程中均小于最大运行速度 $\pi \text{ rad/s}$ 以及最大运行加速度 $2\pi \text{ rad/s}^2$ ，这表明了算法得到的结果符合各个关节的约束条件，也满足机械臂平滑运动的要求。

表 3-4 各关节的时间最优值

算法	PSO	PSO-LIDW	PSO-MNDP
关节 1	1.4398	1.4896	2.21184
关节 2	1.0402	1.0381	2.0917
关节 3	0.69413	0.70419	2.7698
关节 4	3.4753	3.5224	3.6953
关节 5	0.59264	0.60202	1.3503
关节 6	5.7307	5.6572	5.6026

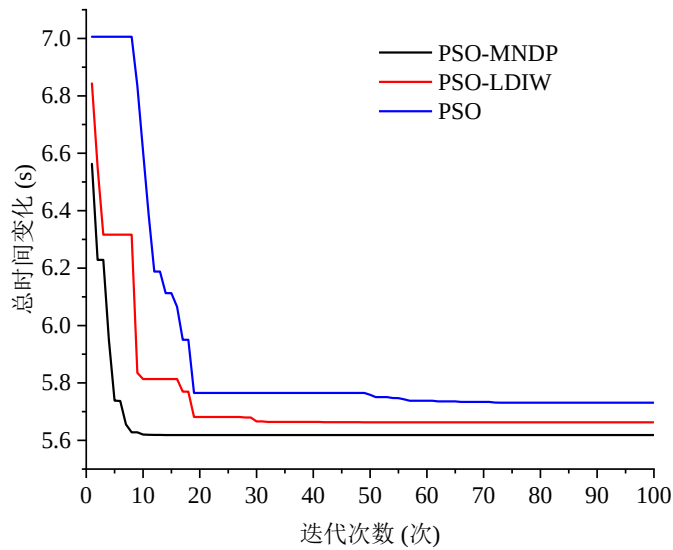


图 3-4 总时间迭代示意图

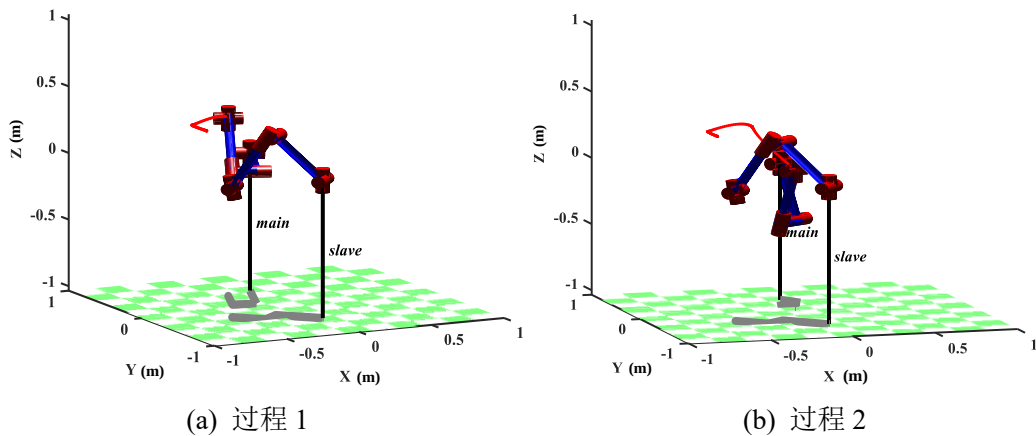


图 3-5 主臂轨迹规划过程

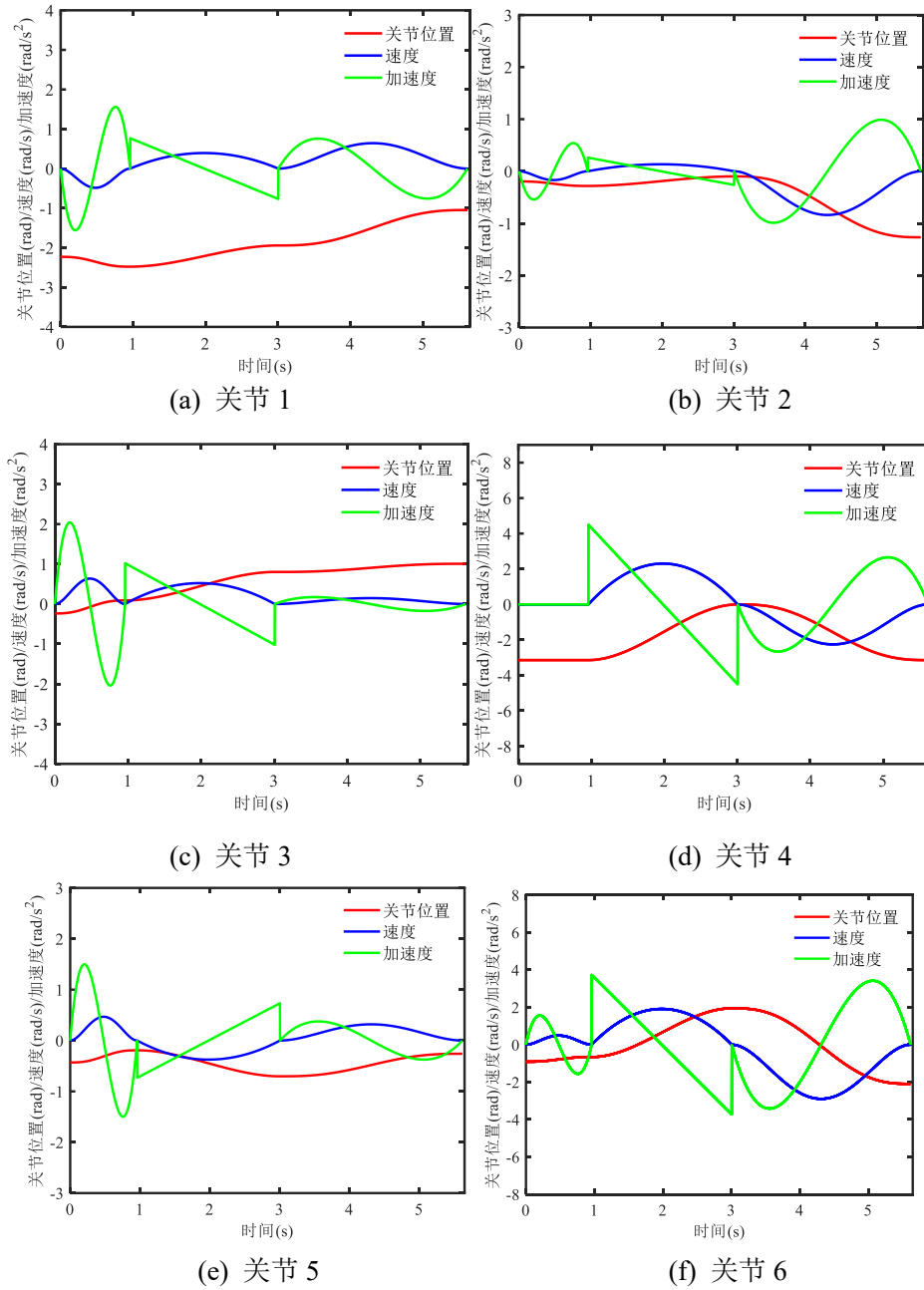


图 3-6 PSO-MNDP 最优时间间隔对应各关节位置、速度及加速度变化曲线

3.5 本章小结

本文为解决双机械臂在执行分拣任务中的轨迹规划及优化问题，首先采用分段分阶多项式插值的方法进行轨迹优化，利用 5 阶多项式以及 3 阶多项式构造了关节空间轨迹规划的插值函数；在 PSO 算法的基础上，介绍了混合非线性递减参数的 PSO 算法的实现过程；最后通过对插补时间进行优化仿真，得到最优规划的三段时间间隔、总规划时间的最小值以及轨迹曲线。仿真实验表明，通过基于混合非线性递减参数 PSO 算法优化插补时间后，机器人轨迹规划的总时间相

较于对照组分别缩短了 2.24%和 0.97%。并且规划的时间最优轨迹曲线连续且平滑，满足机械臂运动稳定性的要求，验证了 PSO-MNDP 算法的有效性。

第4章 一种复合函数的 RBFNN 模糊滑模双机械臂轨迹跟踪方法

4.1 双机械臂控制系统模型

以双臂机器人协同运动为实验对象,采用主从规划方法规划出双臂期望角位移,角速度,角加速度,作为系统状态输入值,设定主控制器以及模糊控制器,根据双臂的系统状态输入以及输出值反馈至模糊控制器,最后输出最终系统状态。则双臂协同控制框图如图 4-1 所示。

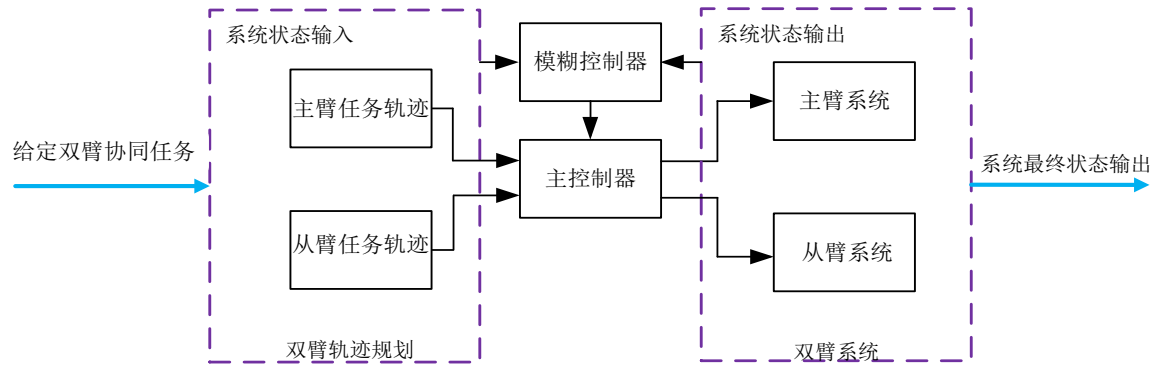


图 4-1 双臂协同控制框图

对双臂进行动力学建模,基于拉格朗日法^[81],表达式如式(4-1)所示。

$$\mathbf{M}_i(\mathbf{q}_i)\ddot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{C}_i(\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i) + \mathbf{G}_i(\mathbf{q}_i) + \mathbf{F}_i(\dot{\mathbf{q}}_i) = \boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{d}_i \quad (4-1)$$

式中, $i=1, 2$ 表示独立的第 i 个机械臂;

$\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i, \ddot{\mathbf{q}}_i$ 分别为双臂广义的关节位置、速度和加速度的向量;

$\mathbf{M}_i$ ——惯量矩阵;

$\mathbf{C}_i$ ——科氏力和向心力耦合矩阵;

$\mathbf{G}_i$ ——重力向量;

$\mathbf{F}_i$ ——摩擦力向量;

$\boldsymbol{\tau}_i$ ——控制力矩;

$\mathbf{d}_i$ ——外加干扰。

令系统状态 $\mathbf{x}_1 = \mathbf{q}_i, \mathbf{x}_2 = \dot{\mathbf{q}}_i$, 则系统的状态方程为。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{x}_2 \\ \dot{\mathbf{x}}_2 = -\mathbf{M}_i^{-1}(\mathbf{C}_i(\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i)\dot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{G}_i(\mathbf{q}_i) + \mathbf{F}_i(\dot{\mathbf{q}}_i) - \boldsymbol{\tau}_i - \mathbf{d}_i) \end{cases} \quad (4-2)$$

控制目标即为设计合适的控制器使得系统的状态 $\mathbf{x}_1$ 、 $\mathbf{x}_2$ 以足够小误差跟踪期望状态 $\mathbf{x}_{1d}$ 、 $\mathbf{x}_{2d}$ 。本文中主臂与从臂都使用同一控制器，即分析任一只机械臂的性能。

4.2 主控制系统设计

定义位置跟踪误差。

$$\mathbf{e} = \mathbf{q}_d - \mathbf{q} \quad (4-3)$$

式中， $\mathbf{q}_d$ 为期望关节位置。

定义误差函数。

$$\mathbf{s} = \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{\Lambda} \mathbf{e} \quad (4-4)$$

式中， $\mathbf{\Lambda} = \mathbf{\Lambda}^T > 0$ ；

当 $\mathbf{s} \rightarrow 0$ 时， $\dot{\mathbf{e}} \rightarrow 0$ ， $\mathbf{e} \rightarrow 0$ 。

由于径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)具有非线性和自适应性，相比于传统的线性方法，径向基函数神经网络具有更好的逼近能力，可以更准确地跟踪复杂的轨迹，并且具有学习能力强和收敛速度快等优点^[82]。采用径向基函数神经网络逼近动力学未知参数，联立式(4-3)和式(4-4)可得下式。

$$\dot{\mathbf{q}} = -\mathbf{s} + \dot{\mathbf{q}}_d + \mathbf{\Lambda} \mathbf{e} \quad (4-5)$$

联立式(1)和式(4-3)-(4-5)，推导出 $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 的表达式。

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{M}(\ddot{\mathbf{q}}_d + \mathbf{\Lambda} \dot{\mathbf{e}}) + \mathbf{C}(\dot{\mathbf{q}}_d + \mathbf{\Lambda} \mathbf{e}) + \mathbf{G} + \mathbf{F} \quad (4-6)$$

式中， $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 包含动力学模型的所有信息。

传统的滑模控制中，由于切换函数的斜率无穷大，使得系统控制信号在切换过程中存在剧烈的抖动问题。为解决该问题，本文引入了陡度更为平缓的双曲正切函数^[83]替代原始的切换函数，一方面，利用该函数的平滑性大幅度解决控制过程中的抖振问题；另一方面，双曲正切函数在接近极端值时并不完全饱和，而是逐渐饱和，其导数在输入绝对值较大的区域仍保持较大的值，这有助于减少梯度消失的问题，使得 RBFNN 更容易捕捉输入的变化模式。如式(4-7)所示，定义双曲正切函数。

$$\tanh\left(\frac{s}{\varepsilon}\right) = \frac{e^{\frac{s}{\varepsilon}} - e^{-\frac{s}{\varepsilon}}}{e^{\frac{s}{\varepsilon}} + e^{-\frac{s}{\varepsilon}}} \quad (4-7)$$

式中， s 、 $\varepsilon > 0$ ；

ε ——滑模控制切换增益，可调整双曲正切函数的斜率。

根据双曲正切函数的性质，则有如下引理：

引理 1 和 2，针对任意给定的实数 s ，则满足不等式如式(4-8)-(4-9)所示。

$$\operatorname{stanh}\left(\frac{s}{\varepsilon}\right) = \left|s \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon}\right)\right| = |s| \left|\tanh\left(\frac{s}{\varepsilon}\right)\right| \quad (4-8)$$

$$0 \leq |s| - \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon}\right) \leq \mu\varepsilon \quad (4-9)$$

其中， $\varepsilon > 0$ ，且满足 $\operatorname{stanh}\left(\frac{s}{\varepsilon}\right) \geq 0$ 。

引理 3: Let $f, V: [0, \infty) \in \mathbb{R}$, 若 $\dot{V} \leq -\alpha V + f, \forall t \geq t_0 \geq 0$, α 为任意实数，则满足下式不等式。

$$V(t) \leq e^{-\alpha(t-t_0)}V(t_0) + \int_{t_0}^t e^{-\alpha(t-a)}f(a)da \quad (4-10)$$

式中， t ——系统运行时刻；

t_0 ——初始时刻；

a ——变量参数。

如下图 4-2 所示的双曲正切函数曲线图，Switch function 表示切换函数。双曲正切函数比切换函数陡度小，且 ε 越大，双曲正切函数斜率越小，消除抖振的效果就越好。

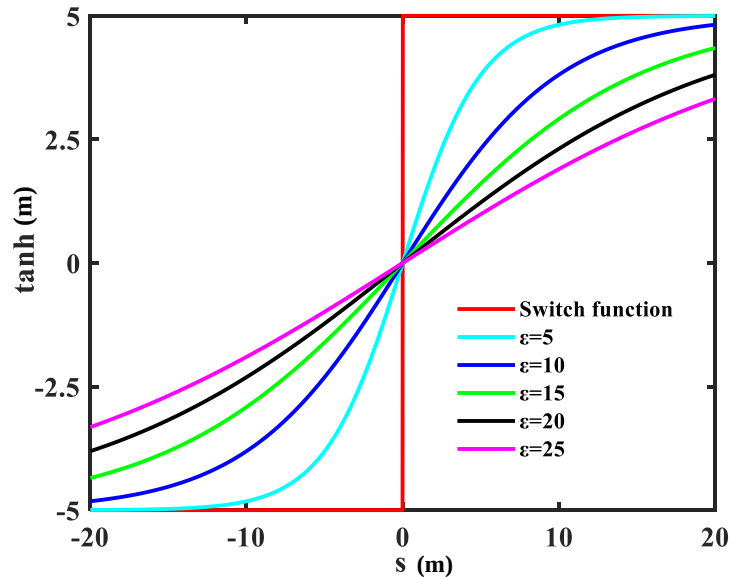


图 4-2 双曲正切函数曲线图

基于双曲正切函数的滑模趋近律见式(4-11)。

$$\dot{s} = -ks - D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon}\right) \quad (4-11)$$

