

移动机械臂运动规划方法研究综述

王相虎, 王宪伦, 武庆松

(青岛科技大学 机电工程学院, 山东 青岛 266061)

摘要: 随着机器人技术发展, 移动机械臂广泛应用在智能制造、家庭服务、农业采摘和疫情防护等领域; 开展移动机械臂运动规划方法研究有利于扩展其应用场景、提升其工作能力, 具有重要的学术研究意义和社会实际应用价值; 首先介绍了移动机械臂的相关理论, 并阐述其运动学建模方法; 在此基础上, 对现阶段移动机械臂的运动规划方法研究成果分类综述; 根据底层数据结构与算法思想的不同, 分为基于采样、基于搜索、基于优化和基于学习的规划方法进行综述; 根据是否进行整体规划, 分为解耦规划和协调规划进行综述; 最后, 对移动机械臂运动规划未来发展趋势和研究方向作出探讨和展望。

关键词: 移动机械臂; 运动学建模; 运动规划; 解耦规划; 协调规划

Review of Motion Planning Methods for Mobile Manipulators

WANG Xianghu, WANG Xianlun, WU Qingsong

(College of Electromechanical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: With the development of robotic, mobile manipulators are widely used in the fields of intelligent manufacturing, family service, agricultural picking, and epidemic protection and so on. research on the motion planning method for mobile manipulators is carried out, it is suitable for improving its application scenarios and enhancing its working capabilities which is of important academic research significance and social practical application value. Firstly, the relevant theories of mobile manipulators are introduced, and its kinematic modeling method is elaborated. On this basis, the research results of motion planning methods of mobile manipulators at the present stage are categorized and reviewed. According to the different underlying data structures and algorithmic ideas, this review is classified into the sampling-based, search-based, optimization-based, and learning-based planning methods; Based on whether the overall planning is carried out or not, the review is classified into the decoupled planning and coordinated planning. Finally, the future development trend and research direction of mobile manipulator motion planning are discussed and orospectd.

Keywords: mobile manipulator; kinematic model; motion planning; decoupled planning; coordinate planning

0 引言

2023年1月19日, 工信部等17个部门联合印发了《“机器人+”应用行动实施方案》, 方案明确指出, 2050年时数字工厂机器人密度将会比2020年时的数字工厂机器人密度翻一番, 机器人对经济高质量发展的拉动作用大大增强。目前, 疫情后制造业对机器人的用工需求增长, 家庭服务方面、医疗行业方面也有待机器人发挥功用, 再加上国家政策的扶持, 机器人行业有望迎来一个高速发展的新阶段^[1]。

随着机器人技术的快速发展和智能化应用领域的扩展, 传统固定基座的机械臂已经无法满足当前复杂的作业工况与作业任务。移动机械臂 (Mobile Manipulator) 凭借其具有移动平台的移动特性和机械臂的可操作特性, 广泛应用于家庭服务、数字工厂、疫情防护和农业采摘等方面, 逐渐成为机器人领域研究热点^[2]。

移动机械臂主要依靠运动规划提供导航路线和关节运

动来执行相应的任务。运动规划方法充当着机器人的大脑, 指导机器人自主地移动到用户所设定的工作区域进行抓取等操作^[3]。例如, 规划方法可为机器人提供能源消耗最小的路线, 或者在未知环境辅助机器人试探周围情况, 亦或是实现多个机器人的协同运动规划。

移动机械臂是具有复杂动力学约束和高自由度运动学的系统。在大多数情况下, 移动机械臂由于自由度较高, 其运动学往往是冗余的。这种冗余使得系统在复杂环境下运行时具有灵活性, 但由于逆运动学问题存在无穷多个解, 使得规划过程变得复杂^[4]。此外, 移动平台相对于机械臂具有更高的惯性, 动力学特性与机械臂之间存在显著差异。与此同时, 这两个系统是强耦合的, 存在着较多的动力学约束, 这使得运动规划问题变得更加复杂。

基于上述背景知识, 本文对移动机械臂的相关理论、运动学建模和运动规划相关的研究进展进行综述, 并对其发展趋势探讨展望。

收稿日期: 2023-10-12; 修回日期: 2023-11-10。

基金项目: 国家自然科学基金(51105213)。

作者简介: 王相虎(1998-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 王宪伦(1978-), 男, 博士, 副教授。

引用格式: 王相虎, 王宪伦, 武庆松. 移动机械臂运动规划方法研究综述[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(11): 1-8, 17.

1 国内外研究现状

1.1 国外研究现状

由于国外机器人技术的研究起步较早,工业水平较为发达的西方国家已经开始了移动机械臂的研究等工作。美国宇航局开始利用移动机械臂进行外太空探索,并于 2014 年发射了“勇气号火星漫游车”,它是人类首次在火星着陆的轮式机器人漫游车,在 3 个月的工作时间里向地球传送了大量照片和科研数据^[5]。

移动机械臂首先应用在工业上是 2013 年汉诺威工业博览会上,KUKA 公司展示了一款基于麦克纳姆轮的移动机械臂 KUKA Moiros,虽然其体积较为巨大,但是它可以灵活地规划移动平台和机械臂^[6]。2019 年,美国波士顿动力公司推出用于工业码垛的双足轮式移动机械臂物流机器人 Handle。它的双足均采用轮式移动方式,两只腿可以跳跃,并巧妙地利用“移动尾巴”在狭窄空间下保持平衡,头部的视觉系统实现导航与精准定位^[7]。

