



康复机器人的人机交互控制方法

梁旭^{1,2}, 王卫群¹, 侯增广^{1,2,3*}, 任士鑫^{1,2}, 彭亮¹, 胡进⁴

1. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190

2. 中国科学院大学, 北京 100049

3. 中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心, 北京 100190

4. 深圳光启高等理工研究院, 深圳 518057

* 通信作者. E-mail: zengguang.hou@ia.ac.cn

收稿日期: 2017-04-11; 接受日期: 2017-07-20; 网络出版日期: 2017-11-17

国家自然科学基金 (批准号: 91648208, 61603386, U1613228)、北京市科技计划 (批准号: Z161100001516004) 和北京市自然科学基金 (批准号: 3171001) 资助项目

摘要 康复机器人是人机强耦合的系统, 柔顺、安全的人机交互性能对于改善康复训练效果具有重要意义. 现有人机交互控制方法研究主要涉及人体运动意图识别与交互控制策略等方面. 人体运动意图识别一般基于生物电信号或交互力/力矩, 而交互控制策略主要包括虚拟隧道、阻抗控制以及功能性电刺激. 稳定、安全的人机交互是确保机器人辅助康复训练顺利执行, 避免患者受到二次伤害的必要前提. 本文对上述问题进行充分综述, 并对存在的问题做了深入分析.

关键词 康复机器人, 交互控制, 表面肌电信号, 脑电信号, 动力学模型, 阻抗控制, 功能性电刺激, 稳定性

1 引言

脑卒中是一种急性的脑血管疾病, 能够造成永久性的大脑神经损伤, 进而使大脑支配躯干的对应神经传导通路受损; 其发病规律通常难以预测, 病死率与致残率一直居高不下, 是世界上最重要的致死性疾病之一. 脑卒中幸存者往往出现偏瘫、截瘫等后遗症, 并伴随着复杂多变的运动性和功能性损伤^[1], 严重影响患者及其家庭的日常生活, 给患者带来极大的经济压力和精神痛苦. 国家卫生计生委脑卒中筛查与防治数据库显示, 2013年全国31个省、市、自治区, 40岁以上人群脑卒中人口和区域标准化患病率为2.05%, 呈不断升高态势^[2]. 在脑卒中患者中, 40~64岁比例近50%; 在脑卒中高危人群中, 40~64岁比例超过60%^[2]. 根据世界银行预测, 如果不采取更有效的措施, 截至2030年, 中国将有3177万脑卒中患者^[3]. 同时, 在全球范围内, 由脑卒中引起的伤残调整生命年损失由1990年估计的3800万年上升到2020年的6100万年^[4].

引用格式: 梁旭, 王卫群, 侯增广, 等. 康复机器人的人机交互控制方法. 中国科学: 信息科学, 2018, 48: 24–46, doi: 10.1360/N112017-00072
Liang X, Wang W Q, Hou Z G, et al. Interactive control methods for rehabilitation robot (in Chinese). Sci Sin Inform, 2018, 48: 24–46, doi: 10.1360/N112017-00072

在经过诸如外科手术等急性期的临床处理后,瘫痪患者一般要进行长时间的康复训练以恢复部分运动能力,重新回归正常生活.传统的脑卒中疗法与运动学习理论的研究表明,通过增强运动控制和技能获取锻炼,脑卒中患者可得到部分功能恢复;通过重复性抗阻练习和各种各样的任务与反馈练习,肌肉力量可得到增强^[5~7].传统的康复治疗手段^[5]通常依靠康复理疗师手动带动患者患肢进行被动康复训练,训练策略比较单一;同时,在训练过程中,施加在患肢上的力度与患肢的训练轨迹难以保持良好的一致性;而且,这种康复手段需要理疗师进行较强的体力劳动,因此患者通常难以得到足够强度与频次的康复训练.相对于传统的人工康复训练模式,康复机器人带动患者进行康复运动训练具有很多优点:(1)机器人更适合执行长时间简单重复的运动,能够保证康复训练的强度、效果与精度^[8],且具有良好的运动一致性;(2)通常康复机器人具备可编程能力,可针对患者的损伤程度和康复程度,提供不同强度和模式的个性化训练,增强患者的主动参与意识;(3)康复机器人通常集成多种传感器,并且具有强大的信息处理能力,可以有效监测和记录整个康复训练过程中人体运动学与生理学等数据,对患者的康复进度给予实时的反馈^[9,10];同时可对患者的康复进展作出量化评价,为医生改进康复治疗方案提供依据.

近年来,康复机器人技术迅速发展并获得越来越多的关注^[11,12],并在临床康复中得到了广泛应用^[13,14].较为典型的康复机器人系统包括:美国麻省理工学院研制的 MIT-MANUS 上肢康复机器人^[15]、日本筑波大学研制的 HAL 康复机器人^[16]、瑞士 Hocoma 公司的 Locomat 步态康复机器人^[17]、以色列 Argo Medical Technologies 公司的可穿戴式下肢康复机器人 ReWalk 等¹⁾^[18].机器人辅助康复训练的有效性已经在临床实验中得到初步验证^[5,13,14,19~21].

由于康复机器人是与运动功能损伤的患肢相互作用,因此康复机器人和患者之间的交互控制尤为重要.目前,康复机器人及其控制方法已经被广泛用来辅助脑卒中患者康复^[22~24],现有康复机器人系统采用运动疗法作为主要康复治疗手段.运动疗法对神经损伤患者的康复起着不可替代的作用,其主要医学理论的基础在于神经系统的可塑性——神经系统具有随着内外环境变化不断地自我修复和重组的功能^[25].实验表明,特定训练能促进神经系统功能的“替代”和“重获”,从而恢复患者的肢体运动功能^[26].“替代”是指神经系统利用其他的感觉传入或运动模式替换已损坏的部分,使功能恢复;“重获”是指通过启用解剖上闲置的神经结构进行重组,再次获得已丧失的功能^[25].运动疗法分为被动训练和主动训练两种训练策略.被动训练一般适用于患者康复初期,此时患者残余肌力较弱,不足以带动康复机器人,因此,是由康复机器人带动患肢沿着设定轨迹进行运动训练.在康复中后期,患者经历一段时间的被动训练之后,肌力得到一定程度的恢复.患者主动参与训练有助于促进功能恢复,提高肢体协调性.因而,此时可由康复机器人按照患者运动意图提供主动康复训练^[27],提高患者参与训练的积极性.研究表明,需要患者主动发起运动的训练能够最大化患者主动参与度,其效果比被动的机器人辅助训练康复效果更好^[28,29],即主动训练的康复效果较被动训练更为显著^[30,31].但是,相对于被动训练,主动康复训练的实现更加困难,主要需要解决3个方面问题:(1)如何准确可靠地识别出人机交互系统中的人体运动意图;(2)如何根据获取的运动意图控制机器人的运动或辅助力;(3)如何确保人机交互控制系统的稳定性.

人机交互控制的关键前提是精确识别出人体运动意图.生物电信号能直观反映人的运动意图,如表面肌电信号(surface electromyogram, sEMG)能够较为直观反映患者肌肉状态,脑电信号(electroencephalogram, EEG)能够直观反映大脑皮层相关运动区域状况,因而通过对生物电信号分析可以提取人的运动意图,包括运动类型和力量大小,并将其作为控制信号以更加灵活安全地进行康复机器人交互训练,使得康复机器人能够主动“理解”人的行为意图;另外,可以通过人机系统动力学模型及力位传

1) Argo Medical Technologies. ReWalk. 2016. <http://rewalk.com/products/rewalk-personal/>.

感器测量值计算人体对康复机器人主动施加力/力矩的大小, 该力/力矩是人体运动意图的直观体现; 但是, 由于康复机器人系统存在非线性、摩擦、不确定性干扰等因素, 一般很难得到准确的系统动力学模型. 一方面可采用各种非线性控制器、补偿控制器、神经网络自适应鲁棒控制器用于补偿系统的非线性、不确定性因素; 另一方面, 可通过精确地建模和辨识方法来建立系统的动力学模型. 人机交互控制方面, 研究者根据特定的康复机器人平台提出了相应的方法. 例如基于虚拟隧道的控制策略、阻抗控制策略^[32~35]、基于功能性电刺激的控制策略等. 基于虚拟隧道的控制策略允许患肢在隧道内自由运动, 当患肢处于隧道外部时, 康复机器人将对其施加一个柔顺力来调整患肢的位置与姿态, 并将患肢拉回正常轨道范围内; 舒适、自然、柔顺的人机交互控制, 可充分调动患者参与康复训练的积极性, 改善康复训练效果. 阻抗控制参数可以根据患者需要的辅助力或抗阻力的大小而变化^[36], 保证康复机器人与患者之间的柔顺性, 有利于激发患者残存肌力, 提高患者参与训练的积极性. 基于功能性电刺激的控制策略使用低频电流刺激失去神经控制的肌肉, 诱发肌肉产生可控的肌肉收缩运动; 电刺激模仿中枢神经系统电脉冲信号的功能, 可一定程度帮助患者恢复受损肢体功能; 同时在训练过程中, 当患者自身残余肌力不足以完成康复训练任务时, 可由电刺激脉冲信号诱发肌肉收缩, 辅助患者完成训练任务. 具有良好稳定性的康复机器人控制系统是保证安全可靠的人机交互、避免患者再次受到损伤的必然要求.

本文后面章节安排如下: 第 2 节主要综述康复机器人的人机交互常用控制方法, 包括基于人体运动意图的直接交互控制、获取运动意图后的间接交互控制. 基于人体运动意图的直接交互控制分为基于表面肌电信号的控制策略、基于脑电信号的控制策略、基于人机系统动力学模型的控制策略. 获取运动意图后的间接交互控制分为基于虚拟隧道的控制策略、阻抗控制策略、基于功能性电刺激的控制策略. 第 3 节主要综述人机交互控制策略的稳定性分析. 最后一节在总结现有技术基础上, 指出了存在的问题及未来的发展趋势.

2 人机交互控制策略

康复训练中康复机器人与人体相互作用, 两者之间的交互控制不可或缺. 首先, 交互控制通过获取患者的运动意图, 激励患者积极参与康复训练, 提高康复效果. 其次, 交互控制可以为患者创造一个柔顺、自然的人机接口, 避免患肢由于肌肉痉挛等原因与康复机器人产生对抗力, 从而避免给患者带来二次伤害. 准确可靠地获取人体运动意图是实施交互控制策略的前提条件, 根据获取人体运动意图方式的不同, 交互控制可分为基于人体运动意图的直接交互控制与获取运动意图后的间接交互控制两种方式. 基于人体运动意图的直接交互控制利用采集得到的人体生物电信号直接控制康复机器人, 或者通过人机系统动力学模型及力位传感器测量值计算得到人体主动施加力矩控制康复机器人. 无论生物电信号, 还是人体主动施加力矩均能够直观反映人体运动意图, 便于患者灵活方便地控制康复机器人. 获取运动意图后的间接交互控制根据前述得到的人体对康复机器人施加力矩的大小, 判断康复机器人是否需要提供适当的辅助力或者抗阻力以辅助患者完成康复训练任务, 在康复训练过程中, 通过调整参数, 康复机器人可以为患者提供更佳的运动模式, 帮助患者恢复受损肢体功能, 充分调动患者参与康复训练的积极性.

2.1 基于人体运动意图的直接交互控制

2.1.1 基于表面肌电信号的控制策略

表面肌电信号是骨骼肌产生的电活动信号^[37,38], 可以通过贴合在皮肤表面的电极采集获取^[39,40],

它具有非侵入性、易获取、可操作性强、安全性高等特点^[41],因而基于 sEMG 的人机交互有以下优点^[42]: (1) sEMG 可从驱动关节运动的肌肉提取,与执行运动的肢体无关,为患肢的康复提供一种新的渠道; (2) sEMG 比实际肢体运动超前产生^[43],可弥补由于复杂系统动力学模型计算而产生的延迟,并可提供预测功能; (3) sEMG 蕴含肌力、关节角加速度等丰富信息,可以实现多模态交互控制,因此表面肌电信号成为人机交互控制中常用的生物信号之一^[44~47].

