一种基于肌电信号的自适应人机交互控制方法

张 弼^{1,2},姚 杰^{1,2},赵新刚^{1,2†},谈晓伟^{1,2,3}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院 机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110169; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对踝关节康复机器人运动过程中的人机交互性问题,本文提出一种基于肌电信号的鲁棒自适应人机交 互控制方法. 针对患者难以保持某一动作、肌电信号微弱等特点,提出一种新的关节角度估计方法. 该方法充分利 用了踝关节运动时胫骨前肌与腓肠肌的拮抗关系,将踝关节的动作类型与单个肌肉群的收缩进行关联,利用归一化 的特征值完成运动意图的辨识和运动角度的估计. 为了保证人机交互的安全性,提出一种刚度、阻尼参数在线自适 应调节的阻抗控制算法. 基于交互力矩对机器人末端的运动角度与运动速度实时进行调节,使其对外表现出等效 柔性. 实验研究表明所提出的人机交互控制方法是有效的,并具有一定应用前景.

关键词: 踝关节康复机器人; 肌电信号; 阻抗控制; 自适应控制; 稳定性

引用格式: 张弼, 姚杰, 赵新刚, 等. 一种基于肌电信号的自适应人机交互控制方法. 控制理论与应用, 2020, 37(12): 2560 – 2570

DOI:10.7641/CTA.2020.90316

An adaptive human-robot interaction control method based on electromyography signals

ZHANG Bi^{1,2}, YAO Jie^{1,2}, ZHAO Xin-gang^{1,2†}, TAN Xiao-Wei^{1,2,3}

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences,

State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Liaoning 110016, China;

2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110169, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the issues in human-robot interaction of ankle rehabilitation robot's movement, this paper proposes a new surface electromyography (sEMG) signals based robust adaptive control strategy. Considering that sEMG signals of stroke patients are weak and it is difficult for them to maintain some certain actions, a new joint angle estimation method is proposed. The antagonistic relationship between the tibialis anterior muscle and gastrocnemius muscle during ankle joint movement is fully used in this method, and the motion type of the ankle joint is correlated with the contraction of a single muscle group. After the recognition of the motion intention and the estimation of the movement angle are completed by using the normalized characteristic value, the continuous and smooth angle estimation curve is obtained. To ensure human's safety when the interaction torque suddenly increases, this paper designs an adaptive control law, in which the stiffness parameter and the damping parameter are adaptively tuned. By using the interactive torque, the moving angle and speed of the robot end are adjusted in real time, so that the external flexibilities have been achieved. The experimental results demonstrate that the proposed human-robot interaction control method is effective and has potentiol for practical application.

Key words: ankle rehabilitation robot; EMG signals; impedance control; adaptive control; stability

Citation: ZHANG Bi, YAO Jie, ZHAO Xingang, et al. An adaptive human-robot interaction control method based on electromyography signals. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(12): 2560 – 2570

1 引言

踝关节作为人体负重最多的关节之一,在人体正 常行走时起到保持平衡、提供前进力的重要作用^[1].

对于罹患踝关节运动障碍的脑卒中患者而言,其踝关 节长期处于足下垂的状态,如果不能及时接受康复治 疗,可能会导致肌肉的僵硬萎缩,进而造成不可逆的

本文责任编委: 詹宜巨.

国家自然科学基金深圳联合基金项目(U1813214), 辽宁省博士启动基金项目(20180540131)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (U1813214) and the Liaoning Province PHD Foundation of China (20180540131).

收稿日期: 2019-05-05; 录用日期: 2020-07-31.

[†]通信作者. E-mail: zhaoxingang@sia.cn. Tel.: +86 24-23970265.

损伤.通过系统性的康复训练,可以帮助患者增强肌 肉力、提高关节的灵活性,进而使患者逐渐提高对踝 关节的控制能力、逐渐恢复踝关节的运动能力^[2].

踝关节康复机器人系统,可以适用于不同病情患者的差异需求,为患者提供更加及时有效的康复治疗,同时减轻康复医师的工作负担^[3].在康复训练人机交 互控制领域,很多研究工作采用力矩传感器作为感知 元件,从而实现基本的人机交互功能.机器人关节通 常以电机作为动力源,通过减速装置传动、获得较高 的转矩后,直接与关节连杆相连.这种刚性连接大幅 增加了机器人自身的机械阻抗,从而提高其完成任务 的快速性和精确性.对于踝关节康复机器人,在工作 过程中要与人发生接触或碰撞.因此,人机交互控制 要确保机器人具有柔顺性.当人与机器人接触或发生 碰撞与冲击时能有一定的顺应与缓冲时间,从而使得 人机交互时可以更加友好.

美国芝加哥康复中心Ren等^[4]针对卧床的患者设 计了一款病床用单自由度踝关节康复机器人.该康复 机器人体积小巧,重量仅有1.5 kg,连续运动的最大速 度为300(°)/s,最大输出扭矩20 NM.患者使用时平躺 于病床上,通过显示屏进行人机交互,可以实时观察 到踝关节的活动角度.Jamwal等^[5]利用气动人工肌肉 设计了一款并联踝关节康复机器人.该康复机器人通 过气动人工肌肉的收缩来实现3个自由度上的运动, 并设计了位置控制、零阻抗控制等4种康复策略,可以 针对患者的具体病情选择合适的治疗方案.张煜^[6]设 计了一款电机驱动的3自由度踝关节康复机器人.通 过机械方面的优化设计,使得其体积足够小巧.该康 复机器人利用电机和减速器实现水平面上2个自由度 的旋转,利用小电机驱动其进行圆周运动实现垂直方 向的旋转.

但是,采用力矩信息作为感知元件面临的最大问题,就是力的检测总是要滞后于运动的发生;也即是说,交互力矩只有当运动发生了之后才会被机器人的传感器感知到.这显然不利于康复训练的进行,特别是对于脑卒中患者来说,无疑会增加康复负担.现阶段,大部分工作^[7-11]往往都是被动康复训练,患者并没有主动参与到其中去,难以达到理想的康复效果.这种纯被动的训练方式比较适合于脑卒中发病初期病人.但是众所周知,被动训练无法满足康复中期患者需求,因为这个时期应该给予患者部分主动康复的能力,从而提升康复效率.

为此,很多研究者将工作重心放在基于生物电信号的人机交互控制方法上面^[12].肌电信号是产生肌肉力的电信号根源.在生物机理上它是许多运动单元产生的动作序列电位的总和.而人体表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号是肌电信号于人体皮肤表面的外在表现,包含很多肌肉活动的重要信息,

可以反映出人体肌肉的运动意图. 另外, sEMG比人体 的运动动作提前30~100 ms, 可以用于人体运动动作 的提前判断, 因此被广泛应用于临床诊断、康复治 疗、假肢控制和人机交互控制等方面^[13-17]. 因此, 基 于sEMG的主动感知与人机交互是目前最热门的研究 方向之一.

