

硕士学位论文

题 目: <u>多目标进化算法在机械臂避障路径规划</u> <u>中的研究及应用</u>

英文题目: <u>Research on multi-objective evolutionary</u> <u>algorithms and its application in the path</u> <u>planning of manipulator</u>

姓	名	陈燊	学	号	11509	037	-
所在学	毕院	工学院	导师	姓名	崔	岩	
专	业	1	言息与通	信工程			
入学日	期2	2015年9月	答辩	₽日期	2018 :	<u>年6月</u>	

学位论文原创性声明

本论文是我个人在导师指导下进行的工作研究及取得的研究成 果。论文中除了特别加以标注和致谢的地方外,不包含其他人或其他 机构已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和 集体,均已在论文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律 责任由本人承担。

作者签名:_____日期:_____日期:_____日

学位论文使用授权声明

本人授权汕头大学保存本学位论文的电子和纸质文档, 允许论文 被查阅和借阅;学校可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、缩印或其他复制手段保存和汇编论文; 学校可以向国家有关部门或机构送交论文并授权其保存、借阅或上网 公布本学位论文的全部或部分内容。对于保密的论文, 按照保密的有 关规定和程序处理。

作者签名:				导师签名	:		
日期:	年	月	日	日期:	年	月	日

摘要

国务院印发了《中国制造 2025》规划,规划中提出,机器人将成为重点领域 之一,围绕工业机器人、特种机器人,服务机器人应用需求,积极研发新产品, 扩大市场应用。对于移动机器人或机械臂,路径规划是其实现其在实际生活领域 应用的一个重要部分。毫无疑问,如何为机器人规划一条从起始位置到目标位置 的无碰撞且相对较优的路径是机器人路径规划中主要研究问题。本文研究的重点 是结合路径规划算法与智能优化算法对机械臂末端的执行路径进行规划和优化。 以机械臂运动学和动力学理论研究为基础,以机械臂路径的中间路径点以及相邻 两路径点的时间间隔为研究变量,以能量消耗和执行时间为优化目标,加入动力 学约束和环境约束。本文提出两种新的方法。第一种是利用启发式快速扩展随机 树算法和带约束的多目标进化算法对机械臂末端的执行路径进行优化,实现能量 消耗较少和执行时间较短。第二种方法中,我们对路径点的表示方法做了修改并 采用带约束的多目标进化算法进行目标优化。本文中用于研究对象的机械臂是 UR5(Universal Robot 5)机械臂,论文的主要研究工作如下:

(1) UR5 机械臂进行运动学建模。结合机械臂基本知识,建立连杆坐系,求出 D-H 参数表。基于连杆坐标系及 D-H 参数表,求解机械臂的正逆运动学。再者,对机械臂动力学进行建模求解关节扭矩力。

(2) 描述机械臂路径优化问题。在满足动力学约束和环境约束下,规划 能量消耗较少以及执行时间较短的路径。首先,通过分析机械臂状态在笛卡尔空 间和关节空间的优劣,确定机械臂状态的表示方法。再者,将机械臂连杆近似为 圆柱体,障碍物近似为半径不同的球体集合,并利用球心到轴线的距离判断碰撞 情况。最后,结合机械臂的传动系统,建立机械臂路径规划模型的动力学约束。

(3) 优化目标冲突性分析。将本文中的路径指标----路径长度、能量消耗 以及执行时间两两分成一组进行目标间的冲突性。每一组目标组合通过目标函数 分析和实验两个角度分析目标间的冲突性,以及目标取值趋势关系。

(4)介绍本文提出两种方法,并与原有方法进行对比。第一种方法是基于 优化目标间冲突性的分析结果,将机械臂路径规划模型拆分成两层。第一层在关 节空间采用快速扩展随机树算法获取从初始状态到目标状态的关节状态(路径点) 序列。第二层是在第一层获取的路径点序列的基础上,使用带约束的多目标进化 算法对路径的能量消耗和执行时间两个目标优化,并满足于动力学约束。在第二 种方法中,我们对路径点的表示方法做了修改并采用带约束的多目标进化算法进 行目标优化。

关键词:约束多目标优化;启发式快速扩展随机树;能量消耗;执行时间。

Abstract

The State Council issued the "made in China 2025" plan. As proposed in the plan, the robotics will be one of key areas. Around industrial robots, special robots and service robot application's needs, the plan pointed out that it's necessary to actively develop new products and expand market applications. For mobile robots or manipulators, path planning is the important part to implement its functions in practical application areas. There is no doubt that how to plan a free-collision and relatively optimal path from initial position to goal position is a main research problem in path planning. Based on the kinematics and dynamics of manipulation, we design a path planning model with the waypoint and time interval as variables, energy consumption and running time as objective functions. We also introduce environmental constraints and dynamical constraints in the model. Then, we put forward two new methods. The first is to use Heuristic Rapidly-exploring Random Trees and Constrained Multiobjectives Optimization Algorithm to search some execution path with less energy consumption and less running time. In the second, we do some modification in the representation of waypoints and use Constrained Multi-objectives Optimization Algorithm. In this paper, the research object of the robot arm is UR5 (Universal Robot 5), the main research work is as follows:

(1) Kinematical model of UR5 manipulator. Based on basic knowledge of manipulator, we establish the link coordinate system and obtain D-H parameters. According the link coordinate system and D-H parameters, we solve the forward kinematics and inverse kinematics. At last, dynamical model is established to solve the torque of each joint.

(2) Describe the path optimization problem of manipulator. Under the satisfaction of environmental constraints and dynamical constraints, the execution path with less energy consumption and less running time is expected to be obtained. First, we analyze the difference between two representation method of manipulator state. One is Cartesian space representation, the other is joint space representation. Then, we decide which representation method will be adopted in the paper. Second, we approximate the link of manipulator as cylinder and obstacles as collection of spheres with different radius. Then we use the distance from the center of sphere to the axis of cylinder to perform collision detection. At last, we establish the dynamical constraints of path planning model based on the drive system of manipulator.

(3) Conflict analysis of path index. In order to analyze the influence of waypoint sequence on energy consumption and running time, we introduce a path index---path length. Then, we divide the three path index into three groups. We analyze the conflict and relation of value trend of each group of path indexes from two perspective. One is objective function, the other is experiment.

(4) Introduction of two new methods and comparation of two new methods with original method. The first is to divide the path planning model into two layers based on the analysis result of conflict. In the first layer, the Heuristic Rapidly-exploring Random Trees is introduced to search for some waypoints of a feasible and collision-free path in the environment according to the minimum path length. In the second layer, we will decide the time interval sequence for adjacent waypoints based on the optimization objectives—running time and energy consumption. In the second method, we do some modification in the representation of waypoints and use Constrained Multi-objectives Optimization Algorithm.

Keywords: constrained multi-objective optimization, heuristic rapidlyexploring random trees, energy consumption, running time.

目	录
	-

摘 要	
Abstract	
目 录	V
第1章绪论	1
1.1 机械臂路径优化的研究背景及意义	1
1.2 机械臂路径优化	2
1.3 机械臂路径优化国内外研究现状和发展趋势	3
1.5 本文的研究内容	5
第2章 机械臂建模	7
2.1 引言	7
2.2 机械臂数学建模	7
2.2.1 D-H 参数	7
2.3 运动学分析	9
2.3.1 正运动学	9
2.3.2 逆运动学	
2.4 机械臂动力学分析	14
第3章 路径规划算法介绍	
3.1 引言	
3.2 快速扩展随机树	
3.2.1 原始 RRT 算法	
3.2.2 改进 RRT 算法	
3.3 智能优化算法	20
3.3.1 多目标约束优化问题定义	20
3.3.2 MOEA/D	21
3.3.3 CDP 约束处理原则	22
第4章 机械臂路径优化问题描述	24
4.1 引言	24
4.2 设计变量	24

4.3 优化目标	
4.3.1 执行时间最短	26
4.3.2 能量消耗最少	27
4.4 约束条件	27
4.4.1 传动系统约束	27
4.4.2 环境约束	29
4.5 本章小结	
第5章 优化目标冲突性分析	
5.1 引言	
5.2 二维情况	
5.2.1 能量消耗与执行时间	
5.2.2 路径长度与能量消耗	
5.2.3 路径长度与执行时间	
5.3 三维情况	40
5.3.1 路径长度与执行时间	40
5.3.2 路径长度与执行时间	42
5.4 本章小结	42
第6章 机械臂路径优化实验及结果	44
6.1 实验设计	44
6.2 原先的机械臂路径优化方法	44
6.3 基于两层的机械臂路径优化	45
6.3.1 启发式快速扩展随机树方法	47
6.3.2 MOEAD-CDP 优化	
6.4 基于修改的路径点编码方式的机械臂路径优化	51
6.5 实验结果对比	
6.5.1 方法 1 与原先方法比较	
6.5.2 方法 2 与原先方法比较	
6.6 本章小节	
第7章 总结与展望	
7.1 结论	55
7.2 展望	

参	老文献	.58
致	谢	.62
附	录	.63
	攻读硕士学位期间主要的工作成果	.63

第1章绪论

1.1 机械臂路径优化的研究背景及意义

当今世界,各国都已经进入了自动机械化时代,自动化技术和电子计算机等 科学技术的发展正在迅速地提高生产过程自动化程度。实现生产过程自功化,能 提高产量,保证质量.减少原材料和能箕的消轮.降低生产成本,改善劳动条件.确 保生产安全,减轻环境污染.收到良好的经济效益和社会效益,生产过程自动化 成为现代技术的主要趋势。

以美的为例,2011年,其空调营收约为500亿元,用工数量在50000人以上。之后,美的在全国六大空调生产基地启动自动化制造,至2014年,其空调营收超过700亿元,用工数量变成了26000人。2015年以来,美的全国六大空调生产基地启动自动化制造升级,未来五年将投入50亿元人民币用于机器人替代人工。按照美的计划,2018年其空调营收将到达1000亿元,但员工数量将减至两万人。营收和用工数量呈反比增长态势。从美的例子可以看出,用机器代替部分人工岗位的效果逐步凸显。

随着科学技术发展日新月异,自动化的概念和内存也不断发展。早期,自动 化是指用传输机等机器代替人的体力劳动,即机械化、后来.随着生产规模的扩 大,机械设备逐渐增多,人们控制机器设备的任务日益加重。为了减轻控制机器 设备的负担,人们研制出自动控制装置去控制机器和生产过程,这时把利用反馈 技术对机器设备进行自动控制称为自动化。20世纪 60年代以来,人们为了减轻 脑力劳动,开始应用电子计算机控制和管理生产过程和其他过程,这时,自动化 不仅是指利用机器装置去减轻成代替人的体力劳动,而且包括应用机器装置减轻 或代替人的脑力劳动,即实现信息处理的自动化。即就是说,自动化装置朝着自 动化、自主化、智能化方向发展。

机械臂是自动执行的机械装置。由于具有可重复性、可靠性、效率性以及敏 捷性,机械臂已经广泛运用于实际生产活动,如产品制造、抓取物件以及装配流 水线等。随着需求的多样化,机械臂的应用领域不断扩大,对机械臂的要求不断 提高。例如,在精细化装配中,生产者对机械臂运动过程中稳定性提出更高的要

1

求,在人们的日常生活中,机械臂作为辅助工具出现,完成递送物品等任务,给 用户的生活带来便利。在医疗领域,机械臂协助医生完成病人手术。机械臂路径 规划是机械臂实现其在各个实际领域的应用功能的一个重要部分。随着机械臂应 用领域不断扩大,机械臂运动空间从二维转到三维,机械臂本身也从低自由度转 向多自由度。因此,机械臂面对的环境和任务也越来越复杂,对机械臂路径规划 技术提出更高的要求。机械臂路径规划研究的问题不再是如何规划一条从初始位 置到目标位置的无碰撞的路径。进一步,我们需要考虑规划过程信息处理能力和 路径的性能指标,比如如何优化机械臂完成任务时间提高机械臂工作效率,如何 优化机械臂运动过程中能量消耗降低生产成本,如何优化机械臂运动过程稳定性 提高产品质量等。即就是说,当前的路径规划技术已经开始上升到优化和智能层 面。优化指的是优化路径的性能指标,智能指的是环境感知能力。

因此,机械臂路径优化的研究是机械臂不断扩大其应用领域的必经之路, 也是我国提高生产和服务自动化、智能化水平的必经之路,具有重要的研究意 义。

1.2 机械臂路径优化

机械臂是自动执行的机械装置。由于具有可重复性、可靠性、效率性以及敏 捷性,机械臂已经广泛运用于实际生产活动,如产品制造、抓取物件以及装配流 水线等。随着需求的多样化,机械臂不仅仅只出现在工厂中,它已逐步作为辅助 工具出现在人们的日常生活中,完成递送物品等任务,给用户的生活带来便利。 与此同时,机械臂应用领域的扩大意味机械臂面临更加复杂的运动环境,也对机 械臂的敏捷性等性能提出更高的要求。相比于传统的工厂机械作业,通常机械臂 的自由度相对较低,运动环境相对简单,运动路径相对固定。面对任务的困难性 和环境的复杂性,市场上对多自由度的机械臂提出了需求。类似于 UR5 这种的 多自由度机械臂逐步在市场上流行起来,相比于低自由度机械臂,多自由度机械 臂具有更大的运动范围,更好的冗余性,能在环境中绕开障碍物,更好的完成任 务。路径规划是机械臂实现其自身功能很重要的一部分,因为路径规划提供输入 信号给控制器以控制机械臂运动。然而,多自由度机械臂由于其冗余性,能提供 多条从起始位置到终点位置的路径。如何选择一条相对较优的路径也是机械臂路 径规划的一个需要解决的问题。

1.3 机械臂路径优化国内外研究现状和发展趋势

从国际机器人联合会的统计,分析得出,自动化的趋势和广泛的应用使得机 械臂的需求大大增加。当前,机器人被认为是最具影响力的技术之一,全球多国 将机器人技术列为国家重大计划。美国将机器人技术重要性等同于互联网技术。 欧盟计划投入大量的资源来推动机器人的发展。日本也将机器人产业视为一个重 点的发展方向。我国近年来在机器人的研发与推广中也进行了很大的努力,尤其 在 2015 年 5 月国家颁布《中国制造 2025》文件,制造业成为国家强国战略重 要一环,明确将机器人技术作为推动的重点进行说明,这为机器人技术的发展带 来一个新的机遇。

