

机械设计与制造
Machinery Design & Manufacture
ISSN 1001-3997, CN 21-1140/TH

《机械设计与制造》网络首发论文

题目：一种上肢康复机器人及其康复评估应用研究
作者：张明亮，欧阳睿智，郭立泉，熊大曦
DOI：10.19356/j.cnki.1001-3997.20240913.046
网络首发日期：2024-09-13
引用格式：张明亮，欧阳睿智，郭立泉，熊大曦. 一种上肢康复机器人及其康复评估应用研究[J/OL]. 机械设计与制造.
<https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20240913.046>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

一种上肢康复机器人及其康复评估应用研究

张明亮^{1,2}, 欧阳睿智³, 郭立泉^{1,2}, 熊大曦^{1,2}

(1.中国科学技术大学苏州生物医学工程学院(苏州), 生命科学与医学部, 江苏 苏州 215163; 2.中国科学院苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163; 3.苏州市相城人民医院, 江苏 苏州 215131)

摘要:针对由脑卒中等疾病引起的上肢运动障碍患者, 设计了一种桌面式上肢康复机器人, 实现辅助患者进行主被动康复训练。采用PID控制器、模糊PID控制器对电机输出推力、转角和转速进行控制, 并开展了控制系统验证实验。同时, 搭建了一个基于神经网络的上肢运动功能评估模型, 对患者的运动功能进行量化评分。邀请医师对患者上肢的运动功能进行评分, 并将医师评分与模型评分进行对比。实验结果表明, 电机输出推力、转角和转速控制系统从激励到稳定的时间分别为0.61s, 0.67s和0.32s, 超调量均为0。所提出的评估模型评分与医师评分的误差绝对值均值为2.47。评估模型准确率为82.86%, 模型评分与医师评分相关系数为0.989。所提出的上肢康复机器人及上肢运动功能评估模型具有较大的临床应用价值。

关键词: 脑卒中; 运动障碍; 机器人; 康复训练; 运动评估; 神经网络

中图分类号: TP242, TP391 文献标识码: A

Research on An Upper Limb Rehabilitation Robot and Its Application in Rehabilitation Evaluation

Zhang Ming-liang^{1,2}, Ouyang Rui-zhi³, Guo Li-quan^{1,2}, Xiong Da-xi^{1,2}

(1.School of Biomedical Engineering (Suzhou), Division of Life Sciences and Medicine, University of Science and Technology of China, Jiangsu Suzhou 215163, China; 2.Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Jiangsu Suzhou 215163, China; 3.Suzhou Xiangcheng People's Hospital, Jiangsu Suzhou 215131, China.)

Abstract: Aiming at the patients with upper limb movement disorder caused by stroke, a desktop upper limb rehabilitation robot was designed to assist the patients in active and passive rehabilitation training. PID controller and fuzzy PID controller were used to control the thrust, angle and speed of motor, and verification experiments of the control system were carried out. At the same time, an upper limb motor function evaluation model based on neural network was built to score the motor function of patients quantitatively. Doctors were invited to evaluate the motor function of the patient's upper limbs, and the doctor's scores were compared with the scores given by the model. The experimental results show that the time from excitation to stability of the motor thrust, angle and speed control system is 0.61s, 0.67s and 0.32s respectively, and the overshoots are all 0. The mean value of absolute error between the scores given by the model and doctors' scores is 2.47. The accuracy of the evaluation model is 82.86%, and the correlation coefficient between the scores given by the model and doctor's scores is 0.989. The proposed upper limb rehabilitation robot and the motor function evaluation model have great clinical application value.

Keywords: Stroke; Dyskinesia; Robot; Rehabilitation training; Movement evaluation; Neural network

1 引言

随着老龄人口的增加, 年龄增长引起的疾病也逐渐增加, 其中最常见且危害最大的就是脑卒中^[1]。偏瘫是最为常见的

脑卒中症状, 通常偏瘫患者上肢所受影响比下肢更为严重。临床实验表明, 及时和适当的康复训练有助于脑卒中患者恢复受损的肢体运动功能^[2]。传统的康复方法以康复医师辅助训练为主, 医师负责制定康复方案, 协助患者重新学习运动技能, 如

基金项目: 苏州市科技发展计划(SYG201705)

