

· 康复工程 ·

机器人辅助上肢康复训练中训练者主动参与度估计方法研究*

康俊^{1,2,3} 施长城^{2,3,6} 张勤^{1,6} 王嘉津^{2,3,4} 王昱^{2,3}
张佳楫^{2,3} 马冶浩^{2,3} 柴澄⁵ 沈巍⁵ 谢凯⁵ 左国坤^{2,3}

摘要

目的:针对现有患者在康复训练过程的主动参与度评估方法存在主观性强或操作复杂等问题,提出一种基于康复机器人系统的训练者主动参与度量化评估方法。

方法:本研究针对末端牵引式上肢康复机器人辅助训练任务的特点,通过实时获取电机关节转矩与位移信息计算特定动作周期内的电机做功情况,结合标定检测过程分别获取机器人单独完成与人机共同完成训练任务的做功信息,在此基础上估算受试者训练过程中的主动参与度。招募了12例健康受试者,他们通过控制上肢发力水平分别模拟出四种不同的主动参与度(被动、半主动、主动与抗阻),采用提出的方法计算主动参与度。同时,采用基于表面肌电信号的主动参与度评估方法对提出的方法的性能进行验证与比较。

结果:基于做功计算方法的主动参与度计算结果为:被动:0.06%±9.65%、半主动:42.46%±20.47%、主动:90.73%±17.15%;抗阻:239.96%±84.23%。基于表面肌电探测方法的主动参与度计算结果为:被动:-3.33%±6.32%;半主动:40.85%±22.34%;主动:100%±16.28%;抗阻:193.65%±73.42%。两种方法的计算结果具有趋势一致性。

结论:基于康复机器人做功计算的方法能够方便地估算出受试者康复训练中的主动参与度,通过标定检测的方法可以避免复杂的人体肢体动力学建模,该方法在康复患者主动参与度估算方面具有巨大的潜力。同时,该方法无需训练者佩戴额外传感器,操作简单,具有临床应用推广的潜力。

关键词 机器人辅助康复训练;做功计算;训练者主动参与度;康复评估

中图分类号:R493,R496 **文献标识码:**B **文章编号:**1001-1242(2021)-08-0978-06

脑卒中是一种急性发病的脑血管病。近年来随着人们生活习惯、饮食结构与环境的不变化,该疾病的发病率显著增高且趋于年轻化^[1-2]。脑卒中会造成患者肢体运动功能障碍,合理的康复训练可以帮助患者一定程度地重建肢体运动功能。传统基于人工辅助的康复治疗手段的成本较高,效率较低,难以满足脑卒中患者日益增长的康复需求。机器人辅助康复训练技术成为可以帮助康复医师为更多患者提供康复治疗的新方法^[3],在缓解肢体运动功能障碍方面,该技术的训练效果已逐渐接近人工康复训练方法^[4]。研究表明,患者的主动参与是关系康复治疗效果的关键因素^[5],而客观量化的主动参与度估算是康复工程领域亟需突破的技术之一。患者训练的主动参与度数据一方面能够通过实时反馈给患者,促进患者积极主动的参与康复训练;另一方面能够为医师准确客观评估患者的肢体运动功能提供量化依据^[5];同时,该指标也可作为康复机器人在线自适应调整辅助控

制策略提供参考信息^[6-8]。因此,量化估计患者在康复训练中的主动参与度具有重要意义。

量表法是现在康复临床广泛采用的评估患者主动参与度的方法^[9],例如普遍使用的脑卒中影响量表(stroke impact scale, SIS),该量表通过问卷调查的方式了解患者在日常生活的主动参与情况,旨在评估患者的生存质量^[10]。然而该方法只是从宏观的角度评价了患者的恢复情况,且具有一定的主观性,不能从患者与机器人交互的角度客观量化反映患者在康复训练时主动参与度的变化。在机器人辅助康复训练的相关研究中,患者的主动参与度也可以通过表面肌电、脑电或人机交互信息来进行量化客观评估。

Zimmerli等^[5]在下肢康复机器人训练平台中通过采集关键肌群的肌电信号来估算患者的主动参与度。Pareek等^[11]通过采集患者前臂的表面肌电信号来评估患者的主动参与水平,并且预定义了多种不同的训练轨迹任务,然后根据患者

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2021.08.014

*基金项目:宁波市“科技创新2025”重大专项项目(2018B10073);浙江省重点研发计划项目(2019C03090);宁波市自然科学基金项目(2018A610071)

