

DOI: 10.3901/JME.2022.18.116

面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制研究^{*}

赵杰 武睿 张赫 朱延河 臧希喆

(哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150001)

摘要: 如何让机器人拥有像人一样强大的感知能力并执行复杂操作,尤其是带有力交互的复杂操作是机器人学界一直探索的问题。这个问题的解决,能够帮助机器人实现从“设备”向“助手”的转化。而面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制作为当前人-机技能传递领域研究的前沿方向之一,其研究核心是实现对熟练操作者力交互操作过程中的多模态技能数据进行示教学习,并通过设计合理的技能模型,结合先进的控制理论以及机器人感知能力,实现机器人自主执行复杂力交互任务的目的,从而让机器人真正的可以协助甚至代替人类执行生活中常见的复杂任务。总结该领域较为重要的三个问题:① 多模态信息融合的示教方式;② 针对力交互任务的技能学习;③ 基于机器人柔顺控制的技能控制与基于机器人感知的智能技能切换;并对该领域的研究现状展开分析和讨论。

关键词: 技能传递; 变阻抗控制; 多模态信息融合; 力交互

中图分类号: TG242

Research on Operation Skill Transfer and Control Oriented to Complex Force Interaction Tasks

ZHAO Jie WU Rui ZHANG He ZHU Yanhe ZANG Xizhe

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract: The problem that has been explored for years in robotics is how to make robots have the same strong perception capabilities as humans and perform complex operations, especially with force interaction. Solving the problem can help the robot to truly transfer from “device” to “assistant”. The transfer and control of operational skills for complex force interaction tasks is one of the frontiers of the human-robot skills transfer research field. The core of this research lies in the learning of multi-modal skill data, demonstrated in the force interaction operations process by skilled operators. And through reasonable design skill models, combined with advanced control theory and robot perception capabilities, the robot can autonomously perform complex force interaction tasks, so that robots can truly assist or even replace humans in performing common complex tasks in life. This article summarizes three important issues in this field: ① Multimodal information fusion demonstration method; ② Skill learning for force interaction tasks; ③ Skill control based on robot compliance control and intelligent skill switching based on robot perception. At last, the research status in this field will be discussed and analyzed.

Key words: skill transfer; variable impedance; multimodal information fusion; force interaction

0 前言

“十四五”开局之际正值新一轮科技革命和产业变革快速演进。随着技术的进步,机器人在人类活动的各个领域必然扮演更加重要的角色,并且加

速融入人类社会来分担工作。传统机器人由于其结构与控制层面的限制,无法真正做到人机共融,但新一代协作机器人不仅可以解决人机协作的问题,还正向着增强机器人的认知能力、实现脑启发的机器智能、实现复杂灵巧操作的方向发展,并逐渐从“设备”向“助手”进化。这种角色的转变强调协作机器人要对目标、环境以及人类行为有着更高层面的认知和理解能力,并能根据环境做出动态反应,

^{*} 国家自然科学基金集成“面向航空制造的人-机器人协作技术及应用研究”(92048301)资助项目。20211108收到初稿,20220425收到修改稿

且像人一样拥有协作能力以及独自进行复杂交互操作的能力。人机技能传递的发展为实现协作机器人向这些方向前进提供了有力的推动,为机器人快速学习人类操作技能、认知能力乃至自主执行复杂交互操作提供了基础。目前技能传递领域大部分研究仍集中于轨迹层面的技能学习,本文旨在针对增加了交互力层面技能学习的研究展开分析与讨论,并对基于仿人认知和类脑智能的操作技能传递的发展进行了展望。

实现这种基于脑启发的技能传递,实现对带有复杂力交互的人类灵巧操作能力的模仿学习,将使机器人在一些急需填补人力资源缺口的行业中发挥巨大的作用,例如机器人手术辅助系统的研发可以缓解医疗人员的超负荷工作现状,个性化人机协作装配的研发可以解决工厂用工难问题,机器人帮厨的研发可以为老年人居家养老提供便利等。然而,目前通用的技能学习算法、普通的机器人柔顺控制器以及简单的技能示教界面不足以满足机器人高效、高成功率的学习与自主执行复杂力交互任务的要求;大部分技能传递研究框架都只针对于单一任务单一操作;而且机器人认知也没有被广泛应用于技能传递的过程中。所以继续对人的复杂力交互操作技能进行理解、学习,针对性的设计面对复杂力交互任务的技能传递与控制框架实现机器人的灵巧操作,利用机器人的传感系统实现机器人的自主认知、多技能智能切换,是近年来各国学者的研究热点。表 1 给出了传统技能传递与面向复杂力交互任务的技能传递对比情况。

表 1 传统技能传递与面向复杂力交互任务的技能传递的对比

传统技能传递		面向复杂力交互任务的技能传递
示教数据类型	位置	位置、力、阻抗以及其中的耦合关系
机器人类型	不受限于机器人类型	针对协作型机器人
人机协作性能	并非关注重点	可以进行安全舒适的人机交互以及人机协作
技能学习的重点	轨迹复现与泛化	复现轨迹的同时执行隐含于轨迹层面下的力交互任务
可应用的任务范围	移动、击打、接取物体	控制物体形变、破坏物体结构、改变物体间应力状态、控制机械臂与物体间的动力学关系
模仿的机理	从运动学层面对人臂操作进行模仿	对人臂与物理环境的动态交互过程的操作策略进行模仿

通过对操作者的操作习惯进行观察,结合人臂

拮抗肌肉共收缩效应,可以发现人类在执行复杂的力交互任务时,会从手臂姿态以及拮抗肌肉共收缩两个方面的调整来实现对手臂末端阻抗参数进行合理的实时控制,从而改善不同力交互操作下的交互性能,提升力交互任务的效率与成功率。与此同时,面对一个力交互任务,人类操作者会合理的规划与物体的交互力,并根据交互状态改变操作策略,从而实现操作目标的复杂交互操作(例如过盈装配以及手术切割)。人类高超的操作技能无疑归功于人类进化过程中搭建起的神经反射系统以及对复杂交互任务有着超强学习能力的大脑。但是机器人如何将这一人类所掌握的复杂技能学习并转化为机器人可执行的自主操作程序,并从机器人控制的角度对学习到的技能进行控制并保证系统稳定性,则是人机技能传递的主要研究问题。近年来,国内外诸多学者在变阻抗控制的基础上对控制算法进行改进,并引入机器学习算法对技能模型进行优化,并结合非线性控制理论的控制算法对学习结果进行约束,在机器人复杂力交互操作技能传递方面取得了很好的效果,并逐渐建立了“多模态信息融合示教-针对力交互任务的技能学习-机器人技能控制与基于感知的智能技能切换”为大体框架的研究体系。

面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制更多的聚焦于对多模态信息的采集,建立更加符合人类力交互操作、协作习惯的技能模型,并针对该模型进行控制器设计以及稳定性验证。与传统的人机技能传递框架相比,该技能传递框架有着诸多优势,例如能够传递更加复杂的力交互技能,且技能中的信息包含更多人臂操作的生物学特征(交互力,阻抗信息等)。面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制与传统人机技能传递最显著的不同就是该传递框架不仅仅是关注如何对人和机器人的运动进行通用化的描述^[1],而且更切实的从操作的角度让机器人学习到如何在一个复杂力交互任务中更加拟人的进行任务操作、控制交互力,同时保证人机协作的效果以及操作任务的成功率。

本文从面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制的研究方向出发,对该研究体系的三个主要方面:“多模态信息融合示教-针对力交互任务的技能学习-机器人技能控制与基于感知的智能技能切换”展开研究现状分析与讨论。本文组织如下:第 1 节介绍多模态信息融合示教中人臂阻抗参数的获得方式——人臂阻抗参数模型的发展歷程和研究现状,以及技能传递(又称示教学习)的不同示教模式;第 2 节介绍复杂操作技能传递模型以及针对力交互任务

的操作策略的研究现状;第 3 节阐述针对复杂力交互任务技能传递的变阻抗控制策略以及系统的稳定性分析,以及基于机器人感知的智能技能切换的研

究现状;第 4 节总结了目前研究的缺陷并对未来研究方向进行展望;第 5 节对全文进行总结。本文总结并提出的研究框架如图 1 所示。

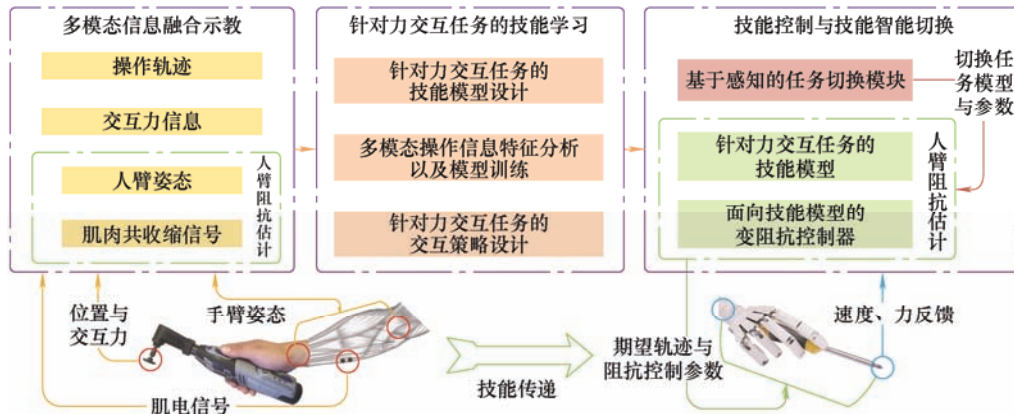


图 1 基于多模态信息融合的人-机操作技能传递与控制研究框架

1 多模态示教信息采集

与传统示教学习不同,本文讨论的面向复杂力交互任务的技能学习重点关注对多模态示教信息的采集,尤其是对交互力以及阻抗信息的采集,本节内容从示教学习模式和人臂阻抗参数模型两个方面展开分析,这其中人臂阻抗参数模型是基于辨识实验数据进行参数辨识而获得的、可以进一步用于指导示教学习的参数模型。