式中, $k > 0$;

假设外部干扰 d_i 是有界的, 即 $|d_i| \leq D$ 。

采用径向基函数神经网络整体逼近 $f(x)$, 达到无模型控制, 则系统控制律设计为。

$$\tau_d = \hat{f} + ks + D \tanh\left(\frac{s}{\epsilon}\right) \quad (4-12)$$

式中, $\hat{f}$ 是未知非线性函数 $f(x)$ 的估计值。

如图 4-3 所示, RBFNN 结构示意图中包括输入层、隐含层以及输出层, 其中, 输入层输入系统状态, 隐含层神经元输出的信息为 h_i , 隐含层到输出层的权重系数为 ω_i , 隐含层神经元输出的信息在输出层进行线性加权后再输出。由式(4-6)可知, 径向基函数神经网络输入如式(4-13)所示, 隐含层输出如式(4-14)所示^[84]。

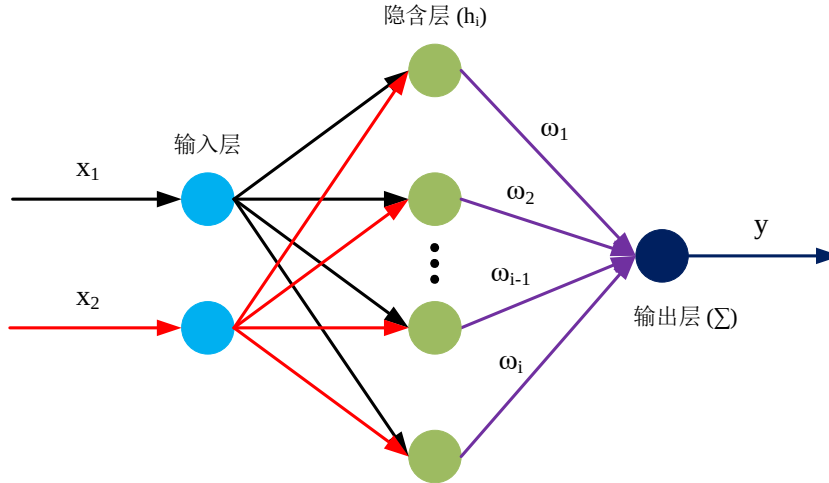


图 4-3 RBFNN 结构示意图

$$x = (e^T \quad \dot{e}^T \quad q_d^T \quad \dot{q}_d^T \quad \ddot{q}_d^T)^T \quad (4-13)$$

$$h_j(x) = e^{-\frac{\|x-c_j\|^2}{2b_j^2}} \quad (4-14)$$

式中, $j = 1, 2, 3 \dots$;

b_j ——径向基函数神经网络基宽;

c_j ——第 j 个基向量中心值(输入数据)。

向量中心值由式(4-15)确定。

$$c = 0.1 \cdot \text{ones}(\text{layer}_{\text{input}}, 1)$$

$$\cdot ((c_{max} - c_{min}) \cdot rand(1, layer_{hidden}) + c_{min}) \quad (4-15)$$

式中, $layer_{input}$ ——输入层单元数目;

$layer_{hidden}$ ——隐含层单元数目;

$ones(m, n)$ ——产生 $m \times n$ 形式的全 1 数组的函数;

$rand(m, n)$ ——产生 $m \times n$ 形式的 0-1 随机数数组的函数。

径向基函数神经网络的输出(未知函数估计值)^[85]如式(4-16)所示。

$$\hat{f} = \widehat{W}^T h(x) \quad (4-16)$$

式中, $\widehat{W}$ 为径向基函数神经网络权重矩阵 W 的估计值。

考虑系统的稳定性, 则径向基函数神经网络自适应更新率如式(4-17)所示。

$$\dot{W} = Fhs^T \quad (4-17)$$

式中, $F = F^T > 0$ 。

4.3 模糊控制系统设计

滑模控制是一种通过切换函数将系统状态从渐进模态趋近滑动模态的控制方法, 跟踪性能较好。采用滑模形式的鲁棒项, 补偿 RBFNN 的扰动和逼近误差, 当系统状态处于渐进模态时, 如图 4-4 中的虚线平面所示, 系统输出随着时间的推移逐渐趋近于期望输出值, 误差逐渐减小并最终消失, 这种响应方式的特点是系统稳定性好, 但需要一定的时间才能达到所期望的控制效果; 如图 4-3 中的浅蓝色平面所示, 当系统状态处于滑动模态时, 系统输出会立即对误差进行修正, 并在后续运行过程中保持为零, 这种响应方式的特点是响应速度快, 但可能会引入高频振荡和结构损坏等问题。

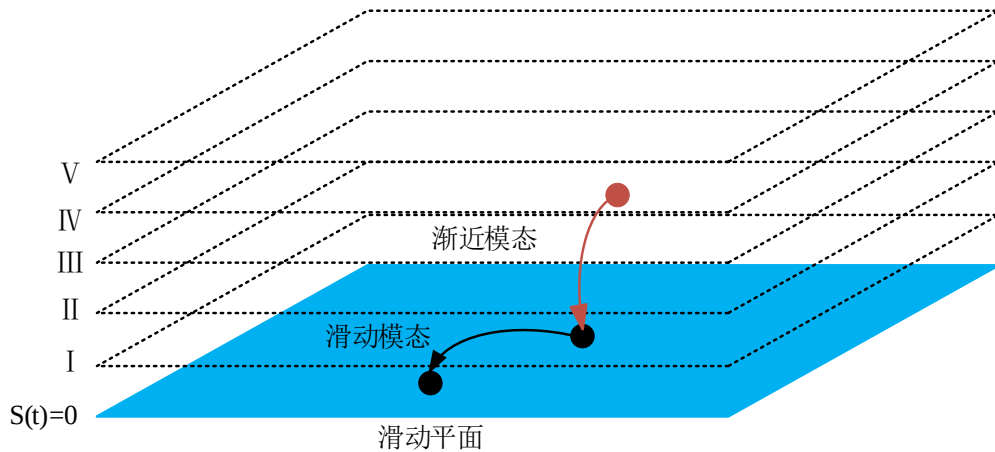


图 4-4 模态切换示意图

本文采用复合函数以及外部扰动项 d_i ，在控制器中设计相应的补偿项，以抵消外部扰动对系统的影响，从而提升系统的性能。在模态切换的过程中，若切换增益 ε 选取不合适，系统状态会反复切换。因此，采用模糊控制器在线整定切换增益 ε ，并通过指数函数自适应调整双曲正切函数的斜率。当系统状态处于渐进模态时，通过减小 ε 增大双曲正切函数的斜率，达到快速逼近误差的目的；处于滑动模态时，通过增加 ε 降低双曲正切函数的斜率，从而消除系统的抖振。

如图 4-3 所示 5 个虚线平面，将系统的渐进模态划分为 5 个区间(I 、 II 、 III、IV 和 V)，根据系统处于的模态区间，给予一定的增益 ε ，即基于指数函数的切换增益满足下式。

$$\varepsilon = \varepsilon_0^\gamma \quad (4-18)$$

式中， γ 为正实数。

选择单输入单输出的模糊控制器，控制器的输入为滑模误差的绝对值 $|s|$ ，输出为指数 γ 。将输入量分为 5 个模糊集：等级 1(I)，等级 2(II)，等级 3(III)，等级 4(IV)，等级 5(V)，将输出量分为 5 个模糊集：负大(NB)，负小(NS)，零(ZO)，正小(PS)，正大(PB)，并进行输入输出的模糊化处理。

模糊控制器类型为最小运算法 R_c (Mamdani 型)^[85]，则模糊关系矩阵如下式(4-19)所示，模糊推理如下式(4-20)所示，

$$R_c = A \rightarrow B = A \times B = \int_{X \times Y} \frac{\mu_a(x) \wedge \mu_b(y)}{(x,y)} \quad (4-19)$$

$$\gamma = |s| \circ R_c \quad (4-20)$$

式中， A 、 B ——模糊集合；

$\mu_a(x)$ 、 $\mu_b(y)$ ——隶属度值。

采用高斯型隶属度函数^[86]，表达式为。

$$f(x, \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (4-21)$$

模糊规则为 If-Then 形式，如下表 4-1 所示的模糊规则对应关系。

表 4-1 模糊规则对应关系

IF ($ s $)	I	II	III	IV	V
THEN (γ)	NB	NS	ZO	PS	PB

采用重心法进行反模糊化运算^[87]，表达式为。

$$z_0 = \frac{\sum_{i=0}^n \mu_c(z_i) \cdot z_i}{\sum_{i=0}^n \mu_c(z_i)} \quad (4-22)$$

式中， z_0 ——对模糊控制器输出量进行解模糊后的精确量；

z_i ——模糊控制量论域内的值；

$\mu_c(z_i)$ —— z_i 的隶属度值。

模糊算子采用 Min-Max 型，则模糊集合 C 为。

$$\begin{cases} \mu_c(x) = \min(\mu_a(x), \mu_b(x)), & C = A \cap B \\ \mu_c(x) = \max(\mu_a(x), \mu_b(x)), & C = A \cup B \end{cases} \quad (4-23)$$

如图 4-5 的模糊整定流程图，通过模糊化输入值，然后进行输出值的模糊推理及反模糊化，最后通过控制器输出 γ ，并且根据式（4-18）更新 ϵ ，并输入给主控制器。

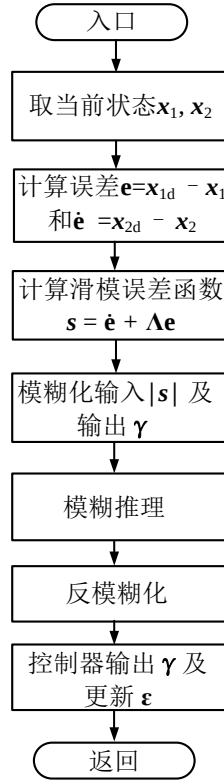


图 4-5 模糊整定流程

4.4 稳定性分析

结合径向基函数神经网络、复合函数、滑模控制以及模糊控制，系统的总控制率如式(4-24)所示。

$$\tau_d = \hat{f} + ks + D \tanh\left(\frac{s}{\epsilon_0^\gamma}\right) \quad (4-24)$$

定义径向基函数神经网络的逼近误差为 $\tilde{f}$ ，隐含层权值更新误差为 $\tilde{W}$ ，则表达式如下。

$$\begin{cases} \tilde{f} = f^* - \hat{f} \\ \tilde{W} = W^* - \hat{W} \end{cases} \quad (4-25)$$

式中， f^* ——未知函数 f 的真实值；

W^* ——径向基函数神经网络隐含层权值的最佳逼近。

联立式(4-24)和式(4-25)。

$$M\dot{s} = -(k + C)s + \tilde{W}^T h + \tilde{f} + d - D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \quad (4-26)$$

取李亚普洛夫函数^[88]为。

$$L = \frac{1}{2} s^T M s + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T F^{-1} \tilde{W}) \quad (4-27)$$

式中， $\text{tr}(\cdot)$ ——矩阵的迹。

将式(4-27)进行求导得。

$$\dot{L} = s^T M \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s + \text{tr}(\tilde{W}^T F^{-1} \dot{\tilde{W}}) \quad (4-28)$$

将式(4-26)代入式(4-28)得。

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -s^T k s + \frac{1}{2} s^T (\dot{M} - 2C) s + \text{tr} \tilde{W}^T \left(F^{-1} \dot{\tilde{W}} + h s^T \right) \\ & + s^T \left(\tilde{f} + d - D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \right) \end{aligned} \quad (4-29)$$

根据机器人系统的动力学特性，机械臂具有斜对称性^[89]，即

$$s^T (\dot{M} - 2C) s = 0 \quad (4-30)$$

根据矩阵迹的性质、 $\dot{\tilde{W}}$ 与 $\dot{\hat{W}}$ 的关系，则

$$\begin{cases} s^T \tilde{W}^T h = \text{tr}(\tilde{W}^T h s^T) \\ \dot{\tilde{W}} = -\dot{\hat{W}} = -F h s \end{cases} \quad (4-31)$$

将式(4-30)和式(4-31)代入式(4-29)中，推导得。

$$\dot{L} = -s^T k s + s^T \left(\tilde{f} + d - D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \right) \quad (4-32)$$

根据引理 2 得式(4-33)。

$$-D s \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \leq -D |s| + D \mu \varepsilon_0^\gamma \quad (4-33)$$

将式(4-33)代入式(4-32)。

$$\begin{aligned}\dot{L} &= -k\|s\|^2 + s^T(\tilde{f} + d) - s^T D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \\ &\leq -k\|s\|^2 + s^T(\tilde{f} + d) - s^T s^{-1}(-D|s| + D\mu\varepsilon_0^\gamma)\end{aligned}\quad (4-34)$$

式中, $\mu=0.2785$;

$$|d| \leq D;$$

s 、 $\varepsilon_0^\gamma > 0$, 则 $-D|s| + D\mu\varepsilon_0^\gamma \geq 0$ 。

将式(4-34)推导得。

$$\dot{L} \leq -k\|s\|^2 \leq 0 \quad (4-35)$$

当 $\dot{L} \equiv 0$ 时, $s \equiv 0$, 根据 LaSalle 不变性原理^[90], 闭环系统渐进稳定, $t \rightarrow \infty$, $s \rightarrow 0$ 。

取李雅普诺夫函数^[91]为

$$L = \frac{1}{2}s^T s \quad (4-36)$$

将式(4-36)求导如下。

$$\dot{L} = s^T \dot{s} \leq s^T \left(-\tilde{W}^T h - ks - D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \right) \quad (4-37)$$

式中, $\tilde{W}^T h$ 和 $\Delta\varepsilon$ 是有界的,

根据引理 1 和 2 得,

$$\begin{aligned}\dot{L} &= s^T \dot{s} \leq s^T (-\tilde{W}^T h - ks) - D s^T \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon_0^\gamma}\right) \\ &\leq -D\|s\| + D\mu(\varepsilon_0^\gamma) - \text{tr}(\tilde{W}^T h s^T) - s^T ks \\ &\leq -s^T ks + D\mu\varepsilon_0^\gamma\end{aligned}\quad (4-38)$$

再次推导得,

$$\begin{aligned}\dot{L} &\leq -s^T ks + D\mu\varepsilon_0^\gamma \\ &\leq -\lambda_{\min}(k)s^T s + D\mu\varepsilon_0^\gamma \\ &= -\frac{2\lambda_{\min}(k)}{\lambda_{\max}(M)} \frac{1}{2} \lambda_{\max}(M) s^T s + D\mu\varepsilon_0^\gamma \\ &\leq -2\lambda L + b\end{aligned}\quad (4-39)$$

式中, $\lambda_{\min}(k)$ —— k 最大特征值;

$\lambda_{\max}(M)$ —— M 的最大特征值;

$$\lambda = \frac{\lambda_{\min}(k)}{\lambda_{\max}(M)};$$

$$b = D\mu\epsilon_0^\gamma。$$

根据 $\dot{L} \leq -2\lambda L + b$ 与引理 3，可得式(4-40)，

$$\begin{aligned} L(t) &\leq e^{-2\lambda(t-t_0)}L(t_0) + be^{-2\lambda t} \int_{t_0}^t e^{2\lambda\tau} d\tau \\ &= e^{-2\lambda(t-t_0)}L(t_0) + \frac{be^{-2\lambda t}}{2\lambda} (e^{2\lambda t} - e^{2\lambda t_0}) \\ &= e^{-2\lambda(t-t_0)}L(t_0) + \frac{b}{2\lambda} (1 - e^{-2\lambda(t-t_0)}) \end{aligned} \quad (4-40)$$

则得出下式。

$$\lim_{t \rightarrow \infty} L(t) \leq \frac{D\mu\epsilon_0^\gamma}{2\lambda} \quad (4-41)$$

根据上式，跟踪误差和误差导数渐近收敛，需要在收敛速度和性能之间进行权衡，以选择合适的增益值，其收敛精度取决于 D 和 γ ，即 ϵ_0^γ 越小，收敛速度快， ϵ_0^γ 越大，消除抖振的效果越好。