为了帮助人们解决日常生活中繁复的劳动,移动机械臂开始应用于生活服务中。2006 年,英特尔匹兹堡实验室开发了一款名为“Herb”的移动机械臂,它能为人类提供倒水、端菜、收拾桌椅等服务^[8]。2010 年,具有里程碑意义的 PR2 移动机械臂正式面世,它具有全向移动底盘,两个机械臂,两个手爪和激光测距仪,手爪配有压力传感器,并配有 ROS 这个强大的平台,强大的软硬件配置使其能够完成诸如取放物品、叠衣服等日常事务^[9]。

1.2 国内研究现状

国内移动机械臂发展较晚,研究水平、制造水平和设备水平普遍上都比较低,与国外的一些大学和研究机构还有很大的一段差距。为了适应现代智能工厂柔性化生产的需,国内的学者在移动机械臂方面也取得了不少成果。中国首个月球探测车“玉兔”号于 2014 年由娥三号送入月球,该机器人采用了 6 个车轮的轮式移动平台,机械臂用来获取月球表面岩石样本信息^[10]。

文献 [11] 开发了一款农业果蔬采摘移动机械臂,其搭载 5 自由度机械臂和轮式移动平台,它利用视觉系统来识别果蔬,再通过移动平台和机械臂的协作完成采摘任务。文献 [12] 采用轮式移动平台、两个机械臂及两个 CCD 摄像机构建了移动双臂机器人,采用深度相机和激光雷达进行物体定位,该机器人系统可以实现在复杂环境中进行服务作业,能独立进行较为复杂的室内抓取工作。

国内的很多机器人企业,如亿嘉和、新松和海康威视等也开发了一些复合移动机械臂,能够快速、高精度地完成分拣、装配和码垛等移动操作^[13]。

从目前国内外的研究现状来看,加入到移动机械臂研究的科研院所机构不断增加,移动操作臂的技术正迅速地发展,并且,随着机器人技术的进步、各种传感器的应用,移动操作臂将会变得更加智能化,也会进入到我们生活和生产中的每一个领域,成为我们的一个强大帮手。

2 移动机械臂概述

移动机械臂是将机械臂安装在移动平台上所构建的机器人系统。由 Kinova MICO² 六自由度轻量型机械臂和 Ewaybot Tyran 移动机器人平台组合而成的移动机械臂的结构模型如图 1 所示。



图 1 移动机械臂

机械臂尽管具有较强的操作能力,但其基座必须固定在某个位置,因而须被限制在可操作区域内进行工作^[14]。移动平台虽然具有广泛的移动能力,但缺乏操作能力。通过将机械臂的操作能力和移动平台的移动能力相融合,弥补了两者的不足,使移动机械臂实现了“1+1>2”的效果。

机械臂可以固定的可移动载体较多,大体分为海陆空 3 类——地面移动机械臂、水下机械臂和空中机械臂,如图 1~3 所示。



图 2 美国 VideoRay 公司的水下机械臂系统



图 3 日本 Prodrone 公司的无人机机械臂

在以上 3 类载体中, 地面移动平台的应用较多。根据驱动方式的差异可划分为轮式移动平台、履带式移动平台与足式移动平台等。各种移动平台的特性如表 1 所示。被使用最多的轮式移动平台按照系统运动学特性又可以分为两种类型——非完整 (Non-Holonomic) 移动平台与完整 (Holonomic) 移动平台。非完整移动平台是指运动受到非完整约束的移动机器人, 它可以实现地面上的平移和转动, 但是两者之间是相关的, 不能在同一时间内产生向任意方向的运动, 如阿克曼移动底盘和差速移动底盘。完整移动平台则不受到非完整约束的影响, 这种移动机器人又被称为全向移动机器人 (Omnidirectional Mobile Robot), 可以实现任意方向运动, 如带有麦克纳姆轮的移动底盘。全向移动机器人的灵活性和机动性远远优于非完整移动机器人, 特别适用于狭窄拥挤且非结构化的复杂环境中^[15]。

表 1 移动平台的特性

平台类型	优点	缺点
轮式	适应性强	悬挂性差
	移速快	越障困难
	移动稳定	受路面影响
履带式	地面通过性强	能耗较高
	平衡性好	维护成本高
	载重能力强	移动速度慢
足式	机动性强	设计成本高
	越障容易	稳定性差

移动机械臂通常具有九个 (移动平台 3 个自由度和机械臂 6 个自由度) 或者更高的自由度, 使得移动机械臂在运动学上具有冗余特性。由于高自由度的冗余性带来了更高的灵活性和可操作性, 使移动机械臂这种高自由度的机器人系统能广泛应用在数字工厂、家庭服务、康复和医疗行业、军事以及宇宙空间探索等领域^[16]。

3 移动机械臂运动学建模

机器人运动学建模是移动机械臂机器人实现运动规划控制的基本问题。目前机器人运动学建模的方法包括标准的 D-H 参数法、改进的 D-H 参数法、基于指数积 (PoE) 的方法、螺旋理论法和对其四元数法等^[17]。作为最典型的方法, 标准的 D-H 参数法和改进的 D-H 参数法都是基于齐次变换矩阵的, 但是二者在矩阵的描述上有很大的不同。两种方法的差异主要是连杆坐标系建立位置与坐标变换顺序不同。