Al-Quraishi等^[18]提取了踝关节运动时肌肉的sE-MG信号,并比较了不同的sEMG信号特征提取方法 和运动分类方法.在外骨骼踝关节机器人力控制方面, Ao等^[19]把Hill模型与EMG信号进行结合,实现了踝 关节的关节力矩估计.据此,Yao等^[20]进一步提出了 自适应阻抗控制,实现了变刚度控制效果.杜等^[21]基 于sEMG和足底压力特征,建立基于多传感器信息融 合的人机交互模型,实现康复机器人运动轨迹的在线 规划.Zhou等^[22]针对坐式踝关节康复机器人,设计更 符合患者需求的康复策略,利用sEMG对康复治疗时 的具体参数进行标准化设置,并选择多名被试者进行 6周的跟踪实验.尽管上述研究成果取得了一定的进 展,但是综合上述关于sEMG人机交互方法的报道,发 现仍存在很多的局限性.

第1个问题是个体适应性的扩展应用问题.因为患 者病情与身体状况存在差异、康复医生业务技术手段 也不同,所以先前很多工作所采用的肌电估计模型, 比如Hill模型、神经网络模型等,往往过于复杂,难以 进行方法扩展.在实际应用时,这些模型需要在每次 使用时都采集大量数据,针对不同患者重新训练一套 个性化训练方案.显然,这是不现实的.因此,主动人 机交互应该尽可能地简化设计使用难度,增强系统的 可扩展性,以便确保非自动化专业人士的友好使用.

第2个问题是主动人机交互控制系统的自适应性 还比较薄弱. 众所周知, 踝关节机器人系统存在严重 的不确定性, 比如: 设备频繁使用会造成机器人系统 动态特性变化; 机械设计难免引入迟滞死区等非线性 因素; 患者肌肉疲劳度随着训练进行会发生改变; 患 者脚踝康复训练运动姿势规范性难以统一. 因此, 采 用常规的固定参数阻抗控制算法将会影响康复训练 效果. 目前亟待解决的一个问题, 就是设计合适的阻 抗模型参数在线更新策略, 确保患者训练的舒适性.

为了解决上述问题,本文针对一款自行研制开发的踝关节康复机器人,开展人机交互控制方法研究.为了增强控制系统可扩展性,设计基于极限值的 sEMG肌电模型,简化设计过程;为了提升患者训练的 舒适性,针对上层任务层,设计自适应阻抗控制策略; 为了应对机器人系统不确定动态特性,设计基于数据 驱动的控制策略.最后,基于多位受试者开展了实验 研究,验证所提人机交互控制策略的有效性.

2 机器人系统设计

本章介绍踝关节康复机器人实验平台和工作原理.

图1展示了踝关节康复机器人系统,由3部分组成: ① 肌电信号采集设备(Delsys);② 高性能笔记本电脑; ③ 踝关节康复机器人.



图 1 踝关节康复机器人系统 Fig. 1 The ankle rehabilitation robotic system

图2展示了踝关节康复设备的机械结构,由脚踏 板、电极、力矩传感器和编码器组成.所设计的踝关 节康复机器人是单自由度的,可以辅助患者在矢状面 上完成背屈与跖屈动作.以脚掌与小腿相互垂直时为 中立位,足尖上抬,即足背向小腿前面靠拢为踝关节 的伸,习惯上称为背屈;足尖下垂为踝关节的屈,习惯 上称为跖屈.医学研究发现,与踝关节运动相关的肌 肉群主要为胫骨前肌与腓肠肌,其中:踝关节做背屈 运动时,胫骨前肌收缩,腓肠肌放松;踝关节做跖屈运 动时,腓肠肌收缩,胫骨前肌放松,二者为拮抗关系.



图 2 踝关节康复设备的机械结构 Fig. 2 The mechanical structure of the ankle rehabilitation device

在本研究中, 肌电信号采集于胫骨前肌和腓肠肌. 所采用的 sEMG 采集设备为美国 Delsys 公司生产的 Trigno无线肌电采集系统. 如图3所示, 展示了患者踝 关节肌电信号的采集系统, 包括1个便携式信号采集 箱和16路无线肌电采集模块. 其中: 图3(a)是肌电信 号采集设备(Delsys); 图3(b)是实验者的电极粘贴的位 置. 所采用的2个电极分别贴在2块肌肉表面(胫骨前 肌表面的Ch1电极是第1通道, 腓肠肌表面的Ch2电极 是第2通道).



(a) 肌电信号采集设备(Delsys)



(b) 实验者的电极粘贴的位置图 3 肌电信号采集设备的电极位置Fig. 3 The locations of Delsys electrodes

3 基于sEMG的运动意图估计

基于sEMG分析的运动意图识别流程如图4所示.



Fig. 4 Adaptive human-robot interaction control scheme based on sEMG signals

首先,训练离线模型,即采集目标动作的sEMG, 训练出分类模型和关节角度估计模型.然后,在线测 试时,对提取到的sEMG进行预处理后提取特征值,将 提取到的特征值向量输入到分类模型中进行运动意 图的辨识,得到运动意图的辨识结果后将其与特征值 向量一起输入到关节角度估计模型中进行关节连续 角度的估计.最后,将辨识出的运动意图和估计得到 的关节角度发送给执行机构.

3.1 EMG特征提取

在本研究中,肌电采集设备的采样频率为2000 Hz. 采集到sEMG信号后,首先需要进行信号滤波等预处理,才能进行特征值提取的相关工作.由于肌电信号主要能量范围集中于20~150 Hz,为了把这个范围涵盖在内,这里进行10~300 Hz的带通滤波(选用的滤波器为Butter-Worth滤波器):一方面滤除掉低频、高频噪声;另一方面保证主要信号所在区间得以保存.之后,进行50 Hz的带通滤波,以滤除工频干扰.

sEMG属于短时平稳信号.在进行后续的相关分析 之前,需要提取出能够表征sEMG信息的特征值,从而 提高sEMG的使用效率^[23].为了保证特征值的连续性, 往往采用设置"时间窗"和"增量窗"的方法来提取 特征值.本研究中时间窗为256 ms,增量窗为128 ms. 提取特征值时,采集胫骨前肌与腓肠肌2个通道的肌 电信号,每个通道上提取的3种不同特征值,分别为平 均绝对值 (mean absolute value, MAV)、均方根 (root mean square, RMS)、Willison幅值(Willison amplitude, WA):

MAV =
$$\frac{1}{N_{\rm t}} \sum_{i=1}^{N_{\rm t}} |x_i|$$
, (1)

RMS =
$$\sqrt{\frac{1}{N_{\rm t}} \sum_{i=1}^{N_{\rm t}} x_i^2}$$
, (2)

$$WA = \sum_{i=1}^{N_{t}-1} f(|x_{i+1} - x_{i}|),$$

$$f(\xi) = \begin{cases} 1, \ \xi > \varepsilon, \\ 0, \ \not\equiv \&, \end{cases}$$
(3)

其中: N_t 表示时间窗的长度, x_i 表示时间窗内采集到的第i个sEMG信号值.

