

# 基于遗传算法和极限学习机的 Fugl-Meyer 量表自动评估

王景丽<sup>1,2,3</sup>, 李亮<sup>4</sup>, 郁磊<sup>2,3</sup>, 王计平<sup>3</sup>, 方强<sup>5\*</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130000; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院 苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163;

4. 嘉兴市第二医院 康复医学中心, 浙江 嘉兴 314000;

5. 皇家墨尔本理工大学 电气与计算机工程学院, 澳大利亚 墨尔本 3001)

(\*通信作者电子邮箱 john.fang@rmit.edu.au)

**摘要:**为实现脑卒中上肢居家康复评定的自动化和定量化, 针对临床上最常用的 Fugl-Meyer 运动功能评定 (FMA) 量表, 利用极限学习机 (ELM) 建立了 FMA 量表得分自动预测模型。选取 FMA 肩肘部分中的 4 个动作, 采用固定于偏瘫侧前臂和上臂的两个加速度传感器采集 24 名患者的运动数据, 经预处理和特征提取, 基于遗传算法 (GA) 和 ELM 进行特征选择, 分别建立单个动作 ELM 预测模型和综合预测模型。结果显示, 该模型可对 FMA 肩肘部分得分进行精确的自动预测, 预测均方根误差为 2.1849 分。该方法突破了传统评定中主观性、耗时性的限制及对康复医师或治疗师的依赖性, 可方便用于居家康复的评定。

**关键词:** 脑卒中; 居家康复; Fugl-Meyer 评定; 加速度传感器; 遗传算法; 极限学习机

**中图分类号:** TP18; TP391.4 **文献标志码:** A

## Automated Fugl-Meyer assessment based on genetic algorithm and extreme learning machine

WANG Jingli<sup>1,2,3</sup>, LI Liang<sup>4</sup>, YU Lei<sup>2,3</sup>, WANG Jiping<sup>3</sup>, FANG Qiang<sup>5\*</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun Jilin 130000, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou Jiangsu 215163, China;

4. Rehabilitation Medical Center, The Second Hospital of Jiaxing, Jiaxing Zhejiang 314000, China;

5. School of Electrical and Computer Engineering, Royal Melbourne Institute of Technology University, Melbourne 3001, Australia)

**Abstract:** To realize automatic and quantitative assessment in home-based upper extremity rehabilitation for stroke, an Extreme Learning Machine (ELM) based prediction model was proposed to automatically estimate the Fugl-Meyer Assessment (FMA) scale score for shoulder-elbow section. Two accelerometers were utilized for data recording during performance of 4 tasks selected from shoulder-elbow FMA and 24 patients were involved in the study. Accelerometer-based estimation was obtained by preprocessing raw sensor data, extracting data features, selecting features based on Genetic Algorithm and ELM. Then 4 single-task models and a comprehensive model were built individually using the selected features. Results show that it is possible to achieve accurate estimation of shoulder-elbow FMA score from the analysis of accelerometer sensor data with a root mean squared prediction error value of 2.1849 points. This approach breaks through the subjective and time-consuming property of traditional outcome measures which rely on clinicians at hand and can be easily utilized in the home settings.

**Key words:** stroke; home-based rehabilitation; Fugl-Meyer Assessment (FMA); accelerometer sensor; Genetic Algorithm (GA); Extreme Learning Machine (ELM)

## 0 引言

随着生活水平的提高和人口老龄化, 脑卒中的发病率呈上升趋势, 且趋于年轻化, 70%~85% 首次脑卒中患者留有偏瘫<sup>[1]</sup>。据统计<sup>[2]</sup>, 我国每年新增 250 万例脑卒中患者, 死于脑卒中相关疾病者达 120 万~150 万, 另外还有 700 万发生脑卒中后存活下来, 其中约 75% 遗留不同程度残疾, 40% 为重度残疾, 这些高发病率、高死亡率和致残率给社会和家庭带来沉重的精神压力和巨大的经济负担。