作者简介: 张明亮, (1996-), 男, 重庆梁平人, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器人技术与嵌入式系统
熊大曦, (1970-), 男, 湖北武汉人, 博士, 研究员, 主要研究方向: 应用光电子技术

站立、行走和伸缩手臂。传统康复训练劳动密集，非常耗时且费用昂贵。相对传统的人工辅助康复训练，机器人辅助康复能提供标准化的运动训练过程，客观地记录训练过程中的各种数据，如速度、作用力等参数。医师能够更加准确地获得患者的康复进展，并提出针对性的康复方法。康复机器人的发展正将康复训练从劳动密集型治疗转变为技术驱动治疗，具有广阔的应用前景。

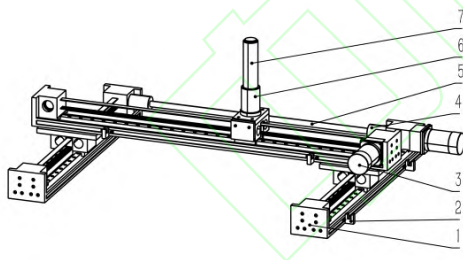
目前世界各地的许多研究机构都开展了康复机器人的研究工作，研制出了形式多样的上肢康复机器人^[3-6]。这些机器人设备的局限性在于体积较大，结构复杂，因此需要开发更为简洁轻便的康复机器人。在康复评估方面，不少学者也做了尝试^[7-9]。这些文献提出的评估方法主要用于对脑卒中患者的运动数据进行分类，目前少有文献将患者的运动功能进行量化。

基于此，设计了一种低成本、结构简单的桌面式上肢康复机器人来辅助脑卒中患者康复训练。同时搭建了基于神经网络的脑卒中患者运动功能评估模型来对上肢运动功能进行量化评估。

2 硬件系统

2.1 机械结构

桌面式上肢康复机器人采用龙门式结构，总长 0.84m，宽 0.64m，高 0.35m。其机械结构由同步带模组、联轴器、传动轴、限位开关、电机、二维力传感器和手柄组成。上肢康复机器人模型如图 1 所示。



1.同步带模组 2.限位开关 3.电机 4.联轴器 5.传动轴 6.力传感器 7.手柄

图 1 上肢康复机器人模型

Fig.1 Upper Limb Rehabilitation Robot Model.

2.2 无刷直流电机

为计算直流无刷电机（BLDCM）数学模型，建立了无刷直流电机电路简化模型，如图 2 所示。 U_a, U_b, U_c 分别为三相绕组输入电压， R_a, R_b, R_c 分别为电机三相绕组的电阻， L_a, L_b, L_c 分别为三相绕组的电感， I_a, I_b, I_c 分别为三相绕组中的电流， E_a, E_b, E_c 分别为三相绕组产生的反电动势。其中 $R_a=R_b=R_c=R$ ， $L_a=L_b=L_c=L$ 。

无刷直流电机电压平衡方程为

$$\begin{bmatrix} U_a \\ U_b \\ U_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L & 0 & 0 \\ 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E_a \\ E_b \\ E_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

不考虑换相过程，忽略磁滞和涡流损耗，也不考虑互感的影响，对无刷直流电机进行简化分析。考虑当 a, b 两相导通而 c 相关断的情况，则有 $I_a=-I_b$ ， $I_c=0$ ， $E_a=-E_b$ ， $E_c=0$ 。