移动机械臂的运动学建模包括移动平台建模和机械臂建模两部分。就移动平台而言, 将移动平台视为两个平移关节加一个旋转关节, 而在运动学建模中加入非完整约束, 建立移动平台的运动学模型。对于机械臂, 实际应用中已然成功研发设计了多种成熟的机械臂, 包括 UR 系列机器人、KUKA LBR 系列机器人、Jaco 机械臂等。采用该方法建立关节连杆模型如图 4 所示。文献 [18] 分别采用 D-H 法和非完整约束对多自由度串联机械臂和移动轮椅平

台进行建模, 研究了轮式驱动移动机械臂的运动学方程。与此方法相同, 文献 [19] 建立了由 Emika Franka Panda 机械臂和 Pal Tiago 移动机器人组成的移动机械臂的运动学方程并进行了分析, 并在 ROS 中进行仿真实验, 实验结果表明该建模方法能够很好地处理移动机械臂的运动学问题。

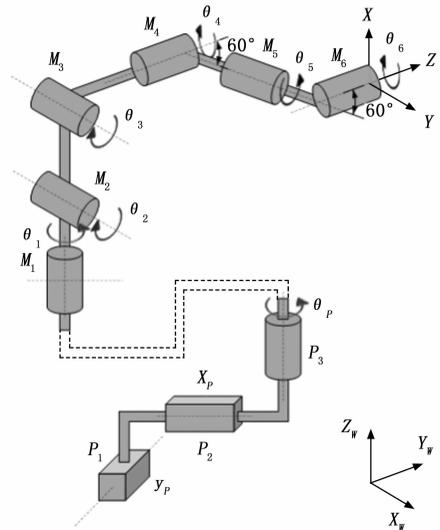


图 4 移动机械臂运动学模型

文献 [20] 根据 D-H 参数法提出了一种考虑物理结构的运动学建模方法, 该方法将关键点和坐标系添加到一些无法基于经典方法对物理结构进行建模的组件中, 使得加入关键点技术所建立的运动学数学模型与移动机械臂的实际结构相似, 方便于自碰撞和避障等相关方面研究。

文献 [21] 提出了一种基于指数积的移动机械臂运动学建模方法, 仅需给定基坐标系、各关节旋转轴的正方向和末端执行机构坐标系, 无需考虑繁琐的中间关节坐标系, 尽管需要更多的参数, 但比 D-H 参数法具有更直观的物理意义, 简化了运动学与微分运动学的建立。

随着数学理论的快速发展, 文献 [22] 成功建立了基于对偶四元数的移动机械臂运动学模型, 以降低计算复杂度。但对偶四元数方法理论并不完备, 目前尚处于研究阶段。因此, 以标准的 D-H 参数法和改进的 D-H 参数法为基础的建模方法仍是当今移动机械臂运动学建模过程中的主要方法。

4 移动机械臂运动规划方法

移动机械臂系统的运动规划通过不发生碰撞的方式从一个起始构形到一个目标构形。运动规划过程中, 移动机械臂既需要满足自身物理约束, 如关节极限, 又受到用户需要的约束限制, 如能耗最小^[23]。

4.1 移动机械臂系统的运动规划分类

根据底层数据结构和算法思想的不同, 移动机械臂系统运动规划方法可分为 4 类: 基于采样的运动规划方法、基于搜索的运动规划方法、基于优化的运动规划方法和基

于学习的运动规划方法。

4.1.1 基于采样的运动规划方法

移动机械臂基于采样的运动规划方法是一种常用的运动规划方法,其基本思想是在机械臂和移动平台的构形空间(Configuration Space, C 空间)中随机采样,并对采样点进行筛选和优化,最终生成机械臂和移动平台的运动规划^[24]。

对于移动机械臂系统,其构形空间往往是高维的,状态空间(State Space)中存在大量的变量。在机器人学中,要为这样的高自由度系统进行运动规划,必须在构形空间确定一条可行的路径。当在这样的高维空间中进行规划时,基于采样的运动规划方法极具优势,其原因在于采样是维数不变的。流行的基于采样的运动规划方法的典型算法有概率路线图(PRM, probabilistic road map)、快速扩展随机树(RRT, rapidly-exploring random trees)和其变体等^[25]。

与基于离散搜索的运动规划方法相比,基于采样的运动规划方法计算速度大大提升,能在更短时间获得更好的结果。文献[26]将 Informed RRT 和 Bidirectional RRT * 相结合为新算法 Bidirectional Informed RRT *,并在满足所有期望约束的复杂移动操作问题环境下试验验证,其结果表明该方法能在更短时间内快速生成一条初始路径。文献[27]在 Bidirectional RRT * 基础上提出 HS-Bi-RRT 算法,该算法在对狭窄环境下移动机械臂的运动规划分析验证中表明可将路径的计算速度提高约 5 倍,计算成功率提高约 10 倍。

文献[28]提出的多模态和分层优化的规划器在不确定因素下为复杂环境中的移动机械臂生成可行的运动轨迹是卓有成效的。该规划器基于移动平台位姿的不确定性分别对移动平台和机械臂的运动进行规划。文献[29]使用单独的路线图对移动平台和机械臂进行规划。当需要协调机械臂和移动平台的运动时,运动规划的方法则不能直接使用该方法。

基于采样的运动规划方法还可以通过将人工势场法(APF, artificial potential field)融入 RRT 的方法中进行采样,文献[30]通过对势场进行梯度下降的方法,将随机样本移向目标点,然后将所得配置用作 RRT * 的随机样本。该方法可用于高自由度系统,如杂乱环境中的移动机械臂。