1.1 人臂多模态示教信息采集

人机技能传递从本质上讲,就是人将自己的技能做通用化描述后传递给机器人,进而实现机器人的运动编程^[1]。而人的技能中包含着人臂操作过程中的位置、速度、交互力以及阻抗的协调变化,是一种多模态信息融合的数据模型^[2],想要做到让机器人像人一样执行复杂的力交互任务,从多模态信息融合的角度对人臂的操作技能进行提取可以说是最直观而又有效的途径之一。这种采集技能数据的过程(又称示教)^[3-5]基本上有以下几种方法:动觉示教(kinesthetic teaching),遥操作示教,以及本文着重介绍的,直接对人臂多模态示教信息进行采集的多模态信息融合示教。

(1) 动觉示教:动觉示教通常要通过人与机械臂的物理交互进行,即需要机械臂有零力拖动或者柔顺拖动的功能。通过人和机器人的物理交互,人拖动机器人执行一个完整的任务,并记录下这个过程机械臂关节轨迹、末端位置、末端交互力等信息^[4]。然而单纯的记录位置以及力信息不足以让机器人学习到更加复杂的力交互任务,所以

KRONANDER 等^[5]进一步从对生活的观察出发,通过研究人与人的交互,设计了一种可以改变机器人操作阻抗的人-机交互示教方式,例如通过摇晃机械臂来降低机械臂阻抗,通过捏紧机械臂上的触觉传感器来增加机械臂阻抗(图 2)。KHANSARI-ZADEH 等^[6]则通过对示教过程轨迹的疏密或其他统计学规律来对机器人操作过程中的阻抗参数进行示教学习。一部分研究者通过人臂阻抗与肌电信号之间的关系,建立了一种新的人机协作模式,通过对人臂肌电信号的变化推测人臂阻抗参数的变化,从而指导机器人在协作过程中的阻抗参数变化,从而完成锯木,穿线等动作^[7-8]。



图 2 基于拖动^[4]以及交互(摇晃机械臂)^[5]方式的动觉示教

上述研究者运用动觉示教的方式,可以通过人的拖动指引,获得相对准确的机械臂操作过程的运动轨迹、速度以及交互力,进而通过人与机器人的交互或对轨迹的统计学分析,可以获得一个相对

准确的阻抗参数。但是这种方法对阻抗参数的采集并不直观,很大程度依赖研究者的后期编程以及对示教过程与设备的熟练程度。基于肌电信号的人臂阻抗模型无法用于动觉示教,是因为在动觉示教的过程中,人臂由于和机械臂产生了交互,交互力将会对人臂阻抗产生影响,从而改变操作过程中的阻抗参数。也就是说此时记录的人臂阻抗并不仅仅是操作过程的阻抗,还包括和机器人交互产生的阻抗变化。

(2) 遥操作示教:遥操作示教通常需要主动、从动两个设备来进行示教,并满足两个特性,即透明性(主动端获得反馈)与准确性(从动端准确复现动作)^[9]。遥操作示教相较于动觉示教而言,虽然在设备上提出了更高的要求,但是却可以更加准确地对人臂示教过程中的阻抗参数变化进行记录。同时,遥操作示教可以通过视觉反馈^[10]、力觉反馈^[11]甚至触觉反馈^[12]的方式(图3),让示教者感受到机器人操作端的交互情况或者交互力,从而让示教者可以通过遥操作系统的反馈信息来调整手臂的阻抗参数,从而控制机械臂的阻抗参数变化^[13]。遥操作示教还可以结合计算机断层扫描(CT)技术建立虚拟现实环境^[14],让操作者与虚拟环境进行交互,从而在虚拟环境中模拟操作,进而对操作进行评价以及指导^[15]。

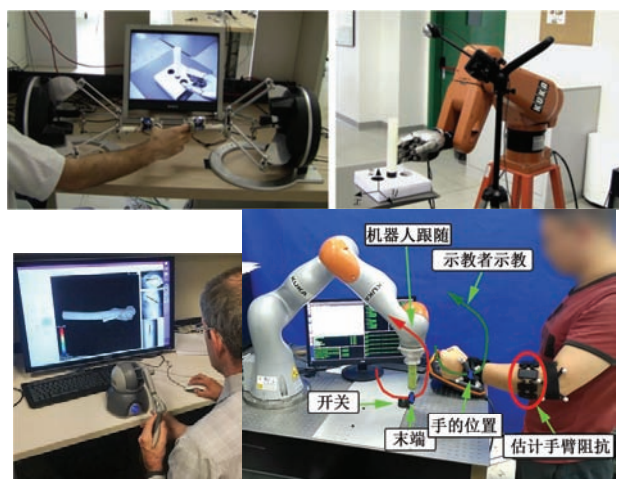


图3 带有触觉反馈的遥操作示教^[12](上图)、基于虚拟现实的遥操作示教^[16](左下)以及带有阻抗参数传递的遥操作示教^[13](右下)

故遥操作示教的优势在于可以用于一些需要对物体进行破坏性操作的训练过程中,例如手术操作训练^[16],或者进行一些危险空间的示教,如核辐射环境下的机械臂操作示教。但是遥操作示教也存在一定的问题,就是对于复杂力交互操作过程的示教,如果仅凭视觉来对交互状态进行判断,将无法准确

改变手臂阻抗,而使用交互力反馈和触觉反馈会大幅提升设备的复杂度。而且面对真实世界中各种复杂的操作,遥操作的设备也需要做出对应的改变,从而导致示教成本大幅提升。这也导致示教者面对遥操作示教还要花很多时间来适应遥操作示教的设备,甚至为此改变自己的一些操作习惯,这是技能传递过程中应该避免的。最好的技能传递方式因该是用非常直接的方式,将熟练操作者在实际操作过程中的操作技能直接提取出来用于机器人技能传递,这样可以最大程度降低对示教者的要求,减少其在示教过程中花费的精力与时间。

(3) 多模态信息融合示教:多模态信息融合示教指的是运用并融合各种先进的传感技术(如人体运动捕捉系统^[17],数据手套^[18]等),从多个层面对人操作的过程进行记录,从而快速获得大量的示教数据用于分析以及建立相应的技能模型^[19]。这种示教方式近几年兴起并广泛应用于多种生活技能^[19]、精细操作^[20]、手术辅助技能^[17]的示教学习与技能传递中(图4)。

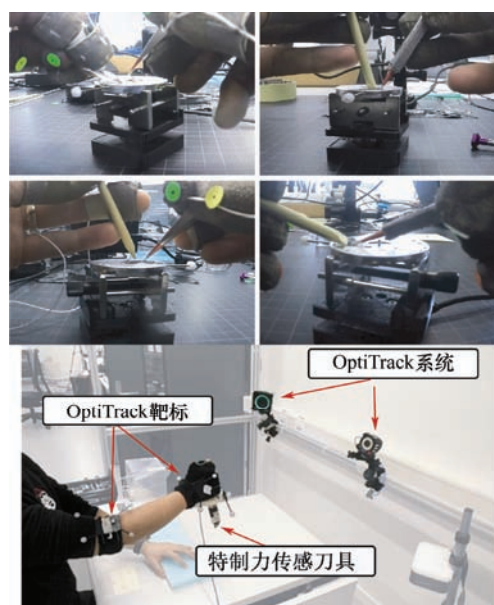


图4 多模态信息融合示教精细操作^[20]和切割操作^[17]

相较而言,多模态信息融合示教的优势在于可以尽可能准确的记录人臂操作的信息,不需要示教者适应示教设备,并可以将被示教的操作技能扩展到包含高速、高精度、复杂力交互、双手协作^[21]动作的范围中。另一方面,多模态信息融合示教可以让研究者更清晰的观察人类操作过程中的一些特征与行为模式(如对称或节律运动下肢体内部的协调模式^[22]、工具使用中手臂的姿态^[20]),从而将这些规律总结并应用于机器人控制(表2)。

表 2 不同示教模式的对比

示教模式	代表性文献	应用过的技能类型	优点	局限性
动觉示教	[5-8]	相对大范围的一般性操作: 划火柴, 倒酒, 装配桌椅	对设备要求最低, 只需要示教者和机械臂, 由于可以手把手示教, 所以示教成功率较高, 对示教者专业知识要求较少	示教者只能通过视觉观察交互效果, 无法直接获得力、触觉反馈, 且调整示教过程的阻抗参数相对困难
遥操作示教	[9-16]	恶劣环境下或难以实际练习的操作: 开关, 缝合, 骨骼钻孔, 接取下坠物体	可以应对一些恶劣环境以及难以实际操作的环境中的示教, 示教者可以从遥操作设备的从端获得一定的力、触觉反馈	要求有遥操作设备的辅助, 对遥操作设备的透明性与准确性有要求。示教者在能够真正的示教技能之前需要一段时间适应遥操作设备的操作
多模态信息融合示教	[17-22]	精细或带有力交互的操作: 手表装配, 切割皮肤	示教者可以直接示教操作技能而不与任何设备产生交互, 示教者可以真实的体现自己的操作习惯, 传感器直接记录人类的操作信息而不带任何干扰, 可以更加自由的扩展采集技能的种类	传感器系统过于复杂, 示教前需要专业人示大量调校, 后期数据处理也有较大难度

此外, 与动觉示教、遥操作示教相比, 多模态信息融合示教的最突出特点在于可以毫无干扰的采集多种模态的操作数据, 人在示教的过程中通过佩戴数据手套、反光靶球来采集手臂操作过程中的手指交互力、手臂位姿等信息^[20], 或通过使用力传感器平台、带有迷你力传感器的执行工具采集交互过程中的交互力^[19], 而且可以直接通过采集肌电信号的方式, 运用下一小节中提出的人臂阻抗参数模型来直接获得交互过程的阻抗参数变化^[17]。

1.2 人臂阻抗参数模型

根据第 1.1 节内容介绍的不同示教学习模式, 我们可以看出多模态信息融合示教在记录人臂复杂操作技能的过程中有着一些独特的优势, 而在面向复杂力交互的人-机技能传递的过程中, 如何获取合适的阻抗参数用于控制机械臂运动过程中的柔顺表现是实现多模态信息融合示教很重要的环节, 同时也是实现变阻抗人-机技能传递的重要组成部分。国内外的研究者一开始从强化学习入手^[23], 通过不断地让机器人自主运动, 不断试错, 从而寻找针对某个任务的最优阻抗变化时序, 但是这需要设定合适的代价函数并让机器人执行几百上千次的重复尝试, 对数据量的高要求导致这一方式无法用于特定操作的快速学习。一些学者从人机交互的角度出发, 通过人机交互过程中的力位关系估计人臂的阻抗变化, 并反向用估计的阻抗变化来改善机器人控制^[24]; 一些研究者从示教学习的角度, 通过示教的方式, 从交互力或者示教轨迹疏密的变化程度来对操作过程中的阻抗进行估计^[25]。另一些学者则从机器人对动觉(kinesthetic)和触觉交互有着灵敏感知的角度出发, 通过机器人可以理解的交互动作在线调整机器人操作过程中的阻抗参数^[5]。这些方法最终目的都是通过获得较好的阻抗时序来完成对应的力交