由式（1）可得无刷直流电机动态方程

$$U_d = U_a - U_b = 2RI_a + 2L \frac{d}{dt} I_a + 2E_a \quad (2)$$

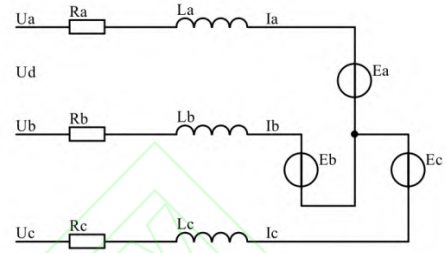


图 2 无刷直流电机简化电路模型

Fig.2 Simplified Circuit Model of BLDCM

电机转动时绕组产生的反电动势为

$$E_a = -E_b = K_e \cdot n \quad (3)$$

式中： K_e —反电动势系数， n —电机转速。电机力矩方程

$$T_e = \frac{n_p}{n} (E_a I_a + E_b I_b) = 2n_p K_e I_a \quad (4)$$

式中： n_p —电机磁极对数。电机力矩平衡方程

$$T_e - T_l = \frac{J}{n_p} \frac{d}{dt} n \quad (5)$$

式中： J —电机转子转动惯量， T_l —负载力矩。

当电机空载时，对式（1）—（5）进行拉氏变换可得无刷直流电机的传递函数

$$G(s) = \frac{n(s)}{U_d(s)} = \frac{K_1 \omega_n^2}{s^2 + \frac{1}{T_s} s + \omega_n^2} \quad (6)$$

$$\text{式中：} K_1 = \frac{1}{2K_e}, T_s = \frac{L}{R}, \omega_n^2 = \frac{2n_p^2 K_e^2}{JL}.$$

所采用的无刷直流电机型号为 57BL95S06，磁极对数 $n_p=2$ ，反电动势系数 $K_e=0.041 \text{ V} \cdot \text{s/rad}$ ，转子转动惯量 $J=1.26 \times 10^{-5} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ，电枢电阻 $R=0.94 \Omega$ ，线圈电感 $L=3.2 \times 10^{-3} \text{ H}$ 。无刷直流电机的传递函数 $G(s) = \frac{2033730}{s^2 + 294s + 333532}$ 。

2.3 信号放大器

采用 LZ-LW40 型二维力传感器采集上肢推力信息，该传感器可同时测量两个相互垂直方向的受力，额定载荷为 100N。由于二维力传感器输出电压为 0-10mV，因此对力传感器的输出电压做了放大处理，设计了信号放大器，如图 3 所示。

图 3 中，力传感器内部电阻 R_1, R_2, R_3, R_4 组成惠斯通电桥，惠斯通电桥输出端为信号放大器的输入端， V_{out} 为信号放大器输出电压。信号放大器中使用的运算放大器型号为 OP27A，由运算放大器的性质可知 $V_1=V_3$ ， $V_2=V_4$ ， $V_7=V_8$ ，则

$$V_{out} = \frac{R_9}{R_7} \left(1 + \frac{R_5+R_6}{R_{11}}\right) (V_2 - V_1) + \left(1 - \frac{R_8 R_9}{R_7 R_{10}}\right) V_7 \quad (7)$$

如图 3 所示，有 $R_5=R_6=9.1k\Omega$ ， $R_7=R_8=1k\Omega$ ， $R_9=R_{10}=30k\Omega$ ， $R_{11}=2k\Omega$ ，则 $V_{out}=303(V_2-V_1)$ ，力传感器输出电压放大 303 倍。

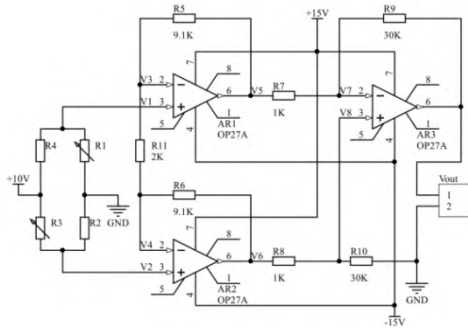


图 3 信号放大器

Fig.3 Signal Amplifier

2.4 滤波器

采用滑动平均滤波器对数据采集卡采集的电压信号进行滤波，滑动平均滤波器表达式如下

$$y(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(k-n) \quad (8)$$

式中： $x(k)$ —滤波器输入信号， $y(k)$ —滤波器输出信号， N —滤波窗口长度。

3 控制系统

3.1 PID 控制系统

所设计的上肢康复机器人电机输出推力和电机转动角度采用 PID 控制方式。PID 控制是一种常用的线性控制器，它是利用设定值 $y_d(t)$ 与实际值 $y(t)$ 之间的差值 $e(t)$ 进行控制的一种控制方法。 $e(t)$ 的表达式如下

$$e(t) = y_d(t) - y(t) \quad (9)$$

PID 控制律可由以下等式表示

$$u_1(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{d}{dt} e(t) \quad (10)$$

