

基于小波包模糊推理的上肢康复机器人智能专家系统^①

潘礼正^{②*} 宋爱国^{③*} 李会军^{*} 徐国政^{**} 徐宝国^{*}

(^{*} 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

(^{**} 南京邮电大学自动化学院 南京 210003)

摘 要 针对目前上肢运动训练康复机器人缺少对患肢训练模式智能处方诊断的现状,提出了全新的基于小波包模糊推理的上肢康复机器人智能专家系统诊断方法。该方法在智能专家诊断过程中首先根据患肢在水平和垂直方向上的被动运动位置跟踪误差,通过小波包分解提取患肢运动性能特征,然后根据两个方向上的运动性能特征值并运用专家知识,通过模糊逻辑推理诊断该患肢适合的康复运动训练类型。临床实验结果表明,该方法能够较准确地实现不同病情患肢的运动训练模式处方诊断,有助于提高康复机器人的临床智能化水平。

关键词 康复机器人, 小波包, 特征提取, 模糊推理, 专家系统

0 引言

康复机器人作为医疗机器人的一个重要分支,是近年来根据运动神经康复治疗技术发展起来的研究方向^[1],已经成为国际机器人领域的一个研究热点。比较著名的上肢康复机器人有 MIT-MANUS、ARM Guide、MIME、PUMA560、GENTLE/S 等^[2,3],下肢康复机器人有 Lokomat^[4]等。康复机器人的智能化以及控制策略的有效性是康复机器人能否被用户接受,能否最后进入临床使用的重要因素。近年来智能控制技术得到了应用,文献[5,6]在研究主动康复训练时分别采用了神经网络阻抗控制和神经模糊控制策略,文献[7]采用模糊阻抗控制实现了根据患肢状态对辅助力的调节,实验结果证实了此方法的有效性。2-DOF 气动康复机器人在被动训练时采用自适应模糊滑模控制,取得了很好的位置跟踪性能^[8]。文献[9]融合语音反馈和智能控制采用内外双层反馈策略实现了训练过程中任务参数的调节。王东岩等^[10]和 Fukuda 等^[11]根据人体表面肌电(surface electromyogram, SEMG)信号并运用神经网络技术设计了上臂和前臂控制器,实验表明根据信号能有效识别前臂和手部运动模式并进行康复训练。季林红等的研究表明患者肌纤维放电时间反映

了偏瘫患者患侧上肢的运动功能^[12]。从众多文献来看,国内外研究者对不同训练模式的相关控制策略、控制性能和临床效果进行了研究,而训练模式的选择是事先确定的,皆没有根据患肢运动性能状态智能判别患肢训练模式。针对康复机器人临床使用中智能化特性的要求,本文提出了基于小波包分解提取患肢运动性能特征并通过模糊逻辑推理实现康复运动训练模式专家诊断的方法。该方法根据患肢肩关节水平外伸内展和肘关节垂直屈伸被动运动时位置跟踪误差,通过小波包分解获取与患肢运动性能有关的系数并归一化处理得到反映患肢运动性能特征值,然后根据水平和垂直两方向上的特征值运用专家知识模糊推理诊断出患肢适合的训练模式。临床实验结果表明,通过该方法诊断的患肢训练模式和患肢实际病情具有很好的一致性。本文提出的观点对深入研究更复杂的临床智能专家系统有一定的铺垫作用。

1 患肢运动性能特征提取

患肢是指有运动功能障碍的肢体。中风(也叫脑卒中,是由脑部血液循环障碍导致以局部神经功能缺失为特征的疾病)幸存者约有 2/3 会留下不同程度的肢体运动功能障碍。根据运动神经康复治疗

① 863 计划(2006AA04Z246),国家自然科学基金(61104206)和常州工业攻关计划(CE20100022)资助项目。

② 男,1979 年生,博士生;研究方向:康复机器人传感与控制技术;E-mail: plz517@sina.com.cn

③ 通讯作者,E-mail: a.g.song@seu.edu.cn

(收稿日期:2011-09-20)