表面肌电信号能够反映特定肌肉群的激活程度,因而基于表面肌电信号的交互控制策略可使机器人由被动接受指令方式向主动理解人的行为意图方式转变^[42],进而能够更加细致地监督与控制患者肢体的运动,且具有更大的灵活性与灵敏度.因而,通过对表面肌电信号的分析,可以提取人的运动意图,包括运动类型和力量的大小,作为控制信号辅助患者进行康复训练.

通过肌电信号实现人机自然交互的关键是由肌电信号识别出人体运动意图^[39,48],Ding 等^[42]归纳了基于表面肌电信号的运动识别方法研究成果,介绍了基于表面肌电信号的运动识别技术应用现状.文中将由肌电信号识别人体运动意图的方法总结为离散动作模态分类、关节连续运动量估计及关节刚度/阻抗估计等3方面内容;对常用的离散动作模态分类、关节连续运动量估计的方法进行介绍;并介绍基于表面肌电的运动识别技术的应用现状.与Ding 等^[42]不同,本小节介绍基于表面肌电信号的运动意图识别方法在康复机器人人机交互控制中的应用,并介绍表面肌电信号与其他方法相结合的应用情况.

对于偏瘫患者而言,可以运用健侧肢体控制患肢进行运动训练^[49];利用患肢残存的肌电信号^[50],设计交互控制策略,则可以激励患者主动收缩患肢肌肉,更有效地促进患肢功能的康复;对于患肢肌肉严重萎缩的情况,可以通过健全肌肉相关神经进行控制^[51],从而使重度瘫痪患者也能基于表面肌电信号进行康复训练.

Dosen 等^[52]提出一种融合表面肌电信号与电刺激的控制策略,以抑制病理性震颤.首先运用迭代 Hilbert 转换法从引起震颤的肌肉的表面肌电信号中提取震颤信息,然后利用反相电刺激拮抗肌以中和震颤.通过6位具有腕屈/伸震颤的患者(4位 Parkinson 病,两位原发性震颤)实验发现,该策略可有效衰减震颤,预防肌肉疲劳,降低不适感.

Peng 等^[53]提出了一种基于表面肌电信号及 Hopf 频率振荡器的上肢康复机器人交互控制方法.首先,采集反映患者运动意图的表面肌电信号;然后,基于该数据利用 Hopf 频率振荡器拟合肌肉节律性收缩特性;进而,用该振荡器控制上肢康复机器人辅助患者执行重复性的运动训练.该方法既考虑了正常运动模式的学习,又综合考虑了患者自身的运动意图与实际的运动能力.仿真分析与人机交互实验验证了所提方法能够在较短时间内实现与患者运动意图的同步.

Sun 等^[54]提出运用肌电信号的模糊近似熵解释机器人辅助康复训练提升脑卒中患者运动功能康复效果.康复机器人系统采集肱三头肌肌电信号进行连续控制.首先运用模糊近似熵研究肌电信号的复杂度;然后运用肘部屈伸运动的最大自主收缩力反映相关肌肉产生肌力的能力.通过8名慢性卒中患者实验表明,机器人辅助康复训练后,患者的肱三头肌与肱二头肌的肌电信号的模糊近似熵与最大自主收缩力显著上升,即模糊近似熵与肌肉最大自主收缩力显著相关,这意味着运动神经元数目的增加有可能使肌肉力量得到增强.作者认为肌电信号的模糊近似熵有助于理解机器人辅助康复训练带来的患者神经系统变化.

Peng 等^[55]提出基于肌电信号驱动模型的机器人辅助膝关节训练方法,该方法可以有效得到患者运动意图,并转化为患者的膝关节驱动力矩,进而影响和控制人机系统的训练轨迹,达到康复的目的.该肌电信号驱动模型是肌骨系统的简化形式,它能够以可接受的精度预测膝关节肌力并转化为膝关节主动力矩,从而患者主动意图可通过导纳控制接入控制回路,形成“以患者为中心”控制策略.实验表

明, 该模型的预测力矩性能能够实时反映受试者运动意图, 并辅助受试者在下肢康复机器人上进行运动训练. 训练过程中记录的数据能够帮助理解康复过程并对患者的运动能力做出定量评价.

Yin 等^[56]提出了一种针对偏瘫患者的人机交互训练策略. 基于步行过程中受试者健侧下肢的表面肌电信号, 分析正常行走过程中两侧下肢运动的协调性, 在此基础上利用模糊神经网络识别患侧下肢的运动意图, 进而实现了患者和步态康复机器人的交互控制. 对两名健康志愿者的实验表明, 采用该交互训练策略可实现受试者与机器人之间的实时交互, 完成机器人辅助的主动步态康复训练.

2.1.2 基于脑电信号的控制策略

表面肌电信号很难用于肌肉严重萎缩的重症脑卒中患者, 运用脑机接口是解决这一问题的另一个途径, 脑电能真实反映运动思维是否产生, 肢体瘫痪患者可以通过运动想象表达运动意图, 控制康复训练机器人自主进行康复训练, 它使得患者不需要肌肉系统也能够与外界环境进行交互. 研究表明, 肢体瘫痪患者可以通过运动想象激活受损的脑皮层, 促进其重组或重建^[57,58]; 运用脑机接口进行思维训练能够诱导神经可塑性, 对于脑卒中患者具有重要意义^[59]. 据此研究人员提出, 让肢体瘫痪患者通过想象特定动作表达运动意图, 主动参与康复训练, 同时采集其运动思维所引发的脑电信号进行运动想象模式分类, 基于分类结果实现运动意图识别, 再将识别结果转换为康复训练机器人的控制指令, 使其带动患肢完成训练动作, 从而提高康复训练效果^[60~62].

脑机接口为大脑与外界环境之间的信息交流提供了一条非常规通路. 它可以不依赖于外周神经肌肉系统来实现直接的思维表达或指令操作. 例如, Park 等^[63]使用脑电信号来评估 11 位慢性脑卒中患者在抓取和旋后手部主被动运动康复训练过程中的认知参与度. 脑机接口可以运用脑电信号直接控制患侧肌肉的刺激输入, 从而提高机器人辅助康复治疗过程中患者参与度.

研究和开发脑机接口技术的主要目的是设计出基于脑电信号的控制装置, 以帮助严重的肢体残疾患者及交流障碍患者实现与外部环境的交流和控制. 在康复机器人系统框架中, 脑机接口被用来采集反应患者主动意图的脑电信号, 并将它们转换成机器人的控制信号. 含有脑电信号的康复机器人系统能够以患者自身的运动意图作为输入信号来调整运动训练参数以及训练策略, 提高患者参与康复训练的积极性.

然而, 脑电信号是由大脑皮层神经细胞群突触传递信号而引起的电位变化, 其产生机理复杂、信噪比低、非平稳随机性强, 即使经过针对特定运动思维任务的长期训练, 仅基于脑电信号进行 3 种及以上运动想象模式分类能达到的识别率也仅为 50% 左右^[64], 运动想象多模式分类的低正确率, 导致患者运动意图识别的高错误率, 这严重阻碍了该种康复训练机器人系统的实用化进程. 为提高基于脑电信号的脑机接口性能, 研究者探讨了神经激活以外的控制命令作为额外输入信号. 如 Onose 等^[65]同时利用运动想象与眼部跟踪为机械臂提供末端运动信息. 基于单一脑电信号或眼电信号 (electrooculogram, EOG) 识别使用者运动意图的人机接口, 均具有不受使用者运动能力限制的特点, 但由于各自的局限性, 两者都难于实用化. 近年来, 研究人员开始了 EOG/EEG 混合人机接口系统的研究. 将 EEG 与 EOG 结合起来进行信息融合, 则可以利用 EOG 波形特征明显易于识别的特点, 以及运动想象过程中眼睛的活动状态与所想象肢体动作之间存在的耦合关系, 提高运动想象多模式识别的正确率; 同时利用 EEG 能真实反映运动思维是否产生的特点, 有效消除非运动意图表达的无意识眼动对系统的干扰, 提高运动意图识别的正确率, 形成一种实用性强的新型无障碍人机接口. 目前, 该类混合系统多是将独立的 EOG 子系统和 EEG 子系统进行组合, 以实现功能扩展. 例如, 在一项机器人控制研究中, EOG 子系统控制机器人移动, EEG 子系统则控制机器人完成预先设定的动作^[66]. 应用该种识别方法, 与单一基于 EEG 或 EOG 的识别方法相比, 能在一定程度上更加准确、可靠地感知使用者的运动意图.

在脑机接口研究方面,从非侵入式脑电测量得到的神经信号中解译运动命令信号变得日益重要.脑机接口可以用来将脑电活动转换为运动控制指令,因而脑机接口在脑卒中后康复过程中具有重要的应用前景.侵入式记录神经活动信号能够获得较优的运动指令解码精度,例如侵入式脑机接口成功地解码手部运动速度和方向信号^[67~69].具体来说,侵入式脑机接口使得灵长类动物能够控制假手执行精细的运动,比如进食活动^[67];四肢瘫痪患者利用侵入式脑机接口控制机械臂运动^[68,69].然而在人体上用侵入式脑机接口有严重的弊端,它需要对患者进行开颅手术,中枢神经系统可能因此而感染炎症.而非侵入式脑机接口技术可避免这个问题.非侵入式脑机接口通常基于脑电信号,一种常用的从EEG信号提取运动指令的方法是引导受试者去想象左右手运动.可从与各身体部位运动控制相关的脑部区域提取出的EEG信号解码出不同激活度信息^[70,71],运动想象可以被延伸到更广泛的应用中,比如Doud等^[72]通过运动想象诱发的感觉运动节律成功控制了虚拟的直升机;Müller-Putz等^[73]运用个人运动想象模式的时域编码控制两自由度人工机械臂.然而运动想象需要大量的验证数据,并不适应于所有受试者.另外,利用运动想象的身体部位,如脚或舌头去控制康复机器人或者假肢设备是一种不太自然的行为.另一种从EEG信号中提取运动控制指令是运用选择性注意,如P300诱发电位或稳态视觉诱发电位^[74,75].Li等^[76]结合P300与稳态视觉诱发电位设计了混合脑机接口,归一化P300与稳态视觉诱发电位,检测得分并求和,作为轮椅运动/停止命令,以提高异步控制性能.Yin等^[77]提出具有64个可选导联(8×8矩阵)的新型混合脑机接口,通过4个时间频率比分的组合来检测目标项从而得到评分层,并运用极大似然法融合P300与稳态视觉诱发电位.这种方法优势在于它仅需很少的训练时间,但是它并不是控制假肢设备最有效的指导方法,且难于在神经康复过程中的特定运动区域实现.另外,基于稳态视觉诱发电位的脑机接口是基于知觉刺激,需要固定的刺激输入,因而容易引起视觉疲劳,并受其影响.对于这两种应用,直接从脑部相关区域提取运动学信息可以直观精确的控制假肢设备,达到神经康复的目的.

上述方法大多都不能够直接提取连续运动学信息,即他们并不直接从引起运动激活度的皮质层提取运动信号.如基于稳态视觉诱发电位的脑机接口需要调整感官区域的注意力,而基于运动想象的脑机接口经常运用任意的躯体部位,而不是对应于假肢效应器的躯体部位.

研究表明,运动区域脑电信号的低频组成部分包含运动开始^[78]、方向和速度信息^[79].Presacco等^[80]据此解译出人体在跑步机上行走时髌膝关节的运动学信息.Lv等^[81]能够在四向绘图任务中重建手部运动速度.

鉴于目前大多数研究仅仅解码实际手部运动速度信息,Kim等^[82]从想象手臂运动过程中提取的脑电信号解码出三维轨迹信息.通过非侵入式脑电记录仪记录患者想象执行或观察另一受试者手臂执行复杂的三维上肢运动轨迹过程中产生的EEG信号,并从三个维度解码该信号中所蕴藏的运动指令.同时,由于与运动指令相关的任何眼部运动都会反映在脑电信号中,因而对于脑机接口和神经康复来说,排除眼部相关信号对脑电信号的影响至关重要,于是作者评估了眼部运动如何影响复杂现实场景中神经运动信号的编码性能,结果表明眼动相关的脑部干扰信号严重影响解码脑电数据中的运动信号精确性,使得线性解码器解码精度较低,而非线性解码器具有良好的解码性能.