4.5 仿真分析

采用 MATLAB 2020b 软件中 Simulink 模块进行仿真，硬件为 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-7500U，基准频率 2.70GHz，内存为 16G。主臂以 PUMA560 机械臂为例，分别以径向基函数神经网络滑模控制(Sliding Model Control of Radial Basis Function Neural Network, SMCORBFNN, 简称 C_S)、径向基函数神经网络模糊滑模控制^[54](Fuzzy Sliding Model Control of Radial Basis Function Neural Network, FSMCORBFNN, 简称 C_F)及基于复合函数的径向基函数神经网络模糊滑模控制(Radial Basis Function Neural Network Fuzzy Sliding Model Control base on Composite Function, RBFNN SMCBOCF, 简称 C_R)进行轨迹跟踪仿真。

搭建如图 4-5 所示的 Simulink 模型图，其中，图 4-6 的类型 1 为径向基函数神经网络滑模控制 Simulink 模型图，图 4-6 的类型 2 为径向基函数神经网络模糊滑模控制 Simulink 模型图和基于复合函数的径向基函数神经网络模糊滑模控制 Simulink 模型图，其模型图结构一致，但内部控制算法不同，基于复合函数的径向基函数神经网络模糊滑模控制的实际 Simulink 模型图如图 4-7 所示。

对于以上三种方法的初始条件如下：

- (1) 公共系数： $\phi = \text{diag}(1,1,1,1,1,1)$ ， $k = 20\phi$ ， $\epsilon = \epsilon_0 = 0.4\phi$ ， $\Lambda = 5\phi$ ， $D=5$ 。

- (2) 径向基函数神经网络采用 $30 \times 31 \times 6$ 结构, 权重初值 $\mathbf{W} = \mathbf{0}$, 带宽 $b = 10$ 。
- (3) C_F 的模糊控制器的输入区间为 $(-1.5, 1.5)$, 输出区间为 $(-0.2, 0.2)$ 。
- (4) C_R 的模糊控制器的输入区间为 $(-1, 1)$, 输出区间为 $(-10, 10)$, 其隶属度函数如图 4-8 所示。
- (5) 正弦轨迹是一种周期性的、连续的、且带有明确频率和幅度的信号。因此, 期望轨迹为 $q_{di} = 0.1 \sin(t), i = 1, 2, \dots, 6$, 干扰为 $\tau_{di} = 0.1 \sin(t), i = 1, 2, \dots, 6$ 。

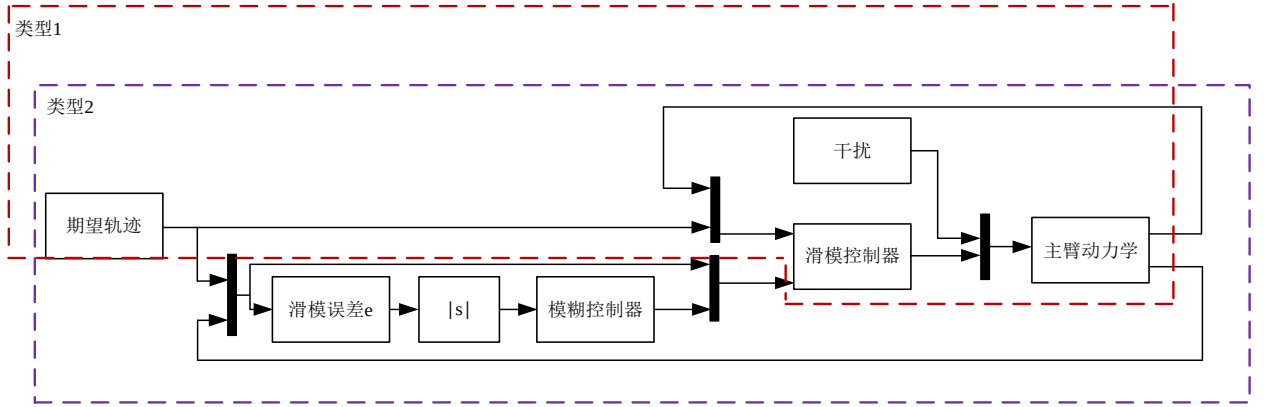


图 4-6 Simulink 模型图

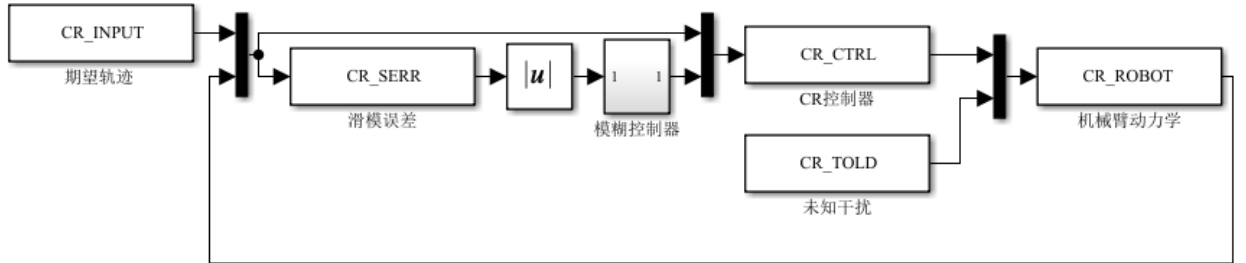


图 4-7 C_R 实际 Simulink 模型图

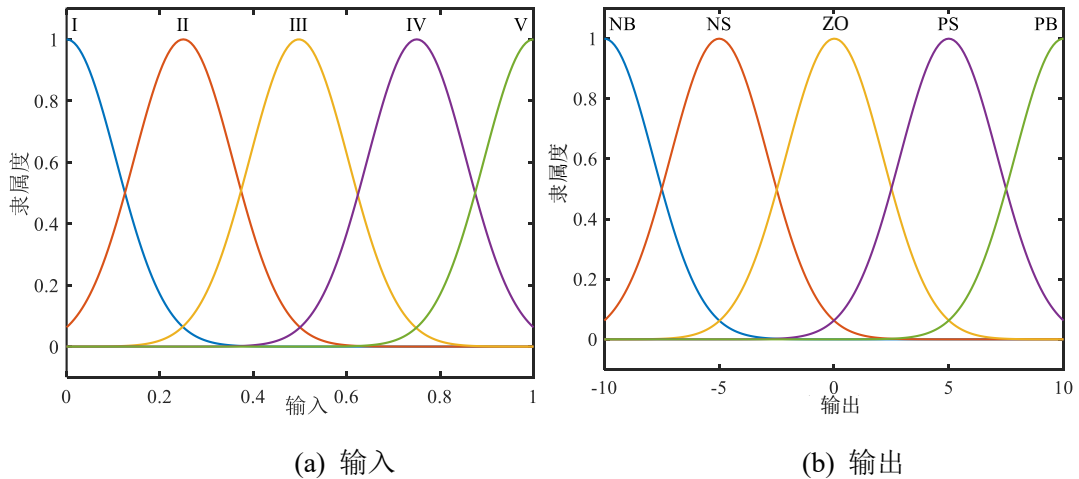


图 4-8 隶属度函数

4.5.1 轨迹跟踪仿真

如图 4-9 所示的期望轨迹(Desired trajectory)与 3 种控制方法的位置跟踪曲线, 设置 C_S 和 C_F 为对照组, 3 种控制方法均能在 5s 内跟踪上期望轨迹。

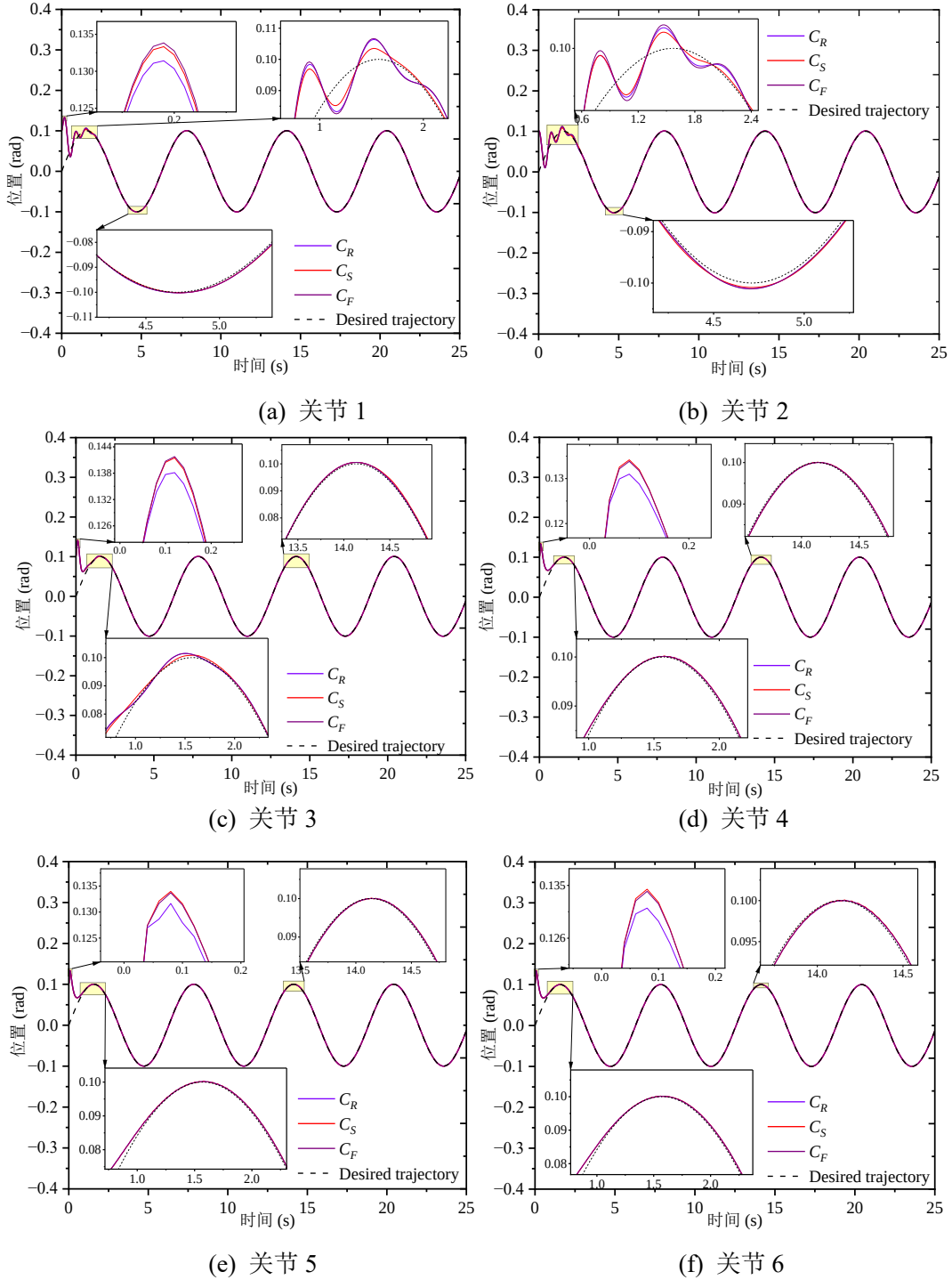
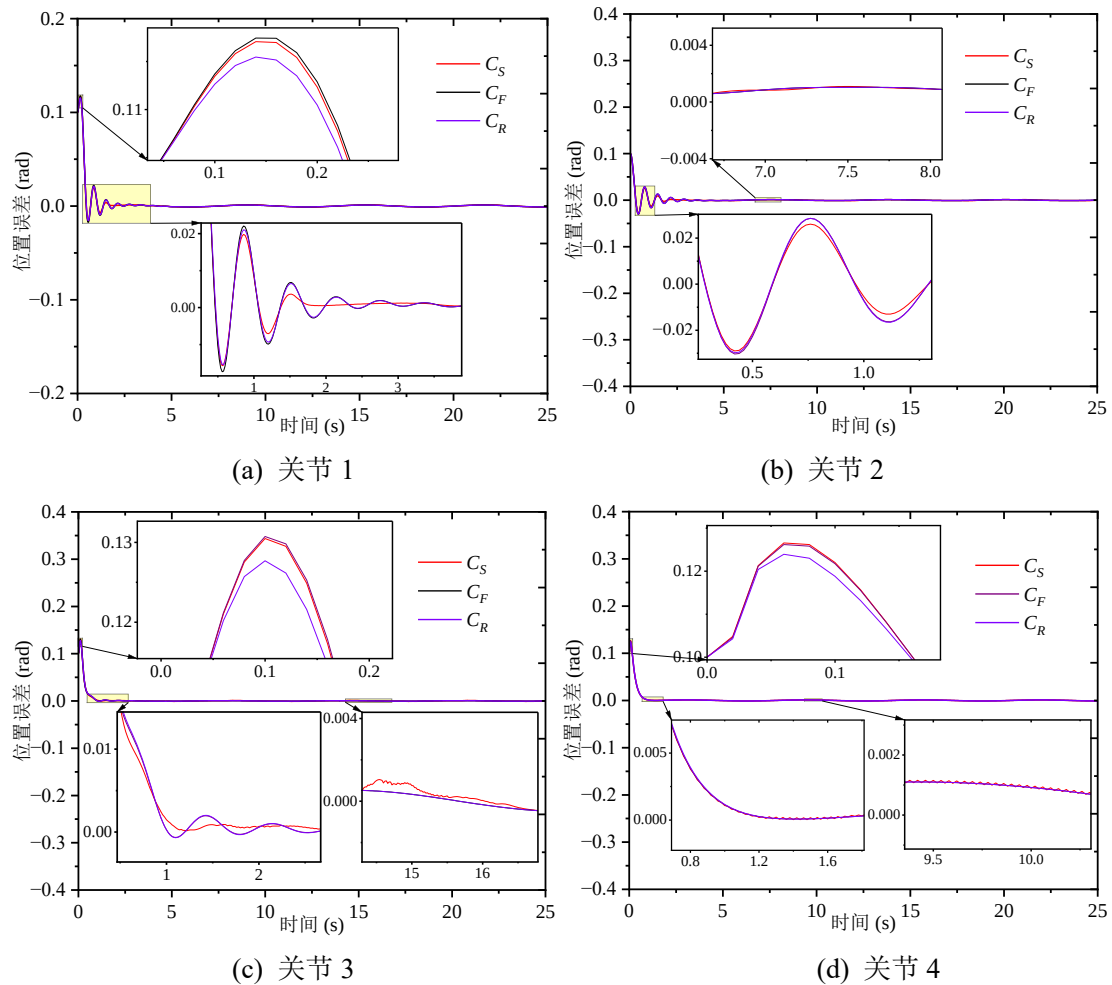


图 4-9 主臂位置跟踪

如图 4-9(a-c)所示, 在 5 秒之前, C_R 的抖振幅度均低于 C_S 和 C_F , 随后抖振幅度大小依次为 $C_F > C_R > C_S$, 这是由于机械臂的前 3 个关节的位置跟踪比后 3 个

关节难, 结合图 4-9(e-f)来看, C_R 抖振幅度均优于对照组, 且 C_R 在跟踪时均比对照组算法更贴近期望轨迹。由于 PUMA560 的结构特殊性, 在前 3 个关节中, C_R 的跟踪速度比 C_F 和 C_S 要快约 25%; 在后 3 个关节中, 3 种控制方法的跟踪速度相近。

图 4-10 为位置跟踪误差曲线, 3 种控制方法均能在 5s 内将误差收敛到较小范围, 结合表 4-2 的位置跟踪误差曲线的统计数据(最大值、平均值及中位数)。最大值代表收敛精度, 其收敛范围大小依次为 $C_S > C_F > C_R$, 可见 C_R 的收敛范围最小, 收敛精度最高, 整体收敛速度依次为 $C_R > C_S > C_F$ 。从表 2 看, 相对于 C_S 和 C_F , C_R 的收敛精度最大值分别提升 17.83%、0.10%, 平均值分别提升 10.62%、4.66%, 中位数分别提升 8.42%、5.39%, C_R 控制方法在主臂位置跟踪中性能最佳。相较于 C_F 的方法特点, C_R 方法中添加了复合函数, 一方面双曲正切函数能更好抑制抖振及平滑跟踪轨迹, 另一方面结合指数函数更能准确进行模糊整定, 实现在最佳状态下滑动与渐近模态的切换。