3.2 运动意图分类

本小节的任务是,基于sEMG的3个特征值,设计 分类算法辨识患者的运动意图.

传统的主动康复方法在进行模型训练时,需要分 别采集到3种状态下的多个关节运动位置的大量数据. 但是,这对于患者患侧的踝关节而言很难实现.本研 究中,通过设计一种更加简洁的方法,避免了上述问 题.本文的方法关注于特征值的极值,仅仅要求患者 在进行背屈运动与跖屈运动时,尽力达到关节运动的 极限位置.这种方式可以解决个体适应性的扩展应用 问题,避免了不同患者使用时的重新训练问题,极大 地简化了算法设计与使用难度.

针对两个通道,选择特征值为MAV, RMS和WA. 在关节极限位置时,分别计算特征值的最大值与最 小值,记为 A_i^{\max} , A_i^{\min} , B_i^{\max} , B_i^{\min} ,其中: A_i^{\max} (i = 1,2,3)和 A_i^{\min} (i = 1,2,3)分别表示通道1对应的 MAV, RMS, WA特征值的最大值和最小值; B_i^{\max} 和 B_i^{\min} 分别表示通道2对应的MAV, RMS, WA特征值的 最大值和最小值.值得指出的是,下文中i = 1,2,3都 是对于不同特征值的一个分类情况说明.

此外, 再单独采集1组放松状态下的sEMG, 分别 计算出通道1和通道2的3组特征值的均值, 分别记 作 $A_i^{\text{snooze}}(i = 1, 2, 3)$ 和 $B_i^{\text{snooze}}(i = 1, 2, 3)$. 这里采 集到的均值用于运动意图辨识的阈值设定.

在某一时刻k,获取到胫骨前肌 sEMG 的特征值 MAV, RMS, WA分别记为 $a_i(k)$, 腓肠肌sEMG的特征 值 MAV, RMS, WA 分别记为 $b_i(k)$, 归一化的算法如 下:

$$\bar{a}_{i}(k) = |\frac{a_{i}(k) - A_{i}^{\min}}{A_{i}^{\max} - A_{i}^{\min}}|, \qquad (4)$$

$$\bar{b}_i(k) = \left|\frac{b_i(k) - B_i^{\min}}{B_i^{\max} - B_i^{\min}}\right|,\tag{5}$$

其中: $\bar{a}_i(k)(i = 1, 2, 3)$ 和 $\bar{b}_i(k)(i = 1, 2, 3)$ 分别表示 在时刻 k, 胫骨前肌和腓肠肌 sEMG 的归一化 MAV, RMS, WA特征值.

进一步,设置阈值作为在线分类的判断标准,即令 胫骨前肌和腓肠肌的特征值MAV, RMS, WA对应的 阈值分别为 α_i (i = 1, 2, 3)和 β_i (i = 1, 2, 3).

$$\alpha_i = \eta^* |\frac{A_i^{\text{snooze}} - A_i^{\min}}{A_i^{\max} - A_i^{\min}}|, \qquad (6)$$

$$\beta_i = \eta^* |\frac{B_i^{\text{snooze}} - B_i^{\text{min}}}{B_i^{\text{max}} - B_i^{\text{mim}}}|, \tag{7}$$

其中 η 定义为阈值关系系数. 经验表明,针对患病程度 严重的患者, η 应该设置得稍微大些.本文针对身体正 常的受试者开展实验,因此选择 $\eta = 2$.这样做,一方 面可以降低阈值,提高算法响应能力;另一方面去除 放松状态下的数据波动干扰,起到滤波效果.

注1 从康复医学角度来讲,背屈状态下胫骨前肌呈 收缩状态,跖屈状态与放松状态下胫骨前肌呈静息状态.因 此,对于胫骨前肌而言,背屈状态下的sEMG特征值要远大于 跖屈与放松2种状态.对于正常人,这种区分性非常明显,因 此设置阈值时不用过大,即可轻松辨识出患者的运动意图. 但是对于患者而言,这种区分性明显减小,归一化处理后

$$\begin{split} 0 &< |\frac{A_i^{\text{snooze}} - A_i^{\min}}{A_i^{\max} - A_i^{\min}}| < 0.1, \\ 0 &< |\frac{B_i^{\text{snooze}} - B_i^{\min}}{B_i^{\max} - B_i^{\min}}| < 0.1. \end{split}$$

注 2 经验表明,系数0 < η < 10是康复训练的有效 范围,确保阈值满足0 < α_i < 1, 0 < β_i < 1. 在实际临床康 复中, η 的大小由康复医师根据患者的康复情况进行设定. 当 患病较严重时,患者sEMG特征值数据会存在重叠. 为了使得 状态可分,需要适当增大 η 阈值,以激励患者更加积极的施加 背屈运动意图.显然,这种设计思想与康复医学上的相关训 练方法是完全相符的.

定义如下分类模型辨识患者的运动意图:

$$class(k) = classify(Z(k), \Lambda(k)),$$
 (8)

其中: class(*k*) \in {-1, 0, 1}为时刻*k*的分类结果, -1, 0, 1分别表示跖屈、放松以及背屈状态; classify(·)为 分类函数; *Z*(*k*) = [$\bar{a}_1(k) \ \bar{a}_2(k) \ \bar{a}_3(k) \ \bar{b}_1(k) \ \bar{b}_2(k)$ $\bar{b}_3(k)$]; $\Lambda(k) = [\alpha_1(k) \ \alpha_2(k) \ \alpha_3(k) \ \beta_1(k) \ \beta_2(k) \ \beta_3(k)$].

值得指出的是, 分类函数classify(·)的定义是非常 灵活的. 本文选择单一特征值作为分类判断的标准. 具体实现过程为: 若 $\bar{a}_i(k) > \alpha_i(i = 1, 2, 3)$, 将该特 征值的分类判断结果记为背屈, 否则记为放松状态; 若 $\bar{b}_i(k) > \beta_i(i = 1, 2, 3)$, 将该特征值的分类判断结 果记为跖屈, 否则记为放松状态. 针对所有元素进行 6次对比, 计次≥ 3的分类结果选定为最终运动意图, 否则认为是放松状态以确保安全性.

3.3 连续运动估计

结合上一小节的分类结果,本小节的任务是:基于 sEMG的3个特征值,估计出患者所期望的踝关节连续 运动角度.

若class = 1, 分类结果判断为背屈状态, 则利用胫骨前肌的归一化特征值进行角度估计. 下面针对背屈运动, 定义关节角度在线估计方法

angle^{dor}_{*i*}(*k*) =
$$f(\bar{a}_i(k)), i = 1, 2, 3,$$
 (9)

其中: $f(\cdot)$ 表示胫骨前肌的归一化特征值到关节背屈运动角度之间的映射关系; angle^{dor}(k)表示利用胫骨前肌MAV, RMS, WA特征值分别估计出的背屈运动角度值.

