

协作机器人外力感知与交互控制 研究现状及展望*

梅雪松^{1,2}, 刘星^{1,2}, 赵飞^{1,2}, 孙铮^{1,2}, 陶涛^{1,2}

(1. 西安交通大学陕西省智能机器人重点实验室, 西安 710049;

2. 西安交通大学机械工程学院, 西安 710049)

[摘要] 协作机器人指的是一种能够在共享工作空间中实现物理人-机器人交互并执行协作任务的机器人系统。协作机器人正逐渐融入人类社会, 与人类、其他机器人或非结构化环境等进行密切和复杂的交互。机器人-环境物理交互过程, 外力感知和交互控制对于保证其安全性并提高其交互性能具有非常重要的意义。分别从外力感知、协作控制以及认知控制3个方面对协作机器人的研究现状进行综述, 并对协作机器人感知与控制领域的研究进行展望。

关键词: 协作机器人; 外力感知; 柔顺控制; 阻抗控制; 协作控制; 动态行为控制; 认知控制

DOI:10.16080/j.issn1671-833x.2020.09.022



梅雪松

长江学者特聘教授、博士生导师, 教育部创新团队带头人, 陕西省智能机器人重点实验室主任, 西安交通大学智能机器人创新研究院院长。研究方向为智能制造和机器人以及激光精密加工理论与方法, 发表论文 300 余篇, 授权发明专利 50 余项。

随着我国人口红利的逐渐消失, 机器人的应用领域不断拓展, 传统工业机器人简单的自动化功能已经不能满足当前社会生产的需求。机器人与人在共享的工作空间中协作完成复杂的任务, 已经成为机器人行业新的发展趋势^[1]。这一新的生产模式对机器人的安全性和可操作性提出了更高的要求。外力感知和柔顺控制是应对这一要求的关键技术^[2]。传统工业机器人缺乏外力感知能力, 通常采用高刚度的位置控制模式, 柔顺性差, 难以适应人机协作的生产环境。一旦出现碰撞操作者或障碍物的情况, 就会造成严重的安全事故, 存在较大的安全隐患。传统的解决方案是将机器人视为危险源, 通过围栏等设施建立隔离空间, 同时通过复杂的编程与严格的管理来提高机器

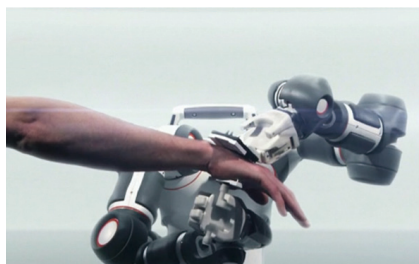
人系统的安全性。对独立工作空间的需求使得传统工业机器人占用了大量的空间, 而且无法实现人机协作。随着机器人技术在各行各业中的普及, 新型机器人为了适应越来越多样化的任务, 将更多地注重人机协作。未来将是人、机器人共融的时代, 因此开发具有外力感知和柔顺控制功能的协作机器人在工程实践中具有重要意义。

同时, 随着对智能制造、助老助残、医疗康复、娱乐陪伴等机器人应用领域研究兴趣的增长, 人们期望机器人能够在复杂且未知的社会化环境中工作^[3]。协作机器人能够胜任这类工作并得到了迅速的发展, 在越来越多的应用场合中受到青睐, 如图 1 所示。协作机器人与传统的工业机器人的本质差异在于传统工业

* 基金项目: 国家自然科学基金(91748208); 陕西省科技厅重点产业创新链(群)-工业领域项目(20172DL-G-3-1)。



(a) UR 双臂协作机器人在有人环境中作业



(b) ABB 双臂协作机器人进行医疗康复作业



(c) KUKA iiwa 协作机器人拖拽示教作业

图1 协作机器人典型应用场景

Fig.1 Typical application scenarios of collaborative robots

机器人要求高精度和高可重复性,而协作机器人则关注安全问题以及与环境之间的交互协作^[1,4]。此外,大多数工业机器人被预先编程,并被置于固定环境中工作。换言之,如果工作环境存在不确定因素,工业机器人就无法正常工作。与传统工业机器人不同,协作机器人能够以安全和舒适的方式与人类和环境进行交互^[2]。协作机器人不仅是具有预定义功能的自动化机器,还必须能够理解、学习和适应人类及周围环境^[5]。目前尚有许多具有挑战性的问题有待解决,其中机器人外力感知以及与复杂非结构化环境之间的物理交互控制是当前研究重点。

协作机器人外力感知技术研究现状

机器人-环境物理交互控制要求机器人具有力感知能力^[6]。在传统的操作任务中,机械臂末端的静态接触力可以通过多维力传感器来测量。但对于动态操作任务,末端执行器的惯性力/力矩对于末端力传感器的测量精度有着不可忽视的影响。机器人的外力感知通常需要融合多传感器信息,比如通过腕力传感器、惯性传感器和关节角度传感器来估计机器人与环境的接触力^[7]。这些外力感知方案可以在很多应用场景中很好地执行。然而,这些方法大多是基于安装在机器人末端上的多维力传感器,只能感知到机器人末端执行器上的接触力,无法实现全机身外力感知。

在机器人-环境交互问题中,机器人与环境之间的接触区域并不仅仅局限于末端执行器^[8],机器人的任何部位都有可能与人类或环境接触,这使得该方案具有很大的安全风险。因此,研究具有全机身外力感知能力的机器人系统并研究其柔顺控制技术,对协作机器人的发展具有重要的理论意义和应用价值。

作为协作机器人的关键技术,机器人外力感知的主要目的是测量或估计机器人与环境之间的接触力。为了避免与人类或环境的误接触,可以使用非接触式传感器,如视觉传感器,在碰撞发生前对其进行预测,从而避免机器人与环境之间的碰撞^[9]。该方法需要附加视觉传感器和图像识别技术的支持,计算量大、反应较慢,无法从根本上避免碰撞,因此应用场景相对有限。从本质上讲,为了提高机器人的安全性,机器人应该具有力感知能力^[6]。

为了使机器人具有全机身外力感知能力,Lumelsky等^[10]使用电子皮肤传感器实现外力感知。然而,该方法需要昂贵的电子皮肤传感器,应用场景有限。Aksman等^[11]研究了具有谐波减速器的机器人外力感知方法,利用机器人动力学特性和电机反馈信息来估计外力。近年来,基于关节力矩传感器的外力感知技术受到越来越多的关注。Takakura等^[12]提出了一种利用扰动观测器观测关节扭矩和检测碰撞的方法。然而,这种方法需要机器人的加速度信号,而

该信号非常嘈杂。De Luca等^[13-14]提出了一种基于广义动量观测器的外力估计方法,避免了加速度信号的使用,同时提高了外力估计精度。Cho等^[15]将基于广义动量的扰动观测器算法应用于七自由度机器人,以检测机器人与环境之间的接触力。同时,在力感知的基础上,对同一机器人进行了碰撞响应试验,验证了算法的有效性。Briot等^[16]在机器人末端添加具有精确质量的负载,使机器人沿着标准轨迹运行,实现了对机器人关节扭矩传感器信号的精确补偿。