互任务, 然而这些方式都是通过基于启发式的方法获得的阻抗参数, 故需要大量的重复调试, 而且他们都忽略了人类在复杂力交互操作过程中强大的学习和自动调节能力。

在对人臂阻抗参数变化的研究过程中, BURDET 等^[26]的研究发现人的手臂在进行操作的过程中, 在中枢神经系统的控制下有着类似弹簧阻尼二阶系统的性质, 并且手臂的阻抗参数会根据任务变化而进行调整, 这也意味着, 直接记录操作过程中的人臂阻抗参数可以作为学习人类复杂操作能力的一种很有意义的方式。另一些学者则证明了人臂末端阻抗、手臂姿态^[27-28]以及肌肉共收缩效应之间的相关性^[29], ERDEN 等^[30]则通过对焊接初学者和熟练工之间的手臂末端操作刚度的分别测量, 观察到了人类操作者在不断熟悉焊接任务的过程中能够通过练习与经验积累, 学习到如何调整手臂阻抗以保证焊接轨迹的均匀与稳定。

基于这些针对人臂阻抗变化的研究, 一些学者开始尝试对人臂阻抗参数进行模型辨识并应用于机器人控制与技能传递。FLASH 等^[31]在二维平面上对静态手臂阻抗参数的变化进行研究, 并通过外力扰动的方式对手臂的末端阻抗参数进行辨识, GOMI 等^[32]进一步的通过改进估计算法提高阻抗参数的辨识精度, TEE 等^[33]从动态运动角度, 针对关节力矩和手臂阻抗之间的线性关系, 建立了一个三维空间手臂关节力矩与阻抗的计算模型。这些工作虽然可以获得越来越复杂且精确的人臂阻抗参数模型, 但是只能用于人臂阻抗参数变化的离线分析, 而无法直接用于在人臂执行复杂力交互的任务的同时在线获取人臂阻抗参数。这是因为辨识阻抗参数所需要的机械臂外力扰动将对操作者的正常操作产生影响。

由于肌电信号在手臂关节位置、关节力矩在线

估计中能起到很大的作用^[34-35], 一些研究者开始尝试使用肌电信号结合外力扰动来对人臂阻抗进行辨识, 这样得到的阻抗参数模型可以在线使用, 即在操作者进行力交互操作时, 通过实时采集肌电信号以及人臂姿态的方式对人臂阻抗进行实时计算(图 5)。意大利的学者 AJOUANI 等^[37]从肌电信号以及手臂姿态对手臂末端刚度的影响出发, 设计了基于肌电信号的三维空间人臂阻抗模型, 通过参数辨识试验获取模型参数, 将获取的模型用于遥操作中^[37], 之后继续通过引入不同的刚度模型^[38]、手臂雅可比矩阵^[36]来扩大手臂阻抗模型的有效空间、对模型进行简化、减少需要辨识的未知参数。WU 等^[39]通过进一步简化模型, 将人臂阻抗模型需要辨识的参数减少到 4 个, 并将该模型应用于人机变阻抗技能传递中(图 6)。

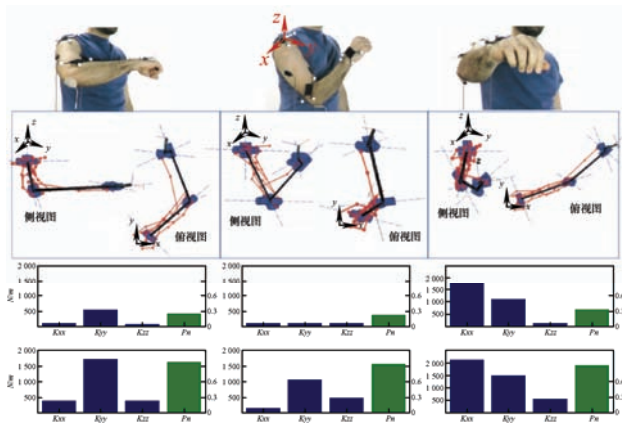


图 5 基于手臂雅可比的人臂阻抗参数简化模型^[36]

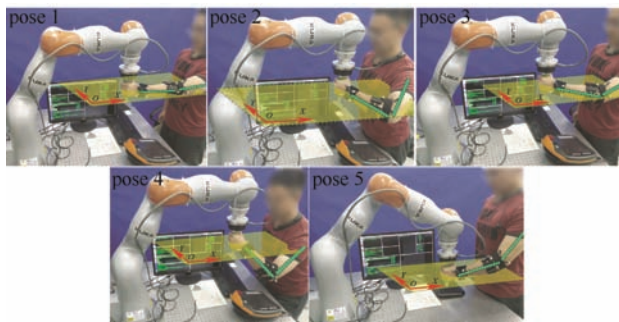


图 6 人臂阻抗参数模型辨识使用的手臂姿态^[39]

2 面向复杂力交互操作的技能传递

在通过示教获得了人臂操作技能表征数据的基础上, 设计技能模型、对技能模型进行学习、以及设计力交互操作策略是实现技能传递的方法。

2.1 基于模型的技能传递算法

为了将技能以数学模型的形式传递给机器人,

并让这些技能拥有良好的泛化能力, 当前的技能传递研究领域有两种相对主流的建模方式, 时间指数模型 (Time-indexed modeling) 和动态系统模型 (Dynamic system based modeling), 这其中, 前者是经典技能模仿的主要研究内容, 而后者于近些年提出、并给技能学习提供了一种鲁棒性更强的机器人运动编程方式。本文将阐述的重点放在更具学术研究活力的动态系统模型研究领域。

从技能传递的角度讲, 很重要的概念就是模型对新的任务条件的适应能力, 即模型的泛化能力。而动态系统模型正是一种可以基于少量示教数据进行训练的, 又具有很强的鲁棒性以及泛化能力的技能传递模型^[40]。机器人运动的动态系统建模方法本质上讲是一种反馈运动规划方法, 其优势在于, 处于动态系统模型控制下的控制器, 将在统一的系统模型指导下, 对状态空间中任意的输入状态快速计算可行解, 给机器人可执行的控制输入, 并保证系统针对扰动的鲁棒性, 以及针对目标点的收敛性。动态系统模型的一般化公式为

$$\dot{\xi} = f(\xi) \quad (1)$$

式中, $\xi \in \mathbf{R}^M$ 为机器人系统的状态变量(末端位置, 关节角度), M 为状态空间的维度, $f(\xi)$ 则是描述模型的映射函数(Mapping function)。这种模型给了机器人一个类似全局地图形式的导航模式, 使得机器人可以在该导航地图的指引下, 无论如何运动、处于什么状态, 最终都可以回归到示教的轨迹并收敛到目标点中去^[41]。这一模型广泛地应用于离散运动^[42-44]、节律性运动^[45-46]以及击打运动^[47-48]的技能学习中。

最早的动态系统模型可以追溯到 20 世纪 80 年代, 受神经生物学启发, 部分学者提出了中枢模式发生器(Central pattern generators)来对节律性运动进行建模^[49], 该模型可以在无节律性驱动输入的情况下产生节律性动作输出^[40]。另一些学者提出末端点向量积分模型(Vector integration To endpoint model)用于模仿手臂的简单运动, 通过函数协同所有肌肉同步完成动作所需的伸缩^[51]。

其后, 技能传递的算法研发开始倾向于利用基于概率模型的学习算法, 以示教采集的输入输出数据对技能模型进行学习, 例如利用 Gaussian processes regression (GPR)^[52], Gaussian mixture regression (GMR)^[53], Hidden Markov models (HMM)^[54]来基于少量示教数据训练技能模型, 建立状态空间中输入输出映射以控制机器人运动。研究者还通过利用递归神经网络(Recurrent neural

network)的拓扑结构来建立动态系统的模型函数,例如从而实现离散或节律性的技能学习^[55-57],虽然神经网络算法由于其算法结构特性可以提供学习高度非线性映射所需的功能,然而由于其算法模型复杂性,导致其有较长的模型训练时间;而包括 GPR、GMR、RNN、HMM 在内的学习算法学习到的模型在描述上相对更加简单、显式而且训练时间较短,但是这几种模型如果不经特殊设计都较难收敛于期望目标点,而且都一定程度上对时间或相变量(Phase variable)存在依赖。

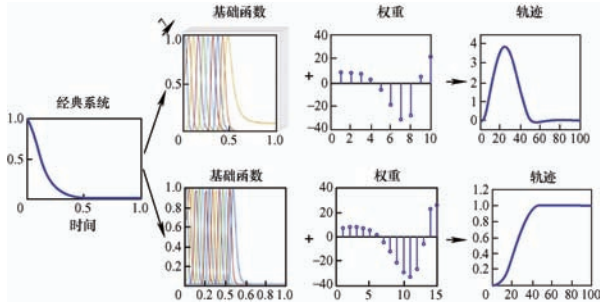


图 7 基于动态运动基元的技能学习模型^[58]

