康复机器人的同步主动交互控制与实现

彭 亮 [1] 侯增广 [1] 王卫群 [1]

摘 要 提出了一种适用于康复机器人的人机交互控制方法. 结合一款具有平面并联结构的上肢康复机器人, 实现了与用户 (患者) 运动意图同步的、柔顺的主动康复训练. 在训练中, 利用自适应频率振荡器, 从表面肌电信号 (Surface electromyography, sEMG) 中获取运动模式信息, 然后结合运动模式和期望的正常运动轨迹, 生成与主动运动意图同步的参考训练轨迹. 本文通过仿真和实际实验对所提出的方法进行了验证, 振荡器可以在 2∼5 s 内快速实现与用户主动运动意图的同步, 然后利用阻抗控制器给予柔顺的辅助. 通过调节阻抗参数, 可以为患者的运动训练提供不同程度的辅助.

关键词 康复机器人, 表面肌电信号, 自适应频率振荡器, 阻抗控制

引用格式 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**(11): 1837−1846

DOI 10.16383/j.aas.2015.c150270

Synchronous Active Interaction Control and Its Implementation for a Rehabilitation Robot

PENG Liang[1] HOU Zeng-Guang[1] WANG Wei-Qun[1]

Abstract This paper proposes a novel human-robot interaction control method for rehabilitation robots. Based on an upper-limb rehabilitation robot, active training is realized, which is compliant, and can synchronize with the human motion intention. During the training, the user′s motion pattern information is detected by the adaptive frequency oscillator, then a synchronous reference training trajectory is generated by combining the pattern information with normal trajectory features. The implementation of this method is described at the end of this paper, where the adaptive frequency oscillator can synchronize with surface electromyography (sEMG) within 2∼5 s, and an impedance controller provides compliant assistance. By simply adjusting the impedance parameters, different assistance levels can be achieved.

Key words Rehabilitation robot, surface electromyography (sEMG), adaptive frequency oscillator, impedance control

Citation Peng Liang, Hou Zeng-Guang, Wang Wei-Qun. Synchronous active interaction control and its implementation for a rehabilitation robot. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(11): 1837−1846

近年来, 由中风等引起的神经损伤患者人数在全球范围内逐年递增[1]. 大多数患者会产生不同程度的运动功能障碍, 如偏瘫等, 严重影响其生活自理能力, 给家庭和社会带来沉重的负担. 除手术、药物等治疗手段, 偏瘫病人需要接受长时间的康复训练, 以最大程度地恢复运动能力, 同时预防后遗症.

近 10 年来, 有很多康复机器人系统涌现出来, 用来帮助医生和病人进行康复训练[2−3]. 最著名的如美国麻省理工学院开发的 MIT-MANUS 上肢康复机器人[4]、瑞士 Hocoma 公司的 Locomat 步态康复机器人等[5]. 相对于人工训练方式, 康复机器人具有非常多的优点: 1) 更适合长时间简单重复的运动, 其广泛应用可以极大地缓解治疗师的缺乏, 减轻他们的体力负担, 同时能够降低康复成本, 保证康复训练的强度和效果; 2) 借助机器人自身的传感器和强大的信息处理能力, 可以对整个康复训练过程进行监督和记录, 对患者的康复状况进行实时的评价; 3) 可编程, 能够根据患者的康复状况进行参数和训练项目的调节, 使用灵活. 因此, 机器人辅助康复具有非常大的应用前景, 有望成为一种常规的康复训练手段.

目前, 机器人辅助康复训练的有效性已经得到临床验证[6−7], 但是相对于人工方式, 其康复效果并没有显著提高. 除了平台本身不够完善之外, 更重要的是缺乏针对康复机器人的控制方法, 现有的康复训练模式过于简单、效率低[8]. 因此, 康复机器人研究亟需在训练模式和控制方法方面有所创新和突破.

目前, 康复机器人主要有两种训练模式: 被动训练和主动训练[9]. 被动训练针对早期肌力比较弱的病人, 由机器人带动患侧肢体沿着预定轨迹模拟正

收稿日期 2015-05-04 录用日期 2015-08-07
Manuscript received May 4, 2015; accepted August 7, 2015
国家自然科学基金 (61175076, 61225017, 61421004) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61175076, 61225017, 61421004)
本文责任编委 徐德
Recommended by Associate Editor XU De
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
1. The State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

常的运动模式; 而主动训练则是针对具有一定的运动能力的病人, 由机器人根据其主动运动意图, 辅助其完成运动. 其中, 被动训练通过常规的机器人轨迹跟踪控制即可实现, 但是由于缺乏患者的主动参与, 无法充分地刺激神经回路, 训练效果相比主动康复训练要差. 但是, 主动康复训练的实现比较困难, 主要体现在两方面: 1) 如何准确可靠地提取人的主动运动意图; 2) 如何根据人的主动运动意图控制机器人的力或运动, 即机器人的辅助控制策略.

文献中主动运动意图的获取主要有两类方法: 1) 基于力/位置传感器的方法, 即通过检测患者主动施加的力量和产生的运动, 检测人的主动运动意图[10]; 2) 基于生理信号的方法, 即通过采集表面肌电 (Surface electromyography, sEMG)[11−12]、脑电 (Electroencephalogram, EEG)[13] 等生理信号, 检测人的主动运动意图. 力/位信号的采集比生理信号的采集可靠, 但是要通过人–机系统动力学模型才能得到人的主动力, 所以该方法对动力学建模和参数辨识的精度要求较高; 生理信号直接反映人的主动运动意图, 但是采集过程受外界影响较大, 精度较力/位传感器差.

在康复机器人辅助控制方法方面, Cai 等在标准的空间步态轨迹的基础上设计了一个“虚拟管道”(Virtual tunnel), 允许患者的实际运动偏离一定的距离. 在通道内机器人不提供辅助, 只有当超出通道边界时才由机器人给予纠正, 因此需要患者更高程度的主动参与[14]. 但是, 这种方法对于控制能力较差的患者, 会很难顺利完成运动, 从而丧失训练的兴趣和积极性. 在此基础上, Krebs 等基于 MIT-MANUS 上肢康复机器人平台, 在期望的运动方向上增加了速度限制, 当运动速度过慢时由机器人提供助力[15]. 但是, 在临床中患者会趋于更省力的方式[16], 由机器人带动运动, 最终又退化为被动训练.

以上两种方法都没有充分地考虑患者主动运动意图和实际的运动能力, 限制了其临床应用. 一种解决方案是根据患者的主动参与程度动态地调整参考运动轨迹. 但是, 该方案实施起来有很多实际困难. 对于偏瘫病人, 自身无法连续平滑地控制力量和运动, 如果简单地根据主动力来比例放大得到期望的运动轨迹, 则会产生震颤, 或者在某些位置产生异常的停顿, 最终产生的仍然是异常的运动轨迹. 因此, 参考训练轨迹应当与主动运动意图同步, 同时保持平滑和连贯, 即短暂的肌力异常不会大幅影响运动轨迹, 只有长期、稳定的运动模式才会影响生成的运动轨迹.

