DOI: 10.3901/JME.2021.17.010

紧耦合式物理人机系统的交互研究综述*

方 斌¹ 孙佰鑫² 程 光² 戴仨民² 刘伟锋² 孙富春¹

(1. 清华大学信息科学与技术国家实验室 北京 100084;
2. 北京市信息工程重点实验室 北京 100101)

摘要: 紧耦合式物理人机系统用于人体运动功能增强与重建, 已广泛应用于助老助残、康复医疗和国防军事等领域。重点对紧耦合式物理人机系统的交互研究展开综述。通过功能划分, 将系统分为功能替代型、功能康复型和功能增强型三个方面, 并且详细介绍了每类系统的研究情况。接着从植入式传感和外置式传感两个方面阐述了人机交互接口的现状。然后分析了紧耦合式物理人机系统交互的意图识别算法。最后对未来发展进行展望和总结。

关键词: 紧耦合式物理人机系统; 功能替代; 功能康复; 人机交互接口; 意图识别

中图分类号: TG156

Summary of the Research on the Interaction of Tightly Coupled Physical Human-machine System

FANG Bin¹ SUN Baixin² CHENG Guang² DAI Quanmin² LIU Weifeng²
SUN Fuchun¹

(1. Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Beijing 100084;
2. Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing 100101)

Abstract: Tightly coupled physical man-machine systems are used to enhance and reconstruct human motion functions, and have been widely used in fields such as helping the elderly and the disabled, rehabilitation medicine, and national defense and military. The paper surveys on the interaction of tightly coupled physical man-machine systems. Through functional division, the system is divided into three aspects: functional replacement, functional rehabilitation and functional enhancement, and the research status of each type of system is introduced in detail. Then, the status quo of human-computer interaction interface is explained from two aspects of implanted sensing and external sensing. Then the perceptual intention recognition algorithm of tightly coupled human-computer interaction are analyzed. Finally, the future development is prospected and summarized.

Key words: tightly coupled physical human-machine system; functional replacement; functional rehabilitation; human-computer interaction interface; intention recognition

0 前言

紧耦合式物理人机系统是一个综合人体、可穿戴机械、传感器、驱动器、计算单元等的多维复杂机电系统, 通过生物、计算、控制、机械等技术的有机融合与深度协作, 实现人体与可穿戴设备的紧耦合通物理交互, 达到实时感知、动态控制、交

互协作等目的。该系统可以用于人体运动功能增强和重建, 具备自适应性^[1]、复杂性^[2]、安全性^[3]、类生物特性^[4]等特点, 广泛应用到康复助力、医疗外科、人机交互等领域^[5-6]。

紧耦合式物理人机系统的显著特点是人体与机器人系统的动力学特性深度耦合^[7-8]。因此, 需要重点研究人体与机器人系统间的耦合物理模型, 并通过建立物理和认知双向交互通道^[9], 实现复杂场景和人机协同任务中的混合决策^[10]。目前紧耦合式物理人机系统交互模式可以分为三类: ① 基于人体测量信号, 包括脑电图信号(EEG)^[11]、肌电图信号

* 国家自然科学基金委共融机器人重点项目(91848206)和北京自然科学基金(19L100005)资助项目。20210115 收到初稿, 20210520 收到修改稿

(EMG)、眼电信号(EOG)^[12]; ② 基于交互力测量信号; ③ 基于机器人测量信号(关节角度、关节角速度、线性加速度、角加速度、倾角、地面交互力)^[13-14]。紧耦合式物理人机系统作为面向复杂人机交互应用场景的智能穿戴机器人系统, 需要解决人与机器人在不同环境下的物理和认知动态交互^[15-16]、在线测量人机交互模型的状态参数以及实时预测人机状态等关键性问题^[17-18]。这些问题的解决都需要以紧耦合式物理系统的人机交互状态和行为数据作为基础^[19-20]。

目前, 紧耦合式物理人机系统在智能假肢、智能康复训练辅助器、智能外骨骼等领域具有广泛的应用场景^[21-23]。下文将从紧耦合式穿戴机器人系统关键技术和典型应用场景出发, 对近年来紧耦合式物理人机系统研究领域的主要进展和代表性技术进行介绍, 重点分析交互方面的研究情况。

1 紧耦合式物理人机系统概述

紧耦合式物理人机系统从功能性方面划分, 可以分为替代型、康复型和增强型三个方面, 下面将进行详细阐述。

1.1 功能代替型

由于战争、疾病、工伤、交通事故以及自然灾害等因素, 致使上千万人的健康肢体被截肢^[24-27]。同时有脊髓损伤患者因截瘫, 导致下肢运动功能丧失。智能假肢手、假肢腿和截瘫可穿戴外骨骼等紧耦合式物理系统替代了人体的缺失功能^[28-30]。

(1) 假肢手。近些年假肢手方面的研究取得了不少进展。目前工作主要围绕“如何让断肢患者获取操作感觉”“如何更稳定控制假肢手”“如何更好使用假肢手”等方面开展研究。为了给假肢手提供一种更自然的触觉, 约翰霍普金斯医学院生物医学工程系等研究提出了一种基于机械感受器和伤害感受器性能的多层电子真皮, 向截肢者提供神经形态触觉信息^[31]。通过对截肢者进行经皮神经电刺激, 分别实现无痛和有痛的触觉感知, 能成功将触感感知的重要组成部分痛觉引入假肢手。在疼痛检测任务中, 引入疼痛反馈的假肢手控制系统能使实验参与者通过触觉和痛觉区分接触物体的锐度。文献[32]通过使用三指灵巧手对不同形状的物体进行抓取, 并使用隐马尔科夫模型来对触觉信息进行建模, 在此基础上判断抓取的稳定性。