现有的基于腕力传感器的外力感知技术已经不能满足新一代协作机器人的安全和柔顺操作要求。利用关节扭矩传感器实现机器人全机身外力感知是当今的主流趋势。而基于关节扭矩传感器的外力感知技术仍处于发展阶段,在技术方案和感知精度方面还有待提升。针对这些问题,Liu等^[17-18]提出了将广义动量观测器和神经网络全局摩擦拟合相结合的外力观测方法,利用关节扭矩传感器实现准确的单点和多点接触外力估计。关节扭矩传感器的使用能够显著减少建模的工作量以及影响估计结果精度的误差项。对于神经网络摩擦拟合,提出了合适的激励轨迹和全局基函数是全局摩擦拟合的充分条件,并从理论上对该定理予以证明。同时结合反向法实现了对多点接触力的估计。试验结果表明,该方法能够准确地估计柔性关节机械臂的接触外力。

协作机器人柔顺控制技术 研究现状

1 机器人阻抗控制研究现状

阻抗控制是指对机器人的期望机械阻抗进行控制。Hogan^[19-21]在1985年提出了阻抗控制的概念。阻抗控制允许机器人以受控的方式与环境进行交互,使得机器人能够在受约束或无约束的环境中工作,而无需在两个状态之间切换,因而是一种具有高鲁棒性的通用方法^[22]。

阻抗控制在机器人系统中得到了广泛的应用^[23-39]。与位置控制或力控制不同,阻抗控制可以实时调节机器人系统的动态行为。当机器人系统需要与环境进行交互并希望避免与外部环境碰撞造成损害时,阻抗控制能够起到很好的作用。阻抗控制通过控制末端执行器的运动和接触力之间的关系来实现理想的动态行为控制效果。根据不同的实现方法,阻抗控制可分为基于扭矩的阻抗控制(TBIC)^[25,40-41]和基于位置的阻抗控制(PBIC)^[28,32,35-36]。在TBIC中,需要一个内部扭矩/力控制回路,阻抗模型根据实际位置信号调整所需的扭矩/力,从而实现期望的阻抗,如图2所示。PBIC的不同之处在于其内环是位置环,它根据反馈的相互作用力来调整期望的运动轨迹,如图3所示。在机器人应用中,TBIC需要精确地包括摩擦力在内的系统动力学模型,并且对不确定性和时变参数非常敏感,但是其优点在于控制器响应带宽较高^[42]。而PBIC具有更强的鲁棒性,因为在机器人建模精度较差时可以使用自适应/鲁棒轨迹跟踪方法^[43],其缺点在于控制器响应带宽较低^[44]。此外,由于大部分伺服电机控制系统具有位置和速度控制模式,因此基于位置的阻抗控制是实际应用中的首选方案。

阻抗控制方法在工业生产^[45-46]、医疗康复^[47-49]以及协作机器人^[25,37,50-51]

等接触任务较多的机器人领域得到了广泛的应用。

在工业生产领域,阻抗控制特别适用于装配作业,可以有效地改善卡阻现象。Connolly等^[52]使用基于神经网络算法的力/位混合控制策略,利用神经网络获得外力约束和选择矩阵,成功地进行了插孔试验。Chan等^[53]在操作空间设计了机器人的阻抗控制关系,并使用基于力矩控制的阻抗控制算法通过力、位置和速度反馈调节关节力矩,实现了在机器人装配中的应用。Lopes等^[54]提出了一种联合控制的策略,将小型高频阻抗控制并联操作器(RCID)和普通工业机器人相结合,该方案主要适用于环境未知的场景中,如装配、轮廓跟踪等任务。

在医疗器械领域,阻抗控制广泛应用于康复机器人中。Li等^[55]提出了一种用于康复机器人的迭代学习阻抗控制器,将期望的阻抗模型作为控制目标,从而保证了机器人的瞬态性能。Taherifar等^[56]针对老年人或部分瘫痪患者开发了智能辅助控制系统,使用了自适应阻抗控制来优化患者在不同阶段与外骨骼之间的交互行为。Akdogan等^[57]提出了一种混合阻抗控制策略并将其应用于三自由度上肢康复机器人中,试验表明该方法能够使患者的肢体力量得到显著改善。

在协作机器人领域,已经对阻抗控制技术进行了广泛的研究。Ikeura等^[58]分析了人-人协作过程中的特征,提出了一种可用于人机协作的优化变阻抗控制方法。Li等^[59]考虑了人-机器人协作过程中的接触力,设计了一种新的基于势垒Lyapunov函数的优化阻抗控制器,试验结果表明所提出的控制器能够有效地执行人-机器人协作任务。Ko等^[60]使用模糊推理方法来识别人-机器人交互过程中的用户意图,通过模糊推理实现了基于变阻抗控制的移动机器人拖动示教,并与使用传统阻抗控制的移动机器人示教结果进行了对比,证明了变阻抗控制方法能够提高拖动示教的效率。

阻抗控制调节机器人-环境之间的相互作用力以及相对运动之间的关系。因此,机器人能够顺应环境施加的作用力并保证安全。在阻抗控制的早期研究中,通常规定一个理

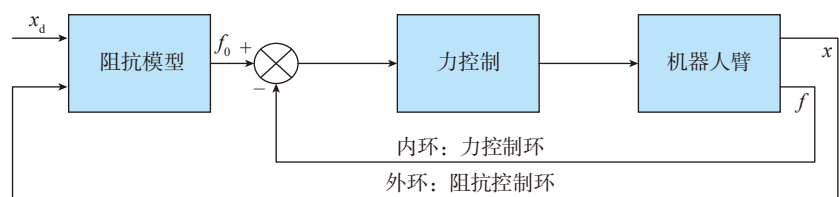


图2 基于力控制的阻抗控制方案

Fig.2 Impedance control scheme based on force control

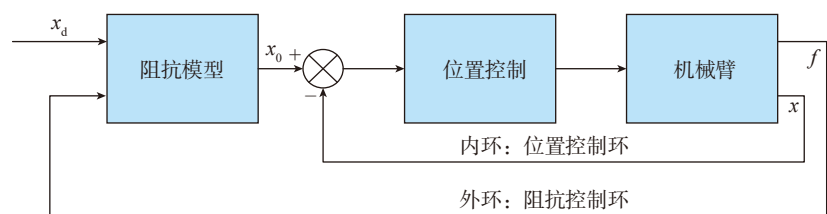


图3 基于位置控制的阻抗控制方案

Fig.3 Impedance control scheme based on position control

想的无源阻抗模型,但 Buerger 等^[61] 研究认为该模型过于保守,除了机器人本身以外,还应考虑环境模型以获得期望的阻抗参数。Tsumugiwa 等^[62] 研究认为,在很多应用中,由于环境的变化,采用固定的阻抗控制参数是不够的。为此,自适应阻抗控制^[50-51,62-63] 和迭代学习阻抗控制方法^[28,33,55,64-65] 被广泛研究。自适应阻抗控制方法能够实现机器人与环境的高效交互,具有较好的性能,然而它不是交互控制的最优解决方案,而且只适用于恒定或缓慢变化的环境。而迭代学习控制方法需要机器人重复进行操作,在一定程度上比较繁琐。由于以上原因,自适应最优阻抗控制方法具有广阔的应用前景。