为实现这一目标, 本文设计了一种基于 sEMG 和自适应频率振荡器的主动训练控制方法. 主要工作原理为: 1) 从相关肌肉采集 sEMG, 反映肌肉在运动中的节律性收缩特性; 2) 考虑到康复训练具有重复性的特点, 借助自适应频率振荡器算法, 从 sEMG 中获取稳定的运动模式信息 (幅值、频率、相位等), 据此生成参考运动轨迹; 3) 通过阻抗控制方法, 由机器人根据实际运动轨迹提供柔顺的辅助和矫正. 该方法的特点是既考虑了正常运动模式的学习, 又考虑了患者自身的运动意图和实际运动能力, 并且通过调节控制器参数, 可以实现不同的辅助水平.

以下章节将对该方法进行详细的介绍. 第 1 节介绍本研究使用的康复机器人平台和方法, 第 2 节和第 3 节分别通过仿真和实验介绍该方法的具体实现手段, 并验证其可行性.

1 研究平台和方法

1.1 上肢康复机器人

图 1 展示了本研究所使用的上肢康复机器人平台, 由本课题组独立设计完成. 整个系统包括上肢康复机器人和上位机 PC, 其中上肢康复机器人具有两个自由度, 由电机驱动能够在平面内运动. 上位机与康复机器人通过 USB 接口进行通讯, 接收机器人的运动状态信息, 同时向机器人下发运动或者力控制指令. 此外在上位机通过软件设计了虚拟训练环境, 向患者提供视觉反馈, 同时记录训练数据, 向医生提供评价参考.

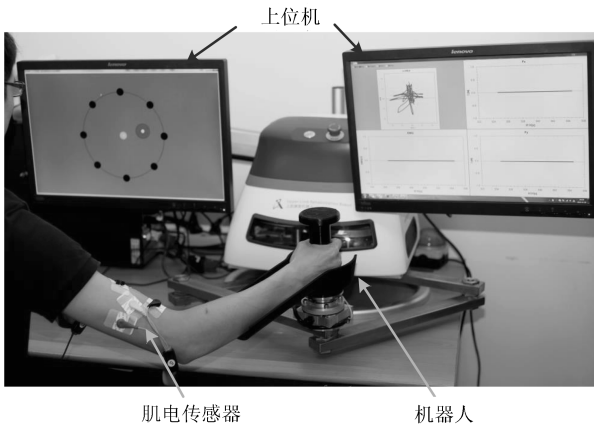


图 1 上肢康复机器人

Fig. 1 The upper-limb rehabilitation robot

通过机器人运动学计算[17], 该上肢康复机器人可以在 500 mm×450 mm 的矩形工作空间内, 实现大于 32.8 N 的末端力反馈.

1.2 表面肌电信号采集与处理

在人体运动控制过程中, 大脑发出的运动控制指令以神经冲动的形式沿着 α 运动神经元传递到骨骼肌, 引起骨骼肌收缩. 在肌肉收缩的过程中, 动作

电位 (Action potential) 透过肌肉传递到皮肤表面, 可以通过放大器放大之后观测到, 即表面肌电信号 (sEMG).

由于肌肉收缩动力学的机电延迟效应 (Electro-mechanical delay), sEMG 超前力和运动的产生 (约 $40 \sim 100$ ms)[18], 有利于运动意图的预测和实时控制. 同时, sEMG 能够用于检测肌肉的疲劳[19] 和痉挛[20], 可以据此保证患者的安全.

在本研究中, 肌电信号采集于肱二头肌和肱三头肌, 两块肌肉分别控制屈肘和伸肘动作. 图 2 展示了肘部重复屈伸动作时的 sEMG 信号, 其中肱二头肌和肱三头肌在一个周期内交替收缩, 可以反映周期性的主动运动意图.

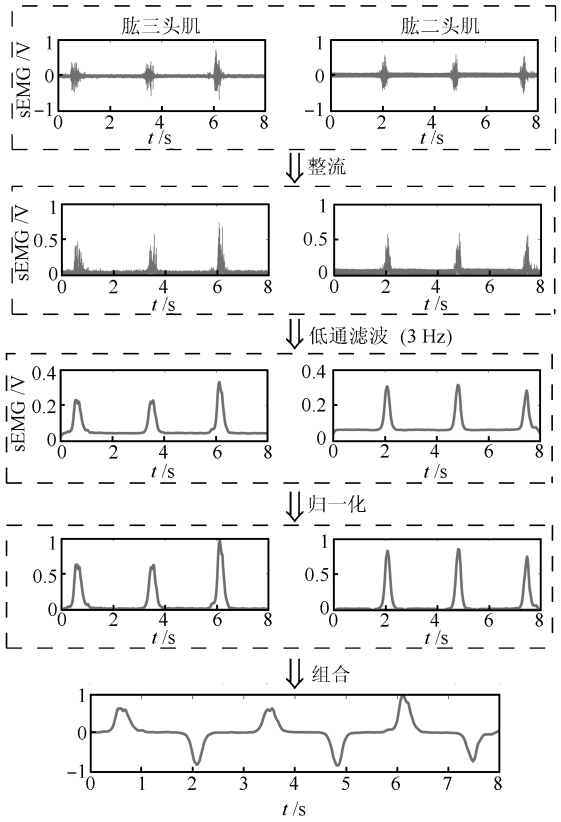


图 2　sEMG 信号处理流程

Fig. 2　Flow chart of sEMG processing

在本研究中, 使用两通道的 sEMG 传感器, 放大倍数 1 000, 然后使用信号采集卡 (NI DAQ6221, 16 位) 采样并实时存储到电脑中, 采样频率 1 kHz. sEMG 的信号处理流程如图 2 所示:

1) 整流: 原始 sEMG 是差分信号, 近似双边对称分布, 首先将对每个采样点取绝对值, 转换为单边信号;

2) 低通滤波: 使用 4 阶 Butterworth 滤波器对单边 sEMG 信号进行低通滤波, 截止频率 3 Hz, 得到 sEMG 信号的包络线, 或称之为 sEMG 幅值信号;

3) 归一化: 根据 sEMG 幅值信号的最大值和最小值, 将其归一化到 [0, 1] 区间;

4) 组合: 将归一化后的肱三头肌和肱二头肌的 sEMG 幅值信号相减, 得到正负交替的 sEMG 信号, 反映肘关节扭矩幅值和方向的变化模式.

1.3　自适应频率振荡器

非线性振荡器[21] 是一种非常重要的建模工具, 可以通过在线调节参数, 稳定地产生所需周期性信号, 被广泛应用到基于中枢模式发生器 (Central pattern generator, CPG) 的仿生机器人控制当中[22].