1 西南交通大学电气工程学院,四川省成都市,610031; 2 中国科学院宁波工业技术研究院慈溪生物医学工程研究所; 3 中国科学院宁波材料技术与工程研究所; 4 上海大学; 5 宁波大学医学院附属医院; 6 通讯作者

第一作者简介:康俊,男,硕士研究生; 收稿日期:2020-01-04

的参与水平建立两者之间的对应关系,以此来提升患者的主动参与度。基于肌电信号探测的方法可实时客观地表征患者训练中的主动参与度,但该方法需要患者额外佩戴肌电传感器,系统具有一定的复杂性。Wagner等^[12]分别采集受试者在休息、机器人辅助运动和完全主动运动三种不同情况下的脑电信号,研究发现三种情况下的脑电信号激活水平有着明显的区别,该研究定性反映了主动参与度的变化。Lunenburger等^[13]基于Lokomat步态康复机器人平台中的力传感器测量患者与机器人之间的交互力,进而计算交互力和加权函数乘积积分与加权函数的积分之比,由此计算得到一个步态周期中患者的主动参与度。

考虑到力传感器的成本较高以及增加系统复杂性的局限性,部分康复机器人也采用无力传感器的方法判断患者在机器人辅助康复训练过程中的主动参与度。比如,目前在临床上应用最广泛的德国RECK公司的MOTOMed上下肢康复训练器通过检测驱动两侧踏板/摇杆的伺服电机电流以及由此推算的电机输出力矩的变化来判断患者双侧肢体主动参与度的区别^[14],该方法针对单自由度的简单主被动康复训练器比较有效。美国莱斯大学Pehlivan等^[6]基于RiceWrist-S手腕康复机器人建立了机器人动力学模型,将患者对机器人的作用力视为系统的干扰力并使用卡尔曼滤波算法估算了患者在训练过程中的主动输入力矩。但该方法依赖于复杂的机器人系统建模,并且运动机构的摩擦力以及机械间隙可能影响输入力矩估计的准确性。瑞士苏黎世理工大学Guidali等^[15]基于ARMin上肢外骨骼机器人估算患者在一个动作周期内实际付出力矩的累加值,并进一步建立上肢康复机器人和患者上肢的逆动力学模型,通过采用患者上肢关节力矩累加值计算患者的主动参与度。该方法对于患者的4种主动参与度(被动、半主动、主动与抗阻)有较好的表征效果。但依靠力矩累计的方法会存在正负力矩抵消的现象,并且由于力矩为矢量参数,在多自由度康复机器人系统中该方法需要考虑复杂机构学模型。此外,由于患者之间的差异性导致准确的个性化人体上肢建模有一定复杂性。

针对现有研究方法存在的局限性,本研究基于末端牵引式上肢康复机器人系统提出依据关节电机做功计算的主动参与度估计方法。该方法通过采集关节电机的实时位置与输出力矩信息从而计算动作周期内训练者上肢做功情况,进一步结合前期相关做功标定信息从而估算机器人辅助康复训练过程中训练者的主动参与度。该方法相比于基于肌电探测或脑电探测的方法,无需训练者额外佩戴传感器,具有较强的临床推广性。相比于前面基于的主动参与度估算方法,本研究采用人机交互系统的做功总量恒定的原理,通过检测机器人的做功情况即可推知训练者做功的情况,从物理概念上更加容易理解。同时,在多自由度复杂的机器人系统

中,该方法可以通过累加不同自由度方向上电机的做功大小以准确的估算出主动参与度,从而避免了力矩累加方法依赖复杂机构建模的问题。此外,通过采用简单的做功标定避免了复杂的机器人与人体上肢动力学建模,更加适应临床应用时对不同训练者主动参与度的个性化估计,并且避免了机器人系统摩擦力和机构间隙带来的对主动参与度准确估算的影响。本研究也可作为基于康复机器人的上肢运动功能在线康复评估研究提供实验基础支撑。