21 世纪初,动态运动基元 Dynamic movement primitives(DMP)^[59-60]方法被提出,并首次展现出该模型在全局稳定性上的优势。该方法通过使用相变量(Phase variable)将示教学习到的非线性项和保证全局稳定的 PD 控制相耦合起来的方式,保证了在编码复杂运动的同时保证系统最终会收敛到期望的目标点。其公式为

$$\tau \dot{z} = \alpha_z (\beta_z (g - y) - z) + f(x, g) \quad (2)$$

$$\tau \dot{y} = z \quad (3)$$

$$\dot{x} = -\alpha_x x \quad (4)$$

式中, $\tau, \alpha_z, \beta_z, \alpha_x$ 分别为系统时间常数、两个系统参数以及一个相变量参数, y, z 分别为运动位置、运动速度, x 是一个典范动态系统,其状态也就是系统的相位(phase),其动力学由式(4)确定, g 是运动的目标点, $f(x, g)$ 则是系统的驱动函数,也是公式中的非线性项。从公式中我们可以看出,整个系统在线性项的驱动下收敛于目标点,而在非线性项的驱动下表现出更加复杂的运动状态;相变量 x 则可以通过 $f(x, g)$ 函数的设计,借助核函数以及权重配比来激发不同相状态下的系统表现。而由于相变量 x 是从 1 到 0 变化的,所以非线性项引入的动态变化也将最终趋于稳定,以保证整个系统的最终收敛。

由于 DMP 算法对收敛性的保证,该方法被广泛应用于行走^[61]、打乒乓球^[48]、写字^[62]、切割^[58]等任务

中。然而动态运动基元模型有一个缺点就是隐含着对时间的依赖性(相变量),非线性和线性项需要用相变量作为隐含时钟来控制模型的柔顺切换。

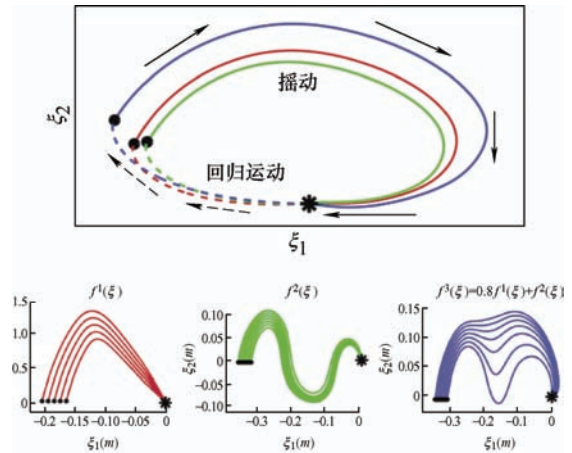


图 8 基于动态运动系统模型的动作组合(上图)和新运动基元的生成(下图)^[41]

为了解决这一模型对时间依赖的问题, KHANSARI-ZADEH 等提出了动态系统稳定估计器 Stable estimator of dynamical systems (SEDS)^[41]。动态系统稳定估计器是将动态系统公式调整为全局渐进稳定的一阶自治动态系统,从而保证系统收敛于期望目标点的动态系统建模方法。其改变了动态运动基元线性项非线性项通过相变量耦合的方式生成动态系统,而是通过线性项非线性项叠加的方式,通过 GMR 算法对模型进行回归获得最终模型,从而消除了对时间的依赖。其一般性公式如下

$$\dot{\xi} = f(\xi) = \sum_{k=1}^K \gamma_k(\xi) (A_k \xi + b_k) \quad (5)$$

式中, $\gamma_k(\xi)$ 是用于混合不同模型的基于状态的加权函数, A_k, b_k 为第 k 个高斯核的参数,该模型的这三个参数变量都可以通过 GMR 算法计算。为了保证系统的全局收敛, KHANSARI 等对模型学习过程的参数进行了限定从而保证学习结果不产生非稳定的运动。动态系统稳定估计器还可以进一步通过叠加的方式,由简单的模型合成更复杂的基元,用于更复杂的技能传递(图 8),但是由于模型叠加的最终效果受学习过程稳定性限制的影响,导致复杂运动模型的模型准确度将会有一定的下降。该模型其后应用于实时避障^[63]、抓取运动^[64]、操作电器开关^[39]等动作。动态系统稳定估计器尽管脱离了时间约束,而且有着全局稳定的特性,但是其在复杂任务的学习过程中精度较差,而且由于其模型相对简单,所以更适合点对点运动而不适应一些复杂的带有力交互的运动。针对动态系统稳定估计器对复杂

轨迹存在较大学习误差的问题,SHAVIT等^[65]将学习过程的高斯混合模型函数与线性动态系统的参数解耦,提出线性参数变化动态系统模型 Linear parameter varying dynamical systems (LPV-DS),从而使得学习模型可以根据示教轨迹的形状对高斯混合模型的数量和分布进行最优化从而提高模型学习的精度。

其后,FIGUEROA等^[66]基于线性参数变化动态系统模型,进一步研发了局部主动全局稳定动态系统模型 Locally active globally stable dynamical systems (LAGS-DS)。该模型针对之前的动态系统模型只保证收敛于最终的期望末端点这一限制,通过借鉴其他对动态系统模型进行全局或局部变形的研究^[67-68],引入了局部的动态特性以增加可学习技能的复杂程度,同时保证了整个模型的全局渐近稳定性。从动态系统的流场图上观察,局部主动全局稳定动态系统模型可以激发局部区域的动态特性,在区域内形成模拟刚度的表现,使轨迹在区域内受扰后快速回归到期望的运动轨迹中,而不是沿着统一的系统轨线继续前进到期望目标点(图9)。

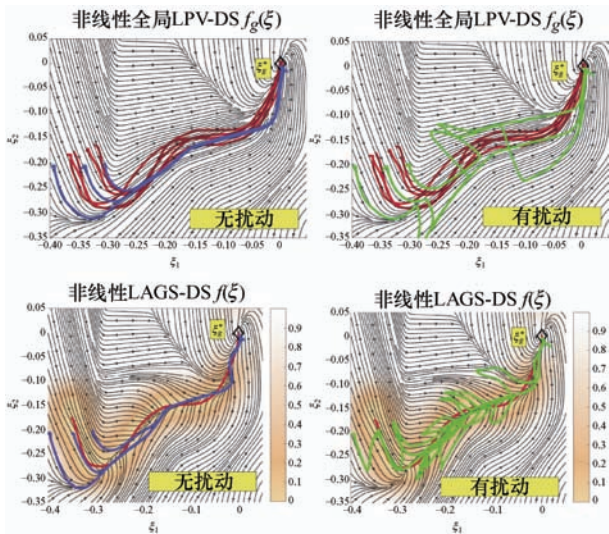


图9 LPV-DS与局部主动全局稳定动态系统模型对比^[68]

之后WU等^[17]沿着前述模型的基础,针对动态系统稳定估计器和局部主动全局稳定动态系统模型存在的问题进行了改进。虽然上述两种方法可以保证系统运动的全局稳定,但是其在人机交互中存在一定的缺陷,比如对于一些精细操作任务,任何对任务的打断都会导致机械臂沿着新生成的轨线运动从而偏离原始的期望轨迹,或虽然尽快回归到期望轨迹上,但是却产生了操作轨迹的断裂。而通过将不同的动态系统进行耦合的方式,可以实现将机械臂正常操作和受扰动情况区分开,并运行不同的动态系统模型,从而保证机械臂在受扰之后仍然能

够回到被打断的位置点重新执行期望轨迹。这种特性在例如切割等任务中,可以保证切割轨迹的完整性。

2.2 针对力交互任务的交互操作策略设计

基于模型的技能传递算法更多着眼与轨迹、速度层面的学习,所以在一些带有力交互的任务执行过程中往往不能达到很好的效果。因此,研究者逐步在基于模型的技能传递算法的基础上改进模型并设计交互操作策略,从而有效提升交互操作性能。

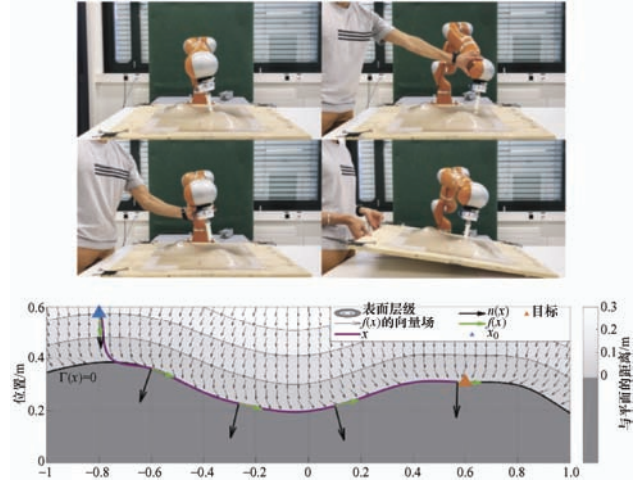


图10 基于动态系统模型的力交互操作策略^[69]

例如AMANHOUD等^[69]等在基于动态系统模型的技能传递之上,设计了针对接触任务中存在的力交互、实时扰动等问题的交互操作策略。通过在动态系统模型上叠加控制交互力的补偿动态系统模型,保证了机械臂在执行接触任务的同时,可以应对外界扰动且保证接触任务的接触力稳定,其原理为

$$\dot{\xi} = f(\xi) + n(\xi) \quad (6)$$

式中, $f(\xi)$ 为基于示教数据学习到的运动模型,而 $n(\xi)$ 则是为了给机器人操作额外提供交互力补偿的补偿动态系统模型(图10下)。之后,该研究者结合 Radial basis function (RBF)核为特定任务的交互力模型进行学习,从而建立了针对交互力误差的自适应控制,降低了复杂环境下交互力的跟踪误差^[70]。

SALEHIAN等^[71]通过建立以操作目标为基准的动态系统模型,设计了一套针对接触-非接触动作的交互动态系统模型调整框架 (Modulation framework),利用动态系统模型实时重规划以及处理期望外的扰动的能力,使得机器人在对目标执行交互操作的同时,让机械臂可以根据动态系统模型和目标状态实时调整机械臂的速度,从而实现稳定的接触-非接触过程切换,减少了接触过程中的弹性

碰撞与碰撞力。WU 等^[17]设计的针对交互力操作的技能模型,将示教模型与交互状态相结合,通过交互力判断当前交互状态,从而对机器人的技能模型进行微调以适应当前状况,最终实现与交互目标的稳定接触。

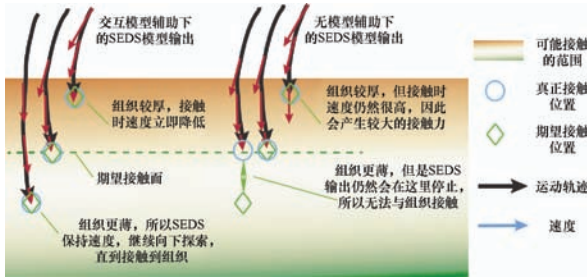


图 11 基于交互状态的力交互操作策略^[17]

