

# 基于表面肌电信号的上肢康复机器人变阻抗控制技术研究

吴彤<sup>1</sup>,李健<sup>1</sup>,李国栋<sup>2</sup>,刘路<sup>1</sup>,朱立国<sup>3</sup>,冯敏山<sup>3</sup>

(1.北京理工大学自动化学院,北京 100089;2.中国软件测评中心,北京 100089;  
3.中国中医科学院望京医院中医正骨技术北京市重点实验室,北京 100020)

**摘要:**我国老龄人群肢体障碍者很多,运动康复技术是康复治疗的有效手段。但医患比例严重失调难以使得人人都能享受到康复医疗服务。康复机器人通过阻抗控制技术能够与人体进行一定的安全交互,但现有康复机器人多采用定阻抗控制,环境适应能力弱,难以应用于临床。针对上述问题,提出一种变阻抗控制方法,以采集使用者的表面肌电信号为输入条件,通过改进随机森林算法训练识别使用者上肢的运动角度。并配合末端力传感器,获得使用者的运动意图,再通过变阻抗控制器完成康复运动。搭建了实验平台,并对轨迹跟踪和康复训练能力进行验证与评估。结果表明所设计的控制器能够控制机器人完成康复运动。

**关键词:**康复机器人;表面肌电信号;改进随机森林算法;变阻抗

**中图分类号:**TP13 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd24614

## Research on Variable Impedance Control Technology of Upper Limb Rehabilitation Robot Based on sEMG

WU Tong<sup>1</sup>, LI Jian<sup>1</sup>, LI Guodong<sup>2</sup>, LIU Lu<sup>1</sup>, ZHU Ligu<sup>3</sup>, FENG Minshan<sup>3</sup>

(1. Automated Institute, Beijing Institute of Technology, Beijing 100089, China; 2. China Software Testing Center, Beijing 100089, China; 3. Beijing Key Laboratory of Traditional Chinese Medicine Orthopedic Technology, Wangjing Hospital of China Academy of Chinese Medical Sciences, Beijing 100020, China)

**Abstract:** There are many elderly people with limb disorder in China, and exercise rehabilitation technology is an effective means of rehabilitation treatment. However, the serious imbalance of doctor-patient ratio makes it difficult for everyone to enjoy rehabilitation medical services. Impedance control technology is used for the safe interaction between rehabilitation robot and human body. However, constant impedance control is used in the existing rehabilitation robots, which has weak environmental adaptability and is difficult to be applied in clinical practice. In view of the above problems, a variable impedance control method was proposed. The user's surface electromyography signal (sEMG) was collected as input, and his upper limb motion angle was trained and recognized by the improved random forest algorithm. With the end force sensor, the motion intention was obtained, and then the rehabilitation motion was completed by the variable impedance controller. The experimental platform was built, and the track tracking and rehabilitation training abilities were verified and evaluated. The results show that the designed controller could control the robot to complete rehabilitation movement.

**Key words:** rehabilitation robot; surface electromyography signal (sEMG); improved random forest algorithm; variable impedance

我国目前由疾病导致的运动功能障碍人数较多<sup>[1]</sup>,但专业的康复医师数量有限,因此更多要依赖康复机器人提供康复训练<sup>[2]</sup>。运动康复训练

基于肌肉能量技术,通过医师或康复机器人向患者施加具有计划性、重复性的力,患者被动或主动通过肌肉对抗来自医师或康复机器人的阻力,

**基金项目:**国家中医药管理局中医药创新团队及人才支持计划项目(ZYYCXTD-C-202003);北京理工大学实验室研究项目(2019BITSYA14);中国中医科学院科技创新工程《腰椎扳动类手法教学培训系统的研发》(C12021A02014)

**作者简介:**吴彤(1997—),男,本科,Email:1938903558@qq.com

**通讯作者:**李国栋(1984—),男,博士,工程师,Email:liguodong@cstc.org.cn

以改善受损肌肉骨骼系统功能<sup>[3]</sup>。近些年信息化和其他治疗技术的发展使得它的使用更加灵活,适应性强,成本低<sup>[4-5]</sup>。

根据患者自身运动能力的不同情况,康复机器人提供的训练模式一般可分为3种:被动训练、主动训练、阻抗训练<sup>[6]</sup>。其中主动训练以患者的运动意图为引导,由机器人提供辅助或阻力,这种康复方式可进一步提高患肢的恢复程度<sup>[7]</sup>。

康复机器人对患者意图的识别即人机物理交互过程。根据交互过程的信号类型,可以分为基于生物电信号的检测方法和基于力/力矩信号的检测方法<sup>[8]</sup>。前者包含肌电信号、脑电信号等<sup>[9]</sup>。人体表面肌电信号(surface electromyography signal, sEMG)是一种复杂的皮肤下浅层肌肉和神经电活动在皮肤表面综合作用形成的电信号<sup>[10]</sup>。在一定程度上表征了人体神经和肌肉的功能状态,通过提取和研究,表明肌电信号特征量可以用于识别人体作用力大小、预测动作角度、辨识肢体力矩等,进而指导上肢康复医疗<sup>[11-13]</sup>。

对sEMG的分析常用到其特征值,利于对信号进行分析处理。时域分析中常用的特征有均方根、积分肌电值、过零点次数、平均绝对值、波长特征等。表征sEMG的频谱特征有中值频率、均值频率、倒频谱系数等<sup>[14-15]</sup>。

传统康复机器人运动控制常用阻抗控制<sup>[16]</sup>,但传统阻抗控制参数恒定,应对复杂任务,处理含非线性与时变因素环境的能力相对较弱<sup>[17]</sup>。为提高康复机器人使用舒适度,可采用变阻抗控制,阻抗参数随sEMG变化而变动,机器人使用起来更加灵活方便。