1 方法

1.1 主动参与度估算原理

对于特定康复训练任务,机器人辅助训练的本质是机器人与训练者手臂共同输出转矩完成康复运动训练,并且两者完成单位训练任务做功的总和恒定。由于不同人体的手臂具有特异性,很难通过建立精确的模型来计算手臂独立完成任务需要的做功大小,但是机器人在一定时间内做功可以通过采集机器人的关节转矩和位置数据进行计算得到,即:

$$W = \sum_{i=2}^N \tau_{joint}[i](\theta[i] - \theta[i-1]) \quad (1)$$

其中, N 为单个训练任务的数据样本数量, τ_{joint} 为机器人关节转矩, θ 为机器人关节角度。

文献^[15]将主动参与度定义为训练者完成任务的手臂实际输出与其不借助机器人辅助而单独完成训练任务所需输出的冲量百分比。为了直观体现主动参与度的物理含义,本文将主动参与度定义为训练者完成一次训练任务手臂实际做功与其所需做功百分比,即:

$$C_{user} = \frac{W_{user}}{W_{arm}} \times 100\% \quad (2)$$

其中, W_{user} 为训练者手臂实际做功, W_{arm} 为训练者手臂单独完成训练任务所需做功。

根据能量守恒定律,在人机交互过程中,忽略运动过程中热能的损失,可以建立等式关系:

$$W_{motor} + W_{user} = W_{robot} + W_{arm} = W_{total} \quad (3)$$

其中,公式(3)的左边为实际训练过程中机器人做功 W_{motor} 与训练者手臂做功 W_{user} ,公式(3)的中间为标定检测过程中机器人单独完成训练任务(空载运行)所做功 W_{robot} 与训练者手臂单独完成训练任务所做功 W_{arm} ,公式(3)的右边为完成训练任务时机器人与训练者手臂共同做功之和 W_{total} 。在标定检测过程中,首先让机器人空载运行即可获得其单独完成训练任务所做功 W_{robot} ,然后再让训练者手臂放置于机器人上但不用力,即处于完全被动训练状态,此时可以获得总功 W_{total} 。通过以下公式即可算出患者手臂单独完成训练任务所做功 W_{arm} 。

$$W_{arm} = W_{total} - W_{robot} \quad (4)$$

由(3)和(4)可以推导出实际训练过程患者手臂做功 W_{user} :

$$W_{user} = W_{total} - W_{motor} \quad (5)$$

由(1)(4)(5)可知,主动参与度的计算公式为:

$$C_{user} = \frac{W_{total} - W_{motor}}{W_{total} - W_{robot}} \times 100\% \quad (6)$$

1.2 末端牵引式上肢康复训练系统

本研究的实验平台为团队自行研制的末端牵引式上肢康复机器人(the end-effect upper limb rehabilitation robot, EULRR)系统平台,如图1所示。该平台主要由开发机和下位机两部分组成。机器人开发机为装有控制软件和Unity3D软件的台式电脑;下位机由伺服控制系统及传动机构组成,为整个训练系统提供动力。该机构共有5自由度,X,Y轴为两个互相垂直的旋转自由度,Z轴为移动自由度。摇杆末端的托盘没有驱动电机,可分别绕Z轴、X轴转动,以适应训练者训练过程中的姿势变化。

1.3 训练轨迹跟踪控制

本研究的康复训练任务定义为从pA点运动到pB点,然后再返回pA点,如图1所示。由机器人逆运动学,规划关节空间的参考位置轨迹为单周期余弦轨迹。为训练任务规划轨迹跟踪,使用软件编写运动控制程序^[16]。为了提高跟踪精度,首先使用了文献^[17]中的方法对机器人的关节进行了摩擦力与重力补偿,再通过机器人实时采集关节的位置信息与预期位置进行比较,将其误差经过比例和微分环节计算,调节参数从而得到控制量使得误差收敛,实现康复机器人的位置跟踪运动。

1.4 试验方法

为了验证本文所提方法的有效性,共招募12例健康受试者进行试验验证,其中男性9例,女性3例,平均年龄为(28.2±5.0)岁,均为右利手。在开始试验之前,每位被试者已经充分了解试验流程,并签署了知情同意书。该试验总共分为三个阶段,第一个与第二个阶段为标定检测过程,以获取 W_{robot} , W_{total} 与 W_{arm} 。第三个阶段是模拟不同状态患者主动参与度的验证试验。