式中： $u_1(t)$ —PID 控制器的输出， K_p —比例系数， K_i —积分系数， K_d —微分系数。

3.2 模糊 PID 控制系统

上肢康复机器人电机速度控制采用模糊 PID 控制方式，模糊 PID 控制结构框图如图 4 所示。其中 $x(t)$ 为输入信号， $e(t)$ 为系统误差， $de(t)$ 为 $e(t)$ 的导数， $u_2(t)$ 为模糊 PID 控制器输出， $y(t)$ 为系统输出。

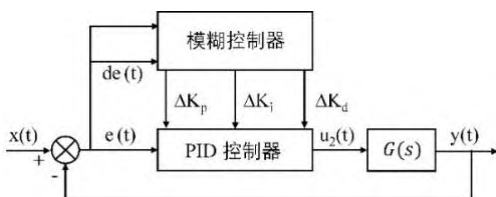


图 4 模糊 PID 控制器框图

Fig.4 Fuzzy PID Controller Block Diagram

模糊 PID 控制器的参数调整公式为

$$\begin{cases} K_p = K_{p0} + \Delta K_p \\ K_i = K_{i0} + \Delta K_i \\ K_d = K_{d0} + \Delta K_d \end{cases} \quad (11)$$

式中： K_{p0} ， K_{i0} ， K_{d0} —控制器原始整定参数， ΔK_p ， ΔK_i ， ΔK_d —PID 控制器原始整定参数变化量。使用量化因子和限幅函数将模糊控制器的输入 $e(t)$ 和 $de(t)$ 映射到论域 $[-3, 3]$ 中，并将其定义为 E 和 E_c 。将模糊控制器的输出 ΔK_p ， ΔK_i ， ΔK_d 映射到论域 $[-1, 1]$ 中。定义 E ， E_c ， ΔK_p ， ΔK_i ， ΔK_d 的模糊集为 $\{NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB\}$ ，分别表示 $\{$ 负大，负中，负小，零，正小，正中，正大 $\}$ 。 E ， E_c 隶属度函数如图 5 所示， ΔK_p ， ΔK_i ， ΔK_d 的隶属度函数如图 6 所示。设计了 ΔK_p ， ΔK_i ， ΔK_d 的模糊规则表，并采用 Mamdani 模糊推理方法进行推理。为将模糊控制器输出的语言变量转换为精确数值，采用重心法对模糊子集进行反模糊处理。

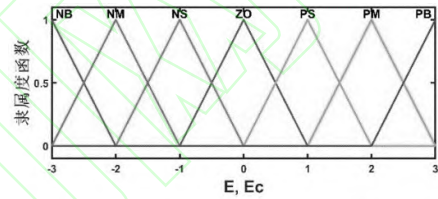


图 5 E 和 Ec 的隶属度函数

Fig.5 Membership Functions of E and Ec

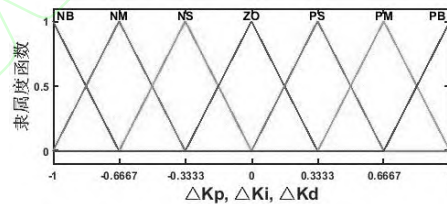


图 6 ΔK_p ， ΔK_i 和 ΔK_d 的隶属度函数

Fig.6 Membership Functions of ΔK_p , ΔK_i and ΔK_d

4 神经网络评估模型

4.1 评价指标

(1) 轨迹偏移度 T ：起点和终点之间的直线作为标准轨迹，用于计算患者手部运动的实际轨迹与标准轨迹的偏差。轨迹偏移示意图如图 7 所示，轨迹偏移度计算公式如下

$$T = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \Delta d_i^2}{m}} \quad (12)$$