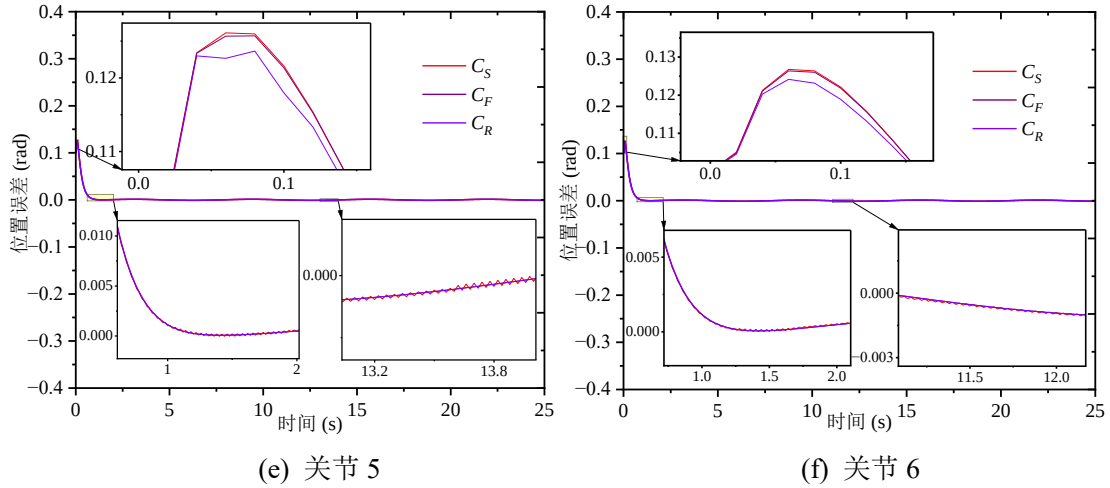


图 4-10 主臂位置跟踪误差

表 4-2 位置跟踪误差统计数据

关节	C_S			C_F			C_R		
	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})
1	1.4	0.745	0.758	1.0	0.643	0.741	1.0	0.621	0.712
2	1.1	0.733	0.871	1.0	0.642	0.723	1.0	0.609	0.669
3	1.0	0.449	0.449	0.540	0.347	0.427	0.530	0.336	0.375
4	1.2	0.744	0.798	1.1	0.748	0.834	1.1	0.707	0.783
5	1.2	0.724	0.802	1.1	0.739	0.816	1.1	0.708	0.787
6	1.2	0.725	0.810	1.1	0.744	0.803	1.1	0.704	0.782
avg	1.183	0.687	0.748	0.973	0.644	0.724	0.972	0.614	0.685

如图 4-11 所示的速度跟踪曲线,3 种控制方法均能在 5s 内跟踪上期望轨迹。如图 4-11 (a)所示, C_R 的抖振幅度在 0.5s 之前均低于 C_S 和 C_F , 随后又高于 C_S 且低于 C_F , 图 4-11(b-c)也存在似情况, 因为机械臂的前 3 个关节的速度跟踪比后 3 个关节难, 从而导致此类问题的产生, 但图 4-11(c)的情况比前两个关节要好。结合图 4-11(e-f), C_R 的整体抖振幅度均优于对照组, 且 C_R 在跟踪时均比对照组算法更贴近期望轨迹, 整体性能上 C_R 表现最优, 且 C_R 与 C_F 均无抖振。

图 4-12 为速度跟踪误差曲线, 结合表 4-3 的速度跟踪误差统计数据, 其收敛范围大小依次为 $C_S > C_F > C_R$, 可见 C_R 的收敛范围最小, 收敛精度最高, 整体的收敛速度依次为 $C_R > C_S > C_F$ 。从表 4-3 看, 由于 C_S 抖振的存在, 导致速度误差的收敛出现波动。相对于 C_S 和 C_F , C_R 的收敛精度最大值分别提升 79.99%、1.93%, 平均

值分别提升 74.63%、5.88%，中位数分别提升 75.52%、4.91%。复合函数的加入，使得 C_R 不仅抑制抖振，也更贴合期望轨迹。

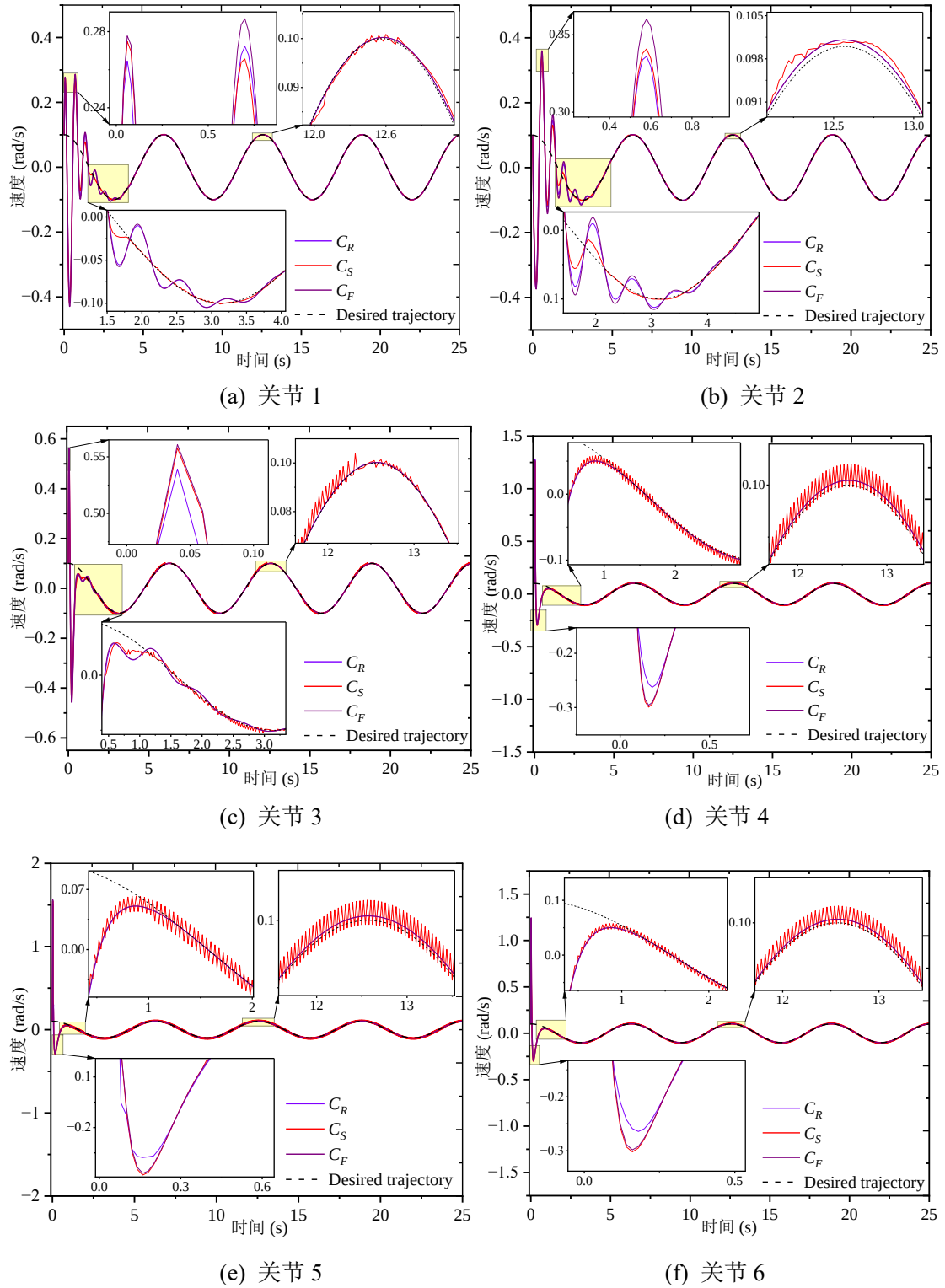


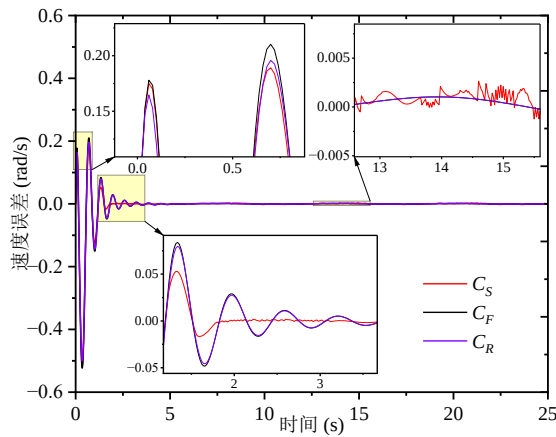
图 4-11 主臂速度跟踪

不计 PUMA560 的结构特殊性，在跟踪误差方面， C_R 的误差均小于对照组，且 C_F 的误差小于 C_S ；在收敛速度方面， C_R 的收敛速度均大于对照组，且 C_F 的收敛

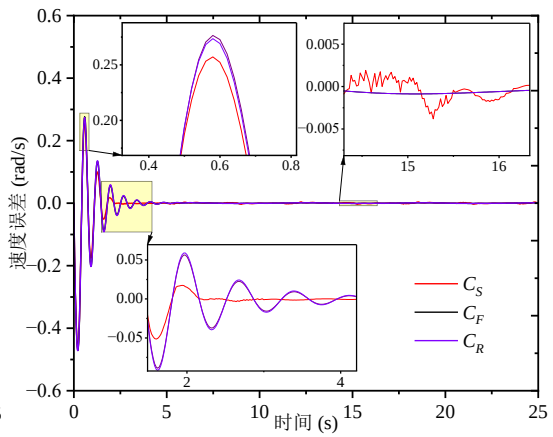
速度比 C_S 慢，这是由于 C_F 有着较好的收敛精度，较慢的收敛速度。总的来说，有复合函数的加持， C_R 的整体性能均优于对照组，拥有较好的收敛精度和较快的收敛速度，突出了复合函数在优化系统中的有益影响。

表 4-3 速度跟踪误差统计数据

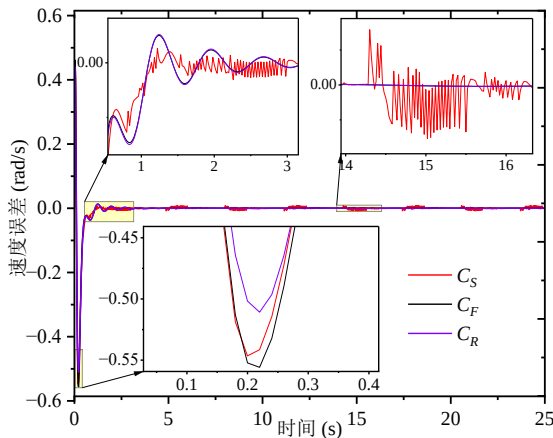
关节	C_S			C_F			C_R		
	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})
1	2.8	0.947	0.859	1.0	0.643	0.712	1.0	0.620	0.676
2	3.8	0.845	0.646	1.1	0.634	0.637	1.1	0.587	0.625
3	8.6	1.5	0.645	0.242	0.143	0.143	0.245	0.133	0.143
4	10.2	5.7	6.8	2.4	1.5	1.7	2.3	1.4	1.6
5	15.0	9.9	12.3	3.3	2.1	2.3	3.2	2.0	2.2
6	9.8	5.3	6.3	2.2	1.5	1.6	2.2	1.4	1.5
avg	8.367	4.032	4.592	1.707	1.087	1.182	1.674	1.023	1.124



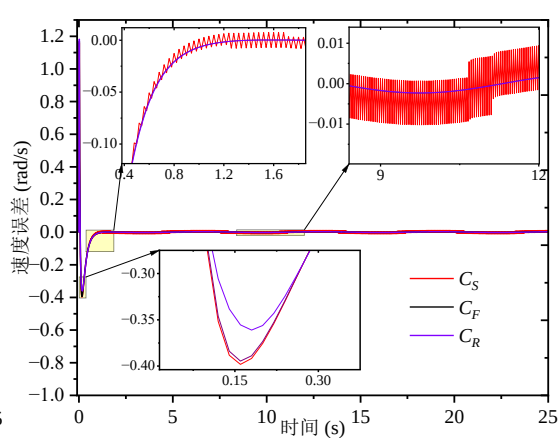
(a) 关节 1



(b) 关节 2



(c) 关节 3



(d) 关节 4

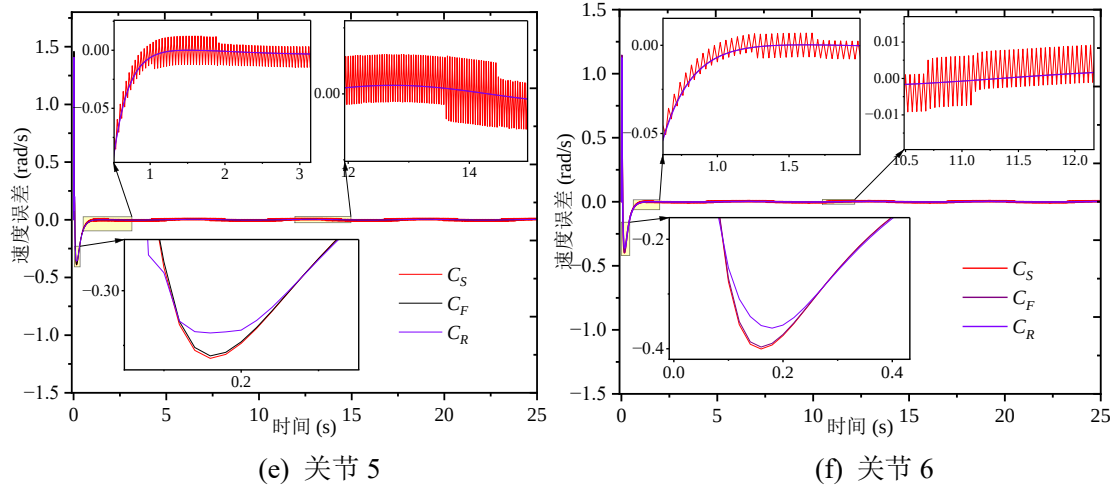
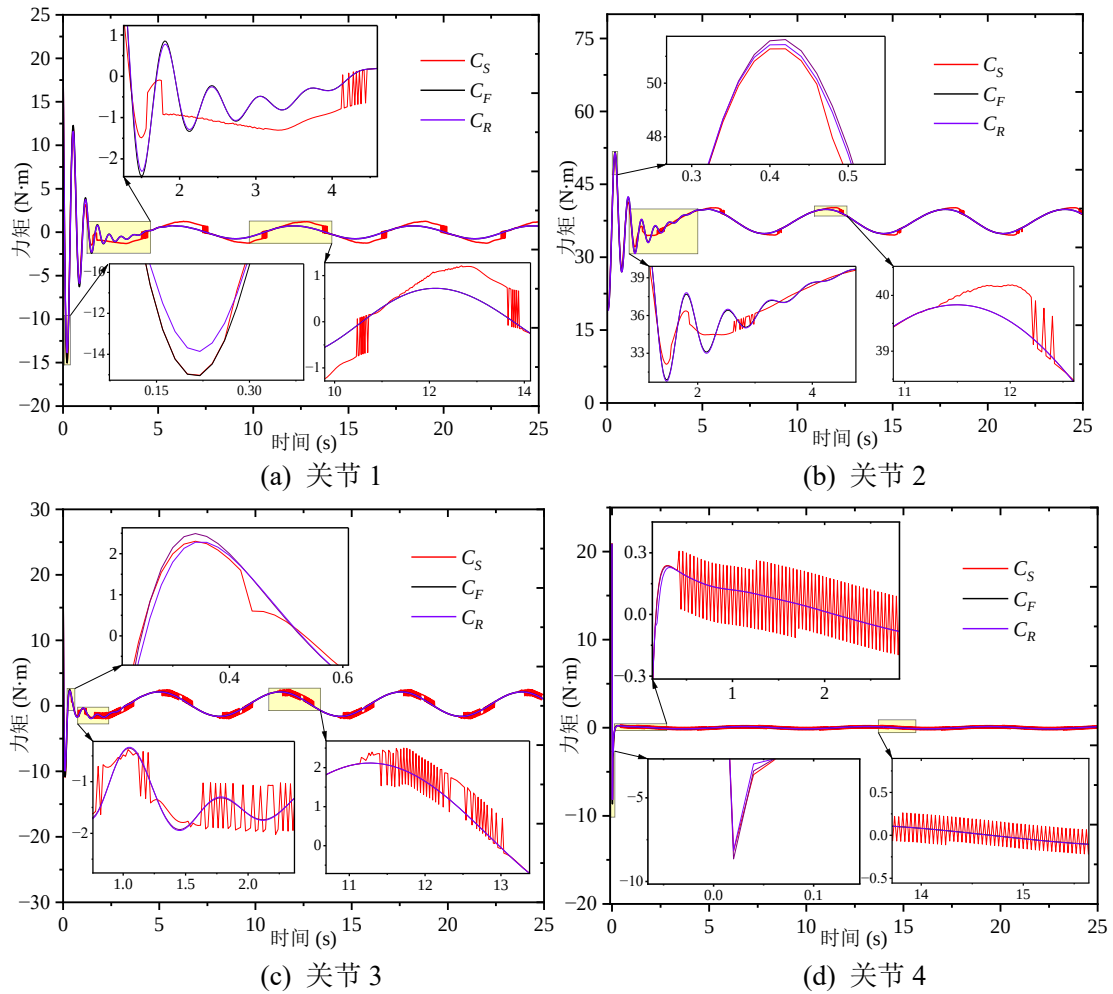