非线性振荡器具备独特的锁相 (Phase locking) 特性, 即可以与外部周期性输入实现同步. 考虑一个具有周期性输入 $u(t)$ 的 Hopf 振荡器:

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= \gamma\left(\mu - \left(z_1^2 + z_2^2\right)\right) z_1 + \omega z_2 + \varepsilon u(t) \\ \dot{z}_2 &= \gamma\left(\mu - \left(z_1^2 + z_2^2\right)\right) z_2 - \omega z_1 \end{aligned} \tag{1}$$

其中, γ 决定了振荡器的吸引强度, ε 是振荡器和外部输入信号 $u(t)$ 的耦合强度. 当 $\varepsilon = 0$ 时, 式 (1) 是标准的 Hopf 振荡器动态方程, 存在一个稳定的极限环. (z_1, z_2) 是状态变量, 可以用正弦信号描述, 幅值是 $\sqrt{\mu}$, 频率是 ω. 如果选择合适的耦合强度 ε, 以及振荡器与 $u(t)$ 之间的频率差, 可以产生与外部输入 $u(t)$ 同步的周期性信号.

为了实现振荡器的在线跟踪, Righetti 等提出一种 Hebbian 自适应频率跟踪算法[23]:

$$\dot{\omega} = \varepsilon u(t) \frac{z_2}{\sqrt{z_1^2 + z_2^2}} \tag{2}$$

即在标准 Hopf 振荡器的基础上增加了一个新的状态 ω, 式 (1) 和式 (2) 构成自适应频率振荡器 (Adaptive frequency oscillator) 的动态方程.

可以证明, 该自适应算法可以使 Hopf 振荡器收敛到任意周期性输入信号的频率. 在本研究中, 为了提高振荡器对于 sEMG 信号的动态跟踪能力, 引入负反馈机制, 即:

$$u(t) = P(t) - Q(t) \tag{3}$$

其中, $P(t)$ 是外部输入信号, $Q(t)$ 是振荡器学习得到的信号, 假设其与振荡器状态 $x(t)$ 满足线性关系:

$$Q(t) = \alpha_0(t) + \alpha_1(t) z_1(t) \tag{4}$$

其中, 系数 $\alpha_0(t)$ 和 $\alpha_1(t)$ 的动态方程为

$$\dot{\alpha}_0(t) = \eta u(t) \tag{5}$$

$$\dot{\alpha}_1(t) = \eta z_1(t)\, u(t) \tag{6}$$

其中, η 为积分增益.

图 3 展示了该自适应频率振荡器的动态频率跟踪能力. 周期正弦输入信号在 4 s 时发生突变, 频率从 2π rad/s 变为 3π rad/s. 可以看到自适应振荡器在 2 s 左右重新跟踪上了输入信号, 而通过调节耦合强度 ε, 可以改变收敛时间.

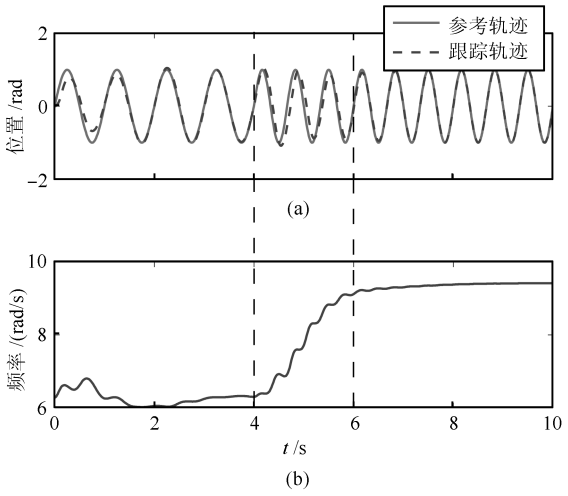


图 3 自适应 Hopf 振荡器频率跟踪示例

Fig. 3 Example of input tracking of Hopf adaptive frequency oscillator

由于上述自适应振荡器基于 Hopf 振荡器, 所以能够准确跟踪单一频率的正弦输入. 对于非正弦周期输入信号, 自适应 Hopf 振荡器能够跟随其中功率最大的特定频率成分. Righetti 等将多个自适应 Hopf 振荡器并联, 产生不同波形的周期信号, 实现对具有 23 个自由度的双足人形机器人的运动控制[24].

在本研究中, 我们使用自适应 Hopf 振荡器跟踪与肘关节运动相关的 sEMG 信号, 提取其中的周期性运动模式信息, 作为康复机器人轨迹规划的参考信息. 具体实现方法和结果见仿真和实验部分.

1.4 阻抗控制

本研究基于阻抗控制 (Impedance control) 方法实现康复机器人的柔顺交互[25]. 从机器人与环境的交互端看, 其端口阻抗被定义为端口的输入力 F 与运动速度 $\dot{X}$ 之间的关系. 常用的阻抗形式为

$$F = -K(X(t) - X_0) - B\dot{X}(t) - M\ddot{X}(t) \tag{7}$$

其中, X 和 X_0 分别代表机器人末端位置和参考位置, K, B, M 分别代表刚度、阻尼和惯量三种不同性质的阻抗.

式 (7) 中的阻抗关系可以通过控制机器人的关节扭矩实现:

$$\begin{aligned} T = {} & J^T(\theta)\ F = \\ & -J^T(\theta)\left[K(L(\theta) - X_0) + B\left(J(\theta)\dot{\theta}\right) + \right. \\ & \left. M\left(J(\theta)\ddot{\theta} + \dot{J}(\theta)\dot{\theta}\right)\right] \end{aligned} \tag{8}$$

其中, L 代表机器人正向运动学, θ 是关节角.

2 人机交互控制仿真分析

2.1 人机系统动力学分析

由于康复机器人和人体上肢存在运动的耦合以及力的交互, 所以更适合将两者看作一个系统来进行动力学分析. 如图 4 (a) 所示, 我们将人体上肢简化成两连杆的串联机构, 与机器人在末端进行交互. 该人机系统共有两个自由度, 具有 4 个驱动关节, 包括康复机器人的两个驱动关节, 以及人体的肩关节和肘关节. 因此, 该人机系统的动力学分析可以转换为冗余驱动的并联机器人动力学建模问题.

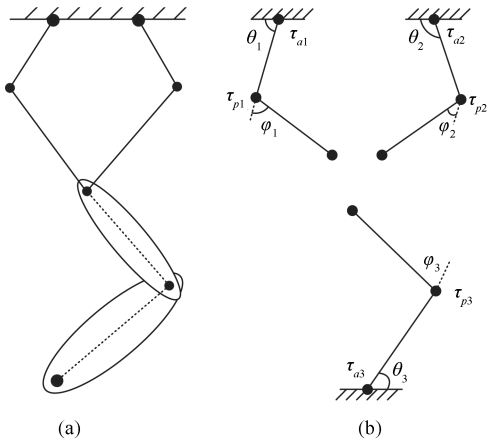


图 4 人机系统动力学分析示意图

Fig. 4 Diagram of human-robot system dynamics analysis

拉格朗日 (Lagrange) 方法是最常用的动力学分析方法, 但是对于并联机器人来说, 因为关节角之间存在依赖关系, 很难得到连杆位置与驱动关节角度的偏导数表达式, 直接在关节空间使用拉格朗日方法非常复杂[26].