假肢灵巧手已成为当前的研究热点。虽然目前取得了不少的研究成果, 但是改善提高断肢患者佩

戴假肢灵巧手的舒适性, 以及让普通断肢患者都能真正感受到技术所能带给他们的生活改变, 仍然需要研究者们持续推动技术的发展和进步。

(2) 假肢腿。近些年假肢腿的研究发展较快。2006年5月在德国莱比锡国家展览会上展示了世界上首例仿生智能假肢 C-Leg。图 1a 为 2007 年德国 Ottobock 推出的新一代 C-Leg, 该关节增加了角度传感器, 微处理器可以对整个步态周期控制^[33-34]。图 1b 为 2015 年推出的 Genium, 该产品基于 45000 名 C-Leg 使用者穿戴经验, 实现了上楼梯和跨越障碍的功能。伊朗阿米尔卡比理工大学 DABIRI 等^[35]通过仿真模型测量步态周期中肌肉刚度, 并利用人工骨骼肌肉控制假肢, 如图 1c 所示。2019 年北京王启宁等^[36]提出了“人体电容”的运动意图识别概念, 如图 1d 实现了对多种常见步态的精准识别。赵晓东等^[37]提出基于粒子群(PSO)优化支持向量机(SVM)的下肢假肢穿戴者跑动步态识别方法, 将跑动步态识别率提高到 92.78%, 优于 SVM 和 BP 神经网络 (图 1e)。苏本跃等^[38]提出选择高斯混合-隐马尔可夫模型作为分类器, 对下肢假肢的运动意图进行识别。该算法在模式空间中的一组基模式: 平地行走、上坡、下坡、上楼和下楼 5 种稳态模式中, 识别率达到 98.99%, 在包含 5 种稳态模式和 8 类转换模式的 13 类运动模式中的识别率可达到 96.92%, 如图 1f 所示。

图 1 紧耦合式智能假肢腿

(3) 截瘫外骨骼。截瘫外骨骼是一款融合传感、控制、电子、生物医学、机械等多种技术的下肢可穿戴系统^[39], 能够帮助脊髓损伤截瘫患者站立行走, 从而提高他们的生活质量。

KOOIJ 等^[40]研发了 Symbitron 截瘫外骨骼, 如

图 2 所示, KOOIJ 等通过关节运动学、动力学测量和肌肉激活来重建人类行为, 采用动态模型研究下肢肌肉, 从而协助脊髓损伤受试者的步态。该模型基于从健康受试者和脊髓损伤患者测量的临床数据, 生成的外骨骼控制器需要非常少的来自关节角度、姿势和摆动检测的输入, 以模拟以不同速度和地形行走。巴西圣保罗神经康复实验室 SHOKUR 等^[41]使用视觉及触觉反馈为完全截瘫患者实现了虚拟运动中腿部位置及不同地面情况的感知。首先通过识别最直观的触觉反馈模式, 使受试者仅依靠触觉反馈感知虚拟腿位置; 之后为探究触觉反馈对受试者感知身体变化影响, 对比视觉+触觉反馈与单视觉反馈情况, 发现仅使用视觉反馈会使受试者感知腿部位置时间变长; 最后通过改变振动器振幅及刺激时机来模拟不同的地面(沙地、草地、石砖路)。文章指出在神经假体装置中增加触觉反馈对恢复脊髓损伤患者的下肢感知体验至关重要, 能够提高假体接受和使用率, 提高患者的运动熟练程度。

图 2 Symbitron 紧耦合式截瘫外骨骼

然而, 截瘫患者穿戴外骨骼行走时, 由于下肢脊髓损伤及本体感觉丧失, 外骨骼缺乏当前运动信息反馈功能, 患者无法感知腿部的实时位置, 不得不借助视觉来弥补, 这就导致患者穿戴外骨骼时频频看向脚部, 对行走效率、安全及舒适度等各方面都带来了诸多不便。此外, 穿戴外骨骼行走需要随时切换运动状态以适应各类环境, 对人机交互预测也提出了挑战。

1.2 功能康复

由脑卒中、意外事故和老龄化等造成的脑损伤会引起人体的运动功能障碍。传统的治疗手段主要依靠康复医师辅助患者关节活动度和肌力训练, 但其训练效果受医生经验和业务水平及训练时间等因素的影响。因此有很多研究者研发了相关的康复训练设备辅助患者训练以重新获取肢体的运动能力。

ROSE 等^[42]开发出一种刚柔混合型外骨骼手套 SPAR。该手套结合了意图检测、前臂的肌电图和近

端定位驱动, 用于手部辅助和基于功能任务的训练, 如图 3a 所示。美国凯斯西储大学 DALY 等^[43]通过运动想象检测大脑皮层神经元的激活情况, 表明 BCI 系统能有效地辅助患者诱发脑功能重塑并降低大脑皮层的异常激活。图 3b 即主动的运动感知和被动外部设备相结合形成主被动康复训练系统, 将有利于受试者肢体的运动功能康复。华盛顿大学 BUNDY 等^[44]开发得外骨骼机械手主被动康复训练系统能辅助正常受试者康复训练, 并取得了较好效果。德国图宾根大学 VÁRKUTI 等^[45]通过运动想象控制 MIT-MANUS 机器人辅助患者上肢执行康复训练, 结果表明上肢运动功能得到明显改善。天津大学明东教授团队通过患者肘关节屈-伸运动想象控制“神工一号”康复机器人辅助肘关节的康复运动, 增强了康复训练效果。西安交通大学徐光华教授团队^[46]研究了目标诱导的运动想象刺激范式, 证明了有目标导向的运动想象增强了对大脑皮层的激活并改善运动想象的能力。韦恩州立大学 WHYTE 等^[47]进一步提出了规范康复训练体系可帮助患者主动参与康复训练。