在阻抗控制器的设计中,优化起着重要的作用。阻抗控制的目标包括力调节和轨迹跟踪,而且通常是这两个目标的权衡^[32]。人类肢体对力和阻抗进行适应,同时实现了肌肉空间中不稳定性、运动误差和代谢水平的最小化^[66]。在之前的研究中,选择线性二次调节器(LQR)来确定阻抗参数,但是需要知道环境动力学参数^[67]。在实际应用中,这通常不成立。自适应动态规划(ADP)方法得到了广泛的研究,以实现对未知动力学系统的最优控制^[34-35,68-72]。目前已有研究工作采用ADP方法对机械臂阻抗进行控制^[72-74]。然而,上述研究工作中一般不考虑完整的环境模型及参数,包括动力学参数和位置/轨迹等。同时,在机器人-环境或人-机器人交互场景中,环境位置或由人类中枢神经系统产生的期望参考轨迹通常是未知的,或者是难于测量的。因此,并非整个机器人-环境交互系统中的所有状态都是可测的。系统动力学参数及部分状态未知给求解稳定或优化的机器人-环境交互控制策略带来了很大的挑战。这在实际应用中非常常见,而目前的研究还较少,这也是未来的研究重点。

2 机器人协作控制策略研究现状

机器人协作控制可分为被动协作控制^[37,51]、共享协作控制^[34-35,71]和主动协作控制^[30-36,75-76]3类。

对于被动协作控制,机器人没有自己的运动意图或期望运动轨迹,只是强调对外部交互力的响应,以顺应其伙伴,如人类伙伴的运动意图。这在人-机器人拖动示教中很常见。Ficuciello 等^[51]选择了不同的被动阻抗调制策略进行机器人被动指引操作,并在七自由度的 KUKA-LWR4 上进行了试验测试。在这种情况下,虽然机器人能够顺应接触力,但由于虚拟质量、阻尼和刚度的存在,机器人智能体仍然表现为负载特性。

对于共享控制,机器人及其伙伴都有自己的运动意图或目标位置/轨迹。当不存在外部干预或交互作用时,机器人会坚持自己的运动意图。当存在外部干预或交互作用时,机器人将寻求坚持自身运动意图和顺应外部环境之间的平衡^[34-35]。机器人与伙伴之间的平衡是通过机器人的角色自适应^[35,77-81]或者参考运动轨迹自适应^[82-83]来实现的。Li 等^[35]利用博弈理论,使用角色自适应方法实现人-机器人交互过程中的自然交互效果。Kucukyilmaz 等^[77]研究了这样一种动态角色交换机制的效用,即协作伙伴通过触觉通道进行协商,以在协作任务上交换其控制角色。Wang 等^[82]建立了描述机器人与环境相互作用性能的代价函数,将轨迹跟踪误差和机器人与环境之间的相互作用力结合起来。在此基础上提出了基于轨迹参数化和迭代学习的机器人参考轨迹自适应方法。在这种情况下,由于两者的任务目标不一致,机器人与伙伴之间仍然存在冲突。

在主动协作控制方面,机器人主动估计、预测或学习伙伴的运动意图^[30,75-76,84-90]、任务分配^[91-92]、协

作角色^[93]、动力学参数^[61,94-96]和成本函数^[35]。具体地, Li 等^[30,76]利用径向基神经网络方法对协作伙伴的运动轨迹进行在线拟合,从而实现机器人与协作伙伴之间的主动协作控制。Wang 等^[84]使用意向驱动动力学模型(Intention-driven dynamics model)从概率的角度模拟由意图引导的运动的生成过程。Wang 等^[85]使用隐马尔科夫(HMM)方法对人-机器人握手过程中人类伙伴的运动意图进行估计,从而实现更加自然顺畅的协作效果。Khansari-Zadeh 等^[90]基于高斯混合模型对人-机器人协作过程中人类的运动方程进行参数化建模,从而实现主动协作。Khoramshahi 等^[91]利用动力学系统方法对人-机器人协作过程中不同任务进行估计和自适应。Mörtl 等^[93]基于人的反馈提出了两种动态角色交换机制调节机器人,以完成主动协作任务。Song 等^[94]提出了一种带自适应窗的滑动最小二乘法(SLMS-AW)在线估计手臂阻抗模型参数的方法,提高了康复机器人与人交互过程中运动的平滑性和柔顺性。Chang 等^[96]将 SCARA 机器人和 IMBIC 的随机估计方法用弹簧阵列进行验证后,将该方法应用于人体手臂阻抗的估计。因此,协作伙伴对机器人智能体来说具有一定的透明性。在此基础上,机器人智能体可以采用相同的控制策略,如相同的运动意图和成本函数,实现与协作伙伴的真正主动协作。因此,对于主动协作控制而言,机器人与协作伙伴之间的冲突最小,也是目前重要的研究趋势。

3 机器人动态行为控制研究现状

阻抗控制在机器人-环境物理交互控制中得到了广泛的应用。阻抗参数描述了交互力与交互点处相对运动之间简单而紧凑的关系。阻抗控制能够调节交互作用点处的动态行为,但是阻抗控制模型只是动态行为控制的一种特殊情况。在实际

应用中,动态行为模型有很多种,不仅仅局限于阻抗控制模型。一个典型的例子是机器人-环境多点交互控制问题。在多点交互中,每个接触点处的交互行为不仅与该点的状态有关,还与其他接触点的状态有关。显然,这无法用传统的阻抗模型来描述,需要用更为一般的动态行为模型来描述。从行为理论的角度出发,行为描述了单个智能体或智能体群体对内外部环境变化或刺激的反应。机器人通过行为来体现其类人智能,而基于行为的机器人(Behavior based robotics)或行为机器人就是其中的一种实现方法^[97]。如人类一样,机器人的行为也分为许多不同类型。动态或运动行为是最重要的行为之一,尤其在机器人-环境物理交互中更为常见。一些文献研究了动态行为模型的定义、性质以及调节动态行为的方法和算法,以获得更好的机器人-环境之间的交互性能。Ang等^[98]提出了基于阻抗控制的机器人动态行为控制方法,其中阻抗模型是对机器人动态行为的一种简洁、方便描述。Jarrassé等^[99]介绍了一种用于描述两个协作智能体之间交互行为的框架,该框架用于解释和分类先前关于人-机器人运动交互的工作,这也使得能够对不同协作智能体之间的角色进行分配和切换。Sabattini等^[100]提出了将多机器人系统划分为独立机器人和非独立机器人来控制多机器人系统以实现协同跟踪任意周期性轨迹的方法。Prokop等^[101]调整了机械臂的参考位置和控制系数,以调节机器人的动态响应行为。Khatib等^[102]建立了仿人机器人全机身动态行为模型,提出了一个将任务与姿态目标之间进行解耦并对动力学特性进行补偿的全机身控制框架。De Luca和Flacco等^[103-104]基于行为层次结构,提出了实现人-机器人安全交互的集成化控制框架,其中包括安全行为、共存行为和协作行

为,如图4所示^[103,105]。Khoramshahi等^[91]基于协作层次结构,提出了实现人-机器人协作的集成化控制框架,其中包括决策层、运动规划层和协作控制层,见图5^[91]。Schiavi等^[106]讨论了在机械臂实时控制方案中集成机器人主动和被动的安全控制方法。Schöner等^[107]分别利用吸引子和排斥子来描述移动机器人的期望运动行为和避障行为,并对不同运动行为的动力学方程进行了描述。