在之前的研究中[27], 我们提出一种简洁、高效的方法, 首先, 将整个系统分为三个两自由度串联分支分别进行处理, 如图 4 (b) 所示, 分别得到三个串联分支的动力学方程; 然后, 推导出该人机交互系统在工作空间中的动力学为

$$D\ddot{X} + C\dot{X} = F \tag{9}$$

其中, D 是工作空间的惯性项, C 是哥氏力/向心力

项, F 是关节扭矩在末端的等价力. 具体定义为

$$\begin{aligned} D &= D_1 + D_2 + D_3 \\ C &= C_1 + C_2 + C_3 \\ F &= {J_1}^{-T}(\theta_1, \varphi_1)\,\tau_1 + {J_2}^{-T}(\theta_2, \varphi_2)\,\tau_2 + \\ &\quad {J_3}^{-T}(\theta_3, \varphi_3)\,\tau_3 \end{aligned} \tag{10}$$

其中, D_i, C_i $(i=1, 2, 3)$ 分别是三个串联分支的工作空间动力学方程的惯性项和哥氏力/向心力项; J_i $(i=1, 2, 3)$ 分别是三个串联分支的雅克比矩阵, 而 τ_i $(i=1, 2, 3)$ 分别是三个串联分支的关节扭矩:

$$\tau_1 = \begin{bmatrix} \tau_{a1} & 0 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}},\ \tau_2 = \begin{bmatrix} \tau_{a2} & 0 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
$$\tau_3 = \begin{bmatrix} \tau_{a3} & \tau_{p3} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

2.2　坐标系定义及动力学参数设定

坐标系及连杆动力学参数定义如图 5 所示. 坐标原点位于基座两个关节的中心, 各连杆动力学参数如表 1 所示, 其中 l_i 是连杆长度, l_{si} 是质心到近端关节的距离, m_i 和 I_i 分别是连杆的质量和惯量 $i = 1, 2, \cdots, 6$, 机器人基座关节间距离 $A_1A_2 = 0.12\,\mathrm{m}$. 在仿真中, 机器人动力学参数为实际设计参数, 而上肢动力学参数则是通过人体测量学 (Anthropometry) 数据估计得到[28] (假设身高 1.80 m, 体重 70 kg).

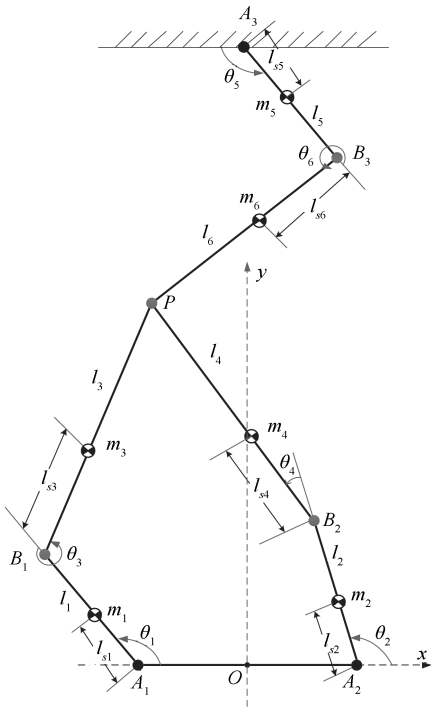


图 5　人机系统坐标系及连杆动力学参数定义

Fig. 5　Definition of system coordinates and dynamic parameters

表 1　仿真中的动力学参数

Table 1　Parameter values in simulation

连杆 i	l_i (m)	l_{si} (m)	m_i (kg)	I_i (kg·m^2)
1	0.30	0.15	0.629	0.0047
2	0.30	0.15	0.629	0.0047
3	0.40	0.20	0.815	0.0109
4	0.40	0.20	0.815	0.0109
5	0.35	0.15	1.96	0.025
6	0.37	0.25	1.54	0.046

2.3　够取训练与最小急动度轨迹

点到点够取训练 (Reaching training) 是指用户借助机器人从起点去够取远处的目标, 是上肢训练的最常用的训练项目, 涉及到脑手眼的配合、肌肉的协调等.

研究人员通过大量的观察和研究发现, 够取动作产生的实际轨迹满足最小急动度 (Minimum jerk) 条件[29]:

$$\frac{x(t)-x_i}{x_d-x_i} = \frac{y(t)-y_i}{y_d-y_i} = 10\left(\frac{t}{t_d}\right)^3 - 15\left(\frac{t}{t_d}\right)^4 + 6\left(\frac{t}{t_d}\right)^5 \tag{11}$$

其中, $(x_i,\ y_i)$ 和 $(x_d,\ y_d)$ 分别是起点和终点坐标, t_d 是总的运动时间. 容易看出, 该轨迹在运动空间中是连接起点和目标的一条直线.

2.4　运动模式提取

在该仿真中, 假设训练项目为从 (0, 0.25 m) 到 (0, 0.65 m) 之间的往复运动, 得到正常的最小急动度运动轨迹如图 6 (a) 所示. 可以看到, 在 0 ~ 10 s, 运动周期为 2 s, 在 10 ~ 30 s, 运动周期为 4 s. 根据动力学方程 (10), 可以得到完成该运动所需要的肘关节扭矩如图 6 (b) 所示.

为了模拟异常肌力, 我们对正常的关节扭矩进行了处理, 结果如图 6 (c) 所示. 可以看到, 关节扭矩幅值降低为正常扭矩的一半, 以模拟肌力不足的情况. 另外, 从第 6 s 开始的半个周期, 以及 24 s 之后的关节扭矩设为零, 分别模拟短暂和长期肌力为零的情况, 以此来测试控制方法的效果.