原理,运动功能障碍患者通过有针对性的康复运动训练能够取得很好的功能恢复效果^[13,14]。在临床上,根据不同患肢在不同阶段的病情特点来选择合适类型的运动训练有助于取得最佳的康复效果。如何有效获取患肢运动性能特征是实现智能专家诊断的关键。

1.1 特征考虑

中风患者在发病的不同阶段其病情特点也不同,因而临床上进行康复训练的模式也就不同,根据患肢在完成动作时主动用力的程度,患肢运动可划分为被动运动、辅助主动运动、主动运动及抗阻训练。季林红等分析研究得出患者患侧上肢的运动功能与肘关节被动屈伸动作时肱二头肌 SEMG 信号提取的特征相关^[12]。Jovana 等人的研究^[15]表明,SEMG 信号能够反映出下肢的运动康复情况、运动速度、平衡协调性能等。由于不同病情患肢肌肉组织活动性能、高级中枢神经系统对运动控制恢复程度等不同,当患肢在充分放松状态下通过康复机器人进行被动运动时,具有不同运动性能状态的患肢对机器人的控制性能产生的影响不同。本文选择从患肢被动运动动作时位置跟踪误差角度来分析反映患肢的运动性能。

1.2 小波包分解

小波变换能将信号从一维的时域空间映射到二维的时域-尺度空间,小波变换的多分辨率变换有利于各分辨率不同特征的提取,在信号去噪和特征提取方面得到了较广的运用^[16]。在正交小波变换中,由于其多尺度分解具有一定的局限性,从而导致高频频带宽、低频频带窄。小波包变换则提供了更为灵活的分解方式,它将频带进行多层次划分,对小波分解中没有细分的高频段进一步分解,并能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应频带,使之与

信号的频谱相匹配,从而提高时-频分辨率。小波包由小波进一步推广得到,能得到更精细的分解结果。

设 $g_j^n(t) \in U_j^n$, 则 $g_j^n(t)$ 可表示为

$$g_j^n(t) = \sum_l d_l^{j,n} u_n(2^j t - l) \quad (1)$$

其中 k 表示第 j 层频带个数, $g_j^n(t)$ 为第 j 层第 n 频带信号, $d_k^{j,n}$ 表示第 j 层第 n 频带小波包分解系数, $u_n(t)$ 为满足双尺度方程函数。

小波包分解算法^[17]:由 $\{d_l^{j+1,n}\}$ 得

$$\begin{cases} d_l^{j,2n} = \sum_k a_{k-2l} d_k^{j+1,n} \\ d_l^{j,2n+1} = \sum_k b_{k-2l} d_k^{j+1,n} \end{cases} \quad (2)$$

其中, l 表示小波包变换第 $j+1$ 层频带个数, $d_k^{j,n}$ 表示第 j 层第 n 频带小波包分解系数, $d_l^{j+1,2n}$ 和 $d_l^{j+1,2n+1}$ 分别表示 $j+1$ 层第 $2n$ 和 $2n+1$ 频带小波包分解系数, a_{k-2l} 和 b_{k-2l} 为小波包分解的共轭滤波器系数。

本文中位置信息采样频率为 100Hz,采用 5 层小波包分解后提取与患肢运动性能相关的特征。

1.3 特征归一化

运动康复训练主要有三种类型:被动运动训练、辅助主动运动训练、主动运动及抗阻训练(由于主动运动和抗阻运动主要训练运动的协调性和肌力等综合性能,在此归为一类)。为能够有效地反映患肢运动性能特征,对特征的获取按图 1 的方法进行,其中筛选与运动特性相关的分解系数是关键。为保证分析的客观性和筛选系数的有效性,所作分析均采用五次分段求平均。进行 5 层小波包分解后得到 32 个分解系数,水平和垂直方向上最终筛选的具有很高稳定性且与运动能力相关的分解系数(从“运动能力等级”、“能否完全克服重力”以及“有无主动能力”三方面反映)分别如表 1、表 2 所示。

