

DOI: 10.3724/SP.J.1218.2013.00269

基于分层触发控制的机器人辅助肌力训练临床研究

徐国政¹, 宋爱国², 潘礼正², 高翔¹, 梁志伟¹, 徐宝国²

(1. 南京邮电大学自动化学院网络机器人控制实验室, 江苏 南京 210046; 2. 东南大学仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 针对目前机器人辅助抗阻训练过程中肌力训练方法大多是在参考轨迹设定框架内根据受试者的运动行为来设计底层阻力控制器的局限, 提出一种新的模糊自适应分层触发肌力训练控制方法. 该方法无需事先设定训练参考轨迹, 首先根据训练过程中患肢运动性能设计上层渐进抗阻基础阻力监督控制器, 得到单节训练的基础阻力; 再通过计算单节训练过程中患肢生物阻抗的变化设计下层自适应阻力触发控制器, 根据生物阻抗变化值对节内训练阻力作进一步调整. 临床实验结果验证了所提控制策略的有效性.

关键词: 康复机器人; 模糊逻辑; 分层触发控制; 临床实验

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2013)-03-0269-07

Clinical Experimental Research on a Hierarchically Triggered Control Method for Robot-assisted Muscle Strength Training

XU Guozheng¹, SONG Aiguo², PAN Lizheng², GAO Xiang¹, LIANG Zhiwei¹, XU Baoguo²

(1. Networked Robot Control Laboratory, College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China;

2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: A new fuzzy adaptive hierarchically triggered control method for muscle strength training is presented to solve the deficiency that the muscle strength training methods in existing robot-aided resistance training systems are all constructed within the framework of predefined reference trajectory by designing low-level resistive force controller according to the participant's motor behavior. The new method is developed without the need of predefined training trajectory, and firstly a high-level progressive resistance supervisory controller of resistive force is designed based on the impaired limb's motor performance to determine the basic resistive force for each training session. Secondly, a low-level adaptive resistive force triggered controller is constructed according to the impaired limb's bio-impedance changes to further adjust the resistive force in each training session. Finally, the effectiveness and potentialities of the proposed control strategy are verified with clinical experimental results.

Keywords: rehabilitation robot; fuzzy logic; hierarchically triggered control; clinical experiment

1 引言 (Introduction)

偏瘫康复治疗的最目的除改善患者肢体运动功能外, 最重要的就是通过抗阻运动训练增强肌力, 使患者尽早恢复基本日常生活能力. 康复机器人技术是近年来发展起来的一种新的运动神经康复治疗技术^[1], 在机器人辅助康复治疗过程中, 肢体功能康复训练方法如何通过机器人治疗控制策略得以实现, 国内外相关研究机构对此已开展了较多的研究^[2-3]. 上述治疗控制方法在康复效果方面均取得了一定的成效, 但大多仍是通过设计底层运动控制器来实现主动辅助训练, 很少涉及抗阻肌力训练. 近

年来虽已逐渐开展机器人辅助患肢肌力训练方面的研究^[4-5], 但训练过程中施加的阻力大多保持恒定不变, 很难做到随患肢肌力恢复而进行实时调整.

根据运动学习和神经康复理论, 只有积极且始终保持挑战性难度的抗阻训练才会获得最佳的学习效率和肌力训练效果^[6]. 为实现上述目标, 研究人员开始尝试在肌力训练过程中根据患者的主动运动行为来提供变化的阻力, 以使患者获取不同挑战性难度的肌力训练. 文 [7] 通过调整训练过程中物体目标位置和患者实际运动位置之间的距离, 使患者每次在抓取目标物体时必须使出最大作用力, 实验结果表明调整运动误差给受试者以挑战性的训练

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61104206, 61104216); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK2010063, BK2012832); 江苏省高校自然科学基金资助项目 (12KJB510015); 南京邮电大学人才引进基金资助项目 (NY211020, NY211067).

通讯作者: 徐国政, xgzseu@yahoo.com.cn 收稿/录用/修回: 2012-09-14/2012-11-15/2013-02-19

任务有助于增强患者肌力. 文 [8] 在设计 LOPES 外骨骼步态康复机器人时, 通过调整受试者与机器人各关节之间的双边接触阻抗对相互作用阻力进行控制, 实验结果验证了算法的有效性. 上述肌力训练控制方法虽在不同程度上取得了一定的效果, 但训练过程中还不能做到随患肢肌力恢复而进行阻力的实时调整. 此外, 目前肌力训练控制方法大多是在参考轨迹设定框架内根据受试者的运动行为来设计底层阻力控制器, 在一定程度上限制了肌力训练效果的提高.