机器人技术包含方方面面,有机器人设计,机器视觉,路径规划等。本质上, 机械臂路径规划是一个优化问题。具体来说,我们希望找到一条从初始位置到目 标位置满意的执行路径,并且这条路径满足一定的约束。而如何评价满意就是一 个优化问题。比如,有时候我们希望路径的长度相对较短,有时候我们希望路径 的执行时间相对较少,等等。在许多文献中,路径通常表示成由路径点序列构成 的线段集合。这些路径可以以直线段^[1]、三次样条曲线段^[2]、贝塞尔曲线^[3]等形式 出现。为了控制机械臂运动,相邻两个路径点的时间间隔序列也需要被确定。因 此,机械臂路径规划主要解决的问题是找到一组路径点序列以及相应的时间间隔 序列,并且这两组序列需要使预先设定的路径指标相对较优和满足一定约束条件。 最后,确定使用何种曲线对运动路径进行拟合。

在路径规划领域,许多方法已经被提出并成功解决一些路径规划问题,如数 学规划^[4]、路标图法^[5-6]、细胞分裂法^[7]、人工势场法^[8]等。虽然这些相对传统方 法能在环境中找到一条可行且无碰撞的路径,但是这些相对传统方法会在以下情 况解决路径规划问题遇到困难。第一,一些方法需要花大量计算时间构造自由结 构空间;第二,一些方法需要精确表达一些外形不规则的障碍物;第三,路径规 划问题的评价指标往往不只一个。基于这些原因,基于采样的路径规划方法成为 目前相对流行的方法。基于采样的路径规划方法通过概率构造机器人移动地图, 从而满足规划要求。最典型的两大基于采样的方法是 1996 年提出的概率路标图 法(PRM)^[9]和 1998 年提出的快速扩展随机树法(RRT)^[10]。这两大方法的提 出引起许多学者的关注。快速扩展随机树法通过在结构空间的随机采样将现有的 随机树不断向未搜索的区域扩展。正由于 RRT 算法的随机性,规划得到的路径 有时候远离最优值。许多学者开始对原始的快速扩展随机树方法进行改进。第一 个改进是将双向策略引入原始的快速扩展随机树方法,比如 bi-RRT^[11]。该方法 主要生成两棵随机树,一棵以起始位置为根节点进行扩展,另一棵是以目标位置 为根节点进行扩展,每次尝试连接另一棵树最近节点扩展新的节点。这种双向的 RRT 技术有更好的搜索特性,相比于原始的快速扩展随机树搜索速度和搜索效 果有了显著提高。第二个改进方法是使用一个指标指导随机性扩展方向,提高路 径规划的稳定性^[12]。然而,所有方法都将路径规划问题视为一个单目标优化问题, 并且只能得到一个解。

对于实际应用,规划一条最优路径往往不是一个单目标优化问题,因为决策 者会考虑多个路径指标如路径长度^[13-15]、路径安全性^[14]、能量消耗^[16-18]以及执行 时间^[19-23]等。因此,许多学者开始尝试采用基于优化的路径规划方法对多个目标 组合进行优化。文献^[14]中,F.Ahmed 等人采用基于非支配排序的进化算法对路 径的长度、安全性和平滑度进行优化。但是该方法没有加入动力学约束,优化自 变量只考虑路径点序列。文献^[24]中,作者采用基于分解的多目标进化算法

(MOEA/D)和基于非支配排序的进化算法(NSGA-II)在给定的路径点序列下, 对能量消耗和执行时间进行优化。另外,J.J.Kim等人在文献^[15]中通过权重因子 将路径长度、安全性、加速度三个目标结合成一个单目标,并采用粒子群算法进 行路径优化。

大多数基于优化的路径规划方法采用启发式优化算法如进化算法(EAs),粒 子群算法(PSO)等。一方面,这类算法不需要构造可行解空间,节省大量计算 时间。另一方面,这类算法都是基于种群属性进行搜索,具有全局搜索能力,不 易于陷入局部最优解。尽管如此,基于优化的路径规划方法面对需要寻找大量路 径点和满足大量约束的情况下往往无法很难收敛最优路径,甚至会找不到最优路 径。出现这种情况的原因是现有基于优化的路径规划方法通常将整条路径视为一 个候选解。一般来说,只有当所有路径点位于可行区域时才可以认为有该路径点 序列构成路径可行。针对这个情况,P.Yang和K.Tang在文献^[25]中采用分离进化 的方法对路径点依次进行优化,但是该方法只在几何水平上实现路径规划,没有

4

考虑动力学。另外,目前大多数基于优化的路径规划方法把路径点或时间间隔当 作自变量。

前面描述现有的路径规划的工作。随着机械臂应用领域的不断扩大和用户需 求日益提高,路径规划技术也将不断发展。目前离线下路径规划技术相对成熟, 这也是大多数实际应用采用离线规划,在线跟踪的原因。未来路径规划主要是两 大方向。一是通过不断对环境实时感知于学习,实现路径在线路径规划,二是不 断缩短离线下路径优化的计算时间。

1.5 本文的研究内容

本文研究的重点是结合路径规划算法与智能优化算法对机械臂末端的执行 路径进行规划和优化。以机械臂运动学和动力学理论研究为基础,以机械臂路径 的中间路径点以及相邻两路径点的时间间隔为研究变量,以量消耗和执行时间为 优化目标,加入动力学约束和环境约束,以实现能量消耗较少,执行时间较短为 目的。本文主要提出两种机械臂路径优化解决方法。第一种是将机械臂路径优化 问题分解维两层,利用快速扩展随机树算法和带约束的多目标进化算法对机械臂 末端的执行路径进行优化。第二种是采用新的自变量编码方式直接对整个机械臂 路径优化问题进行求解。本文中用于研究对象的机械臂是 UR5 (Universal Robot 5) 机械臂,论文完成主要研究工作如下:

第二章针对 UR5 机械臂进行运动学建模。结合机械臂基本知识,建立连杆 坐系,求出 D-H 参数表。基于连杆坐标系及 D-H 参数表,求解机械臂的正逆运 动学。再者,对机械臂动力学进行建模求解关节扭矩力。

第三章对路径规划方法进行介绍。列举己有的部分传统的路径规划方法,重 点介绍快速扩展随机树方法和智能优化算法的基本原理以及这两组方法在路径 规划中的应用。

第四章对机械臂路径优化问题进行描述。在满足动力学约束和环境约束下, 规划能量消耗较少以及执行时间较短的路径。首先,通过分析机械臂状态在笛卡 尔空间和关节空间的优劣,确定机械臂状态的表示方法。再者,将机械臂连杆近 似为圆柱体,障碍物近似为半径不同的球体集合,并利用球心到轴线的距离判断 碰撞情况。最后,结合机械臂的传动系统,建立机械臂路径规划模型的动力学约 束。

第五章对自变量与目标的关系,以及优化目标进行冲突性分析。将本文中的 路径指标----路径长度、能量消耗以及执行时间两两分成一组进行目标间的冲突 性。每一组目标组合通过目标函数分析和实验两个角度分析目标间的冲突性,以 及目标取值趋势关系。

第六章对机械臂规划实验进行介绍。首先,介绍原有的方法,原有的方法是 用一组关节状态表示机械臂的空间姿态,因此原有方法将机械臂路径优化模型中 自变量用N组关节状态和N+1个时间间隔进行表示(N代表中间路径点的个数), 再用多目标优化算法进行求解。然后,再介绍本文提出的两种方法在第一种方法 中,基于优化目标间冲突性的分析结果,将机械臂路径规划模型拆分成两层。第 一层在关节空间采用快速扩展随机树算法获取从初始状态到目标状态的关节状 态(路径点)序列。第二层是在第一层获取的路径点序列的基础上,使用带约束 的多目标进化算法对路径的能量消耗和执行时间两个目标优化,并满足于动力学 约束。在第二种方法中,用一组关节位移增量代替一组关节状态对机械臂路径优 化模型中的路径点进行表示,并多目标优化算法进行求解。最后,将两种方法的 运行结果与运行时间与原先的方法进行比较。

6

第2章 机械臂建模

2.1 引言

机械臂是一个复杂的力学结构,为了恰当地描述机械臂的运动学和动力学特性,需要对机械臂建立其数学模型。机械臂数学建模主要分为运动学建模和动力 学建模。运动学建模主要对机械臂各连杆之间相互的运动关系进行建模。主要分 析位置、速度和加速度和所有关于位置的高阶导数(相对于时间或其他变量)。 动力学建模主要对机械臂运动与驱动机械臂运动的力、力矩之间的关系进行建模。

2.2 机械臂数学建模

机械臂路径规划是基于实验室 UR5 机械臂平台进行实验仿真,如图 2-1 所示。本文采用 MATLAB 软件中机器人工具箱 Robot Toolbox 对 UR5 机械臂进行数学模型仿真,模拟机械臂在实际环境的状态及运动。



图 2-1 UR5 机械臂模型

2.2.1 D-H 参数

机械臂数学模型的建立需依照各个杆件之间的位置关系, Denavit 和 Hartenberg 提出用四元数来描述杆件的方法,该方法称为 D-H 参数法。这种四元 数由四个参数组成,其中两个参数是杆件自身参数,另外两个参数是杆件与相邻 杆件间的关系参数。D-H 参数法用于构造机械臂的 D-H 参数矩阵,其中每一组 参数可以建立一组齐次变换矩阵来描述相连杆件之间的转换关系。然而,机械臂 D-H 参数矩阵的构造需要依照机械臂各个连杆坐标系,如图 2-2 所示。连杆坐标 系的建立需遵循以下规则^[52]:

 ① 坐标系 *i* 的原点位于关节 *i* + 1 的轴线和关节 *i* 和 *i* + 1 轴线的公垂 线的交点;

② 满足轴 z_i 与关节 i+1 轴线共线前提下,轴正方向可以任意选取;

③ 轴 x_i 与和关节 i 和 i+1 轴线的公垂线共线,并且从关节 i 指向 i+
 1;

④ 使用右手定则确定轴 y_i。



图 2-2 UR5 连杆坐标系

基于机械臂连杆坐标系,任意串联机械臂的每个连杆均可以由四个 D-H 参数来描述。无论实际中每个连杆链接两个关节的物理组成如何,它们的相对位置都可以用两个参数 a_i 和 α_i 来描述,同样的,相邻两个两个连杆的相对位置可以用 d_i 和 θ_i 来描述,如图 2-3 所示,第 *i* 个关节而言:



图 2-3 串联机械臂 D-H 参数描述

8

① a_i : 关节 i = i + 1 轴线的公垂线长度,通常是连杆的长度;

② α_i : 关节 *i* 与 *i* + 1 轴线相差的角度,也被称为连杆间的扭曲角;

③ *d_i*: 关节 *i* – 1 与 *i* 轴线的公垂线和关节 *i* 与 *i* + 1 轴线的公垂线的 偏移距离,也被称为连杆间的偏移量。

④ θ_i: 关节 i - 1 与 i 轴线的公垂线和关节 i 与 i + 1 轴线的公垂线的
 夹角。这也被称为关节角度。

根据以上的规则,我们可以得到 UR5 的 D-H 参数矩阵

Link	$a_i(m)$	$\alpha_i(rad)$	$d_i(m)$	$ heta_i(rad)$
1	0	$\pi/2$	0.0892	q_1
2	-0.425	0	0	q_2
3	-0.395	0	0	q_3
4	0	$\pi/2$	0.1093	q_4
5	0	$-\pi/2$	0.0948	q_5
6	0	0	0.0825	q 6

表 2-1 UR5 D-H 参数列表

2.3 运动学分析

运动学是机械臂路径规划的研究基础,它仅仅考虑机械臂的运动而不考虑其他力对机械臂的影响。机械臂运动学问题研究的是各个杆件之间的相互运动关系, 主要是位移、速度、加速度的关系。因此,运动学基本上是指几何和时间为基础 的运动特性,我们称之为机械臂的位置和方向的运动特性。机械臂运动学分为正 运动学及逆运动学。假设已知各关节的关节状态,对各个杆件(特别是机械臂末 端执行器)进行位姿、速度以及加速度的求解的过程称之为正运动学;反之,如 果末端执行器的位姿与加速度均已给出,对机械臂各个关节位姿与速度等的求解 过程称之为逆运动学。

2.3.1 正运动学

机械臂正运动学是将机械臂从关节空间映射到工作空间。假设已知一组关节 状态, $q = [q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6]$, 根据 D-H 方法建立相邻连杆的齐次变换矩阵, 现在假设 T_i^{i-1} 表示坐标系 $o_i x_i y_i z_i$ 相对于坐标系 $o_{i-1} x_{i-1} y_{i-1} z_{i-1}$ 的齐次变 换矩阵,因此 T_i^{i-1} 表示一个关于变量 q_i 的函数^[52]:

$$\begin{aligned} T_{i}^{i-1} &= T_{i}^{i-1}(q_{i}) = Rot_{z,q_{i}}Trans_{z,d_{i}}Trans_{x,a_{i}}Rot_{x,\alpha_{i}} = \begin{bmatrix} R_{i}^{l-1} & o_{i}^{l-1} \\ [0,0,0] & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} cq_{i} & -sq_{i} & 0 & 0 \\ sq_{i} & cq_{i} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_{i} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a_{i} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c\alpha_{i} & -s\alpha_{i} & 0 \\ 0 & s\alpha_{i} & c\alpha_{i} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} cq_{i} & -sq_{i}c\alpha_{i} & sq_{i}s\alpha_{i} & a_{i}cq_{i} \\ sq_{i} & cq_{i}c\alpha_{i} & -cq_{i}s\alpha_{i} & a_{i}sq_{i} \\ 0 & s\alpha_{i} & c\alpha_{i} & d_{i} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$
(2-1)

当把所有齐次变换矩阵依次相乘,就可以得出机械臂末端(6自由度)相对 于基座的齐次变换矩阵:

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

假设 *p*⁶ 表示在机械臂末端坐标系中一点的坐标,那么空间中这一点在世界 坐标系,也即基座坐标系中的表示为:

$$p^{0} = T_{6}^{0} p^{6} = T_{1}^{0} T_{2}^{1} T_{3}^{2} T_{4}^{3} T_{5}^{4} T_{6}^{5} p^{6}$$
(2-3)

2.3.2 逆运动学

为了使机械臂末端到达指定位置,即已知末端执行器的工作空间位姿,就需 要驱动机械臂各关节由当前位置运动到与机械臂末端位姿相对应的位置,也就是 获取各个关节的关节变量,这就是机械臂逆运动学求解问题。机械臂逆解本质上 是将机械臂从工作空间映射到关节空间。逆解是机械臂运动规划和轨迹控制的基 础。然而,机械臂逆解求解比正解复杂得多,需要考虑以下几个问题:

- 存在性:对于目标位姿,至少存在一组关节状态来产生目标机械臂末端
 位姿;如果目标位姿在工作空间外,则解不存在。
- 唯一性:对于目标位姿,仅由一组关节变量来产生目标机械臂末端位姿。
 对于机械臂,可能出现多解。
- 多重解:应根据情况而定,在避免碰撞的前提下,通常按照最短行程的 准则来择优,使每个关节的移动量为最小。
- 机械臂运动学逆解的数目取决于关节数目、连杆参数和关节变量的活动 范围。一般,非零连杆参数越多,运动学逆解越多。

 由于机械臂前面三个连杆的尺寸较大,后面三个较小,故应遵循多移动 小关节,少移动大关节的原则。

机械臂逆解的求解方法一般有迭代法、数值法、几何法。本文采用几何法求 解 UR5 机械臂逆解^[27]。

 ① 求q₁:为了求出q₁,需找到坐标系{5}相对于基坐标系的位置P₅⁰。如图 2-4 所示,P₅⁰可以通过沿坐标系{6}的 Z 轴反方向平移d₆计算。



图 2-4 坐标系{5}与基坐标系的位置关系

$$P_5^0 = T_6^0 \begin{bmatrix} 0\\0\\-d_6\\1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0\\0\\0\\1 \end{bmatrix}$$
(2-4)

在坐标系{5}相对于基坐标系位置的基础上,从图 2-5 可以得出 $q_1 = \varphi + \psi + \frac{\pi}{2}$



图 2-5 求解
$$q_1$$

 $\psi = \arctan((P_5^0)_y, (P_5^0)_x)$ (2-5)

$$\varphi = \pm \arccos\left(\frac{d_4}{(P_5^0)_{xy}}\right) = \pm \arccos\left(\frac{d_4}{\sqrt{(P_5^0)_x^2 + (P_5^0)_y^2}}\right)$$
(2-6)

q1出现两个解,对应于关节1向右旋转或向左旋转

② 求q₅: 在q₁基础上, q₅可以通过坐标系{6}相对于坐标系{1}的位置信息 求解, 如图 2-6 所示。



图 2-6 求解q5

从图 4 中可以看出, $(P_6^1)_z = d_6 cos(q_5) + d_4$,其中 $(P_6^1)_z = (P_6^0)_x sin(q_1) - (P_6^0)_y cos(q_1)$,因此

$$q_5 = \pm \arccos\left(\frac{\left(P_6^1\right)_z - d_4}{d_6}\right) \tag{2-7}$$

q5出现两个解,对应于关节5向上旋转或向下旋转。

③ 求q₆: 假设忽略坐标系间的转换, z₁可以表示为坐标系{6}的单位向量,用球坐标系法定义,如图 2-7 所示。



图 2-7 求解q6

坐标系{1}相对于坐标系{6}的齐次变换

$$T_1^6 = ((T_1^0)^{-1} T_6^0)^{-1}$$
(2-8)

根据齐次变换矩阵的结构,可以得出以下等式,并求解q6

$$-\sin(q_6)\sin(q_5) = z_x \tag{2-9}$$

 $\cos(q_6)\sin(q_5) = z_y \tag{2-10}$

$$q_6 = \arctan\left(\frac{-z_y}{\sin(q_5)}, \frac{z_x}{\sin(q_5)}\right)$$
(2-11)

从公式(2-11)看出,当 $sin(q_5)$, z_x , z_y 为0时, q_6 无法求解。

④ 求q₂,q₃: 在q₁,q₅,q₆基础上,UR5 机械臂剩余三个关节,可以认为是 一个平面 2R 机械臂。首先,我们需要找到坐标系{3}相对于坐标系{1}的位置信 息。

$$T_4^1 = T_6^1 T_4^6 = T_6^1 (T_5^4 T_6^5)^{-1}$$
(2-12)

$$P_3^1 = T_4^1 \begin{bmatrix} 0\\ -d_4\\ 0\\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0\\ 0\\ 0\\ 1 \end{bmatrix}$$
(2-13)

图 2-8 描述了包含坐标系 {1}-{3} 机械臂平面结构图,从图中可以得出



图 2-8 求解q2,q3

$$\cos(\xi) = \frac{\left\|P_3^1\right\|^2 - a_2^2 - a_3^2}{2a_2 a_3}$$
(2-14)

利用 cos 函数的公式准则,得到 cos $(\xi) = \cos(q_3)$,结合公式(2-14),

$$q_{3} = \pm \arccos\left(\frac{\left\|P_{3}^{1}\right\|^{2} - a_{2}^{2} - a_{3}^{2}}{2a_{2}a_{3}}\right)$$
(2-15)

从图 2-8 还可以看出

$$q_2 = -(\delta - \epsilon) \tag{2-16}$$

其中 $\delta = \arctan\left((P_3^1)_y, -(P_3^1)_x\right), \epsilon$ 可以由公式(2-16)求解

$$\frac{\sin\left(\xi\right)}{\left\|P_{3}^{1}\right\|} = \frac{\sin(\epsilon)}{a_{3}}$$
(2-17)

结合公式(2-16)和公式(2-17),可得q2的求解结果

$$q_{2} = \arctan\left((P_{3}^{1})_{y}, -(P_{3}^{1})_{x}\right) + \arcsin\left(\frac{a_{3}sin(q_{3})}{\|P_{3}^{1}\|}\right)$$
(2-18)

q2,q3出现两个解,对应于关节2和关节3向上旋转或向下旋转

⑤ 求 q_4 : 首先,求出坐标系 $\{4\}$ 相对于坐标系 $\{3\}$ 的齐次变换矩阵 T_4^3 ,然后利用 T_4^3 的第一列求解 q_4 。

$$T_4^3 = T_1^3 T_4^1 = (T_2^1 T_3^2)^{-1} T_4^1$$
(2-19)

$$q_4 = \arctan(x_y, x_x) \tag{2-20}$$

由上面分析可知,UR5 机械臂有多解的情况出现,也就是说机械臂在工作 空间的目标姿态可由多组关节状态产生,如图 2-9(a)-(h)所示。因此,类似 UR5 这种多自由度机械臂具有更好的灵活性,更好的可操作性以及更大的冗余性,有 利于机械臂避开环境中的障碍物。



2.4 机械臂动力学分析

机械臂动力学研究的是机械臂运动与驱动机械臂运动的力、力矩之间的关系, 目的是为了控制机械臂的运动状态,并且进行仿真和优化。机械臂动力学模型可 以通过杆件的几何参数如质量、杆长等和惯性参数如转动惯量等进行构建。当前 使用最广泛的机械臂动力学方程求解方法是拉格朗日法。

拉格朗日公式是一种基于系统的做功及能量交换情况来推导系统动力学方程的是一种数学解析法。首先引入拉格朗日函数,用L表示,K表示动能,P表示位能^[52]。

$$\mathbf{L} = \mathbf{K} - \mathbf{P} \tag{2-21}$$

机械臂关节扭矩力则可以通过对拉格朗日函数求偏导数求得

$$\tau_i = \frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial L}{\partial q_i} \quad i = 1, 2, \dots, 6$$
 (2-22)

机械臂动能由两部分组成:集中在质心处的平动能和绕着质心的转动动能

$$\mathbf{K} = \frac{1}{2}m\boldsymbol{v}^{T}\boldsymbol{v} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{I}\boldsymbol{\omega}$$
(2-23)

其中m代表连杆的总质量, v, ω分别代表线速度和角速度, I是一个3×3的对称矩阵,称为转动惯量。为了简化转动惯量的计算,我们将图 2-10 (a)中各连杆的实际质心位置近似为图 2-10 (b)中各连杆的几何中心,并将各连杆的形状近似为圆柱体。





做了上述的近似后,我们可以结合机械臂的几何参数计算出各连杆的质量和质心位置向量,如表 2-2 所示,需要注意的是表中表示的质心位置分别都是在自身坐标系中的表示的向量^[53]。

表 2-2 UR5 连杆质量和质心位置

Link	Weight (kg)	Mass center (mm)
1	3.7	$r_1^1 = [0,0,0]^T$
2	8.393	$r_2^2 = [212.5,0,135]^T$
3	2.275	$r_3^3 = [206.25, 0, 17.5]^T$
4	1.219	$r_4^4 = [0,0,-2.5]^T$

5	1.219	$r_5^5 = [0,0,-2.5]^T$
6	0.1879	$r_6^6 = [0,0,-17.5]^T$

进一步,计算各连杆的转动惯量,同样的它们的转动惯量也是在自身坐标系中的表示:

$$I_{1} = \begin{bmatrix} 0.0084 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0064 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0084 \end{bmatrix}, I_{2} = \begin{bmatrix} 0.0078 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2100 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2100 \end{bmatrix}$$
$$I_{3} = \begin{bmatrix} 0.0016 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0462 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0462 \end{bmatrix}, I_{4} = \begin{bmatrix} 0.0016 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0016 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0009 \end{bmatrix}$$
$$I_{5} = \begin{bmatrix} 0.0016 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0016 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0009 \end{bmatrix}, I_{6} = \begin{bmatrix} 0.0001 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0001 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0001 \end{bmatrix} (2-24)$$

另外,机械臂的线速度和角速度可以用雅可比矩阵和关节变量表示:

$$v_i = J_{v_i}(q)\dot{q}$$
 $\omega_i = J_{\omega_i}(q)\dot{q}$ $i = 1, 2, ..., 6$ (2-25)

下面推导 UR5 的雅可比矩阵,首先计算角速度方面 J_{ω} ,由于 UR5 是 通过六个旋转关节链式连接而成,这里需要计算轴 $z_0^0, ..., z_5^0$,分别如下:

$$z_{0}^{0} = k$$

$$z_{1}^{0} = R_{1}^{0}k$$

$$z_{2}^{0} = R_{2}^{0}k = R_{1}^{0}R_{2}^{1}k$$

$$z_{3}^{0} = R_{3}^{0}k = R_{1}^{0}R_{2}^{1}R_{3}^{2}k$$

$$z_{4}^{0} = R_{4}^{0}k = R_{1}^{0}R_{2}^{1}R_{3}^{2}R_{4}^{3}k$$

$$z_{5}^{0} = R_{5}^{0}k = R_{1}^{0}R_{2}^{1}R_{3}^{2}R_{4}^{3}R_{5}^{4}k$$
(2-26)

其中 $k = [0,0,1]^T$, 雅可比线速度方面, 因此 UR5 的雅可比矩阵可表示为:

$$J = \begin{bmatrix} J_{\nu} \\ J_{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{\nu_{1}}(q) & J_{\nu_{2}}(q) & J_{\nu_{3}}(q) & J_{\nu_{4}}(q) & J_{\nu_{5}}(q) & J_{\nu_{6}}(q) \\ J_{\omega_{1}}(q) & J_{\omega_{2}}(q) & J_{\omega_{3}}(q) & J_{\omega_{4}}(q) & J_{\omega_{5}}(q) & J_{\omega_{6}}(q) \end{bmatrix}$$
(2-27)

$$I = I_{\nu_{i}} = z_{i-1} \times (o_{n}^{0} - o_{i-1}^{0}), i = 1, 2, ..., 6, J_{\omega_{i}} = z_{i-1}, i = 1, 2, ..., 6$$

$$I = I_{\nu_{i}} = z_{i-1} = 0$$

$$\mathbf{K} = \frac{1}{2} \dot{q}^T \sum_{i=1}^6 \left[m_i J_{\nu_i}(q)^T J_{\nu_i}(q) + J_{\omega_i}(q)^T R_i(q) I_i R_i(q)^T J_{\omega_i}(q) \right] \dot{q}$$
(2-28)

机械臂的位能来源于各连杆质心处产生的重力势能总和,可以表示为公式

$$\mathbf{P} = \sum_{i=1}^{6} g^T r_{ci} m_i \tag{2-29}$$

其中g是一个向量,指明惯性坐标系中重力方向,*r*c是连杆质心的位置信息, 需要注意的是*r*c的位置信息相对于基坐标系,因此需要表 2-2 中的质心位置转换 到基坐标系下:

$$\begin{split} \mathbf{r}_{c1} &= R_1^0 r_1^1 \\ \mathbf{r}_{c2} &= R_2^0 r_2^2 = R_1^0 R_2^1 r_2^2 \\ \mathbf{r}_{c3} &= R_3^0 r_3^3 = R_1^0 R_2^1 R_3^2 r_3^3 \\ \mathbf{r}_{c4} &= R_4^0 r_4^4 = R_1^0 R_2^1 R_3^2 R_4^3 r_4^4 \\ \mathbf{r}_{c5} &= R_5^0 r_5^5 = R_1^0 R_2^1 R_3^2 R_4^3 R_5^4 r_5^5 \\ \mathbf{r}_{c6} &= R_6^0 r_6^6 = R_1^0 R_2^1 R_3^2 R_4^3 R_5^4 R_6^5 r_6^6 \end{split}$$

(2-30)

第3章 路径规划算法介绍

3.1 引言

机械臂路径规划是机械臂实用化研究的一个重要方向,主要解决在有障碍物的环境中,自主地规划一条从初始状态到目标状态的运动路径,使其在运动过程中安全、无碰撞地绕过障碍物。传统的路径规划方法有 A*法^[48]、多边形拟合、栅格法等。但这些方法需要在一个确定性环境中对障碍物进行建模和描述,计算复杂度随着机械臂自由度指数增长,不适合解决复杂环境中多自由度机械臂路径规化问题。

不同于传统的路径规划方法,基于采样的运动规划通过对工作空间的采样点 进行碰撞检测获取采样点的可行性,避免空间建模,有效解决高维空间和复杂约 束的运动规划问题。本章将重点介绍快速扩展随机树以及智能优化算法在路径规 划中的应用。

3.2 快速扩展随机树

快速扩展随机树(RRT)被 S.M. LaValle 于 1988 结合非完整性约束以及最 优控制等相关技术提出,作为一种随机生成的数据结构——树,能够有效率地在 多维空间内进行规划。主要规划方式是以状态空间的一个初始点作为根节点,通 过状态空间的采样点,把搜索导向空白区域,不断增加叶节点,生成一颗随机扩 展树。当随机树的叶节点包含了目标点或在目标点的可达区域内,便可以在随机 树中找到一条以树节点构成的从初始点到目标点的规划路径。目前,快速扩展随 机树(RRT)广泛用于机器人或机械臂的路径规划中^{[37] [49-51]}。

