

• 人工智能 •



上肢康复外骨骼机器人控制方法进展研究

刘冰^{1,2}, 李 宁^{2,3,4}, 于 鹏^{2,3*}, 杨 铁^{2,3}, 陈文远^{2,3,4},
杨 洋^{2,3}, 王文学^{2,3}, 姚 辰^{2,3}

(1. 沈阳建筑大学信息与控制工程学院 沈阳 110168; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016;
3. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院 沈阳 110169; 4. 中国科学院大学计算机科学与技术学院 北京 怀柔区 100049)

【摘要】上肢康复外骨骼机器人主要用于为上肢运动功能障碍患者提供科学有效的康复训练, 以实现患肢运动功能恢复及日常生活自理。该文从控制策略的角度综述了近年来上肢康复外骨骼机器人的研究进展。首先, 从不同时期的康复治疗需求的角度出发, 对已有的控制策略进行主动、被动控制分类, 并对不同的控制方法进行概述, 分析了各控制方法的当前研究现状。最后, 对上肢康复外骨骼机器人发展中一些关键的挑战进行讨论并展望了未来的研究方向。

关键词 主动控制; 控制策略; 外骨骼机器人; 被动控制; 上肢康复

中图分类号 TP24 **文献标志码** A **doi**:10.12178/1001-0548.2020212

Research on the Control Methods of Upper Limb Rehabilitation Exoskeleton Robot

LIU Bing^{1,2}, LI Ning^{2,3,4}, YU Peng^{2,3*}, YANG Tie^{2,3}, CHEN Wen-yuan^{2,3,4},
YANG Yang^{2,3}, WANG Wen-xue^{2,3}, and YAO Chen^{2,3}

(1. Faculty of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University Shenyang 110168;
2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences Shenyang 110016;
3. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences Shenyang 110169;
4. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences Huairou Beijing 100049)

Abstract The upper limb rehabilitation exoskeleton robot is mainly used to provide scientific and effective rehabilitation training for the patients with upper limb motor dysfunction. And, the patients could realize the recovery of motor function of the affected limb and to take care of themselves in daily life. This paper reviews the research progress in control strategy of upper limb exoskeleton robots in recent years. Firstly, according to the rehabilitation needs in different periods, the existing control strategies are classified into active and passive control. The different control methods are summarized. The current research status of each control method is pointed out. Finally, some key challenges of the upper limb rehabilitation exoskeleton robot are discussed, and the future research directions are proposed.

Key words active control; control strategy; exoskeleton robot; passive control; upper limb rehabilitation

研究表明, 脑卒中已成为全球第二大致死病因, 成人第一大致残病因。其中, 近 80% 的脑卒中存活者会发生不同程度的肢体功能运动障碍, 导致生活不能自理, 严重影响人们的日常生活活动能力以及生活质量^[1-4]。脑卒中后及时有效的康复训练有助于患者运动功能恢复以及脑功能重塑^[5]。传统

的康复治疗手段主要是通过康复治疗师手动或采用一些简单的仪器设备对患者进行一对一的康复训练。在康复治疗师数量、康复效率及医疗成本等方面均无法满足患者治疗需求。机器人系统具有特有的优势, 可以克服康复治疗师紧缺以及人工康复耗时、昂贵的问题限制^[6], 因此, 机器人辅助康复非

收稿日期: 2020-04-29; 修回日期: 2020-05-29

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFE0206200); 国家自然科学基金创新群体项目(61821005); 辽宁省自然科学基金(20180520035); 四川科技计划(2020YFSY0012)

作者简介: 刘冰(1994-), 女, 主要从事外骨骼机器人方面的研究。

通信作者: 于鹏, E-mail: yupeng@sia.cn

常适用于康复训练并得到越来越广泛的研究^[7]。自 20 世纪 90 年代末以来,就已经出现了大量有关中风后康复的机器人设备^[8]。通过采用符合康复要求的辅助策略,来提供长期高强度的治疗性训练。截至目前,在这些机器人系统中,与人类手臂解剖结构相似并与患肢并行工作的上肢康复外骨骼机器人系统引起了广泛的研究兴趣^[9]。

在众多上肢康复外骨骼机器人的研究中,控制策略是其中的核心技术,其科学性与人机融合性影响着康复效果。受患者康复治疗时间线的启发,定义了两类控制策略:一类是由于患者自身无法运动,需要机器人起引导运动作用的被动控制策略;一类是患者自身具有一定运动能力,由机器人起跟随运动作用的主动控制策略。康复治疗的过程可以分为三个时期:软瘫期、痉挛期以及恢复期。针对不同患病阶段的患者,需要设计与其需求相对应的控制策略。当患者处于软瘫期时,肌肉张力消失或者不足,自身难以提供力量完成康复运动;当处于痉挛期时,肌肉张力有所恢复,但状态不稳定容易痉挛多发;当处于恢复期时,肌肉力量逐渐恢复,患者具有了一定的运动能力。因此,被动控制策略可以在康复治疗的全过程发挥作用,主动控制策略则更加适用于康复治疗过程中的恢复期。由此可见,相较于传统机器人来说,上肢康复外骨骼机器人的控制增加了一定的复杂性,应用不同的控制策略将直接影响到控制系统的性能指标及康复效果。上肢康复外骨骼机器人系统的控制适应性、鲁棒性、准确性与柔顺性影响着辅助康复效果。所以,开发更高效的控制策略以辅助患者恢复运动能力将是当前外骨骼机器人系统发展的主要方向^[10-11]。