因此本文基于sEMG与力传感器的结合,使用改进随机森林(random forest, RF)算法完成对上肢运动角度的识别。同时设计了变阻抗控制器,由使用者的sEMG来动态决定合适的阻抗参数,从而增强康复机器人在不同使用环境下的适应能力,提高了其任务多样性与患者使用舒适度。

### 1 康复系统与训练方案

康复系统由PC控制端、优傲5e(universal robots-5e, UR-5e)6自由度机械臂、6维力传感器、MYO臂环及末端把手组成。采用主动训练方式,即系统预测患者运动意图,随后辅助患者完成运动。实验所用机械臂如图1所示。



图1 UR-5e机械臂

Fig.1 UR-5e robotic arm

在机械臂产生运动前,MYO臂环会采集患者上肢肘关节sEMG和所测实际关节角度值。两组信号为后续训练模型做准备,组成包含训练集和测试集的样本集。训练完成后,系统即可根据后续获得的使用者sEMG,使用已经训练好的模型实时识别运动角度。规划康复运动轨迹,以目标轨迹为输出,在变阻抗控制下带动患肢运动。

康复方案分为3步:离线训练模型:肘关节连续进行0°~90°屈伸动作;在线轨迹规划:取肘关节平均运动轨迹作为基础轨迹,基础轨迹扩大范围后映射为规划轨迹;主动康复训练:机械臂以规划轨迹作为期望轨迹,按期望轨迹带动患肢进行康复训练。

## 2 机械臂运动学

### 2.1 正运动学

6自由度机械臂有6个转动关节,编号1~6,视基座为基坐标系0,以此建立机械臂的连杆坐标系,如图2所示。

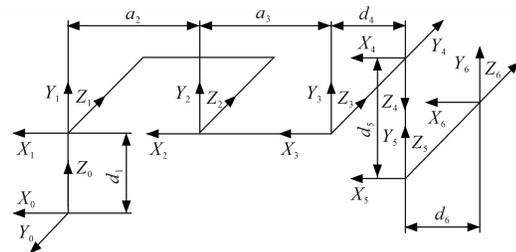


图2 连杆坐标系

Fig.2 Connecting rod coordinate system

根据连杆坐标系,即可建立机械臂D-H参数表,实际数值根据具体机械臂型号代入。而末端相对基座的位姿关系,由6个变换矩阵依次相乘得到,如下式所示:

$$T = {}^0_1T \cdot {}^1_2T \cdot {}^2_3T \cdot {}^3_4T \cdot {}^4_5T \cdot {}^5_6T \quad (1)$$

式中:T为末端相对于基座的变换矩阵;<sup>0</sup><sub>1</sub>T为第1关节相对于基座的变换矩阵;<sup>1</sup><sub>2</sub>T为第2关节相对于第1关节的变换矩阵,以此类推。

### 2.2 逆运动学

已知机械臂末端位姿,推导其各个关节角度

的过程即为机械臂逆运动学<sup>[18]</sup>。该过程可借助解方程  $-\sin(\alpha)m + \cos(\alpha)n = a$ , 使用三角恒等变换  $m = \rho\cos(\beta), n = \rho\sin(\beta)$ , 其中  $\rho = \sqrt{m^2 + n^2}$ ,  $\beta = \text{Atan2}(n, m)$ , 代入原方程得下式:

$$\begin{cases} \beta - \alpha = \text{Atan2}\left(\frac{a}{\rho}, \pm \sqrt{1 - \frac{a^2}{\rho^2}}\right) \\ \alpha = \text{Atan2}(n, m) - \\ \quad \text{Atan2}\left(a, \pm \sqrt{m^2 + n^2 - a^2}\right) \end{cases} \quad (2)$$

借助式(2)原理和2.1节中的D-H参数表, 通过对式(1)进行左右移项变换, 使等号两端矩阵相同位置的元素对应相等, 进行计算整理后即可求出各关节角度(2.2节逆运动学部分所有公式用于描述方法, 并无实际物理意义)。

### 3 sEMG 处理与算法网络

#### 3.1 sEMG 采集

本文使用MYO手臂环(图3)采集sEMG, 该环同时也可以测量上肢肘关节运动角度。



图3 MYO手臂环  
Fig.3 MYO arm ring

在使用时肌电信号被环上的8通道传感器获得, 运动角度由内部惯性单元计算得到。以X轴和Y轴构成水平面, 垂直水平面的是Z轴。绕X, Y, Z轴的转动分别为翻滚、俯仰、偏转, 本文选用绕Z轴的偏转来进行实验。在开始采集前用医用酒精擦拭佩戴臂环的部位并检查确认臂环位置正确且稳固。测试者在信号采集过程中端平上臂, 前臂在水平面 $0^\circ \sim 90^\circ$ 范围内做匀速屈伸运动, 完整做完屈伸运动视为一次动作, 重复肘关节屈伸动作5~7次, 5~7次动作作为一组数据。每组动作之间要进行休息, 避免肌肉疲劳影响信号。

系统最终收集到的是11维数据, 其中8维是8通道的sEMG信号, 3维是姿态方位角。限于本文研究范围, 只选择其中的9维数据, 即8维sEMG与1维方位角。由于采集的肌电信号用于识别上肢运动角度, 但单纯的肌电信号与关节角度之间相关程度很弱, 因此需要对肌电信号进行

一定处理, 再提取一些特征值并结合模型算法综合识别上肢关节运动角度。

#### 3.2 sEMG 滤波与同步处理

人体与周围环境构成的系统比较复杂, 因此采集到的肌电信号难免掺杂了其他噪声, 为获得高质量信号就需要进一步处理。sEMG的频率主要集中在50~150 Hz, 采用巴特沃斯滤波器进行过滤, 其在通频带内的频率响应曲线很平滑, 而在阻频带则逐渐下降为零<sup>[19]</sup>。巴特沃斯滤波器公式如下:

$$|H(w)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{w}{w_c}\right)^{2n}} \quad (3)$$