与下肢相比, 上肢运动更为精细且恢复缓慢, 因此, 脑卒中后上肢运动功能的康复一直是一个重要的问题, 21% 的脑卒中患者不能够达到上肢功能的完全恢复<sup>[3]</sup>。近年来, 随着远程医疗技术、康复机器人技术和虚拟现实技术等的发展, 居家康复越来越受到人们的关注, 并且有文献报道<sup>[4]</sup>, 居家康复可以获得和住院康复一样的效果。然而, 如何有效监测并评价患者居家康复进程和功能状况以帮助康复医师进一步制定个体化的康复治疗方案, 一直是居家康复发展的瓶颈。目前临床上应用最多的脑卒中偏瘫运动功能评价方法是 Fugl-Meyer 量表, 它要求患者进行一系列动作, 依靠评测者的徒手

收稿日期: 2013-08-14; 修回日期: 2013-10-16。

**作者简介:** 王景丽 (1987-), 女, 山东曹县人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数据挖掘、智能康复评估; 李亮 (1981-), 男, 浙江海盐人, 主治医师, 硕士, 主要研究方向: 神经系统、骨关节系统疾病的康复诊断、评定及治疗; 郁磊 (1986-), 男, 江苏沐阳人, 助理研究员, 博士研究生, 主要研究方向: 人工智能与模式识别、穿戴式传感器网络; 王计平 (1986-), 男, 安徽天长人, 研究实习员, 硕士, 主要研究方向: 生物医学信号处理; 方强 (1968-), 男, 上海人, 研究员, 博士, 主要研究方向: 植入式医用电子、穿戴式传感器网络、现代康复适宜技术。

操作和观察来检查不同恢复阶段的肢体反射状态、屈伸协同运动和选择性分离运动,属于主观评定。大量应用研究<sup>[5]</sup>显示,该量表敏感、可靠,但项目繁多,评测费时,且需要治疗师或康复医师的参与,这在一定程度上限制了其在居家康复中的应用。因此,在居家康复治疗中更为理想的评价方法是简洁、客观、定量的自动评价。由多个传感器节点组成的无线躯体传感网(Wireless Body Sensor Network, WBSN)可实现运动功能评估的自动化和定量化,国外已有大量研究将其用于老年人和慢性病患者的居家监护<sup>[6]</sup>。Uswatte等<sup>[7-8]</sup>通过对169名脑卒中患者的研究发现,加速度传感器可以捕获反映上肢运动功能障碍程度的临床相关信息;Patel等<sup>[9]</sup>用加速度传感器来自动估计Wolf运动功能评价量表(Functional Ability Scale of Wolf Motor Function Test, WMFT-FAS)得分。但将运动传感器与临床评估量表相结合的研究国内还鲜有报道。

为了进一步实现居家康复评估的自动化和定量化,本文提出了一种利用加速度传感器实现Fugl-Meyer量表自动评估的方法,以期可以更为客观、定量地反映患者上肢运动功能状况。从上肢Fugl-Meyer评定(Upper Extremity Fugl-Meyer Assessment, UE-FMA)肩肘部分中选取4个动作,用固定于患者偏瘫侧前臂和上臂的两个加速度传感器采集患者动作数据,基于遗传算法和极限学习机建立UE-FMA肩肘部分得分自动预测模型。

## 1 相关算法

### 1.1 极限学习机

极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是由Huang等<sup>[10]</sup>提出的一种单隐层前馈神经网络学习算法,其隐层节点参数(内权和偏置)随机选取,网络外权通过最小化平方损失函数得到其最小二乘解,网络参数的确定过程无需任何迭代步骤,从而大大提高了运算速度。ELM算法简单易行,并且克服了传统神经网络基于梯度下降法的训练速度慢且易陷入局部最优的缺点,其网络结构和工作原理如下:

给定训练样本集 $\{(x_i, t_i)\}_{i=1}^N$ 和隐层神经元数 $L$ ,存在 $a_i, b_i, \beta_i$ 使得:

$$f_L(x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(a_i x_j + b_i) = t_j \quad (1)$$