式中： Δd_i —轨迹偏差， m —轨迹采样点数量。轨迹偏移度可用以判断患者手的抖动和肌肉协调。

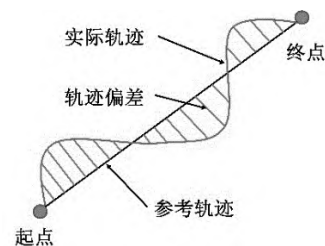


图7 轨迹偏移示意图

Fig.7 Schematic Diagram of Trajectory Offset

(2)最大瞬时速度 V : 患者手部运动瞬时速度的最大值, 计算公式为

$$V = \max(V_i = \frac{\Delta D_i}{\Delta t_i}) \quad (13)$$

式中: ΔD_i —瞬时位移, Δt_i —时间变化量。

(3)最大瞬时加速度 a : 患者手部瞬时加速度的最大值。计算公式为

$$a = \max(a_i = \frac{\Delta V_i}{\Delta t_i}) \quad (14)$$

式中: ΔV_i —瞬时速度变化量。

(4)上肢最大推力 F :

$$F = \max(F_i), i = 1 \cdots M \quad (15)$$

式中: F_i —采样值, M —力采样点总数。 F 反映了患者上肢力量情况。

4.2 神经网络评估模型

BP神经网络 (Back Propagation Neural Network) 是一种按误差逆向传播的多层前馈神经网络^[10], 具有很强的非线性映射能力和泛化能力。采用 BP 神经网络搭建评估模型, 以使模型具有较高的准确率和较好的泛化性能。单隐藏层 BP 神经网络结构如图 8 所示, 其中 i 为输入层, j 为隐藏层, o 为输出层。所搭建的评估模型神经网络具有 1 个输入层, 3 个隐藏层和 1 个输出层, 其中输入层包含 4 个神经元, 3 个隐藏层分别具有 32, 16 和 4 个神经元, 输出层具有 1 个神经元。评估模型采用随机梯度下降法作为寻优方法, 使用 ReLU 函数作为激活函数, 采用均方值误差作为损失函数, 训练步数设置为 1000。

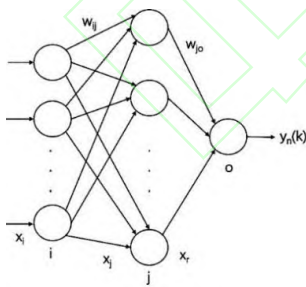


图8 BP神经网络结构图

Fig.8 Structure Diagram of BP Neural Network

将所提出的 4 个评价指标作为评估模型的输入 x , 即 $x = [x_1, x_2, x_3, x_4] = [F, V, T, a]$ 。隐藏层神经元的输入为所有输入的加权之和, 即

$$x_j = \sum_i w_{ij} x_i \quad (16)$$

式中: w_{ij} —输入层与隐藏层间的连接权值。隐藏层神经元的激活函数采用 ReLU 函数, 则隐藏层神经元的输出 x_r 为

$$x_r = f(x_j) = \max(0, x_j) \quad (17)$$

记 $y_d(k)$ 为理想输出, $y_n(k)$ 为实际输出, 则

$$y_n(k) = \sum_j w_{jo} x_r \quad (18)$$

式中: w_{jo} —隐藏层与输出层间的连接权值。 k 代表第 k 次迭代, 神经网络理想输出与实际输出之间的误差为

$$e(k) = y_d(k) - y_n(k) \quad (19)$$

取均方值误差 E_r 为损失函数

$$E_r = \frac{1}{2} e(k)^2 \quad (20)$$

采用 δ 学习算法调整各层之间的权值, 根据梯度下降法, 权值学习过程如下:

$k+1$ 时刻输入层与隐藏层间的连接权值为

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij} \quad (21)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \cdot e(k) \cdot \frac{\partial y_n}{\partial w_{ij}} \quad (22)$$

式中: η —学习率, $\eta \in [0, 1]$, η 取 0.01。式中 $\frac{\partial y_n}{\partial w_{ij}} = w_{jo} \cdot x_r(1 - x_r) \cdot x_i$ 。

$k+1$ 时刻隐藏层及输出层间的连接权值为

$$w_{jo}(k+1) = w_{jo}(k) + \Delta w_{jo} \quad (23)$$

$$\Delta w_{jo} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jo}} = \eta \cdot e(k) \cdot \frac{\partial y_n}{\partial w_{jo}} = \eta \cdot e(k) \cdot x_r \quad (24)$$

5 实验

5.1 控制系统验证实验

上肢康复机器人控制系统验证实验包括电机推力控制实验, 电机转角控制实验和电机转速控制实验。在电机推力控制实验中, 输入信号被定义为 10N 的阶跃信号, 其响应曲线如图 9 所示。在电机转角控制实验中, 输入信号被定义为 100rad 的阶跃信号, 其响应曲线如图 10 所示。在电机转速控制实验中, 输入信号被定义 100r/min 的阶跃信号, 其响应曲线如图 11 所示。