针对上述问题, 本文提出一种新的模糊自适应分层触发肌力训练控制方法. 该方法首先根据训练过程中患者运动速率和所能克服实际阻力的变化设

计上层渐进抗阻基础阻力监督控制器, 确定单节训练的基础阻力; 再通过计算单节训练过程中患肢生物阻抗的变化来设计下层自适应阻力触发控制器, 当生物阻抗变化值超过事先设定的阈值时进一步调整训练阻力; 最后运用 Barrett 公司 4 自由度机器人 WAMTM 构建临床康复实验系统平台, 验证所提算法的有效性.

2 分层触发控制器设计 (Design of the hierarchically triggered controller)

图 1 为机器人辅助肌力训练分层触发控制系统结构框图, 系统主要由上层渐进抗阻基础阻力监督控制器和下层自适应阻力触发控制器两部分组成.

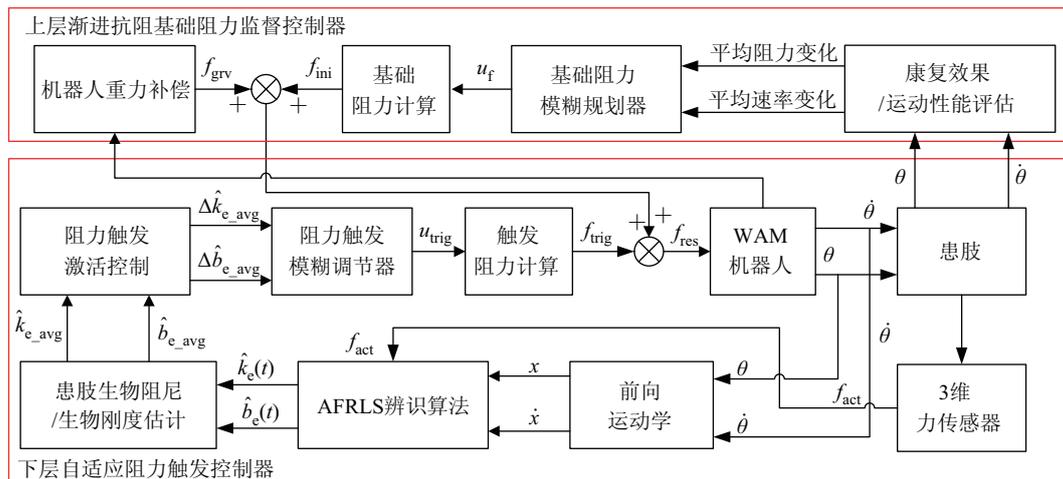


图 1 机器人辅助肌力训练分层触发控制系统结构框图

Fig.1 Block diagram of the hierarchically triggered control system for robot-assisted muscle strength training

2.1 上层渐进抗阻基础阻力监督控制器

上层渐进抗阻基础阻力监督控制器主要利用模糊推理技术并根据训练过程中患肢运动速率和所能克服实际阻力的变化来调整基础阻力修正系数, 得到单节肌力训练的基础阻力. 调整算法如下:

$$f_{ini}(i+1) = f_{ini}(i) + u_f \cdot |\bar{f}_{res}(i) - \bar{f}_{res}(i-1)| \quad (1)$$

其中, f_{ini} 为单节肌力训练基础阻力, \bar{f}_{res} 为单节肌力训练内患肢所能克服实际阻力的平均值, u_f 为基础阻力修正系数, $i-1$ 、 i 、 $i+1$ 分别表示第 $i-1$ 、 i 和 $i+1$ 节肌力训练.

模糊化过程中将患肢平均运动速率变化 \bar{v} 和平均克服实际阻力变化 \bar{f}_{res} 作为控制器输入、基础阻力修正系数 u_f 作为控制器输出. 分别对其定义 5 个模糊子集 (负大: NB; 负小: NS; 零: ZE; 正小: PS; 正大: PB), 并在各自论域上选择三角或梯形函数作为隶属度函数. 依据临床渐进抗阻肌力训练原则 [9],

训练过程中如果患肢运动速率和所能克服的实际阻力平均值均较前一节训练有一定程度的增加, 则表明患肢具有较好的肌力恢复, 可以相应地增大基础阻力修正系数; 反之, 必须减小修正系数, 防止给患肢肌肉造成二次损伤. 具体模糊规则表和控制器隶属度函数曲线分别如表 1 和图 2 所示.

表 1 基础阻力修正系数 Δu_f 模糊调整规则
Tab.1 Fuzzy adjusting rules for basic coefficient Δu_f of resistive force

Δu_f	$\Delta \bar{f}_{res}$					
		NB	NS	ZE	PS	PB
$\Delta \bar{v}$	NB	NB	NS	NS	NS	NB
	NS	NB	NS	ZE	ZE	NS
	ZE	NS	NS	ZE	ZE	PS
	PS	PS	PS	ZE	PS	PS
	PB	PB	PS	PS	PS	PB