移动机械臂基于采样的运动规划算法是该领域最活跃的研究方向之一。此外,还涉及到一些挑战性问题,如如何提高搜索效率,如何处理运动约束,如何避免碰撞等,这些问题也成为了该领域的研究热点。

4.1.2 基于搜索的运动规划方法

移动机械臂基于搜索的运动规划方法是将自由空间分成多个离散化的空间点,并在这些点之间建立连接,形成一个图形路线图,而后在该路线图中搜索机械臂和移动平台的路径。该应用中流行的基于搜索的运动规划方法的典型算法有 A * 算法、Dijkstra 算法和其变体等^[31]。

基于离散搜索的规划方法与图搜索方法一起使用,有望用于移动机械臂等高自由度机器人系统的运动规划。这

些方法计算结果是全局最优路径,但需要大量的计算时间。因此,使用该方法需要使用搜索空间缩减方法^[32]。使用启发函数能解决空间缩减问题,启发式算法通常针对特定问题,并在基于搜索的算法中精心设计。文献[33]提出使用信息量大但计算速度快的基于启发式搜索的运动规划方法,以及使用 ARA * 搜索,该方法确实有效地处理了移动操作的高维度运动规划问题。研究人员一直致力于同时使用多种启发式方法来减少启发式设计和搜索收敛时间。文献[34]开发了一种多启发式 A * (MHA *) 算法,该算法结合了每种启发式的优点,它使用单独的启发式方法以结构化的方式遍历多个搜索,并为每个搜索维护单独的优先级队列。此外,文献[35]还提出强化学习启发式 A * (RLHA *) 算法,它采用人工神经网络作为学习启发式函数来密切估计最优成本,同时实现有界的次优路径。

基于搜索的算法可用于寻找移动机械臂等高自由度机器人系统的运动规划解决方案,方案往往是分辨率最佳的。文献[36]提出了使用基于搜索的规划算法,用于多机器人对杂乱环境下物体的排序。该算法分别使用广度优先搜索(BFS)、深度优先搜索(DFS)、最佳优先和 A * 搜索,再利用贪婪分配方法将序列中的对象分配给多个移动机械臂。文献[37]提出采用基于视觉修正的 A * 算法来根据需求进行移动机械臂清理操作的路径规划。

移动机械臂基于搜索的运动规划算法具有高效、可扩展性强等优点,适用于解决多自由度、复杂的移动机械臂路径规划问题。但是,路线图的生成和搜索算法的复杂度取决于自由空间的复杂度和离散化程度,因此需要根据实际应用场景选择合适的算法和参数。

4.1.3 基于优化的运动规划方法

移动机械臂基于优化的运动规划方法将运动规划问题转化为优化问题,通常可以用数学模型来表示,目标是找到最优解^[38]。这种方法可以使用各种求解优化问题的算法,例如线性规划、非线性规划和二次规划等。移动机械臂运动规划的主要方法有 CHOMP (Covariant Hamiltonian Optimization for Motion Planning)^[39]、STOMP (Stochastic trajectory optimization for motion planning)^[40]和 TrajOpt^[41]等。CHOMP 算法通过基于配置空间中的场景使用解析梯度来改进种子轨迹。STOMP 算法在初始种子周围随机采样,以使用基于采样的估计梯度改进解决方案。与 CHOMP 算法一样, TrajOpt 算法可用于从可能发生碰撞的路线中找到无碰撞轨迹。TrajOpt 算法的核心是一个连续的凸优化过程,它惩罚具有铰链损失的碰撞,并根据需要增加外环中的惩罚系数。此外,它还包括直接考虑连续时间安全的无碰撞约束的有效公式。

文献[42]提出一种基于随机优化的轨迹算法,以寻找由连续时间高斯过程(GP, gaussian process)^[43]生成的无碰撞轨迹,并在一个 10 自由度移动机械臂轨迹规划实例中仿真,该仿真表明所提方法比 GPMP2^[44]在相同时间内对解空间的探索更加深入,能够更高效处理高维轨迹规划问

题。文献 [45] 提出一种基于优化的运动规划方法来规划非完整移动机械臂的局部时间最优的整体协调运动, 该方法可支持在移动平台移动的同时利用机械臂拾取物体。

基于优化的运动规划方法为移动机械臂提供了有效且平滑的运动, 任何移动机械臂运动约束都可以与优化约束等方法集成。这种方法的主要缺点是, 由于碰撞会受到严重惩罚, 它们可能陷入局部最小值, 一旦达到局部最小值就很难摆脱它并找到更好的解决方案。该方法可以很好地找到可行的解决方案, 但在确定最佳解决方案时可能无效。

4.1.4 基于学习的运动规划方法

基于学习的运动规划算法是指利用机器学习方法训练模型, 使其能够自动地学习和优化机器人的运动规划。这种算法可以将机器人运动规划问题视为一个强化学习问题, 通过学习最优策略实现高效的运动规划^[46]。该方法对物理模型没有严格的要求, 其应用灵活, 适合多自由度复杂机器人的全局路径规划求解。

近年来, 基于仿生设计的人工智能算法得到了快速发展, 可以快速求解非线性函数逼近和多目标优化等问题, 基于学习的方法与移动机械臂运动规划的结合已成为近几年研究的热门课题。

文献 [47] 提出了一种端到端的强化学习方法来研究整体协调控制。他们将他们的学习控制器与最先进的基于采样的方法进行了模拟比较, 该方法使用了更短的时间完成总体任务。另外, 他们还在具有挑战性的狭窄走廊环境中验证了移动机械臂的学习策略。文献 [48] 提出使用深度强化学习算法, 通过考虑机械臂的可达性约束来学习移动平台的定位策略。实验结果表明, 所提出的系统以 75 % 的成功率将移动机械臂移动平台定位在合适的采摘区域。