本文从被动控制以及主动控制两方面综述了上肢康复外骨骼机器人的研究进展。阐述了不同控制方法应用于上肢康复外骨骼机器人中的情况,详细介绍了它们的特点与研究现状。此外,本文还提出了目前发展中潜在的应用与可能面临的挑战,最后对未来应用于上肢康复外骨骼机器人的控制方法进行展望。

1 被动控制

被动控制策略适用于康复治疗的全过程,尤其在软瘫期与痉挛期发挥重要作用。在这两个时期,康复训练的主要目标是提高肌肉张力,诱发患肢的主动运动能力并消除可能由于痉挛产生的对人体的伤害。针对这些目标,提出了多种控制方法,尽管

存在混合使用的情况,但主要可以概括为 PID 控制、滑模控制、模糊控制、肌电信号控制等。

1.1 PID 控制

在对患者进行被动训练时,最常用的方法就是 PID 控制。因为上肢康复外骨骼机器人的模型复杂并难以获得,而 PID 控制具有动态特性可调、不依赖于被控对象的模型的特点,通过该方法调整系统参数可以获得满意的控制效果。文献 [12] 采用线性 PID 控制方法通过上肢外骨骼主手对 MARSE-4 外骨骼机器人进行遥操作,规定其沿预定轨迹运动。验证实验表明, MARSE-4 能有效跟踪期望轨迹并对患者的腕部、肘部及前臂的运动进行被动治疗,达到满意的训练效果。文献 [13] 提出了一种不需要系统动力学模型来设计的 PID 控制器,保证了机器人的渐近稳定性。利用 EXO-UL7 这一外骨骼系统的控制器参数的理论结果,对系统性能进行了仿真评估,验证了系统的半全局渐近稳定性。

为了实现良好的控制性能,对于上肢康复外骨骼机器人控制方法的选择,学者们更偏好于将经典 PID 控制方法与其他方法相结合。基于此,文献 [14] 将 PID 控制与神经补偿结合使用,减小了系统误差并提高了系统适应性。文献 [15] 提出了基于神经网络的全局 PID 滑模控制方法,用于有界不确定性机器人的跟踪控制,给出了控制系统稳定性和收敛性的数学证明。仿真结果表明,该方法消除了抖振和稳态误差,实现了满意的轨迹跟踪。由此可见,多种控制方法的混合使用相对于单独使用传统的 PID 控制方法性能优越。

1.2 滑模控制

滑模控制属于非线性控制方法,凭借响应快速、鲁棒性强等优点被广泛使用。与 PID 控制方法不同,滑模控制可以在动态过程中,按系统当前状态有目的地发生变化,迫使系统按照预定滑动模态的状态轨迹运动。滑模控制的发展是以滑动模态的选择为基础,从只能实现渐近稳定的线性超平面的传统滑模控制到终端滑模控制,再到非奇异终端滑模控制,如今到快速终端滑模控制。滑模控制不断发展,控制性能也愈加优越。

文献 [16] 设计出一种模块化控制体系,采用快速终端滑模方法驱动外骨骼执行康复任务。在该控制器中,假设除了与某些参数有界性有关的经典属性外,所有模型函数都是未知的。同时,扰动也被认为是有界的。这允许了位置和速度在有限时间

收敛到期望的轨迹。该控制器已经应用于实时驱动具有三自由度的上肢外骨骼。经实验验证, 证明了该控制器的有效性和鲁棒性。

面对非线性系统中未知但有界的动态不确定性以及受测人体动力学模型未知等问题, 文献 [17] 提出了鲁棒自适应积分终端滑模控制方法对三自由度上肢外骨骼进行控制, 实现患者的被动康复运动。利用积分终端滑动模态曲面, 使滑模跟踪误差在有限时间内收敛到零。该滑模控制系统的设计保证了滑模的可达性和有限时间内良好的跟踪性能。该控制方案在不增加任何约束的情况下消除了奇异性问题。并以一名健康的受试者为实验对象, 使用外骨骼来执行与被动手臂运动相对应的轨迹。结果表明, 该控制方法能有效地用于康复目的, 控制力矩在实际应用中是便于获得和实现的。

文献 [18] 针对机器人系统出现的由于建模不确定性以及受到未知扰动的问题, 设计了基于有限时间扰动观测器的非奇异快速终端滑模控制的五自由度上肢康复外骨骼。通过有限时间扰动观测器估计未知扰动同时进行补偿, 该观测器可在小于 0.05 s 的时间内估计出扰动且误差为零。相较于此前诸多其他传统方案大大提高了快速性。通过准确的扰动估计, 使用滑模控制来跟踪要求的关节角度, 减轻了抖振效应, 可以使外骨骼的角度跟踪误差在有限的时间内快速降到零, 保证了收敛精度。值得注意的是, 系统的初始状态会影响有限时间收敛, 从而导致实际应用会有局限性。在固定时间控制方法中, 解析时间则不受初始状态的影响。因此, 固定时间滑模控制将会是下一步需要关注的研究方向。

1.3 模糊控制

模糊控制是具有逻辑推理的一种控制方法, 适用于对难以建模的系统进行鲁棒控制, 并且其控制形式简单、易于实现, 属于“白箱”控制。在滑模控制方法中, 最主要的缺点之一就是易产生抖振现象, 为了解决这一问题, 引入了模糊控制与滑模控制相结合。文献 [19] 提出了一种基于 PID 滑模面以及模糊控制律的改进模糊滑模控制方法, 保证了系统的鲁棒性和最优位置控制性能。文献 [20] 设计出一种七自由度上肢康复外骨骼机器人, 采用了模糊控制与滑模控制结合的控制策略, 既对外界的干扰和未知的动力学模型有很强的鲁棒性, 又消除抖振现象提高了控制性能。