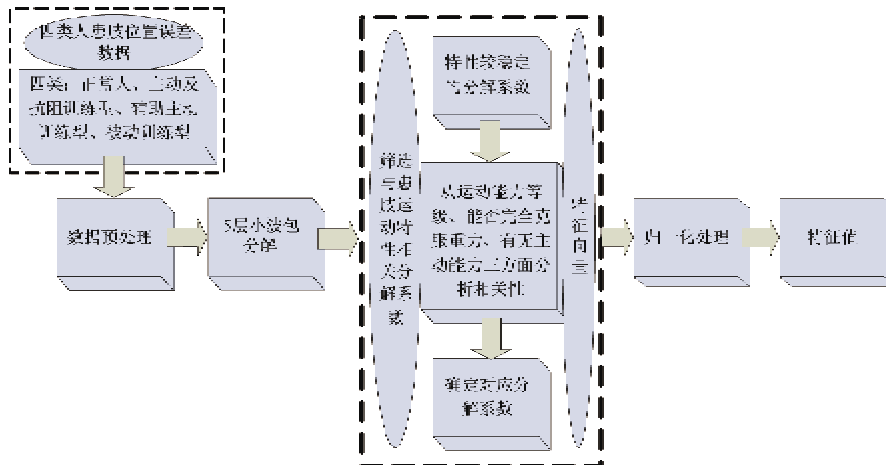


图1 特征值获取方法

表1 水平方向运动性能系数反映表

类型	体现运动能力等级		能否完全克服重力		有无主动能力		
	w_0	w_1	w_{13}	w_{19}	w_6	w_{23}	w_{29}
4	0.2363	0.2813	0.3249	0.0527	1.0644	0.1629	0.2121
3	0.2261	0.2452	0.3232	0.0480	0.9459	0.1674	0.2115
2	0.2198	0.1942	0.3698	0.0457	0.9359	0.1631	0.2095
1	0.2061	0.1689	0.3680	0.0459	0.6230	0.1460	0.1779

表2 垂直方向运动性能系数反映表

类型	体现运动能力等级			能否完全克服重力		有无主动能力				
	w_0	w_1	w_{29}	w_{19}	w_{24}	w_6	w_8	w_{15}	w_{21}	w_{22}
4	0.9513	1.3271	0.3780	0.1519	0.0370	3.2916	0.0438	1.7030	0.2809	0.3213
3	1.0424	1.4771	0.3986	0.1698	0.0392	2.6407	0.0420	1.9556	0.2887	0.2961
2	1.1501	1.5916	0.4205	0.2012	0.0487	3.6386	0.0473	1.7650	0.2886	0.3174
1	1.2270	1.7367	0.4852	0.1935	0.0463	4.9922	0.0525	1.2001	0.3154	0.3589

注: 1 适合被动训练; 2 适合辅助主动训练; 3 适合主动及抗阻训练; 4 正常。

最终分析,水平方向的特征向量选用 $H = [w_0, w_1, w_{13}, w_{19}, w_6, w_{23}, w_{29}]^T$, 垂直方向选用 $V = [w_0, w_1, w_{29}, w_{19}, w_{24}, w_6, w_8, w_{15}, w_{21}, w_{22}]^T$ 。采用不同权重以及三级区分方法,水平和垂直方向上的规格化系数向量由式

$$\begin{cases} G_h = U_h \cdot M_h \\ G_v = U_v \cdot M_v \end{cases} \quad (3)$$

所示。式中 G_h, G_v 分别为水平和垂直方向上规格化系数向量, U_h, U_v, M_h, M_v 分别为水平和垂直方向上权重向量、区分对角矩阵。

特征向量按式

$$\begin{cases} f_h = G_h \cdot H + \delta_h \\ f_v = G_v \cdot V + \delta_v \end{cases} \quad (4)$$