对于映射函数*f*(·),采用离线归纳的方法加以描述. 在实际控制中发现,越靠近关节的极限运动位置,运动相同的角度需要人主动施加的力就越大,即关节运动角度与归一化特征值曲线的斜率越大. 不妨设踝关节背屈运动角度与胫骨前肌某一归一化特征值关系曲线可以表示为下面的关系式:

$$\bar{a}_i(k) = f^{-1}(\operatorname{angle}_i^{\operatorname{dor}}(k)) = l_i^1 \cdot e^{m_i \cdot \operatorname{angle}_i^{\operatorname{dor}}(k)} + l_i^2,$$

很显然这个函数经过 $(0, \alpha_i)$ 和 $(\theta_{dor}, 1)$ 两个点. 在函数中: α_i 表示该通道下相应特征值的阈值; θ_{dor} 表示设置的背屈极限位置; m_i (i = 1, 2, 3)表示设置的胫骨前肌各特征值与关节背屈运动角度之间的曲度系数; $l_i^1 \pi l_i^2$ 为曲线待辨识参数, 符合下面的关系式:

$$l_i^1 = \frac{(1-\alpha_i)}{\mathrm{e}^{m_i\cdot\theta_{\mathrm{dor}}}-1}, \; l_i^2 = \alpha_i^1$$

综上,针对背屈运动状态,可以得到胫骨前肌的归 一化特征值与关节背屈运动角度的映射关系:

$$\operatorname{angle}_{i}^{\operatorname{dor}}(k) = \frac{1}{m_{i}} \ln(\frac{\bar{a}_{i}(k) + \frac{1 - \alpha_{i}}{\mathrm{e}^{m_{i} \cdot \theta_{\operatorname{dor}}} - 1} - \alpha_{i}}{\frac{1 - \alpha_{i}}{\mathrm{e}^{m_{i} \cdot \theta_{\operatorname{dor}}} - 1}}).$$
(10)

同理,针对跖屈运动状态,可以得到腓肠肌的归一 化特征值与关节跖屈运动角度的映射关系:

$$\operatorname{angle}_{i}^{\operatorname{pla}}(k) = g(b_{i}(k)) = -\frac{1}{n_{i}} \ln(\frac{\bar{b}_{i}(k) + \frac{1 - \beta_{i}}{e^{n_{i} \cdot \theta_{\operatorname{pla}}} - 1} - \beta_{i}}{\frac{1 - \beta_{i}}{e^{n_{i} \cdot \theta_{\operatorname{pla}}} - 1}}), \quad (11)$$

其中: θ_{pla} 表示设置的跖屈运动极限角度值; $n_i(i = 1, 2, 3)$ 表示腓肠肌各特征值与关节跖屈运动角度之间的曲度系数; angle_{pla}(*i*)(*i* = 1, 2, 3)表示利用腓肠肌各特征值分别估计出的跖屈运动角度值.

最终,获得受试者的期望关节运动角度 $\theta_{d}(k)$ 为

$$\operatorname{angle}_{i}(k) = \begin{cases} \operatorname{angle}_{i}^{\operatorname{dor}}(k), \ \operatorname{class}(k) = 1, \\ 0, \qquad \operatorname{class}(k) = 0, \\ \operatorname{angle}_{i}^{\operatorname{pla}}(k), \ \operatorname{class}(k) = -1, \end{cases}$$
(12)

$$\theta_{\rm d}(k) = \sum_{i=1}^{3} \frac{{\rm angle}_i(k)}{3}, \ i = 1, 2, 3.$$
(13)

4 基于sEMG的人机交互控制

人机交互控制系统流程如图4所示.首先,设计任 务层面的控制回路.基于前一章估计的运动意图,可 以获得患者期望运动的关节角度.结合患者与踝关节 机器人的交互力矩信息,基于阻抗控制思想,在线更 新阻抗模型参数,计算出修正的设定值.之后,进一步 讨论底层位置控制回路设计方法.由于机械驱动机构 难免存在摩擦力、迟滞、噪声等不确定性因素,常规线 性控制方法存在局限性.因此,本文基于简化的降阶 模型,设计在线参数估计器,实时修正模型参数;根据 预先选定的鲁棒稳定性区域,设计自适应PI控制方法, 确保底层控制系统的鲁棒稳定性.

4.1 任务层阻抗控制

结合上一章所获得的期望关节运动角度θ_d(k),本 小节的任务是:基于阻抗控制思想,设计1个在线自调 整的参考轨迹,确保使用者训练舒适度.

针对踝关节康复机器人,其阻抗控制模型为

 $M_{\rm d}(\ddot{\theta}_{\rm r}-\ddot{\theta}_{\rm d})+B_{\rm d}(\dot{\theta}_{\rm r}-\dot{\theta}_{\rm d})+K_{\rm d}(\theta_{\rm r}-\theta_{\rm d})=T,$ (14) 其中: T表示人体脚掌与脚踏板之间的交互力矩, 可 以通过嵌入踝关节康复机器人中的力矩传感器测得; θ_d表示踝关节康复机器人脚踏板处的期望运动角度, 它是由式(12)估计出的患者的期望关节运动角度; θ_r表示踝关节康复机器人脚踏板处的修正后的期望运 动角度,它是由本小节提出的阻抗控制算法计算出来 的,将被当做最终的位置参考轨迹发送至底层控制器; *M*_d, *B*_d, *K*_d分别表示系统的惯性参数、阻尼参数、刚 度参数.值得说明的是, *M*_d反应了机器人末端的加速 度特性, 对于有大加速度的高速运动或者会产生较大 冲击力的运动有较大影响.对于踝关节康复机器人交 互控制来说,系数影响非常小,可以近似忽略.本文主 要探讨系数*B*_d, *K*_d对于阻抗控制的影响,并提出一种 在线更新律.

注 3 对于式(14), *M*_d远小于*B*_d, *K*_d. 即便忽略*M*_d, 降阶模型的极点仍然可以很大程度地保留原阻抗模型(14)主导极点的动态特性. 因此, 忽略原模型*M*_d、基于降阶模型设计控制器的工程处理手段是合理的.

定义 $\Delta \theta = \theta_{\rm r} - \theta_{\rm d}$,表示基于阻抗参数自适应律 获得的位置补偿量.根据上述分析可知,忽略 $M_{\rm d}$ 加速 度项,经过拉氏变换以后,式(14)可以记为 $\Delta \theta = \frac{T}{sB_{\rm d} + K_{\rm d}}$.为了计算机控制系统设计方便,针对上 式,基于后向差分公式,进行离散化处理.假定采样周 期为 τ ,可知 $s = \frac{1 - z^{-1}}{\tau}$.那么,在时刻k,可以得到 $\Delta \theta(k) = \frac{\tau T(k)}{(B_{\rm d} + \tau K_{\rm d}) - B_{\rm d} z^{-1}}$.