3 技能控制与智能技能切换

在训练了一个或一系列包含多模态示教信息的技能模型以及交互操作策略之后,如何设计控制框架来提升机器人力交互操作下性能和稳定性,以及如何通过机器人感知系统实现机器人对任务目标的认知以及智能技能切换,也是目前人机技能传递研究的热点问题。因此,本节从分析柔顺控制方法出发,进一步总结了针对技能模型改进的控制算法,总结了不同算法在力交互状态下的系统稳定性,最后,针对创新性的基于机器人认知的智能技能切换算法进行讨论。

3.1 柔顺控制

技能传递的最后一步就是通过合适的控制算法控制机器人执行学习到的技能模型。而随着目前工业界以及社会对人机协作、人机安全交互的要求^[72],柔顺控制算法^[73]因为其良好的人机交互性能,逐渐取代经典的位置控制^[74]、力控制^[75]以及力/位混合控制^[76]。从另一个角度来说,多个研究都表明,人会根据任务情况自主学习调整手臂的柔顺程度来保证更高效的执行任务^[77],故柔顺的执行操作也是人能够执行各种复杂任务的一个前提。

机器人可以通过阻抗控制^[78]或导纳控制^[79]的方式来实现柔顺控制,这其中以阻抗控制的应用最为广泛,如下

$$\tau_c = J(q)^T \left(M(\ddot{\xi} - \ddot{\xi}_d) + D(\dot{\xi} - \dot{\xi}_d) + K(\xi - \xi_d) \right) \quad (7)$$

式(7)即为一般的阻抗控制率,其中 τ_c 为机器人控制力矩, $J(q)^T$ 为基于关节的机器人雅可比矩阵, $M, D, K \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 为阻抗控制器的期望惯量、阻尼、

刚度。 $\ddot{\xi}_d, \dot{\xi}_d, \xi_d \in \mathbf{R}^M$ 为期望轨迹(也称为虚拟轨迹 Virtual trajectory)的加速度、速度、位置。机器人阻抗控制有别于经典的位置控制与力控制,这种控制方法不是单纯地通过减小位置或力误差来实现控制目标,而是通过保持机械臂交互力与输出速度之间的动态关系(例如末端表现出类似质量弹簧阻尼二阶系统的特性)来对机器人进行控制。所以使用阻抗控制器,除了要给控制器设定虚拟轨迹 $\ddot{\xi}_d, \dot{\xi}_d, \xi_d$ 让机器人进行跟随之外,还要设定阻抗参数变化来改变跟随轨迹过程的柔顺程度,进而调整交互力。当机器人受到干扰而偏离其虚拟轨迹之后,控制器的模型(质量弹簧阻尼二阶系统)将会根据具体的控制参数(惯性,阻尼,刚度)来针对轨迹的偏离程度产生对应的力来控制机械臂回归到期望轨迹中去。低的阻抗参数意味着面对外界扰动,机械臂会展现出更加柔顺的表现,即对同样等级的扰动会产生较大的偏离目标轨迹的位移;而高阻抗参数则意味着机械臂将有更高的刚度,能更加精确地跟踪期望的轨迹,并对外力扰动有着更强的抗干扰能力。

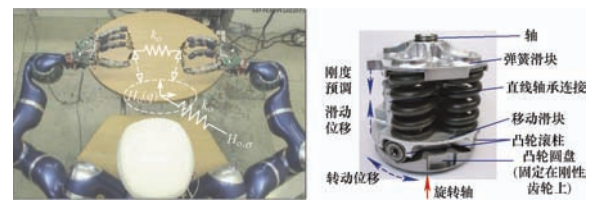


图 12 基于算法柔顺的 DLR 机器人^[80]以及基于硬件层面变阻抗的机器人^[81]

虽然机械臂的变阻抗操作可以从两个不同的层面实现:软件层面变阻抗^[82]和硬件层面变阻抗^[81]。这其中,在硬件层面实现变阻抗可以让机器人拥有本质安全的属性,而且硬件变阻抗相对而言可以实现更大范围的阻抗变化,且系统响应相较软件变阻抗更快,而且面对大冲击的任务,例如锤击,硬件变阻抗的机械臂由于其内部有弹性结构提供缓冲,关节结构更不容易受损;但是相对于硬件层面变阻抗而言,软件层面的变阻抗更加简单直接,而且对应的机械结构更加简单(图 12),对于算法开发来说,软件层面变阻抗的实现可以省略结构设计、动力学模型辨识与补偿等过程,故可以加快算法的研发速度,缩短算法迭代的周期。所以相对而言,在软件层面实现变阻抗,可以让研究者更加快速地开展人-机变阻抗技能学习过程,更加集中的从算法层面研究如何让机器人学会像人类一样,能够针对任务选择性的改变机械臂的阻抗参数,从而更好地地完成交互任务;而在硬件层面实现变阻抗,则可以从

仿生的角度对人臂的变阻抗操作机理进行深层模仿, 从人臂的骨骼肌肉系统动力学出发, 对人臂复杂的变阻抗操作进行机理剖析与模仿。人类的示教数据可以给机器人一个初始的较好的阻抗参数变化策略, 但是如何更好地执行技能模型、保证系统的稳定性、提高机器人自主操作的成功率, 是技能传递应进一步研究的问题。

3.2 基于动态系统的柔顺控制和系统稳定性

在本文提出的研究框架中, 基于人臂阻抗模型的多模态操作技能示教可以完整地给柔顺控制器提供包括虚拟轨迹和阻抗参数在内的所有控制输入, 而动态系统模型和针对力交互任务的交互操作策略则可以为柔顺控制提供系统性的稳定性保证以及更智能的力交互性能。由此该研究框架完整的实现了从人臂采集复杂操作技能并转化为机器人可以执行的动作这一任务。尽管如此, 上述研究并未保证整个机器人系统在处于力交互状态下的系统稳定性, 需要研究者在控制器层面对整个系统的稳定性进行保证; 另一方面阻抗控制的设计初衷, 并非是面向动态系统这类实时生成运动轨迹的动态操作模型的, 而是面向虚拟轨迹这种固定且单一的预设轨迹^[83]。虽然追踪虚拟轨迹的阻抗控制对应于一些简单的交互操作任务可以展现出较好的操作效果, 而且可以一定程度上对扰动做出适度的反应。但是由于虚拟轨迹大多受到时间因素的制约, 这可能导致对阻抗控制器长时间的阻碍可能会导致相对猛烈的回弹。而且由于固定虚拟轨迹过于简单, 所以应对一些场景变化的任务, 固定的虚拟轨迹无法满足技能泛化的要求, 这时直接利用动态系统模型输出作为控制器输入显然是更好的选择。综上所述, 阻抗控制器作为一种类时序控制器(Gain scheduling)在应对慢速、小范围的阻抗参数变化时足以保证系统的稳定性^[84], 但是针对复杂任务以及面对力交互任务时, 阻抗参数的变化可能相对剧烈, 因此要求控制器还要对系统的稳定性或无源性进行保证, 以确定机械臂不会产生令人意外的运动, 另一方面, 让控制器和与时间无关的动态运动系统更好地融合, 进而提升整体系统的灵活程度与稳定度, 也可以帮助机器人更好的执行复杂力交互任务。虽然这种系统不稳定的情况实际中非常少见^[85], 但是研究这一现象并通过提前给控制器或控制输入设置限制来保证不稳定的现象不会出现, 从人机交互的安全性角度来讲是非常重要的。

基于这些需求, 研究者开始尝试针对复杂力交互操作技能传递的过程设计相应的柔顺控制算法或

者控制策略, 使得柔顺控制器满足更加复杂的技能模型并尝试保证整个系统在力交互情况下的稳定性。YANG 等^[86]提出了一种基于生物机理的自适应变阻抗控制器, 并严格证明了其稳定性。之后, FERRAGUTI 等利用能池理论(Energy tank theory), 通过对系统能量进行在线监测与管理, 实现了在力交互情况下, 系统可以稳定地实现任意阻抗参数变化下的变阻抗控制^[85], 但是这种方法存在着可能为了保证系统稳定性而产生期望之外的阻抗变化的风险, 而且无法通过离线的方式提前对系统的阻抗变化进行观察。所以在文献[87]中, KRONANDER 等从李雅普诺夫稳定性函数入手, 通过设计混合有位置和速度的李雅普诺夫函数, 推导出系统稳定性约束来保证在该函数约束下的控制系统全局稳定。该方法的优势在于, 可以产生连续且稳定可控的阻抗参数变化, 而且这个方法可以用于对阻抗参数变化的离线验证。

上面的工作只从阻抗控制器阻抗参数变化的角度上对控制器进行了改善, 然而由于为了配合阻抗控制器要求的控制参量之一: 虚拟轨迹, 任何动态系统都要经过积分获得一个参考轨迹, 之后才能通过这个参考轨迹来驱动阻抗控制器, 这样并没有完全发挥动态系统模型的对抗扰动的实时反应能力。所以 DUINDAM 团队和 LI 团队根据动态系统的特性重新设计控制器的输入模块, 基于系统无源性的理论, 提出了新的控制器^[88-89], 这两种控制器通过沿着期望的运动方向重新分配动能的方式保证了变阻抗控制下的系统无源性。更进一步, KRONANDER 等开发了无源交互控制器^[90], 这种控制器的输入直接就是动态系统模型的输出(期望速度), 并通过强制能量在与任务无关的方向上进行耗散, 来保证系统能量的平衡。因为在任务无关方向耗散能量与沿着运动方向重新分配能量相比, 在任务无关方向耗散能量对系统能量变化有着更大的容忍度, 所以使用无源交互控制器的系统可以更加自由地调节系统阻抗参数的变化。无源交互控制器的一般性公式如下

$$\tau_c = J(q)^T \left(D(\xi) \left(\dot{\xi} - \dot{\xi}_d \right) \right) \quad (8)$$

$$D(\xi) = Q(\xi) A Q(\xi)^T \quad (9)$$

故无源交互控制器是阻抗控制器的一个简化变形, 其中 $D(\xi)$ 为控制器的阻尼矩阵, 而 $Q(\xi)$ 、 A 则是基于机器人实际运动速度方向设计的特征向量矩阵和特征值矩阵。