康复外骨骼机器人能够使下肢偏瘫或截瘫患者在直立的状态下进行步态康复训练, 这样不但可以提高患者康复训练积极性, 加速患者功能恢复, 同时对患者消化系统、循环系统以及心理状态的恢复也都有着显著作用。国外具有代表性的康复外骨骼产品主要包括: 以色列“Rewalk”公司的康复下肢外骨骼^[48](图 3c), 它能够通过姿态传感器, 检测穿戴者的肢体动作和重心的变化, 模仿人类自然行走的步态, 并能根据实际情况控制步行速度。美国“Ekso”外骨骼机器人^[49]图 3d 创建了三种不同的康复模式, 用户可根据自身康复情况选择对应模式进行康复训练。国内康复外骨骼机器人市场主要有大艾外骨骼机器人“AiLegs”^[50], 如图 3e 所示, 以及电子科技大学机器人研究中心研制的“AIDER”系列外骨骼机器人^[51]见图 3f, 这两款外骨骼产品。这两款外骨骼机器人通过设置在外骨骼机器人上的多种传感器, 可实时获取穿戴者姿态信息以及物理人机交互信息, 对多维传感信息进行融合和解析, 理解穿戴者的运动意图, 从而动态规划出适合穿戴者当前状态的个性化仿生运动曲线。在穿戴者为康复外骨骼机器人提供动作识别相关的生理特征的同时, 穿戴者也是控制系统的一个重要反馈角色, 接收环境对其的反馈信息, 并做出控制决策, 实现人机智能交互和人机物理紧耦合性^[52]。这样不仅保证了康复训练的高效性, 同时提高了穿戴者的舒适性,

极大降低了康复训练中患者的二次伤害。

图3 紧耦合式康复机器人

1.3 功能增强

随着技术的发展, 为提升人体自身能力, 出现了一系列功能增强型的紧耦合式物理人机系统。

由伦敦皇家艺术学院的研究生 CLODE^[53]造出了这款可以运动的假体, 如图 4a 所示, 旨在挑战常人对假肢的固有看法。它并不是用来取代身体上的缺失部分, 而是让它作为附加的增强组件, 以新的方式来抓住和操纵物体, 甚至执行复杂的任务。来自意大利的初创公司 YouBionic 研发出了一款双手假肢, 它是通过由 Arduino 控制的 3D 打印机械臂^[54], 如图 4b 所示, 实验人员可以分别控制每个机器人手, 使其手指卷曲成拳头或伸展。日本国际电气通信基础研究所(ATR)研发出利用脑电波控制的机械手, 作为人类的“第三只手”^[55], 如图 4c 所示可以同时处理多项任务。LESSARD 等^[56]开发出一款软外骨骼服 CRUX 是一款柔顺、多自由度、便携的外骨骼服, 如图 4d 所示, 穿戴者可以在众多非常规环境(比如诊所外)中增强运动能力, 帮助自身进行上肢功能恢复及日常活动。

卡耐基梅隆大学的生物机器人实验室 WHITMAN 等^[57]开发了一个可以安装在背包式支撑结构上的机械手臂。如图 4e 所示, 整个装置包括几个部分, 包括背在身上的支架以及巨大的手臂, 以此协助工人完成一些复杂的任务。加拿大舍布鲁克大学的研究人员 VERONNEAU 等^[58]开发出了一款固定在腰间的机械臂系统, 它可以帮助使用者完成多种任务。这种类型的可穿戴机械臂被称为超级机械臂(SRL)。如图 4f 所示, SRL 很有可能成为未来的常用设备。阿联酋卡塔尔大学、芬兰瓦萨大学、英国格拉斯哥大学和早稻田大学的研究团队联合研发出双臂可穿戴机器人 Orochi^[59], 作为多用途的日

常辅助设备。

为提升工人力量和耐力, 降低受伤风险, 奥迪在其生产设施中测试外骨骼^[60], 以改善员工的工作状况, 并使汽车生产更具创新性。奥迪希望进一步改善其生产设施中员工的人机工程学。外骨骼能够显著提高人体力量和耐力, 包括操作机器所需的动力。这些外部支撑结构旨在帮助员工在执行头顶工作时保护关节并减少肌肉疲劳。

图4 紧耦合式功能增强机器人

尽管紧耦合式穿戴机器人有了很广泛的应用, 但是从目前的研究深度上来看还处于智能人机交互要求的初期, 多模态融合的人机交互研究还有待深入。同时未来还需设计更符合人体行为特征的新形式物理人机系统, 开发个性化的紧耦合式物理人机系统以满足不同人群的需求。

2 交互传感

交互传感技术是紧耦合式物理人机系统中获得各类信息的主要途径, 在人机交互机器人执行各类任务中是必不可少的。单一传感器所获得的信息很有限, 因此紧耦合式物理人机系统配备的传感器也逐渐丰富, 促使交互更自然、安全、多样。在检测周围环境和与人类交互过程中, 针对不同检测对象可以将物理人机系统分为自身传感和交互传感, 自身传感主要用于检测系统自身状态, 一般包括采用温度、位置、速度、加速度等等; 交互传感则是系统对周围环境及使用人员的目标特征状态的检测及交互, 主要包括触觉、接近觉、视觉、声觉、脑机接口等。紧耦合式物理人机系统交互传感方面所采用的收集信号传感器可分为植入接口类和外置传感类。

2.1 植入接口传感类

目前植入接口类传感多以靶肌肉神经再支配技

术为支撑,增加生理性可识别信号源数目,也是将传感器内置的主要手术方式。

维也纳医科大学附属外科等首次提出对接受 TMR 术后截肢者进行植入 IMES 系统^[61]。如图 5a 所示,他们通过对假肢手日常的控制实验记录,证明了长期植入的肌电接口通过 TMR 放大神经活动的临床可行性。与仅仅基于表面电极的工作对照相比,使用植入系统的截肢者显示出实质性的功能改善,验证了该组合可以大大改善肘部截肢者的假肢肢体置换。