3.2.1 原始 RRT 算法

设 C 是机器人 2D 或 3D 环境下的运动工作空间, C_{free} 是与障碍物没有发生 碰撞的自由运动空间,快速扩展随机树的构建方法如图 3-1 所示。 T_k 为一棵拥有 k个树节点的随机数, x 是 T_k 树上的节点, 且 $T_k \in C_{free}$ 。设 x_{init} 为初始位置, $x_{goal} \in C_{free}$ 为目标区域。首先,在C空间随机选取一个位姿点 x_{rand} 。接着,在 T_k 找出距 x_{rand} 最近的节点 x_{near} ,用Dis (x_{rand}, x_{near}) 表示两个位姿点的几何距离, 则 x_{rand} , x_{near} 的关系可以表示为Dis $(x_{rand}, x_{near}) \leq \text{Dis}(x_{rand}, x)$ 。下一步,在 $x_{near} = x_{rand}$ 的连线上求 x_{new} , x_{new} 必须满足 $x_{new} \in C_{free}$,且Dis $(x_{new}, x_{near}) =$ ρ ,其中 $\rho > 0$,为RRT最小生长步长。如果存在 x_{new} ,将 x_{new} 加入 T_k ,令 $T_{k+1} =$ $T_k + x_{new}$ 表示新的扩展树。否则重新采样 x_{rand} ,重复以上步骤,直至随机树扩 展到目标区域。计算 x_{new} 的公式如下:

 $x_{new} = x_{near} + \rho(x_{rand} - x_{near}) / ||x_{rand} - x_{near}||$ (3-1) 其中, || ||表示两点间的欧氏距离。



图 3-1 随机树构建方式

3.2.2 改进 RRT 算法

RRT 算法的提出为解决复杂环境中多自由机械臂路径规划提供一种可行性, 但扩展树是以x_{init}作为根节点,通过不断在运动工作空间进行随机采样x_{rand},并 根据公式(3-1)确定新的叶结点x_{new},直至扩展树到达目标区域。由于x_{rand}的 随机性,导致扩展树的生长形状不尽相同,进一步导致从x_{init}到x_{goal}的路径有时 候接近最短,有时候却远离最短,这样对同一任务的规划缺乏重复性。另外,当 算法在运动工作空间随机采样一个位姿x_{rand}后,扩展树沿着x_{rand}和x_{near}确定的 方向生长,扩展树生长方向的这种随机性同时也影响了算法的收敛速度。因此, 针对原始 RRT 算法重复性不高和收敛速度不够快两个不足地方,许多研究工作 者提出许多改进的 RRT。现有的改进 RRT 算法主要集中在两个方面:采样策略 的改进和扩展方式的改进。

采样策略的改进主要包括: Goal-Bias 算法^[39]在原始 RRT 算法基础上,将目标点视为采样点,并且控制其出现的概率。Goal-Zoom 算法^[39]将目标区域作为重要的采样区域,并增加该区域的采样频率,加快了算法的收敛速度。其他改进算

法还有 Extend RRT(ERRT)^[34]算法,引入路径点集合,加快算法收敛速度,同时提高了稳定性。

扩展方式改进主要包括: RRT-Con^[38]算法利用两棵树相向扩展,在初始点和 目标点产生两棵随机数,轮流尝试连接另一棵树的最近节点来扩展新节点,加快 了收敛速度。Dynamic-RRT(DRRT)^[35],引入剪枝与合并,去除因环境改变而无 效的分支和节点,然后进行搜索。Matt Zucker^[36]等人对 DRRT 算法进行改进,仅 仅去除因环境改变而无效节点,而保留的分支形成一个树林。王滨^[37]等人结合 A* 算法思想,将估值函数引入原始 RRT 算法,使扩展树朝着目标方向生长,加快 了收敛速度,提高同一任务规划的可重复性。

3.3 智能优化算法

路径规划主要包含路径规划和路径优化两大块。路径优化的实现离不开优化 算法的使用。智能优化算法由于其种群搜索的属性,具有全局搜索能力,不易陷 入局部最优,在路径规划逐步流行起来^{[15][29][41-44][48]}。另一方面,决策通常会考 虑多个路径性能指标,因此路径规划本身是一个多目标规划问题。目前,进化算 法是应用在路径规划中较多的一种方法。进化算法使一种基于种群搜索技术的智 能优化算法,能处理各种形式的目标函数,主要通过在变量区域进行采样、交叉、 变异操作产生个体,并根据个体适应度值进行选择,能覆盖整个可行区域,不易 陷入局部最优,从而获得最优解集。进化算法主要有两大基本算法,分别是 NSGA-II^[31]和 MOEA/D^[32]。由于本文解决的路径优化模型是一个带约束的多目 标优化问题,本节主要介绍基于分解的约束多目标进化算法(MOEA/D-CDP)。

3.3.1 多目标约束优化问题定义

形如以下数学形式的问题称为多目标约束优化问题:

 $\begin{array}{ll} \text{minimize} & y = \mathrm{F}(x) = \ (f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_m(x),)^T \\ \text{subject to} & g_i(x) \leq 0 \ i = 1, \dots, l \\ & h_i(x) = 0 \ i = l+1, \dots, p \end{array}$

(3-2)

其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in X \subset \mathbb{R}^n$ 表示n维的决策向量, X 表示决策向量 \mathbf{x} 形成的

决策空间 (Decision Space); $\mathbf{y} = (y_1, y_2, ..., y_m)^T \in Y \subset \mathbb{R}^m$ 表示 *m* 维的目标向量, *Y* 表示目标向量 **y** 形成的目标空间 (Objective Space)。目标函数 $F(\mathbf{x})$ 表示存在 *m* 个由决策空间到目标空间的映射关系。 $g_i(\mathbf{x}) \leq 0$ (i = 1, 2, ..., l) 表示存在 l 个不 等式约束; $h_i(\mathbf{x}) = 0$ (i = l + 1, 2, ..., p) 表示存在 p - l 个等式约束。

3.3.2 MOEA/D

MOEA/D 是 Zhang 等人于 2007 年提出,其核心思想是通过传统方法的分 解策略,将一个多目标优化问题分解为一定数量的单目标优化子问题,再采用进 化算法对这些单目标子问题同时进行优化,获得各个子问题的 Pareto 最优解。其 算法流程如图 3-2 所示。



图 3-2 MOEA/D 基本流程

MOEA/D 的分解方法主要采用以下三种:

• 权重求和法(Weighted Sum Approach)^[32]

对于含有*m*个子目标的多目标优化问题,设权重向量 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)^T$,其中 $\lambda_i \ge 0, i = 1, 2, \dots, m$ 且 $\sum_{i=1}^m \lambda_i = 1$ 。权重求和法通过将权重向量加权到每个目标的方式转化为多个单目标子问题的和,数学表达式为:

$$\begin{cases} \text{minimize } g^{ws}(x|\lambda) = \sum_{i=1}^{m} \lambda_i f_i(x) \\ \text{subject to } x \in \Omega \end{cases}$$
(3-3)

其中 $g^{_{WS}}(x|\lambda)$ 是单目标优化问题(3-3)的目标函数, x为自变量, λ 为权重向量。

● 切比雪夫法 (Tchebycheff Approach)^[32]

切比雪夫法通过以下形式将多目标优化问题转化为多个单目标子问题:

$$\begin{cases} \text{minimize } g^{te}(x|\lambda, z^{*}) = \max\left\{\lambda_{i} \cdot \left|f_{i}(x) - z_{i}^{*}\right|\right\} \\ \text{subject to } x \in \Omega \end{cases}$$
(3-4)

其中
$$z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)^T x \in \Omega$$
, $z^* = (z_1^*, \dots, z_i^*)^T$ 为参考点, 可设

 $z_{i}^{*} = \min \{ f_{i}(x) | x \in \Omega \}, \quad i = 1, 2, \dots, m.$

● 边界交叉法(Boundary Intersection Approach)^[32]

边界交叉法通常取一组到达参考点的射线,如果这组线均匀分布,那么 线与可行目标集的交点就可以看作是对 Pareto 最优边界一个很好的近似。因此, 边界交叉法可用以下形式来描述:

$$\begin{cases} \text{minimize } g^{bi}(x|\lambda, z^*) = d \\ \text{subject to } F(x) - z^* = d\lambda \\ x \in \Omega \end{cases}$$
(3-5)

其中, $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)^T \lambda \pi z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)^T z^* 分别是权重向量和参考$ 点,与之前所述相同。

3.3.3 CDP 约束处理原则

CDP^[33]是一种流行的广泛使用的约束处理方法。其约束处理方法定义是如果 满足下列任何条件中的一个,则称解 xⁱ 是约束支配解 x^j 的:

1) x^i 是可行解, x^j 是不可行解;

2) x^i 和 x^j 都是不可行解, 但 x^i 有一个较小的约束违反;

3) x^i 和 x^j 都是可行解, 但 x^i 支配 x^j 。

这种约束支配原则的效果,任何可行的解决方案是优于任何不可行的解决方案。

第4章 机械臂路径优化问题描述

4.1 引言

机械臂路径规划的主要任务是找到从初始位置到目标位置的路径点序列和 与之对应的时间间隔序列,该时间间隔是指机械臂末端从前一个路径点运动到 下一个路径点所需的时间。在一个机械臂路径规划模型中,我们需要很多重要 因素,比如机械臂的可操作性、任务空间的环境信息、安全性和机械臂运动所 消耗的能量等。这些因素会以不同的形式出现在机械臂路径规划模型中,一种 是优化目标,这些目标需要被最大化或最小化;另一种是约束条件,这些约束 条件约束自变量的取值范围以及自变量间的取值关系。实际生产活动中,大多 数机械臂路径通常是离线规划并在线跟踪。另外,成本和效率是生产者关注比 较多的因素。作为人们日常生活中的辅助工具,机械臂主要在静态或动态中基 于给定的初始位置和目标位置情况下完成抓取等任务。对于使用者,机械臂移 动过程的能量消耗是他们关注的一个点。基于以上考虑,本文中我们选取机械 臂执行时间以及能量消耗作为机械臂路径优化模型中的优化目标。另外,我们 也引入传动链约束和环境约束到优化模型中。

4.2 设计变量

机械臂路径规划模型中,我们选取路径点和时间间隔作为自变量。机械臂运 动路径可以在两个层面进行规划:笛卡尔空间层面和关节空间层面。笛卡尔空间 的线速度和角速度与关节空间的关节速度通过雅可比矩阵互相转换。因此,在笛 卡尔空间进行运动规划时,机械臂末端的速度通过逆雅可比矩阵转化到关节速度 的过程会出现误差甚至错误,这会影响轨迹跟踪的准确性。毕竟,关节扭矩力是 通过高度非线性化的动力学方程求解得到。笛卡尔空间层面进行路径规划的主要 缺点是整个执行过程在一个采样周期进行,这会限制和降低系统的性能。另外, 机械臂末端有可能无法沿着在笛卡尔空间规划好的路径运动,这是因为机械臂各 个关节有其自己的旋转范围。图 4-1 和图 4-2 分别是在笛卡尔空间和关节空间进
行运动规划,两种规划都是在相同的运动环境下,从相同的初始位置运动到相同 的目标位置。



图 4-1 笛卡尔空间规划的路径



图 4-2 关节空间规划的路径

从图中可以看出,笛卡尔空间规划的路径长度比关节空间规划的路径长度 短。一般来说,我们会选择笛卡尔空间规划的路径,并通过逆运动学转化到关节 空间,输入到关节控制器到以驱动机械臂末端运动。因此,表 4-1 和表 4-2 列举 了与两种规划相对应的部分时刻六个关节的输入状态。

表 4-1 笛卡尔空间规划下的部分路径点

Waypoint	Joint 1	Joint 2	Joint 3	Joint 4	Joint 5	Joint 6
	1.3120	-2.7699	-1.7623	2.9614	1.5708	0.2588
	1.3719	-3.0685	-1.0873	2.5849	1.5708	0.1989
	1.6243	2.2188	0.7098	1.7838	1.5708	-0.0535

Waypoint	Joint 1	Joint 2	Joint 3	Joint 4	Joint 5	Joint 6
1	0.4928	-1.8067	1.6863	1.9222	1.5708	1.0780
4	0.7554	-1.0894	-1.2592	1.8808	1.5708	0.7936
8	0.8334	-0.5293	-0.7492	1.8583	1.5708	0.6349
12	0.8043	-0.0467	-0.4259	1.8455	1.5708	0.5656
16	0.8875	0.4683	-0.1504	1.8315	1.5708	0.4557
20	1.1173	1.2311	-0.0685	1.8267	1.5708	0.2491
24	1.2220	1.6851	0.2872	1.8156	1.5708	0.2363
28	1.4342	2.1244	0.4595	1.8224	1.5708	0.0469
29	1.6243	2.2188	0.7098	1.7838	1.5708	-0.0535

表 4-2 关节空间规划下的部分路径点

假设关节 2 的旋转范围是-3.8rad~3.8rad,所以表 1 关节 2 第三个时刻的取 值无法取到-4.0612rad(2.2188rad - 2πrad = -4.0612rad)。因此,关节 2 需要 从-3.0685rad旋转到2.2188rad,这样导致机械臂末端无法沿着笛卡尔空间规划 好的路径运动。相反地,在关节空间中进行运动规划不仅可以确保机械臂在可行 的关节空间运动,还可以很容易通过正运动学获取机械臂末端在笛卡尔空间的位 姿进行障碍物碰撞检测。因此,本文中我们采用关节坐标表示机械臂的状态,并 在关节空间下进行机械臂路径规划。

综上所述,机械臂路径优化模型的自变量分为机械臂中间空间位姿序列和时间间隔序列。

● 空间位姿序列包含N个中间空间位姿序列,具体表示如下

 $(q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1, q_5^1, q_6^1, \dots, q_1^N, q_2^N, q_3^N, q_4^N, q_5^N, q_6^N)$

● 时间间隔序列包含N+1个时间间隔,说明一下N个中间位姿加始末
 两个共N+2个位姿序列

 $(h_1, h_2, \dots, h_{N+1})$

4.3 优化目标

4.3.1 执行时间最短

对于机械臂末端的运动,更短的执行时间相比于更长的执行时间更受用户喜

欢。这是因为更短的执行时间能使机械臂在固定的时间段完成更多的任务,这样可以提高机械臂的工作效率。因此,我们希望机械臂可以越快的完成某项任务。 基于这个考虑,机械臂执行时间这个优化目标可以归结如下(其中N指的是机械臂 中间时刻空间位姿的个数):

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N+1} h_i \tag{4-1}$$

其中 h_i 表示时间间隔,这个时间间隔是指机械臂末端从路径点 (x_i, y_i, z_i) 运动到路 径点 $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ 所需的执行时间。