表 3 各种针对技能传递的变阻抗控制器对比

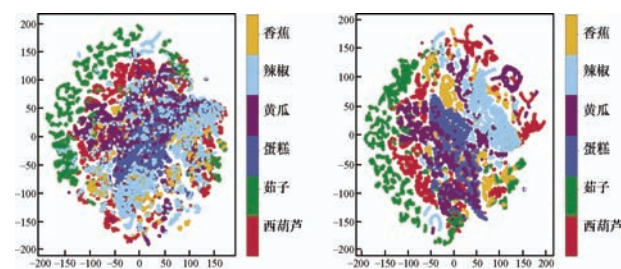
控制方法	基本特点	优点	缺点
经典阻抗控制 ^[78]	输入量为虚拟轨迹和阻抗参数, 通过实际轨迹与虚拟轨迹之前的误差来计算输出力矩, 产生柔顺效果	模型简单, 易于实现	针对复杂的技能传递任务, 需要对任务模型的输出进行积分获得虚拟轨迹, 从而掩盖了动态系统技能模型可以根据扰动实时重规划轨迹的优势
自适应变阻抗控制 ^[86]	在经典阻抗控制的基础上根据人臂操作机理设计自适应增益系数, 进而根据交互情况改变阻抗参数	一定范围内帮助阻抗控制器和未知环境进行更精确的力交互	模型复杂且难以准确建立控制模型, 对大变化的环境可能需要更多的调试, 和经典阻抗控制一样不适用于复杂的技能传递任务
基于能池理论的变阻抗控制 ^[85]	重点关注变阻抗控制下的稳定性问题, 通过运用能池理论, 保证控制系统在与未知环境交互下的无源性, 进而保证系统稳定	由于能池系统的特性, 控制器可以保证在任意交互环境下的控制稳定性	能池能量充满或耗尽后, 系统能量的剧烈变化可能引起阻抗参数意料之外的改变, 影响操作效果, 和经典阻抗控制一样不适用于复杂的技能传递任务
基于稳定性约束的变阻抗控制 ^[87]	基于合理的设计李雅普诺夫函数, 并结合函数设计针对控制参数的约束函数, 以保证系统的稳定性	拥有同能池理论方法类似的优点而没有阻抗参数产生异变的缺陷, 能够离线对系统操作过程的阻抗参数变化进行检测	和经典阻抗控制一样不适用于复杂的技能传递任务
无源速度场控制 ^[88-89]	通过将控制输入变更为一阶动态系统的速度输出, 并通过在运动速度方向重新分配能量来保证系统无源性	一定程度上保证了系统的无源性, 并使整个系统适用于技能传递模型	系统闭环动力学相对复杂, 并没有给出明确且简单的阻抗参数定义
无源交互控制 ^[90]	基于无源速度场控制模型, 改变系统能量分配模式为在任务无关方向耗散能量以保证系统稳定性	更大程度上保证了系统的无源性, 给出了明确且简单的阻抗参数定义, 使系统可以通过合理的设置阻抗参数来耗散能量保证系统无源性	系统在非保守的动态系统控制下需要结合能池理论保证系统无源性, 这一定程度上会导致阻抗参数出现意料之外的变化

3.3 基于感知的智能技能切换

现实生活中, 人类即使进行同样的任务, 但面对不同的目标物体时, 也会根据目标物体改变使用的技能, 例如同样是处理食材, 面对肉的切割和蔬菜的切割, 人进行操作的动作以及对交互力的控制都会根据目标而产生很大的变化。所以技能传递在实现自动泛化之前, 实现基于感知的智能技能切换将是非常实用的一种机器人操作技能。由此, MITSIONI 等^[91]提出了一种结合深度学习与模型预测控制的切割任务模型, 该模型通过对大量示教数据的分析, 生成了基于经验的技能切换器, 通过机器人的自主判断, 运行不同的技能模型, 实现对不同食物的处理。GEMICI 等^[92]通过特征提取的方式, 运用基于狄利克雷过程(Dirichlet processes)的学习模型训练了一种机器人自主感知分类模型, 该模型可以根据机器人的自主感知能力(触觉, 交互力反馈等)判断待操作目标的物理性质, 并根据启发式设计的信心指标(Beliefs)来对不同的操作目标选择合适的操作技能。WU 等目前正在尝试通过运用神经网络训练机器人的自主感知能力, 通过训练的感知模型来切换机器人的操作技能模型, 从而对不同刚度的物体执行不同的切割任务。

上述的机器人技能控制与智能技能切换进一步完善了复杂操作技能传递的最后一步: 技能操作。

研究者以更好地完成技能操作为目的, 对控制器进行改进、设计针对技能模型的控制策略、设计基于感知的智能技能切换模型。从机器人学研究的最终目的来看, 一切研究的结果都是为了让机器人可以真正地融入到人类社会中、可以实际地执行有意义的任务。所以重视技能最终的操作结果, 让机器人能自主实现更加复杂的操作、拥有更加智能的判断, 甚至未来让机器人拥有针对学习到的模型进行泛化操作的能力, 是非常有意义的研究工作。

图 13 面对不同待操作物体的机器人感知分类^[91]

4 现存问题与未来研究方向

综上所述, 面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制是一个囊括多学科知识在内的交叉研究领域, 近年来受到越来越多的研究者的关注。不同国家不同领域的研究者不断加入该研究领域

的研究并提出新的方法或框架来补充该领域的内容。尽管如此,该研究领域仍然有着很大的研究潜力,也存在着一些尚待解决的问题。未来的操作技能传递与控制需要实现机器人的仿人认知以及类脑智能,进而实现复杂力交互下的灵巧、精准操作技能。目前研究仍存在的问题以及预期发展方向如下。

(1) 表征人类操作技能的多模态信息获取方法有待改进:多模态信息融合示教的信息种类受到当前传感器发展的制约,且技能信息采集困难。由于多模态信息采集的过程需要对多个传感器设备进行相对复杂的校准和配置,导致这种技能记录的方式需要一定的时间以及一定专业人员的协助才能完成。目前多模态信息融合示教多用于实验室研发,距离实际应用还有这较长的距离。随着传感器的逐步发展以及其使用的简易化,越来越多的传感器可以应用于多模态信息融合的示教过程中,例如通过眼动仪来采集示教者的关注点、通过柔性触觉传感器记录人的触觉感知、通过脑电对人的意图进行检测等。另一方面,研发能将多模态信息直接在传感器端进行融合的传感设备,也将对机器人学习人类复杂力交互操作的研究产生极大的推进。

(2) 机器人端的感知能力不足,实现仿人认知困难重重:与人类相比,机器人的传感系统目前还局限于局部,例如关节力矩传感器、指尖触觉传感器、机器视觉等。而人类有很多复杂操作需要运用到人类全身复杂的传感系统,例如在判断瓜果生熟时,人类可以通过按压的触觉反馈以及敲击的声音反馈来判断瓜果的成熟程度;对重物进行搬运时可以通过肩膀、背部的皮肤感知重物的重心变化以及滑动等;另一方面,机器人目前的传感器信息都是单独处理,直接作为反馈量用于调整控制器参数,但是人类对传感信息的反馈是由大脑统一处理的,并在大脑中融合各种传感信息,结合历史经验形成一种抽象的认知,这种认知能力,也是机器人急需的。所以未来想要进一步提升机器人的操作效果,更加复杂且遍布机器人全身的传感系统以及开发机器人的仿人认知能力可能给机器人复杂操作技能学习带来新的突破。

(3) 缺乏类脑智能的学习框架,信息处理能力不强:当前技能传递算法对多模态信息的利用不够充分,技能信息中一些隐含的内部关系尚待挖掘。由于多个传感器采集的示教信息维度较高,而且不同的信息之间很有可能有着隐含的耦合关系,例如

人臂交互操作过程中,交互力与阻抗参数变化就有一定的映射关系^[17];所以如何更好地挖掘这些信息间隐含的关系,并将其用于技能传递中更好地实现机器人技能自主操作,是一个尚待深入研究的问题。另一方面,尽管目前人机技能传递的中心还放在单纯模仿人的手臂技能上,但是人臂操作过程中也经常用到手臂的冗余以及手臂皮肤的感知进行交互操作,例如雕刻师进行雕刻、制图员进行制图时,都会用手臂按压雕塑与制图平面,同时利用手腕的冗余度来执行精细的操作,手臂的按压以及手腕的冗余给了这种精细操作更强的稳定性,而机器人目前执行手臂画图写字等任务时,还是单纯地通过增加阻抗参数来提高稳定性和操作精度,而无法真正像人一样利用自身的结构和冗余来提高操作的效果。这些复杂的交互操作策略以及隐含关系,对于人类而言都是通过大脑结合神经系统的学习实现的,故研发类脑智能,让机器人在技能传递的基础上,实现结合自身性能、结构以及感知反馈,自主生成带有自我特征的、能够高效运行的技能模型,实现一个类似大脑-中枢神经系统自主学习的技能学习模式。同时,利用目前的云端数据分享,将不同机器人自主学习过程积累的经验与模型上传并在不同机器人中共享,将会极大提升机器人自主学习的效率,这样的人机技能传递模式将会更加符合未来机器人走入千家万户的需求,是一个很有意义的研究方向。

(4) 需要将仿人智能引入到控制框架中:在技能控制方面,由于复杂的操作技能中往往带有非常丰富且激烈的交互力变化、操作轨迹重叠、操作姿态变化、手臂冗余构型变化,例如木工雕刻等精细操作任务。针对类似的复杂任务,目前研发的控制,都无法真正意义上复现这种人臂复杂操作技能,尽管在轨迹层面的重叠可以通过加入一个类似时间的参量来实现解耦、机械臂可以实现在任务执行的同时利用结构冗余进行避障,但是更加复杂的力-轨迹重叠、利用冗余增强任务执行效果等问题尚待深入研究,故技能传递目前只是在简化的模型控制下执行相对简单的操作,所以未来如何研发更加复杂的针对技能传递的控制器,甚至让控制器与机器人智能相绑定,自主学习更加复杂的控制方式,对于更好地学习人臂复杂操作技能而言是必经之路。