图 4-12 主臂速度跟踪误差

图 4-13 为各控制器的主臂控制输出。可见, C_S 均出现不同程度的抖振现象, 由于 PUMA560 的结构特殊性, 靠近机械臂基座前 3 个关节控制输入抖振程度大于靠近机械臂末端的后 3 个关节, 其中 C_R 和 C_F 未见抖振现象。



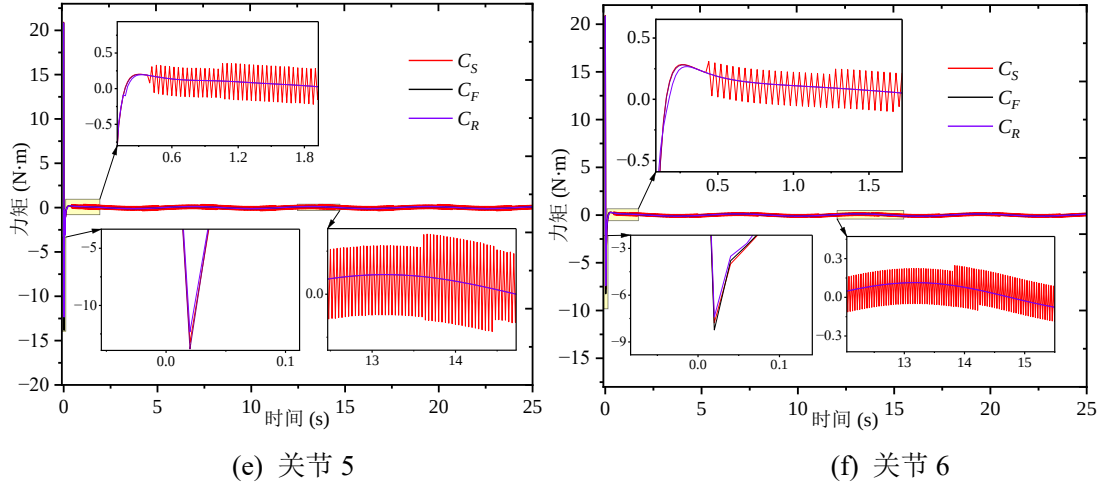


图 4-13 主臂控制器输出力矩

结合表 4-4 的主臂控制器输出力矩统计数据，单位为 $\text{N} \cdot \text{m}$ ， C_R 整体力矩输出要低于 C_F 和 C_S ，其中，相对于 C_S 和 C_F ， C_R 的最大输出力矩分别减少了 6.07%、6.47%，平均值分别减少了 2.08%、0.45%，中位数分别降低了 1.93%、0.15%。因为双曲正切函数的平滑性，对控制器的输出力矩过大有抑制作用，若控制器的输出力矩越大，则导致机械臂的运动更加剧烈和急促，可能会影响机械臂的稳定性和精度，机械臂的电机和减速器等部件可能会受到较大的负荷，损坏的风险也会增加，相比对照组， C_R 更能延长机械臂的使用寿命。

表 4-4 主臂控制器输出力矩统计数据

关节	C_S			C_F			C_R		
	Max	Avg	Med	Max	Avg	Med	Max	Avg	Med
1	20.55	1.10	0.93	20.83	0.82	0.56	18.60	0.73	0.55
2	51.28	37.33	37.49	51.62	37.32	37.50	50.06	37.31	37.48
3	20.55	1.42	1.43	20.83	1.29	1.34	18.60	1.26	1.33
4	20.90	0.18	0.15	20.83	0.11	0.09	18.60	0.11	0.09
5	20.90	0.25	0.21	20.83	0.11	0.08	21.20	0.11	0.08
6	20.90	0.17	0.14	20.83	0.11	0.08	18.60	0.10	0.08
avg	25.85	6.74	6.73	25.96	6.63	6.61	24.28	6.60	6.60

综上所述，所提方法与 C_S 控制方法相比， C_R 能获得 17%以上位置跟踪控制精度的提升和约 80%以上速度跟踪控制精度的提升；所提方法与 C_F 控制方法相比， C_R 能获得 0.1%以上位置跟踪控制精度的提升和约 2%速度跟踪控制精度的提升， C_R 继承了 C_F 的优点，虽然提升效果小，但在 0 至 5s 的初始跟踪时， C_R 展现了更

具平稳的轨迹跟踪能力，所以相对于对照组， C_R 在输出力矩方面都提升了 6%以上，较小的输出力矩使得对系统的控制更加精细和准确。

4.5.2 末端轨迹跟踪效果

图 4-14 为末端轨迹跟踪效果，通过正运动学将各关节的轨迹跟踪结果转至任务空间，图 4-14(a)为三维视图，图 4-14(b)为二维视图，图例 Desired trajectory 表示期望末端轨迹。可见， C_R (蓝色轨迹)的收敛精度要优于对照组，并且末端轨迹的跟踪速度中都比对照组快。表 4-5 为末端轨迹距离统计数据，表示 3 种控制方法的末端跟踪轨迹与理想轨迹的距离，结合表中数据，相对于 C_S 和 C_F ， C_R 的累计误差最大值分别提升 28.36%、2.84%，平均值分别提升 16.96%、3.41%，中位数分别提升 14.78%、3.50%。综上所述，相对于对照组，不仅轨迹跟踪速度得到提升，而且整体的累计控制精度也提升了大约 30%和 3%。

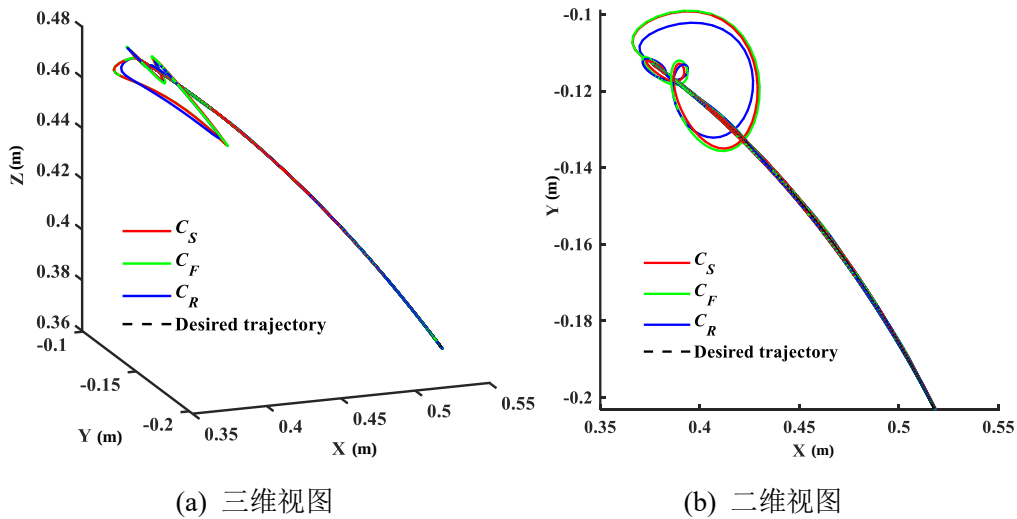


图 4-14 末端轨迹跟踪效果

表 4-5 末端轨迹距离统计数据

方法	Max (10^{-3})	Avg (10^{-3})	Med (10^{-3})
C_S	1.1	0.749	0.744
C_F	0.811	0.644	0.657
C_R	0.788	0.622	0.634

4.6 本章小结

3 种控制方法的共同点都是无模型控制，无需控制对象的模型信息，在 C_F 与 C_R 控制方法中加入模糊控制器，自适应在线调整切换增益，消除控制器的抖振并提高控制精度。 C_R 在复合函数的加持下，整体的跟踪速度与控制精度都得到提升，各控制方法的跟踪速度大小为 $C_R > C_F > C_S$ 。对于正弦轨迹跟踪，与对照组相比，在

位置跟踪控制精度方面， C_R 能获得 17%以上和 0.1%以上控制精度的提升；在速度跟踪控制精度上， C_R 能获得约 80%和约 2%的控制精度的提升；在输出力矩方面，相对于 C_S 和 C_F ， C_R 的最大输出力矩都减少了 6%以上，较小的力矩可提供更高的控制灵活性和精度。通过对机械臂末端轨迹效果展示，相对于 C_S 和 C_F ，整体的 C_R 累计控制精度也提升了大约 30%和 3%。结合复合函数的 RBFNN 模糊滑模控制方法，不仅提高轨迹跟踪速度、收敛精度及控制精度，也克服了滑模控制的抖振现象。

第 5 章 基于 MATLAB 和 CoppeliaSim 的联合仿真实验

5.1 运动规划仿真

MATLAB 和 CoppeliaSim 作为两款重要的工程软件，在科学研究、工程设计和机器人技术开发等领域发挥了重要作用。MATLAB 具有强大的数据处理和分析能力，同时支持丰富的图形绘制和可视化功能；MATLAB 支持脚本编程和函数编写，可用于快速原型开发和算法验证；MATLAB 的应用领域比较广泛，在信号处理、图像处理、控制系统、通信等领域有广泛的应用。CoppeliaSim 是一款基于物理引擎的多领域仿真平台，该软件提供了丰富的机器人模型和传感器模拟，可用于机器人技术开发和控制算法验证；CoppeliaSim 采用了先进的物理引擎，能够模拟真实物体的运动、碰撞和动力学行为，支持用户自定义环境模型和场景设计，可用于各种仿真实验和测试；CoppeliaSim 能够支持多种编程语言和通信接口，可与其他软件进行数据交互和控制。MATLAB 和 CoppeliaSim 的联合应用可以发挥各自的优势，提供更全面的仿真和控制能力^[92]。

如图 5-1 所示，通过 MATLAB/Simulink 和 CoppeliaSim 构建由传送带、实体方块以及两个 PUMA560 机械臂构建的虚拟仿真环境，左边的机械臂为主臂，右边的机械臂为从臂，其步骤如下。

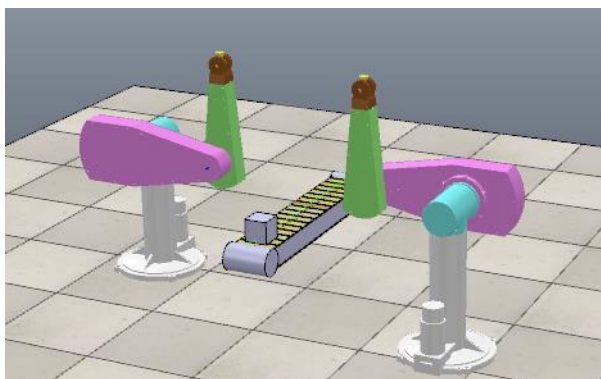


图 5-1 双臂运动规划虚拟环境的搭建

(1) 构建 $0.1m \cdot 0.1m \cdot 0.1m$ 的正方体方块，方块受传送带驱动进行端到端移动，传送带速度为 $0.05m/s$ ，规划周期 $100ms$ 。

(2) 将 MATLAB 和 CoppeliaSim 通过 Remote API 通信，在 Simulink 中搭建控制模块以及使用 MATLAB 编写代码脚本，并使用 Remote API 对 CoppeliaSim 中的双机械臂模型进行远程控制。

(3) 通过 CoppeliaSim 的自带 Lua 脚本控制对传送带进行控制，并通过 Remote API 将位置及速度信息传给 Simulink 中的运动规划模块；

(4) 运动规划模块输出关节角信息，通过 Remote API 传给 CoppeliaSim 中的对象，通过控制器控制其运动。

根据创建的虚拟环境，按照上述步骤构建运动规划的模块，通过仿真后得到如下数据。

(1) 图 5-2 为运动规划过程中截取的位置图片。

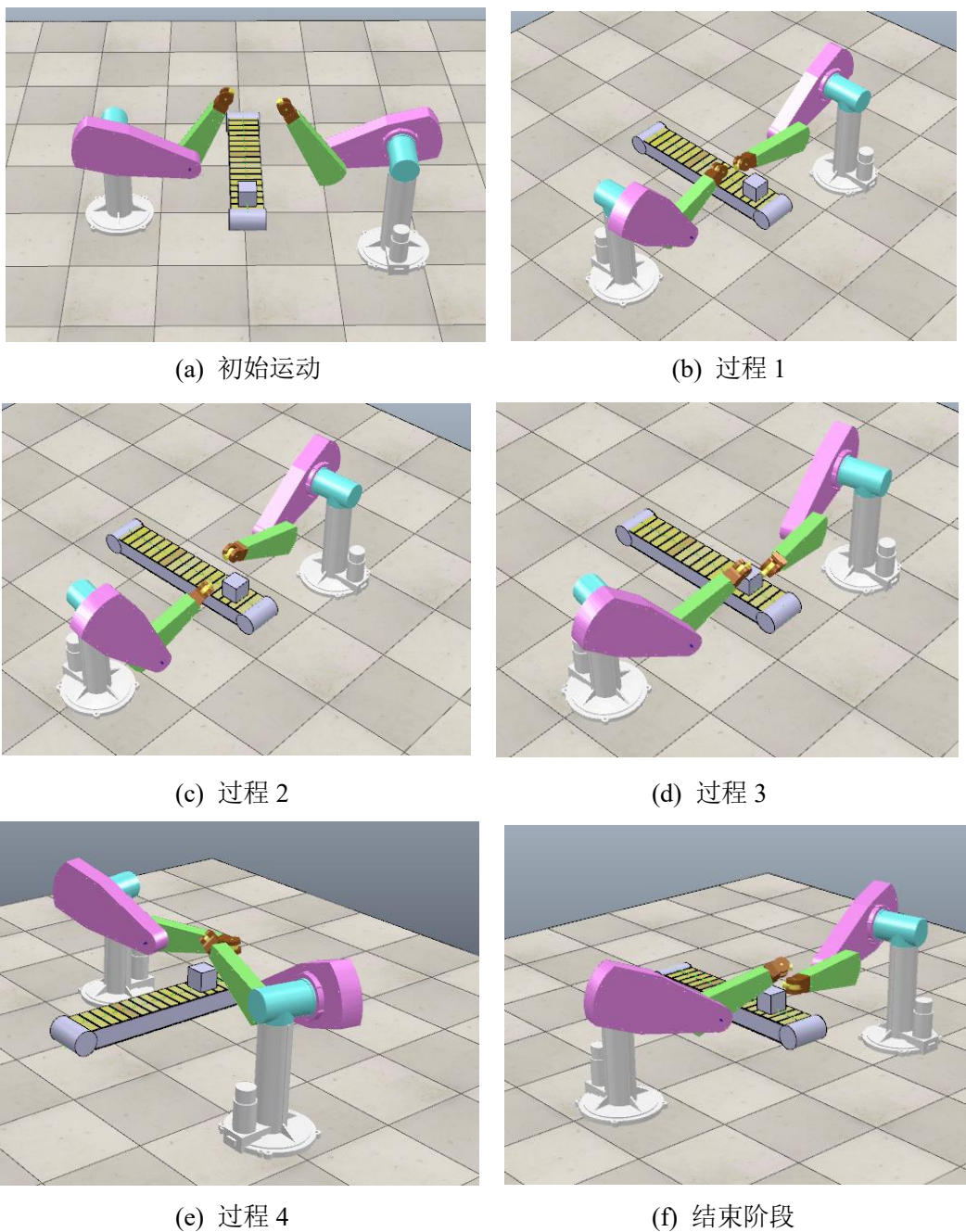


图 5-2 运动规划过程

(2) 表 5-1 以及表 5-2 为双臂的关键位移节点，

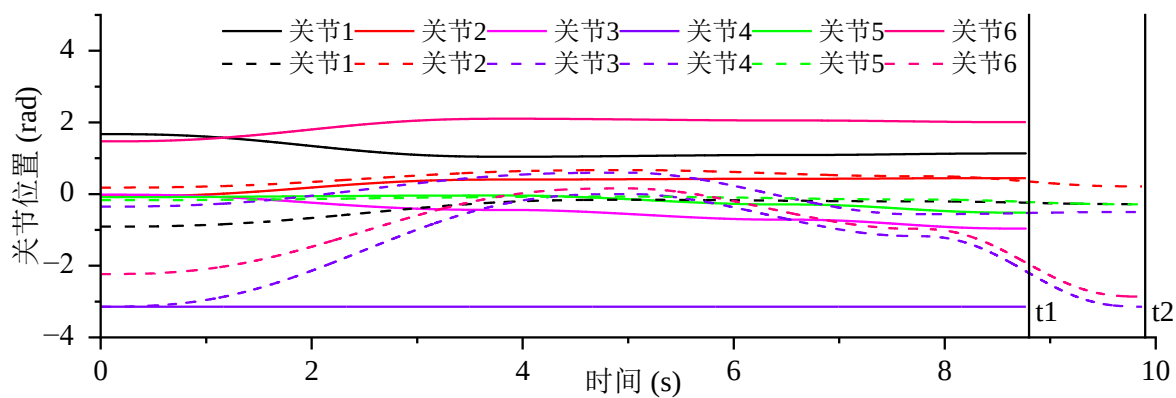
表 5-1 主臂的关节位移点

关节	起点	中间点	中间点	目标点
1	1.6721	1.0402	1.0881	1.1326
2	-0.0662	0.4033	0.4246	0.4445
3	-0.0178	-0.4460	-0.7154	-0.9657
4	-3.1416	-3.1416	-3.1416	-3.1416
5	-0.0840	-0.0427	-0.2908	-0.5213
6	1.4695	2.1014	2.0535	2.0090