4.3.2 能量消耗最少

对于机械臂末端的运动,更少的能量消耗相比于更多的能量消耗更受用户喜欢。这是因为当使用机械臂完成任务时,更少的能量消耗意味用户能节省生产成本。因此,我们希望机械臂在完成任务时能尽可能消耗少的能量。基于这个考虑,机械臂能量消耗这个优化目标可以归结如下:

$$f_2 = \int_{t=0}^{T} \tau(t)_i v c(t)_i dt \ i = 1, 2, \dots, 6$$
(4-2)

其中τ(t)_i表示关节i在t时刻的扭矩力,具体计算方式参考公式(2-22), vc(t)_i表示关节i在t时刻的角速度,其中第i个关节的j时刻的速度具体计算方式如下

$$vc_{j}^{i} = \frac{q_{j+1}^{i} - q_{j}^{i}}{h_{j}}$$
(4-3)

4.4 约束条件

4.4.1 传动系统约束

机械臂传动系统是机械臂很重要的一部分,机械臂传动系统约束着机械臂最 大扭矩力的输出,也约束的速度的最大值。因此,机械臂在运动过程中速度和加 速度不可能无限地增大,必须满足一定的范围要求。如图 4-3 所示,机械臂传动 系统主要包含电机,减速器等器件,并与连杆相连^[45]。



图 4-3 传动系统

为了表达传动链约束,首先需要计算电机处的扭矩力,具体计算方式如下:

$$\tau_{m,i} = \left(J_{m,i} + J_{g,i}\right) \ddot{q}_i(t) \rho_i + \frac{\tau_i(t)}{\rho_i \eta_{g,i}} \quad i = 1, 2, \dots, 6$$
(4-4)

其中, ρ 表示关节的减速比, J_m 表示电机转子的转动惯量, J_g 表示减速器的转动惯量, η_g 表示对应的传动效率, τ 表述输出杆的负载,该参数可以通过公式(2-22)求解得到。

机械臂运动过程中电机处的平均扭矩力需小于或等于电机最大
 连续扭矩T_m

$$\sqrt{\frac{1}{T} \int_{t=0}^{T} \tau_m^2 dt} \le T_m \tag{4-5}$$

其中 T 表示机械臂的执行时间

机械臂运动过程中电机处的最大扭矩力需小于或等于电机扭矩力峰值Tmax

$$\max(\tau_{m,i}) \le T_m^{max} \tag{4-6}$$

 机械臂运动过程与电机对应的最大速度需小于或等于电机允许 最大的速度输入N^{max}

$$\max(2\pi \dot{q}(t)\rho) \le N_m^{max} \tag{4-7}$$

谐波减速器制造商采用 RMC 值计算额定扭矩*T_g*,该指标与减速器的寿命相关

$$\sqrt[3]{\frac{1}{T} \int_{t=9}^{T} \tau^3(t) dt} \le T_g \tag{4-8}$$

机械臂运动过程中减速器处的最大扭矩力需小于或等于减速器
 允许的扭矩力峰值T^{max}

$$\max(|\tau(t)|) \le T_a^{max} \tag{4-9}$$

● 机械臂运动过程与减速器对应的最大速度需小于或等于减速器

允许最大的速度输入Naax

$$\max(\dot{q}(t)\rho) \le N_a^{max} \tag{4-10}$$

4.4.2 环境约束

环境约束主要包括障碍物约束和机械臂奇异位置。障碍物不可避免地出现机 械臂运动的环境中。在机械臂路径规划的过程中,我们必须确保规划得到的路径 与障碍物不发生碰撞。因此,碰撞检测能确保安全地运行在有障碍物的环境中。 根据文献^[29]所提,形如图 4-4 的障碍物能用一个球体集合进行近似,如图 4-5 所 示。该近似方法基于任何形状的障碍物都可以用最小球体集合包围。另外,球体 可以简化碰撞检测的计算复杂度,我们只需要计算球心到检测物体的距离是否大 于球体半径就可以。



图 4-4 障碍物形状



图 4-5 用球体集合近似

然而,用球体集合近似得到的障碍物使得近似后的物体往往大于障碍物本 身,进一步会减少机械臂的运动空间。基于这个考虑,为了降低机械臂运动空 间的损失,我们采用具有不同半径的球体集合对障碍物进行近似,如图 4-6 所 示



图 4-6 用不同半径球体集合近似

对于机械臂的连杆,本文中将连杆近似为圆柱体。随着机械臂的运动,各个 连杆的空间位置也随之改变。从第二章的表 2-3 可知近似后机械臂的各个连杆质 心在自身坐标系的位置信息。同时,我们可以利用机械臂正运动学得到各连杆质 心在基座标系中向量信息。根据文献^[26],我们可以获得各个连杆的长度和半径信 息。基于以上信息,我们可以求得圆柱体底面和顶面圆心的三维坐标信息,并结 合连杆的半径对整个圆柱体的三维空间位置进行表示。

基于机械臂连杆和障碍物的空间位置信息,我们可以利用球心到连杆轴的最 短距离进行障碍物的碰撞检测。三维空间中,连杆与障碍物的位置关系主要有三 种情况。这里说明一下d表示球心到轴线的距离,r1表示球体半径,r2表示圆柱 体半径。

a. 如图 4-7 所示,如果球心到连杆轴的最短距离大于球体半径和连杆半径 总和,则说明该球体与连杆不发生碰撞。



图 4-7 无碰撞: d > r1+r2

相反,当球心到连杆轴的最短距离小于球体半径和连杆半径总和,球体与机 械臂连杆的碰撞情况需要进一步讨论。这是因为机械臂连杆是一个长度有限的圆 柱体。

b. 如图 4-8 所示,当球心的 z 轴的取值小于连杆底面圆心 z 轴的取值或大

于连杆顶面圆心 z 轴取值时,机械臂连杆与球体不发生碰撞。



图 4-8 无碰撞: d < r1+r2 (球体位于圆柱体上方/下方)

c. 如图 4-9 所示,当球心的 z 轴的取值大于连杆底面圆心 z 轴的取值且大 于连杆顶面圆心 z 轴取值时,如果球心到连杆轴的最短距离小于球体半径和连杆 半径总和,机械臂连杆与球体发生碰撞。



图 4-9 碰撞: d < r1+r2

根据上文所述,我们依次检测机械臂处于i时刻的空间姿态时与障碍物的碰撞 情况,当发生碰撞时,我们记colllisonflag(i) = 1,相反colllisonflag(i) = 0。最后, 机械臂最终碰撞情况计算如下:

collsion = sum(collisonflag)(4-11)

奇异位置的求解非常重要。当落入奇异区域时,机械臂会损失自由度,进一步导致无法通过机械臂逆运动学从笛卡尔空间转换到关节空间到达驱动机械臂 运动的目的。本文中,我们采用蒙特卡洛法获取机械臂的奇异区域。

蒙特卡洛方法是一个简单的数值方法,用于解决许多数学,物理和工程问题。 它随机抽取系统的变量,并通过采样变量得到系统的输出。详细的描述和数学证 明在以前的研究中给出。结合该方法计算速度快的特点,运用到串联型机械臂工 作空间求解非常有效,对于关节角度的范围约束没有限制,其具体步骤如下: ① 给定初始参数,根据前文中提到的运动学方法,求出机械臂末端在基座
 坐标系中的位置向量。

② 随机采样。利用随机函数 Rand(j) 产生 N 个 (0-1) 之间的随机数, 每次采样的步长也是随机的,由 (q_i^{max} - q_i^{min})Rand(j) 决定,其中 q_i^{min} 和 q_i^{max} 分别为第 *i* 个关节的角度下限和上限,则每次抽样机械臂各关节的角度变 量值为:

 $q_i = q_i^{min} + (q_i^{max} - q_i^{min})Rand(j), i = 1, 2, ..., n; j = 1, 2, ..., N$ (4-12)

③ 在第 ② 步中得到了 N 组机械臂角度变量值,将其带入正运动学方程 中,求解出 N 组机械臂末端在基座坐标系中的位置向量 (o_j^x, o_j^y, o_j^z)^T, N 的取值 越大越能反应真实的工作空间。

④ 将第 ③ 步中得到的位置向量在三维坐标系中表示出来,就得到了工作 空间点云图。

现在找出 UR5 的奇异位置,给出机械臂各关节变量的约束范围,如表 4-3 所示

Joint	1	2	3	4	5	6
Range	<u>+</u> 2π	<u>+</u> 2π	$\pm 2\pi$	$\pm 2\pi$	<u>+</u> 2π	<u>+</u> 2π

表 4-3 UR5 关节约束

利用蒙特卡洛法对其工作空间进行仿真求解,取 N = 60000,则求得的末端位置向量为 60000 个,图 4-10(a)(b)(c)分别为 xoy,yoz 和 xoz 平面上的投影。其中,白色区域即为机械臂奇异区域。



图 4-10 奇异位置区域

4.5 本章小结

机械臂路径优化模型的自变量分为机械臂中间空间位姿序列和时间间隔序 列。

● 空间位姿序列包含N个中间空间位姿序列,具体表示如下

$$(q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1, q_5^1, q_6^1, \dots, q_1^N, q_2^N, q_3^N, q_4^N, q_5^N, q_6^N)$$

● 时间间隔序列包含N + 1个时间间隔,说明一下N个中间位姿加始末 两个共N + 2个位姿序列

$$(h_1, h_2, \dots, h_{N+1})$$

优化目标主要为执行时间和能量消耗

● 执行时间

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N+1} h_i \tag{4-13}$$

● 能量消耗

$$f_2 = \int_{t=0}^{T} \tau(t)_i v c(t)_i dt \ i = 1, 2, ..., 6$$
(4-14)

约束条件主要环境约束和动力学约束

$$\begin{cases} sum(collisionflag) = 0\\ \sqrt{\frac{1}{T_{,,,}}} \int_{t=0}^{T} \tau_m^2 dt \le T_m\\ \max(\tau_{m,i}) \le T_m^{max}\\ \max(2\pi \dot{q}(t)\rho) \le N_m^{max}\\ \sqrt[3]{\frac{1}{T}} \int_{t=9}^{T} \tau^3(t) dt \le T_g\\ \max(|\tau(t)|) \le T_g^{max}\\ \max(\dot{q}(t)\rho) \le N_g^{max} \end{cases}$$

(4-15)

第5章 优化目标冲突性分析

5.1 引言

基于上一章节的分析,机械臂路径规划模型可以视为一个带约束的多目标优 化模型。因为 UR5 机械臂有六个旋转的自由度,所以机械臂的某个时刻的状态 需要用一个 6 维的向量表示。机械臂路径规划模型中,末端运动的路径包含N + 1个路径点和N个时间间隔(相邻两个路径点的时间间隔),所以模型中需要优化 的参数个数为6(N + 1) + N。当N取很大的值时,路径规划模型待优化的参数看 起来将会非常恐怖。

进化算法的出现为解决与文中提出的机械臂路径规划问题相类似的优化问 题提供一种可能性。在进化算法中,初始解集通过随机采样产生。然后,候选解 根据适应度值进行选择以供种群进化。当参数的可行域狭窄或参数维度很高的时 候,进化算法将会消耗很多计算时间获得令决策者比较满意的解,甚至也有可能 出现很难获得理想解的情况。这种情况导致机械臂路径规划很难转换到实际生产 应用中去,因为决策者通常会在计算时间和计算结果之间做一个平衡。为了缩短 计算时间,许多学者会从三方面进行提升。第一方面,学者可以将问题解决方案 移植到硬件上,进行计算加速;第二方面,学者可以研究新的解决这类问题的算 法,通过算法进行加速;第三方面,学者可以从问题本身出发,采用新的编码方 式对问题表达或采用分解方法将问题简单化。本文从问题本身出发,提出两种方 法对机械臂路径优化问题进行求解。第一种方法主要是对机械臂路径规划问题进 行分解,可以极大降低机械臂路径优化的计算时间,但这种方法会降低计算结果 的质量。第二种方法主要采用新的编码方法对机械臂路径优化模型中的自变量进 行表示。

机械臂路径优化问题分解前提需要对自变量与目标的关系进行分析,还要分析目标间的冲突性。因此,本章主要对这两方面进行分析。本文提出的机械臂路径规划模型选取了执行时间、能量消耗两个优化目标。为了分析路径点序列对执行时间和能量消耗两个优化目标的影响,我们引入另一个路径长度的性能指标。因此,我们将这三个路径性能指标分成三组进行分析:第一组是执行时间和能量

消耗,第二组是路径长度和执行时间,第三组是路径长度和能量消耗。接下来, 我们会依次通过函数分析和实验对三组目标组合的冲突性进行分析。

5.2 二维情况

在二维环境下,我们可以简化机器人为一个点,并用(*x*,*y*)表示机器人的位置。为了确保路径段不在障碍物区域,我们首先将路径段分为*N*_a小段,并评估*N*_a个分割点(路径点也视为分割点)是否位于可行域。假设(*dx*_{ij},*dy*_{ij})表示由路径点*i*和*i*-1构成的路径段的第j个分割点,其中*i*=1,2,...,*N*_w *j*=1,2,...,*N*_d分割点的计算方式如下:

 $(dx_{ij}, dy_{ij}) = (x_{i-1}, y_{i-1}) + j * ((x_i - y_i) - (x_{i-1}, y_{i-1}))/N_d$ (5-1)

*N*_d反映了计算成本与碰撞检测精确度的平衡。一般来说, *N*_d越大, 碰撞检测 精度越高, 但计算效率便会下降。

正如图 5-1 所示,我们可以使用分割点到圆心的距离进行碰撞检测。如果分割点 到圆心的距离小于 1.5 倍的半径,我可以认为机器人与障碍物发生碰撞。



图 5-1 分割点碰撞检测

假设机器人在图 5-2 的环境中运动,我们分别设计模型分析优化目标间的冲突性。一个是分析能量消耗与执行时间的冲突性,一个是分析路径长度与执行时间的冲突性,一个是分析路径长度与能量消耗的冲突性。我们需要让机器人分别从区域选择 6 个中间路径点,形成从起点(0,0)到终点(5,5)的路径点序列。另外,我们为相邻的两个路径点分配一个时间间隔h_i。

在这里说明一下,由于路径点*i*和路径点*i*+1构成的路径段*j*是一个匀加速 的直线运动,因此该段路径的平均速度v_i可以通过两种方式求解:

$$v_j = \frac{v_j^i + v_j^{i+1}}{2} \tag{5-2}$$



5.2.1 能量消耗与执行时间

为了分析能量消耗与执行时间的冲突性,我们设计一个以能量消耗和执行时间为双目标的优化模型。为了减少优化自变量的维度,我们在事先确定中间路径点在x轴的取值,分别为[0.2,1,2,3,4,4.8]。因此,模型的自变量为各个中间路径点在y轴的取值以及中间路径点处的速度v。约束是速度和加速度约束,再加上与障碍物的碰撞情况。