5 结论

本文主要介绍了面向复杂力交互任务的操作技

能传递与控制领域的一些研究进展,并对整个领域的研究逻辑与研究框架进行了梳理与搭建。首先,人臂阻抗参数模型的研究是多模态信息采集非常重要的一部分研究内容,更加准确地采集人臂的阻抗参数变化,对于研发新的控制器以及学习人臂复杂力交互操作技能而言起着基础性的作用;其次,人臂多模态信息融合示教在技能传递中起重要的连接作用,我们通过介绍示教学习中三种不同的示教方式,对比了示教过程对多模态信息采集的影响,以及不同示教方式之间的优劣;再次,复杂技能传递模型包含有很多不同的种类,本文通过侧重对动态系统模型的阐述,说明了该模型在复杂力交互操作技能传递方面的优势,并介绍了一些基于动态系统模型的力交互操作策略设计;之后通过介绍柔顺控制,引出了专门针对动态系统模型设计的柔顺控制器,介绍了这类控制器在控制结构以及稳定性分析上的特点,并简单介绍了目前刚开始发展的基于机器人感知的智能技能切换;最后通过讨论,对面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制现阶段存在的一些不足进行总结,并对该研究领域未来发展方向进行展望。

人机技能传递从 20 世纪 80 年代开始发展,逐步发展到今天越加复杂且成熟的基于多模态信息的面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制框架,足以说明该领域有着非常大的研究价值以及广阔的应用前景。该研究领域可以为机器人未来与人类社会深度融合提供基础,让机器人在人机协作、智能制造、机器人手术操作辅助等诸多领域做更多贡献。然而由于该领域的学科交叉性很强,对神经科学、机器人学、控制理论、机器学习、复杂物理系统等领域都有涉及,所以对不同领域研究者相互合作的能力提出了挑战,而其目前存在的诸多问题也让其在各个领域的大范围应用无法实现。而我国在该领域还处于起步阶段,但随着中国人口老龄化的加重,人口红利消失、人力资源日益紧张,发展这一新兴技术,用机器人代替一部分人类的劳动力,对我国的科技发展弯道超车是一个良好的机遇,对社会进步以及解决中国人口老龄化加重的现状有着举足轻重的意义。

参 考 文 献

- [1] 曾超,杨辰光,李强,等. 人-机器人技能传递研究进展[J]. 自动化学报, 2019, 45(10): 1813-1828.
ZENG Chao, YANG Chenguang, LI Qiang, et al. Research progress on human-robot skill transfer[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(10): 1813-1828.
- [2] BILLARD A, KRAGIC D. Trends and challenges in robot manipulation[J]. Science, 2019, 364(6446): eaat8414.
- [3] ROZO L, CALINON S, CALDWELL D, et al. Learning collaborative impedance-based robot behaviors[J]. AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2013: 1422-1428.
- [4] ROZO L, CALINON S, CALDWELL D G, et al. Learning physical collaborative robot behaviors from human demonstrations[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(3): 513-527.
- [5] KRONANDER K, BILLARD A. Learning compliant manipulation through kinesthetic and tactile human-robot interaction[C]//IEEE Transactions on Haptics. 2014, 7(3): 367-380.
- [6] KHANSARI-ZADEH S M, KHATIB O. Learning potential functions from human demonstrations with encapsulated dynamic and compliant behaviors[J]. Autonomous Robots, Springer US, 2017, 41(1): 45-69.
- [7] PETERNEL L, PETRIČ T, OZTOP E, et al. Teaching robots to cooperate with humans in dynamic manipulation tasks based on multi-modal human-in-the-loop approach[J]. Autonomous Robots, 2014, 36(1-2): 123-136.
- [8] WU R, ZHANG H, PENG T, et al. Human-robot interaction and demonstration learning mode based on electromyogram signal and variable impedance control[J]. Mathematical Problems in Engineering, Hindawi, 2018, 2018.
- [9] SHERIDAN T B. Telerobotics[J]. Automatica, 1989, 25(4): 487-507.
- [10] CALINON S, BILLARD A. Incremental learning of gestures by imitation in a humanoid robot[C]//Proceeding of the ACM/IEEE International Conference on Human-robot Interaction - HRI '07. New York, New York, USA: ACM Press, 2007: 255.
- [11] KITAGAWA M, OKAMURA A M, BETHEA B T, et al. Analysis of suture manipulation forces for teleoperation with force feedback[J]. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 2002, 2488: 155-162.
- [12] RANK M, HIRCHE S. Cutaneous haptic feedback in robotic teleoperation(Springer series on touch and haptic systems)[J]. Multisensory Softness, 2014(8): 147-165.

- [13] WU R, ZHANG H, PENG T, et al. Variable impedance interaction and demonstration interface design based on measurement of arm muscle co-activation for demonstration learning[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 51: 8-18.
- [14] ZAHEDI E, KHOSRAVIAN F, WANG W, et al. Towards skill transfer via learning-based guidance in human-robot interaction: An application to orthopaedic surgical drilling skill[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 98(3-4): 667-678.
- [15] ZAHEDI E, DARGAHI J, KIA M, et al. Gesture-based adaptive haptic guidance: A comparison of discriminative and generative modeling approaches[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(2): 1015-1022.
- [16] COLES T R, MEGLAN D, JOHN N W. The role of haptics in medical training simulators: A survey of the state of the art[J]. *IEEE Transactions on Haptics*, 2011, 4(1): 51-66.
- [17] WU R, BILLARD A. Learning from demonstration and interactive control of variable-impedance to cut soft tissues[J/OL]. [2000-01-08]. <https://www.epfl.ch/labs/lasa/sahr/publications/>
- [18] BERNARDINO A, HENRIQUES M, HENDRICH N, et al. Precision grasp synergies for dexterous robotic hands[C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, ROBIO 2013. 2013: 62-67.
- [19] URECHE L P, BILLARD A. Constraints extraction from asymmetrical bimanual tasks and their use in coordinated behavior[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 103: 222-235.
- [20] YAO K, BILLARD A. An inverse optimization approach to understand human acquisition of kinematic coordination in bimanual fine manipulation tasks[J]. *Biological Cybernetics*, Springer Berlin Heidelberg, 2020, 114(1): 63-82.
- [21] YAO K, STERNAD D, BILLARD A, et al. Effect of task conditions on human hand pose selection strategies in bimanual fine manipulation task[C/CD]//Neural Control of Movement 2022 Annual Meeting. Society for Neural Control of Movement, 2022.
- [22] HOWARD I S, INGRAM J N, KÖRDING K P, et al. Statistics of natural movements are reflected in motor errors[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2009, 102(3): 1902-1910.
- [23] MARTIN-MARTIN R, LEE M A, GARDNER R, et al. Variable impedance control in end-effector space: An action space for reinforcement learning in contact-rich tasks[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 1010-1017.
- [24] YU X, LI Y, ZHANG S, et al. Estimation of human impedance and motion intention for constrained human-robot interaction[J]. *Neurocomputing*, 2020, 390: 268-279.
- [25] SILVERIO J, HUANG Y, ABU-DAKKA F J, et al. Uncertainty-aware imitation learning using kernelized movement primitives[C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2019: 90-97.
- [26] BURDET E, OSU R, FRANKLIN D W, et al. The central nervous system stabilizes unstable dynamics by learning optimal impedance[J]. *Nature*, 2001, 414(6862): 446-449.
- [27] TRUMBOWER R D, KRUTKY M A, YANG B S, et al. Use of self-selected postures to regulate multi-joint stiffness during unconstrained tasks[J]. *PLoS ONE*, 2009, 4(5): e5411.
- [28] SHIN E C, RYU J H, YANG G H. Estimation of human arm impedance in accordance with the master device types and gripping posture[C]//IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM, 2015, 2015-Augus: 1744-1748.
- [29] FRANKLIN D W, LIAW G, MILNER T E, et al. Endpoint stiffness of the arm is directionally tuned to instability in the environment[J]. *Journal of Neuroscience*, 2007, 27(29): 7705-7716.
- [30] ERDEN M S, BILLARD A. Hand impedance measurements during interactive manual welding with a robot[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(1): 168-179.
- [31] FLASH T, MUSSA-IVALDI F. Human arm stiffness characteristics during the maintenance of posture[J]. *Experimental Brain Research*, 1990, 82(2): 315-326.
- [32] GOMI H, KAWATO M. Human arm stiffness and equilibrium-point trajectory during multi-joint movement[J]. *Biological Cybernetics*, 1997, 76(3): 163-171.
- [33] TEE K P, BURDET E, CHEW C M, et al. A model of force and impedance in human arm movements[J]. *Biological Cybernetics*, 2004, 90(5): 368-375.
- [34] LLOYD D G, BESIÉ R T F. An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee

- joint moments in vivo[J]. *Journal of Biomechanics*, 2003, 36(6): 765-776.
- [35] YAO K, STERNAD D, BILARD A, et al. A hybrid BMI-based exoskeleton for paresis: EMG control for assisting arm movements[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2017, 14(1): 1741-2552.
- [36] AJOUDANI A, FANG C, TSAGARAKIS N, et al. Reduced-complexity representation of the human arm active endpoint stiffness for supervisory control of remote manipulation[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2017: 027836491774403.
- [37] AJOUDANI A, TSAGARAKIS N, BICCHI A. Teleimpedance: teleoperation with impedance regulation using a body-machine interface[J]. *IJRR*, 2012, 110: 19-31.
- [38] AJOUDANI A, FANG C, TSAGARAKIS N G, et al. A reduced-complexity description of arm endpoint stiffness with applications to teleimpedance control[C]//*IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2015, 2015-Decem: 1017-1023.
- [39] WU R, ZHANG H, ZHAO J. Robot variable impedance skill transfer and learning framework based on a simplified human arm impedance model[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 225627-225638.
- [40] BILLARD A, CALINON S. Handbook of robotics chapter 59 : Robot programming by demonstration[J]. *Robotics*, 2007, 48(21): 1371-1394.
- [41] KHANSARI-ZADEH S M, BILLARD A. Learning stable nonlinear dynamical systems with Gaussian mixture models[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2011, 27(5): 943-957.
- [42] IJSPEERT A J, NAKANISHI J, SCHAAL S. Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots[C]//*Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2002, 2: 1398-1403.
- [43] PASTOR P, HOFFMANN H, ASFOUR T, et al. Learning and generalization of motor skills by learning from demonstration[C]//*Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2009: 763-768.
- [44] UDE A, GAMS A, ASFOUR T, et al. Task-specific generalization of discrete and periodic dynamic movement primitives[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, 26(5): 800-815.
- [45] RIGHETTI L, BUCHLI J, IJSPEERT A J. Dynamic Hebbian learning in adaptive frequency oscillators[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2006, 216(2): 269-281.
- [46] DEGALLIER S, RIGHETTI L, GAY S, et al. Toward simple control for complex , autonomous robotic applications: Combining discrete and rhythmic motor primitives[J]. *Autonomous Robots*, 2011, 31(2-3): 155-181.
- [47] CALINON S, SAUSER E L, BILLARD A G, et al. Evaluation of a probabilistic approach to learn and reproduce gestures by imitation[C]//*2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2010: 2671-2676.
- [48] KOBER J, MULLING K, KROMER O, et al. Movement templates for learning of hitting and batting[C]//*2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2010: 853-858.
- [49] IJSPEERT A J. Central pattern generators for locomotion control in animals and robots: A review[J]. *Neural Networks*, 2008, 21(4): 642-653.
- [50] GRILLNER S. Neurobiological bases of rhythmic motor acts in vertebrates[J]. *Science*, 1985, 228(4696): 143-149.
- [51] BULLOCK D, BONGERS R M, LANKHORST M, et al. A vector-integration-to-endpoint model for performance of viapoint movements[J]. *Neural Networks*, 1999, 12(1): 1-29.
- [52] SHON A P, GROCHOW K, RAO R P N. Robotic imitation for human motion capture using gaussian processes[C]//*5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, 2005. IEEE, 2005: 129-134.
- [53] CALINON S, GUENTER F, BILLARD A. On learning, representing, and generalizing a task in a humanoid robot[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, 37(2): 286-298.
- [54] BILLARD A G, CALINON S, GUENTER F. Discriminative and adaptive imitation in uni-manual and bi-manual tasks[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2006, 54(5): 370-384.
- [55] PAIK J K, KATSAGGELOS A K. Image restoration using a modified Hopfield network[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1992, 1(1): 49-63.
- [56] AMIN M H, ANDRIYASH E, ROLFE J, et al. Quantum Boltzmann machine[J]. *Physical Review X, American Physical Society*, 2018, 8(2): 21050.
- [57] ATIYA A F, PARLOS A G. New results on recurrent network training: unifying the algorithms and accelerating convergence[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(3): 697-709.
- [58] YANG C, ZENG C, FANG C, et al. A DMPs-based

- framework for robot learning and generalization of humanlike variable impedance skills[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, IEEE, 2018, 23(3): 1193-1203.
- [59] SHAAL S, KOTOSAKA S, STERNAD D. Nonlinear dynamical systems as movement primitives[C]// *IEEE International Conference on Humanoid Robotics*, 2001.
- [60] IJSPEERT A J, NAKANISHI J, SHIBATA T, et al. Nonlinear dynamical systems for imitation with humanoid robots[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Humanoid Robots*, 2001: 219-226.
- [61] NAKANISHI J, MORIMOTO J, ENDO G, et al. Learning from demonstration and adaptation of biped locomotion[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 47(2-3): 79-91.
- [62] KULVICIUS T, NING K, TAMOSIUNAITE M, et al. Joining movement sequences: Modified dynamic movement primitives for robotics applications exemplified on handwriting[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(1): 145-157.
- [63] KHANSARI-ZADEH S M, BILLARD A. A dynamical system approach to realtime obstacle avoidance[J]. *Autonomous Robots*, 2012, 32(4): 433-454.
- [64] KHANSARI-ZADEH S M, BILLARD A. Learning control Lyapunov function to ensure stability of dynamical system-based robot reaching motions[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, Elsevier, 2014, 62(6): 752-765.
- [65] SHAVIT Y, FIGUEROA N, SALEHIAN S S M, et al. Learning augmented joint-space task-oriented dynamical systems: A linear parameter varying and synergetic control approach[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, IEEE, 2018, 3(3): 2718-2725.
- [66] FIGUEROA N, BILLARD A. Modeling compositions of impedance-based primitives via dynamical systems[C/CD]// *Proceedings of the Workshop on Cognitive Whole-Body Control for Compliant Robot Manipulation (COWB-COMP)*, 2018.
- [67] KRONANDER K, KHANSARI M, BILLARD A. Incremental motion learning with locally modulated dynamical systems[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, 70: 52-62.
- [68] PERRIN N, SCHLEHUBER-CAISSIER P. Fast diffeomorphic matching to learn globally asymptotically stable nonlinear dynamical systems[J]. *Systems and Control Letters*, Elsevier B.V., 2016, 96: 51-59.
- [69] AMANHOUD W, KHORAMSHAHI M, BILLARD A. A dynamical system approach to motion and force generation in contact tasks[C/CD]// *Robotics: Science and Systems*, 2019.
- [70] AMANHOUD W, KHORAMSHAHI M, BONNESOEUR M, et al. Force adaptation in contact tasks with dynamical systems[J]. *Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2020(March): 6841-6847.
- [71] SALEHIAN S S M, BILLARD A. A dynamical system based approach for controlling robotic manipulators during non-contact / contact transitions[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(4): 2738-2745.
- [72] 付乐, 武睿, 赵杰. 协作机器人安全规范: ISO/TS 15066 的演变与启示[J]. *机器人*, 2017 (4): 532-540.
- FU Le, WU Rui, ZHAO Jie. The evolution and enlightenment of safety specification of cooperativerobots: ISO/TS 15066[J]. *Robot*, 2017, 39(4): 532-540.
- [73] OTT C, MUKHERJEE R, NAKAMURA Y. Unified impedance and admittance control[C]// *Robotics and Automation (ICRA)*, 2010 IEEE International Conference on, 2010: 554-561.
- [74] ARAI H, TACHI S. Position control of a manipulator with passive joints using coupled dynamics[J]. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, 1989, 25(9): 1012-1017.
- [75] VAN DER LINDE R Q, LAMMERTSE P. HapticMaster -A generic force controlled robot for human interaction[J]. *Industrial Robot: An International Journal*, 2003, 30(6): 515-524.
- [76] CHIAVERINI S, SCIAVICCO L. The parallel approach to force/position control of robotic manipulators[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1993, 9(4): 361-373.
- [77] FRANKLIN D W, BURDET E, PENG TEE K, et al. CNS learns stable, accurate, and efficient movements using a simple algorithm[J]. *Journal of Neuroscience*, 2008, 28(44): 11165-11173.
- [78] HOGAN N. Impedance control: An approach to manipulation I[J]. *Techniques*, 1985, 107: 304-313.
- [79] YU W, ROSEN J, LI X. PID admittance control for an upper limb exoskeleton[C]// *Proceedings of the 2011 American Control Conference*, 2011: 1124-1129.
- [80] ALBU-SCHAFER A, EIBERGER O, GREBENSTEIN

- M, et al. Soft robotics[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2008, 15(3): 20-30.
- [81] WOLF S, HIRZINGER G. A new variable stiffness design: Matching requirements of the next robot generation[J]. Proceedings-IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008: 1741-1746.
- [82] LE TIEN L, ALBU-SCHÄFFER A, DE LUCA A, et al. Friction observer and compensation for control of robots with joint torque measurement[C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS, 2008: 3789-3795.
- [83] LIN C, CHANG P, LUH S J. Formulation and optimization of cubic polynomial joint trajectories for mechanical manipulators[C]//1982 21st IEEE Conference on Decision and Control. IEEE, 1982: 330-335.
- [84] SHAMMA J S, ATHANS M. Gain scheduling: Potential hazards and possible remedies[J]. IEEE Control Systems, 1992, 12(3): 101-107.
- [85] FERRAGUTI F, SECCHI C, FANTUZZI C. A tank-based approach to impedance control with variable stiffness[C]// Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2013: 4948-4953.
- [86] YANG C, GANESH G, HADDADIN S, et al. Human-like adaptation of force and impedance in stable and unstable interactions[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(5): 918-930.
- [87] KRONANDER K, BILLARD A. Stability considerations for variable impedance control[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016(99): 1298-1305.
- [88] DUINDAM V, STRAMIGIOLI S, SCHERPEN J M A. Passive compensation of nonlinear robot dynamics[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(3): 480-487.
- [89] LI P Y, HOROWITZ R. Passive velocity field control of mechanical manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(4): 751-763.
- [90] KRONANDER K, BILLARD A. Passive interaction control with dynamical systems[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, 1(1): 106-113.
- [91] MITSIONI I, KARAYIANNIDIS Y, KRAGIC D. Modelling and learning dynamics for robotic food-cutting[J/OL]. [2022-01-22]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.09179>.
- [92] GEMICI M C, SAXENA A. Learning haptic representation for manipulating deformable food objects[C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2014: 638-645.
-
- 作者简介: 赵杰(通信作者), 男, 1968 年出生, 教授, 博士研究生导师。哈尔滨工业大学机器人研究所所长, 教育部“长江学者”特聘教授, 中组部“万人计划”科技创新领军人才。主要从事极端环境服役机器人、机器人化机电一体装备等领域的科研工作。
E-mail: jzhao@hit.edu.cn
- 武睿, 男, 1993 年出生, 博士研究生。主要研究方向为基于人臂操作机理的多模态信息融合示教学习以及人机变阻抗技能传递与控制。
E-mail: wuruihit@hit.edu.cn
- 张赫, 男, 1982 年出生, 博士, 副教授, 博士研究生导师。主要研究方向为医疗机器人技术、足式机器人技术、机器人操作臂人机协作技术。
E-mail: zhanghe0451@hit.edu.cn
- 朱延河, 男, 1975 年出生, 教授, 博士研究生导师, 机器人技术与系统国家重点实验室副主任, 国家杰出青年科学基金获得者, 入选中组部万人计划科技创新领军人才、科技部中青年科技创新领军人才、龙江科技英才科技创新领军人才等。主要研究方向包括模块化自重构机器人、可穿戴机器人、极端环境机器人等。
E-mail: yhzhu@hit.edu.cn
- 臧希喆, 男, 1975 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为仿生机器人、特种机器人、遥操作技术等。
E-mail: zangxizhe@hit.edu.cn