此外, 强化学习可以模拟机器人与环境的交互过程来提高系统的自主性。文献 [49] 通过策略网络来让机器人学习拧瓶盖和轴孔装配等复杂的任务。文献 [50] 提出 ReLMM 框架可以在不需要人工干预和传感器的条件下自主学习移动操作能力, 并在 4 个独立的房间的真实环境中进行试验, 结果表明, 在连续训练 40~60 小时的条件下, 移动机械臂只需要偶尔的干预便能完成房间的清理。

移动机械臂基于学习的运动规划方法具有适应性强、精度高的优点, 因此可以自适应地学习和更新运动模型。但是, 该方法需要收集大量的训练数据, 训练模型的时间和成本也较高。因此, 在实际应用中需要根据具体情况选择合适的算法和参数。例如, 在复杂的动态环境下, 可以使用基于强化学习的算法, 而在静态环境下, 可以使用基于监督学习的算法。同时, 还可以将不同的算法进行组合, 以实现更高效的运动规划。

4.2 移动机械臂解耦运动规划

移动机械臂解耦运动规划将机械臂和移动平台的运动规划解耦进行, 以降低运动规划的难度和计算量^[51]。这种方法通常比协调运动规划方法简单, 但往往没有整体规划的效果好。

目前研究中, 单独用于移动机器人和机械臂多种经典的运动规划方法已经比较成熟, 但应用在移动机械臂上的运动规划算法尚处于起步阶段。移动机械臂复杂的任务通常划分为移动平台的任务和机械臂的任务, 并分别对每个子任务进行规划, 这实质上解耦了移动平台和机械臂的规划^[52]。当分别对移动机器人和机械臂进行运动规划时, 在确定移动机器人和机械臂的目标配置后可使用移动平台和机械臂的成熟算法分别对两个子系统规划。

文献 [53] 提出了使用改进的 APF 和改进的 PSO 实现逆解的计算进行机械臂的运动规划, 同时使用基于 Q-GA 优选参数后的 APF 路径规划算法进行移动平台的路径规划。在此基础上, 利用所提出的算法对他们建立的移动机械臂进行了装载实验, 能够高精度、快速地解决移动机械臂末端执行器求解问题, 验证了所提出的算法的有效性, 但在复杂的移动机械臂逆运动学求解时会存在效果不好的问题。

类似地, 文献 [54] 将 A* 算法用于移动平台规划, RRT 用于机械臂规划并成功使用移动机械臂实现了从栅格中抓取物品并将其返回相关垃圾箱的任务。文献 [55] 使用 A* 算法进行移动平台规划, 使用简单的插值和曲线拟合对机械臂进行运动规划, 对移动平台目标进行了预先计算, 并从两个位姿集合中选择了用于机械臂的目标位姿。文献 [56] 使用 RRT-Connect 对机械臂和移动平台分别进行运动规划。对于抓取任务, 移动平台的目标是预先记录的, 而机械臂目标配置则从预先计算的两个基于碰撞的末端执行器位姿中选择。文献 [57] 提出了一种滚动优化任务和运动规划算法 (RH-TAMP, receding horizon task and motion planning), 使用 RRT-Connect 算法对机械臂进行运动规划, 同时使用 Dijkstra 算法进行移动平台的运动规划, 实现了使用移动机械臂将不同颜色的圆柱体从一个平台运送到另一个平台的任务。文献 [58] 提出了基于可操作性指数的定制算法, 用于农作物监测和采样, 其主要方法是将移动底盘和机械臂的运动视为两个独立的运动, 提供开源的闭式逆运动学算法用于运动冗余的移动机械臂。

以上算法没有考虑到移动机械臂的倾翻稳定特性。文献 [59] 提出的分层解耦规划算法能使在粗糙的地面上工作的移动机械臂不发生倾翻的条件下完成理想轨迹运动。文献 [60] 提出的规划方法则更进一步考虑了动力学因素, 采用了基于模型的方法分别对移动机器人和机械臂进行规划控制, 并在实物上进行稳定性测试。

移动机械臂解耦运动规划主要有三项优点, 一是可以降低运动规划的难度和计算量; 二是可以提高运动规划的效率和精确性; 三是可以使移动机械臂能够更加便捷和高效地执行复杂的任务。

4.3 移动机械臂协调运动规划

移动机械臂协调运动规划主要考虑机械臂和移动机器人之间的相互作用, 以及规划它们的运动路径^[61]。在移动机器人和机械臂之间协调规划, 同时利用它们独特的功能

提供更好的解决方案。

在发展之初, 移动机械臂只是简单地结合了传统机械臂与一个移动平台, 二者之间相互独立, 交替工作, 不存在协调控制。这样做虽然较为简单且容易实现, 但是无法充分利用移动操作机器人系统的移动操作能力, 同时由于忽略了两个子系统间的运动耦合作用, 导致系统运动稳定性较差。很快便有学者提出了各种基于移动操作任务的协调方法, 这些协调方法和策略一般都是基于整体系统, 利用其冗余度较高的特性在零空间内进行优化^[62]。