第一阶段:使机器人空载连续运行14个运动任务;第二

阶段:指示受试者控制其手臂不发力,完全处于被动训练状态,使机器人连续运行14个运动任务;第三阶段:指示受试者控制手臂不同的发力程度,模拟四种不同的主动参与度(即被动、半主动、主动和阻抗),并连续完成14个运动任务。其中,第1,2,5,6,9,10,13,14个训练任务为被动运动模式,模拟完全没有运动能力的患者;第3,4个训练任务为半主动运动模式,模拟有一定运动能力的患者;第7,8个训练任务为主动运动模式,模拟有自主完成训练任务能力的患者;第11,12个训练任务为抗阻运动模式,模拟有超越自主完成任务能力的患者。同时采集受试者肱二头肌的表面肌电信号。

1.5 数据的采集与处理

本文主要是对三个阶段试验中位置数据、电机输出转矩数据以及受试者上肢肱二头肌的肌电信号数据进行采集。位置数据和电机转矩数据是利用机器人控制软件进行采集,采样频率为1000Hz;肌电数据是利用美国Delsys公司Trigno Wireless System设备进行采集,采样频率为2000Hz。本文使用专业软件对数据进行处理,其步骤分为以下4步:

①计算 W_{robot} , W_{total} 和 W_{arm} 。根据公式(1),分别计算第一、二阶段标定过程每个训练任务的机器人做功,并分别求出其均值,再根据公式(4)计算获得 W_{arm} 。

②计算 C_{user} 。首先,根据公式(1)计算第三阶段试验每个训练任务机器人做功,得到每个任务对应的 W_{motor} ;然后,根据公式(6)计算每个任务的主动参与度。最后,对所有受试者相对应运动模式下的主动参与度求平均值和标准偏差。

③表面肌电信号预处理。首先,使用MATLAB软件对肌电信号进行20—500Hz的带通滤波以及滤除50Hz的工频信号^[18],然后在对信号进行去均值、整流、取包络线等处理^[19],最后以包络线的数值作为表征肌电信号的特征值。

④利用表面肌电信号计算主动参与度。计算对应每个训练任务时间内的肌电积分值,最后以被动运动和主动运动时的肌电信号积分为基准折算成主动参与百分比,如公式(7)。并以此验证所提出方法的有效性,然后计算所有受试者对应运动模式下的主动参与度平均值和标准偏差。

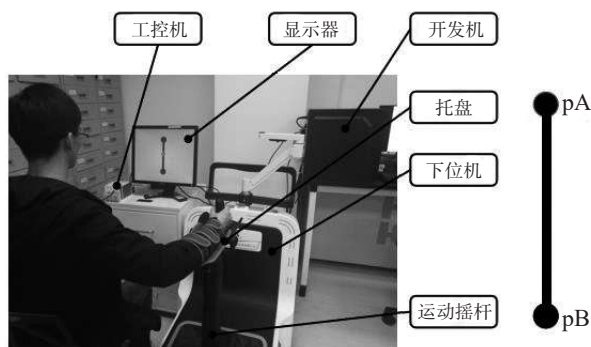
$$C_{ad} = \frac{\sum_{i=1}^N E_{ai}[i] - \sum_{i=1}^N E_{pi}[i]}{\sum_{i=1}^N E_{ai}[i] - \sum_{i=1}^N E_{ps}[i]} \quad (7)$$

其中, C_{ad} 为肌电验证性主动参与度, N 为单个训练任务的肌电数据样本数, E_{ai} , E_{pi} 分别为主动模式、被动模式采集预处理后的肌电信号包络线数值, E 为第三阶段试验在不同主动参与度情况下对应的预处理后的肌电信号值。

2 结果与讨论

根据1.5节中数据处理的方法,得到前两个试验阶段每个训练任务的机器人做功。图2(A)展示了代表性试验中机

图1 末端牵引式上肢康复机器人(EULRR)系统



机器人单独执行14个训练任务做功大小的变化情况,其均值和标准差为 (6.37 ± 0.04) J,各周期重复性高,数据的稳定性很高,其均值可以作为 W_{robot} 的值。图2(B)展示了在代表性试验中第二阶段14个训练任务时机器人做功大小的变化情况,其均值和标准差为 (11.42 ± 0.35) J。由于被试者上肢与机器人共同完成训练任务,第二阶段每个训练任务机器人做功数据的波动性明显增加,但数据的稳定性还是很高,其均值作为 W_{total} 的值。

图3为代表性受试者在执行不同主动参与度的训练任务时机器人关节转矩和关节角度的关系图,其中横轴的下半部分为训练者从pA点出发到达pB点的关节转矩—关节角度曲线,上半部分为训练者从pB点回到pA点的关节转矩—关节角度曲线。其中黑色实线为机器人单独执行训练任务的关节转矩—关节角度的关系曲线,红色实线为受试者在被动运动下的关节转矩—关节角度的关系曲线。