其中: $a_i, b_i$ 为隐层节点参数; $\beta_i$ 表示连接第 $i$ 个隐层节点和网络输出之间的外权; $g$ 为激活函数。

式(1)写成矩阵形式如下:

$$H\beta = T \quad (2)$$

其中:

$$H = H(a_1, \dots, a_L, b_1, \dots, b_L, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(a_1 x_1 + b_1) & g(a_2 x_1 + b_2) & \dots & g(a_L x_1 + b_L) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g(a_1 x_N + b_1) & g(a_2 x_N + b_2) & \dots & g(a_L x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}$$

$$T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

$H$ 称为隐层输出矩阵。

考虑预测误差,式(2)可修改为:

$$H\beta = T + E \quad (3)$$

定义平方损失函数:

$$J = (H\beta - T)^T (H\beta - T) \quad (4)$$

则ELM网络参数的训练问题转化为最小化平方损失函数问题,即需要寻找一组最优参数 $\{(a_i, b_i, \beta_i)\}_{i=1}^L$ 使得 $J$ 最小。可以证明<sup>[10]</sup>,当激活函数 $g$ 无限可微时,隐层节点参数可在训练开始时随机选择,训练过程中固定,外权 $\beta$ 可通过最小二乘法求解方程组(4)得到:

$$\hat{\beta} = \arg \min \| H\beta - T \| = H^+ T \quad (5)$$

ELM只需在确定激活函数的情况下选择隐层节点个数,参数确定过程相对简单,其具体求解步骤如下:

- 1) 设置隐层激活函数 $g(x)$ 和隐层节点个数 $L$ ;
- 2) 随机生成隐层节点参数 $(a_i, b_i), i = 1, 2, \dots, L$ ;
- 3) 计算隐层输出矩阵 $H$ ;
- 4) 计算输出权值 $\hat{\beta} = H^+ T, H^+$ 为矩阵 $H$ 的Moore-Penrose广义逆。

### 1.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是模拟自然界遗传机制和生物进化过程而形成的一种自适应概率搜索方法,由Holland教授于1975年首次提出<sup>[11]</sup>,具有内在的隐并行性和全局寻优能力。它将求解问题映射到位串空间,把问题的一个潜在解集表示为种群,问题的解表示为染色体,也就是种群中的一个个体,并基于适应度函数对个体进行优胜劣汰。遗传算法通过一系列算子实现种群进化,产生新的后代。标准遗传算子包括选择算子、交叉算子和变异算子。遗传算法运算流程包括以下几个步骤:

- 1) 编码。将解空间的解数据表示成遗传空间的基因型串结构数据,串数据的不同组合表示问题不同的解,常用的编码方式有二进制编码、格雷码编码和浮点数编码。
- 2) 种群初始化。确定种群规模 $N$ ,交叉概率 $P_c$ 、变异概率 $P_m$ 和终止进化准则,随机生成 $N$ 个个体作为初始种群 $X(0)$ ,置当前进化代数 $k = 0$ ,最大进化代数 $T$ 。
- 3) 计算适应度值。适应度值表示个体或解的优劣性,对于不同的问题定义不同的适应度函数并根据适应度函数计算第 $k$ 代种群中每个个体 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 的适应度值。
- 4) 遗传操作。将选择算子、交叉算子和变异算子依次作用于当前种群,实现进化。
- 5) 检验终止条件。若遗传代数满足终止条件,则终止计算,并将当前种群中的最佳个体作为最终满意解输出;否则 $k = k + 1$ ,转步骤3)。

## 2 实验设计及数据采集

来自嘉兴市第二医院康复医学中心的24名脑卒中住院患者参与了本研究,表1为患者的基本资料。纳入标准为:1)临床诊断符合1995年中华医学会第四次全国脑血管会议制定的脑卒中的诊断标准,并经头颅CT或MRI确诊;2)发病时间不超过两年,偏瘫侧上肢有自主运动能力。排除标准为:1)有认知障碍,无法配合者;2)伴有上肢或躯干疼痛并影响主动运动者。该实验获得嘉兴市第二医院伦理委员会的许可。