虽然移动平台和机械臂的行为存在差异, 但是可以通过将它们视为一个整体采用用于处理高维的规划算法来进行规划。文献 [63] 将移动平台和机械臂视为同一系统, 从工作空间的角度整体分析移动平台的移动特性和机械臂的操作特性。文献 [64] 提出了一种简易而有效的混合冗余度控制方案, 将移动平台的自由度加到机械臂系统作为复合冗余机器人系统。文献 [65] 采用一种控制策略, 使移动操作机器人可以同时跟踪已规划好的机械臂末端轨迹与移动平台轨迹, 并且满足运动中的非完整约束。文献 [66] 从广义操作度出发, 研究全向移动平台和差分移动平台对机械臂的可操作度、方向可操作度和奇异位姿的影响。文献 [67] 提出了一种基于分层控制架构的任务优先法, 使机器人在保证末端轨迹不变的情况下, 通过移动平台的运动避开奇异姿态与障碍物。文献 [68] 主要考虑了喷涂机器人在工作时移动平台相对于机械臂末端位置的问题, 将移动平台的运动规划问题转化为不等式约束的优化问题加以解决。文献 [69] 提出将机械臂和全向移动平台的运动链整合, 将移动机械臂建模等效为九个关节的机械臂, 这种方法虽然使其变为冗余的机械臂, 运动学更加复杂, 但可以更好地对移动机械臂进行整体规划轨迹。

然而, 在不将两个子系统视为一个整体的情况下按照其运动特性进行整体协调运动规划是较为困难的。文献 [70] 提出了一种集成整体协调运动规划方法来优化面向大型复杂构件装配的冗余移动机械臂的运动学和刚度性能。文献 [71] 提出了一种新算法来加快基于能力图的协调运动规划器的查询过程, 这是基于能力图的协调运动规划器的关键。文献 [72] 针对轮式移动机械臂的轨迹跟踪问题, 提出了一种新的基于加权矩阵的移动基座与机械臂之间的协调方法, 提高轮式移动机械臂的受力能力, 同时为了保持末端执行器轨迹跟踪的精确性, 进而考虑了关节力矩差。文献 [73] 基于感知参考对规划和控制进行建模, 与系统输出相关, 使规划过程成为闭环的, 在线自适应于实时系统输出, 用于非完整移动机械臂协调控制的规划与控制。

对于移动操作协调问题中的优化方法, 研究者一般都是根据子系统的运动特性建立一个可描述移动操作机器人整体系统的性能评价指标, 这些性能指标的内容一般是操作度、避奇异姿态、避障、速度性能、稳定性等, 最后根据这些优化目标确定合适的优化方法, 以实现移动操作机器人在特定性能方面的提升^[74]。移动机械臂协调运动规划

可以实现机械臂和移动底座的协调运动, 提高运动控制的精度和效率, 从而适应于更复杂的任务需求。同时, 移动机械臂协调运动规划也面临着计算量大、实现复杂等问题。因此, 在实际应用中, 需要根据具体需求和系统特点选择合适的运动规划和控制方法。

5 发展方向及展望

移动机械臂使现有的机械臂具备了移动特性, 拓展了其对外部目标的作业能力, 实现以更大工作空间进行操作, 这些特点使移动机械臂具有广阔的研究与应用前景。目前, 移动机械臂运动规划研究尚处于起步阶段, 其中的考虑动力学问题、由环境所引入的不确定性、离线在线运动规划问题、多移动机械臂协同运动规划问题和人机交互的问题等方面仍有许多问题亟待研究。

1) 考虑动力学的运动规划问题: 移动机械臂属于动力学耦合的复杂串并联系统, 大多数学者对移动机械臂运动规划的研究是在移动机械臂运动学模型上进行分析的, 而要想实现更精准或者更稳定的控制需要从动力学上着手, 如何将动力学中的耦合项进行解耦, 在之后的研究中希望对动力学的研究分析为实现移动机械臂的精准控制打下基础。

2) 由环境所引入的不确定性问题: 受实验条件等因素的限制, 移动机械臂系统的工作环境以结构化和半结构化为主。在非结构化环境中, 移动机械臂系统不仅对环境的感知存在误差, 如障碍物检测和自身全局定位等, 而且对物体的感知也存在误差, 如物体尺寸、材质、摩擦系数和质心评估等。因此, 提升传感器的性能并发展鲁棒的算法来处理移动机械臂系统中的不确定性是接下来工作中应重点关注的问题。

3) 离线在线运动规划问题: 尽管现有的算法都能从整体上获得更好的解决方案, 但是离线优化方法在工程实践中的实用性不强, 所以可以考虑在线实时优化问题。同时, 在实时规划中, 如何确保通讯的实时性和精确性也是一个值得研究的课题。

4) 多移动机械臂协同运动规划问题: 运动规划方法以单移动机械臂移动加工为研究对象, 未探究多移动机械臂协作移动加工问题。为了提升作业效率, 采用多移动机械臂并行协作或协同作业是必要的。

5) 人机交互的问题: 如何在复杂的环境中规划移动机械臂的路径和轨迹, 同时考虑到人机交互的安全性和效率是亟待解决的课题。

6 结束语

本文分析了移动机械臂的相关理论、移动机械臂的运动学建模方法和近几年提出的移动机械臂的运动规划方法, 对相关研究方法进行了概述。移动机械臂的运动规划涉及到多学科、多领域, 现有的研究方法主要集中在基于采样的运动规划方法、基于搜索的运动规划方法、基于优化的运动规划方法和基于学习的规划方法上。其中, 基于搜索