刘星^[108]等提出的动态行为控制框架主要包括任务模型部分、动态行为控制部分、机器人模型部分和环境模型部分,如图6所示。任务分配部分通过人工指令或管理系统向机器人智能体分配任务。具体的任务描述包括角色分配模块、运动规划模块、控制性能模块和期望交互模块,用来指定任务的初始角色值、参考运动轨迹、代价函数、期望的交互任务和接触位置等。动态行为控制部分从任务分配部分接收任务信息,从机器人模型和环境模型部分接收系统状态信息。在接收到上述信息之后,动态行为控制部分识别接触或非接触交互状态,包括接触位置和接触力。通过动态行为控制部分的计算,

将生成新的参考运动轨迹并发送到机器人模型部分。该部分将实现位置控制回路,然后更新机器人状态并反馈给动态行为控制部分。此外,对于协作机器人,机器人模型和环境模型彼此作用产生广义交互力并改变环境状态,这些广义力以及环境状态将反馈到动态行为控制部分以进行动态行为学习/自适应。

协作机器人动态行为控制方法相较阻抗控制方法而言,具有更多的可能性和更广泛的适用性,在不同的应用场景下可以设计不同的动态行为控制策略,这也将是未来重要的研究趋势。协作机器人形式多样,应用场景广泛,比如家庭服务机器人、康复机器人、手术机器人、太空机器人、深海机器人、越野机器人等。针对不同的机器人样式,如机械臂、移动机器人、空中机器人等,以及不同的受力情况,如多点受力或全身受力等情况,可以制定不同的机器人动态行为控制策略,实现机器人-环境交互过程的稳定或优化控制效果。

协作机器人认知控制研究现状

面对日益复杂的人-机器人协

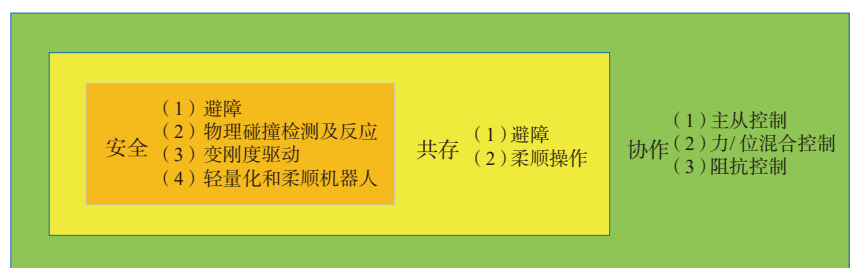


图4 集成化的物理人-机器人交互控制框架

Fig.4 Integrated physical human-robot interaction control framework

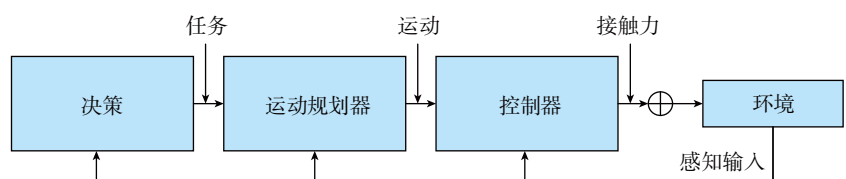


图5 一种通用的人-机器人协作控制框架

Fig.5 A general collaborative control framework of human-robot

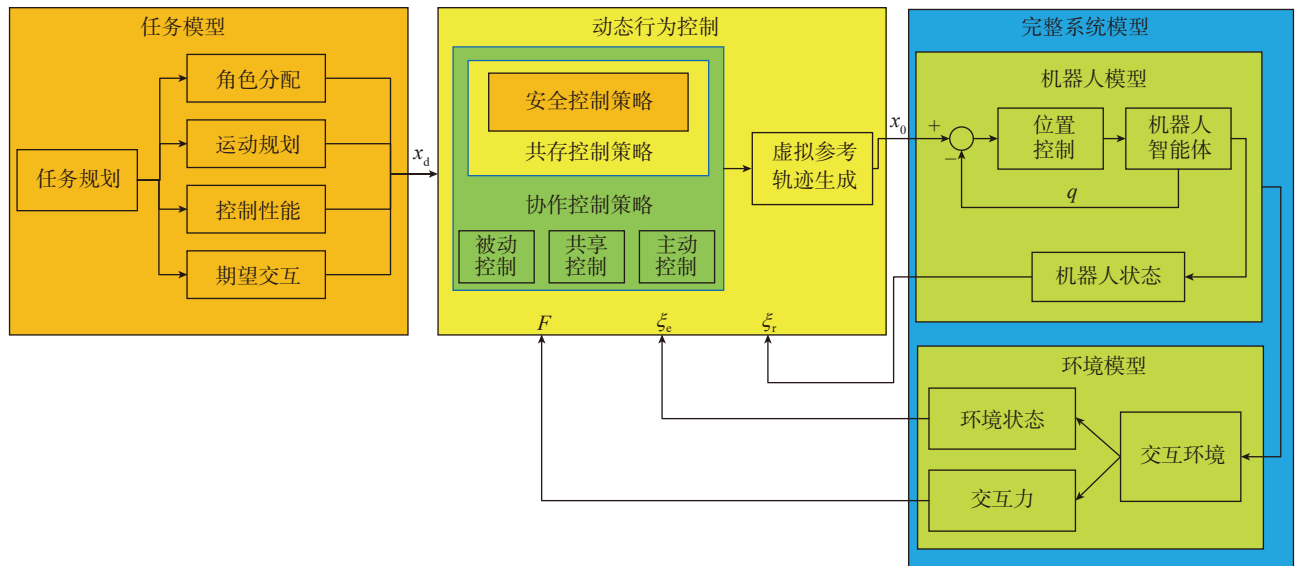


图6 一种通用的协作机器人动态行为控制框架

Fig.6 A general dynamic behavior control framework for collaborative robots

作交互场景,人-机器人交互在许多方面对现有的研究构成了挑战:动态、部分未知的环境;需要理解和解释具有丰富语义的各种情况;与人类的物理交互需要精细、低延时、稳定的控制策略;自然和多模态的交流方式;要求机器人具有任务理解与记忆能力;掌握常识规则等。目前从认知控制的角度对人-机器人交互过程中的机器人控制策略进行了一些研究,提高机器人应对复杂交互场景的能力,使机器人真正具有类人的交互能力,这也将是未来的研究热点。在认知心理学中,认知控制协调认知和执行过程,支持适应性反应和复杂的目标/任务导向行为。类似的机制可以应用于机器人系统中,以便灵活地执行复杂的非结构化任务^[109]。

Gadano等^[110]在2003年的工作中,提出了一种既具有情感学习又具有认知学习的ALEC-agent结构,以及适应现实环境的情感和认知决策能力。该认知系统基于CLARION模型中提出的自适应规则决策系统,允许智能体以自下而上的方式从环境交互中学习决策规则。这种方法与人类非常相似,因为人类具有学