文献 [21] 在未知外界干扰、未知输入饱和、

未知动力学建模的情况下, 利用模糊近似设计了扰动观测器来补偿未知输入饱和、模糊近似误差引起的扰动力矩。自适应模糊控制采用更新的参数机制和额外的扭矩输入, 利用干扰观测器通过前馈环施加到机器人外骨骼来抵消干扰。通过这种方法, 系统不需要任何内置的扭矩传感器。利用状态反馈和输出反馈控制对上肢外骨骼进行了大量的实验, 验证了所提方法的性能。

1.4 肌电信号控制

人体肌电信号包含了大量的人体运动信息, 可以直接反映出神经肌肉的活动情况。因此, 被广泛应用于上肢康复外骨骼机器人。将肌电信号作为机器人控制源, 是一种有前景的控制手段。对于上肢康复外骨骼机器人这类辅助设备来说, 能够从用户的肌电信号中检测出人类的运动意图, 分析出运动轨迹并触发控制是至关重要的^[22-23]。

文献 [24] 为了能够实时控制外骨骼, 开发出脑电图和肌电图信号混合的系统, 提出了采用肌电信号估计关节角度的新方法。该方法基于神经科学研究中的肌肉骨骼系统的数学模型, 建立出肌电信号与关节角度的公式关系, 实现了基于肌电信号实时控制。研究采用了一个六自由度的外骨骼辅助整个手臂和手指运动, 可用于实际康复和日常活动支持。4 名身体健全的受试者和一名上肢脊髓损伤的患者佩戴了该外骨骼进行运动控制, 完成搬运和释放一个球的手部和手臂的运动。

同样想要通过肌电信号来估计关节角度, 文献 [25] 采用了具有三自由度的上肢外骨骼, 利用 BP 神经网络把采集到的肌电信号提取特征后作为输入, 输出相应的肘关节角度建立出了肘关节角度与肌电信号特征之间的关系模型。肌电信号对外骨骼的控制是为了估计关节角度, 从而实现上肢的运动估计, 提高了运动预测的准确性。4 名受试者参与实验, 验证了控制系统的性能达到期望。但是系统在可靠准确采集肌电信号方面仍然存在挑战, 实验中传感器的放置位置、人体表皮的处理情况等都会影响信号采集结果。

针对上述信号采集过程可能出现的问题, 文献 [26] 提出将肌电信号视为观察变量, 由观察结果估计用户的预期运动, 建立一个用于肌电辅助机器人控制和生物信号传感器故障检测的人体运动模型。将该模型应用于一个四自由度的上肢外骨骼机器人, 通过对 5 个健康受试者的关节运动实验表

明, 受试者都能成功控制机器人, 并且在传感器失效的情况下也完成了适当的控制。这一新方法的提出解决了传统的肌电信号采集时人体与传感器接触面易分离, 电极易错位等异常问题, 为以后肌电信号辅助机器人控制提供了新思路。

此外, 肌电信号控制在康复治疗中的应用形式愈加丰富。为使控制过程更灵活, 交互性更好, 文献 [27] 提出了基于自适应肌电信号的外骨骼控制器, 该控制器可以生成个性化的肌电信号特征分类器, 实现预期控制。该系统对肌电信号传感器的放置具有较强的鲁棒性, 同时对真皮下肌肉移位也具有较强的鲁棒性。实验采用一个拇指外骨骼完成了一项放书任务, 并对 18 名受试者进行了验证。通过在压力触发前约 0.2~0.3 s 预测用户的动作, 可以及时移动用户的拇指。结果表明, 通过机器学习实现个性化的基于肌电信号的外骨骼控制是可能的。

2 主动控制

当患者处于恢复期时, 肢体肌肉力量增强, 能够具有一定的运动能力。在这一时期要求上肢康复外骨骼机器人由初期的引导运动过渡到跟随运动, 可以采用主动控制策略进行控制, 包括阻抗/导纳控制、自适应控制、协调控制、智能控制等。

2.1 阻抗/导纳控制

阻抗控制自 Hogan 提出以来^[28], 经过不断的研究发展, 如今已经成为机器人领域的经典控制方法。阻抗控制可分为基于力的阻抗控制和基于位置的阻抗控制即导纳控制, 且两者对偶。阻抗控制通过分析机器人末端与环境之间的动态关系将力控制与位置控制综合考虑起来, 用相同的策略实现力控制和位置控制^[29-32]。

文献 [33] 提出了一种利用生物信号对上肢康复外骨骼机器人进行自适应阻抗控制的方法。该方法通过建立人体上肢的参考骨骼肌肉模型, 并进行实验校准, 以匹配操作者的运动行为。采用阻抗算法通过肌电信号传输人体刚度, 设计出最优的参考阻抗模型。除此之外, 文献 [34] 针对所研制的外骨骼机器人, 提出了一种自适应导纳控制框架来处理人体的运动意图以及机器人动力学模型未知的问题。该框架由双控制回路构成。利用内环以反馈的方式处理机器人动力学的未知质量和惯性矩, 利用外环考虑人体运动意图来调整交互模型, 利用自适应技术对内环中的未知动态进行处理, 保证了外环执行任务的效果。实验表明, 该导纳控制方法在人