图 6 (c) 中的异常肘关节扭矩作为自适应振荡器的输入信号, 据此得到用户的运动模式信息. 为了能够在计算机上实现自适应振荡器算法, 将式 (1) ~ (6) 离散化得到:

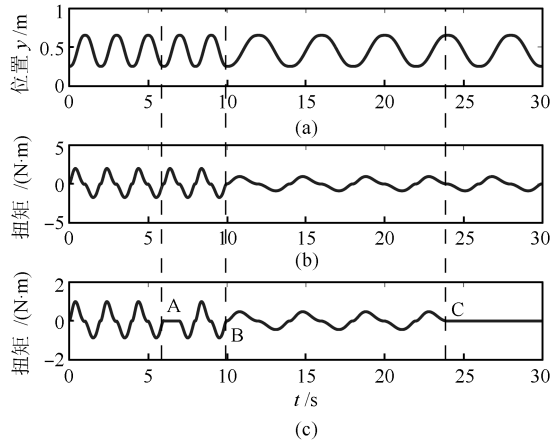


图 6 动力学仿真结果 ((a) 正常训练轨迹; (b) 正常肘关节扭矩; (c) 模拟异常关节扭矩)

Fig. 6 Dynamics simulation results ((a) Normal trajectory; (b) Normal elbow torque; (c) Simulated abnormal torque)

$$\begin{cases} z_1(k+1) = z_1(k) + \omega(k) z_2(k) + \varepsilon u(k) + \\ \qquad T_s\gamma\left(\mu - \left(z_1(k)^2 + z_2(k)^2\right)\right) z_1(k) \\ z_2(k+1) = z_2(k) - \omega(k) z_1(k) + \\ \qquad T_s\gamma\left(\mu - \left(z_1(k)^2 + z_2(k)^2\right)\right) z_2(k) \\ \omega(k+1) = \omega(k) + T_s\varepsilon u(k) \dfrac{z_2(k)}{\sqrt{z_1(k)^2 + z_2(k)^2}} \\ u(k) = P(k) - Q(k) \\ Q(k) = \alpha_0(k) + \alpha_1(k) z_1(k) \\ \alpha_0(k+1) = \alpha_0(k) + T_s\eta u(k) \\ \alpha_1(k+1) = \alpha_1(k) + T_s\eta z_1(k) u(k) \end{cases} \tag{12}$$

其中, $T_s = 20\,\text{ms}$ 是控制周期, P 是异常的肘关节扭矩输入, 其他参数和变量初始值的选取如表 2 所示.

表 2 振荡器参数与变量初始化

Table 2 Initial value of parameters and variables

γ	μ	ϵ	η	$x(0)$	$y(0)$	$\omega(0)$	$\alpha_0(0)$	$\alpha_1(0)$
8	1	5	5	0	−1	5	0	1

仿真结果如图 7 所示. 从图 7 (a) 可以看出, 自适应振荡器可以在 2 个周期内收敛到输入频率, 而 $\alpha(t)$ (如图 7 (c)) 反映了输入信号幅值的变化. 从图 7 (b) 可以看出, 即使肘关节没有输出, 振荡器仍然能够保持稳定的运动模式输出.

在实际控制中, 我们可以根据 $\alpha(t)$ 的值给予患者不同的辅助: 例如对于由疲劳等引起的短期无主动输出 (图 7 中 A 点) 可以给予辅助, 保证动作的连贯, 而对于惰性效应引起的长期无主动输出 (图 7 中 C 点) 则不提供辅助.

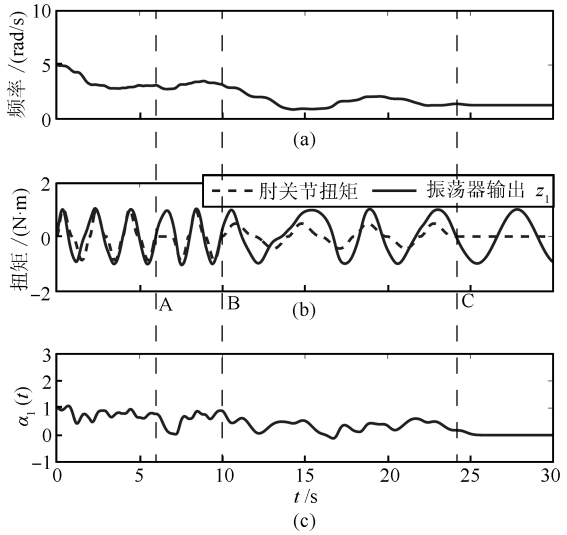


图 7 自适应频率振荡器仿真输出

Fig. 7 Outputs of adaptive frequency oscillator

此外, 为了方便设计期望的运动轨迹, 我们根据振荡器输出得到了相位 $\varphi(t)$ 的变化, 如图 8 (a) 所示, 在 Matlab 中的计算公式为

$$\varphi(t) = \text{atan2}\left(z_2(t), z_1(t)\right) + \frac{\pi}{2} \tag{13}$$

其中, $+\pi/2$ 是为了补偿初始相位, $\varphi(t)$ 的范围是 $[0, 2\pi)$.

如果我们把一个周期的最小急动度轨迹 (如图 6 (a)) 与相位 $[0, 2\pi)$ 对应, 则可以据此得到期望轨迹 $y_r(t)$:

当 $\varphi(t) \in [0, \pi)$ 时,

$$y_r(t) = 0.25 + 0.4\left(10\left(\frac{\varphi}{\pi}\right)^3 - 15\left(\frac{\varphi}{\pi}\right)^4 + 6\left(\frac{\varphi}{\pi}\right)^5\right)$$

当 $\varphi(t) \in [\pi, 2\pi)$ 时,

$$y_r(t) = 0.65 - 0.4\left(10\left(\frac{\varphi-\pi}{\pi}\right)^3 - 15\left(\frac{\varphi-\pi}{\pi}\right)^4 + 6\left(\frac{\varphi-\pi}{\pi}\right)^5\right)$$

得到参考训练轨迹如图 8 (b) 所示. 根据以上分

析, 参考训练轨迹 $y_r(t)$ 与人的主动意图同步, 同时又满足正常的轨迹条件.

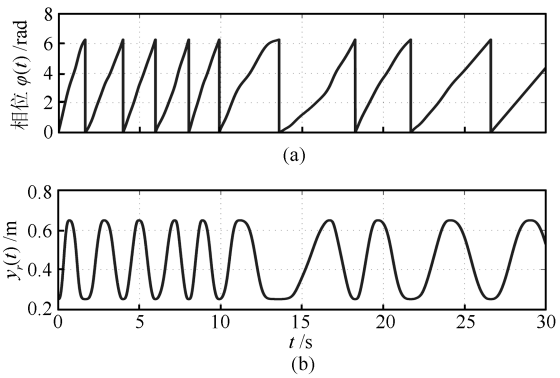


图 8　参考轨迹仿真结果 ((a) 相位变化; (b) 参考轨迹)

Fig. 8　Reference trajectory simulation results ((a) Phase curve; (b) Desired trajectory)

2.5　阻抗控制

在得到参考运动轨迹 $y_r(t)$ 之后, 机器人需要根据实际运动轨迹给予一定的辅助. 在上述任务中, 实际运动需要在 Y 方向上跟随参考轨迹, 同时纠正其在 X 方向上的偏移. 机器人控制通过以下阻抗控制器实现:

$$\begin{cases} F_x(t) = -K_x x(t) - B_x \dot{x}(t) \\ F_y(t) = K_y(y_r(t) - y(t)) - B_y \dot{y}(t) \\ \tau_r(t) = J^{\mathrm{T}}[F_x(t), F_y(t)]^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{14}$$

即控制器在机器人和用户之间模拟二维带阻尼弹簧特性, (K_x, B_x) 和 (K_y, B_y) 分别是 X 方向和 Y 方向上的阻抗参数.