的运动规划方法和基于采样的运动规划方法在实时性和难度上较优, 而基于优化的运动规划方法和基于学习的规划方法在可靠性和适应性上较优。根据是否进行整体规划, 分为解耦规划和协调规划进行综述。

未来的研究方向将更加注重移动平台和机械臂整体的协调运动规划, 机器人与人类交互的问题, 如何在复杂的环境中规划移动机械臂的路径和轨迹, 同时考虑到人机交互的安全性和效率是亟待解决的课题。此外, 移动机械臂的运动规划在实际应用中还需要考虑到各种约束条件, 如动力学约束、碰撞检测、环境感知、实时性等。未来的研究还将集中在如何更好地将这些约束条件融入到路径和轨迹规划中, 以提高机械臂的运动效率和安全性。

总之, 移动机械臂的运动规划是一个具有挑战性的问题, 在未来的工业、航天等领域的研究中需要综合考虑多种方法和约束条件, 以实现更加高效、安全和智能的移动机械臂运动规划。

参考文献:

[1] 陈柏, 叶可, 吴洪涛. “机器人+”背景下工业机器人技术创新发展方向 [J]. 机械制造与自动化, 2023, 52 (2): 1-3.

[2] 郑耿峰. 非完整移动机械臂的自适应模糊滑模控制研究 [J]. 机电工程, 2020, 37 (1): 96-102.

[3] JANG K, KIM S, PARK J. Motion planning of mobile manipulator for navigation including door traversal [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023; 1-8.

[4] ZHANG K, CHEN L, DONG Q. Input-constrained hybrid control of a hyper-redundant mobile medical manipulator [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2023, 28 (3): 348-359.

[5] 李志平, 顾朋, 孙帅, 等. 未来行星表面漫游车自主导航技术研究 [J]. 空间控制技术与应用, 2021, 47 (5): 58-67.

[6] BO T, XINGWEI Z, HAN D. Mobile-robotic machining for large complex components: A review study [J]. Science China, 2019, 62 (8): 1388-1400.

[7] 张辉, 王耀南, 易俊飞, 等. 面向重大疫情应急防控的智能机器人系统研究 [J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50 (7): 1069-1090.

[8] 庄庭达, 李海, 王浩楠, 等. 多传感器融合双臂移动机器人仿真系统与实验 [J]. 机械设计与研究, 2021, 37 (4): 9-14.

[9] FRANK-BOLTON P, LEONTIE R, DRUMWRIGHT E, et al. Annotation scaffolds for manipulating articulated objects [J]. Autonomous Robots, 2021, 45 (6): 1-19.

[10] 徐昭辉, 齐臣坤, 王卫军, 等. 基于势场和运动约束的月面六足机器人路径规划算法 [J]. 机械设计与研究, 2023, 39 (5): 17-23.

[11] 纪超. 温室果蔬采摘机器人视觉信息获取方法及样机系统研究 [D]. 北京: 中国农业大学, 2014.

[12] 李瑞峰, 胡雨滨, 赵立军, 等. 基于双目视觉的双臂作业型服务机器人的研制 [J]. 机械设计与制造, 2010 (4): 161-162

[13] 黄永良. 室内移动抓取机器人运动规划研 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.

[14] JAUHRI S, PETERS J, CHALVATZAKI G. Robot learning of mobile manipulation with reachability behavior priors [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7 (3): 8399-8406.

[15] YAO Q, TERAOKAWA T, MORITA Y, et al. Mobile parallel manipulator consisting of two nonholonomic carts and their path planning [J]. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, 2023, 17 (2): 20.

[16] MARIÁ JOSÉ MENDOZA SALAZAR M X D V María de Lourdes Palacios Robalino. Modeling, simulation and control of an omnidirectional mobile manipulator robot [J]. International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, 2023, 11 (5s): 229-237.

[17] 达兴鹏. 移动机械臂协调及跟踪控制研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2019.

[18] ZHANG Z, YANG S, CHEN S, et al. A vector-based constrained obstacle avoidance scheme for wheeled mobile redundant robot manipulator [J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2021, 13 (3): 465-474.

[19] BAUMGARTNER J, PETRIC T, KLANCAR G. Potential field control of a redundant nonholonomic mobile manipulator with corridor-constrained base motion [J]. Machines, 2023, 11 (2): 293.

[20] QIAO L, LUO X, LUO Q, et al. Optimizing kinematic modeling and self-collision detection of a mobile manipulator robot by considering the actual physical structure [J]. Applied Sciences, 2021, 11 (22): 10591.

[21] KIM D, LEE C, HUR S, et al. Development of 3D printed rapid omni-directional Mecanum mobile manipulator [C] // 2021 18th International Conference on Ubiquitous Robots (UR). Korea, 2021; 124-129.

[22] SAVINO H J, PIMENTA L C A, SHAH J A, et al. Pose consensus based on dual quaternion algebra with application to decentralized formation control of mobile manipulators [J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357 (1): 142-178.

[23] SICILIANO B, KHATIB O. Springer handbook of robotics [M]. Cham: Springer International Publishing, 2016.

[24] LAMIRAUX F, MIRABEL J. Prehensile manipulation planning: modeling, algorithms and implementation [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38 (4): 2370-2388.

[25] VAFADAR S, OLABI A, PANAHI M S. Optimal motion planning of mobile manipulators with minimum number of platform movements [C] // 2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). 2018; 262-267.

[26] BURGET F, BENNEWITZ M, BURGARD W. BI2RRT*: An efficient sampling-based path planning framework for task-constrained mobile manipulation [C] // 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Daejeon, Korea (South): IEEE, 2016; 3714-3721.