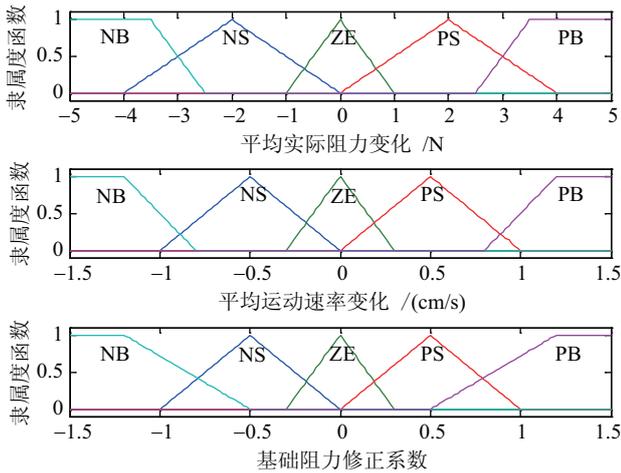


图 2 渐进抗阻基础阻力监督控制器隶属度函数
Fig.2 Membership functions for progressive supervisory controller of the basic resistive force

2.2 下层自适应阻力触发控制器

根据上层基础阻力监督控制器调整规则, 单节训练基础阻力只能在整节训练结束后进行, 当训练过程中患肢肌力恢复情况发生改变时有可能无法得到及时的调整, 因此很难保证受试者始终接受具有挑战性难度的训练任务. 下层自适应阻力触发控制器的提出有望解决上述问题, 它能实时计算患肢生物阻抗的变化, 并根据具体变化情况决定是否在基础阻力确定的基础上进一步调整训练阻力.

2.2.1 患肢生物阻抗估计

根据文 [10] 中的研究结果, 运用弹簧-阻尼模型来表示患肢的生物阻抗时变动力学特性:

$$f_e(t) = b_e(t)\delta\dot{x}(t) + k_e(t)\delta x(t) \quad (2)$$

f_e 为患肢与机器人之间的相互作用力, δx 、 $\delta\dot{x}$ 分别为患肢的位移和速度, b_e 、 k_e 分别表示患肢的生物阻尼和生物刚度.

运用双边线性 Z 变换 [11], 式 (2) 可以表示为下述差分方程:

$$f_e(k) + f_e(k-1) = a_1(k)\delta x(k) + a_2(k)\delta x(k-1) \quad (3)$$

其中, $a_1(k) = b_e(k)\left(\frac{2}{T}\right) + k_e(k)$, $a_2(k) = k_e(k) - b_e(k)\left(\frac{2}{T}\right)$, T 为采样周期.

进一步运用文 [10] 中提出的遗忘因子自适应调整最小二乘递推辨识算法对上述患肢生物阻抗参数进行在线辨识, 参数估计结果可以分别表示为

$$\hat{b}_e(k) = T \left(\frac{a_1(k) - a_2(k)}{4} \right), \quad \hat{k}_e(k) = \frac{a_1(k) + a_2(k)}{2} \quad (4)$$

2.2.2 自适应阻力触发控制器

下层自适应阻力触发控制器由两部分组成: 触发和控制. 为防止生物阻抗辨识过程中外界干扰引起的阻抗瞬时值发生较大变化, 考虑计算一定时间内患肢生物阻抗平均变化值, 当其绝对值超过事先设定的阈值时激活阻力触发控制器. 生物阻尼、刚度平均及其变化值计算如下:

$$\begin{aligned} \bar{\hat{b}}_e &= \frac{t_s}{t_f - t_i} \cdot \sum_{t_i}^{t_f} \hat{b}_e(t), \quad \bar{\hat{k}}_e = \frac{t_s}{t_f - t_i} \cdot \sum_{t_i}^{t_f} \hat{k}_e(t) \quad (5) \\ \Delta\bar{\hat{b}}_e &= \bar{\hat{b}}_e(j) - \bar{\hat{b}}_e(j-1), \quad \Delta\bar{\hat{k}}_e = \bar{\hat{k}}_e(j) - \bar{\hat{k}}_e(j-1) \quad (6) \end{aligned}$$

其中, $\bar{\hat{b}}_e$ 、 $\bar{\hat{k}}_e$ 为生物阻尼、生物刚度平均值, $\Delta\bar{\hat{b}}_e$ 、 $\Delta\bar{\hat{k}}_e$ 分别为生物阻尼、刚度平均变化值, t_s 、 t_f 、 t_i 分别为起始时间、终止时间和采样时间, j 、 $j-1$ 分别表示第 j 和 $j-1$ 次激活.

触发控制器激活后, 按下述自适应算法调整触发阻力修正系数:

$$f_{\text{trig}}(j+1) = f_{\text{trig}}(j) + u_v \cdot |\bar{v}(j) - \bar{v}(j-1)| \quad (7)$$

其中 f_{trig} 为触发阻力, \bar{v} 为患肢运动速率平均值, u_v 为触发阻力修正系数, $j-1$ 、 j 、 $j+1$ 分别表示第 $j-1$ 、 j 和 $j+1$ 次触发.