为了实现阻抗控制,下面试图设计 B_d , K_d 的在线 更新律.由于刚度系数 K_d 对于机器人末端运动影响 非常大、远超过 B_d ,不失一般性,可以选定 $B_d = \lambda K_d$, 那么可得

$$(\lambda + \tau)\Delta\theta(k) - \lambda\Delta\theta(k-1) = \frac{\tau}{K_{\rm d}} \cdot T(k).$$
 (15)

对于上式,本研究选定采样周期为 $\tau = 0.01$,而增 益系数 $\lambda = 0.01 \sim 1$.显然,这样可以确保差分方程 的收敛性,即确保阻抗控制系统的稳定性.

注 4 对于式(15),由于采样周期是固定的,因此增益 系数 λ 的选择是格外重要的,会影响输出响应特性.以采样周 期 $\tau = 0.01$ 为例,分析闭环特性关系 $\frac{\lambda}{\lambda+0.001}$:当 λ 较大时, 差分方程的特征根靠近正实轴z = 1位置,此时响应比较平 缓;而当 λ 较小时,差分方程的特征根靠近零点z = 0位置,此 时响应较快、振荡较多.众所周知,康复人机交互过程不同于 常规的控制任务,其响应输出并不追求快速性,而更关注控制 平稳性.因此,笔者建议在实验中选取增益系数 $\lambda = 0.1$.

本文选取K_d的自适应更新律如下:

$$K_{\rm d} = \begin{cases} \frac{T(k)}{a_1 T^2(k) + b_1 T(k) + c_1}, \ T(k) > \varepsilon_1, \\ \infty, & \varepsilon_2 \leqslant T(k) \leqslant \varepsilon_1, \\ \frac{T(k)}{a_2 T^2(k) + b_2 T(k) + c_2}, \ T(k) \leqslant \varepsilon_2, \end{cases}$$
(16)

其中: ε_1 , ε_2 分别表示背屈状态、跖屈状态下阻抗控制的力矩阈值; 背屈状态系数 a_1 , b_1 , c_1 和跖屈状态系数 a_2 , b_2 , c_2 通过如下算法整定:

$$a_1 = \frac{\Delta \theta_1}{(T_1 - \varepsilon_1)^2}, \ b_1 = -2a_1\varepsilon_1, \ c_1 = a_1\varepsilon_1^2,$$
$$a_2 = \frac{\Delta \theta_2}{(T_2 - \varepsilon_2)^2}, \ b_2 = -2a_2\varepsilon_2, \ c_2 = a_2\varepsilon_1^2,$$

其中: $\Delta \theta_1$ 表示背屈状态下当交互力矩为 T_1 时的角度 补偿量; $\Delta \theta_2$ 表示跖屈状态下当交互力矩为 T_2 时的角 度补偿量.不失一般性,选定背屈方向为正,即令 $\varepsilon_1 > 0$, $\Delta \theta_1 > 0$ 以及 $\varepsilon_2 < 0$, $\Delta \theta_2 < 0$.

当 $\varepsilon_2 \leq T(k) \leq \varepsilon_1$ 时,处于放松状态,机器人与踝 关节之间的交互力矩比较小,不会对踝关节造成 损伤.此时令 $K_d = \infty$,即 $\Delta \theta(k) = \frac{T(k)}{K_d} = 0.$

当 $T(k) > \varepsilon_1$ 时,处于背屈状态,为了防止抵抗力 矩过大对踝关节造成损伤,自适应律如式(16).在这种 情形下,当监测到T(k)恰为阈值 ε_1 ,开始角度调整.同 时,随着T(k)越来越大,就更容易造成损伤,因此, $\Delta\theta(k)$ 角度调整量也在逐渐增加.

同理, 当 $T(k) \leq \varepsilon_2$ 时, 处于跖屈状态, 为了防止踝 关节造成损伤, 自适应律如式(15). 这种情况下的工作 特性与背屈状态类似, 不再赘述.

综上,基于自适应阻抗控制器设计(14),获得了修 正的参考轨迹θ_r(*k*),作为底层位置控制的期望值:

$$\theta_{\rm r}(k) = \theta_{\rm d}(k) + \Delta\theta(k).$$
 (17)

注 5 患者踝关节长期处于足下垂的状态,背屈无力, 所以背屈状态的关节抵抗扭矩较跖屈状态更大.本文中,设定 阈值时, |ε₁|应该大于|ε₂|. 另外,相比于跖屈运动而言,背屈 运动时的极限角度更小,单位角度内的力矩值变化更大,因此 对于角度调节的灵敏性较跖屈应该更加敏感.

注6 根据阻抗模型(14),设计了1种刚度K_d、阻尼系数B_d可自适应调节的新方法.由于康复过程的控制响应输出并不追求快速性,因此,本方法着重关注刚度变化特性.基于本文所提算法,可以实现自适应刚度控制器(令B_d = 0)和自适应阻抗控制器.从康复医学角度来讲,这些控制方法可以满足多种康复治疗策略的制定,比如:被动模式康复、主动助力模式康复、主动拉伸模式康复、抗阻训练模式康复以及跟腱拉伸模式康复^[1,3].

4.2 底层位置控制

针对机械驱动机构中存在的摩擦力、迟滞、噪声等不确定性因素,本小节的任务是:提出简化的降阶 模型,设计在线参数估计器,实时修正模型参数;根据 预先选定的鲁棒稳定性区域,设计自适应PI控制律以 及相应的k_P和k_I在线更新规律.

假定电机驱动机构表示为如下形式:

$$\theta(k+1) = \phi[\theta(k) \cdots \theta(k-n_{\rm a}) u(k) \cdots$$

$$u(k+1-n_{\rm b})],$$
 (18)

其中: $\theta(k+1)$ 表示机器人末端的实际运动角度;u(k)表示电机驱动系统的控制输入信号; $\phi[\cdot]$ 表示电机驱动机构的输入输出非线性动态特性关系, n_a 和 n_b 表示系统的阶次.

针对电机驱动机构(18),设计PI控制律

$$u(k) = u(k-1) + k_{\rm P} \left[\varepsilon_{\theta}(k) - \varepsilon_{\theta}(k-1)\right] + k_{\rm I} \varepsilon_{\theta}(k), \tag{19}$$

其中: $\varepsilon_{\theta}(k) = \theta_{r}(k) - \theta(k)$ 表示输出跟踪误差; k_{P} 和 k_{I} 分别是控制器的比例系数和积分系数.

不失一般性,式(18)可以表示为一阶线性动态环 节与未建模动态的相加形式^[24]:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + \zeta(k), \qquad (20)$$

其中: z^{-1} 是离散算子; $A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1}$, $B(z^{-1}) = b_1 z^{-1}$ 表示多项式; $\zeta(k)$ 是系统的未建模动态.

整理式(20)可得数学模型为

$$y(k) = \varphi^{\mathrm{T}}(k)\theta + \zeta(k), \qquad (21)$$

其中: 信息矩阵是 $\varphi(k) = [-y(k-1) \ u(k-1)]^{\mathrm{T}}$, 模型参数是 $\theta = [a_1 \ b_1]^{\mathrm{T}}, z^{-1}$ 是离散算子; $A(z^{-1}) = 1$ + $a_1 z^{-1} \subseteq B(z^{-1}) = b_1 z^{-1}$ 表示多项式; $\zeta(k)$ 是系统的未建模动态, 假定 $|\zeta(k)| \leq \Delta$, Δ 是一个预先选定的噪声上界.