习、更新、收集和利用日常生活中与环境相互作用过程中获得的基于规则的知识的的能力,例如,通过观察玻璃从桌子上掉下来摔碎,获得了玻璃易碎的知识。Lemaignan等^[109,111]研究中提出了一组关键的决策策略(图7^[111]),以便认知机器人能够成功地与人类共享空间和任务,包括几何推理和情境评估;多智能体(人类和机器人)知识模型的获取和表示;情境、自然的和多模态交流;以人类为中心的任务规划(Human-aware task planning);人-机器人联合任务实现。试验结果表明,该方法最终展示了显性知识管理(包括符号和几何知识管理)能够帮助机器人控制系统实现更丰富、更自然的人机交互。

同时,在人机交互场景中,任务执行过程中的意图理解和协作是关键问题。由于人类行为的不可预测性和模糊性,交互式机器人系统根据用户的行为不断地解释其意图和目标,从而适应其执行和交流过程。Caccavale等^[112]在2016年的研究中提出了一个集成系统,利用注意力机制,灵活地适应多模态人机交互中的规划和执行过程;在2017年^[113]提出了一种模仿学习和灵活执行双臂

结构化任务的方法。该框架利用模仿学习和注意力监控来学习一组动作基元和任务结构。人类的演示被自动分割成运动基元,这些运动基元由一个将它们与一个分层任务结构相关联的注意力系统来监督。此外,长期记忆(LTM)和工作记忆(WM)也被用来描述任务和行为,以便于任务的分割、调节和执行。Caccavale等^[114]在2018年的工作中提出了一个框架,允许机械手学习如何根据人类演示执行结构化任务,如图8所示。该系统将物理人机交互与注意力监控相结合,以支持拖动示教、增量学习和分层任务的协同执行。在提出的框架中,人类的示范按照任务结构自动分割成基本动作,由一个监督整体交互过程的注意力系统来完成。注意力系统允许在不同的抽象层次上跟踪人类的示范,并支持在教学和执行阶段的隐性非语言交流。另一方面,注意力系统使得机器人能够有效地快速学习和灵活地执行结构化任务。Cacace等^[115]在2018年的研究中假设交互任务能够显式地表示为分层任务网络,以利用人类的拖动指引学习并执行交互任务。在这种情况下,机器人系统不断地解释

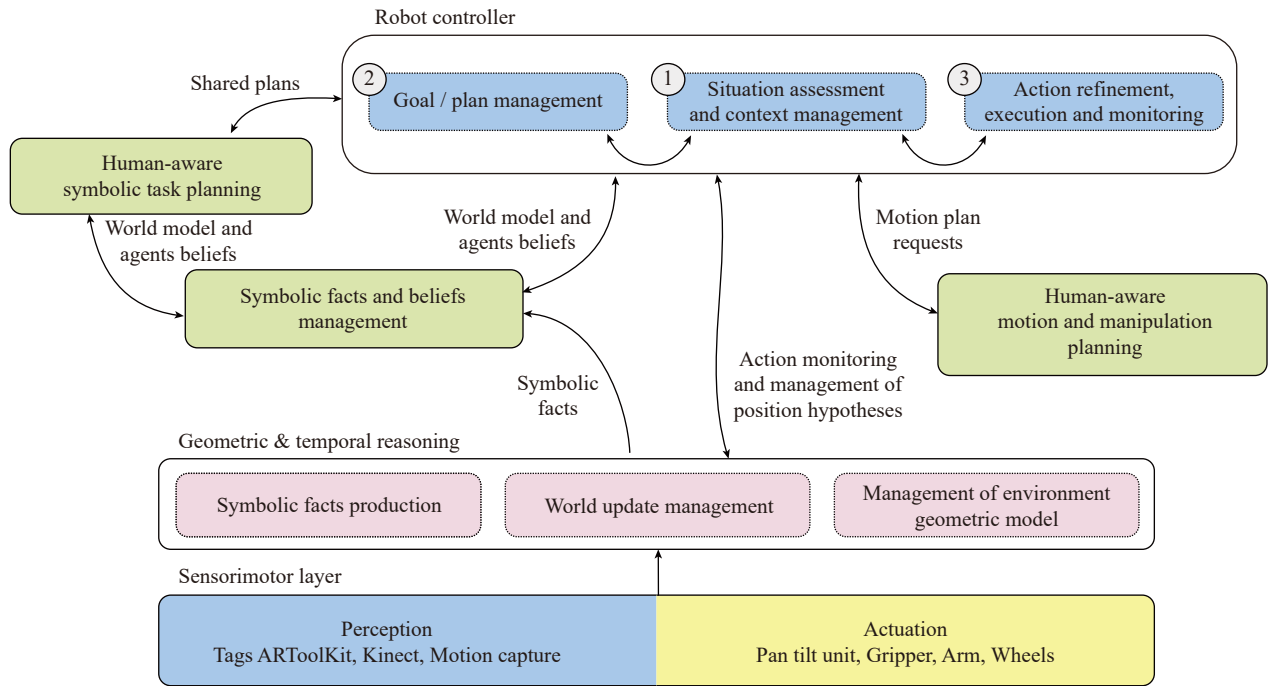


图7 协作机器人认知控制架构
Fig.7 A cognitive control framework for collaborative robots

人类的干预,以推断人类的指导是否与计划的活动相一致。然后,该解释被机器人系统利用,以适应其在执行协作任务期间的合作行为。根据估计的操作者意图,机器人系统可以调整任务或动作,同时调节机器人的顺应性,以便跟随或引导人类伙伴。该方法在一个由 KUKA-LBR-iiwa 机械臂以及执行协同操作任务的人工操作员组成的测试场景中得到了验证,具有可行性和有效性。Caccavale 等^[116]在 2019 年的工作中提出了一个机器人认知控制的框架,该框架被赋予了注意力调节和任务执行的功能;同时,提出了一种方法,允许学习如何利用自上而下和自下而上的注意力规则来指导分层结构任务的执行。

协作机器人将应用于越来越复杂的非结构化场景中,从认知控制的角度提高人-机器人交互过程中的控制效果将是未来的必然发展趋势。具体来说,将人的注意力控制系统、长短记忆系统、规则推理和知识表征能力、社会认知能力以及认知发展能

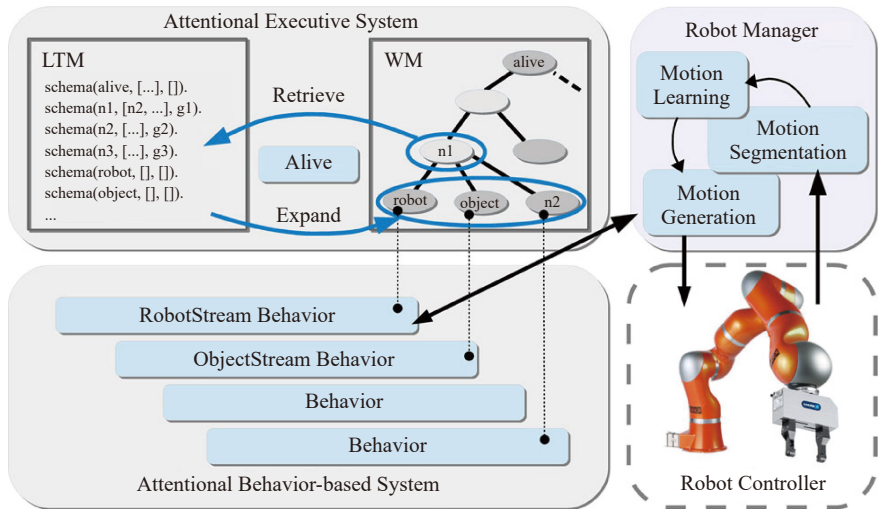


图8 协作机器人任务示教和执行的认知控制框架
Fig.8 Cognitive control framework for task demonstration and implementation of collaborative robots