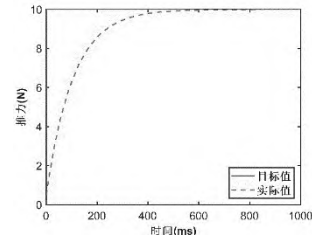


图9 时间-推力曲线

Fig.9 Time-Thrust Curve

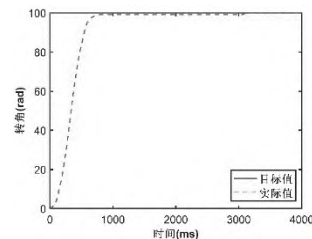


图10 时间-转角曲线

Fig.10 Time-Angle Curve

图 9、10 和 11 分别比较了电机输出推力、转角和转速的目标值和实际值。选择系统从激励到稳定的时间和超调量作为控制系统的性能指标。实验结果显示，电机输出推力从激励到稳定的时间为 0.61s，超调量为 0。电机转角从激励到稳定的时间为 0.67s，超调量为 0。电机转速从激励到稳定的时间为 0.32s，超调量为 0。控制系统验证实验表明所使用的控制系统响应速度快，且具有稳定性。

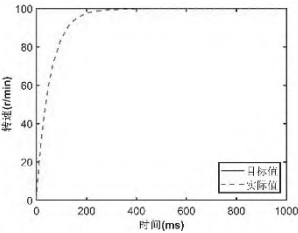


图 11 时间-转速曲线

Fig.11 Time-Speed Curve

5.2 康复评估实验

康复评估实验在苏州市相城人民医院进行。实验获得了苏州市相城人民医院伦理委员会的批准，并获得了患者的书面知情同意书。共征集了 10 名健康（6 男 4 女）受试者和 21 名上肢功能障碍患者（13 男 8 女），患者人口统计信息如表 1 所示。邀请职业医师使用 WMFT(Wolf Motor Function Test) 量表对受试者进行评分，使用所设计的康复机器人采集患者的运动学和动力学数据。实验前由医师对受试者进行了培训，使受试者熟悉实验过程。每位患者都进行了 5 次实验，记录并保存患者每一次的实验数据。上肢康复机器人原型及康复训练场景如图 12 所示。

表 1. 患者人口统计信息

Tab.1 Patients Demographics					
序号	年龄	性别	患侧	病龄(月)	WMFT 得分
1	63	女	左	1	63
2	51	男	左	1	71
3	56	女	右	2	23
4	51	男	左	1	75
5	63	男	左	1	18
6	66	女	右	1	72
7	70	女	右	1	21
8	48	男	右	1	61
9	57	男	右	1	58
10	48	男	左	2	18
11	61	女	右	1	24
12	41	男	左	1	62
13	50	男	左	1	45
14	56	男	右	1	71
15	63	男	左	3	34
16	70	男	左	1	61
17	56	男	右	1	74
18	69	男	左	1	65
19	62	女	左	3	23
20	52	女	右	1	26
21	15	女	右	1	74

以职业医师的评分为标签，将 31 名受试者的数据组成数据集。将数据集中的 155 个样本随机分成含有 120 个样本的训练集和含有 35 个样本的测试集，使用所提出的神经网络评估模型进行训练。测试集中模型预测评分和职业医师评分对比如图 13 所示。



图 12 康复机器人原型机及康复训练场景图

Fig.12 Rehabilitation Robot Prototype and Rehabilitation Training Scene

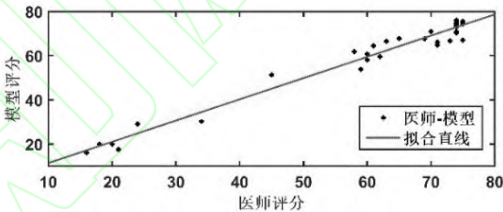


图 13 模型评分与医师评分对比图

Fig.13 Comparison between Model's Scores and Doctor's Scores

测试集中评估模型评分与职业医师评分的误差分布如图 14 所示，经计算得知绝对误差均值为 2.47。选择 5 分为可接受误差范围，则评估模型的预测准确率为 82.86%。为验证评估模型的有效性，进行了 Pearson 相关检验来分析测试集中模型评分和职业医师评分之间的相关性。结果显示模型评分与医师评分相关系数 $R_c=0.989$ ， $P<0.05$ ，模型评分与医师评分具有显著相关性。