在基于效应器的康复机器人辅助训练过程中,患者对于是否处于正确的训练轨迹上经常缺乏反馈.因而有必要评估手臂各关节的运动学信息,反过来,监测这些关节的神经相关因素和观测行为的最终差异信息有助于理解和辅助运动神经康复.Nakanishi等^[83]通过运用一种新型预处理与稀疏线性回归方法从人体脑皮层电信号中预测了手臂和肘部三维运动轨迹.

脑电信号属于时空数据,具有暂态性特点,它并非是在某一时间点上的数值,而是随着时间连续变化的数据流.Spiking神经网络本质上是一个动态的网络,其神经元输入输出均为一系列的脉冲序

列, 可以更好地处理包含有暂态信息的数据. Chen^[84] 采集了一名健康受试者在安静的环境中完成以下“动作”的脑电信号数据: 想像屈腕、想像伸腕、想像手腕处于正常位置、实际屈腕和实际伸腕. 采集时受试者尽量保持头部不动并闭眼以减少对脑电信号采集造成的干扰. 其中, 前三组动作人体不产生实际的运动, 而后两组为实际运动. 为充分利用脑电信号中的时序特征及各通道之间的空间特征, 采用三维 Spiking 神经网络为核心的分类方法, 得到了较好的分类结果, 为直接提取患者运动意图打下基础.

由于运动神经中枢损坏的脑卒中患者难以有效完成运动感知与运动控制. 对于脑部具有正常视觉通路与清晰的思维意识的脑卒中患者, Zhang 等^[85] 提出基于脑电信号驱动的融合虚拟现实、脑机接口和机器人的下肢康复训练系统, 该系统能够主被动联合激励患者. 其中, 基于镜像神经元理论, 虚拟现实可以增强运动神经中枢的视觉刺激, 视觉刺激通过镜像神经元主动刺激运动控制神经元; 机器人被动刺激运动知觉神经元; 脑电信号检测受试者运动意图, 控制主被动联合刺激. 该系统能够自动提供相应的视觉与躯体知觉反馈, 也就是说, 主被动刺激是由受试者来控制. 实验表明, 受试者可以直接使用此系统, 并不需要先接受训练; 并且, 所有受试者均成功获得由脑电信号驱动的康复训练.

Xiao 等^[86] 提出基于脑机接口驱动的外骨骼康复系统, 该系统具有 4 个自由度, 能够辅助上肢进行 8 种不同的康复运动. 患者可通过无线脑电设备采集脑部电信号进而控制机器人运动. 实验表明, 该系统能够正确区分有意识思维与志愿者中性状态, 并利用此信息驱动外骨骼进行不同的运动.

Sarac 等^[87] 利用基于脑电信号的脑机接口实时检测患者意图水平以在线调整机器人辅助康复训练强度. 被动速度场控制器作为机器人底层控制器, 它根据运动想象的意图水平改变轮廓线跟踪任务的速度, 以训练多关节协调性与同步性; 当存在外部施加力时, 该控制器也能确保机器人-患者系统整体的耦合稳定性. 从线性判别分析分类器提取的后验概率值可实时反映患者运动想象水平, 通过直接调整被动速度场控制器的速度参数调节跟踪速度, 从而连续地控制康复机器人. 当患者意图增强时, 被动速度场控制器提高机器人速度以激励患者主动参与完成训练任务. 同时该方法能够在线调整任务难度与机器人辅助力大小. 结合患者在线控制训练任务速度的表现, 该方法可确保患者整个训练过程中的主动参与性, 提高机器人辅助治疗的效果.

2.1.3 基于系统动力学模型的控制策略

基于人机系统动力学模型及力位传感器测量值可计算得到患者对康复机器人主动施加力/力矩的大小, 该力/力矩是患者运动意图直观的体现, 基于该力/力矩可设计人机交互控制策略. 由于随机干扰、不精准的摩擦力模型以及康复机器人系统误差等多种不确定因素的存在, 加之人机之间的交互作用使得康复机器人具有时变不确定性^[88], 导致人机系统动力学精确模型往往很难获得, 给精确估计患者的主动力/力矩带来困难.

针对该问题, 国内外学者进行了一系列相关研究. Armstrong-hélouvy 等^[89] 指出, 机器人关节接触面的法向力和静摩擦力、粘滞摩擦力、库伦摩擦力等几乎所有类型的摩擦力均相关; 这就意味着机器人远端关节角度将对近基座关节的摩擦力产生显著影响. 基于该结论, Wang 等^[90] 在建立的 iLeg 康复机器人动力学模型中, 考虑了耦合因素对髋关节摩擦力的影响, 获得了更为精确的关节摩擦力模型. Wang 等^[91] 根据康复机器人系统的工作模式需求, 提出了对主动康复模式下钢丝绳-绳套之间摩擦力的补偿方法, 提高补偿效果. 由于安装在关节位置的扭矩传感器测量值中包含机械臂的关节扭矩、患者下肢的静息扭矩以及患者下肢主动施加扭矩等 3 种扭矩值, 为获得患者主动施加扭矩, Wang 等^[92] 分别建立了人体下肢动力学模型和康复机器人的动力学模型, 分别用于估计人体下肢的静息关节扭矩和机器人的关节扭矩, 并进而联合扭矩测量值计算得到患者主动施加扭矩值, 通过实验验证了

该方法的可行性. 为消除未知环境下位置与刚度等不确定性干扰以及机器人动力学系统建模的不确定误差, Seul 等^[93~95] 利用神经网络作为补偿器, 提出基于神经网络的机械臂力控制方法. 此方法^[93] 在自由运动空间和与环境接触运动空间中分别设计并训练神经网络补偿器, 用来补偿未知环境下位置与刚度不确定性以及机器人动力学系统建模的不确定误差, 使得机器人能够跟踪期望力矩; 并且机器人在自由运动空间向环境接触空间运动过程中, 机械臂与环境之间交互力保持期望的动态关系, 从而提高系统鲁棒性. 基于三自由度旋转机器人操作手的仿真实验表明, 在环境信息完全未知的情况下, 所提基于神经网络补偿的力控制器能够保持良好的力跟踪性能, 即使环境刚度突然发生较大的变化, 该方法仍能够在 0.5 秒内收敛, 因此所提基于神经网络补偿的力控制器对于康复机器人环境信息建模, 不确定外加干扰以及动力学建模误差具有良好的鲁棒性.

Cheng 等^[96] 提出一种基于神经网络的自适应控制器, 以确保当运动学、动力学以及驱动器模型等存在不确定性因素时, 机器人仍然具有良好的跟踪性能. Singh 等^[97] 利用 Lagrange-Euler 法建立三自由度 U 型平面并联机械手任务空间的逆动力学模型; 然后运用带有干扰观测器的 PD 型自适应滑模控制器补偿模型不确定性、非线性因素以及外部干扰, 从而得到解耦的动力学模型; 最后, 运用类 Lyapunov 方法证明闭环系统的全局渐近稳定性. 仿真与实验证实了所提动力学模型的有效性与鲁棒性.

由于机械阻抗的存在, 外骨骼康复设备往往会阻碍患者肢体摆动的灵活性. 未经补偿的机械惯量通常会降低患者肢体摆动的自然频率, 消耗更多能量. Aguirre-Ollinger 等^[98] 提出一种闭环控制器用来对惯量进行补偿, 闭环通路由角加速度值乘以负增益值组成, 其中角加速度值经过低通滤波处理, 而负增益用来模拟低频负惯量. 采用该惯量补偿器在一台膝关节外骨骼康复机器人进行实验发现, 当控制系统中采用上述惯量补偿控制器时, 受试患者可以重新获得他们正常稳定的膝关节运动频率.

针对人机交互系统中存在的不确定性项与非线性项, Qian 等^[22] 提出基于模型参考自适应阻抗控制的人机交互力控制方法, 用于控制食指外骨骼机器人. 首先基于位置控制内环建立人机系统动力学模型, 然后设计理论模型参考自适应框架, 最后依据 Lyapunov 稳定性理论设计自适应控制器. 在频域中进行仿真分析与时域中的平台实验表明, 在忽略控制系统延迟的情况下, 系统模型基本符合实际情况, 且具备良好的稳定性能与速度响应性能. 即所提方法有效解决机械手外骨骼设备中存在的非线性人机交互力控制问题, 具备一定鲁棒性.

2.2 获取人体运动意图后的间接交互控制

2.2.1 基于虚拟隧道的控制策略

Duschau-Wicke 等^[99] 提出一种患者合作式控制策略. 其核心思想是在理想的路径空间周围建立具备主动柔顺性的虚拟墙, 形成一条以理想路径为中心的虚拟隧道. 患肢处于隧道内部时可自由运动, 并在运动前进方向上可获得辅助力矩, 从而轻松地沿着预定路径的康复运动训练; 而当患肢处于隧道外部时, 机器人将对其施加一个趋向于隧道中心的柔顺力, 从而将患肢拉回至隧道内部, 同时通过图形反馈模块, 以给患者提供实时的视觉指导, 提示患者主动调整患肢的运动方向. 对 10 名健康人与 15 名非完全脊髓损伤患者进行的实验表明, 在此策略下, 患者可以主动地改变步态训练的轨迹, 控制步态时序; 同时实验中测量了表面肌电信号, 该数据显示, 患者训练具备更强的主动参与性, 从而有效激发患者积极性.

Krebs 等^[5] 基于 MIT-MANUS 上肢康复机器人平台, 在期望的运动方向上增加了滑动窗以监测肢体运动, 当肢体运动速度过慢时机器人将提供助力, 引导患肢运动, 从而辅助患肢完成训练. 然而,

此种训练方式同样存在弊端, 即: 患者在康复训练过程中往往选择更为省力的方式进行运动^[100], 甚至执行纯被动训练.

Cai 等^[101] 在标准的空间步态轨迹基础上设计了一个虚拟管道, 允许患者偏离该标准轨迹一定距离. 与前述方法不同的是, 在 Cai 等^[101] 提出的方法中, 当患肢处在虚拟管道内时, 机器人不提供辅助; 只有当超出通道边界时, 机器人才会纠正患肢的运动. 因此, 该方法需要患者更强的肢体功能才能完成训练; 如果患者肢体运动能力较差, 将很难顺利完成训练, 从而降低其主动参与的积极性. 同时, Cai 等^[101] 还提出一种基于速度场、滑动窗的虚拟隧道控制策略. 当患肢处于远离虚拟隧道位置时, 机器人将控制患肢以给定速度向隧道中心运动, 该给定速度与患肢偏离隧道中心的距离成正比; 同时, 设计了沿虚拟隧道以给定速度前进的滑动窗, 机器人根据患肢与滑动窗相对位置的不同对患肢施加助力或者阻力. 针对该方法, Cai 等^[31] 采用脊髓完全切断的小鼠进行步态实验, 验证了该方法的可行性.

此外, Hu 等^[102] 通过对任务路径周围建立虚拟管道的方式对患者的主动运动进行限制, 避免患者较大偏离任务路径; 同时, 基于空间与时间两个维度对肢体运动进行辅助, 通过牺牲部分空间自由度, 使得患者能够调节训练的节奏, 从而激发患者主动参与训练的积极性.

2.2.2 阻抗控制

在机器人与人机交互系统中, 阻抗控制策略应用广泛^[36,103,104]. 该控制策略的概念最先由 Hogan^[105] 提出, 是阻尼控制和刚性控制的推广, 并且首先在下肢康复机器人 Lokomat 上实现^[106]. 阻抗控制旨在规范患者主动施加力与驱动器运动之间的动态关系, 其基本思想是允许患者偏离预定的参考轨迹而不是强制患者在固定轨迹上运动, 偏离的程度取决于患者施加的力矩大小以及患者的行为模式, 从而能够为患者创造一个舒适自然的触觉接口. 阻抗控制器的实现不依赖于外界环境运动约束的先验知识^[107], 实现相对简单.