力等引入到人-机器人交互的控制策略中,对于提高机器人的类人交互能力具有重要的意义。认知控制目前仍然处于研究当中,对于认知控制架构的探索是未来一段时间的研究热点。随着认知科学和认知控制领域的发展和进步,人-机器人交互过

程的控制效果将得到进一步提高,同时也将有更多问题值得进一步研究和探索。

结论

随着机器人应用场景和生产范式的转变,协作机器人将会得到越来越

越多的应用。协作机器人外力感知和交互控制对于实现协作机器人安全交互和柔顺操作功能具有重要意义。同时,随着协作机器人在复杂交互任务中的应用越来越多,对于机器人的环境认知和任务认知能力也有了更高的要求。本文对协作机器人外力感知、交互控制、认知控制3方面的研究进行了综述,对于协作机器人感知与控制具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] DE SANTIS A, SICILIANO B, DE LUCA A, et al. An atlas of physical human-robot interaction[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2008, 43(3): 253–270.
- [2] CALANCA A, MURADORE R, FIORINI P. A review of algorithms for compliant control of stiff and fixed-compliance robots[J]. *IEEE-ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 21(2): 613–624.
- [3] BILLARD A, KRAGIC D. Trends and challenges in robot manipulation[J]. *Science*, 2019, 364(6446): aat8414.
- [4] ALBU-SCHAEFFER A, HADDADIN S, OTT C, et al. The DLR lightweight robot: design and control concepts for robots in human environments[J]. *Industrial Robot*, 2007, 34(5): 376–385.
- [5] BILLARD A. On the mechanical, cognitive and sociable facets of human compliance and their robotic counterparts[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 88: 157–164.
- [6] FRITZSCHE M, ELKMANN N, SCHULENBURG E. Tactile sensing: a key technology for safe physical human robot interaction[C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Human-Robot Interaction*. Lausanne, 2011.
- [7] GARCIA J G, ROBERTSSON A, ORTEGA J G, et al. Sensor fusion for compliant robot motion control[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(2): 430–441.
- [8] HADDADIN S, LUCA A D, ALBU-SCHÄFFER A. Robot collisions: a survey on detection, isolation, and identification[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(6): 1292–1312.
- [9] MORIKAWA S, SENOO T, NAMIKI A, et al. Realtime collision avoidance using a robot manipulator with light-weight small high-speed vision systems[C]//*Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Roma, 2007.
- [10] LUMELSKY V J, CHEUNG E. Real-time collision avoidance in teleoperated whole-sensitive robot arm manipulators[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1993, 23(1): 194–203.
- [11] AKSMAN L M, CARIGNAN C R, AKIN D L. Force estimation based compliance control of harmonically driven manipulators[C]//*Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Roma, 2007.
- [12] TAKAKURA S, MURAKAMI T, OHNISHI K. An approach to collision detection and recovery motion in industrial robot[C]//*Proceedings of 15th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society*. Philadelphia, 1989.
- [13] DE LUCA A, MATTONE R. Actuator failure detection and isolation using generalized momenta[C]//*Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Taipei, 2003.
- [14] DE LUCA A, ALBU-SCHAEFFER A, HADDADIN S, et al. Collision detection and safe reaction with the DLR-III lightweight manipulator arm[C]//*Proceedings of 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Beijing, 2007.
- [15] CHO C, KIM J, LEE S, et al. Collision detection and reaction on 7 DOF service robot arm using residual observer[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2012, 26(4): 1197–1203.
- [16] BRIOT S, GAUTIER M, JUBIEN A. In situ calibration of joint torque sensors of the KUKA lightweight robot using only internal controller data[C]//*Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. Besançon, 2014.
- [17] LIU X, ZHAO F, GE S S, et al. End-effector force estimation for flexible-joint robots with global friction approximation using neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 15(3): 1730–1741.
- [18] LIU X, ZHAO F, LIU B, et al. Multi-point interaction force estimation for robot manipulators with flexible joints using joint torque sensors[C]//*Proceedings of 12th International Conference on Intelligent Robotics and Applications, ICIRA 2019*. Shenyang, 2019.
- [19] HOGAN N. Impedance control – an approach to manipulation: part I–theory[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the ASME*, 1985, 107(1): 1–7.
- [20] HOGAN N. Impedance control – an approach to manipulation: part II–implementation[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the ASME*, 1985, 107(1): 8–16.
- [21] HOGAN N. Impedance control – an approach to manipulation: part III–applications[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the ASME*, 1985, 107(1): 17–24.
- [22] HOGAN N. Stable execution of contact tasks using impedance control[C]//*Proceedings of 1987 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Raleigh, 1987.
- [23] PATEL R V, TALEBI H A, JAYENDER J, et al. A robust position and force control strategy for 7-DOF redundant manipulators[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2009, 14(5): 575–589.
- [24] OTT C, ALBU-SCHAEFFER A, KUGI A, et al. On the passivity-based impedance control of flexible joint robots[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(2): 416–429.
- [25] ALBU-SCHÄFFER A, OTT C, HIRZINGER G. A unified passivity-based control framework for position, torque and impedance control of flexible joint robots[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2007, 26(1): 23–39.
- [26] PARK J H. Impedance control for biped robot locomotion[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(6): 870–882.
- [27] CHEAH C, WANG D. Learning impedance control for robotic manipulators[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1998, 14(3): 452–465.
- [28] LI Y N, GE S S. Impedance learning for robots interacting with unknown environments[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2014, 22(4): 1422–1432.
- [29] LI Y N, GE S S, ZHANG Q, et al. Neural networks impedance control of robots interacting with environments[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2013, 7(11): 1509–1519.
- [30] LI Y N, GE S S, TEE K P. Adaptive impedance control for natural human-robot collaboration[C]//*Proceedings of the Workshop at SIGGRAPH Asia*. Singapore, 2012.
- [31] LI Y N, GE S S, YANG C G. Learning impedance control for physical robot-environment interaction[J]. *International Journal*

of Control, 2012, 85(2): 182–193.

[32] GE S S, LI Y N, WANG C. Impedance adaptation for optimal robot-environment interaction[J]. International Journal of Control, 2014, 87(2): 249–263.

[33] LI Y N, GANESH G, JARRASSE N, et al. Force, impedance, and trajectory learning for contact tooling and haptic identification[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(5): 1170–1182.

[34] LI Y N, TEE K P, YAN R, et al. Shared control of human and robot by approximate dynamic programming[C]//Proceedings of American Control Conference. Chicago, 2015.

[35] LI Y N, TEE K P, CHAN W L, et al. Continuous role adaptation for human robot shared control[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(3): 672–681.

[36] LI Y N, GE S S. Human-robot collaboration based on motion intention estimation[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(3): 1007–1014.

[37] LECOURS A, MAYER-ST-ONGE B, GOSSELIN C. Variable admittance control of a four-degree-of-freedom intelligent assist device[C]//Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, 2012.