式中:  $n$  为滤波器的阶数;  $w$  为截止频率;  $w_c$  为通频带边缘频率。

本文设置4阶巴特沃斯滤波器的通带宽度为[50 Hz, 150 Hz], 阻带宽度为[10 Hz, 290 Hz]。图4为某通道信号的巴特沃斯滤波前、后信号频谱分布, 由图4可知设置的巴特沃斯滤波器能滤除大部分50 Hz以下的低频噪声与150 Hz以上的高频噪声, 从而保留了sEMG的主要信息。

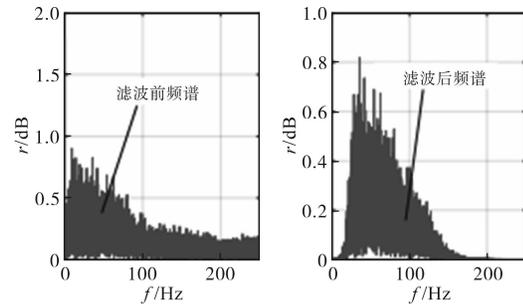


图4 巴特沃斯滤波前、后频谱

Fig.4 Spectrum before and after Butterworth filtering

sEMG与关节角度都是依靠一个设备采集, 但根据机理可知sEMG先于关节角度信号产生, 因此两者存在延迟滞后效应。所以最好将滞后的关节角度信号向前移动一段时间, 从而与sEMG同步对应。此处使用阈值法对两组信号截取比较以得到时差补偿 $T_{\text{lag}}$ 。首先根据sEMG的能量值比例对8维sEMG进行归一化计算, 选取sEMG的最小值为阈值与关节角度进行时间差的计算, 得到的时间差就是 $T_{\text{lag}}$ 。归一化处理与通道能量和公式分别为下两式:

$$x_j = \frac{x_j - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} p_j \quad j = 1, 2, \dots, 8 \quad (4)$$

$$W(i) = \sum_{j=1}^8 \int_{t_i}^{t_i + \Delta t} [sEMG_j(t)^2] dt \quad (5)$$

式中:  $x_j$  为第  $j$  通道的 sEMG 值;  $x_{jmax}$  为第  $j$  通道的最大值;  $x_{jmin}$  为第  $j$  通道的最小值;  $x_{min}$  为最小值;  $p_j$  为该通道的贡献比, 根据通道信号的最大值进行确定;  $W(i)$  为  $i$  时刻的能量值;  $sEMG_j(t)$  为  $t$  时刻肌电信号值。

将总能量值进行包络算法处理可以得到能量曲线, 将能量曲线和关节角度信号进行比较, 设 0 为阈值, 可以得出关节角度信号领先 sEMG 的时间。sEMG 与关节角度同步如图 5 所示, 选取  $T_{flag} = 60\Delta t$ 。MYO 的采样频率为 200 Hz, 因此采样周期  $T_{flag} = 0.3 s$ 。

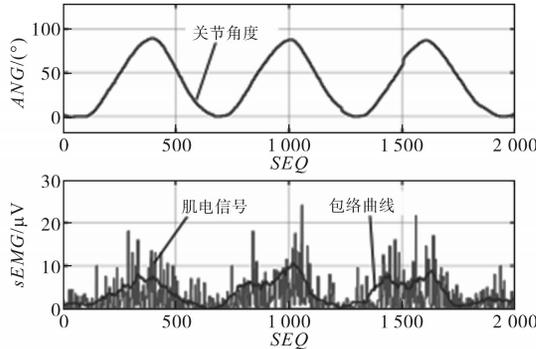


图5 sEMG与关节角度同步

Fig.5 sEMG is synchronized with joint angle

### 3.3 sEMG 特征值选择与降维

为研究信号通常都会对信号进行计算取得一些具有特殊意义的数值, 在此对 sEMG 选用 5 种特征值以提高后续对角度识别的准确性。5 种特征值为: 平均绝对值(mean absolute value, MAV)、差分绝对标准值(absolute standard value of difference, ASVD)、斜坡变化量(slope sign changes, SSC)、过零点数(zero crossing, ZC)及平均功率频率(mean power frequency, MPF)。采样窗口长度为 250 ms, 步长为 150 ms。以一定的频率采集原始 sEMG 信号, 按照各个特征值的计算公式计算各个特征值即可。

主成分分析(principal component analysis, PCA)法常用于数据降维, 但此处采用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)法求解代替 PCA 法进行降维, 该算法可以弥补在 PCA 中协方差矩阵计算时间长、特征值分解效率不高的缺点。根据 SVD 算法<sup>[20]</sup>将特征值数据维度降维 20, 从而减少后续模型训练时寻找最优解的计算时间。通过极差变换法对原始特征值进行处理, 可以将数据转换到 [0, 1] 的范围。

### 3.4 改进 RF 算法

RF 是一种用于分类、回归的集成学习网络<sup>[21-22]</sup>,

其基于集成分类器算法, 准确率高, 不易过拟合<sup>[23-24]</sup>。但由于传感器工作时会被环境干扰, 因此对被干扰的数据进行诊断和重构有重要意义<sup>[25]</sup>。本文将 RF 算法与长短期记忆(long short-term memory, LSTM)算法<sup>[26]</sup>在一定程度上结合, 组成一种改进 RF 算法<sup>[27]</sup>用来实现角度识别功能。其原理是以一定数量的样本集作为 LSTM 网络的输入, 并得到相应的输出, 将其与传感器实测值做差可得到残差数据。残差数据作为 RF 网络的输入, RF 网络同时可以诊断故障类别。如果诊断结果为故障状态, LSTM 网络便根据过往数据库进行相应的数据重构, 反之, 则用数据识别。具体步骤如下:

- 1) 取样本集数据构造时间序列, 样本为  $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_m)$ , 标记为  $(Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m)$ 。
- 2) 对时间序列归一化处理得到  $X' = (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min})$ 。
- 3) 用 LSTM 模型对故障序列进行识别, 输入为  $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_m)$ , 输出识别序列集合  $(y_1, y_2, y_3, \dots, y_m)$ 。
- 4) 真实值和识别值生成残差数据集  $(e_1, e_2, e_3, \dots, e_m)$ , 使用随机森林模型对残差数据集进行运行状态分类。
- 5) 根据分类结果进行故障数据重构。

其中,  $X_1$  为  $(x_1, x_2, \dots, x_{k-1})$  所组成的向量,  $X_2$  为  $(x_2, x_3, \dots, x_k)$  所组成的向量, 以此类推。

### 3.5 结果分析

对改进 RF 算法训练模型, 将训练集与测试集的比例设为 3:1。基于训练好的算法模型, 选择 3 位测试者进行基于 sEMG 的肘关节运动角度识别实验, 每名测试者采集 2 组 sEMG。经过实验, 其中一名测试者的 2 个样本集的网络模型时间/角度识别结果与识别误差结果分别如图 6 与图 7 所示。

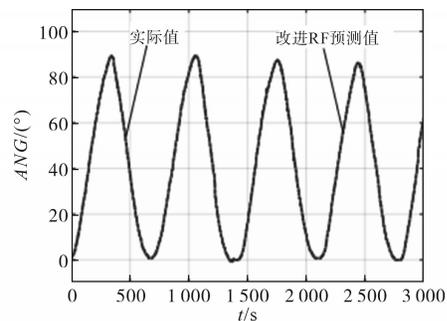


图6 改进RF网络时间/角度的识别结果

Fig.6 Recognition results of improved RF network time/angle

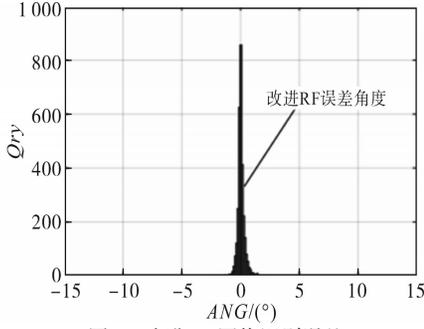


图7 改进RF网络识别误差

Fig.7 Network identification error of improved RF

通过2个结果图可以知道:改进RF算法在样本数据量较大时的识别准确率很高,其预测的角度值非常贴近实际角度值。误差角度范围也很集中,基本保持在 $\pm 2^\circ$ 左右。除了曲线图、条形图以外,还可以使用一些数值指标来评价算法识别效果,比如:均方误差(mean-square error, MSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和拟合优度(goodness of fit,  $R^2$ )。前2个值越小,说明训练后的算法对角度的识别效果越好。 $R^2$ 则越接近1越好。根据相应的公式计算对应数值后,3位测试者2个样本集的数值评价识别效果如表1所示。

表1 数值评价识别效果

Tab.1 Numerical evaluation of recognition effect				
样本集名	算法名称	MAE	MSE	$R^2$
A	改进RF	0.33	0.20	0.990
B	改进RF	0.30	0.12	0.999
C	改进RF	0.23	0.11	0.999

根据表1,改进RF算法的3种指标数值都不错,因此改进RF算法效果很好。

#### 4 基于sEMG的变阻抗控制

根据基于位置的阻抗控制,频域中阻抗控制式与期望位置式如下式所示:

$$\Delta X = -F_e(s)/(Ms^2 + Bs + K) \quad (6)$$

$$X_c = X_d + \Delta X \quad (7)$$

式中: $F_e(s)$ 为机械臂末端与环境接触力在频域下的表示; $\Delta X$ 为位置修正量; $M, B, K$ 分别为阻抗模型的惯性参数矩阵、阻尼参数矩阵和刚度参数矩阵; $X_d$ 为期望位置; $X_c$ 为修正后的位置。

根据机器人末端接触力来调整机器人末端位置和速度,可以避免力过大的情况,统一了位置和力的控制。不依赖动力学模型,易于实现且可靠性较强。对式(6)进行变换,设 $s = 2(z - 1)/T(z + 1)$ ,离散化代入下式:

$$G(s) = \frac{\Delta X(s)}{F_e(s)} = \frac{T^2(1 + 2z^{-1} + z^{-2})}{w_1 z^{-2} + w_2 z^{-1} + w_3} \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} w_1 = 4M - 2BT + KT^2 \\ w_2 = -8M + 2KT^2 \\ w_3 = 4M + 2BT + KT^2 \end{cases}$$

式中: $T$ 为周期。

因此离散化阻抗控制器表达为下式:

$$w_1 \Delta X(k - 2) + w_2 \Delta X(k - 1) + w_3 \Delta X(k) = T^2 [F_e(k - 2) + 2F_e(k - 1) + F_e(k)] \quad (9)$$

用Matlab-Simulink来搭建一维运动仿真系统,采用一个二阶线性传递函数来表示机器人位置控制内环。设机械臂期望位置信号为 $x_d(t)$ ,实际位置信号为 $x(t)$ ,传递函数为下式:

$$G(s) = x(s)/x_d(s) = k_r/(m_r s^2 + b_r s + k_r) \quad (10)$$

式中: $m_r$ 为机械臂惯性参数; $b_r$ 为阻尼参数; $k_r$ 为刚度参数。

将 $m_r, b_r, k_r$ 赋予初始值1 kg, 80 N·s/m, 50 N/m。运动期望距离为0.05 m。3个参数每次只改变一个,其他两个不变,分别进行仿真。图8为单独改变 $k_r$ 时的误差/时间曲线(图8a)与力/时间曲线(图8b)。