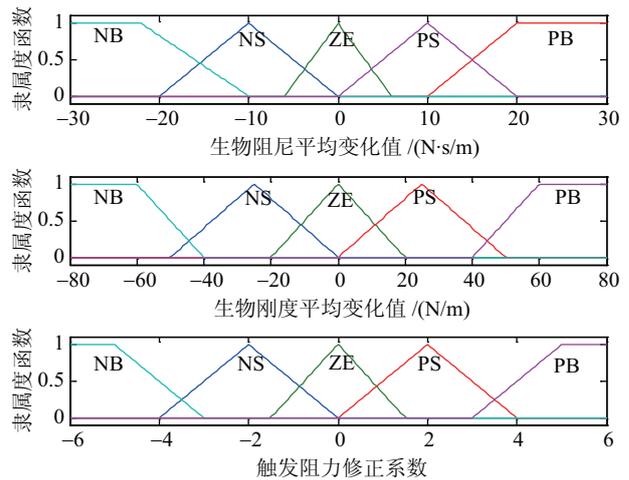


图 3 自适应阻力触发控制器隶属度函数

Fig.3 Membership functions of the adaptive resistive force triggered controller

模糊化过程中将生物阻尼和生物刚度平均变化值 ($\Delta\bar{\hat{b}}_e$ 、 $\Delta\bar{\hat{k}}_e$) 作为触发控制器输入, 触发阻力修正系数变化值 Δu_v 为控制器输出. 对输入、输出分别定义 5 个模糊子集 NB、NS、ZE、PS、PB, 并在各自论域上选择三角或梯形函数作为隶属度函数. 图 3 给出了触发控制器输入输出隶属度函数. 在单节肌力训练过程中, 如果患肢生物阻抗变化值 ($\Delta\bar{\hat{b}}_e$ 、 $\Delta\bar{\hat{k}}_e$) 为

正, 则表明患肢肌力经训练后有所增强, 在能够激活阻力触发控制器的前提下, 可以适当增大触发阻力修正系数. 反之, 应当减小触发阻力修正系数.

3 实验方案 (Experimental scheme)

3.1 实验装置

基于美国 Barrett 公司 4 自由度 WAMTM 柔顺机械臂构建的机器人治疗系统如图 4 所示. 该实验系统主要由 WAMTM 机器人、自行研制的 3 维力传感器 (S)、患肢支撑架 (H) 和图形用户界面 (G, 图 5 所示) 等组成. WAM 是一款高性能、可反馈驱动的灵巧型机械臂, 主要有 4 自由度和 7 自由度两种配置. WAM 系统具有基于 Ubuntu Linux 开发的高度开放软件, 用户可以在此平台上进行高级控制算法的实验验证. 3 维力传感器主要用来检测机器人末端同患肢之间的相互作用力, 支撑架用来支撑患肢前臂.

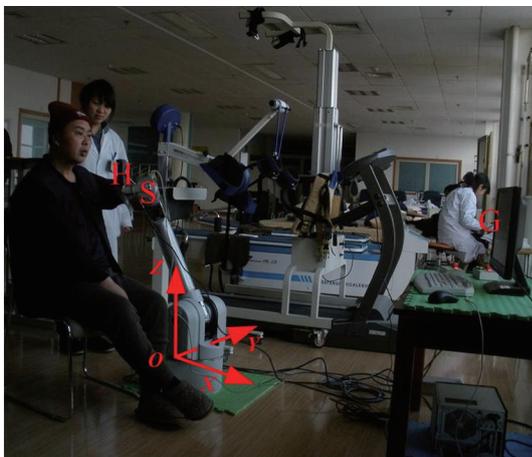


图 4 WAM 机器人辅助肌力训练临床实验系统

Fig.4 WAM clinical experimental system for robot-assisted muscle strength training

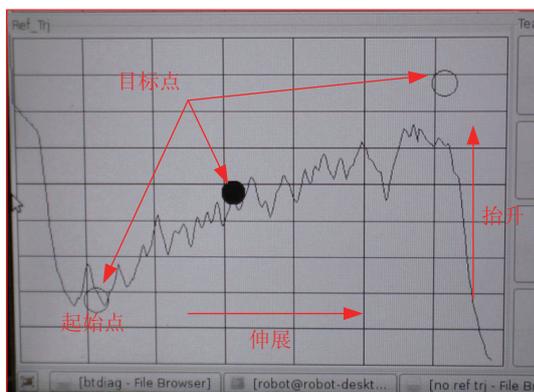


图 5 机器人辅助临床肌力训练图形用户界面

Fig.5 Graphical user interface in robot-assisted clinical muscle strength training

3.2 实验过程

在东南大学附属南京同仁医院康复医学中心选

取 4 例偏瘫患者 R1 ~ R4 (见表 2) 进行为期 16 周的临床肌力训练, 考察在本文所提算法作用下 WAM 机器人辅助肌力训练的康复效果. 依据 MRC 肌力评定准则^[9], 所选病例必须能克服自身肢体重力且肌力水平达到 3+ 级. 依据临床康复实验方案, 在 16 周临床肌力训练过程中, 每隔 1 天进行 1 次训练, 每次由 2 节训练构成, 每节进行 15 周期重复训练.