首先,一位有多临床经验的康复医师采用UE-FMA对受试者进行评估,UE-FMA共包含33项,每项评分0~2分,0分为不能完成,1分为部分完成,2分为顺利完成,其中肩肘部分包括15项,共30分。康复医师通过观察患者每项任务完

成的情况给出 0、1 或 2 的打分,各项得分之和为总分。实验选取肩肘部分的 4 个动作:1) 肩关节前屈;2) 肩关节外展;3) 肘屈曲,前臂旋前旋后;4) 手触腰椎作为采集动作,动作的选取基于康复医师的临床经验和 Brunnstrom 六级评价法的标准检查方法, Hsieh 等<sup>[12]</sup> 开发的简版 Fugl-Meyer 量表 (S-FMA) 与本研究选取的动作基本一致, S-FMA 的信度和效度已在文献<sup>[12]</sup> 中得到验证,这在一定程度上反映了本研究动作选取的有效性。

表1 研究对象一般资料

病历信息 ( $N=24$ )	数值
性别,男/女(人数)	16/8
年龄,均数 $\pm$ 标准差(岁)	$69.4 \pm 12.8$
诊断,脑出血/脑梗塞(人数)	7/17
偏瘫部位,左侧/右侧(人数)	7/17
发病时间,均数 $\pm$ 标准差(月)	$8.9 \pm 8.6$
UE-FMA 得分,均数 $\pm$ 标准差(分)	$15.6 \pm 11$

采用由两个三轴加速度传感器节点和一个接收节点组成的 WBSN 系统进行数据采集,其中加速度传感器的灵敏度为  $\pm 6\text{ g}$ ,采样率为  $40\text{ Hz}$ 。采集过程中,两个传感器节点分别固定于患者偏瘫侧前臂和上臂, $x$  轴平行于手臂,如图 1。对于选取的 4 个动作,患者在康复医师指导下先做 1~2 次,熟悉后开始正式采集,每个动作根据病人身体状况重复 3~5 次,加速度传感器采集到的病人动作数据经 ZigBee 无线传输到 PC 客户端,完成数据的可视化及分类存储。



图1 传感器节点佩戴示意图

### 3 Fugl-Meyer 肩肘部分得分预测模型

原始数据经预处理、特征提取、特征选择,输入 ELM 模型,首先建立单个动作的预测模型,然后将单个动作预测结果与医生打分之间建立回归关系,得到综合预测模型,图 2 所示为算法的整体流程。

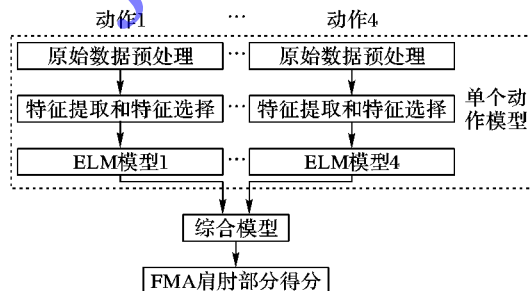


图2 算法整体流程

#### 3.1 特征提取

采集到的原始信号经 9 点中值滤波滤除由于衣物摩擦、

传感器松动和无线信道噪声等引起的干扰,然后根据实验和理论分析及前人经验<sup>[13-14]</sup>,对滤波后的信号分别提取一些统计特征(如幅值、均值、均方根值、近似熵等)和物理特征(如能量特征、速度、角度),这些特征在一定程度上反映了患者上肢动作完成的情况,包括动作的幅度、速度、平滑性和协调性等,提取的全部特征如表 2。

表2 特征列表

特征描述	特征数
加速度幅值 $AMP$	$2 \times 3$
加速度均方根值 $RMS$	$2 \times 3$
加速度倒数的均方根值 $JERK$	$2 \times 3$
加速度均值 $MEAN$	$2 \times 3$
加速度近似熵 $ApEn$	$2 \times 3$
能量特征 $ENE$	2
速度最大值 $V_{max}$	2
速度平均值 $V_{mean}$	2
速度的标准差 $V_{std}$	2
速度近似熵 $V_{ApEn}$	2
角度最大值 $ANGLE_{max}$	2