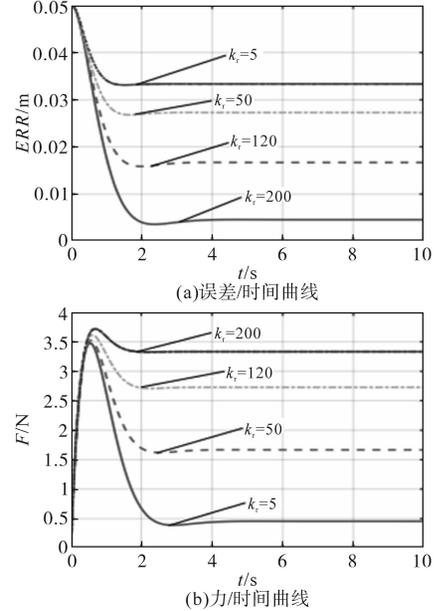


图8 单独改变 $k_r$ 时的仿真曲线

Fig.8 Simulation curves when changing  $k_r$  alone

比较后可得如下结论: $m_r$ 的变化不改变末端位置误差和作用力的稳态值,但对响应速度和稳态调整时间有影响; $b_r$ 的变化不改变末端位置误差和作用力的稳态值,但对位置量和作用力的响应速度及稳态调整时间有影响; $k_r$ 同时影响位置误差和接触力的稳态值。

综上所述,在此基础上设计变阻抗控制流程如图9所示。首先需要离线对改进RF算法模型进行

训练,随后使用训练好的模型来识别后续上肢动作角度,可以得到期望轨迹 $X_d$ 。同时将6维力传感器测得的末端接触力 $F_e$ 用卡尔曼滤波进行估计反馈。

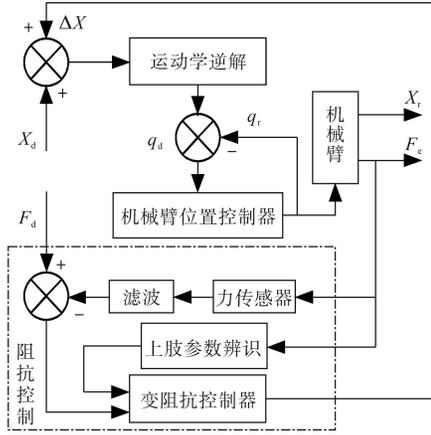


图9 变阻抗设计流程

Fig.9 Variable impedance design process

主动康复训练需要系统额外提供辅助期望牵引力 $F_d$ ,将牵引力与末端接触力作差得到位置修正量 $\Delta X$ ,进而得到新位置量 $X_c$ , $X_c$ 也是位置控制期望量。

在整个康复使用过程中,sEMG用于识别角度,力传感器则使康复机器人的变阻抗控制器能够连续对所识别的角度进行跟踪,同时保持较好的使用舒适度。

设 $\Delta F = F_d - F_e$ , $X_c = X_d + \Delta X$ ,假设机械臂在笛卡尔空间的6维运动信息是解耦的,以一维为例进行分析,力跟踪误差为下式:

$$\Delta f = f_d + k_e [x_d + \Delta f \cdot g(s)] - k_e x_e \quad (11)$$

式中: $g(s)$ 为阻抗控制传递函数; $f_d$ 为所给牵引力; $k_e$ 为人体刚度; $x_d$ 为期望位置; $x_e$ 为实际位置。代入 $g(s) = 1/(ms^2 + bs + k)$ 后力跟踪误差为

$$\Delta f = k [k_e (x_e - x_d) - f_d] / (k + k_e) \quad (12)$$

因为在实际中难以获得人体的刚度与位置信息,因此引入偏差后 $x_e^r = x_e + \Delta x_e$ , $k_e^r = k_e + \Delta k_e$ 表示实际参数,进而力跟踪误差为下式:

$$\Delta f_{ss} = k [k_e^r (x_e^r - x_d)] / (k - k_e^r) \quad (13)$$

由式(13)看出,阻抗控制器的 $k$ 对系统的力跟踪误差影响大。不同患者不同阶段的上肢动力学参数不同。本文采用多元线性回归<sup>[28]</sup>法对上肢参数进行辨识,根据辨识结果调整控制器刚度参数。如下式所示:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (14)$$

式中: $y$ 为被解释变量; $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为解释变量;

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ 为待辨识系数。

回归估计采用最小二乘线性回归法:

$$\begin{cases} y_c = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \\ \sum_{i=1}^n (y_i - y_c)^2 = 0 \end{cases} \quad (15)$$

进行辨识时以一维为例,参数对应关系如下式所示:

$$\begin{cases} x_1 = \ddot{x}_T & \beta_1 = m_b \\ x_2 = \dot{x}_T & \beta_2 = b_b \\ x_3 = x_T & \beta_3 = k_b \\ y_c = f_{eT} & \beta_0 = 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $m_b$ 为惯性系数; $b_b$ 为阻尼系数; $k_b$ 为刚度系数。

需要辨识的即为 $m_b, b_b$ 和 $k_b$ 。取前10个采样值的平均值作为观测数据代入,例如:

$$x_T = \sum_{t=T-10}^{10} x(t) / 10 \quad (17)$$

辨识刚度 $k_b$ 由观测末端接触力决定。使用者的上肢动作产生末端接触力,而sEMG用于对上肢动作的预测。建立阻抗控制 $k(t)$ 与辨识刚度 $k_b$ 的关系后,sEMG间接决定了阻抗控制刚度参数的变化。