图2 第一阶段(A)和第二阶段(B)试验执行点到点任务机器人做功柱状图

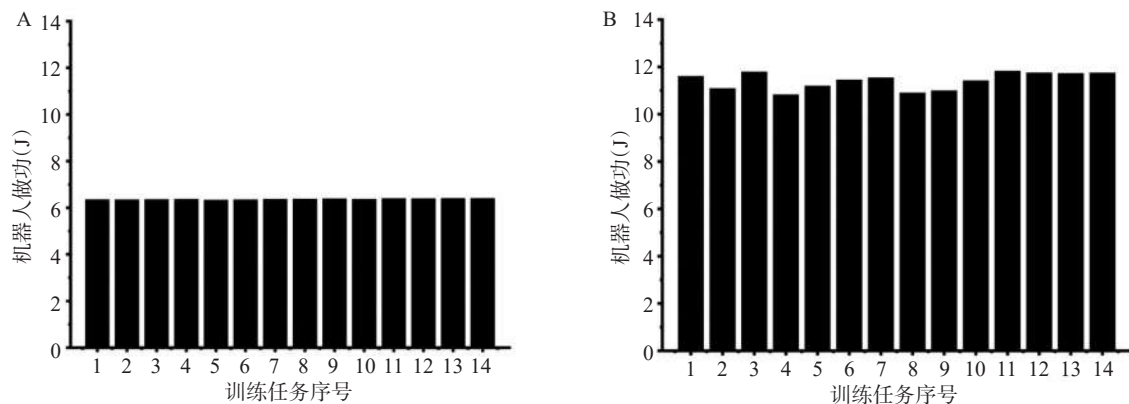


图3 代表性受试者在不同主动参与度情况下机器人关节转矩和关节角度的关系图

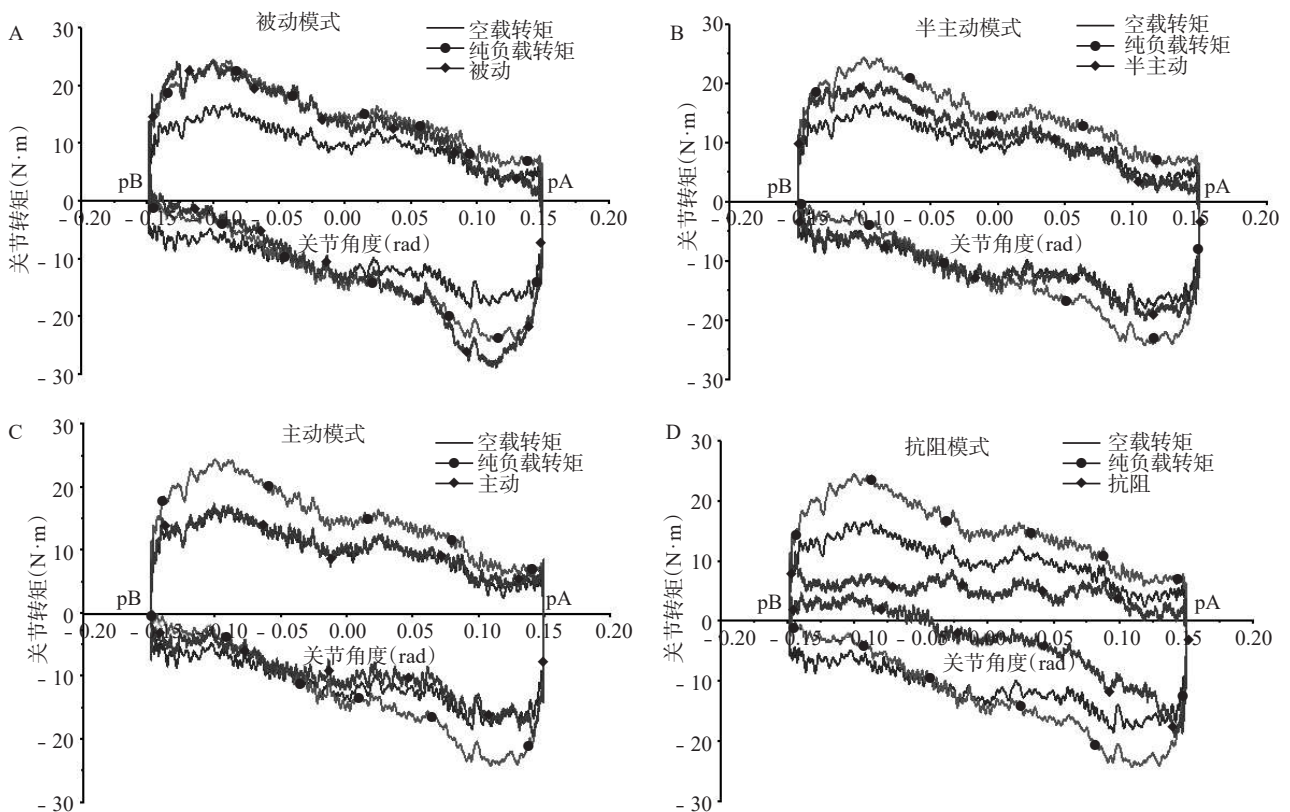


图3中的蓝色实线分别为代表性试验中受试者在(A)被动、(B)半主动、(C)主动以及(D)抗阻模式下完成训练任务机器人的关节转矩—关节角度的关系曲线。根据做功的定义,图中横轴上半部分曲线与关节角度坐标轴所围成的面积为机器人从pA点运动到pB点所做正功,下半部分与关节角度坐标轴所围成面积为机器人从pB点回到pA点所做正功,两者之和即为单个训练运动任务机器人做功的大小。因此,从图3(A)—3(D)中可以看出,其蓝色实线包围面积之和逐渐减小,说明机器人做功也逐渐减小,由公式(3)可知,在总恒定的条件下,受试者自身做功不断的提高。