与机器人的物理交互任务中具有较好的控制性能, 能够有效地实现人体对外骨骼机器人的导纳控制。

文献 [35] 设计了一个七自由度的上肢康复外骨骼机器人, 为了实现被动训练与主动训练模式的自由切换, 选用了基于模糊滑模导纳控制的控制策略。由导纳控制建立出患者和外骨骼之间的交互力以及康复训练轨迹调节量之间的动态关系。通过调整导纳参数, 调节患者的训练过程, 增强了人机交互的柔顺性, 提高了患者治疗的参与程度。而另一组设计开发出一种新的上肢外骨骼患者协作控制框架, 提出一种基于最小介入的导纳控制策略, 来引导患者积极参与, 并在训练中最大限度地利用恢复的运动功能。所开发的控制方法可以基于患者的运动能力转化为三种不同的控制模式, 即人导模式、机器人辅助模式和运动受限模式, 根据患者的运动意图调节不同工作区域的人机交互^[36]。

2.2 自适应控制

在上肢康复外骨骼机器人的控制任务中, 会出现被控系统具有参数不确定或参数未知变化等问题。自适应控制方法可以通过参数在线校正或估计解决这类问题。文献 [37] 考虑到动力学建模未知以及环境干扰等问题。在给定前臂位置期望轨迹的情况下, 利用自适应模糊逼近器估计人与机器人系统的动态不确定性, 并利用迭代学习方法对未知时变周期扰动进行补偿。该控制器不需要精确的外骨骼模型, 在未知动力学模型的情况下, 进行了 3 组对比实验。结果表明, 使用所提出的控制器跟踪误差可以收敛得越来越小, 而这一良好性能主要是由于“自适应”机制, 验证了该控制方案的有效性。

文献 [38] 研究了具有五自由度的上肢康复外骨骼机器人, 该机器人受到不确定动力学、干扰力矩、不可全状态测量和不同类型的驱动故障的影响。因此, 提出了一种基于滑模控制策略的自适应非线性控制方案。方案将高增益状态观测器与动态高增益矩阵相结合, 将模糊神经网络分别用于状态向量和非线性动态估计。利用动态参数, 为同时处理模糊神经网络逼近误差、扰动力矩和驱动故障的影响提供了一种有效的方法。仿真表明, 采用这一方法可以获得较低振幅的无抖振力矩, 且具有响应快、跟踪精度高等优点。在接下来的研究中, 将是对基于观测器的自适应容错控制器进行设计。

文献 [39] 提出了一种基于肌电信号的神经网络外骨骼控制器的有效自适应控制。该控制过程分

为3个阶段, 分别是输入信号选择阶段、姿态区域选择阶段、神经模糊控制阶段。当外骨骼的使用者发生改变时, 外骨骼的控制器必须使用所提出的适应策略来适应新使用者的物理和生理条件。控制器自适应采用用户指示其运动意图的运动指示器。该指示器可以有效地指示关节的各项运动和肘关节、肩关节的协同运动。同时, 肌肉活动水平也在外骨骼的适应阶段根据用户的情况或康复阶段进行调整。通过实验验证了该自适应方法的科学有效性。

为了确保在参数不确定性和环境干扰下轨迹跟踪的准确性, 文献[40]提出一种基于径向基函数网络的神经模糊自适应控制方案。通过李亚普诺夫稳定性理论, 证明了该方案的稳定性。通过对一名健康受试者与两名脑卒中患者进行位置跟踪实验和频响实验表明, 这一方法的提出比较级联PID控制器和模糊滑模控制器的控制性能, 能够获得较低的位置跟踪误差和较好的频响特性。

文献[41]研究了输入饱和状态下上肢外骨骼的控制设计, 提出了利用神经网络来近似不确定的机器人动力学的自适应控制器。采用辅助系统来处理输入饱和的影响, 使用状态反馈和输出反馈从测量的反馈误差在线估计不确定性, 代替了基于模型的控制。通过干扰观测器, 在线抑制未知干扰, 实现了轨迹跟踪。通过实验研究, 证明了该方法的有效性。然而, 实验中也显示出这些控制器在饱和较小时使用的局限性, 所以在线学习控制方案有望在不久的将来被开发出来用以优化控制性能。

2.3 协调控制

随着康复训练不断深入, 患者需要外骨骼机器人提供的帮助会越来越少。为了响应被控对象性能随时间变化, 提高人机交互的水平, 提出了协调控制方法。

对于外骨骼机器人的协调研究, 是为了增强机器人的行为能力, 解决其运动控制方面的问题。考虑到患者恢复过程运动能力不断增强, 其主观运动意图明显, 这时要求控制方法的目的是调节运动过程中的协调效应, 即控制各关节位置或相对于其他关节的速度, 以保证上肢康复外骨骼机器人能够柔顺运动, 不对人体造成二次伤害。文献[42]设计了一个双臂外骨骼系统, 提出了非对称双手协调控制策略以执行协作操作, 保证运动的柔顺性。

2.4 智能控制

在人工智能飞速发展的大环境下, 用于上肢康复外骨骼机器人的一些自身具有学习能力的智能控

制方法逐渐得到研究人员的重视。例如神经网络控制方法、强化学习控制方法。

文献[43]提出了一种基于贪心神经网络控制器的神经损伤患者上肢康复训练方案。该控制模式包括一个基线控制器和一个高斯径向基函数网络, 该网络用于模拟受试者的功能能力, 并为受试者提供相应的任务挑战。为了鼓励受试者的主动参与, 基于贪心策略对评价受试损伤程度的径向基函数网络的权向量进行更新, 使受试提供的最大力量随时间的推移逐步被学习。同时, 根据受试者的任务表现, 采用挑战等级修正算法对任务挑战进行调整。通过实验表明, 所提出的控制器对促进受试者在训练过程中的自愿参与度具有显著的潜力。然而, 该工作仅使用平均误差作为评估受试者任务绩效的指标。如何对运动质量进行更准确的评估, 例如是否可以通过对照临床试验来评估该控制方法的治疗效果, 是未来的一个研究重点。