进行归一化处理。式中 f_h, f_v 分别为水平和垂直方向上运动性能特征值, $G_h, G_v, H, V, \delta_h, \delta_v$ 分别为水平和垂直方向上规格化系数向量、特征向量和规格化修正量。

2 专家诊断

智能专家系统把人工智能技术和计算机技术相结合,根据专家提供的知识和经验进行推理和判断模拟人类专家的决策过程,解决那些需要人类专家处理的复杂问题。本文运用相关专家知识,根据患肢在水平和垂直方向上的运动性能特征值,通过模糊逻辑推理模拟人类专家决策实现康复机器人对患肢运动训练模式的智能专家处方诊断。

模糊推理模型采用双输入单输出的 T-S 型,提

取的水平和垂直方向上患肢运动性能特征值 (f_h, f_v) 作为两输入变量,训练运动模式诊断结果作为输出变量 (m_{type})。在模糊化过程中,水平和垂直方向上输入变量分别定义成 5 个模糊子集,即“较小”(VLH,VLV)、“小”(LH,LV)、“中”(MH,MV)、“大”(GH,GV)、“较大”(VGH,VGV),采用梯形形式的隶属度函数,具体如图 2 所示。输入变量论域规格化后设置为 $f_h, f_v \in [0, 1.0]$, 输出变量设置为 $m_{\text{type}} = \{1, 2, 3, 4\}$ (注:1 适合被动训练;2 适合辅助主动训练;3 适合主动及抗阻训练;4 正常)。

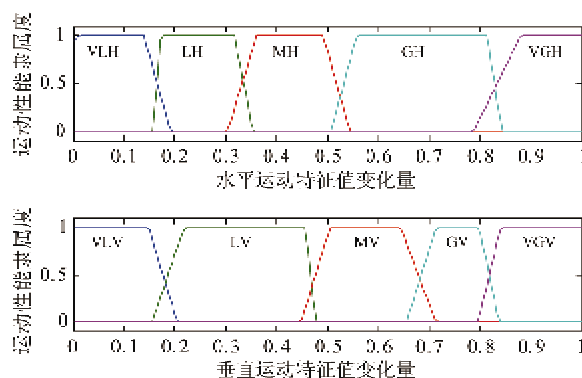


图2 运动性能隶属度函数

输出函数 $f(f_h, f_v)$ 采用 0 阶 T-S 型模糊推理, 即:

$$R_i: \text{if } f_h \text{ is } A_1^i \text{ and } f_v \text{ is } A_2^i, \text{ then } m_{\text{type}} = k_i (i = 1, 2, \dots, n)$$

图 3 为智能专家诊断系统输入/输出关系表面图。

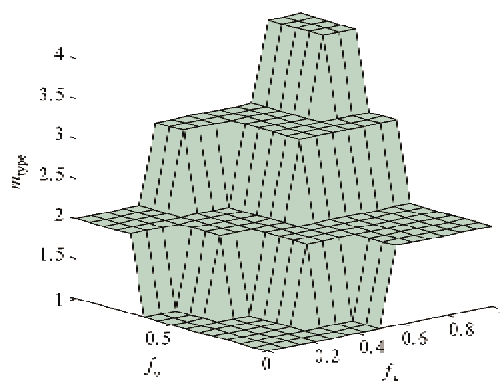


图3 输入输出关系表面图



图5 WAM Arm 康复机器人系统

3 上肢康复机器人系统

采用美国 Barrett 公司生产的 4 自由度 WAM (Whole Arm Manipulator) Arm 机器人本体作为康复机器人使用平台,通过自行研制的三维力传感器^[18]和患肢支撑架(图 4)等构建的上肢康复机器人系统如图 5 所示。WAM Arm 机器人是一款高性能、具有