图4为第三阶段试验同步采集的受试者手臂肱二头肌的(A)原始表面肌电信号和(B)经过预处理之后的肌电包络线信号。从图中可以看出,在整个试验不同阶段(被动模式、半主动模式、主动模式和抗阻模式),受试者上肢肌电信号表现出不同的激活程度。随着受试者训练主动参与度的不断增加,其肌电信号的幅值也明显增加,肌电信号的变化可以反映受试者主动参与度大小的变化。为了验证本研究所提出方法的正确性,肌电信号必须从定量的角度分析才能与提出的方法所对比。因此,采用1.5节中处理数据第(4)步的方法,可以得到百分比形式的主动参与度。

图4 代表性受试者肱二头肌原始表面肌电信号(A)和预处理后信号(B)

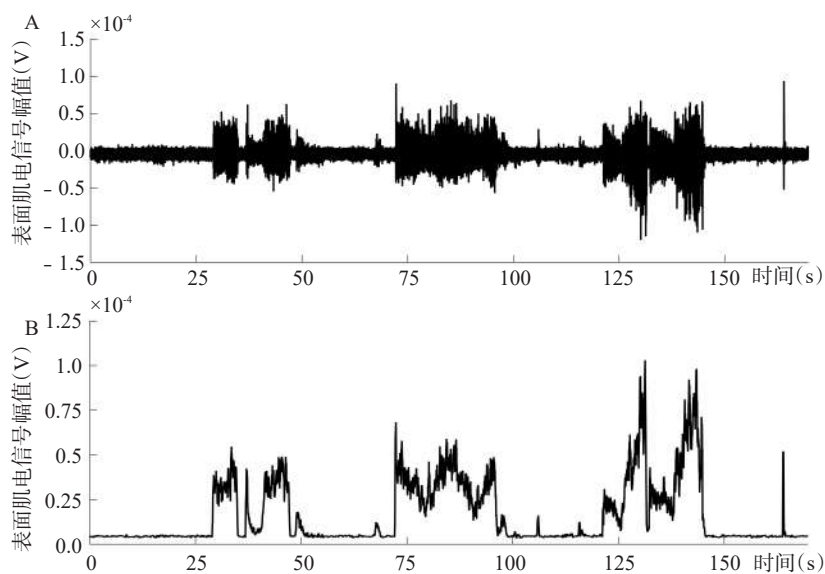


图5为代表性受试者在某一组试验中通过基于做功计算和表面肌电探测两种方法估算的训练主动参与度结果。通过基于表面肌电探测方法获取主动参与度数值在被动状态接近0%,在半主动状态接近50%,在主动状态接近100%,在抗阻状态接近150%;而基于本文方法获得的主动参与度