不同的机器人辅助水平可以通过调节阻抗参数实现, 仿真结果如图 9 所示. 如果 $K_y = 0$, 即机器人不提供前进方向的辅助, 则用户只能在 $0.2 \sim 0.4$ m 范围内运动, $6 \sim 7$ s 和 24 s 之后由于没有主动输出而停止运动. K_y 越大, 机器人提供的辅助越大, 实际运动范围也越接近期望水平. 而在 X 方向上, 模拟路径两侧具有弹性的通道壁, K_x 越大, 虚拟通道壁的刚度越大, 机器人对 X 方向偏移的阻力越大, 以保证尽可能沿着 Y 轴方向运动. 在仿真中 K_x 设置为 200 N/m, 阻尼系数 B_x 和 B_y 设置为 10 N·s/m.

3　实验与分析

为了便于与仿真结果对比, 实验中使用与仿真中类似的够取任务. 不同之处在于, 目标和起点不断在改变, 以训练不同方向的运动能力. 如图 10 所示, 训练中在显示器上实时显示机器人的当前位置和目标位置. 共有 9 个目标点, 呈圆环分布, 0 号目标在圆心处 (对应于机器人坐标 (0, 40 cm)), 到其他目标的实际距离都是 20 cm. 目标会按照编号顺序 0→1→0→2→0→ ··· →7→0→8→0→1→··· 依次切换.

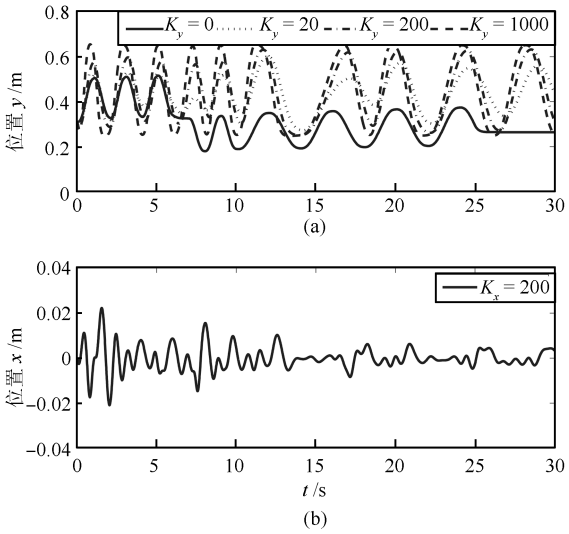


图 9　阻抗控制仿真结果

Fig. 9　Simulation results of the impedance controller

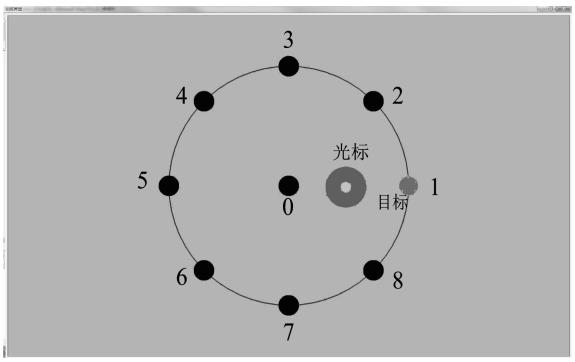


图 10　虚拟训练环境截屏

Fig. 10　Screenshot of the virtual training environment

从圆心 0 运动到其中一个圆周上的目标, 再回到圆心作为一个运动周期, 肱二头肌和肱三头肌交替收缩. 以右手训练为例, 被试者坐在机器人的左侧, 当机器人在上半圆周运动, 从圆心 0 向圆周 (1, 2, 3, 4) 运动时, 肱三头肌收缩; 由圆周 (1, 2, 3, 4) 向圆心 0 运动时, 肱二头肌收缩. 当在下半部分范围内运动时, 刚好相反, 由圆心向圆周 (5, 6, 7, 8) 运动时, 肱二头肌收缩; 由圆周 (5, 6, 7, 8) 向圆心运动时, 肱三头肌收缩.

在实验中, 系统在线采集 sEMG 信号 (采样频率 1 kHz) 进行处理, 得到归一化后的幅值信号, 分别表征肱二头肌和肱三头肌的活动度, 图 11 展示了一个循环过程的肌电信号采集和处理结果.

如图 11 (a) 和 (b) 所示, t_1 时刻由圆心向目标 5 运动, t_1 前后肱二头肌和肱三头肌的收缩顺序相反. 为了便于之后的处理, 前后两部分的 sEMG 进行幅值组合操作时方向相反, 结果如图 11 (c) 所示. 定义由圆心 0 到圆周运动对应相位 $[0, \pi)$, 从圆周到圆心 0 运动对应相位 $[\pi, 2\pi)$.

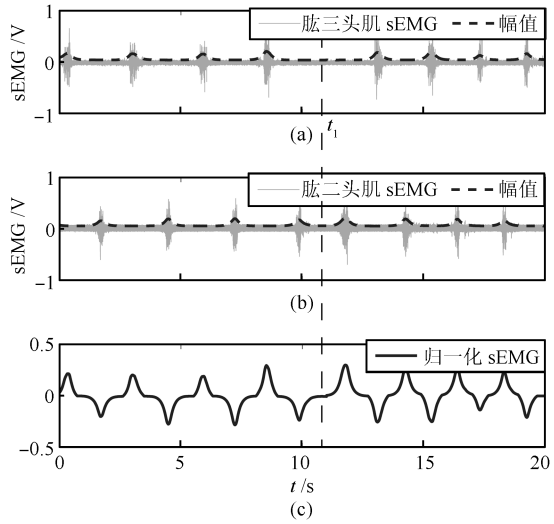


图 11 肌电信号在线处理结果

Fig. 11 Online processing results of sEMG data

将肌电信号的处理结果作为自适应 Hopf 振荡器的输入, 在两点之间运动时, 通过自适应 Hopf 振荡器从 sEMG 信号中得到幅值、频率和相位等运动模式信息, 如图 12 所示.