执行时间是各个时间间隔的总和,具体如下:

$$F_1 = \sum_{j=1}^{7} dis(p_j, p_{j+1}) / (\frac{v_{j+1} + v_j}{2})$$
(5-4)

能量消耗是各个路段的做功的总和,每个路段做的功可以通过力与位移的 乘积计算得到。由于力等于加速度乘以质量,假定质量为1,因此力等于加速度:

$$F_2 = \sum_{j=1}^{7} dis(p_j, p_{j+1}) acc(j)$$
(5-5)

约束条件主要是速度的范围,加速度的范围以及与障碍物碰撞况。其中, collision flag 等于1表示该分割点位于不可行域。相反, collision flag 等于0表 示该分割点位于可行域。 $\max(vc(t)) \le vc_{max} \tag{5-6}$

$$\max(\operatorname{accc}(t)) \le \operatorname{acc}_{max} \tag{5-7}$$

sum(collisionflag) = 0 (5-8)

设某路径段长度为l,某路径段的加速度a_i和时间间隔h_i计算如下;

$$a_{j} = (v_{j+1} - v_{j})/h_{j} = (v_{j+1} - v_{j})(v_{j+1} + v_{j})/2l$$
(5-9)

$$h_j = 2l/(v_{j+1} + v_j) \tag{5-10}$$

由公式(5-10)可知, v_{j+1}和v_j之和越大,时间间隔越少,但加速度还受v_{j+1}和v_j之差影响,故能量消耗与执行时间之间互相不独立。图 5-3 展示使用多目标约束优化算法对以能量消耗和执行时间为双目标的优化模型的实验结果。实验结果证明两个目标之间存在冲突性,不互相独立。



图 5-3 实验结果(能量消耗与执行时间)

5.2.2 路径长度与能量消耗

为了分析能量消耗与路径长度的冲突性,我们设计一个以能量消耗和路径长度为双目标的优化模型。为了减少优化自变量的维度,我们在事先确定中间路径 点在 x 轴的取值,分别为[0.2,1,2,3,4,4.8]。因此,模型的自变量为各个中间路径 点在 y 轴的取值以及中间路径点处的速度 v。约束是速度和加速度约束,再加上 与障碍物的碰撞情况。 路径长度是各个路径段长度的总和,具体如下:

$$F_1 = \sum_{i=2}^8 \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 - (y_i - y_{i-1})^2}$$
(5-11)

能量消耗是各个路段的做功的总和,每个路段做的功可以通过力与位移的乘 积计算得到。由于力等于加速度乘以质量,假定质量为 1,因此力等于加速度:

$$F_2 = \sum_{j=1}^{7} dis(p_j, p_{j+1}) acc(j)$$
 (5-12)

约束条件主要是速度的范围,加速度的范围以及与障碍物碰撞况。其中, collision flag 等于1表示该分割点位于不可行域。相反, collision flag 等于0表示 该分割点位于可行域。

$$\max(vc(t)) \le vc_{max} \tag{5-13}$$

$$\max(\operatorname{accc}(t)) \le \operatorname{acc}_{max} \tag{5-14}$$

$$sum(collision flag) = 0$$
 (5-15)

设某路径段长度为l,某路径段的加速度a_i计算如下;

$$a_{j} = (v_{j+1} - v_{j})/h_{j} = (v_{j+1} - v_{j})(v_{j+1} + v_{j})/2l$$
(5-16)

为了降低能量消耗,我们假设机器人在运动过程保持最小速度,在这里说明一下,机器人的初速度和末速度都为0,所以还需要一个加速和减速过程,其他匀速过程做功为零(假设摩擦力为0)。对于加速或减速过程的能量消耗计算如下:

$$E_j = \frac{v_{j+1}^2}{2l} l = \frac{v_{j+1}^2}{2}$$
(5-17)

因此,某一路径段的能量消耗与速度相关,与路径长度没有关系。图 5-4 展 示使用多目标约束优化算法对以能量消耗和路径长度为双目标的优化模型的实 验结果。实验结果证明两个目标之间不存在冲突性。



从实验结果可以看出,二维环境下路径长度与能量消耗互不冲突,且当路径 长度趋于最短时能量消耗也趋于最少。

5.2.3 路径长度与执行时间

为了分析执行时间与路径长度的冲突性,我们设计一个以执行时间和路径长度为双目标的优化模型。为了缩短执行时间,我们假设机器人在运动过程保持最大速度,在这里说明一下,机器人的初速度和末速度都为0,所以还需要一个加速和减速过程。在加速和减速过程中,机器人以最大加速度和最大制动速度。因此,我们设各个路径点在 x 轴和 y 轴的取值为自变量。约束是速度和加速度约束,再加上与障碍物的碰撞情况。

路径长度是各个路径段长度的总和,具体如下:

$$F_1 = \sum_{i=2}^8 \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 - (y_i - y_{i-1})^2}$$
(5-18)

执行时间是各个时间间隔的总和,其中路径点点处的速度为 v=[0 8 8 8 8 8 8 0],具体如下:

$$F_1 = \sum_{j=1}^{7} dis(p_j, p_{j+1}) / (\frac{v_{j+1} + v_j}{2})$$
(5-19)

约束条件主要是速度的范围,加速度的范围以及与障碍物碰撞况。其中, collision flag 等于1表示该分割点位于不可行域。相反, collision flag 等于0表示 该分割点位于可行域。

$$\max(vc(t)) \le vc_{max} \tag{5-20}$$

$$\max(\operatorname{accc}(t)) \le \operatorname{acc}_{max} \tag{5-21}$$

$$sum(collision flag) = 0 (5-22)$$

假设两个路径点间的距离为 $dis(p_j, p_{j+1})$,某个路径段的执行时间 h_j 计算如下:

$$h_{j} = 2 * dis(p_{j}, p_{j+1}) / (v_{j} + v_{j+1})$$
(5-23)

由公式 5-23 可知, 某一路径段长度dis(p_j, p_{j+1})越短, 执行时间越少。因此, 总的路径长度越短, 执行时间同时也趋于最少。图 5-5 展示使用多目标约束优化 算法对以执行时间和路径长度为双目标的优化模型的实验结果。实验结果证明两 个目标之间不存在冲突性。



图 5-5 实验结果(路径长度与执行时间)

从实验结果可以看出,二维环境下路径长度与执行时间互不冲突,且当路径 长度趋于最短时执行时间也趋于最少。

综合以上分析,本文中选取的三个路径指标在二维环境中,能量消耗与执行 时间之间不互相独立,存在一定的冲突性。相反,路径长度与其他两个路径指标 之间不存在冲突性。另外,二维环境下,路径长度越短,其他两个指标也趋于最 小。三维情况三个路径指标取值趋势则需要进一步分析。

5.3 三维情况

实际生产活动中,机械臂通常在三维环境中执行任务。上一小节在二维情况 下分析优化目标间的冲突性。能量消耗与执行时间之间不互相独立,存在一定的 冲突性。相反,路径长度与其他两个路径指标之间不存在冲突性。三个路径在二 维下的冲突关系可以适用于三维。不同的是,二维环境下,路径长度越短,其他 两个指标也趋于最小。三维情况三个路径指标取值趋势则需要进一步分析。

5.3.1 路径长度与执行时间

为了分析优化目标间的冲突性,我们引入一个优化模型和粒子群算法对3维环境下路径长度和能量消耗的冲突性进行分析。在模型中,我们让机械臂从起始位置(-0.4326,-0.1913,0.0777)运动到目标位 (0.0698,-0.3382,0.9461),具体的数学模型如下:

优化目标:

Energy comsumption =
$$f_3$$
 (5-24)

约束条件:

$$\max(vc_i) \le vc_{max,i} \ i = 1, 2, ..., 6$$
 (5-25)

$$\max(acc_i) \le acc_{max,i} \quad i = 1, 2, ..., 6$$
 (5-26)

粒子群算法(PSO)^[40]是基于种群启发式全局优化方法,极少可能陷入局部 最有,具有结构简单和收敛快的特点。算法的思想启发于野生动物的群体行为。 在粒子群方法中,候选解以粒子的位置进行编码,同时在优化过程中最好的粒子 被保存起来,以指导其他粒子的前进方向。粒子 s 一次优化的步骤如下:

$$W_{i+1}(s) = |randn| (p_{best}(s) - X_i(s)) + |randn| (g_{best} - X_i(s))$$
(5-27)

$$X_{i+1}(s) = X_i(s) + V_{i+1}(s)$$
(5-28)

其中,V_{i+1}(s)是粒子s在第i代的速度,X_{i+1}(s)是粒子s在第i代的位置,|randn| 是通过正态分布产生的一个随机值的绝对值,p_{best}(s)是每个粒子s之前最好的 位置,g_{best}是目前所有粒子中最好的位置。随着迭代次数的增加,粒子间通过保 留并共享它们之前的最优位置进行互相合作并决定最优参数。粒子群算法的实验 结果在图 5-6(a)-(c)z 中展示。从图 5-6 可以看出,图(a)中机械臂末端运动距离比 图(b)中的短,但是图(b)的能量消耗比图(a)的少。另外,图(a)中机械臂末端运动 距离比图(c)中的短,同时图(a)的能量消耗比图(c)的少。这两种情况说明路径长 度取值趋势与能量消耗取值趋势在一定程度上是相反的。但是,能量消耗的值不 会一直随着路径长度的增加而减少。出现这种情况的原因是机械臂在三维环境中 运行需要克服自身的重力。一方面,扭矩力提供加速度给机械臂但是电机不能无 限制地输出扭矩力。另一方面,如果机械臂前期有足够的速度的话,机械臂动能 通过转化为势能协助机械臂克服部分重力。因此,当执行时间固定的情况下,机 械臂末端运动的路径长度越短不一定代表能量消耗越少,即就是说,能量消耗最 少不等价于路径长度最短。



图 5-6 粒子群算法实验结果

5.3.2 路径长度与执行时间

相似的原因同样适合分析执行时间与路径长度的冲突性。由于电机的输出限制,关节的加速度是有限制的。虽然其他类型的电机可以输出更大的扭矩力,但 是会增加机械臂自身的重量。根据牛顿第二定律,力等于质量乘以加速度。因此, 更换其他类型的电机对加速度只产生一点影响。如图 5-7 所示,文献^[30]实验结果 中的路径不是一条直线,而是一条曲线,证明执行时间与路径长度的不一致性, 即就是说,执行时间最短不等价于路径长度最短。



图 5-7 时间最优路径

5.4 本章小结

综合以上分析,二维情况下,能量消耗与执行时间之间不互相独立,存在一定的冲突性。相反,路径长度与其他两个路径指标之间不存在冲突性。三个路径 在二维下的冲突关系可以适用于三维。不同的是,二维环境下,路径长度越短, 其他两个指标也趋于最小。三维情况下,由于机械臂需要克服自身重力并且电机 只能提供一定的扭矩力,能量消耗和执行时间的取值不会一直随着路径长度的减 少而减少。即就是说,能量消耗和执行时间的取值趋势与路径长度取值趋势具有 不一致性,能量消耗最少和执行时间最短不一定等于路径长度最短。

第6章 机械臂路径优化实验及结果

6.1 实验设计

在机械臂路径规划实验中,我们假设机械臂被置于一个3维有障碍物的环境 中完成抓取任务。机械臂需要在要求的位置将物体抓取,并移动到设定的目标位 置。我们的方法是尽可能花费少的计算时间产生一些执行时间较短,能量消耗较 少的路径供机械臂本身选择。在文本中,我们主要针对机械臂路径优化问题提出 两种解决方法,第一种方法是将机械臂路径优化问题分解成两层进行求解,第二 种方法主要是修改机械臂路径优化路径点的编码方式。

6.2 原先的机械臂路径优化方法

在原先的方法中,我们采用一组六维关节状态向量表示机械臂路径优化模型 中机械臂某个时刻的空间位姿。因此自变量在算法编码方式如下(N为中间位姿 状态,不包括起始位姿和目标位姿):

● N个空间位姿表示

 $(q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1, q_5^1, q_6^1, \dots, q_1^N, q_2^N, q_3^N, q_4^N, q_5^N, q_6^N,)$

N+1个时间间隔表示

$(h_1, h_2, \dots, h_{N+1})$

自变量经上述编码后,采用 MOEA/D-CDP 方法进行多目标优化求解,运行 代数 2000 代,种群个数 50 个。实验结果如下:



图 6-1 实验优化结果

抹旦/尚安 基于27-May-2018 18:32:25时间于 performa	ance 生成。			
<u>函数名称</u>	调用次数	总时间	<u>自用时间</u> *	总时间图 (深色条带 = 自用时间)
Main_MOEAD_CDP	1	244824.058 s	29.839 s	
cmop_test>Path	100001	244711.642 s	4.204 s	
path	100050	244707.438 s	233.697 s	
path>collision	2301150	235328.835 s	5061.560 s	
Link>Link.Link	180090000	149991.216 s	54375.960 s	
tb_optparse	210105000	101572.106 s	54105.571 s	
k.SerialLink>SerialLink.SerialLink	30015000	59693.951 s	43791.178 s	-
getfield	4112055000	43565.747 s	43565.747 s	-
joint6	4602300	35702.567 s	3110.879 s	-
joint5	4602300	35579.616 s	3057.259 s	
joint4	4602300	35449.006 s	2993.239 s	

图 6-2 实验运行时间

6.3 基于两层的机械臂路径优化

+ マオ+ 立西

在机械臂路径优化两层求解方法中,我们引入启发式快速扩展随机树算法和 约束多目标优化算法。启发式快速扩展随机树算法能在生成的随机树中找到从初 始位置到目标位置的路径。其中,随机树通过不断地随机采样,快速地朝目标方 向扩展,直至扩展到目标区域。另外,约束多目标算法能同时优化机械臂路径规 划模型中多个目标,并满足动力学约束。

根据上一章节中优化目标冲突性分析可知,能量消耗与执行时间之间不互相 独立,存在一定的冲突性。相反,路径长度与其他两个路径指标之间不存在冲突 性。但是,机器人运动路径的长度会对执行时间和能量消耗的大小产生影响。通 常情况下,二维环境下在构成路径最短的路径点序列上能得到执行时间和能量消 耗的最小值。也就是说,路径长度越短,其他两个指标也趋于最小。与二维情况 不同,三维环境下机械臂需要克服自身的重力,而且机械臂关节的电机输出的驱动力有限。因此,机械臂的路径最短并不意味这执行时间和能量消耗最小。再者,当机械臂路径规划应用到实际生产活动中时,决策者往往关注执行时间和能量消耗两个性能指标。毕竟,执行时间越短意味着效率越高,能量消耗越少意味着成本越低。