[38] DUCHAINE V, MAYER-ST-ONGE B, GAO D L, et al. Stable and intuitive control of an intelligent assist device[J]. IEEE Transactions on Haptics, 2012, 5(2): 148–159.

[39] CAMPEAU-LECOURS A, OTIS M J, GOSSELIN C. Modeling of physical human-robot interaction: admittance controllers applied to intelligent assist devices with large payload[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, 13(5): 1733815543.

[40] SADEGHIAN H, VILLANI L, KESHMIRI M, et al. Task-space control of robot manipulators with null-space compliance[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(2): 493–506.

[41] OTT C, ALBU-SCHAFFER A, KUGI A, et al. On the passivity-based impedance control of flexible joint robots[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(2): 416–429.

[42] FATEH M M, BABAGHASABHA R. Impedance control of robots using voltage control strategy[J]. Nonlinear Dynamics, 2013, 74: 277–286.

[43] SLOTINE J J E, LI W P. Applied nonlinear control[M]. New York: Prentice Hall,

1991.

[44] 杨桂林, 王冲冲. 协作机器人柔顺运动控制综述[J]. 自动化博览, 2019(9): 76–83.

YANG Guilin, WANG Chongchong. Review on compliant motion control for collaborative robots[J]. Automation Panorama, 2019(9): 76–83.

[45] KAZEROONI H. Automated robotic deburring using impedance control[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1988, 8(1): 21–25.

[46] CHEN H, LIU Y. Robotic assembly automation using robust compliant control[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(2): 293–300.

[47] AKDO AN E, ADLI M A. The design and control of a therapeutic exercise robot for lower limb rehabilitation: physiotherobot[J]. Mechatronics, 2011, 21(3): 509–522.

[48] RICHARDSON R, BROWN M, BHAKTA B, et al. Design and control of a three degree of freedom pneumatic physiotherapy robot[J]. Robotica, 2003, 21(6): 589–604.

[49] KREBS H I, HOGAN N, AISEN M L, et al. Robot-aided neurorehabilitation[J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 1998, 6(1): 75–87.

[50] IKEURA R, INOOKA H. Variable impedance control of a robot for cooperation with a human[C]//Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Nagoya, 1995.

[51] FICUCIELLO F, VILLANI L, SICILIANO B. Variable impedance control of redundant manipulators for intuitive human-robot physical interaction[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(4): 850–863.

[52] CONNOLLY T H, PFEIFFER F. Neural network hybrid position/force control[C]//Proceedings of International IEEE Conference Intelligent Systems. London, 1993.

[53] CHAN S P, LIAW H C. Generalized impedance control of robot for assembly tasks requiring compliant manipulation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1996, 43(4): 453–461.

[54] LOPES A, ALMEIDA F. A force-impedance controlled industrial robot using an active robotic auxiliary device[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2008, 24(3): 299–309.

[55] LI X, LIU Y H, YU H Y. Iterative learning impedance control for rehabilitation robots driven by series elastic actuators[J]. Automatica, 2018, 90: 1–7.

[56] TAHERIFAR A, VOSSOUGH G, GHAFARI A S. Variable admittance control of the exoskeleton for gait rehabilitation based on a novel strength metric[J]. Robotica, 2018, 36(3): 427–447.

[57] AKDOGAN E, AKTAN M E, KORU A T, et al. Hybrid impedance control of a robot manipulator for wrist and forearm rehabilitation: performance analysis and clinical results[J]. Mechatronics, 2018, 49: 77–91.

[58] IKEURA R, INOOKA H. Variable impedance control of a robot for cooperation with a human[C]//Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Nagoya, 1995.

[59] LI Z J, LIU J Q, HUANG Z C, et al. Adaptive impedance control of human-robot cooperation using reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8013–8022.

[60] KO J H, BAE J H, HONG D. Variable impedance control and fuzzy inference based identification of user intension for direct teaching of a mobile robot[J]. Journal of the Korean Society for Precision Engineering, 2016, 33(8): 647–654.

[61] BUERGER S P, HOGAN N. Complementary stability and loop shaping for improved human-robot interaction[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(2): 232–244.

[62] TSUMUGIWA T, YOKOGAWA R, HARA K. Variable impedance control based on estimation of human arm stiffness for human-robot cooperative calligraphic task[C]//Proceedings of 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Washington, 2002.

[63] LEE K, BUSS M. Force tracking impedance control with variable target stiffness[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2008, 41(2): 6751–6756.

[64] YANG C G, 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.

[65] CHEAH C C, WANG D W. Learning impedance control for robotic manipulators[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1998, 14(3): 452–465.

[66] FRANKLIN D W, BURDET E, TEE K P, et al. CNS learns stable, accurate, and efficient movements using a simple algorithm[J]. Journal of Neuroscience, 2008, 28(44): 11165–11173.