表 2 机器人辅助肌力训练中风病例筛选

Tab.2 Stroke patients characteristics in robot-assisted muscle strength training

病例编号	年龄	性别	肌力水平	患侧
R1	58	女	4+	L
R2	52	男	4-	R
R3	60	男	3+	L
R4	62	女	4-	R

为评估机器人辅助肌力训练治疗效果, 以运动轨迹平滑度、运动速率、克服最大阻力作为指标, 对治疗前后上述参数进行评估分析. 根据文 [12], 运动轨迹平滑度可以按下式进行计算:

$$S_m = \sqrt{\frac{1}{2} \int \left(\left(\frac{d^3x}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3y}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3z}{dt^3} \right)^2 \right) dt} \left(\frac{t^5}{s^2} \right) \quad (8)$$

式中 S_m 表示运动轨迹平滑度, (x, y, z) 表示机器人末端在 WAM 机器人绝对坐标系中的位置, t 为运动时间, s 为运动距离. 由式 (8) 可以看出, 运动轨迹越平滑、运动时间越短, 则运动轨迹平滑度数值越小, 患者肢体控制和协调能力越好.

4 临床实验结果 (Clinical experimental results)

4.1 基础阻力及其修正系数调整结果

在渐进抗阻基础阻力监督控制器模糊化过程中, 输入变量 $\Delta \bar{v}$ 和 $\Delta \bar{f}_{res}$ 、输出变量 Δu_f 的实际论域分别取为 $-1.5 \text{ cm/s} \sim 1.5 \text{ cm/s}$ 、 $-5 \text{ N} \sim 5 \text{ N}$ 和 $-1.5 \sim 1.5$. 根据临床渐进抗阻肌力训练方法^[9], 首先要求受试患者进行 10 次最大负荷测定, 并取 10 次测定结果中最大负荷的 60% ~ 65% 作为第 1 节肌力训练基础阻力. 图 6 给出了患者 R3、R4 在连续 24 节肌力训练过程中各自基础阻力及其修正系数调整结果. 由调整结果可以看出, 随着肌力训练的进行, 尽管调节过程中出现较小程度的起伏, 但 R3 和 R4 所能克服的基础阻力整体保持渐进增长的趋势. 基础阻力调节过程中出现不同程度起伏, 主要是由于先前周期设定的基础阻力数值超过了患肢肌群所能承

受的最大负荷, 导致患肢运动性能下降, 基础阻力监督控制器为使基础阻力数值尽可能地与患肢肌力恢复状态相匹配, 必须依据模糊规则重新对基础阻力修正系数作出相应调整。

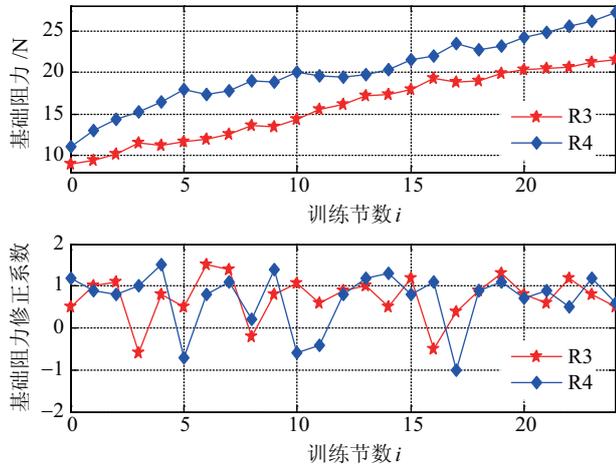


图 6 受试者 R3/R4 基础阻力及其修正系数调整结果

Fig.6 Representative results of basic resistive force and its corresponding coefficient adjustment for patient R3 and R4

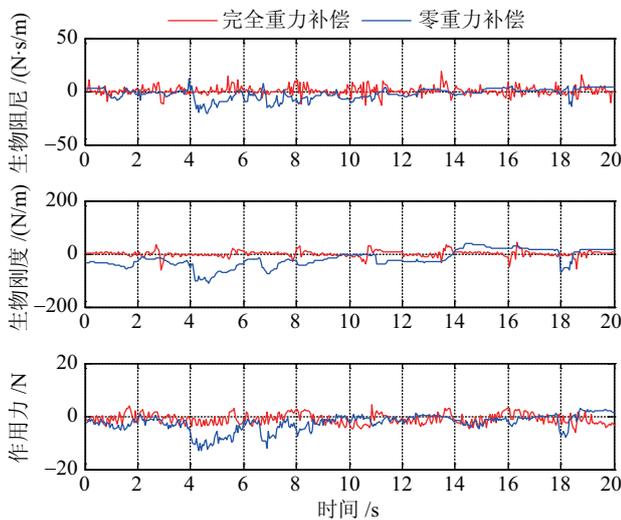


图 7 WAM 机器人完全重力补偿与零重力补偿条件下生物阻抗参数估计结果

Fig.7 Results of bio-impedance parameters estimation under full and zero gravity compensation conditions for WAM robot