犹他大学生物医学工程系等提出了自然感觉反馈的研究工作。与大多数现存的感觉编码机制通过调制刺激强度来跟踪传感器输出不同,他们通过在正中神经和尺神经分别植入犹他倾斜电极阵列(USEA)对残留的感觉神经纤维进行神经内微刺激,从而实现触觉反馈。在启用了感官反馈的情况下,实验参与者表现为握力精度更高和更易抓握易碎物品^[62]。在有效地训练下,实验参与者甚至可以有效地区分物体的大小和软硬。文献[63]提出了一种新型神经机器接口(NMI)为靶向肌肉再神经支配(TMR)以改善截肢者的人工臂功能。如图 5b 所示,重新神经支配的肌肉充当截肢神经中的运动指令的生物放大器,并且表面肌电图(EMG)可用于增强对机器人手臂的控制。密歇根大学生物医学工程系等以 TMR 技术的基本原理为思路,提出了一种再生性周围神经接口(RPNI)。RPNI 由横切的周围神经或周围神经束组成,其被植入到游离的肌肉移植物中,形成高振幅稳定的 EMG 信号,对用于控制假肢手设备有重要意义。

南京理工大学冯章启教授^[64]提出了一种通过监测心血管壁外微应力变化构建的心血管疾病超前预测和术后实时追踪的新方法。该方法已完成动物临床医学评价。此外最近的一项脑机接口研究中^[65]利用机器学习训练高位截瘫患者的 EEG 信号,实现了仅使用大脑“意念”就能操纵机械臂追踪电脑屏幕上移动的斑点。加州大学旧金山分校的研究团队^[66]基于脑机接口技术设计了一种新型的神经解码器,该解码器能够通过提取大脑皮层活动对发声器官的运动情况来实现语音的合成。不仅如此,研究者进一步发现,即便是在受试者“默读”,即在不发出声音的情况下读出句子时,这样的解码方法也能够实现语音的合成,表明该系统有望潜在应用于不能发出声音的人。同时 MERAD 等^[67]开发了一种经皮骨整合(骨锚)接口,可以与人体进行永久和无限的双向通信。通过这种接口,可以通过植入电极

在截肢者的周围神经和肌肉中,在受控环境之外和日常生活活动期间长期驱动假肢,证实了通过神经刺激引起的长期稳定的肌电模式识别和适当的感觉反馈。

目前已有利用植入技术帮助瘫痪患者做出抓握器具、移动双腿等研究的成功实例,不过仍都处于科学实验阶段。

图 5 紧耦合交互植入接口传感类

2.2 外置传感类

外置传感类相对比较成熟。它的信号种类有肌电信号、运动信号等。肌电信号是肌肉活动时产生的生物电信号。它能够很好地反应运动的意图以及具有良好的实时性,但是稳定性不高,易受外界干扰。肌肉电信号的采集方式有两种,一种是针电极,采用针电极插入肌肉,来测量电位。其优点是可以测量单个肌纤维的电位变化,深入肌肉内部测量某一束肌纤维。缺点是能够测量的区域较小,对人体会有有一定程度的伤害并且不适合测量运动时的肌电变化。第二种测量表面肌电信号的方法为使用表面电极贴,该方法方便易行,适合测量运动中的肌肉,并且能够测量整块肌肉的电位变化。不足之处是易受到外界干扰,且测量到的电位较弱。运动信号主要包括压力、关节角度、加速度等。运动信号相对于肌电信号较为稳定。

新加坡国立大学研究人员^[68]研发出了电子皮肤系统。他们从人类的感觉神经系统获得灵感,开发出“异步编码电子皮肤”的人工神经系统。该系统可使电子皮肤具有超强的反应能力和抗损能力,有望使机器人和假肢装置在不久的将来具有与人类皮肤相当、甚至更敏锐的“触觉”。同时,文献[69]提出了一种新型的柔性传感器,该传感器是通过将两个具有微结构的薄层组成的,能够检测到极其微小的压力,提供了可靠的交互传感性能。

在交互传感器的研究和使用方面来看,逐步从外置传感器向内置传感器改进。虽然内置传感器的交互质量更高,但是面临的问题也很多,尤其对于

现在的医疗水平有很大的挑战。首先是手术的难度系数比较高, 其次风险也比较大, 费用也很昂贵, 康复周期也比较长。未来仍需要深入探索新的传感机制和器件, 为紧耦合式物理人机系统提供更高质量、更高效的交互方法。

3 交互意图识别算法

人体运动意图识别的主要方法包括: 基于人体生理电信号和基于机械传感器信号两类^[70]。交互意图识别算法的准确率及效果在上决定了紧耦合式物理人机系统的交互效果。近年来, 由传统的机器人识别算法到各种机器学习等新的算法应用到机器人领域, 机器人的意图识别的精准度也有了很大的提高。

TANG 等^[71]建立了一个仅使用机械传感器(六轴惯性测量单元和轴向载荷)的意图识别系统。他们收集了六名经股动脉截肢者的稳态和过渡数据, 同时执行了五种运动模式。该系统最终识别出五种稳态和八种过渡状态, 总识别率为 93.9%。动态贝叶斯网络与使用时间历史信息将识别准确率提高到 94.7%。OLSSON 等^[72]基于表面肌电信号比较五种分类算法(LDA、SVM、KNN、RT、ERT), 提出了 LSTM 网络的使用达到比应用于原始表面肌电信号数据时稍高的精度, 将传统的基于特征提取的方法与更现代的“深度”方法结合起来产生更好识别结果。HERNANDEZ 等^[73]提出基于惯性测量单元信号用 LSTM 网络识别步态, 其网络结构识别精度也照之前方法有所提升, 由于人体姿态信息的复杂性。FERRARI^[74]提出了使用 LSMT 网络的基于步态的分类也取得了不错的效果。仅依靠单一信号如加速度或表面肌电信号的多模式运动识别存在较高的误判率, 特别是表面肌电信号的模糊性极强, 因此通过多源信号的融合进行人体运动意图的识别是一个有效的途径。DHAWAN 等^[75]提出了一种新颖的方法: 本体感受性声像图控制。不同于肌电控制策略, 肌电控制策略可测量肌肉的电激活并使用提取的信号来确定末端执行器的速度。基于声生理学的策略直接使用超声测量机械肌肉的变形, 并使用提取的信号按比例控制末端执行器的位置, 基于声像图的控制与假肢使用者固有的残肢肌肉变形的先天本体感受相吻合。但目前此类方法成本太高, 成本太高也是截止患者弃用假肢原因之一。HWANGBO 等^[76]提出采用 MLP 方法用在机器人腿部运动识别, 将机器人历史动作状态作为输入, 在膝关节位置产生角度目标作为输出, 用来识别机器人的运动意图