为避免频繁的刚度变动导致失稳,将变阻抗控制器刚度参数与辨识刚度分段对应:当处于康复初级阶段时,控制器取较大刚度,当手臂恢复一定程度后,控制器取较小刚度。系统响应过程存在时变误差,引入自适应阻尼参数来弥补时变误差。所以设变阻抗控制器如下式所示:

$$\Delta f = m \Delta \ddot{x}(t) + b(t) \Delta \dot{x}(t) + k(t) \Delta x(t) \quad (18)$$

式中: $\Delta x(t), \Delta \dot{x}(t), \Delta \ddot{x}(t)$ ,分别为观测位置误差及其速度、加速度。

阻尼参数根据接触力与期望力的误差发生变化,满足下式:

$$b(t) = b_0 - \Delta \dot{x}(t) [b_p \Delta f(t) + b_d \Delta \dot{f}(t)] \quad (19)$$

式中: $b_p, b_d$ 为增益矩阵。

实际使用式(14)时可以将其离散化,即下式:

$$\begin{cases} \ddot{x}(t) = \ddot{x}_e(t) + m^{-1} [\Delta f(t) - b(t) \cdot \dot{x}(t-1) - k(t)x(t-1) - x_e(t)] \\ \dot{x}(t) = \dot{x}(t-1) + \ddot{x}(t) \times T \\ x(t) = x(t-1) + \dot{x}(t) \times T \end{cases} \quad (20)$$

## 5 实验

康复实验包括模型训练、轨迹跟踪和阻抗/变阻抗控制3个阶段,具体过程如下:

5.1 实验一

模型训练、轨迹跟踪实验如下:

1)测试者穿戴 MYO 手环进行肘关节屈伸动作,手环会采集这个过程中的 sEMG 与运动角度,同时系统使用样本数据来训练模型。

2)实验者仍然做肘关节屈伸动作,系统将 sEMG 输给模型,由训练好的模型来识别角度并记录肌肉能量。

3)根据康复策略,系统依照得到的关节角度信号规划好康复运动轨迹,同时控制机械臂完成动作。

5.2 实验二

变阻抗控制实验如下:

1)重复实验一的步骤 1)和 2)。

2)根据康复策略,使用变阻抗控制按照规划的轨迹辅助运动,力传感器参与轨迹修正,同时记录实验对象肌肉能量。

5.3 实验三

阻抗控制实验如下:

1)重复实验一的步骤 1)和 2)。

2)根据康复策略,使用阻抗控制按照规划的轨迹辅助运动,同时力传感器参与轨迹修正。

均方根 (root mean square, RMS) 值用于评价实验对象在实验过程中的肌肉能量大小,该值越小,肌肉能量越小,康复训练带动效果越好。计算公式如下式所示:

$$x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^8 x_{semg_i}^2}{8}} \quad (21)$$

式中:  $x_{semg_i}$  为第  $i$  个通道的能量值。

实验由 3 名对象参与,每位实验对象进行肘关节屈伸运动 10 次,相邻实验之间保证充分休息,避免肌肉疲劳。采用频率为 60 拍/min 的节拍器用于规范实验者的运动节拍,康复实验期望力为 10 N。模型训练与轨迹跟踪结果如图 10 所示。

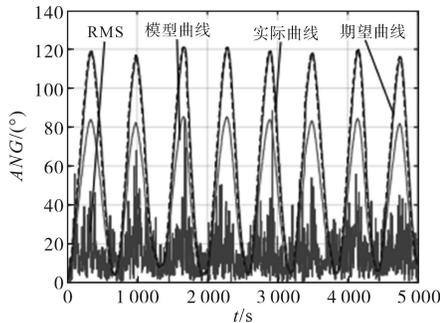


图 10 模型训练与轨迹跟踪

Fig.10 Model training and track tracking

阻抗与变阻抗控制实验轨迹如图 11 与图 12 所示;3位实验对象的 RMS 值变化如图 13 ~ 图 15 所示,其中实验一为模型训练与轨迹跟踪实验,实验二为变阻抗控制实验。

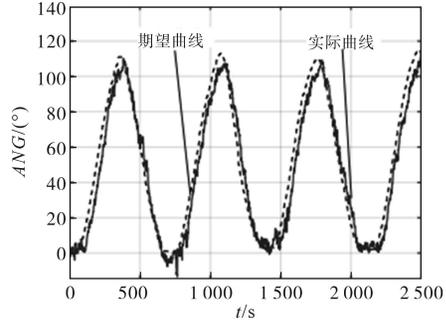


图 11 阻抗控制轨迹

Fig.11 Impedance control trajectory

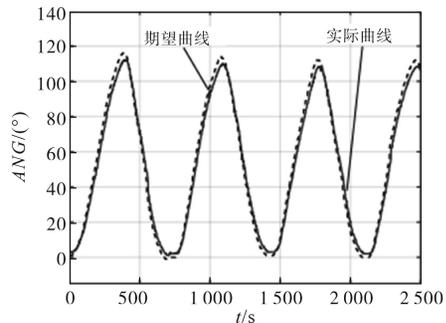


图 12 变阻抗控制轨迹

Fig.12 Variable impedance control trajectory

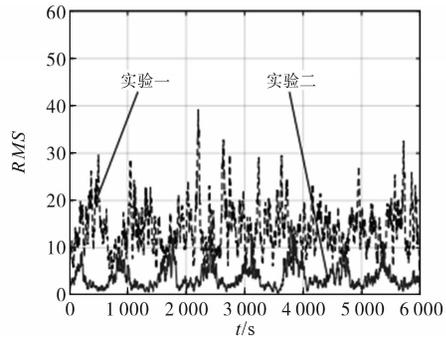


图 13 实验者 A-RMS 图

Fig.13 Experiment A-RMS diagram

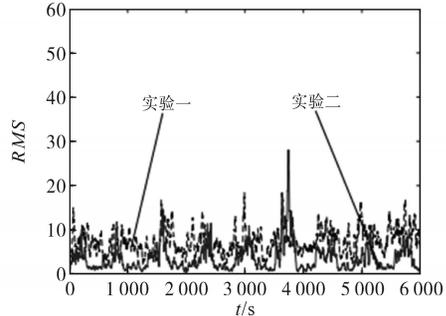


图 14 实验者 B-RMS 图

Fig.14 Experiment B-RMS diagram

综上可得:

1)模型训练后经过轨迹规划,输出了期望运动

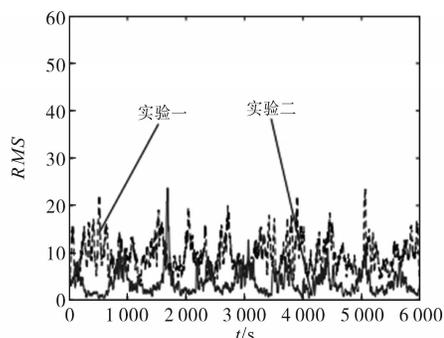


图15 实验者C-RMS图

Fig.15 Experimenter C-RMS diagram

轨迹。实际运动轨迹落后期望运动轨迹,但响应时间短且运动方向和期望方向一致,可以满足运动需求。

2) 相比于模型训练、轨迹规划实验,康复训练实验有一定的误差。但相比于传统阻抗控制,变阻抗控制下的轨迹更加柔顺、拟合,震荡很小,无明显超调。

3) 在主动康复训练中,实验对象的肌肉能量小于轨迹跟踪实验,表明在机械臂的辅助下,完成肘关节屈伸动作用力少,说明机械臂起到了康复作用。

## 6 结论

考虑到采用传统控制方式的康复机器人的不足,设计了基于sEMG的变阻抗控制方案。对sEMG进行采集、滤波、同步、提取特征、降维等处理后搭建改进RF算法模型。该算法通过仿真模拟证明其使得机械臂的动作识别更加稳定与准确。随后进行变阻抗设计,选择对结果影响最大的刚度参数,再结合多元线性回归法识别刚度参数,系统根据识别结果动态调整参数变化。最后的实际实验中,3名实验者的测试结果曲线图均表明了所设计的基于sEMG的变阻抗控制器能够有效准确地识别患者上肢运动角度,平稳柔顺地跟踪患肢运动,同时sEMG的均方根值证明,本系统确实能起到通过对患肢辅助运动来达到康复训练的效果。

本文所设计的康复系统仍有不足之处:

1) 系统对识别的上肢运动方式种类太少,方案单一,以后可通过增加不同动作下的训练模型来解决。

2) 只选择了对系统影响最大的参数来设计变阻抗控制器,对此可引入强化学习等人工智能算法来完成多参数下的变阻抗控制设计。

## 参考文献

- [1] 李泽慧,白先春,孙友然.《残疾人蓝皮书:中国残疾人事业发展报告(2020)》内容解读[J].现代特殊教育,2021(2):3-7. LI Zehui, BAI Xianchun, SUN Youran. Interpretation of Blue Book for the handicapped: development report on the cause for the persons with disabilities in China (2020)[J]. Modern Special Education, 2021(2):3-7.
- [2] 国家卫生健康委,国家发展改革委,教育部,等.关于加快推进康复医疗工作发展的意见[J].中国康复理论与实践,2021,27(9):993-995. National Health Commission, National Development and Reform Commission, Ministry of Education, et al. Opinions on accelerating the development of rehabilitation medicine[J]. China Rehabilitation Theory and Practice, 2021, 27(9):993-995.
- [3] 蒋闻蔚,袁奚佳,曹震宇.肌肉能量技术在康复医学领域的研究进展[J].中国医药科学,2021,11(17):38-41. JIANG Wenwei, YUAN Xijia, CAO Zhenyu. Research progress of muscle energy technology in the field of rehabilitation medicine[J]. Chinese Medical Science, 2021, 11(17):38-41.
- [4] 冷冰,李旺鑫,刘斌.上肢康复机器人研究及发展[J].科学技术与工程,2021,21(11):4311-4322. LENG Bing, LI Wangxin, LIU Bin. Research and development of upper-limb rehabilitation robot[J]. Science, Technology and Engineering, 2021, 21(11):4311-4322.
- [5] 朱纯煜,李素姣,喻洪流.穿戴式上肢外骨骼康复机器人发展现状分析[J].生物医学工程与临床,2021,25(3):375-380. ZHU Chunyu, LI Sujiao, YU Hongliu. Analysis of development status of wearable upper-limb exoskeleton rehabilitation robot[J]. Biomedical Engineering and Clinical, 2021, 25(3):375-380.
- [6] CAIMMI M, CHIAVENNA A, SCANO A, et al. Using robot fully assisted functional movements in upper-limb rehabilitation of chronic stroke patients: preliminary results[J]. European Journal of Physical & Rehabilitation Medicine, 2017, 53(3):390.
- [7] 朱晓东.上肢康复机器人的康复训练方法研究[D].南昌:南昌大学,2020. ZHU Xiaodong. Research on rehabilitation training methods of upper limb rehabilitation robot[D]. Nanchang: Nanchang University, 2020.
- [8] 左文昆.基于导纳控制的上肢康复外骨骼主动训练方法研究[D].成都:电子科技大学,2020. ZUO Wenkun. Research on active exoskeleton training method for upper limb rehabilitation based on admittance control[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [9] 侯增广,赵新刚,程龙,等.康复机器人与智能辅助系统的研究进展[J].自动化学报,2016,42(12):1765-1779. HOU Zengguang, ZHAO Xingang, CHENG Long, et al. Recent advances in rehabilitation robots and intelligent assistance sys-