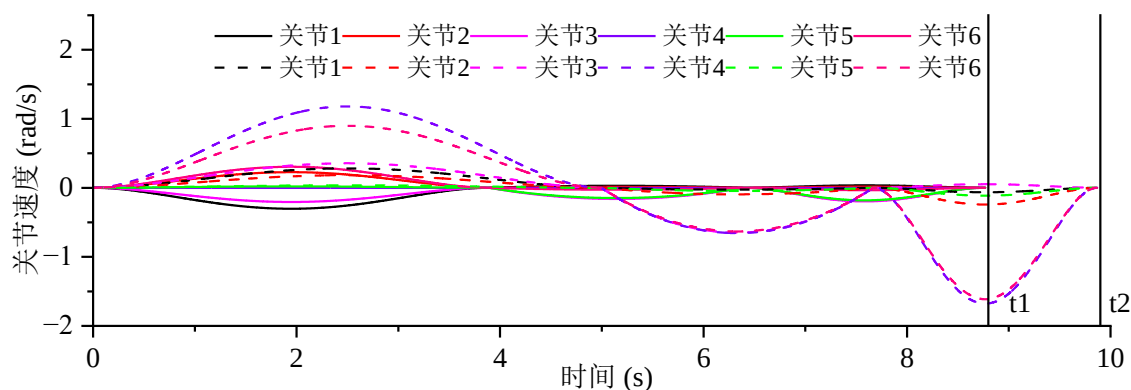
表 5-2 从臂的关节位移点

关节	起点	中间点	中间点	目标点
1	-0.9079	-0.1588	-0.2040	-0.2802
2	0.1810	0.6692	0.4993	0.2136
3	-0.3495	0.5971	-0.5609	-0.5000
4	-3.1416	0	-1.1716	-3.1416
5	-0.1685	-0.0720	-0.1520	-0.2864
6	-2.2337	0.1588	-0.9676	-2.8614

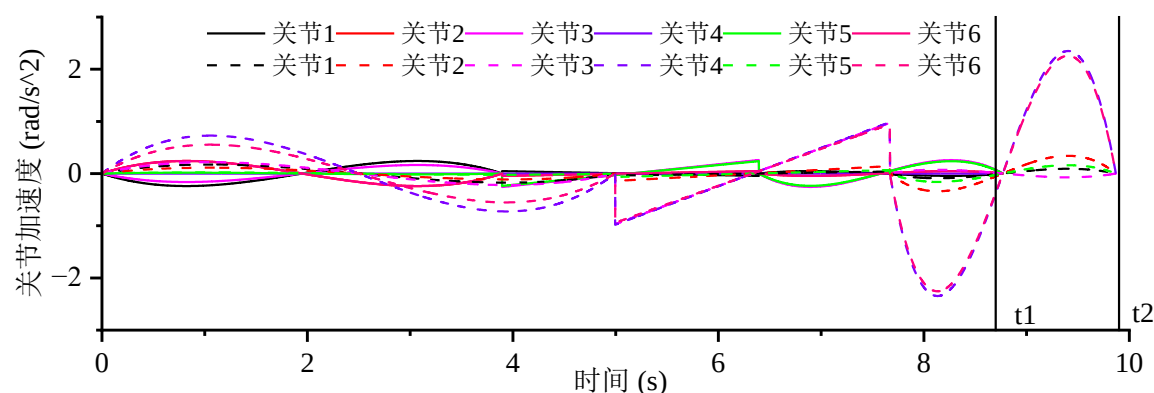
(3) 图 5-3 为整个运动规划过程中双臂的各关节位置、速度及加速度的变化曲线，其中实线为主臂的运动数据，虚线为从臂的运动数据。



(a) 关节位置



(b) 关节速度



(c) 关节加速度

图 5-3 主臂各关节位置、速度及加速度曲线

根据以上信息,从图 5-2(b)、图 5-2(c)及图 5-2(d)可以观察到,当方块实体的运动即将与机械臂发生干涉时,机械臂进行了避让动作,对应于图 5-3 中 3 至 4s 以及 4 至 5s 区间的拐点处,前者时间区间为主臂避让拐点,后者时间区间为从臂避让拐点。在避让方块实体之后,双臂后期运行开始进行双臂之间的避让直至结束,对应于图 5-3 中 6 至 7s 以及 7 至 8s 区间的拐点处。从图 5-3 可知,障碍物移动以及双臂之间的干涉引起机械臂全局路径的变化,并没有导致其速度、加速度的突变,因此所提策略能够实现避障和轨迹的平滑。

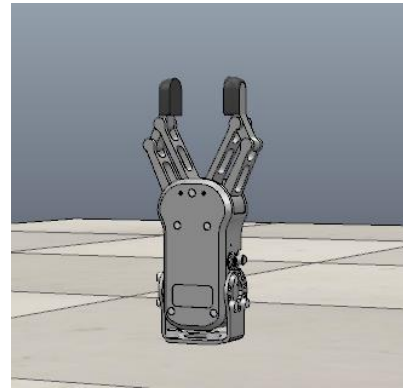
5.2 双臂协同分拣异形件仿真

依据第 5.1 节中的仿真条件,给双机械臂添加夹具,如图 5-4 所示,夹具采用 RG2 柔性协作式夹爪,图 5-4(a)为现实中的 RG2 夹具,图 5-4(b)为 CoppeliaSim 虚拟环境中的 RG2 夹具。该夹具设计灵活,适用于多种形状和尺寸的工件,可以快速调整和适应不同工件的夹持需求,因此适用于异形件的分拣,并且 RG2 夹

具在夹持过程中能够提供精确的夹持力和位置控制，确保异形件夹持的稳定性和准确性。



(a) 实物图



(b) 虚拟环境

图 5-4 RG2 柔性协作式夹爪

如图 5-5 所示的分拣平台，将夹具分别添置在各个机械臂的末端位置，并设计相应的控制器去控制夹具。为了方便夹具拾取，采用包围盒的方法，将异形件构建成图中的黑色实体方块。在现实应用场景中，异形件需要依靠视觉系统进行定位，为便于验证，在此虚拟环境中省略了该步骤，采用两个灰色长方体平台代替现实场景中的异形件输送平台，并且机械臂在拾取过程中不考虑夹具力矩对异形件的影响，因此，双机械臂需要将各个异形件安全运送至传送带。

如图 5-6 所示的双机械臂分拣作业过程，图 5-6(a)为双机械臂的初始状态，图 5-6(b-n)为双机械臂分拣的运行过程，图 5-6(o)为双机械臂的结束状态。其中，图 5-6(d-f)为机械臂抓取异形件的过程，图 5-6(k-m)为机械臂将异形件的移动至传送带的过程。结合图 5-7 所示的双机械臂各关节位置、速度及加速度曲线图，双臂从初始位置运动至指定的夹取的位置，对应于图 5-6(b)，其运动的曲线图对应于图 5-7 的 0 至 4s 之间。随后双臂将夹取的异形件运送至传送带，其过程对应于图 5-6(h-j)，主臂的运动曲线图对应于图 5-7 的 4 至 7s 之间，由于从臂要避免与主臂发生碰撞，因此从臂的运动曲线图对应于图 5-7 的 4 至 10s 之间。最后，图 5-7 中的 7 至 11s 之间为主臂的下料过程以及返回初始位置，对应于图 5-6(k-o)，相应的从臂下料过程以及返回初始位置对应图 5-7 中的 9 至 12s 之间。可以观察出在整个分拣过程中，各个机械臂都成功的完成异形件的夹取与下料，并且也避免了双臂之间的干涉问题，各个机械臂安全且平稳的完成了异形件的分拣作业，其作业过程中也没有速度和加速度的突变。

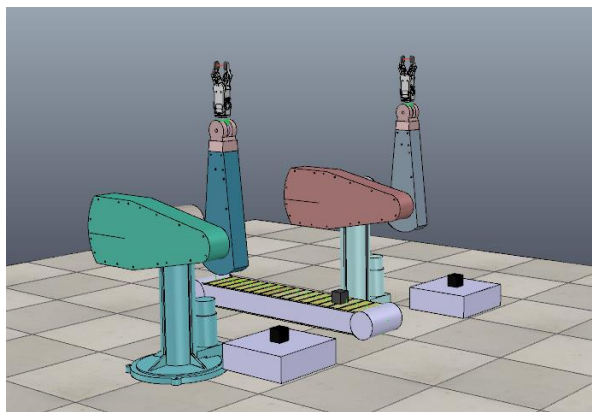
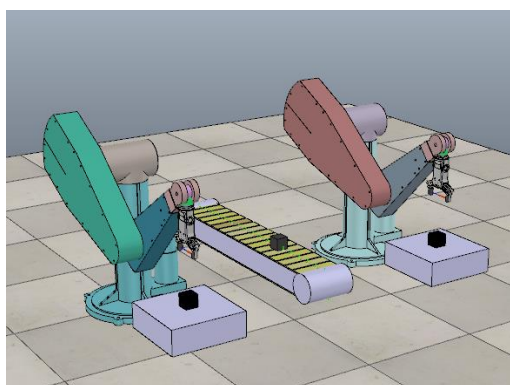
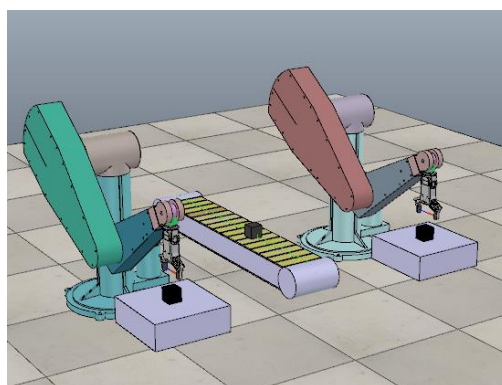