识别。YOUNG 等^[77]提出了一种动态贝叶斯网络分类策略, 将步态周期中的先验传感器信息与当前传感器信息相结合, 在步态周期中包括时间历史信息可以增强运动模式意图识别性能, 有效解决了识别不清晰问题。

FERRER 等^[78]提出了一种新的人体运动意向性指标, 称为贝叶斯人体运动意向性预测(BHMIP), 它是一种基于几何的长期预测器, 提出了贝叶斯方法的两种变体, 滑动窗口 BHMIP 和时间衰减 BHMIP, 可移植到未知环境, 学习成本小, 计算复杂度低, 通过仿真模型测量步态周期中肌肉刚度, 并利用人工骨骼肌肉控制假肢。

韩国高丽大学和新加坡南洋理工大学的研究团队提出了一种基于受试者的分段频谱滤波(SSSF)方法^[79], 旨在从预处理技术(即频谱滤波)的角度提高运动相关皮层电位(MRCP)的解码性能。该方法考虑了两个不同的时间段的受试者个性化 MRCP 频谱频率特征, 对单次 MRCP 检测实现了 0.86 的平均解码性能, 验证了所提出的 SSSF 方法比常规方法可以包含更多有意义的 MRCP 信息。华中科技大学的研究团队^[80]提出了一种新颖的流形嵌入知识迁移(MEKT)方法。该方法首先在黎曼流形中对齐 EEG 试次的协方差矩阵, 提取切线空间中的特征; 然后通过最小化源域和目标域之间的联合概率分布偏移来实现域自适应, 同时保留其几何结构。该方法可以处理一个或多个源域, 并且可以高效地进行计算。针对于大量源域的情况, 该团队还提出了域迁移性估计(DTE)方法, 以识别最有利的源域。对来自两个不同 BCI 范式的四个脑电数据集进行的实验表明, MEKT 优于几种最先进的转移学习方法, 并且当源受试者的数量很大时, DTE 可以减少一半以上的计算成本, 而几乎不会牺牲分类精度。表 1 总结比较了以上几种主要的交互意图识别算法的性能。

表 1 交互意图识别算法性能比较表

方法	性能/ms (最大/最小)	准确率(%) (最高/最低)	训练时间/s (最长/最短)
SVM ^[38]	44.4/55.3	89.5/92.7	2.31/6.04
DA ^[72]	43.2/54.1	77.2/86.5	1.16/3.96
KNN ^[58]	42.9/67.8	89.4/97.2	2.28/61.52
LSTM ^[74]	53.3/68.1	94.7/96.1	4.28/9.43
CNNs ^[39]	40.2/45.4	67.4/72.5	5.75/7.43
MEKT ^[80]	37.6/38.4	97.2/97.3	3.04/5.26
BHMIP ^[78]	67.8/133.5	82.1/96.6	2.82/47.72

得益于人工智能的发展, 在交互识别算法的研

究上还是有很大的进展,效果也是逐步在提升,但是目前的识别算法只能在实验室内识别几种固定的动作,离实际应用还是存在一段距离。未来的研究需要从更多的应用场景下出发,探索研发更高效的识别算法。

4 结 论

尽管紧耦合物理人机系统的交互研究获得了较大的提高,但是相比于自然的人机交互,目前的紧耦合物理人机系统的交互研究还需要进一步深入。在众多技术与应用创新的挑战下,具体有以下 3 个方面。

(1) 在紧耦合物理人机系统感知架构方面,需要增强人机的感知方法的研究,通过高性能材料的交互传感器,提高信号数据的高保真传输是紧耦合物理人机系统实现高性能的关键之一。从感知交互的层面提高紧耦合物理人机系统的感知理解能力。

(2) 在紧耦合物理人机系统学习方面,应当使用同时大规模、高质量的数据集来推动学习算法的发展。适当加入人类认知和经验,提升紧耦合人机系统的认知能力。

(3) 在紧耦合物理人机系统交互发展的决策和控制方面,未来应当实现基于人机互动的双向交互和协同决策机制,并通过加入物理和认知反馈机制,实现真正的人机共融。

尽管紧耦合式物理人机系统仍未达到自然交互的高效性和适应性。但是,随着传感技术、人工智能技术等方面的发展,将有效推动紧耦合物理人机系统的性能。总之,紧耦合式物理人机系统的交互研究是人机共融和未来机器人技术的重要方向。