其中  $AMP$ 、 $RMS$ 、 $JERK$ 、 $MEAN$  和  $ApEn$  在 6 个通道(加速度传感器 2 个节点各 3 个轴)上分别计算,其余特征在加速度传感器每个节点上单独计算。角度为  $x$  轴与竖直方向夹角,近似熵<sup>[15]</sup> 是时间序列复杂性的一种度量,可反映运动的不规则情况,速度为加速度对时间的积分,能量特征、均方根值的计算公式分别如下:

$$ENE = \sum_{i=1}^n \left( (X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2)^{\frac{1}{2}} - 1 \right) \quad (6)$$

$$RMS = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

其中: $n$  为序列长度, $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  分别代表加速度在三个轴上的分量。

#### 3.2 特征选择

对于每个动作,表征其动作完成质量的有效特征各不相同,因此特征选择是必要的。本文采用基于遗传算法和 ELM 的方法进行特征选择,提取的全部 42 个特征被编码为由“0”和“1”组成的长度为 42 的二进制串(染色体),每个二进制位表示特征集合中的一个特征,该位为 1 表示对应的特征入选特征子集,为 0 则表示对应的特征不在选出的特征子集中。置初始种群规模  $N = 50$ ,最大迭代次数  $T = 100$ ,交叉概率  $P_c = 0.6$ ,变异概率  $P_m = 0.01$ 。在适应度函数的设计中引入 ELM 学习算法,根据当前种群中个体  $x_k^i$  所对应的特征子集建立 ELM 预测模型,模型预测误差作为种群中该个体适应度的一个重要评价指标,预测误差越小,个体适应度值越高,采用 10-fold 交叉验证来估计预测误差,适应度函数的设计如下:

$$fitness(x_k^i) = 1/Error(x_k^i) \quad (8)$$

其中  $Error(x_k^i)$  表示针对个体  $x_k^i$  所对应的特征子集建立的 ELM 模型预测误差 10-fold 交叉验证的结果。确定适应度函数后,依据种群中各个体的适应度值执行进化过程,经“选择—交叉—变异”反复迭代,不断寻找出适应度值较大的个体,直至满足终止条件,如图 3。在遗传算法中,采用保留最优适应度个体的策略,即具有最高适应度值的个体不经过“选择—交叉—变异”操作直接并入下一代种群中。