Wen 等^[108] 把阻抗控制理论运用到步行康复训练机器人系统中, 提出基于阻抗模型的步态轨迹自适应算法. 仿真分析与样机实验表明, 机械腿可根据人机交互力矩的变化调整步态轨迹, 并且通过阻抗参数的调节增强主动康复训练的柔顺性.

Hu 等^[102] 利用阻抗控制方法完成了人体主动力矩到实际运动的转换, 实现了康复机器人对患肢的主动柔顺性, 从而提供了一个能激发患者主动参与康复训练任务的自然、安全、柔顺的康复训练环境; 进而, 以偏离参考运动轨迹的误差及患者主动施加力矩方向为依据, 利用自适应模糊控制算法调节运动阻抗值, 建立了自适应的人机交互接口, 在辅助患者完成主动康复训练任务的同时也保证了患者安全.

Riener 等^[109] 提出基于阻抗控制方法与自适应控制器的“患者交互式”康复策略. 该策略允许患者步态一定程度地偏离期望步态轨迹, 偏离程度依赖于患者主动施加力以及设定的阻抗参数. 当阻抗参数设定值较低时, 患者能够较为容易地完成步态训练, 激发患者积极性; 当阻抗参数设定值较大时, 康复机器人带动患者进行被动训练, 不需患者肌力参与. 自适应控制器能够使患者适应更加个性化、自然舒适的步态模式, 将阻抗控制与自适应控制策略相结合, 可以互相取长补短, 提高训练效果. 在步态训练机器人 Lokomat 上进行的实验表明, 该策略能够依据患者中枢神经系统残存的肌肉控制能力, 自适应调整机器人辅助力, 使得机器人与患者之间的交互运动更为协调, 并确保了一定程度的柔顺性.

Ficuciello 等^[110,111] 提出基于冗余自由度的变阻抗控制策略, 通过 Descartes 阻抗控制调节器与冗余解析方法的融合, 提高人机交互性能与系统稳定性. 其中, Descartes 阻抗调节策略用来获得末端执行器与人体施加力矩之间的柔顺行为; 冗余解析方法用来解耦末端执行器的等效惯量, 以保持机器人逼近给定的阻抗特性, 并使控制器更为方便地寻找保持系统稳定的阻抗参数空间. 考虑到交互过程

中个体行为的差异性,作者在不同的阻抗调节策略中选取最优策略,并在七自由度训练平台进行物理实验.实验结果表明,用来保证末端执行器惯量透明解耦的冗余策略,能够扩大阻抗参数的稳定空间区域,提高控制性能;同时,具备适当的阻抗参数自调节能力的变阻抗控制策略性能优于定阻抗控制策略.因为在变阻抗控制策略中,通过人为地引导机器人交互运动,人体感受更为舒适自然;同时能够达到较好的精度与执行效率的折中.

Ibarra 等^[36]综述了阻抗控制在下肢康复机器人中运用的主要特性.首先介绍了阻抗控制器中最基本的动力学方程及其简化形式,并展示了阻抗控制的不同应用形式,例如 PD 计算力矩阻抗控制器^[112,113]、基于位置阻抗控制器^[114]、混合阻抗-力控制器^[115];在康复治疗过程中,机器人系统通常需要依据训练形式与患者需要实时调整阻抗参数(惯性、阻尼和刚度),调节机器人提供的辅助力或阻力,且不能对系统稳定性造成本质影响,基于此,文中介绍了变参数阻抗控制器,例如利用有限状态机修改阻抗参数^[49,116~118],利用健侧下肢的表面肌电信号调整控制参数^[49],基于规则数据库调整阻抗参数等^[119];由于控制性能的好坏依赖于控制回路中所有环节,包括传感器与驱动器,而并不仅仅依赖于控制方法,因而作者分析了选择合适的传感器与驱动器的重要性;最后讨论了研究中目前存在的局限性以及未来趋势.

Mendoza 等^[120]提出由机械臂辅助康复治疗的一种改进的基于波动法的双边遥操作方案.该方案最主要特点是主从机械臂均采用阻抗控制策略调节和增强人机交互作用:将基于运动的自适应阻抗控制器融入到波动法中,以补偿双边遥操作的位置漂移特性;波变换用于消除由于通讯延迟而带来的交互系统不稳定问题.通过被动与受约束的主动运动疗法实验表明所提方法能够提高交互训练的系统性能.

Liu 等^[121]针对有限状态阻抗控制器的状态转移规则依赖于固有的机械测量硬阈值而导致不确定性问题,提出更为鲁棒的基于 Dempster-Shafer 理论状态转移规则有限状态阻抗控制方法.通过 5 位健全人与一位单侧经股截肢患者实验表明,所提方法能够降低控制误差,提高精度,有利于下肢截瘫患者运动功能恢复.

传统的动力下肢假肢的阻抗控制参数需要专家进行精细调整,既耗时又浪费资源,具备自调整参数功能的假肢在临床上更为实用. Huang 等^[122,123]提出一种运用模糊逻辑推理方法调整阻抗控制参数的新型网络专家系统.该专家系统以专家先验知识作为调整参数准则,首先在两名健全人和两名经股截肢患者进行实验,以量化网络专家系统的优化性能;然后将网络专家系统运用到膝关节假肢上,可得到规范的假肢运动学,改善受试者步宽及步态对称性.与专家决策相比,网络专家系统调整控制参数更为省时,且无需人为干扰,使得膝关节动力假肢更为实用.

Chen^[84]将功能性电刺激与阻抗控制方法结合以提高康复效果.首先通过阻抗控制在患者与康复机器人之间建立一个主动柔顺的力交互环境,从而有效激发患者的主动运动;其次,在训练中对患者的助力部分通过电刺激来实现,因而能够提高肌肉参与训练的程度,进而增强康复效果,特别是电刺激的作用与患者的运动意图相匹配的时候.作者在踏蹬轨迹上实现了该控制策略:当患者进行踏蹬训练时,康复机器人顺应患者的自主发力,同时在患者力量不足时提供助力;根据自主发力的大小,调整电刺激的强度,使得在髌关节和膝关节处产生的电刺激诱发力矩能够增强患者的自主发力.

2.2.3 基于功能性电刺激的控制策略

功能性电刺激疗法是使用低频电流刺激失去神经控制的肌肉,使其收缩,以替代或矫正器官及肢体已丧失的功能^[124].功能性电刺激广泛运用于恢复由于脊髓损伤^[125]、头部损伤、脑卒中^[126]以及其他神经系统疾病引起的运动功能障碍,提升生活质量^[127,128].例如,脊髓损伤导致大脑动作指令无

法通过中枢神经传输到肌肉神经^[129], 然而传入通路仍是完整的, 可通过刺激受影响的外周神经或肌肉来改变感觉运动区域的功能连通性^[130]. 同时, 肌肉中的运动神经元 (motor neurons) 尚未受损, 因而肌肉仍然能够产生肌力. 如果肌肉长期失去神经支配, 会逐渐形成废用性肌肉萎缩, 临床上通常采用功能性电刺激疗法诱发肌肉收缩, 从而保存肌力、增加肌肉代谢. 虽然没有确切的医学实验证明, Freeman 等^[131] 认为当患者的运动意图与实际肌肉收缩一致时, 可以促进其运动功能的恢复. 对正确的运动意愿采用正反馈加以激励, 而对异常运动采用负反馈加以遏制和惩罚. Qiu 等^[127] 定量比较了人体下肢主动运动、被动运动以及功能性电刺激诱发运动的事件相关去同步化模式 (event-related desynchronization, ERD), 通过记录 12 位健康人主动运动、被动运动、电刺激诱导运动与一位偏瘫脑卒中患者被动运动、电刺激诱导运动下的 64 位通道脑电信号来探究脑电震荡模式. 对于健康人, 电刺激诱导运动的中央区 beta 频谱的 ERD 相比主被动运动而言, 具有更高的特征频率, 而主动运动与被动运动并没有本质差异; 同时, 电刺激诱导运动与主动运动的 beta 频谱 ERD 值具有显著相关性, 电刺激诱导运动的 beta 频谱 ERD 模式的空间分布相比主动运动而言具有更强的相关性. 对于脑卒中患者, 电刺激诱导运动呈现中央区 ERD 模式, 而被动运动中并没有出现. 结果表明, 电刺激诱导运动下的脑电震荡模式更趋近于主动运动, 而不是被动运动. Qi 等^[132] 等通过时频图、脑地形图、溯源分析等脑电分析方法对患者和健康受试者在主动、被动运动模式下的脑电特征进行了分析比较, 结果表明, 电刺激被动运动模式能够激活脑部相关功能区, 即被动运动模式可以像主动运动模式一样为患者提供康复帮助; 并且, 适当的高强度电刺激可以为大脑提供更好的激活作用. 从而, 采用功能性电刺激进行康复治疗可以使患者产生大脑状态的变化, 且这种变化可能是患者脑功能重塑的主因. 因而, 可将功能性电刺激系统整合进康复机器人中, 通过安装在康复机器人上的传感器获取肌肉收缩信息, 调节电刺激强度, 把功能性电刺激提供的助力当做一种额外的驱动形式, 通过电刺激的诱发作用, 尽可能地利用患者自身的肌肉收缩来辅助其完成康复训练. 上述研究表明, 与康复机器人相结合的电刺激研究越来越受到人们的关注.

作为一种广义上的康复机器人, 集成了功能性电刺激的踏板可诱发肌肉产生可控的肌肉收缩, 提升肌肉收缩与运动协调性, 有助于增强康复效果. Hunt 等^[133] 对肌肉刺激强度与踏板速度响应的动态模型进行估算, 并以此为基础设计闭环的速度控制器, 实现了对任意速度的跟踪. 该速度控制器能够抵抗主要负载和摩擦的扰动, 因此能够适用于户外的环境. Bellman 等^[134] 在功能性电刺激康复踏车上, 基于膝关节力矩转换为前向蹬踏力矩的运动学效率推导出股四头肌的电刺激模式, 即踏板运动死区附近并不进行电刺激, 而其他区域刺激相应左/右股四头肌以驱动踏板进行训练. 另外, 针对踏板系统参数不确定性与非线性特性, 设计了切换滑模控制器以控制刺激强度, 当增益条件满足时, 能够保证指数稳定跟踪期望轨迹. 利用 Lyapunov 方法设计控制增益与期望轨迹, 使得系统即使存在参数不确定、未知时变有界干扰时, 该控制器也能够最终有界跟踪理想轨迹. 实验表明, 该刺激模式与切换控制器能够提高电刺激踏板效率与功率输出. 此外, MotionMaker 也将功能性电刺激整合到下肢康复机器人系统中, 通过前馈补偿和反馈控制的方法对施加于患者股四头肌的电刺激进行调节, 实现了人机交互力的闭环控制^[135]. Chen 等^[84] 针对肌力不足患者研制一款电刺激康复踏板, 通过向患者下肢相关肌群施加电刺激增强肌肉在训练过程中的参与程度, 进而提高康复效果. 首先分析了康复踏板的运动学模型及电刺激作用下的肌肉模型. 随后通过肌电信号、力传感器确定健康人在踏板运动中肌肉的激活模式及期望蹬踏力矩. 采用电刺激助力增强训练模式, 通过电刺激的作用促使患者肌肉产生类似健康人的收缩, 提高患者进行踏板运动时的康复效果. 针对踏板运动具有周期性的特点, 设计模糊迭代学习控制器对电刺激强度进行控制, 有效解决了电刺激助力时肌肉响应迟缓、稳定性不足的问题, 使得在电刺激助力下肌群产生的诱发力矩在一定迭代次数后能实现对期望力矩的快速跟踪.