- [27] THAKAR S, RAJENDRAN P, KIM H, et al. Accelerating bi-directional sampling-based search for motion planning of non-holonomic mobile manipulators [C] //2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Las Vegas, NV, USA; IEEE, 2020: 6711 – 6717.
- [28] LI Q, MU Y, YOU Y, et al. A hierarchical motion planning for mobile manipulator [J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15 (9): 1390 – 1399.
- [29] BOWEN C, ALTEROVITZ R. Accelerating motion planning for learned mobile manipulation tasks using task-guided gibbs sampling [C] //AMATO N M, HAGER G, THOMAS S, et al. Robotics Research. Cham; Springer International Publishing, 2020: 251 – 267.
- [30] 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.
- [31] MARESCA F, RAGAZZO A. ROS-based autonomous navigation and object recognition for a mobile manipulator operating in a warehouse environment [D]. Politecnico di Torino, 2022.
- [32] JIAO Z, ZHANG Z, WANG W, et al. Efficient task planning for mobile manipulation: a virtual kinematic chain perspective [C] //2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2021: 8288 – 8294.
- [33] COHEN B J, CHITTA S, LIKHACHEV M. Search-based planning for manipulation with motion primitives [C] //2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2010: 2902 – 2908.
- [34] AINE S, SWAMINATHAN S, NARAYANAN V, et al. Multi-heuristic A* [J]. The International Journal of Robotics Research, 2016, 35 (1 – 3): 224 – 243.
- [35] HA J, AN B, KIM S. Reinforcement learning heuristic A* [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19 (3): 2307 – 2316.
- [36] AHN J, LEE S, NAM C. Ordered sorting of cluttered objects using multiple mobile manipulators [Z]. 2022.
- [37] SARAIYA A, DAS S K, ROUT B K, et al. Mobile manipulation-based path planner for object clean-up operations [C] //2022 International Conference for Advancement in Technology (ICONAT). Goa, India; IEEE, 2022: 1 – 6.
- [38] LIAO J, HUANG F, CHEN Z, et al. Optimization-based motion planning of mobile manipulator with high degree of kinematic redundancy [J]. International Journal of Intelligent Robotics and Applications, 2019, 3 (2): 115 – 130.
- [39] ZUCKER M, RATLIFF N, DRAGAN A D, et al. CHOMP: covariant hamiltonian optimization for motion planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32 (9 – 10): 1164 – 1193.
- [40] KALAKRISHNAN M, CHITTA S, THEODOROU E, et al. STOMP: stochastic trajectory optimization for motion planning [C] //2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2011: 4569 – 4574.
- [41] SCHULMAN J, DUAN Y, HO J, et al. Motion planning with sequential convex optimization and convex collision checking [J]. The International Journal of Robotics Research, 2014, 33 (9): 1251 – 1270.
- [42] PETROVIC L, PERSIC J, SEDER M, et al. Cross-entropy based stochastic optimization of robot trajectories using heteroscedastic continuous-time Gaussian processes [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 133: 103618.
- [43] MUKADAM M, YAN X, BOOTS B. Gaussian process motion planning [C] //2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2016: 9 – 15.
- [44] DONG J, MUKADAM M, DELLAERT F, et al. Motion planning as probabilistic inference using gaussian processes and factor graphs [C] //Robotics: Science and Systems XII. Robotics: Science and Systems Foundation, 2016.
- [45] XU J, DOMAE Y, WAN W, et al. An optimization-based motion planner for a mobile manipulator to perform tasks during the motion [C] //2022 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). Narvik, Norway; IEEE, 2022: 519 – 524.
- [46] CHOWDHURY A B, LI J, CAPPELLERI D J. Neural network-based pose estimation approaches for mobile manipulation [J]. Journal of Mechanisms and Robotics, 2022, 15 (1): 1 – 13.
- [47] KINDLE J, FURRER F, NOVKOVIC T, et al. Whole-body control of a mobile manipulator using end-to-end reinforcement learning [J/OL]. ArXiv e-Prints, 2020; ArXiv: 2003.02637.
- [48] IRIONDO A, LAZKANO E, ANSUATEGI A, et al. Learning positioning policies for mobile manipulation operations with deep reinforcement learning [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2023: 3003 – 3023.
- [49] LEVINE S, FINN C, DARRELL T, et al. End-to-end training of deep visuomotor policies [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2016, 17 (1): 1334 – 1373.
- [50] SUN C, ORBIK J EDZREJ, DEVIN C M, et al. Fully autonomous real-world reinforcement learning with applications to mobile manipulation [C] //FAUST A, HSU D, NEUMANN G. Proceedings of the 5th Conference on Robot Learning; Volume 164. PMLR, 2022: 308 – 319.
- [51] SANDAKALUM T, ANG M H. Motion planning for mobile manipulators—a systematic review [J]. Machines, 2022, 10 (2): 97.
- [52] COLUCCI G, BOTTA A, TAGLIAVINI L, et al. Kinematic modeling and motion planning of the mobile manipulator agri-q for precision agriculture [J]. Machines, 2022, 10 (5): 321.
- [53] 张波涛. 移动机械臂运动规划算法及其应用研究 [D]. 上海: 华东理工大学, 2012.
- [54] RASTEGARPANAH A, GONZALEZ H C, STOLKIN R. Semi-autonomous behaviour tree-based framework for sorting electric vehicle batteries components [J]. Robotics, 2021, 10 (2): 82.

(下转第 17 页)