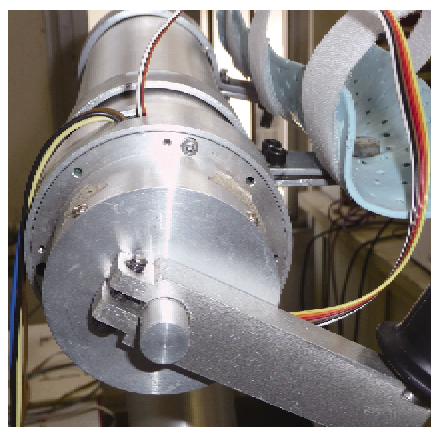


图4 自行研制的三维力传感器和患肢支撑架

良好反馈驱动 (back-drivability) 特性的灵巧型机械臂^[19]。目前 WAM Arm 在科研、医疗、工业生产等众多领域得到了很好的运用,特别因为其具有较高的安全性能,已经在美国芝加哥康复研究中心进行了临床使用,在卡内基美隆大学机器人研究所 (CMU Robotics Institute) 作为医疗平台开展各种研究工作^[20]。

运用 Ubuntu Linux-Xenomai 平台开发 WAM Arm 康复机器人临床实验软件部分。Linux 系统本身具有较好的实时性能;在实验系统软件规划上采用多线程机制对整个系统的任务进行规整,进一步提高 WAM Arm 机器人控制实时性和安全性。根据临床实际康复运动训练使用情况,开发了被动、辅助主动、主动及抗阻运动训练控制策略模块。由于本文旨在研究运用智能专家系统实现上肢康复机器人运动训练模式处方诊断,在此对各训练模式的控制策略不作介绍。本文设计的上肢康复机器人智能专家运动训练模式诊断系统原理框图如图 6。

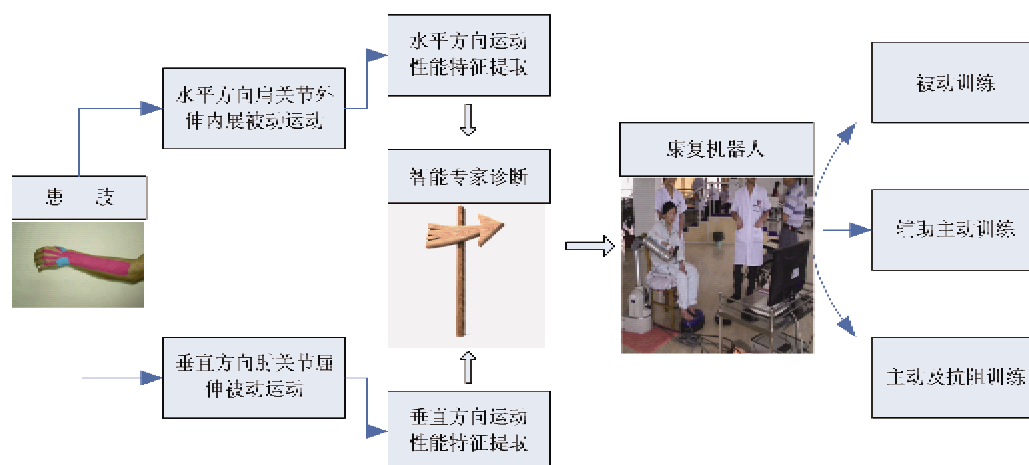


图6 上肢康复机器人智能专家系统原理框图

4 临床实验结果

为验证本文所设计的智能专家运动训练模式诊断系统的效果,在南京同仁医院运动康复科进行了临床实验。筛选7例中风偏瘫患者和1例健康者作为实验对象,受试者无视听力、理解能力上的障碍,能够理解实验要求、了解实验过程和目的,同意参加实验测试。8例志愿者基本情况如表3所示,对受试者采用设计的智能专家运动模式诊断方法进行测试,所得运动性能特征值如图7,诊断结果如图8所示。