基于以上的分析,本文中的路径规划方法是将机械臂模型拆分成两层,具体 的流程如图 6-3 所示。在第一层中,我们将启发式快速扩展随机树方法扩展到 3 维空间,并将之前讨论障碍物碰撞检测方法插入启发式快速扩展随机树方法中。 在给定初始状态和目标状态的情况下,我们将利用启发式快速扩展随机树方法在 关节空间中进行采样,寻找一系列的路径点,这些路径点构成的路径长度接近最 优。在第二层中,我们使用约束多目标进化算法对机械臂路径的执行时间和能量 消耗进行优化。最后,我们使用三次样条插值法拟合各个关节的运动过程。



图 6-3 机械臂路径规划流程图

6.3.1 启发式快速扩展随机树方法

在启发式快速扩展随机树方法中,机械臂的初始状态可以通过电子设备比如 编码器采集。对于机械臂的目标状态,我们可以人为地进行设置。另外,我们也 可以通过机器视觉的方法对机械臂末端在笛卡尔空间的位姿进行确定,再通过机 械臂逆运动学转换到关节空间。根据之前章节可知,机械臂逆运动学会出现多解 的情况。因为我们希望机械臂移动的距离越短越好,所以本文中选择关节总位移 最少的一组关节状态作为目标状态。同时,为了遵循"大关节少运动,小关节多 运动"的原则以减少机械臂能量消耗,我们采用以下方法确定机械臂目标状态, 具体公式如下:

$$\min L = \sqrt{\alpha_i (q_{goal,i} - q_{init,i})} \quad i = 1, 2, \dots, 6$$
(6-1)

其中, α表示各个关节的权重系数,关节权重系数越大表示我们希望该关节移动 更短的距离。这样做的原因是希望负载更重的关节的关节位移越少,这样能减少 机械臂在运动过程中的能量消耗。

一旦确定了机械臂的初始状态和目标状态之后,我们便可以使用启发式快速 扩展随机树方法通过在状态空间不断采样构造一棵从初始状态到目标状态的随 机树。具体算法流程在表 6-2 列出。表 6-1 是对算法流程中各个参数的含义进行 说明。

表 6-1 启发式快速扩展随机树算法参数

47

表 6-2 启发式快速扩展随机树算法流程

1	$T_1 = q_{init}$
2	如果 $Dis(x_{goal}, x_{init}) \leq step$; 是, 转动步骤 9, 否, 转到步骤 3
3	工作空间采样,得到q _{rand}
4	求解q _{near} , q _{near} 满足Dis(q _{near} , q _{rand})最小
5	求解qnew
6	如果 $q_{new} \in S_{free}$; 是,转到步骤7,否,转到步骤3
7	将节点加入随机树, $T_{k+1} = T_k + q_{new}$
8	如果 $Dis(x_{goal}, x_{init}) \leq step$; 是, 转动步骤 9, 否, 转到步骤 3
9	输出路径,结束

在算法流程的步骤 5 中,我们加入目标位置的吸引力产生q_{new},具体产生方式如下:

$$q_{new} = q_{near} + \rho \left(\frac{q_{rand} - q_{near}}{\|q_{rand} - q_{near}\|} + k_{\rho} \frac{q_{goal} - q_{near}}{\|q_{goal} - q_{near}\|} \right)$$
(6-2)

其中, ρ是搜索步长, k_o是目标引力系数。

说明一下, x是一个3维向量, 表示机械臂末端在笛卡尔空间位置信息, q 是一个六维向量, 表示机械臂在关节空间的状态。q可以通过哟正运动学转化为 x。图 6-4 展示了随机树的扩展方向。



图 6-4 随机树扩展方向

图 6-5 显示快速扩展随机树的实验运行结果。从图中可以看出,机械臂将沿着接近弧线的路径运动到目标位置,路径比较符合实际情况。部分的路径点在表 6-3 中列出。





表 6-3 部分时刻路径点

Waypoint	Joint 1	Joint 2	Joint 3	Joint 4	Joint 5	Joint 6
1	0.4928	-1.8067	-1.6863	1.9222	1.5708	1.0780
3	0.3344	-1.6729	-1.4512	2.0764	1.5708	1.2178
6	0.1767	-1.4622	-1.1526	2.2061	1.5708	1.3381
10	0.2346	-1.0129	-0.8472	2.3707	1.5708	1.3567
14	0.2235	-0.6491	-0.1571	2.4259	1.5708	1.4066
18	0.0916	-0.5172	0.5497	2.5095	1.5708	1.4691
20	0.0492	-0.3681	0.9724	2.5446	1.5708	1.5108
22	-0.0156	-0.2384	1.1860	2.5696	1.5708	1.3989
24	0.0259	-0.0968	1.4280	2.6008	1.5708	1.4556

6.3.2 MOEAD-CDP 优化

快速扩展随机树在几何水平搜索初始位置到目标位置的路径点序列,这使得 机械臂运动的路径满足环境约束,能在有障碍物的环境安全地运动。但是,机械 臂在运动过程也需同时满足动力学约束。如图 6-6 所示,我们需要为第一层获得 的路径点序列分配对应的时间间隔序列,进而求解关节运动过程。



为此,我们设计一个以时间间隔序列*h_j j* = 1,2,..,*n*为优化自变量,以动力学为约束的优化模型。另外,执行时间和能量消耗作为优化目标的形式出现在模型中。

Energy consumption =
$$f_3$$
 (6-3)

Running time =
$$f_2$$
 (6-4)

这个模型可以认为是一个带约束的多目标优化问题。根据之前章节介绍可知, 约束多目标进化算法已经成功解决了科学上和工程上的优化问题。这些优化问题 和模型一样存在多个并且互相冲突的目标。本文中,我们采用 MOEA/D 算法, 因为其具有更低的计算复杂度和更好的分布性。同时,我们结合约束处原则(CDP) 对模型进行求解。图 6-7 展示进化算法运行的结果。



图 6-7 MOEA/D 算法实验结果

6.4 基于修改的路径点编码方式的机械臂路径优化

在机械臂路径优化模型中,原先的方法是用一组六维的关节状态向量来表示 路径点。这样在种群的进化过程中,个体进行交叉或变异的操作在本质上是对路 径点本身的位置进行更改,不会影响其他路径点的位置。我们的方法是用一组六 维的关节位移增量,机械臂某个时刻的空间位姿表示成机械臂前一个时刻的空间 位姿加上该时刻关节位移增量。这样在种群的进化过程中,个体进行交叉或变异 的操作对路径点间的关系进行更改,会影响到后续路径点的位置。

● N个空间位姿表示

 $(\Delta q_1^1, \Delta q_2^1, \Delta q_3^1, \Delta q_4^1, \Delta q_5^1, \Delta q_6^1, \dots, \Delta q_1^N, \Delta q_2^N, \Delta q_3^N, \Delta q_4^N, \Delta q_5^N, \Delta q_6^N,)$

● N + 1个时间间隔表示

$$(h_1, h_2, \dots, h_{N+1})$$

自变量经上述编码后,采用 MOEA/D-CDP 方法进行多目标优化求解,运行 代数 2000 代,种群个数 50 个。实验结果如下:



函数名称	调用次数	息时间	<u>自用时间*</u>	总时间图 (深色条带 = 自用时间
Main_MOEAD_CDP	1.	218876.075 s	29.249 s	
cmop_test>Path	100001	218757.532 s	3.824 s	
path	100050	218753.709 s	210.111 s	E
path>collision	2301150	210404.670 s	4558.078 s	K
Link>Link.Link	180090000	133209.901 s	48466.393 s	
tb_optparse_	210105000	90054.552 s	48153.521 s	
k.SerialLink>SerialLink.SerialLink	30015000	54049.372 s	39981.332 s	-
getfield	4112055000	38402.315 s	38402.315 s	
joint6	4602300	31902.917 s	2800.872 s	
joint5	4602300	31802.010 s	2752.597 s	
joint4	4602300	31688.872 s	2702.285 s	
joint3	4602300	31588.829 s	2656.203 s	
joint2	4602300	31462.751 s	2601.930 s	
joint1	4602300	31358.112 s	2536.486 s	
<u>po</u>	2301150	16043.100 s	1364.929 s	

图 6-9 实验运行时间

6.5 实验结果对比

针对原先方法存在的两个不足之处,一是采用多目标优化算法进行多个路径 指标并行优化消耗太多的计算时间,二是由于自变量维度高和采样空间大的特点, 原先的方法收敛性能不大好,很难收敛到最小值。因此,我们提出两种方法。第 一种是机械臂路径优化两层求解方法。在第一层,我们采用启发式快速扩展随机 树方法获取机械臂中间位姿序列,第二层通过分配相邻位姿的运动时间优化整条 路径的时间和能耗。在第二种方法中,我们对优化模型中的机械臂空间位姿的表 示方法进行修改,并采用与原先方法相同的多目标优化算法进行优化求解。

6.5.1 方法1与原先方法比较

优化结果:图 6-10 中红色圆圈代表机械臂路径优化问题两层求解方法优化结果,蓝色圆圈是原先方法优化结果。

运行时间:机械臂路径优化问题两层求解方法耗费 10017 秒,原先方法耗费 244824 秒。



图 6-10 实验结果对比

从优化结果可以看出,机械臂路径优化问题两层求解方法不如原有的方法, 主要原因是机械臂执行路径的能量消耗和执行时间受到机械臂空间位姿序列的 影响,并且机械臂在三维空间运动时能量消耗最小和执行时间最少并不等价与机 械臂执行路径最短。机械臂路径优化问题两层求解方法在第一层获得的机械臂空 间位姿序列会影响到能量消耗和执行时间,使得这两个目标无法收敛到最小。因 此,如何选取好的机械臂空间位姿序列是未来工作的方向。但从运行时间看,机 械臂路径优化问题两层求解方法远远少于原有的方法,减少24倍的运行时间。

6.5.2 方法 2 与原先方法比较

优化结果:图 6-11 中红色圆圈代表自变量编码方式改进的机械臂路径优化问题求解方法优化结果,蓝色圆圈是原先方法优化结果(两个模型都是采用 MOEA/D-CDP 方法进行多目标优化求解,运行代数 2000 代,种群个数 50 个)。



从优化结果可以看出,自变量编码方式改进的机械臂路径优化问题求解方法 在收敛性上优于原先的方法。出现这种情况主要原因在进化过程中,个体进行交 叉或变异的操作对空间位姿状态间的关系进行更改,会影响到后续机械臂的空间 位姿状态。从整个进化过程看,这种操作提高机械臂空间位姿状态变化的次数, 有利于个体跳出不可行区域,加快收敛。

6.6 本章小节

本章主要针对机械臂路径优化问题提出两种解决方法,第一种方法是将机械 臂路径优化问题分解成两层进行求解。在第一层,我们采用启发式快速扩展随机 树方法获取机械臂中间位姿序列,第二层通过分配相邻位姿的运动时间优化整条 路径的时间和能耗。由于机械臂执行路径的能量消耗和执行时间受到机械臂空间 位姿序列的影响,使得优化结果略逊于原先方法,但运行时间比原先的方法缩短 将近 24 倍的时间。

第二种方法主要是修改机械臂路径优化模型中路径点在算法中的编码方式。 从优化结果看出自变量编码方式改进的机械臂路径优化问题求解方法在收敛性 上优于原先的方法。

总的来说,本文提出得方法都对原先方法中计算时间消耗过大和收敛性不好 得不足之处都做了相应的改善。

第7章 总结与展望

7.1 结论

随着机器人应用领域的不断扩展,机器人需要完成的任务和面对的环境将越 来越复杂。路径规划是实现机械臂在实际领域应用必不可少的一部分。根据应用 场景的不同,使用者关注执行路径的指标往往也不尽相同。对于机械臂路径优化, 主要从路径长度、能量消耗、执行时间、安全性以及加速度等几方面进行考虑。 本文在分析路径指标在实际领域中重要性的基础上,选取能量消耗以及执行时间 为两个优化目标。

本文研究的重点是结合路径规划算法与智能优化算法对机械臂末端的执行 路径进行规划和优化。以机械臂运动学和动力学理论研究为基础,以机械臂路径 的中间路径点以及相邻两路径点的时间间隔为研究变量,以能量消耗和执行时间 为优化目标,加入动力学约束和环境约束,以能量消耗和执行时间为优化目标, 加入动力学约束和环境约束。本文提出两种新的方法。第一种是利用启发式快速 扩展随机树算法和带约束的多目标进化算法对机械臂末端的执行路径进行优化, 实现能量消耗较少和执行时间较短。第二种方法中,我们对路径点的表示方法做 了修改并采用带约束的多目标进化算法进行目标优化。本文中用于研究对象的机 械臂是 UR5(Universal Robot 5)机械臂,论文完成主要研究工作如下:

UR5 机械臂进行运动学建模。结合机械臂基本知识,建立连杆坐系,求出 D-H 参数表。基于连杆坐标系及 D-H 参数表,求解机械臂的正逆运动学。再者,对机械臂动力学进行建模求解关节扭矩力。

描述机械臂路径优化问题。在满足动力学约束和环境约束下,规划路径长度 较短、能量消耗较少以及执行时间较短的路径。首先,通过分析机械臂状态在笛 卡尔空间和关节空间的优劣,确定机械臂状态的表示方法。再者,将机械臂连杆 近似为圆柱体,障碍物近似为半径不同的球体集合,并利用球心到轴线的距离判 断碰撞情况。最后,结合机械臂的传动系统,建立机械臂路径规划模型的动力学 约束。

优化目标冲突性分析。将本文中的三个路径指标----路径长度、能量消耗以 及执行时间两两分成一组进行目标间的冲突性。每一组目标组合通过目标函数分 析和实验两个角度分析目标间的冲突性,以及目标取值趋势关系。

介绍本文提出两种方法,并与原有方法进行对比。第一种方法是基于优化目标间冲突性的分析结果,将机械臂路径规划模型拆分成两层。第一层在关节空间采用快速扩展随机树算法获取从初始状态到目标状态的关节状态(路径点)序列。 第二层是在第一层获取的路径点序列的基础上,使用带约束的多目标进化算法对路径的能量消耗和执行时间两个目标优化,并满足于动力学约束。在第二种方法中,我们对路径点的表示方法做了修改并采用带约束的多目标进化算法进行目标优化。