- tems[J]. Journal of Automation, 2016, 42(12): 1765-1779.
- [10] 高兴雷. 基于sEMG的康复机器人控制方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.  
GAO Xinglei. Research on control method of rehabilitation robot based on sEMG [D]. Shenyang: Northeast University, 2013.
- [11] 李晗. 基于表面肌电信号控制的人机交互系统设计[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.  
LI Han. Design of human-computer interaction system based on surface EMG signal control[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2015.
- [12] 史小华, 卢浩, 廖梓宇, 等. 基于表面肌电信号的下肢康复主动训练[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(17): 61-66.  
SHI Xiaohua, LU Hao, LIAO Ziyu, et al. Active training of lower limb rehabilitation robot based on sEMG[J]. Science, Technology and Engineering, 2018, 18(17): 61-66.
- [13] 曹梦琳, 陈宇豪, 王珏, 等. 基于表面肌电图的人体运动意图识别研究进展[J]. 中国康复理论与实践, 2021, 27(5): 595-603.  
CAO Menglin, CHEN Yuhao, WANG Jue, et al. Advance in human motion intention recognition based on surface electromyography (review) [J]. China Rehabilitation Theory and Practice, 2021, 27(5): 595-603.
- [14] 吴昱恒. 基于深度学习的肌电信号分类研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2019.  
WU Yuheng. Research on EMG classification based on deep learning[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2019.
- [15] 范光辉, 葛科铎, 王璐, 等. 基于下肢表面肌电信号的动作模式识别研究[J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版), 2018, 34(6): 44-48.  
FAN Guanghui, GE Keduo, WANG Lu, et al. Study on recognition of motor pattern based on electrical signal of facial muscles of lower limbs[J]. Journal of Qiqihar University (Natural Science Edition), 2018, 34(6): 44-48.
- [16] 张明瑞. 基于阻抗控制的机械臂跟踪控制研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.  
ZHANG Mingrui. Research on tracking control of manipulators based on impedance control[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Engineering, 2022.
- [17] 李超, 张智, 夏桂华, 等. 基于强化学习的变阻抗控制[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2019, 40(2): 304-311.  
LI Chao, ZHANG Zhi, XIA Guihua, et al. Learning variable impedance control based on reinforcement learning[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2019, 40(2): 304-311.
- [18] NIKU Saeed B. 机器人学导论: 分析、控制及应用[M]. 孙富春, 朱纪洪, 刘国栋, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2013.  
NIKU Saeed B. Introduction to robotics: analysis, control and application[M]. SUN Fuchun, ZHU Jihong, LIU Guodong, et al, Translated. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.
- [19] 黄波. 巴特沃斯数字滤波器的设计与仿真实现[J]. 河南科技, 2021, 40(36): 10-12.  
HUANG Bo. Design and simulation of Butterworth digital filter [J]. Henan Science and Technology, 2021, 40(36): 10-12.
- [20] 曾琦, 李国盛, 郭云鹏, 等. 高维数据降维中SVD与CUR分解对比分析[J]. 中原工学院学报, 2014, 25(6): 80-84.  
ZENG Qi, LI Guosheng, GUO Yunpeng, et al. Comparative analysis of SVD decomposition and CUR decomposition in dimensionality reduction[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2014, 25(6): 80-84.
- [21] 彭喜英, 李博文. 基于随机森林回归算法的感应电机驱动控制[J]. 电气传动, 2018, 48(6): 13-18.  
PENG Xiying, LI Bowen. Induction motor drive control based on random forest regression algorithm[J]. Electric Drive, 2018, 48(6): 13-18.
- [22] 武伟杰. 随机森林算法的应用与优化方法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2021.  
WU Weijie. Research on application and optimization method of stochastic forest algorithm[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021.
- [23] 刘凯. 随机森林自适应特征选择和参数优化算法研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2018.  
LIU Kai. Research on adaptive feature selection and parameter optimization algorithm of random forest[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2018.
- [24] ALOAYDIN Ethem. 机器学习导论[M]. 北京: 机械工业出版社, 2016.  
ALOAYDIN Ethem. Introduction to machine learning[M]. Beijing: China Machine Press, 2016.
- [25] 单玉刚, 王宏. 一种有效的传感器故障诊断方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(2): 22-25.  
SHAN Yugang, WANG Hong. Effective method of sensor fault diagnosis [J]. Computer Engineering and Application, 2012, 48(2): 22-25.
- [26] 戎炜. 基于深度卷积神经网络的人体行为识别研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.  
RONG Wei. Research on human behavior recognition based on deep convolution neural network[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2020.
- [27] 林涛, 张达, 王建君. 改进LSTM-RF算法的传感器故障诊断与数据重构研究[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(5): 845-852.  
LIN Tao, ZHANG Da, WANG Jianjun. Sensor fault diagnosis and data reconstruction based on improved LSTM-RF algorithm [J]. Computer Engineering and Science, 2021, 43(5): 845-852.
- [28] 曹昭. 多元线性回归系数的求解原理与矩阵初等变换的应用[J]. 统计与决策, 2015(17): 74-76.  
CAO Zhao. The principle of solving multiple linear regression coefficients and the application of matrix elementary transformation[J]. Statistics and Decision Making, 2015(17): 74-76.

收稿日期: 2022-09-11

修改稿日期: 2022-10-04