基于式(21)可以设计估计模型为

$$y(k+1) = \varphi^{\mathbf{r}}(k+1)\hat{\theta}(k), \qquad (22)$$

其中估计的模型参数是 $\hat{\theta}(k) = [a_1(k) \ b_1(k)]^{\mathrm{T}}$,由如下随机梯度算法在线更新^[24]:

$$e(k) = y(k) - \varphi^{\mathrm{T}}(k)\hat{\theta}(k-1),$$
 (23)

$$r(k) = r(k-1) - \varphi^{\mathrm{T}}(k)\varphi(k), \ r(0) = 1,$$
 (24)

$$\chi(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\Delta}{|e(k)|}, & \text{if } |e(k)| > \Delta, \\ 0, & \text{if } |e, \end{cases}$$
(25)

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \frac{\kappa \chi(k)\varphi(k)e(k)}{r(k)},$$
(26)

其中: κ 是预先选定的自适应更新因子, 满足关系0 < $\kappa < 2$.

基于 $\hat{\theta}(k)$,不难得到多项式 $\hat{A}(k, z^{-1}) = 1 + \hat{a}_1(k)z^{-1}$ 和 $\hat{B}(k, z^{-1}) = \hat{b}_1(k)z^{-1}$.

进一步,针对式(21),可以引入多项式 $\hat{H}(k, z^{-1})$ = $\hat{h}(k)(1 - z^{-1})$ 和 $\hat{G}(k, z^{-1}) = \hat{g}_0(k) + \hat{g}_1(k)z^{-1}$, 不难得到

$$\hat{H}(k, z^{-1})u(k) = \hat{G}(k, z^{-1})\varepsilon(k).$$
 (27)

本文选定 $\hat{H}(k, z^{-1}), \hat{G}(k, z^{-1})$ 满足闭环稳定性 条件

$$\Gamma(z-1) = \hat{A}(k, z^{-1})\hat{H}(k, z^{-1}) + \hat{B}(k, z^{-1})\hat{G}(k, z^{-1}), \qquad (28)$$

其中: $\Gamma(z-1) = t_0 + t_1 z^{-1} + t_2 z^{-2}$ 是一个预先选定的稳定多项式.

针对式(21),不难得到如下的系数更新律:

$$\begin{cases} \hat{h}(k) = t_0, \\ \hat{g}_0(k) = \frac{t_1 + t_0 - \hat{a}_1(k)t_0}{\hat{b}_1(k)}, \\ \hat{g}_1(k) = \frac{t_2 + \hat{a}_1(k)t_0}{\hat{b}_1(k)}. \end{cases}$$
(29)

进一步,结合式(19)(27),可得kP和kI的更新律

$$k_{\rm P} = -\frac{t_2 + \hat{a}_1(k)t_0}{\hat{b}_1(k)t_0},$$

$$k_{\rm I} = \frac{t_1 + t_2 + t_0}{\hat{b}_1(k)t_0}.$$
(30)

综上所述,本文采用控制律(19)(23)-(26)(29)-(30) 进行底层的位置控制.

注7 综上,第4章介绍了整体的自适应控制方案.如 图4所示,从2个层次确保了闭环控制系统的稳定性.对于 第1个层面,在阻抗控制器设计(14)中,本文忽略了 M_d ,选定 了 $B_d = \lambda K_d$,从而确保主导极点由式(15)决定.分析差分 方程的特征根 $|\frac{\lambda}{\lambda+\tau}| \leq 1,$ 发现阻抗控制系统必然稳定.对 于第2个层面,在底层控制律(19)中,为了消除未建模动态 $\zeta(k)$,设计了基于极点配置的PI控制器参数调节规律.在理论 上,只要根据式(28)预先选定1个稳定的多项式 $\Gamma(z^{-1}) = t_0$ + $t_1z^{-1} + t_2z^{-2}$,就可以确保非线性迟滞不确定系统的控制 稳定性.

5 实验结果

基于第2章介绍的下肢踝关节康复机器人系统,试 图实现基于sEMG的自适应人机交互控制策略,验证 本文方法的有效性.

5.1 算法实现

本文所提出的人机交互控制算法,可以有效地增强康复治疗过程中受试者的舒适性.康复过程的控制 响应输出并不追求快速性,因此针对文中算法的实现, 进行如下设计:

1) 基于sEMG的运动意图估计中: sEMG采样频 率为 2000 Hz, 时间窗与增量窗分别为 256 ms 和 128 ms, 运动模式的类别为3, 阈值关系系数为 $\eta = 2$, 背屈极限位置设置为 $\theta_{dor} = 30^{\circ}$, 背屈极限位置设置 为 $\theta_{dor} = -40^{\circ}$;

2) 基于 sEMG 的人机交互控制中: 控制周期为 10 ms; 增益系数为 $\lambda = 0.1$; 背屈状态下 $\varepsilon_1 = 3$ Nm, $T_1 = 8$ Nm, $\Delta \theta_1 = 10^\circ$; 跖屈状态下 $\varepsilon_2 = -2$ Nm, T_2 = -7 Nm, $\Delta \theta_2 = -10^\circ$; 稳定多项式系数为 $t_0 = 1$,

30

20

 $t_1 = -1.2, t_2 = 0.36;$ 自适应更新因子为 $\kappa = 1;$ 鲁 棒估计噪声上界为 $\Delta = 0.3$.

5.2 自适应刚度控制

在进行临床康复时,为了提高模型的分类精度,每 位患者都需要离线完成数据采集与模型训练,之后才 能进行在线的康复治疗.这个过程比较繁琐,而且不 适合于广泛临床应用.

为提升数学模型的普适性,采集了10名受试者 sEMG数据作为训练样本,提取出ZC, RMS, WL特征 值, 归一化处理后进行模型训练. 相应的验证实验结 果表明: 数学模型对于训练样本的动作分类平均精度 达到96.44%. 进一步, 基于此模型, 选取第11位受试 者sEMG数据作为测试样本.在验证实验中,数学模型 可以估计出这位受试者的关节运动变化趋势,并且关 节角度连续估计的平均精度为88.32%,可以满足实验 要求.

接下来,进一步针对第11位受试者,开展背屈与跖 屈状况下的人机交互刚度控制实验研究.基于本文所 提算法,首先令 $B_d = 0$,设计自适应刚度控制器.图 5和图6分别是背屈和跖屈状态下的控制效果,自上而 下分别表示:图(a)为交互力矩随时间的变化曲线图; 图(b)为踝关节康复机器人设置的期望关节角度值(虚 线)与经过上述自适应刚度控制律校正后的实际角度 值(实线);图(c)为校正角度随时间的变化曲线图.