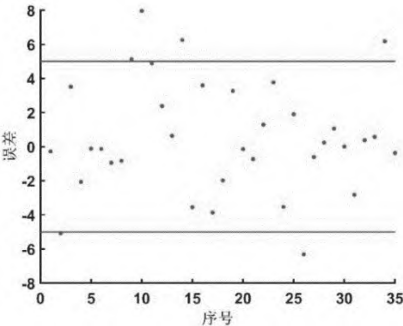


图 14 模型评分误差

Fig.14 Model Scoring Error

6 结束语

为了实现辅助脑卒中患者进行上肢康复训练，开发了一种桌面式上肢康复机器人，并提出了一个基于神经网络的康复评

估模型。实验结果表明, 上肢康复机器人电机输出推力、转角和转速控制系统响应速度快, 具有稳定性。所提出的神经网络评估模型预测准确率为 82.86%, 模型评分与医师评分具有显著相关性。所开发的康复机器人有助于辅助职业医师对脑卒中患者进行康复训练和运动功能量化评估, 并针对不同患者进行个性化康复干预, 从而最大限度地恢复运动能力。目前主要介绍了所开发的上肢康复机器人和评估模型对患者上肢运动功能的评估效果, 未来还需要进一步研究康复机器人对患者的康复效果。

参考文献

- [1] 《中国脑卒中防治报告》编写组. 《中国脑卒中防治报告 2019》概要[J]. 中国脑血管病杂志, 2020, 017(005):272-281.
(Report on stroke prevention and treatment in China Writing Group. Brief report on stroke prevention and treatment in China[J]. Chinese Journal of Cerebrovascular Diseases. 2020, 017(005):272-281.)
- [2] 白敬. 上肢康复机器人关键技术及康复评定的研究[D]. 东南大学, 2019.
(Bai Jing. Research on the key technology of rehabilitation robot and assessment for upper limb[D]. Nanjing: Southeast University, 2019)
- [3] Zhang G, Lin M. Design of a soft robot using pneumatic muscles for elbow rehabilitation[C]//2018 3rd International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE). IEEE, 2018: 14-18.
- [4] 张辉, 王永兴, 王生泽, 等. 六自由度外骨骼式康复机械臂机构设计[J]. 机械设计与研究, 2014, 30(2): 26-29.
(Zhang Hui, Wang Yong-xing, Wang Sheng-ze, et al. Mechanism design of the exoskeleton rehabilitation mechanical arm with 6-DOF[J]. Machine Design & Research, 2014, 30(2): 26-29.)
- [5] Otten A, Voort C, Stienen A, et al. LIMPACT: A hydraulically powered self-aligning upper limb exoskeleton[J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2015, 20(5): 2285-2298.
- [6] Yan H, Wang H, Chen P, et al. Configuration design of an upper limb rehabilitation robot with a generalized shoulder joint[J]. Applied Sciences, 2021, 11(5): 2080.
- [7] Lee S H, Cui J, Liu L, et al. An Evidence-Based Intelligent Method for Upper-Limb Motor Assessment via a VR Training System on Stroke Rehabilitation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 65871-65881.
- [8] Kim W S, Cho S, Baek D, et al. Upper extremity functional evaluation by Fugl-Meyer assessment scoring using depth-sensing camera in hemiplegic stroke patients[J]. PloS one, 2016, 11(7): e0158640.
- [9] Otten P, Kim J, Son S H. A framework to automate assessment of upper-limb motor function impairment: A feasibility study[J]. Sensors, 2015, 15(8): 20097-20114.
- [10] 林名润, 王杰, 闫大鹏, 乔凤斌. 改进 BP 神经网络的滚珠丝杆故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2020(06):173-176.
(Lin Ming-run, Wang Jie, Yan Da-peng et al. Study of ball screw fault diagnosis based on improved BP Neural Network[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(06):173-176)