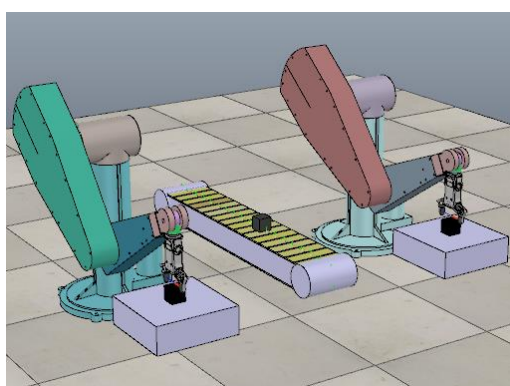
图 5-5 虚拟分拣平台的搭建



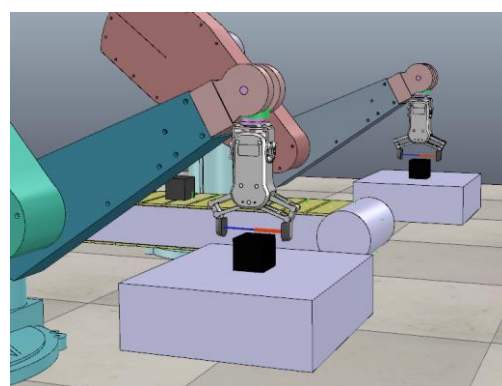
(a) 初始状态



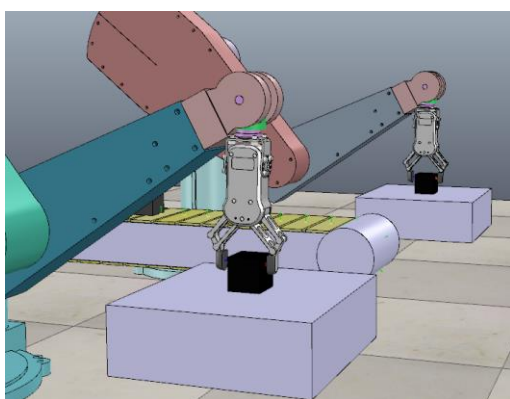
(b) 中间过程



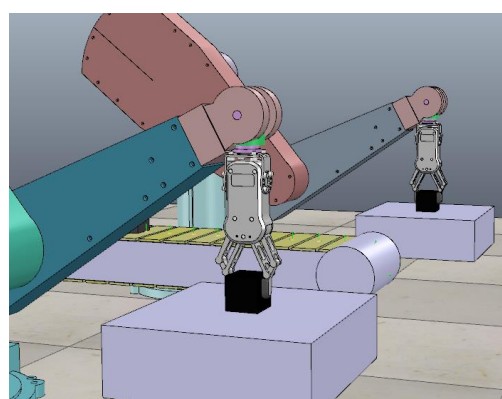
(c) 中间过程



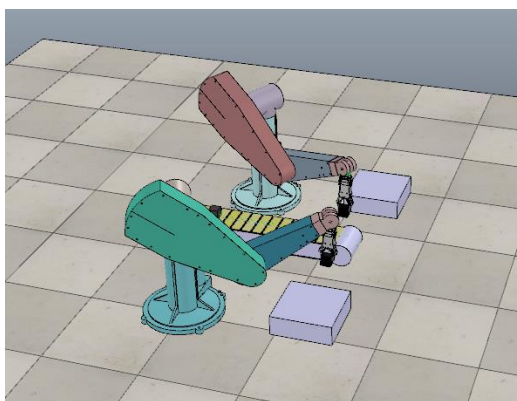
(d) 拾取过程



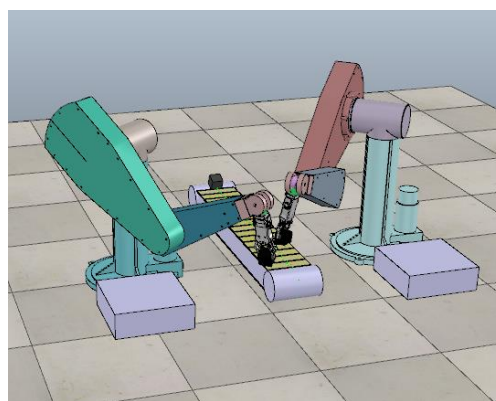
(e) 拾取过程



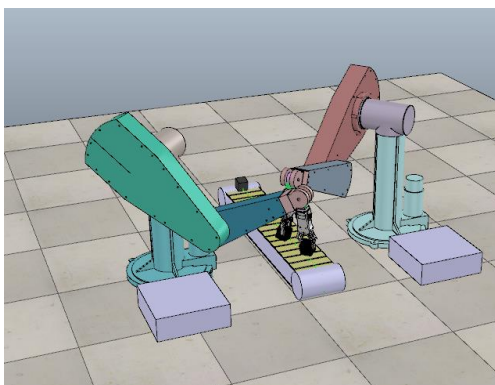
(f) 拾取过程



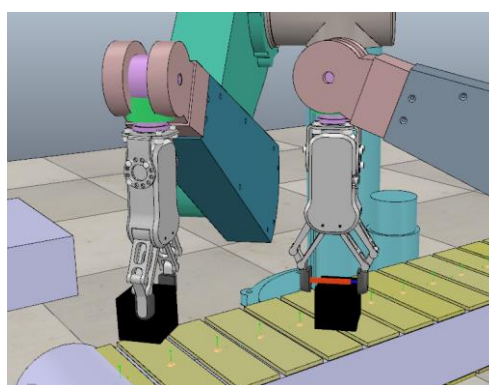
(h) 中间过程



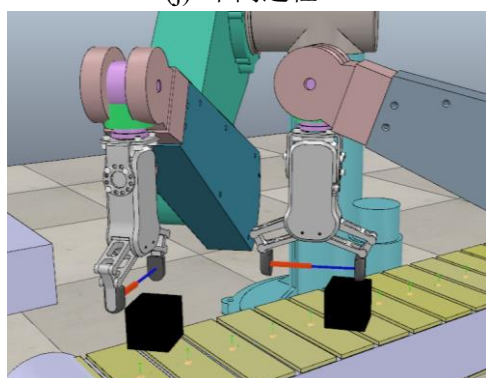
(i) 中间过程



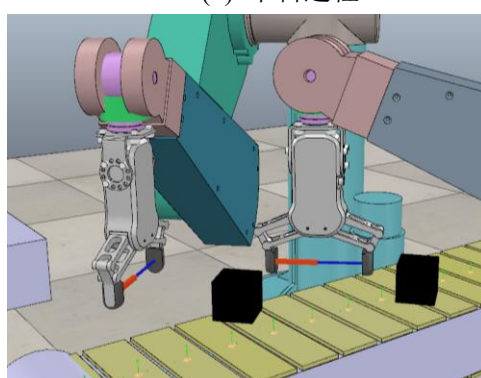
(j) 中间过程



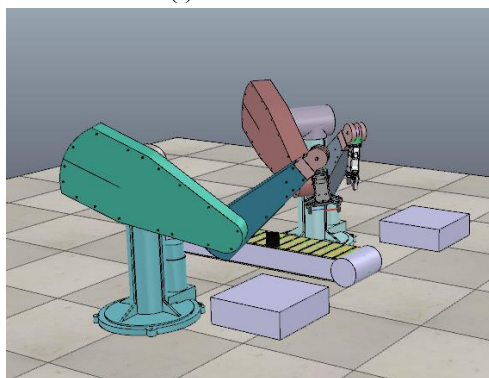
(k) 下料过程



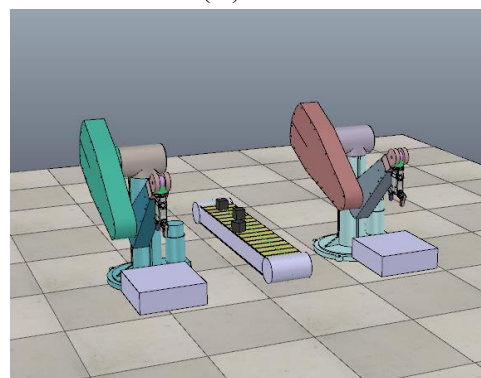
(l) 下料过程



(m) 下料过程



(n) 中间过程



(o) 结束状态

图 5-6 双机械臂分拣作业过程

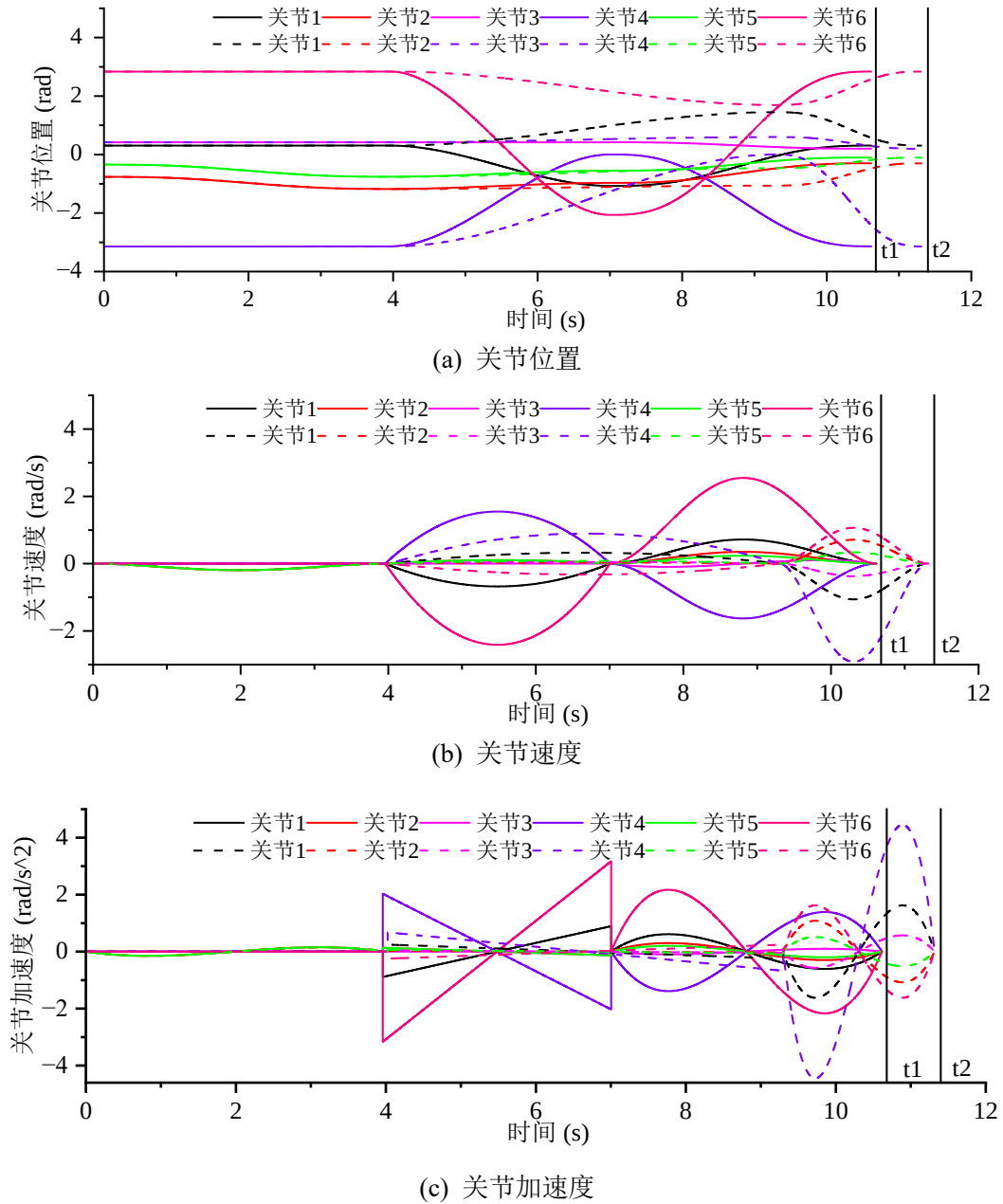


图 5-7 双机械臂各关节位置、速度及加速度曲线图

5.3 本章小节

本章主要介绍了基于 MATLAB 和 CoppeliaSim 软件对双机械臂的分拣作业进行联合仿真研究，通过建立双机械臂控制器和虚拟模型，实现了对双机械臂的运动规划和协同分拣作业的仿真与验证。仿真结果表明，所提出的双机械臂协同策略达到了运动规划的要求，并成功地完成异形件的分拣作业，其运动过程平滑，速度以及加速度无突变，满足了异形件的分拣作业的要求。在未来将继续深入研究双机械臂协同分拣优化问题，探索更加高效和智能的异形件分拣设计方案。

第 6 章 结论与展望

6.1 结论

本文的主要结论如下：

(1) 以偏向目标角度和随机值作为步长搜索策略，均衡算法随机性和盲目性，采用人工势场法，结合双向目标偏差搜索特点和贪婪路径优化理念。将 G-RRT、VT-RRT 和 GBI-RRT 算法作为对照组，通过分析算法性能发现：BPFPS-RRT 算法的搜索时间相对于对照组分别减少了 24.50%、10.76%和 36.39%；路径长度分别缩短了 13.38%、13.03%和 18.38%，并通过消融实验验证了改进策略的性能。因此，所提算法的规划路径和搜索时间较对照组算法更具优势。在避障路径规划问题上，在双臂机器人主臂上，较之 3 种对照组算法，所提算法的搜索时间分别缩短了 23.53%、15.45%和 43.78%，路径长度分别缩短了 19.35%、18.83%和 21.38%；在从臂上，较之对照组算法，所提算法的搜索时间缩短了 6.71%、1.49%和 46.88%，路径长度分别缩短 19.88%、19.39%和 20.83%。仿真结果表明，双臂均成功避开障碍物到达目标位置，且各关节轨迹平滑。

(2) 采用分段分阶多项式插值的方法进行轨迹优化，利用 5 阶多项式以及 3 阶多项式构造了关节空间轨迹规划的插值函数。通过非线性动态调整惯性权重和学习因子，权衡算法的全局和局部的搜索能力，提高算法的适应性以及收敛性。仿真实验表明，通过基于混合非线性递减参数 PSO 算法优化插补时间后，机器人轨迹规划的总时间相较于对照组分别缩短了 2.24%和 0.97%。并且规划的时间最优轨迹曲线连续且平滑，满足机械臂运动稳定性的要求，验证了 PSO-MNDP 算法的有效性。

(3) 采用无模型控制，引入模糊控制器，通过自适应在线调整切换增益，消除控制器的抖振并提高控制精度。所提方法在结合双曲正切函数与指数函数的基础上，整体的跟踪速度与控制精度都得到提升，各控制方法的跟踪速度大小为 $C_R > C_F > C_S$ 。对于正弦轨迹跟踪，与对照组(C_F 和 C_S)相比，在位置跟踪控制精度方面， C_R 能获得 17%以上和 0.1%以上控制精度的提升；在速度跟踪控制精度上， C_R 能获得约 80%和约 2%的控制精度的提升；在输出力矩方面，相对于 C_S 和 C_F ， C_R 的最大输出力矩都减少了 6%以上，较小的力矩可提供更高的控制灵活性和精度。

通过对机械臂末端轨迹效果展示,相对于 C_S 和 C_F ,整体的 C_R 累计控制精度也提升了大约 30%和 3%。结合复合函数的 RBFNN 模糊滑模控制方法,不仅提高轨迹跟踪速度、收敛精度及控制精度,也克服了滑模控制的抖振现象。

6.2 创新点

本文的创新点如下:

(1) 提出了一种角度选择双向势场概率步长 RRT 的路径规划方法,提高运动规划效率。

基于 RRT-connect 算法,结合双树搜索的特点,引入高目标概率偏差策略,使得随机点沿着目标方向采样。采用角度选择限制双树搜索方向,避免对周围产生冗余采样。基于动态步长思想,创新性地采用随机值作为步长参量,利用随机性动态变化,自适应调节所处环境的搜索步长,均衡算法随机性和盲目性,引入人工势场法,以应对多障碍物环境。采用贪婪算法对路径优化,去除路径冗余节点,寻得最短路径。

(2) 提出了一种复合函数的径向基函数神经网络模糊滑模控制方法,提高轨迹跟踪精度。

采用径向基函数神经网络逼近机械臂模型中未知非线性函数,结合模糊控制,自适应调整增益,弥补滑模控制的不足。切换函数采用双曲正切函数,其输入接近于零时具有较大的斜率,而输入较大或较小时斜率趋于饱和。这种非线性响应使得轨迹跟踪控制器能够更好地对不同范围的输入做出响应,提高系统的灵敏度和稳定性。根据双曲正切函数的适应能力以及特性,在模糊控制器中,融合指数函数,增强输入数据的表达能力,缩小实际与理论的差异,复合函数使得所提方法能够根据输入数据的范围进行灵活调整,更好地适应不同轨迹跟踪任务的需求,提高收敛精度和收敛速度。

6.3 展望

本文完成了异形件分拣作业双机械臂协同策略研究,取得了一定成果。由于时间关系,还存在如下问题需进一步探究。

(1) 本文重点研究三维环境下的双机械臂路径规划,所提算法也可用于多类型机器人,如移动小车、无人机等。在其他智能领域的实际应用中,如智能拥塞控制,只需获取地图信息,规划出最优路径,所提算法都发挥了每一个改进策略

点的优势，在此领域有较好的路径规划性能。但在机器人领域的实际应用中，其应用挑战主要在于高效性、实时更新和机器人运动学特性等方面，可能与仿真实验效果存在一些差距。因此，针对这些问题和挑战，未来的研究将集中在相关实际应用研究，结合双臂自身特点和实际应用场景，开展实验对算法进行优化，以提高路径规划在实际应用中的运行效率和可靠性。

(2) 所提异形件分拣作业双机械臂协同策略研究，其在虚拟仿真中进行验证，但是在实际应用中需要考虑双机械臂的实时性以及算法适配性等问题。在虚拟仿真中，机器人控制算法的精度和准确性往往比实际应用要高，因为仿真环境相对简单，没有实际应用中的各种噪声和干扰。因此，实际应用中的机器人算法需要更为稳健和可靠。其次，机械臂的参数难以调整，因此需要更为谨慎地设计和测试系统。未来的研究将集中在相关实际分拣作业应用研究，并配套视觉系统完成双机械臂分拣的实际应用。

参考文献

- [1] 中国产业研究院. 2021-2025 年中国自动分拣机器人行业市场全景调研与竞争格局分析报告[EB/OL]. <https://www.chinairn.com/scfx/20210511/115200255.shtml>, 2021.4.
- [2] Dharmalingum W E, Padayachee J, Bright G. Synthesis of a novel five-degrees-of-freedom parallel kinematic manipulator[J]. South African Journal of Industrial Engineering, 2021, 32(1): 131-143.
- [3] Lioutikov R, Kroemer O, Maeda G, et al. Learning manipulation by sequencing motor primitives with a two-armed robot[C]//Intelligent Autonomous Systems 13: Proceedings of the 13th International Conference IAS-13. Springer International Publishing, 2016: 1601-1611.
- [4] 万钧.ABB360 机器人在食盐立式袋装箱线的运用研究[J].中国井矿盐,2017,48(05):32-35+41.
- [5] Hunt K H. Structural kinematics of in-parallel-actuated robot-arms[J]. 1983.
- [6] 郑浩.串联机械臂运动规划与控制研究[D].上海交通大学,2021:1-10.
- [7] de Araujo P R M, Lins R G. Computer vision system for workpiece referencing in three-axis machining centers[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106: 2007-2020.
- [8] Vorobiev E I. Realization of a given relative motion of two rigid bodies by a two-armed robot[J]. Mechanics of Solids, 2018, 53: 221-227.
- [9] 房国栋.双机械臂智能分拣系统[D].青岛大学,2021:1-8.
- [10] Wang H, Yu Y, Yuan Q. Application of Dijkstra algorithm in robot path-planning[C]//2011 second international conference on mechanic automation and control engineering. IEEE, 2011: 1067-1069.
- [11] Bayili S, Polat F. Limited-Damage A*: A path search algorithm that considers damage as a feasibility criterion[J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(4): 501-512.

- [12]Qing G, Zheng Z, Yue X. Path-planning of automated guided vehicle based on improved Dijkstra algorithm[C]//2017 29th Chinese control and decision conference (CCDC). IEEE, 2017: 7138-7143.
- [13]Warren C W. Global path planning using artificial potential fields[C]//1989 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE Computer Society, 1989: 316-321.
- [14]Ge S S, Cui Y J. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method[J]. Autonomous robots, 2002, 13: 207-222.
- [15]Xia X, Li T, Sang S, et al. Path Planning for Obstacle Avoidance of Robot Arm Based on Improved Potential Field Method[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3754.
- [16]LaValle S M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning[J]. 1998.
- [17]Sánchez G, Latombe J C. On delaying collision checking in PRM planning: Application to multi-robot coordination[J]. The International Journal of Robotics Research, 2002, 21(1): 5-26.
- [18]Li Q, Xu Y, Bu S, et al. Smart vehicle path planning based on modified PRM algorithm[J]. Sensors, 2022, 22(17): 6581.
- [19]Liu Y, Chen B, Zhang X, et al. Research on the dynamic path planning of manipulators based on a grid-local probability road map method[J]. IEEE Access, 2021, 9: 101186-101196.
- [20]Kuffner J J, LaValle S M. RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning[C]//Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). IEEE, 2000, 2: 995-1001.
- [21]Kang J G, Lim D W, Choi Y S, et al. Improved RRT-connect algorithm based on triangular inequality for robot path planning[J]. Sensors, 2021, 21(2): 333.
- [22]Zhang Z, Wu D, Gu J, et al. A path-planning strategy for unmanned surface vehicles based on an adaptive hybrid dynamic stepsize and target attractive force-RRT algorithm[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2019, 7(5): 132
- [23]Li Z, Ma H, Zhang X, et al. Path planning of the dual-arm robot based on VT-RRT