除神经网络控制方法之外, 已有大量研究表明强化学习控制方法适用于上肢康复外骨骼机器人的控制。引入强化学习控制方法不但可以降低系统设计时, 过多依赖于专家知识、先验知识、精确的训练样本以及示教信息等内容, 还可以通过与被控对象间的交互, 逐步优化系统的控制性能^[44]。

强化学习是控制模拟上肢功能性电刺激系统的一种方法。文献[45]应用强化学习设计了一种用于外骨骼系统的非线性控制器。强化学习方法通过与环境的相互作用来学习, 为了有效地利用收集到的数据, 通过人工神经网络模型来模拟大量的经验片段。将该控制方案与PID控制比较, 并对5名健康受试者在平面伸展实验中的表现进行比较。结果表明, 两个控制器都正确地驱动手臂到目标位置, 平均绝对误差 $<1^\circ$ 。但强化学习控制在整定时间、位置精度和平滑度方面明显优于PID控制。

文献[46]提出了一个机器人训练器的框架。它是用户自适应的, 既不需要特定的期望轨迹, 也不需要用户的运动系统的物理模型, 通过使用无模型强化学习来实现这一点。在该研究中, 采用了一种策略梯度类型的强化学习算法作为辅助机器人训练的核心。该学习算法的目标是使任务完成度最大化, 同时使机器人的辅助力最小化。策略梯度方法的一个优点是可以选择对任务有意义的状态和策略表示并合并领域知识, 这通常在学习过程中比基于值函数的方法需要更少的参数; 另一个优点在于它是一种无模型方法。基于以上优点, 该方法已应用

于机器人学习研究中,包括人机交互研究。

文献 [47] 在 2016 年提出直接从用户和机器人之间的交互来学习辅助策略。将辅助策略的学习问题表述为策略搜索问题。为了减轻用户在数据获取方面的负担,开发了一个基于数据效率的模型强化学习框架。使用开发的实验平台,验证了该方法的有效性。对于机械臂辅助控制任务的学习实验,仅通过 30 s 的交互就可以获得实现机器人控制任务并减少用户肌电信号的适当辅助策略。

基于以上基础,文献 [48] 又在 2017 年对模型强化学习框架进行了丰富。在成本函数中并没有明

确提供所需的轨迹,而是只考虑用户通过肌电信号测量的肌肉运动来学习辅助策略,使用户通过自己的意图动作来执行任务。由于肌电信号是通过用户自己的肌肉产生而不是机器人的协助来实现的,所以肌电信号可以被理解为当前协助的“成本”。将改进的方法应用到一自由度的外骨骼机器人上,并进行了一系列的实验。结果表明,该方法学习了正确的辅助策略,明确地考虑了用户和机器人之间的双向交互只有 60 s,同时能够有效地处理机器人动力和运动轨迹的变化。对于上述的上肢康复训练系统的主要特征如表 1 所示。

表 1 智能控制上肢康复训练系统的主要特征

文献	名称	自由度	控制方法	验证实验	实验结果
[43]	CASIA-ARM	2	神经网络控制	12名神经功能运动障碍受试者参与伸展康复实验。	验证了控制器的性能与可行性且确实刺激了被试者的积极参与度。
[45]	right arm passive exoskeleton	3	强化学习控制	5名健康男性受试者进行平面伸展运动实验。	验证了强化学习在在整定时间、位置精度和平滑度方面明显优于PID控制。驱动运动更快且平滑自然,很少产生过冲。
[47]	one-link rigid robot arm	1	强化学习控制	1名受试者试图通过EMG信号将模拟的机器人手臂移动到期望的角度。	验证了该方法在学习辅助策略方面的有效性。
[48]	upper-limb elbow-joint exoskeleton robot	1	强化学习控制	受试者移动肘关节来跟踪目标关节轨迹。	该方法具有良好的样本效率,是学习辅助策略的有效方法。

到目前为止,临床研究还不能证明机器人治疗优于传统方法。根据个体的运动缺陷进行个性化的机器人辅助治疗可能有助于实现这一目标。因此,个性化控制这一智能控制方法开始广受关注^[49]。

文献 [50] 提出了一种统计方法,自动个性化机器人康复。该方法使用不同的运动表现指标来评估运动改善并在治疗期间适应运动任务。将该方法在患者身上进行测试,结果与接受传统物理治疗的类似患者进行了比较。试验结果显示,使用个性化机器人方法训练的受试者在临床测试、运动学和肌肉活动方面有更好的结果。

文献 [51] 设计了一种基于患者定制方法的三维上肢康复机器人系统,它通过将患者包含在控制回路中,实时调整治疗特性以适应患者的需求。该系统由七自由度机器人手臂、自适应交互控制系统和患者性能评估模块组成。它通过一个不显眼的感知系统记录患者的生物力学数据,评估患者的生物力学状态,更新机器人的控制参数,以修改三维空间中的辅助水平和任务复杂性。通过对健康受试者进行实验,验证了该系统的可靠性,并提供了二维和三维空间的结果。

文献 [52] 考虑到如何优化上肢外骨骼康复机

器人的效用,采用最陡梯度这一新的原则进行运动性能的选择。其原理是基于映射整个工作空间的运动性能,然后选择位于性能最好和最差之间最陡峭的过渡区域的运动。为了评估该原则的好处,进行了对照试验,分别比较了 15 次机器人辅助触达训练对两组因中风而患有中重度慢性上肢偏瘫患者上肢运动障碍的效果。与对照组相比,实验组有明显改善,但是实验也表明该方法更加适用短期训练。在未来的发展中,下一步将是评估较长时间的个性化培训以及这个原理是否适用于其他运动障碍例如步态运动,或者其他设备例如下肢外骨骼,甚至一些不需要辅助力的设备。