参 考 文 献

- [1] AMOR H, NEUMANN G, KAMTHE S, et al. Interaction primitives for human-robot cooperation tasks [C]// 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Hong Kong, China, 2014: 2831-2837.
- [2] 雷永林, 朱一凡, 谭跃进, 等. 模型驱动的复杂人机系统过程建模仿真方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(1): 223-231.
LEI Yonglin, ZHU Yifan, TAN Yuejin, et al. Model driven process modeling and simulation of complex man-machine systems[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(1): 223-231.
- [3] 王朝立. 人机共融安全技术发展趋势展望[J]. 自动化仪表, 2020, 41(3): 1-5, 10.
WANG Chaoli. Prospect for the development trend of manmachine integration safety technology[J]. Automation Instrumentation, 2020, 41(3): 1-5, 10.
- [4] HUU-TOAN T, HONG C, LIN Xichuan, et al. The relationship between physical human-exoskeleton interaction and dynamic factors: Using a learning approach for control applications[J]. Computers, Networks & Communications, 2014, 57(12): 1-13.
- [5] 程洪, 黄瑞, 邱静, 等. 人机智能技术及系统研究进展综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 386-398.
CHENG Hong, HUANG Rui, QIU Jing, et al. Overview of human-machine intelligence technology and system research progress[J]. Journal of Intelligent Systems, 2020, 15(2): 386-398.
- [6] BILLARD A, CALINON S, DILLMANN R, et al. Survey: Robot programming by demonstration in handbook of robotics[M]. MIT Press, 2008.
- [7] LASCHI C, MAZZOLAI B, CIANCHETTI M. Soft robotics: Technologies and systems pushing the boundaries of robot abilities[J]. Science Robotics, 2016, 1(1): eaah3690.
- [8] BALASUBRAMANIAN S, WARD J, SUGAR T, et al. Characterization of the dynamic properties of pneumatic muscle actuators[C]// ICORR 2007. IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2007: 764-770.
- [9] RUS D, TOLLEY M. Design fabrication and control of soft robots[J]. Nature, 2015, 521(7553): 467-475.
- [10] LEE C, KIM M, KIM Y J, et al. Soft robot review[J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2017, 15(1): 3-15.
- [11] 梁旭, 王卫群, 侯增广, 等. 康复机器人的人机交互控制方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(1): 24-46.
LIANG Xu, WANG Weiqun, HOU Zengguang et al. Human-machine interactive control method of rehabilitation robot[J]. Science in China: Information Science, 2018, 48(1): 24-46.
- [12] 黄骥云. 多模态人机接口及其残疾人辅助应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
HUANG Qiyun. Research on multi-modal human-machine interface and its assistance application for the disabled[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.

- [13] 易金花, 喻洪流, 张颖, 等. 中央驱动式上肢康复机器人运动学建模与分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(6): 1196-1201.
- YI Jinhua, YU Hongliu, ZHANG Ying, et al. Kinematics modeling and analysis of central driven upper limb rehabilitation robot[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2015, 32(6): 1196-1201.
- [14] 张泰略, 李晋川, 邱越, 等. 基于脑-肌电信号的新型假肢控制模式的实验研究[J]. 医疗卫生装备, 2020, 41(7): 36-40.
- ZHANG Tailue, LI Jinchuan, QIU Yue, et al. Experimental study of a new prosthetic control mode based on brain-electromyography signals[J]. Medical and Medical Equipment, 2020, 41(7): 36-40.
- [15] CHALODHORN R, GRIMES D, GROCHOW K. Learning to walk through imitation[C]// Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2007: 2084-2090.
- [16] GRIMES D, CHALODHORN R, RAO R. Dynamic imitation in a humanoid robot through nonparametric probabilistic inference[C]// Proceedings of Robotics: Science and Systems, 2006: 1.
- [17] MACIEJASZ P, ESCHWEILER J, GERLACH-HAHN K, et al. A survey on robotic devices for upper limb rehabilitation[J]. Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 2014, 11: 10.
- [18] 闫继宏, 石培沛, 张新彬, 等. 软体机械臂仿生机理、驱动及建模控制研究发展综述[J]. 机械工程学报, 2018, 54(15): 1-14.
- YAN Jihong, SHI Peipei, ZHANG Xinbin, et al. Review of biomimetic mechanism, actuation, modeling and control in soft manipulators[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(15): 1-14.
- [19] 黄海. 基于人机交互力的下肢外骨骼控制技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- HUANG Hai. Research on lower limb exoskeleton control technology based on human-computer interaction[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [20] 潘泉, 于昕, 程咏梅. 信息融合理论的基本方法与进展[J]. 自动化学报, 2003(4): 599-615.
- PAN Quan, YU Xin, CHENG Yongmei. Basic methods and progress of information fusion theory[J]. Acta Automatica Sinica, 2003(4): 599-615.
- [21] HUO W, MOHAMMED S, MORENO J C, et al. Lower limb wearable robots for assistance and rehabilitation: A state of the art[J]. IEEE Systems Journal, 2014, 1: 1-14, 2014.
- [22] 张晓玉. 我国智能辅助器具科技创新的现状与发展[J]. 中国康复理论与实践, 2013, 19(5): 401-403.
- ZHANG Xiaoyu. The status quo and development of technological innovation of intelligent assistive devices in my country[J]. Chinese Rehabilitation Theory and Practice, 2013, 19(5): 401-403.
- [23] AMIGO L E, FERNANDEZ Q, GIRALT X. Study of patient-orthosis interaction forces in rehabilitation therapies[C]// 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics.
- [24] BLAYA J A, HERR H. Adaptive control of a variable-impedance ankle foot orthosis to assist drop-foot gait[J]. IEEE Transactions Neural System and Rehabilitation Engineering, 2014, 12(1): 24-31.
- [25] BARTON G J, VANRENTERGHEM J, LEES A. A method for manipulating a movable platform's axes of rotation: A novel use of the CAREN system[J]. Gait and Posture, 2006, 24: 510-514.
- [26] JAMWAL P K, XIE S Q, HUSSAIN S, et al. An adaptive wearable parallel robot for the treatment of ankle injuries, [C]//IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19: 64-75.
- [27] BELLMANN M, SCHMALZ T, BLUMENTRITT S. Comparative biomechanical analysis of current microprocessor-controlled prosthetic knee joints[J]. Arch Phys Med Rehabil, 2010, 91: 644-652.
- [28] ROSSI D, VITIELLO N, LENZI T. Sensing pressure distribution on a lower-limb exoskeleton physical human-machine interface[J]. Sensors, 2011, 11: 207-227.
- [29] COLLINS S H, WIGGIN M B, SAWICKI G S. Reducing the energy cost of human walking using an unpowered exoskeleton[J]. Nature, 2015, 522: 212-215.
- [30] DARVISH K, BRUNO B, SIMETTI E, et al. An adaptive human-robot cooperation framework for assemblylike tasks[C]// Proceedings of International Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence. Genova, Italy, 2016: 45-50.
- [31] OSBOR N, LUKE E. Prosthesis with neuromorphic multilayered e-skin perceives touch and pain[J]. Science Robotics, 2018, 3: eaat3818.
- [32] BEKIROGLU Y, LAAKSONEN J, JORGENSEN J A,