表3 受试者基本情况

受试者	性别	年龄	患肢	适合康复模式
P1	女	73	右	1
P2	男	66	右	1
P3	男	61	右	2
P4	女	47	左	2
P5	男	52	右	2
P6	女	65	左	2
P7	男	62	左	3
P8	女	56	右	4

注:1 适合被动训练;2 适合辅助主动训练;3 适合主动及抗阻训练;4 正常。

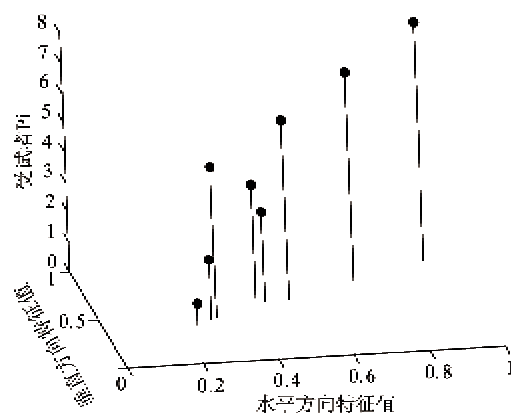


图7 运动性能特征值

从临床实验结果图8来看,除测试者5测试结果为“适合被动运动训练”与实际“适合辅助主动运动训练”状态有差异外,其他测试者的结果均与实际情况一致。一周后对受试者5进行再次测试,结果显示为“适合辅助主动运动训练”与实际状态一致。测试者5第一次测试与实际有差异,可能与当时测试者“适合辅助主动运动训练”的实际主动运

动特征不太明显有关。整体来看,所设计的智能专家诊断系统具有较准确的诊断效果。为实现更高的诊断率,专家知识有待通过临床数据分析进一步完善。

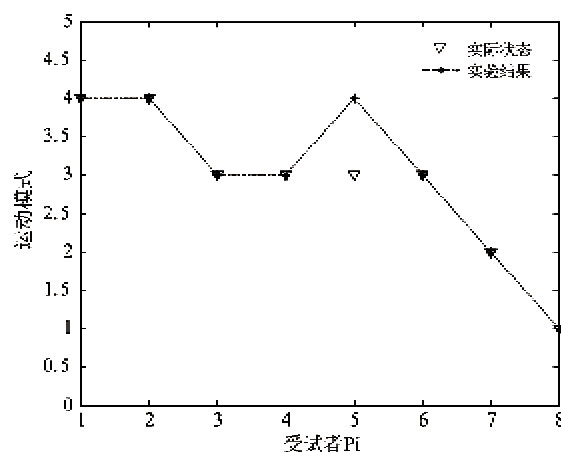


图8 临床实验结果

5 结论

本文针对康复机器人缺少训练模式自诊断功能提出的采用智能专家系统实现患肢运动训练模式处方诊断的方法,以及给出的通过小波包分解提取特征系数和采用不同权重及三级区分方式反映受训患肢运动性能特性的方法,经临床实验证明是有效的,本研究所设计的上肢康复机器人基于小波包模糊推理的专家诊断系统能够辨别不同病情患肢的运动性能,且具有较高的准确性,为后期进一步探索实现更复杂有效的智能专家系统奠定了基础。同时,本文所提的观点和方法,还可以应用于康复评估等方面。如何根据临床数据进一步优化完善专家知识,是本文下一步继续研究的工作。

参考文献

- [1] Lum P S, Burgar G. The MIME robotic system for upper-limb neuro-rehabilitation; results from a clinical trial in subacute stroke. In: Proceedings of the 9th International Conference on Rehabilitation Robotics, Chicago, USA, 2005. 511-514
- [2] Duygun E, Sarkar N. Intelligent control for robotic rehabilitation after stroke. *J Intell Robot Syst*, 2007, 50: 341-360
- [3] Brokaw E B, Theresa M, Tobias N, et al. Retraining of interjoint arm coordination after stroke using robot-assisted time-independent functional training. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 2011, 48(4): 299-