根据图5可以看出:由于扭矩传感器精度的限制, 在无外力施加时扭矩传感器仍在某范围内波动,力矩 阈值ε1的引入在某种程度上也可以抵消掉一定的误 差. 在图5(a) 中, 时间为5 s时设置角度为30°, 踝关节 康复机器人迅速响应到设定位置,并且在受到的抵抗 力矩小于设定的阈值时,一直稳定在期望位置.在13s 左右,抵抗力矩增加,当超过设定阈值时,通过上述控 制律获得的角度调整量迅速响应、逐渐增加,并直接 作用于康复机器人的末端角度,使得其实际的输出角 度变小,以防止由于过度拉伸而对患者的踝关节造成 二次损伤. 当患者的抵抗力矩减小后, 康复设备带动 患者的踝关节回到设定的位置,继续进行相应的被动 拉伸康复治疗.



角度/(°) 设置角度 10 实际角度 0 25 30 35 0 10 20 15 t / s(b) 设置角度和实际角度 20 角度/(0) 10 0 10 25 0 5 15 20 30 35 t / s(c) 校正角度随时间的变化曲线图 图 5 背屈状态下自适应刚度控制结果 Fig. 5 The adaptive stiffness control results under the dorsiflexion situation 5 力矩/Nm -10 L 10 5 15 20 25 30 35 t / s(a) 交互力矩随时间的变化曲线图 设置角度 角度/(°) 实际角度 -20 -40 0 5 10 15 20 25 30 35 t/s(b) 设置角度和实际角度 0 角度/(°) -10 -2010 25 0 5 15 20 30 35 t / s(c) 校正角度随时间的变化曲线图



下面针对图6进行分析.在时间为5 s时,设置踝关 节康复机器人的角度为-40°,即跖屈40°.时间大概 为12 s左右,交互力矩逐渐增加,在角度校正量的作用 下,机器人末端的实际运动角度随之调整.在12~ 15 s内,对比图6(a)与图6(c)可以发现:角度调整量与 力矩值并非为一定的比值关系.这是因为随着角度力 矩的增大,对患者的踝关节产生损伤的可能性也就越 大;因此力矩值越大,力矩值单位增加量对应的角度 调整量也应该越大,通过角度值的尽快调整避免对踝 关节的损伤.

5.3 自适应阻抗控制

为了更加清楚直观地看到采用上述自适应阻抗控制律的实验效果,这里将对机器人末端的运动角度处于上升阶段、在极限位置附近时分别进行实验并对结果进行分析.值得说明的是,在本节实验中,令B_d = 0.1K_d,进一步构建自适应阻抗控制器,充分考虑系统输出响应的速度特性.

首先,在机器人末端向设置的背屈极限位置运动 时,算法设计过程中的其他参数都保持不变,仅仅改 变 $\varepsilon_1 = 3$ Nm, $T_1 = 6$ Nm, $\Delta \theta_1 = (0.03k)^{\circ}$. 实验数 据如图7所示,其中图7(a)--7(c)分别为背屈运动时交 互力矩、设置速度/实际速度、设置角度/实际角度随 时间的变化曲线图.时间为0s时,设置位置指令为背 屈40°, 康复机器人即辅助患者的踝关节向设置的背 屈极限角度运动.由图7(a)可知,随着运动角度的增 加,关节抵抗扭矩也逐渐增加.在0~4s内,由于交互 力矩未超过设置的安全阈值,因此,机器人末端的实 际运动速度与设置速度一致、实际输出角度与设置角 度一致. 当时间为4s时, 交互力矩超出安全阈值. 在上 述阻尼参数自适应控制律的作用下,产生速度调整量, 机器人末端的运动速度随之降低,防止机器人过快地 带动患者的踝关节向极限位置运动.由图7(c)可知,在 速度调整量的间接作用下,4s后机器人末端的实际输 出位置落后于设置的输出角度曲线,从而表现出一定 的柔性.

接下来, 当康复机器人辅助患者的踝关节运动到 极限位置后, 在受到的关节抵抗力矩超过设定的安全 阈值时, 刚度参数自适应律应该迅速作用, 调整机器 人末端的实际输出角度. 相应地, 阻尼参数自适应律 应该迅速改变机器人末端的运动速度, 间接作用于机 器人末端的输出角度, 使得其可以带动患者的踝关节 快速地离开极限位置, 达到安全角度范围内. 此时, 仍 以背屈极限位置为例, 实验数据如图8所示. 在5 s左 右, 关节抵抗扭矩超过设置的安全阈值, 如图8(b)所 示, 在阻尼参数作用下, 机器人末端的实际运动速度 增大, 间接表现为图8(c)中机器人末端的实际运动角 度曲线斜率的变化. 另外, 在刚度参数的作用下, 机器 人末端的输出角度实时调整, 表现为远离背屈极限位 置,以减小交互力矩.在上述控制律的作用下,通过其 对刚度参数、阻尼参数的调节,作用于机器人末端的 运动角度与运动速度,在保证人机交互安全性的同时, 提高了交互时的舒适性.



Fig. 7 The adaptive stiffness control results for the raising stage of the dorsiflexion situation







5.4 讨论

值得说明的是,本文方法仅关注踝关节运动过程 两个通道的各个特征值的最大值与最小值.针对在线 的运动意图辨识以及运动角度估计阶段,本文同样基 于以上特征值极值信息,设计关节连续运动意图估计; 因此,不必分别采集踝关节在背屈状态、跖屈状态、放 松状态下的数据,从而避免了模型训练中采集各个状 态下sEMG信号以训练模型的繁杂环节;同时也避免 了由于受试者难以长时间维持某一动作而给采集各 个状态下sEMG信号带来的困难,这种处理方式可以 满足不同康复情况患者的实际需求,有效地解决了个 体适应性的扩展应用问题.先前很多工作所采用的肌 电估计模型,比如Hill模型、神经网络模型^[25]等,往往 过于复杂,难以进行方法扩展.在实际应用时,这些模 型需要在每次使用时都采集大量数据,针对不同患者 重新训练一套个性化训练方案.因此,本文方法极大 地简化了主动人机交互的设计难度,增强系统的可扩 展性,确保非自动化专业人士的友好使用.在本文的 第5章,选取了10名受试者作为训练样本构建了数学 模型,后又选取了第11位受试者作为测试样本,实验 结果表明此数学模型具有普适性、验证了方法的有效 性. 此外, 基于上述的简化过程, 进一步设计了合适的 阻抗控制策略,确保患者训练的安全性.本文重点关 注机器人系统中的不确定性,比如:设备频繁使用会 造成机器人系统动态特性变化、机械设计难免引入迟 滞死区等非线性因素、患者肌肉疲劳度随着训练进行 会发生改变、患者脚踝康复训练运动姿势规范性难以 统一.为此,本文提出了参数可自适应调节的变刚度、 阻尼系数的阻抗控制算法,可以有效地提升患者的人 机交互舒适度.在本文的第5章,基于所提控制架构, 对全部11名受试者都进行了主动康复训练(由于篇幅 有限, 仅测试样本的控制效果做出展示). 实验结果表 明人机交互控制系统稳定、验证了方法的有效性.