通过调节电刺激电流脉冲宽度、脉冲幅度或脉冲频率,即电刺激模式,可以改变患肢肌肉收缩幅度,从而辅助患者完成特定的训练任务.常规的通过试错法得到的基于固定模式的电刺激存在一些影响电刺激踏车效率等问题.如通常花费大量时间与精力得到的刺激模式却难以达到合适的效果,且严重依赖于医护人员的经验.电刺激区肌肉的疲劳、痉挛状态与患者身体状况的日常变化的高度非线性、时变性等性质限制了预先设置刺激模式与开环电刺激控制系统的应用. Farhoud 等^[136]提出基于高阶滑模控制与模糊逻辑的全自动鲁棒控制策略来同时调节功能性电刺激电流脉冲宽度与脉冲幅度,使得脊髓损伤患者能够尽可能长时间的进行踏车训练;且该控制策略并不需要离线训练阶段与特定的患者信息.滑模控制能够有效处理神经肌肉系统的非线性与时变性问题,但经典滑模控制容易引起控制输入的高频振动,即颤动现象,高阶滑模控制方法能够有效减缓震颤,可以在保持鲁棒性的同时得到连续的控制方程,而且不需要精确的数学模型.电刺激容易引起肌肉疲劳,进而降低电刺激踏车训练时间,文中首先在实验前一阶段采用低幅值刺激信号以产生平滑运动,随着肌肉逐渐感到疲劳以及刺激信号脉冲宽度达到最大值时,适当调节脉冲幅值以补偿肌肉疲劳,从而维持踏车训练.该控制策略通过同时调节刺激信号的脉冲宽度和脉冲幅度来增加电刺激踏车的训练时间,其中,高阶滑模控制器用来调节脉冲宽度,模糊逻辑控制用来调节脉冲幅度.仿真分析以及3位截瘫患者的功能性电刺激诱发踏车实验表明所提控制策略具有良好的跟踪性能与鲁棒性,提高了踏车系统效率;该控制器能够调整电流刺激强度以补偿长时间电刺激诱导踏车运动带来的肌肉疲劳,增加电刺激蹬踏的持续时间.

神经肌肉电刺激闭环控制过程中,运动神经元电刺激与肌肉实际产生张力之间的时间差引发了机电延时,它与肌肉动力学的非线性性质容易引起失稳效应与性能损失.由于神经肌肉电刺激中存在的这些技术挑战,线性控制方法性能不佳,且不能保证神经肌肉电刺激诱发训练过程的稳定性. Alibeji 等^[137]利用 Lyapunov 稳定性分析方法设计基于预测器的闭环控制器,即带延迟补偿的 PID 控制器以补偿神经肌肉电刺激过程中存在的机电延迟问题;同时该鲁棒控制器能够应用于存在不确定参数及有界干扰的系统或缺少模型知识的非线性神经肌肉动力学系统中.该控制器关键在于设计时滞补偿辅助信号以得到无时滞开环误差系统;纳入常值控制增益补偿未知非线性输入增益函数;构造 Lyapunov Krasovskii 方程以证明跟踪误差是半全局一致最终有界.在4个健康受试者上一系列闭环控制实验结果表明,带延时补偿的 PID 控制器降低了稳态均方根跟踪误差,对测量得到的机电延时值的变化具有鲁棒性,显著地提高了性能.

Sampson 等^[138]利用功能性电刺激与机器人系统对多发性硬化患者进行虚拟训练任务以提高上肢运动与控制功能.利用基于手臂与机器人系统生物力学模型的迭代学习控制以细微调整电刺激辅助力以提高患者跟踪特定设定轨迹的精确性,降低慢性脑卒中患者上肢损害^[139],尽量增大患者自主施加力.所有受试患者均能接受机器人系统,且并不增加患者肌肉疲劳程度.该研究表明,结合功能性电刺激的机器人辅助系统能够有效提高多发性硬化患者上肢运动功能.

3 控制策略的稳定性与安全性

2015 年 DARPA 挑战赛中救援机器人频繁跌倒等事件表明机器人稳定性及安全性的重要性.康复机器人属于机器人一种,需要与患者进行紧密交互以促进患者康复.最大限度地激发患者主动参与训练的积极性,确保人机交互稳定性与安全性,并尽可能考虑柔顺性是主动康复训练的基本要求.基于虚拟隧道的控制方案和阻抗控制策略可提供一定的柔顺性,并一定程度上给予安全性保护;通过精确地建立人机系统动力学模型,可计算得到患者对康复机器人主动施加力/力矩的大小,判别患者运动意图;通过设计适当的人机交互控制器,例如模糊逻辑控制、神经网络自适应调节器以及基于生物信

号的控制器等, 可一定程度激发患者自主参与康复训练的积极性. 然而, 由于机器人与患肢之间存在非线性耦合等不确定性动力学关系及未知干扰作用, 并且缺乏阻抗参数的自适应机制, 从而难以严格证明交互过程的稳定性, 而系统稳定性对于患者安全至关重要^[110, 140].

在系统动力学模型不确定或人机运动发生对抗时, 现有康复机器人控制系统很难解决闭环系统的稳定性问题^[35]. 为此, Zhang 等^[141, 142] 基于上肢康复机器人, 设计了 3 种控制模式, 并研究了相关控制策略的稳定性. 该 3 种控制模式包括: 人体主导模式、机器人主导模式以及安全停止模式. 人体主导模式主要针对运动功能部分恢复患者, 由患者主导完成运动训练. 机器人主导模式主要针对患肢力量不足或者不可靠的患者, 在此模式中, 当患肢偏离参考轨迹时, 机器人将提供辅助力, 调整患肢姿态与轨迹. 安全停止模式用以避免当患者出现肌肉痉挛等情况时对患肢造成二次伤害. 为实现人机交互系统的稳定性, Zhang 等^[141] 设计了由运动控制与交互控制两部分组成的控制器. 其中, 运动控制部分包含比例控制项、滑模变量以及回归量, 以处理人机交互系统的不确定干扰, 进而实现了上述 3 种控制模式之间的平滑过渡; 通过设计位置相关刚度和期望轨迹, 交互控制器可避免康复机器人与患肢存在对抗性冲突, 确保闭环系统稳定性. Zhang 等^[141] 首先证明了闭环上肢康复机器人系统的无源性, 进而基于 Lyapunov 定理与 Barbalat 引理严格证明得到系统稳定性定理. 该定理表明, 如果机器人处于人体主导或者机器人主导运动区域, 则机器人将收敛至人体主导运动区域; 如果机器人进入安全停止区域, 则系统将停止运动, 且速度越快, 系统停止越迅速. 仿真分析与人机交互实验表明, 交互系统主要在人体主导区域中自由运行, 保证人体适量的主动训练任务量; 当患肢进入机器人主导运动区域时, 系统将辅助患肢平滑过渡至人体主导运动区域; 若由于非线性耦合、不确定干扰以及人机交互力的突然变化等因素致使患肢大幅偏离参考轨迹时, 系统将进入安全停止模式, 避免患肢受到再次损伤的风险.

针对人机交互可能导致系统不稳定的问题, Yu 等^[143] 提出一种适用于步态训练机器人的交互控制器, 并给出数学意义上严格的系统稳定性证明. 该控制器由人体交互补偿模块、摩擦补偿模块和干扰观测器组成. 当运动在人体主导控制模式中, 机器人能够获得较低的输出阻抗; 当运动在力控制模式中, 机器人能够获得精确的力跟踪性能. 在由串联弹性执行器提供动力, 具备本质柔顺性与后向驱动力的踝关节康复机器人上的实验表明, 患者与机器人之间可进行安全稳定的交互, 并且所述交互控制器在不同的操作模式下均可获得期望的力控制性能.

Mendoza 等^[120] 采用波变换法处理由于遥操作康复机器人通信信道中固有的延时而带来的交互系统不稳定问题. 另外, 一些具有代表性的创新的稳定性分析方法已经成功运用在触觉遥操作康复机器人系统中^[144, 145]. Chawda 等^[144] 提出基于无源性控制反馈的方法, 并在通信信道中传输位置与速度复合信号, 补偿双边遥操作系统中的位置漂移误差. 在经典的单自由度双边遥操作系统中仿真与实验表明, 当系统存在时变通信延迟时, 所提方法仍具备强健的位置跟踪性能且具备鲁棒稳定性. Li 等^[145] 比较了三端口网络的绝对稳定性与无源性判别标准, 并运用两种准则设计双用户触觉遥操作系统与三用户协作式触觉虚拟环境系统的稳定控制结构, 即三方共享控制器体系结构.

Oboe 等^[146] 提出一种基于位置误差的非线性自适应阻抗控制器, 用以在康复训练过程中提“按需辅助”功能. 但是由于控制器的非线性以及时变性, 难以证明系统的稳定性. Oboe 等^[140] 利用基于 Lyapunov 理论的能量法进行稳定性分析. 首先证明目标位置恒定且不存在人机交互力的单自由度机器人系统稳定性; 进而将稳定性分析推广到可变目标位置及存在人机交互力情形; 最后扩展至 N 自由度机器人稳定性分析. 但是 Oboe 等并未在机器人平台, 也并未在患者身上进行实验验证该方法有效性.

突发事件, 比如通讯失效或无意识的交互, 通常可能危及机器人/患肢的安全, 安全地处理此类事

件是人机交互控制中的首要关键问题;而精确性和鲁棒性只是确保各式各样任务训练取得良好效果的先决条件. Kashiri 等^[147]针对柔顺关节机器人提出一种新型基于代理的方法,并运用 Lyapunov 方法详细证明了系统稳定性、无源性以及系统全局渐近收敛性.该方法将虚质量(称为代理)融入到位置控制模式中,以区分系统对不同位置误差大小的响应性能,即在正常操作模式下,系统为典型高增益位置控制模式,而在较大位置误差时,系统拥有平滑衰减的响应性能.同时,该方法融合了确保系统无源性的控制器,以模仿阻尼控制模式,使得系统在不同情形中具有平滑的运动性能,提高安全性.在具备被动柔顺执行驱动器的空间机械臂上的实验表明,当任务执行过程中由于通信失效、切换参考训练轨迹或患者错误操作而导致较大的位置误差时,所提方法能够获得期望的平滑性能与阻尼响应性能,并且保持系统的无源特性,提高鲁棒性与安全性^[148].需要注意的是,尽管所提方法可以跟踪给定时变轨迹,且获得良好的性能,但是文中稳定性证明仅限于规定的任务,跟踪时变任务的证明仍需进一步研究.

为了更好的处理系统不确定性以及提高系统鲁棒性, He 等^[103]针对具有未知动力学关系的康复机器人提出自适应神经网络控制方法,估计机器人未知模型,适应机器人与患者之间的交互作用力.该方法考虑机器人的全状态反馈控制与输出反馈控制两种情形,在全状态反馈控制中,自适应神经网络用来估计机器人未知模型;在输出反馈控制中,设计高增益观测器估计角速度向量,确保控制性能.通过 Lyapunov 稳定性理论与其相关技术,可得闭环系统所有信号量均为一致最终有界.通过选择合适的设计参数,证得系统的状态将收敛至零点的小邻域范围.在具有未知动力学模型的康复机器人上的大量的仿真表明,所提方法能够以较好的性能跟踪期望轨迹.

为实现更快与更精确的轨迹跟踪控制, Xu 等^[149]针对一款融合了功能性电刺激功能的脑卒中康复机器人系统提出了级联控制方案:首先建立系统动力学模型、人体上肢模型和肌肉动力学;然后对人机系统动力学模型进行输入输出线性化;进而,利用参数优化迭代学习控制进一步提高系统轨迹跟踪的精确性;并给出保证系统稳定性的充分条件.在康复系统中,患者运用残余肌力控制机器人,当肌力不足时,通过电刺激相关肌肉以提供助力.在三维轨迹跟踪脑卒中康复系统中的仿真分析表明,该方法能够逐步提高轨迹跟踪精确性,并且保持单调收敛性能.

4 讨论

近年来,各种类型的康复机器人层出不穷,人机交互控制策略对于康复机器人实现临床应用意义重大.通过上文的回顾分析,可以看出,现有人机交互控制依然存在如下问题:

(1) 目前还不存在一种通用的人机交互控制策略.针对患者损伤部位及损伤程度采用合适的控制策略是常规的方案,但正如前文所述,现有康复机器人系统的交互控制系统通常缺乏严格的稳定性证明,对患者存在潜在的二次伤害风险.