316

- [4] Shahid H, Sheng Q X, Liu G Y. Robot assisted treadmill training: mechanisms and training strategies. *Medical Engineering & Physics*, 2011, 33: 527-533
- [5] Tsuji T, Tanaka Y. On-line learning of robot arm impedance using neural networks. *Robotics and Autonomous Systems*, 2005, 52(4): 257-271
- [6] Kiguchi K, Tanaka T, Fukuda T. Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2005, 12(4): 481-490
- [7] Xu G Z, Song A G, Li H J. Control system design for an upper-limb rehabilitation robot. *Advanced Robotics*, 2011, 25(1): 229-251
- [8] Chang M K. An adaptive self-organizing fuzzy sliding mode controller for a 2-DOF rehabilitation robot actuated by pneumatic muscle actuators. *Control Engineering Practice*, 2010, 18: 13-22
- [9] Duygun E B. Towards intelligent robot-assisted rehabilitation systems. *International Journal of Systems Science*, 2010, 41(7): 729-745
- [10] 王东岩,李庆玲,孙立宁等. 5 DOF 穿戴式上肢康复机器人控制方法研究. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 39(9): 1383-1387
- [11] Fukuda O, Tsuji T, Kaneko M O. A human-assisting manipulator teleoperated by EMG signals and arm motion. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2003, 19(2): 210-222
- [12] 季林红,张宇博,王子羲等. 基于自适应 Chirplet 分解的偏瘫肌强直症状评估. 清华大学学报(自然科学版), 2007, 47(5): 627-630
- [13] Gert K, Boudewijn J K, Hermano I K. Effects of robot-assisted therapy on upper limb recovery after stroke: a systematic review. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2008, 22(2): 111-121
- [14] Huang V S, John W K. Robotic neurorehabilitation: a computational motor learning perspective. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2009, 6:5
- [15] Jovana K, Nadica M, Milica M J, et al. Recovery of motor function after stroke: a polymyography-based analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, 2011, 19(4): 321-328
- [16] Sina Z M, Alireza A, Abolhasani M, et al. A fast expert system for electrocardiogram arrhythmia detection. *Expert Systems*, 2010, 27(3): 180-200
- [17] Rosso O A, Martin M T, Figliola A, et al. EEG analysis using wavelet-based information tools. *Journal of Neuroscience methods*, 2006, 153(2): 163-182
- [18] Song A G, Wu J, Qin G, et al. A novel self-decoupled four degree-of-freedom wrist force/torque sensor. *Measurement*, 2007, 40(9): 883-891
- [19] 徐国政,宋爱国,李会军. 基于模糊逻辑的上肢康复机器人阻抗控制实验研究. 机器人, 2010, 32(6): 792-798
- [20] Rooks B. The harmonious robot. *Industrial Robot*, 2006, 33(2): 125-130

A robotic intelligent expert system for upper-limb rehabilitation based on wavelet packet and Fuzzy reasoning

Pan Lizheng*, Song Aiguo*, Li Huijun*, Xu Guozheng**, Xu Baoguo*

(* School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

(** College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003)

Abstract

Considering the fact that the existing robot-aided upper-limb rehabilitation systems are incapable of automatically recommending an appropriate training mode for an impaired limb, a novel intelligent expert system diagnosis method is proposed based on wavelet packet and fuzzy logic. When the method is applied to diagnose, the impaired limb's movement characteristics are firstly extracted using wavelet packet decomposition according to the passive movement tracking errors in horizontal and vertical directions, and then fuzzy logic involving expert knowledge is used to reason out the appropriate recovery training mode for the impaired limb based on the two-direction movement features. The results of clinical experiment indicate that the proposed method is capable of accurately recommending an appropriate training mode to the impaired limbs with different physical conditions, improving the clinical intelligence for a the robot-aided rehabilitation system.

Key words: rehabilitation robot, wavelet packet, feature extraction, fuzzy reasoning, expert system