数值在被动状态接近0%,在半主动状态接近50%,在主动状态接近120%,在抗阻状态接近200%。从对比结果来看,两种方法获得的主动参与度数值趋势相同,具有一定可比性。

图6为所有受试者在四种状态下主动参与度的计算结果分析。图6(A)的箱式图;在不同运动模式下,分别估计所有受试者运动的主动参与度。在被动运动模式下,其估计结果为 $0.06\% \pm 9.65\%$;在半主动模式下,其估计结果为 $42.46\% \pm 20.47\%$;在主动模式下,其估计结果为 $90.73\% \pm 17.15\%$;在抗阻模式下,其估计结果为 $239.96\% \pm 84.23\%$ 。同理,利用表面肌电信号估计主动参与度的结果得到图6(B)的箱式图。在被动运动模式下,其估计结果为 $-3.33\% \pm 6.32\%$;在半主动模式下,其估计结果为 $40.85\% \pm 22.34\%$;在主动模式下,其估计结果为 $100\% \pm 16.28\%$;在抗阻模式下,其估计结果为 $193.65\% \pm 73.42\%$ 。该结果从统计学的角度进一步说明两种方法对于主动参与度的估计具有相同趋势,数据结果具有一定可比性。比较不同模式下两种方法的估计结果发现,在被动、半主动和主动运动模式下,两种方法的估算结果基本一致且结果数据的波动性较小。然而,在抗阻运动模式下两种方法估算的主动参与度结果数据与前面三种情况有所不同,一方面是数据的波动性增加,这可能是因为该模式下受试者

手臂发力较多,不但可完成自身上肢的训练任务,而且可以帮助机器人完成部分任务,而不同受试者在控制力输出的时候很难做到每次完全一致,从而导致结果数据的波动性增加;另一方面使用肌电探测的主动参与度估算值普遍比做功计算的估算值偏低,这可能是受表面肌电信号本身属性的影响,即当肌肉用力到一定程度时表面肌电信号的幅值会缓慢增加^[20],可能导致其估算的主动参与度偏低。

3 结论

针对机器人辅助上肢康复训练过程中缺乏定量化评估训练者主动参与度技术的问题,本文提出一种基于末端牵引式上肢康复机器人系统的主动参与度估计方法。该方法从能量变化的角度定义了主动参与度,并通过设计验证试验,完成了对12例健康受试者在机器人辅助康复训练过程中主动参与度的评估。同时通过采集受试者上肢肱二头肌的表面肌电信号进行对照验证。

结果表明,所提出的方法根据机器人电机输出转矩和关节位置信息可以定量化评估出受试者在执行点到点直线康复训练任务中的主动参与度。该方法使用能量法定义了主

图5 代表性受试者基于做功计算(A)和表面肌电探测(B)的主动参与度估算结果

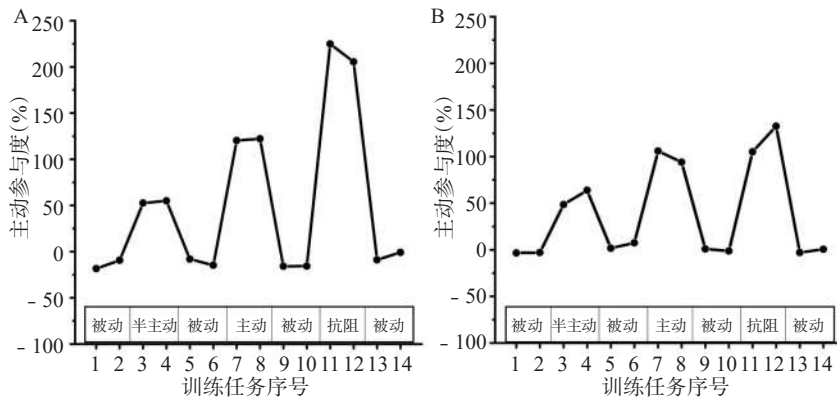
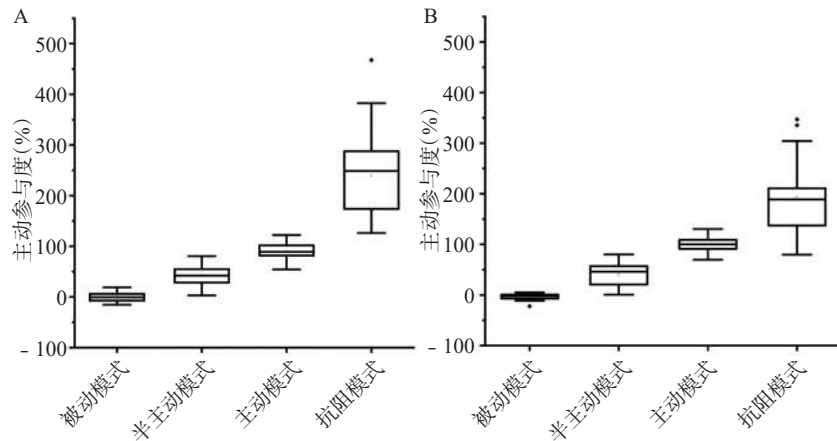