(2) 文中多次提到“有利于激发患者积极性,提高康复效果”,但如何评价机器人辅助训练的康复效果仍然是一个开放的问题.由于患者个体情况差异性、损伤部位及损伤程度不同、训练策略的差异性等,目前并没有康复机器人训练效果的统一评价标准^[20].而且 Jimenez-Fabian 等^[150]认为我们并没有足够的信息判别一个控制系统的效果好坏,因而进一步研究康复效果的评价机制对于设计科学的人机交互控制策略具有重要的价值与意义.

(3) 康复机器人集成虚拟现实场景,可增强患者与机器人之间的互动性、娱乐性,使患者身临其境,激发患者主动参与运动训练的积极性.例如,提供由患者自身努力即可完成的游戏任务,可以使患者更有成就感,进而增强康复的信心与决心.虚拟现实技术将在康复机器人系统研发设计中发挥越来越

重要的作用。

(4) 生物电信号, 如表面肌电、脑电与眼电信号, 能够直观反应人体主动参与康复训练的意图, 非常适合用于执行主动训练, 但生物电信号为非平稳时变信号, 受生理环境与外界环境因素影响较大 [44, 151, 152], 例如运动伪影、线路干扰 [153, 154]、放大器饱和 [155]、白噪声等; 并且具有个体差异性, 意图识别的可靠性相对较差, 必然影响人机交互系统稳定性。因而, 要实现生物电信号临床实用化亟待解决此类问题。

(5) 日益增长的临床试验 [156]、神经生理学理论支撑 [157]、运动学习研究 [158] 表明, 功能性电刺激是一种很有前景的方法, 它可以促进皮质恢复。Dosen 等 [52] 首次概念证明低强度刺激电流通过诱发刺激感觉纤维可抑制震颤。电刺激信号可刺激相关肌肉收缩与伸张 [124], 若运用电刺激模仿甚至替代中枢神经系统电脉冲信号的功能, 可一定程度帮助患者恢复正常肢体功能, 如通过电刺激腓肠肌, 进而辅助踝关节运动, 可获得正常步态行走效果 [135, 159~161]。目前市面上已有较多类似医疗器械, 但大多没有实现与表面肌电信号的实时同步功能。基于电刺激脉冲、肌肉、表面肌电信号构建“控制器-执行器-反馈模块”完整闭环系统, 进而替代受损的脊髓神经功能, 具有巨大的应用前景与研究价值。

参考文献

- 1 Wolfe C D A. The impact of stroke. *Brit Med Bull*, 2000, 56: 275-286
- 2 Wang L D. Report on the Chinese Stroke Prevention. Beijing: Peking Union Medical College Press, 2015. 53-62 [王陇德. 中国脑卒中防治报告. 北京: 中国协和医科大学出版社, 2015. 53-62]
- 3 Wang S, Marquez P, Langenbrunner J, et al. Toward a Healthy and Harmonious Life in China: Stemming the Rising Tide of Non-communicable Diseases. *The World Bank Report Number 62318-CN*, 2011. 1-48
- 4 Mendis S, Puska P, Norrving B, et al. *Global Atlas on Cardiovascular Disease Prevention and Control*. Geneva: World Health Organization, 2011. 8-13
- 5 Krebs H I, Palazzolo J J, Dipietro L, et al. Rehabilitation robotics: performance-based progressive robot-assisted therapy. *Auton Robot*, 2003, 15: 7-20
- 6 Mohammad M F, Reza B. Impedance control of robots using voltage control strategy. *Nonlinear Dynam*, 2013, 74: 277-286
- 7 Colombo R, Pisano F, Micera S, et al. Assessing mechanisms of recovery during robot-aided neurorehabilitation of the upper extremity. *Neurorehab Neural Repair*, 2008, 22: 50-63
- 8 Koh C L, Hoffmann T, Bennett S, et al. Management of patients with cognitive impairment after stroke: a survey of Australian occupational therapists. *Aust Occup Ther J*, 2009, 56: 324-331
- 9 Hogan N, Krebs H I, Rohrer B, et al. Motions or muscles? some behavioral factors underlying robotic assistance of motor recovery. *J Rehabil Res Dev*, 2006, 43: 605-618
- 10 Riener R, Lünenburger L, Colombo G. Human-centered robotics applied to gait training and assessment. *J Rehabil Res Dev*, 2006, 43: 679-693
- 11 Maciejasz P, Eschweiler J, Gerlach-Hahn K, et al. A survey on robotic devices for upper limb rehabilitation. *J Neuroeng Rehabil*, 2014, 11: 3-32
- 12 Hu J, Hou Z G, Chen Y X, et al. Lower limb rehabilitation robots and interactive control methods. *Act Autom Sin*, 2014, 40: 2377-2390 [胡进, 侯增广, 陈翼雄, 等. 下肢康复机器人及其交互控制方法. 自动化学报, 2014, 40: 2377-2390]
- 13 Klamroth-Marganska V, Blanco J, Campen K, et al. Three-dimensional, task-specific robot therapy of the arm after stroke: a multicentre, parallel-group randomised trial. *Lancet Neurol*, 2014, 13: 159-166
- 14 Lo A C, Guarino P D, Richards L G, et al. Robot-assisted therapy for long-term upper-limb impairment after stroke. *New Engl J Med*, 2010, 362: 1772-1783
- 15 Buerger S P, Palazzolo J J, Krebs H I, et al. Rehabilitation robotics: adapting robot behavior to suit patient needs and abilities. In: *Proceedings of the 2004 American Control Conference*, Boston, 2004. 3239-3244

- 16 Tsukahara A, Hasegawa Y, Eguchi K, et al. Restoration of gait for spinal cord injury patients using HAL with intention estimator for preferable swing speed. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 308–318
- 17 Lünenburger L, Colombo G, Riener R. Biofeedback for robotic gait rehabilitation. *J Neuroeng Rehabil*, 2007, 4: 1–11
- 18 Goffer A. EP Patent, 1 260 201, 2008-12-10
- 19 Prange G B, Jannink M J A, Groothuis-Oudshoorn C G M, et al. Systematic review of the effect of robot-aided therapy on recovery of the hemiparetic arm after stroke. *J Rehabil Res Dev*, 2006, 43: 171–183
- 20 Zhang M M, Davies T C, Xie S N. Effectiveness of robot-assisted therapy on ankle rehabilitation-a systematic review. *J Neuroeng Rehabil*, 2013, 10: 1–16
- 21 Marchal-Crespo L, Reinkensmeyer D J. Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury. *J Neuroeng Rehabil*, 2009, 6: 1–15
- 22 Qian B, Yang C J. Human-machine interaction force control: using a model-referenced adaptive impedance device to control an index finger exoskeleton. *J Zhejiang Univ Sci C: Comput Electron*, 2014, 15: 275–283
- 23 Mitsantisuk C, Ohishi K. Robotics-assisted rehabilitation therapy for the hands and wrists using force sensorless bilateral control with shadow and mirror mode. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics*, Nagoya, 2015. 541–546
- 24 Johnson M J, Loureiro R C, Harwin W S. Collaborative tele-rehabilitation and robot-mediated therapy for stroke rehabilitation at home or clinic. *Intell Serv Robot*, 2008, 1: 109–121
- 25 Dai H, Jiang G Y. *Rehabilitation Medicine*. 3rd ed. Beijing: Peking University Medical Press, 2013. 26–34 [戴红, 姜贵云. 康复医学. 第三版. 北京: 北京大学医学出版社, 2013. 26–34]
- 26 Pons T P, Garraghty P E, Ommaya A K, et al. Massive cortical reorganization after sensory deafferentation in adult macaques. *Science*, 1991, 252: 1857–1860
- 27 Takahashi C D, Der-Yeghiaian L, Le V, et al. Robot-based hand motor therapy after stroke. *Brain*, 2008, 131: 425–437
- 28 Lo H S, Sheng Q X. Exoskeleton robots for upper-limb rehabilitation: state of the art and future prospects. *Med Eng Phys*, 2012, 34: 261–268
- 29 Formaggio E, Storti S F, Galazzo I B, et al. Modulation of event-related desynchronization in robot-assisted hand performance: brain oscillatory changes in active, passive and imagined movements. *J Neuroeng Rehabil*, 2013, 10: 80–128
- 30 Lotze M, Braun C, Birbaumer N, et al. Motor learning elicited by voluntary drive. *Brain*, 2003, 126: 866–872
- 31 Cai L L, Fong A J, Otsuchi C K, et al. Implications of assist-as-needed robotic step training after a complete spinal cord injury on intrinsic strategies of motor learning. *J Neurosci*, 2006, 26: 10564–10568
- 32 Hussain S, Xie S Q, Liu G Y. Robot assisted treadmill training: mechanisms and training strategies. *Med Eng Phys*, 2011, 33: 527–533
- 33 Huang T H, Huang H P, Cheng C A, et al. Design of a new hybrid control and knee orthosis for human walking and rehabilitation. In: *Proceedings of the 25th IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Algarve, 2012. 3653–3658
- 34 Roy A, Krebs H I, Williams D J, et al. Robot-aided neurorehabilitation: a novel robot for ankle rehabilitation. *IEEE Trans Robot*, 2009, 25: 569–582
- 35 Lawson B E, Varol H A, Goldfarb M. Ground adaptive standing controller for a powered transfemoral prosthesis. In: *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, Zurich, 2011. 1–6
- 36 Ibarra J C P, Siqueira A A G. Impedance control of rehabilitation robots for lower limbs, review. In: *Proceedings of 2014 Joint Conference on Robotics: SBR-LARS Robotics Symposium and Robocontrol*, Sao Carlos, 2014. 235–240
- 37 Robertson G, Caldwell G, Hamill J, et al. *Research Methods in Biomechanics*. Champaign: Human Kinetics, 2013. 179–182
- 38 Luca C J D. The use of surface electromyography in biomechanics. *J Appl Biomech*, 1997, 13: 135–163
- 39 Tong L N, Hou Z G, Peng L, et al. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method. *Acta Autom Sin*, 2014, 40: 810–821 [佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 等. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法. *自动化学报*, 2014, 40: 810–821]