- et al. Assessing grasp stability based on learning and haptic data[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2011, 27(3): 616-629.
- [33] HUANG H, LI T, BRUSCHINI C, et al. EMG pattern recognition using decomposition techniques for constructing multi class classifiers[C]// *IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, Singapore, 2016: 1296-1301.
- [34] KADROLKAR A, IV F. Intent recognition of torso motion using wavelet transform feature extraction and linear discriminant analysis ensemble classification[J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2017, 38(1): 250-264.
- [35] YAGJOUB D, SIAMAK N, MOHAMMAD R, et al. A prosthetic knee joint inspired from musculoskeletal system David Moser[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2013, 33: 118-124.
- [36] 王启宁, 郑恩昊, 许东方. 基于非接触式电容传感的人体运动意图识别[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(11): 19-27.
- WANG Qining, ZHENG Endong, XU Dongfang. Human motion intention recognition based on non-contact capacitive sensing[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(11): 19-27.
- [37] 赵晓东, 刘作军, 陈玲玲, 等. 下肢假肢穿戴者跑动步态识别方法[J]. *浙江大学学报*, 2018, 52(10): 1980-1988.
- ZHAO Xiaodong, LIU Zuojun, CHEN Lingling, et al. Recognition method for running gait of lower limb prosthetic wearers[J]. *Journal of Zhejiang University*, 2018, 52(10): 1980-1988.
- [38] SU B Y, WANG J, LIU S Q, et al. A CNN-based method for intent recognition using inertial measurement units and intelligent lower limb prosthesis[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(5): 1032-1042.
- [39] 马跃. 下肢外骨骼机器人人机协同控制策略研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2020.
- MA Yue. Research on human-machine cooperative control strategy of lower limb exoskeleton robot[D]. University of Chinese Academy of Sciences (Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences), 2020.
- [40] HANG T. Symbiotic man-machine interactions in wearable exoskeletons to enhance mobility for paraplegics[J]. *European Union, Seventh Framework Programme*, 2013, 10: 661626.
- [41] SHOKUR S, GALLO S, MOIOLI R C, et al. Assimilation of virtual legs and perception of floor texture by complete paraplegic patients receiving artificial tactile feedback[J]. *Sci. Rep.*, 2016, 6: 3229.
- [42] ROSE C G, O'MALLEY M K. Hybrid rigid-soft hand exoskeleton to assist functional dexterity[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(1): 73-80.
- [43] DALY J, WOLPAW J. Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation[J]. *Lancet Neurology*, 2008, 7(11): 1032-1043.
- [44] BUNDY D, SOUDERS L, BARANYAI K, et al. Contralesional brain-computer interface control of a powered exoskeleton for motor recovery in chronic strokesurvivors[J]. *Stroke*, 2017, 48(7): 1908-1915.
- [45] VÁRKUTI B, GUAN C, PAN Y, et al. Resting state changes in functional connectivity correlate with movement recovery for BCI and robot-assisted upper-extremity training after stroke[J]. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2013, 27(1): 53-62.
- [46] LI L, JING W, XU G, et al. The study of object-oriented motor imagery based on EEG suppression[J]. *Plos One*, 2015, 10(12): e0144256.
- [47] WHYTE J, DIJKERS MP, HART T, et al. The importance of voluntary behavior in rehabilitation treatment and outcomes[J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2019, 100(1): 156-163.
- [48] ZEILIG G, WEINGARDEN H, ZWECKER M. Safety and tolerance of the ReWalk™ exoskeleton suit for ambulation by people with complete spinal cord injury: a pilot study[J]. *Journal of Spinal Cord Medicine*, 2012, 35(2): 96-101.
- [49] PAN Y T, LAMB Z, MACIEVICH J. A vibrotactile feedback device for balance rehabilitation in the EksoGTTM robotic exoskeleton[C]// *IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*. Enschede, Netherlands, 2018: 569-576.
- [50] CHEN S, LI J, SHUAI Mei. First multicenter clinical trial of China's domestically designed powered exoskeleton assisted walking in patients with paraplegia[J]. *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, 2018, 61: e495.
- [51] HUANG Rui, CHENG Hong, QIU Jing, et al. Learning physical human-robot interaction with coupled cooperative primitives for a lower exoskeleton[J]. *IEEE*