4.2 自适应阻力触发控制结果

图 7 给出了文 [10] 中依据 2.2.1 节算法得到的机器人完全补偿和零补偿条件下患肢生物阻抗估计结果。分析该图可知, 对机器人进行完全重力补偿后, 由于受试者带动机器人完成训练所需肌力较小, 估计得到的生物刚度和阻尼参数也比较小; 相反, 在零重力补偿情况下, 受试者带动机器人向上运动过程中必须克服一定重力, 所用肌力相应增加, 估计出的生物阻抗参数也较完全补偿时大。上述结果

也进一步验证了患肢生物刚度和阻尼参数能较好地反映出患肢肌群相应肌力变化的特性。

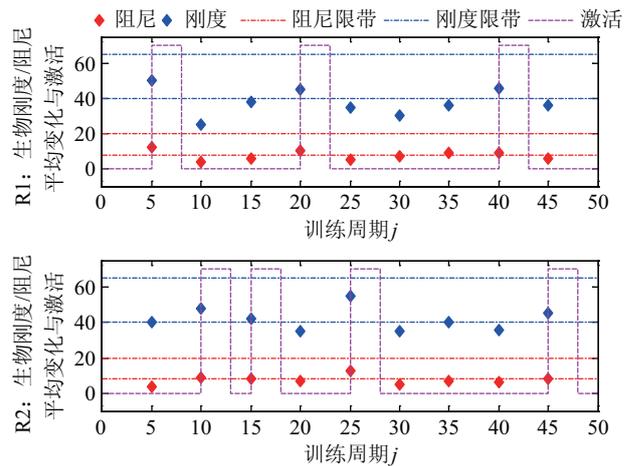


图 8 受试者 R1/R2 生物刚度、阻尼平均变化与触发控制器激活

Fig.8 Average changes of bio-damping/stiffness and activation of triggered controller for patient R1 and R2

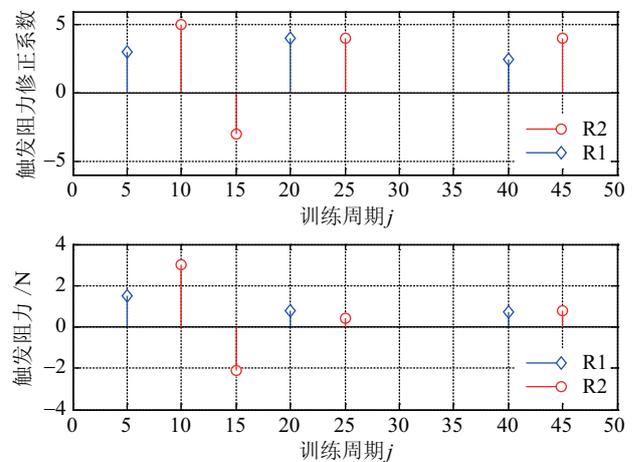


图 9 受试者 R1/R2 触发阻力及其修正系数调整结果

Fig.9 Results of triggered force and its coefficient adjustment for patient R1 and R2

根据患肢在训练过程中的生物阻抗参数变化情况, 每隔 5 个训练周期计算一次刚度和阻尼参数平均变化量。将患肢生物阻尼、刚度平均变化阈值下限分别设置为 $|\Delta \hat{b}_c| \geq 8$ 和 $|\Delta \hat{k}_c| \geq 40$ 。为防止意外干扰导致生物阻抗参数估计结果出现异常并考虑患肢安全, 进一步设定阈值变化上限, 分别为 $|\Delta \hat{b}_c| \leq 20$, $|\Delta \hat{k}_c| \leq 65$ 。图 8 给出了在 45 个训练周期中受试者 R1、R2 的生物刚度、阻尼参数变化情况以及相应的阻力触发控制器激活结果。由图可知, 训练过程中当患肢生物阻抗参数平均变化值进入上述阈值带时, 触发控制器被激活。图 9 给出了触发控制器被激活后触发阻力及其修正系数调整结果。分析该图可知, 触发阻力控制器通过对触发阻力修

正系数进行正负调节,可进一步对上层监督控制器确定的基础阻力进行修正,以更好地适应患肢肌力的变化.

4.3 临床康复评估效果

以运动轨迹平滑度、运动速率、克服最大阻力为指标,对治疗前后 R1 ~ R4 康复效果进行评估.取受试患者 5 次成功实验的平均数值作为最终评估结果.表 3 给出了训练前后治疗效果的量化比较结果.