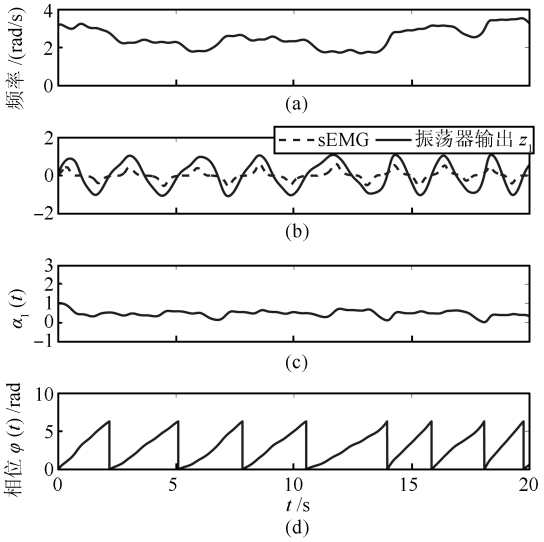


图 12 自适应振荡器输出

Fig. 12 Output of the adaptive oscillator

根据振荡器输出的相位信息 $\varphi(t)$, 定义

$$S(t)=\begin{cases}10\left(\dfrac{\varphi}{\pi}\right)^3-15\left(\dfrac{\varphi}{\pi}\right)^4+6\left(\dfrac{\varphi}{\pi}\right)^5, \varphi(t)\le\pi\\ 10\left(\dfrac{\varphi-\pi}{\pi}\right)^3-15\left(\dfrac{\varphi-\pi}{\pi}\right)^4+6\left(\dfrac{\varphi-\pi}{\pi}\right)^5, \varphi(t)>\pi\end{cases}$$

根据最小急动度条件, 得到参考轨迹 $(x_r(t), y_r(t))$:

$$\begin{cases}x_r(t)=x_i+(x_d-x_i)S(t)\\ y_r(t)=y_i+(y_d-y_i)S(t)\end{cases}$$

其中, 起点坐标 (x_i, y_i) 和终点坐标 (x_d, y_d) 是按照目标位置变化不断进行更新的. 实际得到的参考轨迹如图 13 所示.

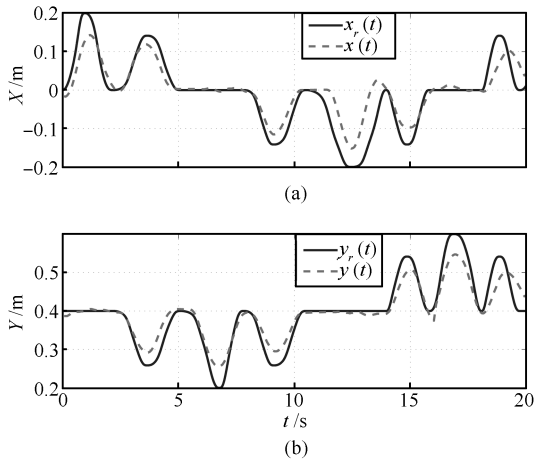


图 13 参考训练轨迹

Fig. 13 Training trajectory reference

康复机器人根据参考训练轨迹和实际轨迹 (图 13 中虚线所示), 通过阻抗控制器给予一定的辅助. 如前所述, 机器人在运动方向上给予一定的辅助, 以完成运动, 而在垂直方向上给予一定的阻力, 当偏离直线轨迹时给予一定的纠正. 在实验中, 在运动方向上的阻抗参数设置为: $K_1=100\,\mathrm{N/m}$, $B_1=10\,\mathrm{N\cdot s/m}$; 在垂直方向上的阻抗参数设置为: $K_2=200\,\mathrm{N/m}$, $B_2=10\,\mathrm{N\cdot s/m}$, 得到机器人在 X 方向和 Y 方向上的力量输出如图 14 所示.

最后, 图 15 展示了 3 个循环运动过程的空间运动轨迹, 可以看到实际轨迹近似连接圆心和目标的直线, 而阻抗控制实现的柔顺特性允许实际运动偏离直线一定的距离.

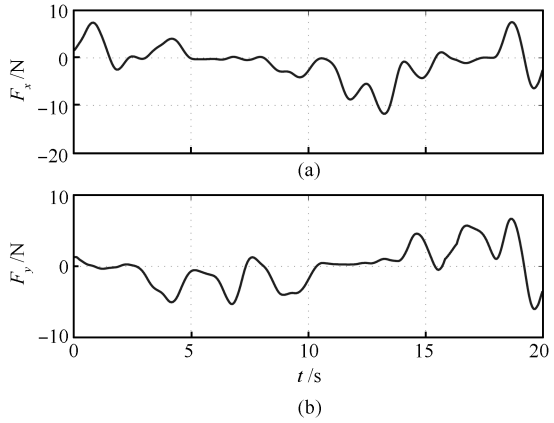


图 14　康复机器人力输出

Fig. 14　Force output of the rehabilitation robot

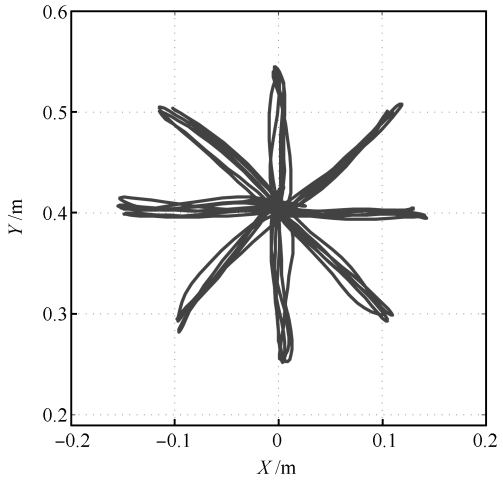


图 15　实际工作空间运动轨迹

Fig. 15　Actual trajectory in workspace

4　结论

本文基于上肢康复机器人平台, 提出一种同步主动康复训练控制方法并进行了仿真分析和实验验证. 首先, 采集相关肌肉的 sEMG 信号, 得到肌肉节律性收缩特性, 反映主动运动意图; 然后, 借助自适应 Hopf 振荡器, 在 2～5 s 内实现对周期性 sEMG 信号的频率跟踪和同步, 实时连续地提取到幅值、频率和相位等运动模式信息; 最后, 结合正常运动轨迹条件、设计与运动意图同步地参考训练轨迹, 并通过阻抗控制实现对用户柔顺的辅助.

在临床应用中, 由于偏瘫病人的实际状况存在个体差异, 会影响方法的实用性和有效性. 因此在下一步研究中, 将通过临床实验, 分析和总结不同患者的需求, 提高方法的可靠性和训练效果.

References

1 Go A S, Mozaffarian D, Roger V L, Benjamin E J, Berry J D, Blaha M J, Dai S, Ford E S, Fox C S, Franco S, Fullerton H J, Gillespie C, Hailpern S M, Heit J A, Howard V J, Huffman M D, Judd S E, Kissela B M, Kittner S J, Lackland D T, Lichtman J H, Lisabeth L D, Mackey R H, Magid D J, Marcus G M, Marelli A, Matchar D B, McGuire D K, Mohler E R 3rd, Moy C S, Mussolino M E, Neumar R W, Nichol G, Pandey D K, Paynter N P, Reeves M J, Sorlie P D, Stein J, Towfighi A, Turan T N, Virani S S, Wong N D, Woo D, Turner M B; American Heart Association Statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee. Heart disease and stroke statistics-2014 update: a report from the American heart association. *Circulation*, 2014, **129**(3): e28−e292

2 Maciejasz P, Eschweiler J, Gerlach-Hahn K, Jansen-Troy A, Leonhardt S. A survey on robotic devices for upper limb rehabilitation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2014, **11**(1): 3−32