- 40 Zhang F, Li P F, Hou Z G, et al. sEMG-based continuous estimation of joint angles of human legs by using BP neural network. *Neurocomputing*, 2012, 78: 139–148
- 41 Artemiadis P. EMG-based robot control interfaces: past, present and future. *Adv Robot Autom*, 2012, 1: 1–3
- 42 Ding Q C, Xiong A B, Zhao X G, et al. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods. *Act Autom Sin*, 2016, 42: 13–25 [丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述. *自动化学报*, 2016, 42: 13–25]
- 43 Chu J U, Moon I, Lee Y J, et al. A supervised feature-projection-based real-time EMG pattern recognition for multifunction myoelectric hand control. *IEEE/ASME Trans Mech* 2007, 12: 282–290
- 44 Hashemi J, Morin E, Mousavi P, et al. Enhanced dynamic EMG-force estimation through calibration and PCI modeling. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 41–50
- 45 Daley H, Englehart K, Hargrove L, et al. High density electromyography data of normally limbed and transradial amputee subjects for multifunction prosthetic control. *J Electromyogr Kines*, 2012, 22: 478–484
- 46 Mulas M, Folgheraiter M, Gini G. An EMG-controlled exoskeleton for hand rehabilitation. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Rehabilitation Robotics*, Chicago, 2015. 371–374
- 47 Scheme E, Englehart K. Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: state of the art and challenges for clinical use. *J Rehabil Res Dev*, 2011, 48: 643–659
- 48 Ngeo J G, Tamei T, Shibata T. Continuous and simultaneous estimation of finger kinematics using inputs from an EMG-to-muscle activation model. *J Neuroeng Rehabil*, 2014, 11: 1–14
- 49 Au S K, Herr H. Powered ankle-foot prosthesis. *Robot Autom Mag*, 2008, 15: 52–59
- 50 Makowski N S, Knutson J S, Chae J, et al. Control of robotic assistance using poststroke residual voluntary effort. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 221–231
- 51 Huang H, Zhou P, Li G, et al. Spatial filtering improves EMG classification accuracy following targeted muscle reinnervation. *Ann Biomed Eng*, 2009, 37: 1849–1857
- 52 Dosen S, Muceli S, Dideriksen J L, et al. Online tremor suppression using electromyography and low-level electrical stimulation. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 385–395
- 53 Peng L, Hou Z G, Wang W Q. Synchronous active interaction control and its implementation for a rehabilitation robot. *Act Autom Sin*, 2015, 41: 1837–1846 [彭亮, 侯增广, 王卫群. 康复机器人的同步主动交互控制与实现. *自动化学报*, 2015, 41: 1837–1846]
- 54 Sun R, Song R, Tong K Y. Complexity analysis of EMG signals for patients after stroke during robot-aided rehabilitation training using fuzzy approximate entropy. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2014, 22: 1013–1019
- 55 Peng L, Hou Z G, Peng L, et al. Experimental study of robot-assisted exercise training for knee rehabilitation based on a practical EMG-driven model. In: *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, UTown, 2016. 810–814
- 56 Yin Y H, Fan Y J, Xu L D. EMG and EPP-integrated human-machine interface between the paralyzed and rehabilitation exoskeleton. *IEEE Trans Inform Technol Biomed*, 2012, 16: 542–549
- 57 Mulder T. Motor imagery and action observation: cognitive tools for rehabilitation. *J Neural Transm*, 2007, 114: 1265–1278
- 58 Dijkerman H C, Ietswaart M, Johnston M, et al. Does motor imagery training improve hand function in chronic stroke patients? a pilot study. *Clin Rehabil*, 2004, 18: 538–549
- 59 Wang W, Collinger J L, Perez M A, et al. Neural interface technology for rehabilitation: exploiting and promoting neuroplasticity. *Phys Med Rehabil Clin*, 2010, 21: 157–178
- 60 Xu B, Peng S, Song A, et al. Robot-aided upper-limb rehabilitation based on motor imagery EEG. *Int J Adv Robot Syst*, 2011, 33: 307–313
- 61 Gomez-Rodriguez M, Grosse-Wentrup M, Hill J, et al. Towards brain-robot interfaces in stroke rehabilitation. In: *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, Zurich, 2011. 1–6
- 62 Buch E, Weber C, Cohen L G, et al. Think to move: a neuromagnetic brain-computer interface (BCI) system for chronic stroke. *Stroke*, 2008, 39: 910–917
- 63 Park W, Kwon G H, Kim D H, et al. Assessment of cognitive engagement in stroke patients from single-trial EEG

- during motor rehabilitation. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 351–362
- 64 Kalcher J, Flotzinger D, Neuper C, et al. Graz brain-computer interface II-toward communication between humans and computers based on online classification of three different EEG patterns. *Med Biol Eng Comput*, 1996, 34: 382–388
 - 65 Onose G, Grozea C, Anghelescu A, et al. On the feasibility of using motor imagery EEG-based brain-computer interface in chronic tetraplegics for assistive robotic arm control: a clinical test and long-term post-trial follow-up. *Spinal Cord*, 2012, 50: 599–608
 - 66 Ma J, Zhang Y, Cichocki A, et al. A novel EOG/EEG hybrid human-machine interface adopting eye movements and ERPs: application to robot control. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2015, 62: 876–889
 - 67 Velliste M, Perel S, Spalding M C, et al. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature*, 2008, 453: 1098–1101
 - 68 Hochberg L R, Daniel B, Beata J, et al. Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm. *Nature*, 2011, 485: 372–375
 - 69 Collinger J L, Wodlinger B, Downey J E, et al. High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia. *Lancet*, 2013, 381: 557–564
 - 70 Galán F, Nuttin M, Lew E, et al. A brain-actuated wheelchair: asynchronous and non-invasive brain-computer interfaces for continuous control of robots. *Clin Neurophysiol*, 2008, 119: 2159–2169
 - 71 Kam T E, Suk H I, Lee S W. Non-homogeneous spatial filter optimization for electroencephalogram (EEG)-based motor imagery classification. *Neurocomputing*, 2013, 108: 58–68
 - 72 Doud A J, Lucas J P, Pisansky M T, et al. Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer interface. *Plos One*, 2011, 6: 1–10
 - 73 Müller-Putz G R, Scherer R, Pfurtscheller G, et al. Temporal coding of brain patterns for direct limb control in humans. *Front Neurosci*, 2009, 4: 1–10
 - 74 Allison B Z, Jin J, Zhang Y, et al. A four-choice hybrid P300/SSVEP BCI for improved accuracy. *Brain-Comput Interface*, 2014, 1: 17–26
 - 75 Yin E, Zhou Z, Jiang J, et al. A speedy hybrid BCI spelling approach combining P300 and SSVEP. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2013, 61: 473–483
 - 76 Li Y, Pan J, Wang F, et al. A hybrid BCI system combining P300 and SSVEP and its application to wheelchair control. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2013, 60: 3156–3166
 - 77 Yin E, Zeyl T, Saab R, et al. A hybrid brain-computer interface based on the fusion of P300 and SSVEP scores. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 693–701
 - 78 Lew E, Chavarriaga R, Silvoni S, et al. Detection of self-paced reaching movement intention from EEG signals. *Front Neuroeng*, 2011, 5: 1–17
 - 79 Bradberry T J, Gentili R J, Contrerasvidal J L. Fast attainment of computer cursor control with noninvasively acquired brain signals. *J Neural Eng*, 2011, 8: 292–301
 - 80 Presacco A, Goodman R, Forrester L, et al. Neural decoding of treadmill walking from noninvasive electroencephalographic signals. *J Neurophysiol*, 2011, 106: 1875–1887
 - 81 Lv J, Li Y, Gu Z. Decoding hand movement velocity from electroencephalogram signals during a drawing task. *Biomed Eng Online*, 2010, 9: 1–21
 - 82 Kim J H, Biessmann F, Lee S W. Decoding three-dimensional trajectory of executed and imagined arm movements from electroencephalogram signals. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2014, 23: 867–876
 - 83 Nakanishi Y, Yanagisawa T, Shin D, et al. Prediction of three-dimensional arm trajectories based on ECoG signals recorded from human sensorimotor cortex. *Plos One*, 2013, 8: 1–9
 - 84 Chen Y X. Design and control of FES and biosignal feedback based rehabilitation robot for lower limbs. Dissertation for Ph.D. Degree. Beijing: The University of Chinese Academy of Sciences, 2014 [陈翼雄. 基于功能性电刺激及生物信号反馈的下肢康复机器人设计及控制. 博士学位论文. 北京: 中国科学院大学, 2014]
 - 85 Zhang X, Xu G, Xie J, et al. An EEG-driven lower limb rehabilitation training system for active and passive co-stimulation. In: *Proceedings of the 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and*

- Biology Society, Milan, 2015. 4582–4585
- 86 Xiao Z G, Elnady A M, Webb J, et al. Towards a brain computer interface driven exoskeleton for upper extremity rehabilitation. In: Proceedings of the 5th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, São Paulo, 2014. 432–437
- 87 Sarac M, Koyas E, Erdogan A, et al. Brain computer interface based robotic rehabilitation with online modification of task speed. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, Seattle, 2013. 1–7
- 88 Meng W, Liu Q, Zhou Z, et al. Recent development of mechanisms and control strategies for robot-assisted lower limb rehabilitation. *Mechatronics*, 2015, 31: 132–145
- 89 Armstrong-hérouvry B, Dupont P, Wit C C D. A survey of models, analysis tools and compensation methods for the control of machines with friction. *Automatica*, 1994, 30: 1083–1138
- 90 Wang W Q, Hou Z G, Cheng L, et al. Toward patients' motion intention recognition: dynamics modeling and identification of iLeg-an LLRR under motion constraints. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, 2016, 46: 980–992
- 91 Wang Q S, Li J T. Friction compensation in cable-conduit transmission system of hand rehabilitation robot. *Robot*, 2014, 36: 1–7 [王启申, 李继婷. 手康复机器人钢丝绳 – 绳套传动系统中的摩擦补偿. *机器人*, 2014, 36: 1–7]
- 92 Wang W Q, Hou Z G, Tong L N, et al. Dynamics modeling and identification of the human-robot interface based on a lower limb rehabilitation robot. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Hong Kong, 2014. 6012–6017
- 93 Seul J, Hsia T C. Robust neural force control scheme under uncertainties in robot dynamics and unknown environment. *IEEE Trans Ind Electron*, 2000, 47: 403–412
- 94 Seul J, Hyun-Taek C, Hsia T C. Neural network control for position tracking of a two-axis inverted pendulum system: experimental studies. *IEEE Trans Neural Netw*, 2007, 18: 1042–1048
- 95 Seul J, Hsia T C. Neural network impedance force control of robot manipulator. *IEEE Trans Ind Electron*, 1998, 45: 451–461
- 96 Cheng L, Hou Z G, Tan M. Adaptive neural network tracking control for manipulators with uncertain kinematics, dynamics and actuator model. *Automatic*, 2009, 45: 2312–2318
- 97 Singh Y, Vinoth V, Kiran Y R, et al. Inverse dynamic sand control of a 3-DOF planar parallel (U-shaped 3-PPR) manipulator. *Robot Comput Integr Manuf*, 2015, 34: 164–179
- 98 Aguirre-Ollinger G, Colgate J E, Peshkin M A, et al. Inertia compensation control of a one-degree-of-freedom exoskeleton for lower-limb assistance: initial experiments. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2012, 20: 68–77
- 99 Duschau-Wicke A, Von Zitzewitz J, Caprez A, et al. Path control: a method for patient-cooperative robot-aided gait rehabilitation. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2010, 18: 38–48
- 100 Riener R, Nef T, Colombo G. Robot-aided neurorehabilitation of the upper extremities. *Med Biol Eng Comput*, 2005, 43: 2–10
- 101 Cai L L, Fong A J, Liang Y, et al. Assist-as-needed training paradigms for robotic rehabilitation of spinal cord injuries. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Orlando, 2006. 3504–3511
- 102 Hu J, Hou Z G, Zhang F, et al. Training strategies for a lower limb rehabilitation robot based on impedance control. In: Proceedings of the 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Diego, 2012. 6032–6035
- 103 He W, Ge S S, Li Y, et al. Neural network control of a rehabilitation robot by state and output feedback. *J Intell Robot Syst*, 2015, 80: 15–31
- 104 Napper S A, Seaman R L. Applications of robots in rehabilitation. *Robot Auton Syst*, 1989, 5: 227–239
- 105 Hogan N. Impedance control: an approach to manipulation. *J Dyn Syst Meas Control*, 1985, 107: 1–24
- 106 Jezernik S, Colombo G, Morari M. Automatic gait-pattern adaptation algorithms for rehabilitation with a 4-DOF robotic orthosis. *IEEE Trans Robot Autom*, 2004, 20: 574–582
- 107 Tsoi Y, Xie S. Impedance control of ankle rehabilitation robot. In: Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Guilin, 2008. 840–845