分析表 3 可知,经过 16 周肌力训练后,患肢的运动轨迹平滑度、运动速率和所能克服的最大阻力均得到明显的改善.为进一步分析训练过程中上述参数的变化情况,以 R3、R4 为例,分别给出一个训

练周期内相应运动参数的变化情况.图 10 给出了 R3 治疗前后运动轨迹变化比较结果.训练前/后期在机器人末端分别施加 5 N 和 10 N 的外部阻力.由图可以看出,训练前期患肢带动机器人在到达目标点的过程中运动轨迹出现较大的波动,而训练后期尽管患肢克服阻力较前期大,但其运动轨迹明显较前期要平滑.图 11 为治疗前后 R4 在克服 9 N 外部阻力训练过程中运动速率变化比较结果.由图可以看出,经过 16 周肌力训练后,患肢运动速率曲线在振荡幅度和频率方面较训练前有明显的改善.综合分析上述评估结果不难发现,基于分层触发控制的肌力训练方法不但能增强和恢复患肢肌力,而且还能够改善患肢的运动控制和协调能力.

表 3 训练前后治疗结果比较(均值±标准误)

Tab.3 Therapy outcomes before and after training

	运动轨迹平滑度		运动速率/(cm/s)		最大阻力/N	
	前	后	前	后	前	后
R1	258±32.24	103±21.57	18±3.269	32±1.97	22±3.57	67.6±3.65
R2	722±76.11	214±35.24	11±1.379	25±3.16	15±2.25	52.8±2.78
R3	847±83.90	291±29.23	9±2.325	18±1.59	9±1.21	39±4.47
R4	695±52.26	196±30.14	10±2.38	26±3.16	12±2.36	45±4.74

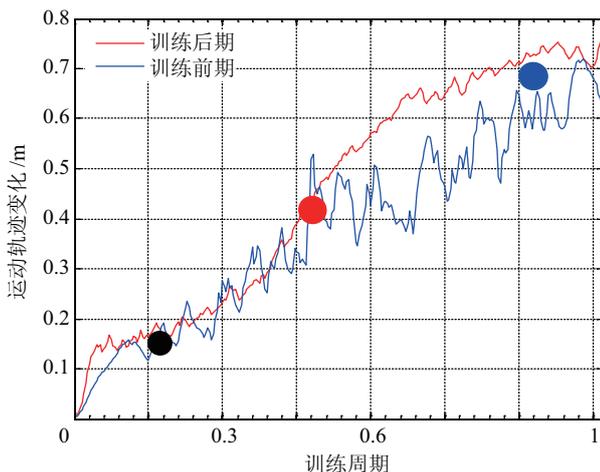


图 10 R3 训练前后运动轨迹变化

Fig.10 Movement trajectory changes before and after training for patient R3

5 结论 (Conclusion)

本文提出了一种新的模糊自适应分层触发肌力训练控制方法.首先根据单节训练过程中患肢运动速率和所能克服实际阻力的平均变化量设计上层渐进抗阻基础阻力监督控制器,得到单节训练的基础阻力;再依据单节训练过程中患肢生物阻抗的绝对平均变化量设计下层自适应阻力触发控制器,通过调整触发阻力修正系数对基础阻力作进一步修正.

遴选 4 例偏瘫患者在基于 WAMTM 机器人构建的临床康复实验平台上进行了为期 16 周的肌力训练实验,实验结果表明基于分层触发控制的肌力训练方法不但能增强和恢复患肢肌力,而且还能够改善患肢的运动控制和协调能力.

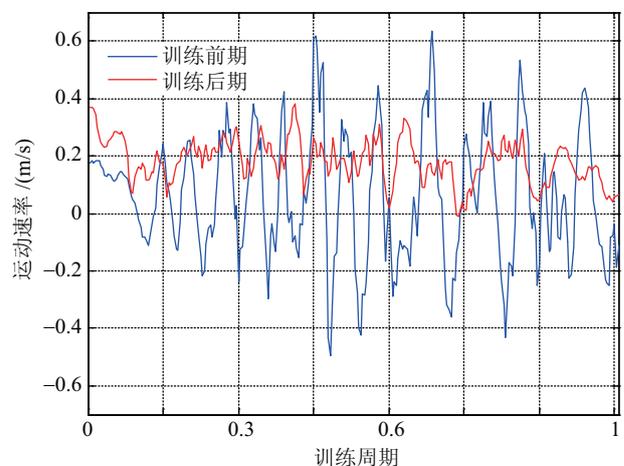


图 11 R4 训练前后运动速率变化

Fig.11 Movement velocity changes before and after training for patient R4

参考文献 (References)

- [1] Ju M S, Lin C C K, Lin D H, et al. A rehabilitation robot with force-position hybrid fuzzy controller: Hybrid fuzzy control of