- [67] MATINFAR M, HASHTRUDI-ZAAD K. Optimization-based robot compliance control: geometric and linear quadratic approaches[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2005, 24(8): 645–656.
- [68] GAO W N, JIANG Y, JIANG Z P, et al. Output-feedback adaptive optimal control of interconnected systems based on robust adaptive dynamic programming[J]. *Automatica*, 2016, 72: 37–45.
- [69] BUCHLI J, STULP F, THEODOROU E, et al. Learning variable impedance control[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 820–833.
- [70] LI Y N, TEE K P, YAN R, et al. Adaptive optimal control for coordination in physical human-robot interaction[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg, 2015.
- [71] LI Y N, TEE K P, YAN R, et al. A framework of human-robot coordination based on game theory and policy iteration[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6): 1408–1418.
- [72] MODARES H, RANATUNGA I, LEWIS F L, et al. Optimized assistive human-robot interaction using reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(3): 655–667.
- [73] WANG C, LI Y N, GE S S, et al. Optimal critic learning for robot control in time-varying environments[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(10): 2301–2310.
- [74] LI Z J, LIU J Q, HUANG Z C, et al. Adaptive impedance control of human-robot cooperation using reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(10): 8013–8022.
- [75] LI Y N, GE S S. Force tracking control for motion synchronization in human-robot collaboration[J]. *Robotica*, 2014, 34(6): 1260–1281.
- [76] GE S S, LI Y N, HE H S. Neural-network-based human intention estimation for physical human-robot interaction[C]//Proceedings of 8th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence. Incheon, 2011.
- [77] KUCUKYILMAZ A, SEZGIN T M, BASDOGAN C. Intention recognition for dynamic role exchange in haptic collaboration[J]. *IEEE Transactions on Haptics*, 2013, 6(1): 58–68.
- [78] OGUZ S O, KUCUKYILMAZ A, SEZGIN T M, et al. Haptic negotiation and role exchange for collaboration in virtual environments[C]//2010 IEEE Haptics Symposium. Waltham, 2010.
- [79] EVRARD P, KHEDDAR A. Homotopy-based controller for physical human-robot interaction[C]//Proceedings of the 18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. Toyama, 2009.
- [80] EVRARD P, KHEDDAR A. Homotopy switching model for dyad haptic interaction in physical collaborative tasks[C]//Proceedings of 3rd Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. Salt Lake City, 2009.
- [81] JARRASSÉ N, SANGUINETI V, BURDET E. Slaves no longer: review on role assignment for human-robot joint motor action[J]. *Adaptive Behavior*, 2013, 22(1): 70–82.
- [82] WANG C, LI Y N, GE S S, et al. Reference adaptation for robots in physical interactions with unknown environments[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(11): 3504–3515.
- [83] LOSEY D P, O' MALLEY M K. Trajectory deformations from physical human-robot interaction[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(1): 126–138.
- [84] WANG Z, MÜLLING K, DEISENROTH M P, et al. Probabilistic movement modeling for intention inference in human-robot interaction[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(7): 841–858.
- [85] WANG Z, PEER A, BUSS M. An HMM approach to realistic haptic human-robot interaction[C]//Proceedings of Third Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. Salt Lake City, 2009.
- [86] THOBBI A, GU Y, SHENG W. Using human motion estimation for human-robot cooperative manipulation[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Francisco, 2011.
- [87] MAEDA Y, HARA T, ARAI T. Human-robot cooperative manipulation with motion estimation[C]//Proceedings of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hawaii, 2001.
- [88] KHORAMSHAHI M, LAURENS A, TRIQUET T, et al. From human physical interaction to online motion adaptation using parameterized dynamical systems[C]//Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Madrid, 2018.
- [89] GRIBOVSKAYA E, KHEDDAR A, BILLARD A. Motion learning and adaptive impedance for robot control during physical interaction with humans[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Beijing, 2011.
- [90] 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.
- [91] KHORAMSHAHI M, BILLARD A. A dynamical system approach to task-adaptation in physical human-robot interaction[J]. *Autonomous Robots*, 2018, 43: 927–946.
- [92] KRIEGER M J, BILLETER J B, KELLER L. Ant-like task allocation and recruitment in cooperative robots[J]. *Nature*, 2000, 406(6799): 992–995.
- [93] MÖRTL A, LAWITZKY M, KUCUKYILMAZ A, et al. The role of roles: physical cooperation between humans and robots[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(31): 1656–1674.
- [94] SONG A G, PAN L Z, XU G Z, et al. Adaptive motion control of arm rehabilitation robot based on impedance identification[J]. *Robotica*, 2015, 33(9): 1795–1812.
- [95] MITSANTISUK C, OHISHI K, KATSURA S. Variable mechanical stiffness control based on human stiffness estimation[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Mechatronics. Istanbul, 2011.
- [96] CHANG P H, PARK K, KANG S H, et al. Stochastic estimation of human arm impedance using robots with nonlinear frictions: an experimental validation[J]. *IEEE-ASME Transactions on Mechatronics*, 2013, 18(2): 775–786.
- [97] ARKIN R C. Behavior-based robotics[M]//Intelligent Robotics and Autonomous Agents Series. Cambridge: MIT Press, 1998.
- [98] ANG M H, WEI L, YONG L S. An industrial application of control of dynamic behavior of robots—a walk-through programmed welding robot[C]//Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, 2000.

- [99] JARRASSÉ N, CHARALAMBOUS T, BURDET E. A Framework to describe, analyze and generate interactive motor behaviors[J]. *PloS One*, 2012, 7(11): e49945.
- [100] SABATTINI L, SECCHI C, COCETTI M, et al. Implementation of coordinated complex dynamic behaviors in multirobot systems[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(4): 1018–1032.
- [101] PROKOP G, PFEIFFER F. Synthesis of robot dynamic behavior for environmental interaction[J]. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, 1998, 14(5): 718–731.
- [102] KHATIB O, SENTIS L, PARK J, et al. Whole-body dynamic behavior and control of human-like robots[J]. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2004, 1(1): 29–43.
- [103] DE LUCA A, FLACCO F. Integrated control for pHRI: collision avoidance, detection, reaction and collaboration[C]// *Proceedings of 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*. Rome, 2012.
- [104] FLACCO F, DE LUCA A. Safe physical human-robot collaboration[C]// *Proceedings of 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Tokyo, 2013.
- [105] MAGRINI E, FLACCO F, DE LUCA A. Control of generalized contact motion and force in physical human-robot interaction[C]// *Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Seattle, 2015.
- [106] SCHIAVI R, BICCHI A, FLACCO F. Integration of active and passive compliance control for safe human-robot coexistence[C]// *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Kobe, 2009.
- [107] SCHÖNER G, DOSE M, ENGELS C. Dynamics of behavior: theory and applications for autonomous robot architectures[J]. *Robotics and autonomous systems*, 1995, 16(2–4): 213–245.
- [108] 刘星. 机器人-环境交互过程动态行为的关键控制方法研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2019.
- LIU Xing. Research on robot dynamic behavior control for physical robot-environment interaction[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2019.
- [109] LEMAIGNAN S, WARNIER M, SISBOT E A, et al. Artificial cognition for social human-robot interaction: an implementation[J]. *Artificial Intelligence*, 2017, 247: 45–69.
- [110] GADANHO S C. Learning behavior-selection by emotions and cognition in a multi-goal robot task[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 4: 385–412.
- [111] ALAMI R, CLODIC A, CHATILA R, et al. Reasoning about humans and its use in a cognitive control architecture for a collaborative robot[C]// *Proceedings of Cognitive Architectures for Human-Robot Interaction Workshop*. Bielfeld, 2014.
- [112] CACCAVALE R, CACACE J, FIORE M, et al. Attentional supervision of human-robot collaborative plans[C]// *Proceedings of 25th International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*. Columbia, 2016.
- [113] CACCAVALE R, SAVERIANO M, FONTANELLI G A, et al. Imitation learning and attentional supervision of dual-arm structured tasks[C]// *Proceedings of 2017 Joint IEEE International Conference on Development and Learning and Epigenetic Robotics*. Lisbon, 2017.
- [114] CACCAVALE R, SAVERIANO M, FINZI A, et al. Kinesthetic teaching and attentional supervision of structured tasks in human-robot interaction[J]. *Autonomous Robots*, 2018, 43(6): 1291–1307.
- [115] CACACE J, CACCAVALE R, FINZI A, et al. Interactive plan execution during human-robot cooperative manipulation[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2018, 51(22): 500–505.
- [116] CACCAVALE R, FINZI A. Learning attentional regulations for structured tasks execution in robotic cognitive control[J]. *Autonomous Robots*, 2019, 43(8): 2229–2243.

通讯作者: 梅雪松, E-mail: xsmei@xjtu.edu.cn.

Research Status and Prospects of External Force Perception and Interaction Control Methods for Collaborative Robots

MEI Xuesong^{1,2}, LIU Xing^{1,2}, ZHAO Fei^{1,2}, SUN Zheng^{1,2}, TAO Tao^{1,2}

(1. Shaanxi Key Laboratory of Intelligent Robots, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

[ABSTRACT] Collaborative robot (cobot) is a kind of robot system which can realize physical human-robot interaction and perform cooperative tasks in shared workspace. Collaborative robots are gradually integrated into human society, and interact with human beings, other robots or unstructured environment closely and complicatedly. For the physical robot-environment interaction process, external force perception and interaction control are very important to ensure its safety and improve its interaction performance. In this paper, the research status of collaborative robot is summarized from three aspects: external force perception, collaborative control and cognitive control, and the research prospect of collaborative robot perception and control is also discussed.

Keywords: Collaborative robots; External force perception; Compliance control; Impedance control; Collaborative control; Dynamic behavior control; Cognitive control

(责编 李丹)