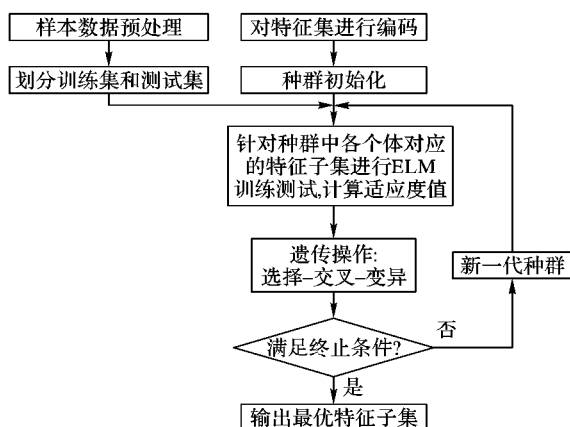


图3 基于遗传算法和 ELM 的特征选择流程

### 3.3 预测及结果分析

各动作选取的最优特征集为自变量,对应得分为因变量,归一化后输入 ELM 模型。激活函数选择 Sigmoidal 函数,隐层节点数设为 10。首先用单个动作来预测 Fugl-Meyer 肩肘得分,然后考虑到 Fugl-Meyer 量表是经过多年临床验证的标准量表,其各动作之间并没有太大的相关性,用其中一个动作的数据来预测总的得分势必会带来较大误差,而将 4 个动作单独预测的结果进行加权平均可以对 UE-FMA 肩肘部分得分进行更为精确的预测。为此,对于每个患者,将单个动作预测结果与医生打分之间建立回归关系得到最终的综合预测模型,并将综合预测结果与单个动作预测结果进行对比。图 4 所示为用留一交叉验证法 (Leave-one-subject-out cross-validation, 即轮流取其中一名患者为测试集,其余为训练集) 对 24 名患者分别采用单个动作模型和综合模型预测的结果,可以看出,与单个动作预测相比,综合预测的误差相对较小且分布较集中。表 3 列出了 24 名患者各自预测误差的均方根值 (Root-Mean-Square Error, RMSE) 和标准差 (Standard Deviation, STD),除动作 1 外,其余三个动作单独预测的 RMSE 值均超过了 10%,而采用综合预测模型,预测 RMSE 值可以减小至 2.1849 分,占总分的 7.3%,小于任一单个动作预测的误差,且综合预测误差的标准差最小,说明综合预测模型更稳定,这一结果与图 4 一致。

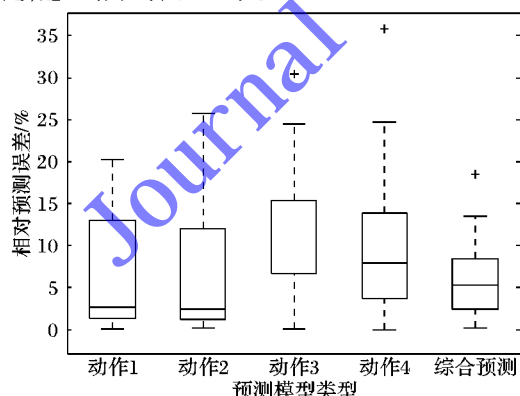


图4 单个动作预测与综合预测结果

Hsueh 等<sup>[16]</sup>通过对门诊脑卒中患者进行研究,确定了 Fugl-Meyer 上肢运动功能评定量表的最小可测变化值 (Minimal Detectable Change, MDC) 为 7.2 分 (95% 置信区间), 占总分 (66 分) 的百分比为 10.9%。MDC 是辨别变化是否超越随机测试误差的最小阈值,而随机误差往往是由于不同评定者对评价标准的理解不同或者评定时间、空间不同等因素

造成的, MDC 在一定程度上反映了临床上应用量表评定误差的允许范围。本文提出的综合预测模型对 UE-FMA 肩肘部分得分的预测误差为 2.1849 分, 占总分值 (30 分) 的 7.3%, 在这一范围内, 表明该结果在临床上是接受的。

表3 单个动作预测与综合预测对比

预测模型	RMSE	RMSE 占总分比例/%	STD
动作 1 单独预测	2.6204	8.7	2.5799
动作 2 单独预测	3.2343	10.9	3.3070
动作 3 单独预测	4.8827	16.3	5.0253
动作 4 单独预测	3.9385	13.1	4.0148
综合预测	2.1849	7.3	2.1655

目前, P. Bonato 小组<sup>[6,9,13]</sup>在将运动传感器用于临床评估方面做了较多研究,但他们主要针对 Wolf 运动功能测试 (Wolf Motor Function Test, WMFT); 文献<sup>[13]</sup>采用 6 个加速度节点采集数据,选取单个 WMFT 动作,建立多元线性回归模型对 Fugl-Meyer 量表肩肘部分得分进行预测,最小预测误差为 2.35 分;文献<sup>[9]</sup>利用同样的采集装置,选取 8 个 WMFT 动作对 FAS 量表得分进行自动预测。然而, WMFT 往往需要患者具有较高的运动协调能力,且需要一定的工具才能完成测试,在我国临床上极少使用,进行居家康复的患者也较难完成。本文直接从 Fugl-Meyer 量表中选取动作,采用更少的传感器节点 (2 个) 对 Fugl-Meyer 量表肩肘部分得分进行预测,获得了更为精确的预测结果。与 WMFT 相比,从 Fugl-Meyer 量表中选取的动作可由患者直接完成,无需任何额外的实验条件,在居家康复评估中更易实现。