3 讨论与展望

本文从基于控制策略的角度介绍了上肢康复外骨骼机器人系统的最新研究进展,系统的控制流程及特点如图 1 所示。将人体主动产生的信号传递给机器人,依据康复需求进行被动控制策略或主动控制策略的选择与切换。不同的控制方法具有各自的特点。在被动控制策略中,PID 控制不依赖于模型,滑模控制可以变结构适应系统参数的变化,模糊控制的出现使系统具有了容错能力,肌电信号控

制可以生成参考轨迹; 在主动控制策略中, 阻抗/导纳控制具有柔顺性, 自适应控制可以在线校正调

整系统运行过程, 协调控制具有动态交互性, 智能控制具有学习能力。

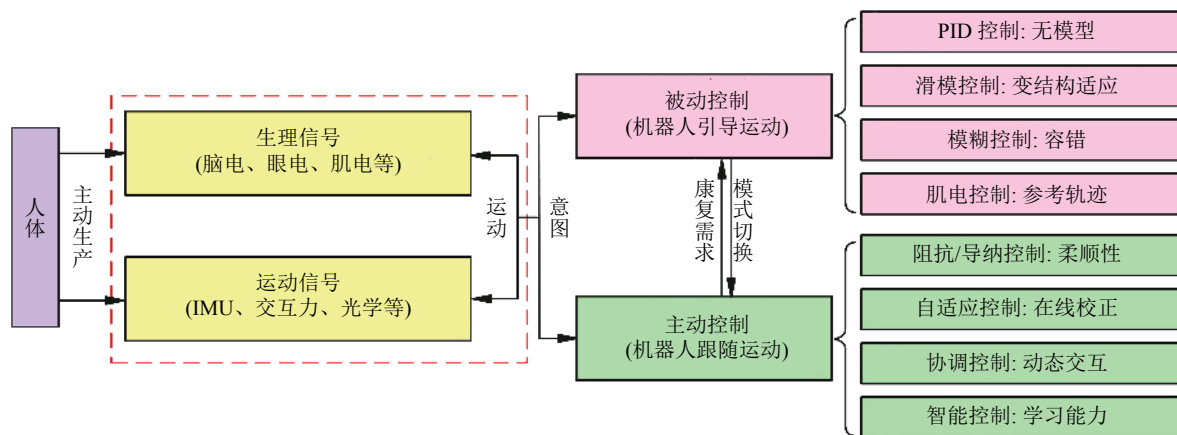


图1 上肢康复外骨骼机器人控制流程及特点

当前, 关于上肢康复外骨骼机器人系统还有许多问题有待研究, 关于其控制策略的发展将会有以下几个趋势:

1) 研究复合控制策略。通过对上肢康复外骨骼机器人的控制策略分析发现, 尽管本文将每一种控制方法单独列出, 但是已经出现了多种控制方法混合使用的情况。单一的控制方法各有优缺点, 而复合控制策略可以扬长避短, 满足控制要求。因此, 在未来的研究中不同控制方法的混合使用将成为一种趋势。

2) 从下肢康复外骨骼机器人中获得启示。下肢运动的节律性使其相关的研究进展比上肢要快。文献 [53] 采用智能仿生技术设计与下肢关节特性更为贴近的假肢; 文献 [54] 在下肢康复外骨骼中采用了层次交互学习方法; 文献 [55] 设计具有用户反馈的神经网络下肢矫形器。此类在下肢中使用的关键技术对上肢的发展是一个启发与引领。

3) 康复性能评价指标问题。对于控制系统如何选取适当的评价指标是学者们一直关注的问题之一。以往经常使用传统机器人控制的测量方法, 如轨迹误差、生物学相关的测量方法或是特定任务的运动质量测量方法等。度量的选择不仅是对交互的调节, 还包括对人与机器人之间物理交互的有效性评估。文献 [56] 将信息论原理应用于人机交互的研究, 使身体作为信息通道、身体的运动作为信息传递, 使定量解释成为一种可能。这一理论为未来设计评价指标提供了一个新思路。因此, 未来研究有必要选择更为合适的康复性能评价指标。

4) 临床测试与应用问题。在对上肢康复外骨骼

机器人的归纳分析中发现, 现有的大部分机器人系统只对部分健康受试者或患者进行测试实验, 距离投入实际应用还面临巨大挑战。因此, 还需更严格的临床测试与康复评价, 同时保证控制系统的安全性显得尤为重要。面对临床医学中大量的需求, 外骨骼机器人现在已成为倍受人们关注的前沿研究领域。随着外骨骼机器人控制策略不断丰富完善, 将会吸引越来越多的科研人员加入这一研究行列。总之, 发展也就意味着机遇, 作为造福人类健康的工具, 在未来, 外骨骼机器人将会更好地服务于人。