- 108 Wen Z, Qian J W, Shen L Y, et al. Trajectory adaption for impedance control based walking rehabilitation training robot. *Robot*, 2011, 33: 142–149 [文忠, 钱进武, 沈林勇, 等. 基于阻抗控制的步行康复训练机器人的轨迹自适应. *机器人*, 2011, 33: 142–149]
- 109 Riener R, Lünenburger L, Jezernik S, et al. Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: first experimental results. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2005, 13: 380–394
- 110 Ficuciello F, Villani L, Siciliano B. Variable impedance control of redundant manipulators for intuitive human-robot physical interaction. *IEEE Trans Robot*, 2015, 31: 850–863
- 111 Ficuciello F, Romano A, Villani L, et al. Cartesian impedance control of redundant manipulators for human-robot co-manipulation. In: *Proceedings of the 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Chicago, 2014. 2020–2125
- 112 Kordasz M, Kuczkowski K, Sauer P. Study on possible control algorithms for lower limb rehabilitation system. In: *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, Zurich, 2011. 1–6
- 113 Tsoi Y H, Xie S Q. Design and control of a parallel robot for ankle rehabilitation. In: *Proceedings of the 15th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice*, Auckland, 2008. 515–520
- 114 Yoon J, Ryu J, Lim K B. Reconfigurable ankle rehabilitation robot for various exercises. *J Robot Syst*, 2006, 22: 15–33
- 115 Mirzaei A, Ozgoli S. A new impedance control structure for leg rehabilitation robot. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Control, Instrumentation and Automation*, Shiraz, 2011. 952–956
- 116 Lawson B E, Varol H A, Huff A, et al. Control of stair ascent and descent with a powered transfemoral prosthesis. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2013, 21: 466–473
- 117 Gregg R D, Lenzi T, Hargrove L J, et al. Virtual constraint control of a powered prosthetic leg: from simulation to experiments with transfemoral amputees. *IEEE Trans Robot*, 2014, 30: 1455–1471
- 118 Lawson B E, Ruhe B, Shultz A, et al. A powered prosthetic intervention for bilateral transfemoral amputees. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2015, 62: 1042–1050
- 119 Akdoğan E, Taçgin E, Adli M A. Knee rehabilitation using an intelligent robotic system. *J Intell Manuf*, 2009, 20: 195–202
- 120 Mendoza M, Bonilla I, González-Galván E, et al. Impedance control in a wave-based teleoperator for rehabilitation motor therapies assisted by robots. *Comput Meth Prog Bio*, 2016, 123: 54–67
- 121 Liu M, Zhang F, Datseris P, et al. Improving finite state impedance control of active-transfemoral prosthesis using dempster-shafer based state transition rules. *J Intell Robot Syst*, 2014, 76: 461–474
- 122 Huang H, Crouch D L, Liu M, et al. A cyber expert system for auto-tuning powered prosthesis impedance control parameters. *Ann Biomed Eng*, 2015: 1–12
- 123 Wang D, Liu M, Zhang F, et al. Design of an expert system to automatically calibrate impedance control for powered knee prostheses. In: *Proceedings of the 13th International Conference on Rehabilitation Robotics*, Seattle, 2013. 1–5
- 124 Ragnarsson K T. Functional electrical stimulation after spinal cord injury: current use, therapeutic effects and future directions. *Spinal Cord*, 2008, 46: 255–274
- 125 Martin R, Sadowsky C, Obst K, et al. Functional electrical stimulation in spinal cord injury: from theory to practice. *Top Spinal Cord Injury Rehabil*, 2011, 18: 28–33
- 126 Glinesky J, Harvey L, Es P V. Efficacy of electrical stimulation to increase muscle strength in people with neurological conditions: a systematic review. *Physiother Res Int*, 2007, 12: 175–194
- 127 Qiu S, Yi W, Xu J, et al. Event-related beta EEG changes during active, passive movement and functional electrical stimulation of the lower limb. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 24: 283–290
- 128 Jr G D, Dolbow D, Tsui B, et al. Functional electrical stimulation therapies after spinal cord injury. *Neurorehabilitation*, 2011, 28: 231–248
- 129 Ward N S, Brown M M, Thompson A J, et al. Neural correlates of motor recovery after stroke: a longitudinal fMRI study. *Brain*, 2003, 126: 2476–2496
- 130 Rushton D N. Functional electrical stimulation and rehabilitation-an hypothesis. *Med Eng Phys*, 2003, 25: 75–78
- 131 Freeman C T, Hughes A M, Burridge J H, et al. Iterative learning control of FES applied to the upper extremity for

- rehabilitation. *Control Eng Pract*, 2009, 17: 368–381
- 132 Qi H Z, Xu J P, Qiu S, et al. EEG analysis of changes in brain induced by leg related movement with FES. *Nanotechnol Precis Eng*, 2015, 5: 339–345 [綦宏志, 徐佳朋, 邱爽等. 功能性电刺激下肢相关运动诱发的脑状态变化分析. *纳米技术与精密工程*, 2015, 5: 339–345]
- 133 Hunt K J, Stone B, Negard N O, et al. Control strategies for integration of electric motor assist and functional electrical stimulation in paraplegic cycling: utility for exercise testing and mobile cycling. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2004, 12: 89–101
- 134 Bellman M J, Cheng T H, Downey R J, et al. Stationary cycling induced by switched functional electrical stimulation control. In: *Proceedings of the 2014 American Control Conference*, Oregon, 2014. 4802–4809
- 135 Metrailler P, Blanchard V, Perrin I, et al. Improvement of rehabilitation possibilities with the MotionMaker TM. In: *Proceedings of the 1st IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, Pisa, 2006. 359–364
- 136 Farhoud A, Erfanian A. Fully automatic control of paraplegic FES pedaling using higher-order sliding mode and fuzzylogic control. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2014, 22: 533–542
- 137 Alibejí N, Kirsch N, Farrokhi S, et al. Further results on predictor-based control of neuromuscular electrical stimulation. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2015, 23: 1095–1105
- 138 Sampson P, Freeman C, Coote S, et al. Using functional electrical stimulation mediated by iterative learning control and robotics to improve arm movement for people with multiple sclerosis. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2016, 24: 235–247
- 139 Meadmore K L, Hughes A M, Freeman C T, et al. Functional electrical stimulation mediated by iterative learning control and 3D robotics reduces motor impairment in chronic stroke. *J Neuroeng Rehabil*, 2012, 32: 1–11
- 140 Oboe R, Pilastró D. Stability analysis of a non-linear adaptive impedance controller for rehabilitation purposes. In: *Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Mechatronics*, Nagoya, 2015. 454–459
- 141 Zhang J J, Chien C C. Passivity and stability of human-robot interaction control for upper-limb rehabilitation robots. *IEEE Trans Robot*, 2015, 31: 233–245
- 142 Zhang J J, Chien C C, Steven H. Stable human-robot interaction control for upper-limb rehabilitation robotics. In: *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Karlsruhe, 2013. 2201–2206
- 143 Yu H Y, Huang S N, Chen G, et al. Human-robot interaction control of rehabilitation robots with series elastic actuators. *IEEE Trans Robot*, 2015, 31: 1089–1100
- 144 Chawda V, O'Malley M K. Position synchronization in bilateral teleoperation under time-varying communication delays. *IEEE/ASME Trans Mech*, 2015, 20: 245–253
- 145 Li J, Tavakoli M, Mendez V, et al. Passivity and absolute stability analyses of trilateral haptic collaborative systems. *J Intell Robot Syst*, 2015, 78: 3–20
- 146 Oboe R, Pilastró D. Non-linear adaptive impedance controller for rehabilitation purposes. In: *Proceedings of the 13th International Workshop on Advanced Motion Control*, Yokohama, 2014. 272–277
- 147 Kashiri N, Lee J, Tsagarakis N G, et al. Proxy-based position control of manipulators with passive compliant actuators: stability analysis and experiments. *Robot Auton Syst*, 2016, 75: 398–408
- 148 Santis A D, Siciliano B, Luca A D, et al. An atlas of physical human-robot interaction. *Mech Mach Theory*, 2008, 43: 253–270
- 149 Xu W K, Cai C X, Zou Y. Adaptive motion control of arm rehabilitation robot based on impedance identification. *Nonlinear Dynam*, 2015, 79: 1099–1114
- 150 Jimenez-Fabian R, Verlinden O. Review of control algorithms for robotic ankle systems in lower-limb orthoses, prostheses, and exoskeletons. *Med Eng Phys*, 2012, 34: 397–408
- 151 McCool P, Fraser G D, Chan A D C, et al. Identification of contaminant type in surface electromyography (EMG) signals. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2014, 22: 774–783
- 152 Disselhorst-Klug C, Schmitz-Rode T, Rau G. Surface electromyography and muscle force: limits in sEMG-force relationship and new approaches for applications. *Clin Biomech*, 2009, 24: 225–235
- 153 Abser N, MacIsaac D, Fraser G, et al. CleanEMG: quantifying power line interference in surface EMG signals. In:

- Proceedings of the 34th Conference Canadian Medical and Biological Engineering Society and Festival of International Conferences on Caregiving, Disability, Aging and Technology, Toronto, 2011. 1–4
- 154 Abser N, MacIsaac D, Chan A D C, et al. CleanEMG: comparing interpolation strategies for power line interference quantification in surface EMG signals. In: Proceedings of the 35th Conference Canadian Medical and Biological Engineering Society, Halifax, 2012
- 155 Fraser G D, Chan A D C, Green J R, et al. Detection of ADC clipping, quantization noise, and amplifier saturation in surface electromyography. In: proceedings of IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications, Budapest, 2012. 162–166
- 156 Vodovnik L, Crochietiere W, Reswick J. Control of a skeletal joint by electrical stimulation of antagonists. *Med Biol Eng*, 1967, 5: 97–109
- 157 Jezernik S, Wassink R G, Keller T. Sliding mode closed-loop control of FES controlling the shank movement. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2004, 51: 263–272
- 158 Hunt K, Jaime R, Gollee H. Robust control of electrically-stimulated muscle using polynomial H-infinity design. *Control Eng Pract*, 2001, 9: 313–328
- 159 Kroon J R D, Lee J H V D, IJzerman M J, et al. Therapeutic electrical stimulation to improve motor control and functional abilities of the upper extremity after stroke: a systematic review. *Clin Rehabil*, 2002, 16: 350–360
- 160 Burridge J H, Ladouceur M. Clinical and therapeutic applications of neuromuscular stimulation: a review of current use and speculation into future developments. *Neuromodulation*, 2001, 4: 147–154
- 161 Schmidt R A, Lee T D. *Motor Learning in Motor Control and Learning: a Behavioral Emphasis*. 3rd ed. Champaign: Human Kinetics, 1999. 261–285

Interactive control methods for rehabilitation robot

Xu LIANG^{1,2}, Weiqun WANG¹, Zengguang HOU^{1,2,3*}, Shixin REN^{1,2}, Liang PENG¹ & Jin HU⁴

1. *State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100149, China;*

3. *CAS Center for Excellence in Brain Science and Intelligence Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;*

4. *Kuang-Chi Institute of Technology, Shenzhen 518057, China*

* Corresponding author. E-mail: zengguang.hou@ia.ac.cn

Abstract The rehabilitation robot is a strongly coupled system. Compliant and safe interaction training environment is of great significance to improve the rehabilitation effect on patients. The existing interaction control methods mainly involve movement intention recognition of the human body and interactive control strategies. Movement intention recognition of the human body is generally based on bioelectrical signals or interactive forces/moments, while interactive control strategies include virtual tunnels, impedance control, and functional electrical stimulation. Stable and safe interaction environment is essential to implement rehabilitation training smoothly and avoid secondary injuries to patients. This study fully reviews the above issues and analyzes the existing problems in depth.

Keywords rehabilitation robot, interactive control, surface electromyographic, electroencephalogram, dynamics model, impedance control, functional electrical stimulation, stability



Xu LIANG was born in 1991. He received the B.S. degree in automation from Central South University, Changsha, in 2013. Currently, he is pursuing the Ph.D. degree from the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing. His research interests include rehabilitation robot, human-machine interface, and interaction control.



Weiqun WANG was born in 1979. He received the Ph.D. degree in control theory and control engineering from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences (IACAS), Beijing, in 2014. Currently, he is an associate professor with the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, IACAS. His research interests include rehabilitation robots, dynamic identification, interaction control, and optimization algorithms.



Zengguang HOU was born in 1969. He received the Ph.D. degree in electrical engineering from the Beijing Institute of Technology, Beijing, in 1997. Currently, he is a professor with the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing. His research interests include neural networks, robotics, and intelligent control systems.



Shixin REN was born in 1993. He received the B.S. degree in measurement & control technology and instrumentation from Central South University, Changsha, in 2015. Currently, he is pursuing the Ph.D. degree with the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing. His research interests include electromyography signal processing, rehabilitation robot, and adaptive control.