## 4 结语

本研究将运动传感器与临床评估量表相结合,采用 4 个动作对 UE-FMA 肩肘部分得分进行精确的自动预测,突破了传统评定中主观性、耗时性的限制及对康复医师或治疗师的依赖性,初步显示加速度传感器可以用来自动预测 Fugl-Meyer 上肢运动功能评定量表肩肘部分得分,实现康复评估的自动化、客观化和定量化。在居家康复或社区康复中,患者通过佩戴加速度传感器,可以精确记录训练过程中上肢运动功能的实际情况,反馈给远程的康复医生以帮助医生制定个体化、专业化的康复治疗方案,使患者上肢运动功能得到最大限度的恢复,同时也可以用于不同康复治疗技术的疗效评估。但还缺少腕手功能的评定,将来的工作中,将使用能反映腕手功能状态的传感器 (如弯曲度传感器) 采集腕手动作数据,建立模型对 Fugl-Meyer 腕手部分得分进行预测,以便更全面、细致地反映患者整个上肢运动功能。

### 参考文献:

- [1] DOBKIN B H. Strategies for stroke rehabilitation [J]. The Lancet Neurology, 2004, 3(9): 528-536.
- [2] LIU L, WANG D, WONG K-L, et al. Stroke and stroke care in China huge burden, significant workload, and a national priority [J]. Stroke, 2011, 42(12): 3651-3654.
- [3] NAKAYAMA H, JORGENSEN H, RAASCHOU H, et al. Recovery of upper extremity function in stroke patients: the Copenhagen stroke study [J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 1994, 75(4): 394-398.
- [4] LANGAN J, DELAVE K, PHILLIPS L, et al. Home-based telerehabilitation shows improved upper limb function in adults with chronic stroke: a pilot study [J]. Journal of Rehabilitation Medicine, 2013, 45(2): 217-220.

- [5] SHI X, FAN J, LUO H, *et al.* Adaptive quantum genetic inversion algorithm for one-dimensional magnetotelluric inverse problem [J]. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 2009, 34(4): 691–698. (师学明, 范建柯, 罗红明, 等. 层状介质大地电磁的自适应量子遗传反演法[J]. *地球科学: 中国地质大学学报*, 2009, 34(4): 691–698.)
- [6] XU H, WU X. 2-D resistivity inversion using the neural network method [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2006, 49(2): 584–589. (徐海浪, 吴小平. 电阻率二维神经网络反演[J]. *地球物理学报*, 2006, 49(2): 584–589.)
- [7] FERNANDEZ-MARTINEZ J L, GONZALO E G, ÁLVAREZ J P, *et al.* PSO: a powerful algorithm to solve geophysical inverse problems application to a 1D-DC resistivity case [J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2010, 71(1): 13–25.
- [8] XIONG J, MENG X, LIU C, *et al.* Magnetotelluric inversion based on differential evolution [J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2012, 36(3): 448–451. (熊杰, 孟小红, 刘彩云, 等. 基于差分进化的大地电磁反演[J]. *物探与化探*, 2012, 36(3): 448–451.)
- [9] STORN R, PRICE K. Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341–359.
- [10] YANG Q, CAI L, XUE Y. A survey of differential evolution algorithm [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 21(4): 506–513. (杨启文, 蔡亮, 薛云灿. 差分进化算法综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2008, 21(4): 506–513.)
- [11] NERI F, TIRRONEN V. Recent advances in differential evolution: a survey and experimental analysis [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2010, 33(1/2): 61–106.
- [12] LIU B, WANG L, JIN Y. Advances in differential evolution [J]. *Control and Decision*, 2007, 22(7): 721–729. (刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2007, 22(7): 721–729.)
- [13] LI Z, XU Y, HAO T, *et al.* Inversion of crustal velocity model and earthquake relocation by using differential evolution algorithm [J]. *Progress in geophysics*, 2006, 21(2): 370–378. (李志伟, 胥颐, 郝天珧, 等. 利用DE算法反演地壳速度模型和地震定位[J]. *地球物理学进展*, 2006, 21(2): 370–378.)
- [14] MIN T, MOU X. Parameter inversion for two-dimensional wave equation using differential evolution algorithm [J]. *Progress in Geophysics*, 2009, 24(5): 1757–1761. (闵涛, 牟行洋. 二维波动方程参数反演的微分进化算法[J]. *地球物理学进展*, 2009, 24(5): 1757–1761.)
- [15] XUE J, XING G, YANG S. A fast and steady hybrid inversion method for electromagnetic propagation resistivity log data [J]. *Well Logging Technology*, 2006, 30(2): 132–136. (薛继霜, 邢光龙, 杨善德. 电磁传播电阻率测井快速稳定的混合反演方法[J]. *测井技术*, 2006, 30(2): 132–136.)
- [16] PAN K, WANG W, TAN Y, *et al.* Geophysical linear inversion based on hybrid differential evolution algorithm [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2009, 52(12): 3083–3090. (潘克家, 王文娟, 谭永基, 等. 基于混合差分进化算法的地球物理线性反演[J]. *地球物理学报*, 2009, 52(12): 3083–3090.)
- [17] LI Z, FAN Y, DENG S, *et al.* Inversion of array laterolog by improved differential evolution [J]. *Journal of Jilin University: Earth Science*, 2010, 40(5): 1199–1204. (李志强, 范宜仁, 邓少贵, 等. 基于改进差分进化算法的阵列侧向测井反演[J]. *吉林大学学报: 地球科学版*, 2010, 40(5): 1199–1204.)
- [18] XIONG J. Nonlinear forward and inversion of induction well logging with geological constrain [D]. Beijing: China University of Geosciences, 2012. (熊杰. 基于地质约束的感应测井非线性正反演研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2012.)