本文工作得到沈阳市科学技术计划重大科技研发项目 (18-400-6-16) 的资助, 在此表示感谢。

参 考 文 献

- [1] World Health Organisation. The top 10 causes of death. [EB/OL]. (2018-01-10). <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs310/en/>.
- [2] SHAHBAZI M, ATASHZAR S F, TAVAKOLI M, et al. Robotics-assisted mirror rehabilitation therapy: A therapist-in-the-loop assist-as-needed architecture[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 21(4): 1954-1965.
- [3] MANDEVILLE R M, BROWN J M, SHEEAN G L. A neurophysiological approach to nerve transfer to restore upper limb function in cervical spinal cord injury[J]. *Neurosurg Focus*, 2017, 43(1): E6.
- [4] LAMERS I, MARIS A, SEVERIJNS D, et al. Upper limb rehabilitation in people with multiple sclerosis: a systematic review[J]. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2016, 30(8): 773-793.
- [5] BRACKENRIDGE J, BRADNAM L V, LENNON S, et al. A review of rehabilitation devices to promote upper limb function following stroke[J]. *Neuroscience and Biomedical*

- Engineering, 2016, 4(1): 25-42.
- [6] BLANK A A, FRENCH J A, PEHLIVAN A U. Current trends in robot-assisted upper-limb stroke rehabilitation: Promoting patient engagement in therapy[J]. *Current Physical Medicine and Rehabilitation Reports*, 2014, 2(3): 184-195.
- [7] PRANGE G B, JANNINK M J A, GROOTHUIS-OUUDSHOORN C G M, et al. Systematic review of the effect of robot-aided therapy on recovery of the hemiparetic arm after stroke[J]. *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 2006, 43(2): 171-184.
- [8] PROIETTI T, CROCHER V, ROBY-BRAMI A, et al. Upper-limb robotic exoskeletons for neurorehabilitation: A review on control strategies[J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2016, 9: 4-14.
- [9] 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[J]. *The Lancet Neurology*, 2014, 13(2): 159-166.
- [10] ATE S, HAARMAN C J W, STIENEN A H A. SCRIPT passive orthosis: Design of interactive hand and wrist exoskeleton for rehabilitation at home after stroke[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41(3): 711-723.
- [11] KANG Hao-bo, WANG Jian-hui. Adaptive robust control of 5 DOF upper-limb exoskeleton robot[J]. *International Journal of Control Automation and Systems*, 2015, 13: 733-741.
- [12] RAHMAN M H, K-OUIMET T, SAAD M, et al. Teleoperation of a robotic exoskeleton for rehabilitation and passive arm movement assistance[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Karon Beach: IEEE, 2011: 443-448.
- [13] YU Wen, ROSEN J. A novel linear PID controller for an upper limb exoskeleton[C]//49th IEEE Conference on Decision and Control. Atlanta: IEEE, 2011: 3548-3553.
- [14] YU Wen, ROSEN J. Neural PID control of robot manipulators with application to an upper limb exoskeleton[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2013, 43(2): 673-684.
- [15] KUO T C, HUANG Y J. Neural network global sliding mode PID control for robot manipulators[J]. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2007, 1: 1-5.
- [16] MADANI T, BOUBAKER D, DJOUANI K. Modular-controller-design-based fast terminal sliding mode for articulated exoskeleton systems[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(3): 1133-1140.
- [17] RIANI A, MADANI T, BENALLEGUE A, et al. Adaptive integral terminal sliding mode control for upper-limb rehabilitation exoskeleton[J]. *Control Engineering Practice*, 2018, 75: 108-117.
- [18] YANG Peng. Disturbance observer-based terminal sliding mode control of a 5-DOF upper-limb exoskeleton robot[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 62833-62839.
- [19] WU Qing-cong, WANG Xing-song, DU Feng-po, et al. Modeling and position control of a therapeutic exoskeleton targeting upper extremity rehabilitation[J]. *Archive Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2016, DOI: 10.1177/0954406216668204.
- [20] RAHMANI M, RAHMAN M H. An upper-limb exoskeleton robot control using a novel fast fuzzy sliding mode control[J]. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2019, 36(3): 2581-2592.
- [21] LI Zhi-jun, SU Chun-yi, WANG Liang-yong, et al. Nonlinear disturbance observer based control design for a robotic exoskeleton incorporating fuzzy approximation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(9): 5763-5775.
- [22] KAMAVUAKO E N, SCHEME E J, KEVIN B, et al. Combined surface and intramuscular EMG for improved real-time myoelectric control performance[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 10(3): 102-107.
- [23] DHIMAN R, SAINI J S, PRIYANKA. Genetic algorithms tuned expert model for detection of epileptic seizures from EEG signatures[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 19: 8-17.
- [24] KAWASE T, SAKURADA T, KOIKE Y, et al. A hybrid BMI-based exoskeleton for paresis: EMG control for assisting arm movements[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2017, 14(1): 1-12.
- [25] ZHANG Lei. An upper limb movement estimation from electromyography by using BP neural network[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 49: 434-439.
- [26] FURUKAWA J I, NODA T, TERAMAE T, et al. Human movement modeling to detect biosignal sensor failures for myoelectric assistive robot control[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(4): 846-857.
- [27] SIU H C, ARENAS A M, SUN T X, et al. Implementation of a surface electromyography-based upper extremity exoskeleton controller using learning from demonstration[J]. *Sensors*, 2018, 18(2): 467-486.
- [28] HOGAN N. Impedance control: An approach to manipulation[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1985, 107(1): 8-16.
- [29] KAZEROONI H, SHERIDAN T, HOUP T P. Robust compliant motion for manipulators, part I: the fundamental concepts of compliant motion[J]. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1986, 2(2): 83-92.
- [30] KAZEROONI H, HOUP T P K, SHERIDAN T B. Robust compliant motion for manipulators, part ii: Design method[J]. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1986, 2(2): 93-105.
- [31] BAI Jing, SONG Ai-guo, LI Hui-jun. A novel backstepping adaptive impedance control for an upper limb rehabilitation robot[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2019, 80: 1-13.
- [32] HE Wei, DONG Yi-ting, SUN Chang-yin. Adaptive neural impedance control of a robotic manipulator with input saturation[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2016, 46(3): 334-344.
- [33] LI Zhi-jun, HUANG Zhi-cong, HE Wei, et al. Adaptive impedance control for an upper limb robotic exoskeleton