3 Hu Jin, Hou Zeng-Guang, Chen Yi-Xiong, Zhang Feng, Wang Wei-Qun. Lower limb rehabilitation robots and interactive control methods. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(11): 2377−2390
(胡进, 侯增广, 陈翼雄, 张峰, 王卫群. 下肢康复机器人及其交互控制方法. 自动化学报, 2014, **40**(11): 2377−2390)

4 Buerger S P, Palazzolo J J, Krebs H I, Hogan N. Rehabilitation robotics: adapting robot behavior to suit patient needs and abilities. In: Proceedings of the 2004 American Control Conference. Boston, USA: IEEE, 2004. 3239−3244

5 Lünenburger L, Colombo G, Riener R. Biofeedback for robotic gait rehabilitation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2007, **4**(1): 1

6 Lo A C, Guarino P D, Richards L G, Haselkorn J K, Wittenberg G F, Federman D G, Ringer R J, Wagner T H, Krebs H I, Volpe B T, Bever C T Jr, Bravata D M, Duncan P W, Corn B H, Maffucci A D, Nadeau S E, Conroy S S, Powell J M, Huang G D, Peduzzi P. Robot-assisted therapy for long-term upper-limb impairment after stroke. *New England Journal of Medicine*, 2010, **362**(19): 1772−1783

7 Klamroth-Marganska V, Blanco J, Campen K, Curt A, Dietz V, Ettlin T, Felder M, Fellinghauer B, Guidali M, Kollmar A, Luft A, Nef T, Schuster-Amft C, Stahel W, Riener R. Three-dimensional, task-specific robot therapy of the arm after stroke: a multicentre, parallel-group randomised trial. *The Lancet Neurology*, 2014, **13**(2): 159−166

8 Marchal-Crespo L, Reinkensmeyer D J. Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2009, **6**(1): 20

9 Hu J, Hou Z G, Zhang F, Chen Y X, Li P F. 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, USA: IEEE, 2012. 6032−6035

10 Wang W Q, Hou Z G, Tong L, Chen Y X, Peng L, Tan M. 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, China: IEEE, 2014. 6012−6017

11 Tong Li-Na, Hou Zeng-Guang, Peng Liang, Wang Wei-Qun, Chen Yi-Xiong, Tan Min. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(5): 810−821

(佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 王卫群, 陈翼雄, 谭民. 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**(5): 810−821)

12 Zhang F, Li P F, Hou Z G, Lu Z, Chen Y X, Li Q L, Tan M. sEMG-based continuous estimation of joint angles of human legs by using BP neural network. *Neurocomputing*, 2012, **78**(1): 139−148

13 Artoni F, Chisari C, Menicucci D, Fanciullacci C, Micera S. REMOV: EEG artifacts removal methods during Lokomat lower-limb rehabilitation. In: Proceedings of the 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics. Roma, Italy: IEEE, 2012. 992−997

14 Cai L L, Fong A J, Liang Y, Burdick J, Edgerton V R. 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, USA: IEEE, 2006. 3504−3511

15 Krebs H I, Palazzolo J J, Dipietro L, Ferraro M, Krol J, Rannekleiv K, Volpe B T, Hogan N. Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy. *Autonomous Robots*, 2003, **15**(1): 7−20

16 Riener R, Nef T, Colombo G. Robot-aided neurorehabilitation of the upper extremities. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2005, **43**(1): 2−10

17 Peng L, Hou Z G, Peng L, Wang W Q. Design of CASIAARM: a novel rehabilitation robot for upper limbs. In: Proceedings of the 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg, Germany: IEEE, 2015. 5611−5616

18 Li L, Baum B S. Electromechanical delay estimated by using electromyography during cycling at different pedaling frequencies. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2004, **14**(6): 647−652

19 Cifrek M, Medved V, Tonković S, Ostojić S. Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 2009, **24**(4): 327−340

20 Winslow J, Martinez A, Thomas C K. Automatic identification and classification of muscle spasms in long-term EMG recordings. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, **19**(2): 464−470

21 Ajallooeian M, van den Kieboom J, Mukovskiy A, Giese M A, Ijspeert A J. A general family of morphed nonlinear phase oscillators with arbitrary limit cycle shape. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2013, **263**: 41−56

22 Yu J Z, Tan M, Chen J, Zhang J W. A survey on CPG-inspired control models and system implementation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, **25**(3): 441−456

23 Righetti L, Buchli J, Ijspeert A J. Dynamic Hebbian learning in adaptive frequency oscillators. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2006, **216**(2): 269−281

24 Righetti L, Ijspeert A J. Programmable central pattern generators: an application to biped locomotion control. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Orlando, USA: IEEE, 2006. 1585−1590

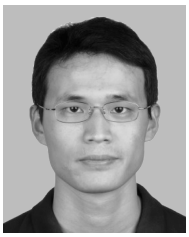
25 Hogan N. Impedance control: an approach to manipulation. In: Proceedings of the 1984 American Control Conference. San Diego, USA: IEEE, 1984. 304−313

26 Yu H N. Modeling and control of hybrid machine systems: a five-bar mechanism case. *International Journal of Automation and Computing*, 2006, **3**(3): 235−243

27 Peng L, Hou Z G, Wang W Q. Dynamic modeling and control of a parallel upper-limb rehabilitation robot. In: Proceedings of the 2015 IEEE/RAS-EMBS International Conference on Rehabilitation Robotics. Singapore, 2015. 532−537

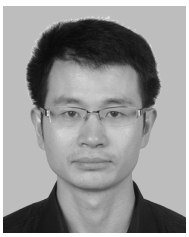
28 Winter D A. *Biomechanics and Motor Control of Human Movement* (4th Edition). United Kingdom: John Wiley & Sons Ltd, 2009.

29 Hogan N. An organizing principle for a class of voluntary movements. *The Journal of Neuroscience*, 1984, **4**(11): 2745−2754



彭 亮 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控制科学与工程专业博士研究生. 主要研究方向为机器人控制, 生物信号处理.
E-mail: liang.peng@ia.ac.cn
(**PENG Liang** Ph. D. candidate in control science and engineering at the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers robotics and biomedical signal processing.)

侯增广 中国科学院自动化研究所研究员, 复杂系统管理与控制国家重点实验室副主任. 主要研究方向为机器人控制, 智能控制理论与方法, 嵌入式系统软硬件开发、医学和健康自动化领域的康复与手术机器人. 本文通信作者.
E-mail: zengguang.hou@ia.ac.cn
(**HOU Zeng-Guang** Professor and deputy director of the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers robotics and intelligent control with applications to rehabilitation and surgical robots for medical and health automation. Corresponding author of this paper.)



王卫群 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副研究员. 主要研究方向为康复机器人, 人机动力学, 人–机交互控制, 生物电信号处理.
E-mail: weiqun.wang@ia.ac.cn
(**WANG Wei-Qun** Associate professor at the State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers rehabilitation robot, dynamics of human-robot system, human-robot interaction control, and biomedical signal processing.)