(上接第910页)

- [5] HUANG J, CHEN H, GUO M, *et al.* Progress and problem in the method of motor functional evaluation in stroke patients [J]. *Chinese Journal of Clinical Rehabilitation*, 2006, 10(28): 120–122. (黄佳, 陈洪沛, 郭敏, 等. 脑卒中患者运动功能评定的方法及其研究进展与问题[J]. *中国临床康复*, 2006, 10(28): 120–122.)
- [6] PATEL S, PARK H, BONATO P, *et al.* A review of wearable sensors and systems with application in rehabilitation [J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2012, 9: 21.
- [7] USWATIE G, FOO W-L, OLMSTEAD H, *et al.* Ambulatory monitoring of arm movement using accelerometry: an objective measure of upper-extremity rehabilitation in persons with chronic stroke [J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2005, 86(7): 1498–1501.
- [8] USWATIE G, GIULIANI C, WINSTEIN C, *et al.* Validity of accelerometry for monitoring real-world arm activity in patients with subacute stroke: evidence from the extremity constraint-induced therapy evaluation trial [J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2006, 87(10): 1340–1345.
- [9] PATEL S, HUGHES R, HESTER T, *et al.* A novel approach to monitor rehabilitation outcomes in stroke survivors using wearable technology [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(3): 450–461.
- [10] HUANG G-B, ZHU Q-Y, SIEW C-K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1): 489–501.
- [11] HOLLAND J-H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1975.
- [12] HSEH Y-W, HSUEH I-P, CHOU Y-T, *et al.* Development and validation of a short form of the Fugl-Meyer motor scale in patients with stroke [J]. *Stroke*, 2007, 38(11): 3052–3054.
- [13] HESTER T, HUGHES R, SHERRILL D-M, *et al.* Using wearable sensors to measure motor abilities following stroke [C]// *Proceedings of the 2006 International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 4–8.
- [14] PATEL S. Quantitative motor assessment in patients with mobility limiting conditions using wearable sensors [D]. Boston, MA: Northeastern University, 2012.
- [15] SHIN J, PARK Y, LIM Y, *et al.* The application of approximate entropy for the analysis of irregularity in ambulatory blood pressure values [J]. *Journal of Hypertension*, 2010, 28: 25–31.
- [16] HSUEH I-P, HSU M-J, SHEU C-F, *et al.* Psychometric comparisons of 2 versions of the Fugl-Meyer motor scale and 2 versions of the stroke rehabilitation assessment of movement [J]. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2008, 22(6): 737–744.