图6 所有受试者基于做功计算(A)和肌电探测(B)的主动参与度评估结果



动参与度,使其具有更为直观的物理意义,解决了基于力矩累加的方法容易出现正负力矩抵消的问题。其次,该方法避免了机器人系统与人体上肢复杂的动力学建模过程,通过标定检测的办法可直接获取受试者个性化的上肢做功数据,同时也减少了因为机器人系统摩擦力和机械间隙对主动参与度计算准确性的不利影响。再次,该方法无需训练者佩戴额外的传感器,操作上非常方便,具有较强的临床推广性。本研究所获得的主动参与度信息能够有效反映训练者的肢体运动功能,可以帮助治疗师和训练者尽快了解到患者功能状态,为进一步优化康复训练策略提供指导。同时,该方法也为开展基于上肢康复机器人的在线康复评估提供了实验基础支撑。

参考文献

- [1] 王陇德, 刘建民, 杨弋, 等. 我国脑卒中防治仍面临巨大挑战——《中国脑卒中防治报告2018》概要[J]. 中国循环杂志, 2019, 34 (2): 105—119.
- [2] 周慧琳, 左国坤, 施长城, 等. 脑卒中患者上肢康复脑功能

及其康复治疗技术[J]. 中国医学工程, 2017, 25 (5):28—33.

- [3] 胡宇川, 季林红. 从医学角度探讨偏瘫上肢康复训练机器人的设计[J]. 中国组织工程研究, 2004, (34): 7754—7756.
- [4] Rodgers H, Bosomworth H, Krebs HI, et al. Robot assisted training for the upper limb after stroke (RATULS): a multicentre randomised controlled trial[J]. Lancet, 2019, 394 (10192):51—62.
- [5] Zimmerli L, Jacky M, Lunenburger L, et al. Increasing patient engagement during virtual reality-based motor rehabilitation[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2013, 94(9):1737—1746.
- [6] Pehlivan AU, Losey DP, Ormalley MK. Minimal assist-as-needed (mAAN) controller for upper limb robotic rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 32(1): 113—124.
- [7] Wolbrecht ET, Chan V, Reinkensmeyer DJ, et al. Optimizing compliant, model-based robotic assistance to promote neurorehabilitation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2008, 16(3):286—297.
- [8] Hussain S, Xie SQ, Jamwal PK. Adaptive impedance control of a robotic orthosis for gait rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(3):1025—1034.

- [9] Dijkers MP. Issues in the conceptualization and measurement of participation: an overview[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2010, 91(9):S5—S16.
- [10] 周小炫, 方云华, 陈善佳, 等. 健康调查简表和脑卒中影响量表在脑卒中康复临床中应用情况的调查分析[J]. 中国康复医学杂志, 2014, 29(5):455—459.
- [11] Pareek S, Manjunath H, Esfahani ET, et al. MyoTrack: real-time estimation of subject participation in robotic rehabilitation using sEMG and IMU[J]. IEEE Access, 2019, 7: 76030—76041.
- [12] Wagner J, Solis-Escalante T, Grieshofer P, et al. Level of participation in robotic-assisted treadmill walking modulates midline sensorimotor EEG rhythms in able-bodied subjects[J]. Neuroimage, 2012, 63(3):1203—1211.
- [13] Lunenburger L, Colombo G, Riener R. Biofeedback for robotic gait rehabilitation[J]. Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation, 2007, 4(1):1.
- [14] Kamps A, Schüle K. Cyclic movement training of the lower limb in stroke rehabilitation[J]. Neurologie Und Rehabil-

(下转第991页)