- using biological signals[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 64(2): 1-11.
- [34] LI Zhi-jun, HUANG Bo, YE Zhi-feng, et al. Physical human-robot interaction of a robotic exoskeleton by admittance control[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(12): 9614-9624.
- [35] 吴青聪, 王兴松, 吴洪涛, 等. 上肢康复外骨骼机器人的模糊滑模导纳控制[J]. *机器人*, 2018, 40(5): 1-9.
WU Qing-cong, WANG Xing-song, WU Hong-tao, et al. Fuzzy sliding mode admittance control of the upper limb rehabilitation exoskeleton robot[J]. *Robot*, 2018, 40(5): 1-9.
- [36] WU Qing-cong, WANG Xing-song, CHEN Bai, et al. Development of a minimal-intervention-based admittance control strategy for upper extremity rehabilitation exoskeleton[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(6): 1005-1016.
- [37] LI Zhi-jun, SU Chun-yi, LI Guang-lin, et al. Fuzzy approximation-based adaptive backstepping control of an exoskeleton for human upper limbs[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2015, 23(3): 555-566.
- [38] MUSHAGE B O, CHEDJOU J C, KYAMAKYA K. Fuzzy neural network and observer-based fault-tolerant adaptive nonlinear control of uncertain 5-DOF upper-limb exoskeleton robot for passive rehabilitation[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2017, 87(3): 2021-2037.
- [39] KIGUCHI K, RAHMAN M H, YAMAGUCHI T. Adaptation strategy for the 3DOF exoskeleton for upper-limb motion assist[C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Barcelona: IEEE, 2005: 2296-2301.
- [40] WU Qing-cong, WANG Xing-song, CHEN Bai, et al. Development of an RBFN-based neural-fuzzy adaptive control strategy for an upper limb rehabilitation exoskeleton[J]. *Mechatronics: The Science of Intelligent Machines*, 2018, 53: 85-94.
- [41] HE Wei, LI Zhi-jun, DONG Yi-ting, et al. Design and adaptive control for an upper limb robotic exoskeleton in presence of input saturation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(1): 97-108.
- [42] LI Zhi-jun, HUANG Bo, AJOUDANI A, et al. Asymmetric bimanual control of dual-arm exoskeletons for human-cooperative manipulations[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(1): 264-271.
- [43] LUO Lin-cong, PENG Liang, WANG Chen, et al. A Greedy assist-as-needed controller for upper limb rehabilitation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(11): 3433-3443.
- [44] KIUMARSI B, VAMVOUDAKIS K G, MODARES H, et al. Optimal and autonomous control using reinforcement learning: A survey[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2018, 29(6): 2042-2062.
- [45] FEBBO D D, AMBROSINI E, PIROTTA M, et al. Does reinforcement learning outperform PID in the control of FES-induced elbow flex-extension[C]//2018 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications. Rome: IEEE, 2018: 1-6.
- [46] OBAYASHI C, TAMEI T, SHIBATA T. Assist-as-needed robotic trainer based on reinforcement learning and its application to dart-throwing[J]. *Neural Networks*, 2014, 53: 52-60.
- [47] HAMAYA M, MATSUBARA T, NODA T, et al. Learning assistive strategies from a few user-robot interactions: Model-based reinforcement learning approach[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm: IEEE, 2016: 3346-3351.
- [48] HAMAYA M, MATSUBARA T, NODA T, et al. Learning assistive strategies for exoskeleton robots from user-robot physical interaction[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2017, 99(1): 67-76.
- [49] GOPINATHAN S, ÖTTING S K, STEIL J J. A user study on personalized stiffness control and task specificity in physical human-robot interaction[J]. *Frontiers in Robotics and AI*, 2017, 4: 1-16.
- [50] PIERELLA C, GIANG C, PIRONDINI E, et al. Personalizing exoskeleton-based upper limb rehabilitation using a statistical model: A pilot study[C]//Proceedings of the 4th International Conference on NeuroRehabilitation. Pisa: [s.n.], 2018: 117-121.
- [51] PAPAEO E, ZOLLO L, SPEDALIERE L, et al. Patient-tailored adaptive robotic system for upper-limb rehabilitation[C]//2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe: IEEE, 2013: 3860-3865.
- [52] ROSENTHAL O, WING A M, WYATT J L, et al. Boosting robot-assisted rehabilitation of stroke hemiparesis by individualized selection of upper limb movements – a pilot study[J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2019, 16(1): 1-14.
- [53] WANG Qi-ning, YUAN Ke-bin, ZHU Jin-ying, et al. Walk the walk: A lightweight active transtibial prosthesis[J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2015, 22(4): 80-89.
- [54] HUANG Rui, CHENG Hong, GUO Hong-liang, et al. Hierarchical learning control with physical human-exoskeleton interaction[J]. *Information Sciences*, 2018, 432: 584-595.
- [55] BRAUN J M, WÖRGÖTTER F, MANOONPONG P. Modular neural mechanisms for gait phase tracking, prediction, and selection in personalizable knee-ankle-foot-orthoses[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2018, 12: 1-17.
- [56] FITZSIMONS K, ACOSTA A M, DEWALD J P A, et al. Ergodicity reveals assistance and learning from physical human-robot interaction[J]. *Science Robotics*, 2019, 4(29): 1-10.