- algorithm[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 4359-4364.
- [24]Zhang N, Cui C, Wu G. Path planning of a 5-dof robotic arm based on BiRRT-APF algorithm considering obstacle avoidance[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2022, 236(16): 9282-9292.
- [25]Shao J, Xiong H, Liao J, et al. RRT-GoalBias and Path Smoothing Based Motion Planning of Mobile Manipulators with Obstacle Avoidance[C]//2021 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR). IEEE, 2021: 217-222.
- [26]Liu H, Zhang X, Wen J, et al. Goal-biased bidirectional RRT based on curve-smoothing[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(24): 255-260.
- [27]龙樟,李显涛,帅涛,温飞娟,冯文荣,梁春平.工业机器人轨迹规划研究现状综述[J].机械科学与技术,2021,40(06):853-862.
- [28]A. Gasparetto, P. Boscariol, A. Lanzutti, R. Vidoni, Path planning and trajectory planning algorithms: a general overview, in: Mechanisms and Machine Science, 2015, pp. 3–27.
- [29]段昊宇翔,张宇,陈昊然,张倩玉.工业机器人轨迹规划及轨迹优化研究综述[J].农业装备与车辆工程,2023,61(02):54-57.
- [30]Rubioa, F.; Llopis-Albert, C.; Valero, F.; Suñer, J.L. Industrial robot efficient trajectory generation without collision through the evolution of the optimal trajectory. Robot. Auton. Syst. 2016, 86, 106–112.
- [31]何成刚,朱润智,黄挺博,汪晓鑫,黄尊地,刘吉华.工业机器人轨迹规划与优化研究进展[J].现代制造工程,2023,(07):150-159.
- [32]Kano H, Fujioka H. B-spline trajectory planning with curvature constraint[C]//2018 Annual American Control Conference (ACC). IEEE, 2018: 1963-1968.
- [33]Wang M, Luo J, Yuan J, et al. Coordinated trajectory planning of dual-arm space robot using constrained particle swarm optimization[J]. Acta Astronautica, 2018, 146: 259-272.
- [34]Stoican F, Postolache A, Prodan I. NURBS-based trajectory design for motion

- planning in a multi-obstacle environment[C]//2021 European Control Conference (ECC). IEEE, 2021: 2014-2019.
- [35] Barghi Jond H, V Nabiyev V, Benveniste R. Trajectory planning using high order polynomials under acceleration constraint[J]. Journal of Optimization in Industrial Engineering, 2016, 10(21): 1-6.
- [36] Bureerat S, Pholdee N, Radpukdee T, et al. Self-adaptive MRPBIL-DE for 6D robot multiobjective trajectory planning[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 136: 133-144.
- [37] 杜晓昕,周薇,王浩,郝田茹,王振飞,金梅,张剑飞.智能算法的亚群优化策略综述[J/OL].计算机应用,1-15.
- [38] Abu-Dakka F J, Valero F J, Suñer J L, et al. A direct approach to solving trajectory planning problems using genetic algorithms with dynamics considerations in complex environments[J]. Robotica, 2015, 33(3): 669-683.
- [39] 谢嘉,吴家桢,李永国,梁锦涛.改进粒子群优化算法在机械臂轨迹规划中的应用[J/OL].机械科学与技术,1-7.
- [40] Liu Y, Guo C, Weng Y. Online time-optimal trajectory planning for robotic manipulators using adaptive elite genetic algorithm with singularity avoidance[J]. IEEE Access, 2019, 7: 146301-146308.
- [41] Wang M, Luo J, Fang J, et al. Optimal trajectory planning of free-floating space manipulator using differential evolution algorithm[J]. Advances in Space Research, 2018, 61(6): 1525-1536.
- [42] Wang M, Luo J, Walter U. Trajectory planning of free-floating space robot using Particle Swarm Optimization (PSO)[J]. Acta Astronautica, 2015, 112: 77-88.
- [43] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406). IEEE, 1999, 3: 1945-1950.
- [44] Han S, Shan X, Fu J, et al. Industrial robot trajectory planning based on improved pso algorithm[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1820(1): 012185.

- [45]杨博雯,钱伟懿.粒子群优化算法中惯性权重改进策略综述[J].渤海大学学报(自然科学版),2019,40(03):274-288.
- [46]Baek J, Cho S, Han S. Practical time-delay control with adaptive gains for trajectory tracking of robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(7): 5682-5692.
- [47]LI G, WANG S, YU Z. Adaptive nonlinear observer based sliding mode control of robotic manipulator for handling an unknown payload [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2021, 235(3): 302-312.
- [48]Kara T, Mary A H. Robust trajectory tracking control of robotic manipulators based on model-free PID-SMC approach[J]. Journal of Engineering Research, 2018, 6(3).
- [49]IJAZ S, FUYANG C, HAMAYUN M T, et al. Adaptive integral-sliding-mode control strategy for maneuvering control of F16 aircraft subject to aerodynamic uncertainty [J]. Applied Mathematics and Computation, 2021, 402.
- [50]VAN PHAM C, WANG Y N. Robust Adaptive Trajectory Tracking Sliding mode control based on Neural networks for Cleaning and Detecting Robot Manipulators [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications, 2015, 79(1): 101-114.
- [51]Wu X, Jin P, Zou T, et al. Backstepping trajectory tracking based on fuzzy sliding mode control for differential mobile robots[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 96: 109-121.
- [52]Shi D, Zhang J, Sun Z, et al. Composite trajectory tracking control for robot manipulator with active disturbance rejection[J]. Control Engineering Practice, 2021, 106: 104670.
- [53]Lu H C, Tsai C H, Chang M H. Radial basis function neural network with sliding mode control for robotic manipulators[C]//2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. IEEE, 2010: 1209-1215.
- [54]Liu Y, Chen B, Ma L, et al. A novel trajectory tracking control approach for uncertain 6-DOF manipulators based on fuzzy sliding mode of radial basis function neural network[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I:

- Journal of Systems and Control Engineering, 2023: 09596518221144796.
- [55] X. Yan, M. Chen, G. Feng, Q. Wu and S. Shao, "Fuzzy robust constrained control for nonlinear systems with input saturation and external disturbances", IEEE Trans. Fuzzy Syst., Nov. 2019.
- [56] Wang Y, Yu H, Yu J, et al. Trajectory tracking of flexible-joint robots actuated by PMSM via a novel smooth switching control strategy[J]. Applied Sciences, 2019, 9(20): 4382.
- [57] Jafarov E M, Parlakçi M N A, Istefanopulos Y. A new variable structure PID-controller design for robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2004, 13(1): 122-130.
- [58] Zhou Q, Wang L, Wu C, et al. Adaptive fuzzy control for nonstrict-feedback systems with input saturation and output constraint[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2016, 47(1): 1-12.
- [59] Long D T, Binh T V, Hoa R V, et al. Robotic arm simulation by using matlab and robotics toolbox for industry application[J]. International Journal of Electronics and Communication Engineering, 2020, 7: 1-4.
- [60] Cai J, Deng J, Zhang W, et al. Modeling method of autonomous robot manipulator based on DH algorithm[J]. Mobile Information Systems, 2021, 2021: 1-10.
- [61] Toquica A, Martinez L O, Rodriguez R, et al. Kinematic modelling of a robotic arm manipulator using Matlab[J]. Journal of engineering and applied sciences, 2017, 12(7).
- [62] Shi W, Wang K, Zhao C, et al. Obstacle Avoidance Path Planning for the Dual-Arm Robot Based on an Improved RRT Algorithm[J]. Applied Sciences, 2022, 12(8): 4087.
- [63] Wang C, Zhang Z, Long Y, et al. Improved hybrid bounding box collision detection algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4236.
- [64] Wiback S J, Famili I, Greenberg H J, et al. Monte Carlo sampling can be used to determine the size and shape of the steady-state flux space[J]. Journal of theoretical biology, 2004, 228(4): 437-447.
- [65] Ren T, Dong Y, Wu D, et al. Collision detection and identification for robot

- p>manipulators based on extended state observer[J]. Control Engineering Practice, 2018, 79: 144-153.
- [66]Fan J, Chen X, Liang X. UAV trajectory planning based on bi-directional APF-RRT* algorithm with goal-biased[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119137.
- [67]Zhang D, Xu Y, Yao X. An improved path planning algorithm for unmanned aerial vehicle based on RRT-Connect[C]//2018 37th Chinese control conference (CCC). IEEE, 2018: 4854-4858.
- [68]Li S, Zhao D, Sun Y, et al. Path Planning Algorithm Based on the Improved RRT-Connect for Home Service Robot Arms[C]//2021 IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics (ISR). IEEE, 2021: 403-407.
- [69]Yuan Q, Yi J, Sun R, et al. Path Planning of a Mechanical Arm Based on an Improved Artificial Potential Field and a Rapid Expansion Random Tree Hybrid Algorithm[J]. Algorithms, 2021, 14(11): 321.
- [70]Hu S, Wang B, Zhang A, et al. Genetic Algorithm and Greedy Strategy-Based Multi-Mission-Point Route Planning for Heavy-Duty Semi-Rigid Airship[J]. Sensors, 2022, 22(13): 4954.
- [71]Jukna S, Schnitger G. On the optimality of Bellman–Ford–Moore shortest path algorithm[J]. Theoretical Computer Science, 2016, 628: 101-109.
- [72]Prakash P S, Kavitha D, Reddy P C. A rapidly-exploring random tree-based intelligent congestion control through an alternate routing for WSNs[J]. International Journal of Communication Networks and Distributed Systems, 2023, 29(1): 71-94.
- [73]Guan Y, Yokoi K, Stasse O, et al. On robotic trajectory planning using polynomial interpolations[C]//2005 IEEE international conference on robotics and biomimetics-ROBIO. IEEE, 2005: 111-116.
- [74]Sun J, Han X, Zuo Y, et al. Trajectory planning in joint space for a pointing mechanism based on a novel hybrid interpolation algorithm and NSGA-II algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 228628-228638.
- [75]Zhang W, Fu S. Time-optimal trajectory planning of dulcimer music robot based

- on PSO algorithm[C]//2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). IEEE, 2020: 4769-4774.
- [76]彭添晨.基于量子粒子群算法的工业机器人时间最优轨迹规划[J].上海电气技术,2023,16(02):68-72.
- [77]Gao M, Ding P, Yang Y. Time-optimal trajectory planning of industrial robots based on particle swarm optimization[C]//2015 fifth international conference on instrumentation and measurement, computer, communication and control (IMCCC). IEEE, 2015: 1934-1939.
- [78]Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization (PSO)[C]//Proc. IEEE international conference on neural networks, Perth, Australia. 1995, 4(1): 1942-1948.
- [79]Liu W, Wang Z, Yuan Y, et al. A novel sigmoid-function-based adaptive weighted particle swarm optimizer[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2019, 51(2): 1085-1093.
- [80]Jain M, Saihpal V, Singh N, et al. An overview of variants and advancements of PSO algorithm[J]. Applied Sciences, 2022, 12(17): 8392.
- [81]KYOUNG J. An efficient way to calculate Lagrange's equations of motion in classical mechanics[J]. 2020.
- [82]Shang DY, Li XP, Yin M, et al. Control method of flexible manipulator servo system based on a combination of RBF neural network and pole placement strategy. Mathematics 2021; 9: 28.
- [83]Liu C, Zhao Z, Wen G. Adaptive neural network control with optimal number of hidden nodes for trajectory tracking of robot manipulators[J]. Neurocomputing, 2019, 350: 136-145.
- [84]Zhang P, Zhang JX and Zhang ZH. Design of RBFNN based adaptive sliding mode control strategy for active rehabilitation robot. IEEE Access 2020; 8: 155538–155547.
- [85]Chhabra H, Mohan V, Rani A, et al. Trajectory tracking of Maryland manipulator using linguistic Lyapunov fuzzy controller. J Intell Fuzzy Syst 2019; 36: 2195–2205.

- [86]Wu D. Twelve considerations in choosing between Gaussian and trapezoidal membership functions in interval type-2 fuzzy logic controllers[C]//2012 IEEE International conference on fuzzy systems. IEEE, 2012: 1-8.
- [87]Wang F, Chao Z, Huang L, et al. Trajectory tracking control of robot manipulator based on RBF neural network and fuzzy sliding mode[J]. Cluster Computing, 2019, 22(Suppl 3): 5799-5809.
- [88]Liu H, Sun J, Nie J, et al. Observer-based adaptive second-order non-singular fast terminal sliding mode controller for robotic manipulators. Asian J Control 2021; 23: 1845–1854.
- [89]R. J. Wai and P. C. Chen, "Robust neural-fuzzy-network control for robot manipulator including actuator dynamics", IEEE Trans. Ind. Electronics, vol. 53, no. 4, pp. 1328-1349, Aug. 2006.
- [90]WEI D Q, QIN Y H. Controlling Chaos in Neuron Based on Lasalle Invariance Principle [J]. Commun Theor Phys, 2011, 56(3): 459-462.
- [91]Yu L, Qiu Z, Zhang X. Radial basis function neural network vibration control of a flexible planar parallel manipulator based on acceleration feedback[J]. Journal of Vibration and Control, 2022, 28(3-4): 351-363.
- [92]杨铁滨,茅烁,王海滨,等.基于 Matlab 与 CoppeliaSim 联合仿真的高空作业车机械臂路径规划研究[J].中国工程机械学报,2022,20(04):315-319.

攻读学位期间取得的研究成果

(1) 学术论文

- [1] Liu Y, **Tao W**, Li S, et al. A Path Planning Method with a Bidirectional Potential Field Probabilistic Step Size RRT for a Dual Manipulator[J]. Sensors, 2023, 23(11): 5172. (SCI, 对应第 1 章)

(2) 发明专利

- [1] Liu Youyu, **Tao Wanbao**, Shu Da, et.al. MANIPULATOR TRAJECTORY TRACKING CONTROL METHOD BASED ON FUZZY SLIDING MODE WITH COMPOSITE FUNCTION. (授 权 ， FOREIGN PRIORITY NO: CN202311054876X, 对应第 3 章)
- [2] **陶万宝**; 刘有余; 李红伟; 李艺; 胡国栋. 一种超薄玻璃三位一体分片装置及其作业方法.(实审, 公开号: CN116443583A)
- [3] 刘有余;**陶万宝**;鹿松松;李红伟; 一种非线性递减参数混合种群 PSO 的轨迹规划方法. (实审, 公开号: CN117984320A, 对应第 2 章)
- [4] 刘有余; **陶万宝**; 疏达; 李仁军; 李艺. 一种基于复合函数的模糊滑模机械臂轨迹跟踪控制方法.(实审, 公开号: CN117170231A, 对应第 3 章)

(3) 科研项目

- [1] “基于速度场的机械臂双目感知动态避障研究”项目, 安徽省高等学校研究生科研项目, 项目编号: YJS20210446, 本人负责路径规划研究。
- [2] “重构定位与目标识别的机器人恒力抛磨理论研究”项目, 2021 年度先进数控和伺服驱动技术安徽省重点实验室开放基金, 项目编号: XJSK202102, 本人负责机器人运动规划。
- [3] “视觉引导机器人动态分拣异形件作业研究”项目, 2023 年度安徽省未来技术学院企业合作项目, 项目编号: 2023qyhz18, 本人负责自适应轨迹规划。

(4) 学术奖励情况

- [1] 芜湖市第十二届专利大赛优秀奖

致谢

时光荏苒，岁月如梭，硕士生涯即将画上圆满的句号。回首这段求学之路，心中充满了感激与不舍。在此，我要向所有给予我帮助和支持的人致以最诚挚的谢意。

首先，感谢我的导师刘有余教授。刘有余教授拥有严谨的治学态度、深厚的学术造诣，以及对学生的关爱与耐心，都深深地影响着我。在您的悉心指导下，使我在学术研究方面取得了显著的进步，教会了我如何撰写专利、项目基金以及小论文。他的睿智和耐心引导着我完成了这篇论文。您的言传身教，让我受益终身。

其次，我要感谢我的家人。在我求学的道路上，你们始终是我坚实的后盾。家人的支持和理解，让我能够专心致志地投入到学习中。每当我疲惫不堪时，总是给我温暖的拥抱和关怀，让我重新找回信心和力量。你们的爱，是我前行的动力源泉。

我还要感谢我的师兄弟和同窗们在学习生活中给予的大力支持。感谢陈波师兄、马立腾师兄以及邹宝珠师兄传授给我写论文的技巧；感谢李艺、鹿松松、汪祁杰师弟以及方钊师弟在我读研究生涯的陪伴与支持，我们一起度过了这段难忘的时光，共同经历了学术的磨砺和生活的点滴；我还要感谢李帅、卢梦晨、张志涛和凌鑫，你们的陪伴和支持，让我的硕士生涯充满了欢乐和温馨。我们共同度过的每一个日夜，都将成为我人生中宝贵的回忆。

此外，我还要感谢安徽省未来技术研究院企业合作项目支持，以及机械与汽车工程学院各位老师所提出的宝贵意见与建议，这些宝贵的意见和建议，使我在这篇论文中更上一层楼。我也要感谢审稿专家在繁忙之余抽出宝贵的时间审阅本论文。

最后，我要感谢在本科时的 17 级车辆工程 1 班的小伙伴以及所有在我求学过程中给予我帮助和支持的人。你们的慷慨解囊、无私奉献，让我能够顺利地完学业。你们的善举，让我感受到了人间的温暖和美好。我将永远铭记他们的支持和帮助，并祝愿他们一切顺利。

尚德敏学 唯实惟新