7.2 展望

本文中提出的路径规划模型是带约束的多目标优化问题,并且优化自变量的 维度非常高。如果直接用智能优化算法求解,那将会耗费大量计算时间并且很难 得到好的解集。虽然本文应用路径规划算法和智能优化算法两种算法的结合到机 械臂执行路径规划和优化中,也达到了初步目的,减少路径规划的时间,找到路 径长度较短,能量消耗较少,执行时间较短的路径。然而在这个过程中仍然存在 许多不足和需要改进的地方。例如,针对路径长度与执行时间和能量消耗的不一 致性,如何选取较优的路径点序列。也就是说,3维空间下的路径规划,机械臂 需克服自身重力导致路径长度越小不一定意味能量消耗和执行时间越小。另外, 如何进一步减少规划的时间,加大应用于实际开发的可能性。因此,根据上面描 述的这些不足以及机械臂路径优化工作的发展趋势来描述一下未来的展望:

1)复杂化机械臂路径优化模型,可以从几方面着手:一是融合机械臂在实际环境运动的情况,对机械臂路径优化模型进行改进,使其更贴近实际情况,这样优化得到的路径更具实际意义。二是增加约束,比如最大转角约束,加速度变化约束等,使规划的路径易于控制与跟踪。三是改进障碍物的表示方法,尽量不牺牲工作空间,使路径规划方法能移植到狭窄空间内。

2)3 维空间下的路径规划,机械臂需克服自身重力导致路径长度越小不一 定意味能量消耗和执行时间越小。选取路径点序列变得至关重要。主要解决方法 有以下几种:一是分析3 维空间下路径长度与其他两目标的取值趋势关系,研究 新的路径点产生方法;二是利用不同方法产生多组路径点序列,并利用并行计算 同时优化能量消耗和执行时间。三是对已产生的路径点给个小范围的浮动修改。

3)目前机械臂路径优化方法通过建立数学模型进行求解,后期需要将规化 得到的路径移植到实际环境中进行测试,使其运动过程中各个时刻的运动状态位 于可控范围。

4)虽然本文的方法减少路径的规划时间,但仍然没达到期望,后期进一布 缩短路径规划时间,比如采用硬件加速等方法。

5)本文的方法是在静态环境中进行路径规划,后期应该对方法进行改进使 其适应环境的变化。另外,由于机械臂无法看清全部环境,后期应研究如何让机 械臂实现在线规划。

6)将机械臂路径规划方法与机器视觉相结合。一方面,机器视觉可以识别环境中障碍物的形状和获取位置信息。另一方面,机器视觉可以获取末端抓取姿态。

参考文献

- C. Zheng, L. Li, F. Xu, F. Sun, and M. Ding, "Evolutionary route planner for unmanned air vehicles," IEEE Transactions on Robotics, 2005, vol. 21, no. 4, pp. 609–620.
- [2] E. Besada-Portas, L. de la Torre, M. Jesus, and B. de Andrs-Toro, "Evolutionary trajectory planner for multiple uavs in realistic scenarios," IEEE Transactions on Robotics, 2010, vol. 26, no. 4, pp. 619–634.
- [3] Y. V. Pehlivanoglu and A. Hacioglu, "Vibrational genetic algorithm based path planner for autonomous uav in spatial data based environments," IEEE International Conference on Recent Advances in Space Technologies, June, 2007.
- [4] P. Abichandani, G. Ford, H. Y. Benson, and M. Kam, "Mathematical programming for multivehicle motion planning problems," IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Minnesota, USA, May, 2012.
- [5] A. Dobson and K. E. Bekris, "Sparse roadmap spanners for asymptotically near-optimal motion planning," The International Journal of Robotics Research, 2014, vol. 33, no. 1, pp. 18–47.
- [6] J. P. V. D. Berg and M. H. Overmars, "Roadmap-based motion planning in dynamic environments," IEEE Transactions on Robotics, 2005, vol. 21, no. 5, pp. 885–897.
- [7] R. V. Cowlagi and P. Tsiotras, "Multiresolution motion planning for autonomous agents via wavelet-based cell decompositions," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2012, vol. 42, no. 5, pp. 1455–1469.
- [8] Y. K. Hwang and N. Ahuja, "A potential field approach to path planning," IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1992, vol. 8, no. 1, pp. 23–32.
- [9] L. E. Kavraki, P. Svestka, J. C. Latombe, and M. H. Overmars, "Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces," IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, vol. 12, no. 4, pp. 566–580.
- [10] S. M. LaValle, "Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning," 1998.
- [11] J. J. Kuffner and S. M. LaValle, "RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning," in IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2000, Vol. 2, pp. 995–1001.
- [12] D. Devaurs, T. Simon, and J. Corts, "Optimal path planning in complex cost spaces with sampling-based algorithms," IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2016, vol. 13, no. 2, pp. 415–424.
- [13] P. Raja and S. Pugazhenthi, "Optimal path planning of mobile robots: A review," International Journal of Physical Sciences, 2012, vol. 7, no. 9, pp. 1314–1320.

- [14] F. Ahmed and K. Deb, "Multi-objective optimal path planning using elitist non-dominated sorting genetic algorithms," Soft Computing, 2013, vol. 17, no. 7, pp. 1283–1299.
- [15] J. J. Kim and J. J. Lee, "Trajectory optimization with particle swarm optimization for manipulator motion planning," IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, vol. 11, no. 3, pp. 620–631.
- [16] G. Berselli, F. Balugani, M. Pellicciari, and M. Gadaleta, "Energy-optimal motions for servosystems: A comparison of spline interpolants and performance indexes using a cad-based approach," Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2016, pp. 55–65.
- [17] M. S. Huang, Y. L. Hsu, and R. F. Fung, "Minimum-energy point-to-point trajectory planning for a motor-toggle servomechanism," IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2012, vol. 17, no. 2, pp. 337–344.
- [18] S. Liu and D. Sun, "Minimizing energy consumption of wheeled mobile robots via optimal motion planning," IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, vol. 19, no. 2, pp. 401– 411.
- [19] H. Liu, X. Lai, and W. Wu, "Time-optimal and jerk-continuous trajectory planning for robot manipulators with kinematic constraints," Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, vol. 29, no. 2, pp. 309–317.
- [20] S. Kucuk, "Optimal trajectory generation algorithm for serial and parallel manipulators," Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2017, pp. 219–232.
- [21] K. Baizid, A. Yousnadj, A. Meddahi, R. Chellali, and J. Iqbal, "Time scheduling and optimization of industrial robotized tasks based on genetic algorithms," Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2015, pp. 140–150.
- [22] D. Costantinescu and E. A. Croft, "Smooth and time-optimal trajectory planning for industrial manipulators along specified paths," Journal of robotic systems, 2000, vol. 17, no. 5, pp. 233– 249.
- [23] O. Dahl, "Path-constrained robot control with limited torques experimental evaluation," IEEE transactions on robotics and automation, 1994, vol. 10, no. 5, pp. 658–669.
- [24] S. Ramabalan, R. Saravanan, and C. Balamurugan, "Multi-objective dynamic optimal trajectory planning of robot manipulators in the presence of obstacles," The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, vol. 51, no. 5-6, pp. 580–594.
- [25] P. Yang and K. Tang, "Path planning for single unmanned aerial vehicle by separately evolving waypoints," IEEE Transactions on Robotics, 2017, vol. 48, pp. 219–232.
- [26] M. W. Spong, S. Hutchinson, and M. Vidyasagar, Robot modeling and control, 1st ed. John Wiley and Sons, Inc., 2006.
- [27] N. J. Cowan, "Me 530.646 lab 4: Inverse kinematics."
- [28] J. Y. Luh and C. S. Lin, "Optimum path planning for mechanical manipulators," Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1981, vol. 103, no. 2, pp. 142–151.

- [29] R. Menasri, A. Nakib, B. Daachi, H. Oulhadj, and P. Siarry, "A trajectory planning of redundant manipulators based on bilevel optimization,", Applied Mathematics and Computation, 2015, pp. 934–94.
- [30] Z. Shiller and S. Dubowsky, "Global time optimal motions of robotic manipulators in the presence of obstacles," IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 1988.
- [31] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. A. M. T. Meyarivan, "A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: Nsga-ii," IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, vol. 6, no. 2, pp. 182–197.
- [32] Q. Zhang and H. Li, "Moea/d: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition," IEEE transactions on evolutionary computation, 2007, vol. 11, no. 6, pp. 712– 731.
- [33] K. Deb, "An efficient constraint handling method for genetic algorithms," Computer methods in applied mechanics and engineering, 2000, vol. 186, no. 2, pp. 311–338.
- [34] Runarsson, T. P., and Yao, X., "Stochastic ranking for constrained evolutionary optimization," IEEE Transactions on evolutionary computation, 2000, 4(3), pp. 284-294.
- [35] Runarsson, T. P., and Yao, X., "Search biases in constrained evolutionary optimization," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2005, 35(2), pp. 233-243.
- [36] Takahama, T., & Sakai, S., "Constrained optimization by applying the/spl alpha/constrained method to the nonlinear simplex method with mutations," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(5), 437-451.
- [37] 王滨, 金明河, 谢宗武, 等.基于启发式的快速扩展随机树路径规划算法[J].机械制造, 2007, 45 (12) : 1-4
- [38] Kuffner, J. J., and LaValle, S. M., "RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning," IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2000, Vol. 2, pp. 995-1001.
- [39] LaValle, S. M., and Kuffner Jr, J. J., "Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects," 2000.
- [40] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Netw., 1995, vol. 4, pp. 1942–1948.
- [41] N. D. Ratliff, M. Zucker, J. A. Bagnell, and S. S. Srinivasa, "CHOMP: Gradient optimization techniques for efficient motion planning," in Proc. IEEE Conf. Robot. Autom., 2009, pp. 489– 494.
- [42] A. D. Dragan, N. D. Ratliff, and S. S. Srinivasa, "Manipulation planning with goal sets using constrained trajectory optimization," in Proc. IEEE Conf. Robot. Autom., 2011, pp. 4582–4588.
- [43] M. Zucker et al., "CHOMP: Covariant hamiltonian optimization for motion planning," Int. J. Robot. Res., 2013, vol. 32, no. 9–10, pp. 1164–1193.
- [44] M. Kalakrishnan, S. Chitta, E. Theodorou, P. Pastor, and S. Schaal, "STOMP: Stochastic trajectory optimization for motion planning," in Proc. IEEE Conf. Robot. Autom., 2011, pp. 4569–4574.
- [45] Zhou, L., Bai, S., and Hansen, M. R., "Design Optimization on the Drive Train of a Light-Weight Robotic Arm," Mechatronics, 2011, vol. 21, pp. 560-569.
- [46] Castillo, O., Trujillo, L., and Melin, P., "Multiple objective genetic algorithms for pathplanning optimization in autonomous mobile robots," Soft Computing, 2007, 11(3), pp. 269-279.
- [47] Roberge, V., Tarbouchi, M., and Labonté, G., "Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning," IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1), 132-141.
- [48] Cui, S. G., Wang, H., & Yang, L., A "simulation study of A-star algorithm for robot path planning," In 16th international conference on mechatronics technology, 2012, . pp. 506-510.
- [49] Salzman, O., and Halperin, D., "Asymptotically near-optimal RRT for fast, high-quality motion planning," IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(3), pp. 473-483.
- [50] Ma, C., Zhang, Y., Zhao, Q., and Bai, K., "6R Serial Manipulator Space Path Planning Based on RRT," IEEE International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), August 2016, Vol. 2, pp. 99-102.
- [51] Ju, T., Liu, S., Yang, J., and Sun, D., "Rapidly exploring random tree algorithm-based path planning for robot-aided optical manipulation of biological cells," IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 11(3), 649-657.
- [52] M. W. Spong, S. Hutchinson, and M. Vidyasagar, Robot modeling and control, 1st ed. John Wiley and Sons, Inc., 2006.
- [53] Gravdahl J T. Force Estimation in Robotic Manipulators: Modeling, Simulation and Experiments[J]. 2014.

致 谢

光阴如梭,三年的岁月稍纵即逝,在这凤凰花盛开之际,回首过去的时光,时而喜悦,时而惆怅,在汕头大学三年研究生的生涯收获颇多,有幸结识许多良师益友,在者离别之际,向所有帮助过我的人献上最诚挚的谢意!

首先衷心感谢母校的培育之恩,汕大坚持将每一个学子培养成"有志、有识、 有恒、有为"的汕大人,以精英教育为教育方式,注重对每一位学生个人能力的 培养,并提供了广阔的平台和资源。还有安静恬美的校园环境让人潜心学习。

另外,还要感谢老师的教育之恩,在此要感谢我尊敬的范衠老师和崔岩老师, 是他们引领我走上学术的道路,学到很多的专业知识,并进入人工智能和机器人 领域。在老师的细心教导下,我丰富了专业知识,开阔了视野。从选题立题,实 验设计与实现,到论文撰写都凝结老师的心血和结晶。范衠老师和崔岩老师同时 是我人生的导师,他们严谨的学术态度,严格的自我要求,是我人生道路中非常 重要学习的榜样。每次组会老师都会教给我们一些研究方法,每次讨论老师指出 思考方面的不足,不断督促我提高思辨能力和表达能力。同时感谢电子系其他老 师们,他们的课程给我的研究提出了宝贵的意见及建议。

感谢我们团队的所有成员,在广东省图像数字信号处理重点实验室和人工智能和机器人实验室里的朝夕相处的日子,大家一起发现问题,一起探讨,一起解决问题,让我学到了更多的知识,拓宽了我的思维,并形成了团结合作的良好学风,更在研究上给我极大的灵感与帮助,在此我要特别的感谢李文姬、肖杨等师兄姐给我学术上的指导,和生活方面的帮助,感谢方毅、李中兴同门的合作和帮助,感谢师弟对我的工作支持。虽然即将要分离,却留下了满满美好的回忆,永生难忘。

最后,深深感谢父母的养育之恩,非常感谢你们提供给我一个自由的环境, 让我做我喜欢的事。虽然你们不了解我的学术研究,但你们总是无条件的支持, 在我困惑的时候,你们始终是我坚强的后盾。同时感谢亲戚朋友对我的鼓励和支持,促使我越来越上进。

我怀揣着深深的感激之情,感谢所有关心与帮助过我的人,谢谢你们!

附 录

攻读硕士学位期间主要的工作成果

1、Y. Xiao, Z. Fan, W. Li, S. Chen, L. Zhao and H. Xie, "A Manipulator Design Optimization Based on Constrained Multi-objective Evolutionary Algorithms," 2016 International Conference on Industrial Informatics - Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII), Wuhan, 2016, pp. 199-205.