- rehabilitation robot[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2005, 13(3): 349-358.
- [2] Lum P S, Burgar C G, van der Loos M, et al. MIME robotic device for upper-limb neurorehabilitation in subacute stroke subjects: A follow-up study[J]. Journal of Rehabilitation Research and Development, 2006, 43(5): 631-642.
- [3] Coote S, Murphy B, Harwin W, et al. The effect of the GENTLE/s robot-mediated therapy system on arm function after stroke[J]. Clinical Rehabilitation, 2008, 22(5): 395-405.
- [4] Wu M, Landry J M, Schmit B D, et al. Robotic resistance treadmill training improves locomotor function in human spinal cord injury: A pilot study[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2012, 93(5): 782-789.
- [5] Denève A, Moughamir S, Afilal L, et al. Control system design of a 3-DOF upper limbs rehabilitation robot[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2008, 89(2): 202-214.
- [6] Taylor N F, Dodd K J, Damiano D L. Progressive resistance exercise in physical therapy: A summary of systematic reviews[J]. Physical Therapy, 2005, 85(11): 1208-1223.
- [7] Sharp I, Huang F, Patton J. Visual error augmentation enhances learning in three dimensions[J]. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 2011, 8: DOI 10.1186/1743-0003-8-52.
- [8] Veneman J F, Kruidhof R, Hekman E E G, et al. Design and evaluation of the LOPES exoskeleton robot for interactive gait rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2007, 15(3): 379-386.
- [9] 纪树荣. 运动疗法技术学[M]. 北京: 华夏出版社, 2005: 101-113.
- Ji S R. The technology of therapeutic exercises[M]. Beijing: Huaxia Publishing House, 2005: 101-113.
- [10] Xu G Z, Song A G, Li H J. Control system design for an upper-limb rehabilitation robot[J]. Advanced Robotics, 2011, 25(1/2): 229-251.
- [11] Mallapragada V, Erol D, Sarkar N. A new method of force control for unknown environments[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2007, 4(3): 313-322.
- [12] Chang J J, Tung W L, Wu W L, et al. Effects of robot-aided bilateral force-induced isokinetic arm training combined with conventional rehabilitation on arm motor function in patients with chronic stroke[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2007, 88(10): 1332-1338.

作者简介:

- 徐国政 (1979-), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 机器人传感与网络化控制技术.
- 宋爱国 (1968-), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人传感与控制技术.
- 潘礼正 (1979-), 男, 博士生. 研究领域: 机器人传感与网络化控制技术.

(上接第 268 页)

- [9] Lu H C, Chang J C, Yeh M F. Design and analysis of direct-action CMAC PID controller[J]. Neurocomputing, 2007, 70(16-18): 2615-2625.
- [10] Ali A, Majhi S. PID controller tuning for integrating processes[J]. ISA Transactions, 2010, 49(1): 70-78.
- [11] Li X H, Yu H B, Yuan M Z, et al. Design of robust optimal proportional-integral-derivative controller based on new interval polynomial stability criterion and Lyapunov theorem in the multiple parameters' perturbations circumstance[J]. IET Control Theory and Applications, 2010, 4(11): 2427-2440.
- [12] Kim J S, Kim J H, Park J M, et al. Auto tuning PID controller based on improved genetic algorithm for reverse osmosis plant[J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 2008, 3(8): 532-537.
- [13] VanZwieten T S. Dynamic simulation and control of an autonomous surface vehicle[D]. Boca Raton, USA: Florida Atlantic University, 2003.
- [14] Das S, Pan I, Das S, et al. A novel fractional order fuzzy PID controller and its optimal time domain tuning based on integral performance indices[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(2): 430-442.
- [15] Caccia M, Bibuli M, Bono R, et al. Basic navigation, guidance and control of an unmanned surface vehicle[J]. Autonomous Robots, 2008, 25(4): 349-365.
- [16] Yan R J, Pang S, Sun H B, et al. Development and missions of unmanned surface vehicle[J]. Journal of Marine Science and Application, 2010, 9(4): 451-457.
- [17] Park J H, Shim H W, Jun B H, et al. A model estimation and multi-variable control of an unmanned surface vehicle with two fixed thrusters[C]//OCEANS. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1-5.
- [18] Peng Y, Huang Q J, He Y Q, et al. Active modeling based course control of unmanned surface vehicles[J]. ICIC Express Letters, 2009, 3(3B): 579-84.
- [19] 蒋新松, 封锡盛, 王棣棠. 水下机器人[M]. 沈阳: 辽宁科学技术出版社, 2000: 150-183.
- Jiang X S, Feng X S, Wang D T. Underwater vehicles[M]. Shenyang: Liaoning Science and Technology Publisher, 2000: 150-183.

作者简介:

- 胡志强 (1980-), 男, 博士生. 研究领域: USV 水下机器人系统非线性控制系统总体设计.
- 周焕银 (1975-), 女, 博士, 副教授. 研究领域: 水下机器人运动控制.