6 结论

本文针对可穿戴式踝关节康复设备,提出一种基

于sEMG的自适应人机交互控制方法,可以满足不同 康复情况患者的实际需求.针对受试者难以保持某一 动作、肌电信号微弱等特点,提出一种新的关节角度 估计方法,仅仅关注踝关节运动过程2个通道各个特 征值的最大值与最小值.针对人机交互的安全性问题, 提出一种刚度、阻尼参数在线自适应调节的阻抗控制 算法,确保踝关节机器人对外始终表现出等效柔性. 实验研究表明所提出的人机交互控制方法是有效的, 并具有一定应用前景.

参考文献:

 ZHANG Tong. Guidance for stroke rehabilitation in China. Chinese Journal of the Frontiers of Medical Science (Electronic Version), 2012, 4(6): 55 - 56.
 (张通,中国脑卒中康复治疗指南(2011年完全版),中国医学前沿杂

(张迪. 甲国脑卒甲康复治疗指南(2011年完全版). 甲国医学间沿梁 志(电子版), 2012, 4(6): 55 – 56.)

- [2] BERNHARDT M, FREY M, COLOMBO G, et al. Hybrid forceposition control yields cooperative behaviour of the rehabilitation robot LOKOMAT. *Proceedings of IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*. Chicago: IEEE, 2005: 536 – 539.
- [3] SUN Huabao. Research and design on training system of ankle joint rehabilitation robot. Shenyang: Northeastern University, 2017.
 (孙华宝. 踝关节康复机器人训练系统的设计与研究. 沈阳: 东北大 学, 2017.)
- [4] REN Y, XU T, WANG L, et al. Develop a wearable ankle robot for in-bed acute stroke rehabilitation. *Annual International Conference* of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston: IEEE, 2011: 7483 – 7486.
- [5] JAMWAL P K, HUSSAIN S, GHAYESH M H, et al. Impedance control of an intrinsically compliant parallel ankle rehabilitation robot. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(6): 3638 – 3647.
- [6] ZHANG Yu. Development and research of ankle-foot rehabilitation exoskeleton orthosis. Hangzhou: Zhejiang University, 2010.
 (张煜. 踝关节康复医疗外骨骼系统开发研究. 杭州: 浙江大学, 2010.)
- [7] ZHANG M M, XIE S, LI X L, et al. Adaptive patient-cooperative control of a compliant ankle rehabilitation robot (CARR) with enhanced training safety. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(2): 1398 – 1407.
- [8] YU H Y, HUANG S N, CHEN G, et al. Human-robot interaction control of rehabilitation robots with series elastic actuators. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1089 – 1100.
- [9] FARJADIAN A B, NABIAN M, MAVROIDIS C, et al. Implementation of a task-dependent anisotropic impedance controller into a 2–DOF platform-based ankle rehabilitation robot. *IEEE Internation*al Conference on Robotics and Automation (ICRA). Seattle: IEEE, 2015: 5590 – 5595.
- [10] MENG W, XIE S Q, LIU Q, et al. Robust iterative feedback tuning control of a compliant rehabilitation robot for repetitive ankle training. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(1): 173 – 184.
- [11] AYAS M S, ALTAS I H. Fuzzy logic based adaptive admittance control of a redundantly actuated ankle rehabilitation robot. *Control Engineering Practice*, 2017, 59(1): 44 – 54.
- [12] DING Qichuan, ZHAO Xingang, HAN Jianda. EMG-based estimation for multi-joint continuous movement of human upper limb. *Robot*, 2014, 36(4): 469 476.
 (丁其川, 赵新刚, 韩建达. 基于肌电信号的上肢多关节连续运动估计. 机器人, 2014, 36(4): 469 476.)

- [13] DUAN F, DAI L, CHANG W, et al. sEMG-based identification of hand motion commands using wavelet neural network combined with discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(3): 1923 – 1934.
- [14] XING K, YANG P, HUANG J, et al. A real-time EMG pattern recognition method for virtual myoelectric hand control. *Neurocomputing*, 2014, 136(1): 345 – 355.
- [15] TSAI A C, HSIEH T H, LUH J J, et al. A comparison of upperlimb motion pattern recognition using EMG signals during dynamic and isometric muscle contractions. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 11(1): 17 – 26.
- [16] KIGUCHI K, HAYASHI Y. An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Transactions on Systems, Man,* and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(4): 1064 – 1071.
- [17] YIN Y H, FAN Y J, XU L D. EMG and EPP-integrated humanmachine interface between the paralyzed and rehabilitation exoskeleton. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2012, 16(4): 542 – 549.
- [18] AL-QURAISHI M, ISHAK A, AHMAD S, et al. Impact of feature extraction techniques on classification accuracy for EMG based ankle joint movements. *Proceedings of Asian Control Conference(ASCC)*. Kota Kinabalu: IEEE, 2015: 1 – 5.
- [19] AO D, SONG R, GAO J. Movement performance of human-robot cooperation control based on EMG-driven hill-type and proportional models for an ankle power-assist exoskeleton robot. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(8): 1125 – 1134.
- [20] YAO S W, ZHUANG Y, LI Z J. Adaptive admittance control for an ankle exoskeleton using an EMG-driven musculoskeletal model. *Frontiers in Neurorobotics*, 2018, 12(16): 1 – 12.
- [21] DU Yihao, QIU Shi, XIE Ping, et al. Adaptive interaction control for lower limb rehabilitation robots. Acta Automatica Sinica, 2018,

44(4): 743 - 750.

(杜义浩, 邱石, 谢平, 等. 下肢康复机器人的自适应人机交互控制策略. 自动化学报, 2018, 44(4): 743 – 750.)

- [22] ZHOU Z, ZHOU Y, WANG N, et al. On the design of a robot-assisted rehabilitation system for ankle joint with contracture and/or spasticity based on proprioceptive neuromuscular facilitation. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Hong Kong: IEEE, 2014: 736 – 741.
- [23] HAN J, DING Q, XIONG A, et al. A state-space EMG model for the estimation of continuous joint movements. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(7): 4267 – 4275.
- [24] ZHANG B, ZHAO X G, LI X G, et al. Robust indirect adaptive control for a class of nonlinear systems and its application to shape memory alloy actuators. *IEEE Access*, 2018, 16: 35809 – 35823.
- [25] DING Qichuan, XIONG Anbin, ZHAO Xingang, et al. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1): 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(1): 13 – 25.)

作者简介:

张 弼 副研究员,博士,研究领域为先进控制理论及应用、智能 人机交互, E-mail: zhangbi@sia.cn;

姚 杰 研究实习员,硕士,研究领域为脑肌电意图识别, E-mail: yaojie@sia.cn;

赵新刚 研究员,博士生导师,研究领域为人机交互、智能驱动、

医疗康复机器人, E-mail: zhaoxingang@sia.cn;

谈晓伟 博士研究生, 研究领域为人机交互、柔性外骨骼, E-mail: tanxiaowei@sia.cn.