- Transactions on Automation Science and Engineering, 2019(1): 1-9.
- [52] CHEN Qiming, CHENG Hong, YUE Chunfeng, et al. Dynamic balance gait for walking assistance exoskeleton[J]. Applied Bionics and Biomechanics, 2018(1): doi.org/10.1155/2018/7847014.
- [53] MAKIN T R, De VIGNEMONT F, FAISAL A A. Neurocognitive barriers to the embodiment of technology[J]. Nature Biomedical Engineering, 2017, 1(1): 14.
- [54] SARAH S. Youbionic goes beyond augmented reality to augmented human with new 3D printed double hand device[J]. 3D Printing Robotics, 2017, 2: 48-57.
- [55] PENALOZA C I, NISHIO S. BMI control of a third arm for multitasking[J]. Science Robotics, 2018, 3(20): eaat1228.
- [56] LESSARD S, PANSODTEE P, ROBBINS A, et al. A soft exosuit for flexible upper-extremity rehabilitation[J]. IEEE Trans. Neur. Syst. Reh., 2018, 26(8): 1604-1617.
- [57] JULIAN W, HOWIE C. Task-specific manipulator design and trajectory synthesis[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 1: 2890206.
- [58] CATHERINE V, JEFF D, LOUIS-PHILIPPE L, et al. Multifunctional 3-DOF wearable supernumerary robotic arm based on magnetorheological clutches[J]. ICRA 2020(1): 3211-3223.
- [59] MOHAMMED A, THOMAS H, MOHAMED K, et al. Orochi: Investigating requirements and expectations for multipurpose daily used supernumerary robotic limbs[C]// AH2019: Augmented Human International Conference, 2019Reims, France. 2019: 231-242.
- [60] GEORGE P, MINAS V, LIAROKAPIS G. Open-source, anthropomorphic, underactuated robot hands with a selectively lockable differential mechanism: Towards affordable prostheses[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Hamburg, Germany, 2015: 661-672.
- [61] SALMINGER S. Long-term implant of intramuscular sensors and nerve transfers for wireless control of robotic arms in above-elbow amputees[J]. Science Robotics, 2019(4): eaaw6306.
- [62] GEORGE J A, KLUGER D T, DAVIS T S, et al. Biomimetic sensory feedback through peripheral nerve stimulation improves dexterous use of a bionic hand[J]. Science Robotics, 2019, 4(32): eaax2352.
- [63] PHILIP P. A regenerative peripheral nerve interface allows real-time control of an artificial hand in upper limb amputees[J]. Science Translational Medicine, 2020, 12: 533.
- [64] WANG T, FENG Z, WANG C, et al. Real-time investigation of interactions between nanoparticles and cell membrane model[J]. Science Robotics, 2018, 164: 70-77.
- [65] MAURICE P, CAMERNIK J, GORJAN D, et al. Objective and subjective effects of a passive exoskeleton on overhead work[J]. Science Robotics, 2020, 28(1): 152-164.
- [66] CHRIS I, CHAR P, BECHL I. Task-specific grasp selection for underactuated hands[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014, 32(2): 66-75.
- [67] MERAD M. Assessment of an automatic prosthetic elbow control strategy using residual limb motion for transhumeral amputated individuals with socket or osseointegrated prostheses[J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2020, 2(1): 38-49.
- [68] HUA Q, SUN J, LIU H, et al. Skin-inspired highly stretchable and conformable matrix networks for multifunctional sensing[J]. Nat Commun, 2018, 9: 244.
- [69] SUN B, DAI Q, CHENG G. Electronic skin design methods applied to capsule robot[C]// 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), Dali, China, 2019: 252-256.
- [70] 侯增广, 赵新刚, 程龙, 等. 康复机器人与智能辅助系统的研究进展[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1765-1779.
- HOU Zengguang, ZHAO Xingang, CHENG Long, et al. Research progress of rehabilitation robots and intelligent auxiliary systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1765-1779.
- [71] TANG Z C, YU H N, CANG S. Impact of load variation on joint angle estimation from surface EMG signals[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 24(12): 1342-1350.
- [72] ALEXANDER O, NEBOJS A M, ANDERS B. Exploiting the intertemporal structure of the upper-limb sEMG: Comparisons between an LSTM network and cross-sectional myoelectric pattern recognition methods[C]// 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society

- (EMBC), 2019: 6611-6615.
- [73] ROMERO-HERNANDEZ P, ASIAIN J D L, MANUEL GRAÑA. Deep learning prediction of gait based on inertial measurements[M]. Springer, 2019.
- [74] FERRARI A, BERGAMINI L, GUERZONI G. Gait-based diplegia classification using LSMT networks[J]. Journal of Healthcare Engineering, 2019, 20: 213-221.
- [75] DHAWAN A S, MUKHERJEE B, PATWARDHAN S, et al. Proprioceptive sonomyographic control: A novel method for intuitive and proportional control of multiple degrees-of-freedom for individuals with upper extremity limb loss[J]. Sci. Rep., 2019(1): 7.
- [76] HWANGBO J, LEE J, DOSOVITSKIY A, et al. Learning agile and dynamic motor skills for legged robots[J]. Science Robotics, 2019, 4(26): 1.
- [77] YOUNG A J, SIMON A M, FEY N P, et al. Intent recognition in a powered lower limb prosthesis using time history information[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2014, 42(3): 631-641.
- [78] FERRER G, SANFELIU A. Bayesian human motion intentionality prediction in urban environments[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 44: 134-140.
- [79] OLGA V D, REINDER H A, BONGERS R M. The i-LIMB hand and the DMC plus hand compared: A case report[J]. Prosthetics and Orthotics International, 2010, 34(2): 216-220.
- [80] HUA Y, FAN J, LIU G, et al. A novel weight-bearing lower limb exoskeleton based on motion intention prediction and locomotion state identification[J]. IEEE Access, 2019(7): 37620-37638.
-
- 作者简介: 方斌(通信作者), 男, 1984 年出生, 助理研究员。主要研究方向为人机交互、机器人操作等。
E-mail: fangbin@tsinghua.edu.cn
- 孙佰鑫, 男, 1994 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为机器人模式识别与人机交互。
E-mail: 867659961@qq.com
- 程光, 男, 1964 年出生, 教授。主要研究方向为智能制造。
E-mail: chengguang@bnu.edu.cn
- 戴佳民, 男, 1990 年出生, 讲师。主要研究方向为智能制造。
E-mail: zdhtquanmin@bnu.edu
- 刘伟峰, 男 1996 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为模式识别。
E-mail: 505630817@qq.com
- 孙富春, 男, 1964 年出生, 教授。主要研究方向为人工智能及机器人。
E-mail: fcsun@tsinghua.edu.cn