

DOI:10.16644/j.cnki.cn33-1094/tp.2023.10.018

# 基于 RBF 神经网络的上肢外骨骼康复机器人自适应控制方法\*

于世伟, 鲁守银, 李志鹏, 张 强, 姜 哲

(山东建筑大学, 山东 济南 250101)

**摘要:** 针对主从式上肢外骨骼康复机器人中从臂因模型不确定性以及未知外扰等因素而难以精准跟随主臂这一问题,设计了一种基于滑模鲁棒项的 RBF 神经网络的自适应控制方法。首先利用改进 D-H 建模方法来建立机器人从臂的运动学模型,通过 Matlab 来对从臂模型进行工作空间仿真;然后结合机器人动力学方程,设计 RBF 神经网络自适应控制器来逼近系统不确定项,从而优化驱动从臂关节运动的力矩,实现人机协作运动。从仿真结果看,从臂能够准确跟随主臂运动轨迹,且轨迹无明显抖动,稳态误差较小,性能优于计算力矩控制。

**关键词:** 上肢外骨骼; RBF 神经网络; 自适应控制; 轨迹跟踪

**中图分类号:** TP242.6

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1006-8228(2023)10-83-06

## Adaptive control method for upper limb exoskeleton rehabilitation robot based on RBF neural network

Yu Shiwei, Lu Shouyin, Li Zhipeng, Zhang Qiang, Jiang Zhe

(Shandong Jianzhu University, Jinan, Shandong 250101, China)

**Abstract:** To address the problem that the slave arm is difficult to follow the master arm accurately in the master-slave upper limb exoskeleton rehabilitation robot due to model uncertainty and unknown external disturbances, an adaptive control method based on RBF neural network with sliding mode robust terms is designed. Firstly, the improved D-H modeling method is used to build the kinematic model of the robot slave arm, and the workspace simulation of the slave arm model is performed by Matlab. Then, combined with the robot dynamics equations, the RBF neural network adaptive controller is designed to approximate the system uncertainty term, so as to optimize the torque driving the motion of the slave arm joint and realize the collaborative human-robot motion. The simulation results show that the slave arm can accurately follow the trajectory of the master arm, the trajectory has no obvious jitter, and the steady-state error is small. The performance is better than the calculated torque control.

**Key words:** upper limb exoskeleton; RBF neural network; adaptive control; trajectory tracking

## 0 引言

近年来,机器人辅助康复治疗系统因其在改善残疾患者运动功能和避免肌肉萎缩方面的巨大潜力而备受关注,机器人技术和临床治疗经验的结合能够提供高强度、长期耐力和目标导向的康复训练<sup>[1-3]</sup>。针对于康复训练前期的患者,此类患者的患肢完全没有运动能力,只能采用被动康复训练模式来进行理疗,即通过预定的轨迹被动地执行受影响肢体的重复伸展任务。而在被动训练中,康复机器人控制系统存在的

参数不确定或参数变化未知以及未知外扰等问题会降低机器人运动轨迹跟随的精度<sup>[4-5]</sup>。随着国内外机器人技术的发展,以上问题逐渐得到了解决。

有关的研究如Brahmi等<sup>[6]</sup>针对具有未知动力学模型和外部干扰的外骨骼机器人,提出了一种鲁棒自适应滑模控制方法来实现良好的轨迹跟踪,结合实验,可以得出所研究的控制律比传统的自适应控制方法效果及鲁棒性更好。梁旭等人<sup>[7]</sup>为了对人机交互中存在的动态不确定性进行估计,设计了一种模糊自适应

收稿日期:2023-04-24

\*基金项目:山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2019JZZY010435)

作者简介:于世伟(1997-),男,山东济南人,硕士,主要研究方向:智能控制与机器人系统。

通讯作者:鲁守银(1968-),男,山东济宁人,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统控制,机器人系统,复杂控制系统。

逼近器,并设计控制律来对其进行补偿,并通过多种实验来进行对比分析,证明了该方法的可行性。

根据上述讨论,在被动训练过程中,上肢外骨骼机械臂在跟随期望轨迹运动时易受到模型不确定性以及未知外扰的影响,本文设计了一种高效、鲁棒性强的基于RBF神经网络补偿的自适应控制策略,能够针对关节摩擦、模型不确定性等未知扰动等进行逼近补偿,从而实现对外骨骼机器人良好的轨迹跟踪控制效果,从而提升患者的被动训练效果。

## 1 上肢外骨骼机器人

考虑到康复机器人应满足人体上肢的各项活动,则通过对人体运动机理分析,本文设计了一种外骨骼式的双臂机器人,如图1所示,其本体结构分为主从两个同型同构的五自由度机械臂、安装机械臂的悬梁臂以及连接两个悬梁臂的基座,上肢左右两臂能够实现各类人体活动,如肩部外展/内收、大臂俯/仰、小臂内旋/外旋、肘部屈/伸以及手腕外展/内收。由于外骨骼机器人采用半拟人化设计,则在实际操作过程中,机械臂与人体上肢贴合紧密,不会与上肢运动产生冲突,其控制也相对容易,可复现人体的各类简单运动<sup>[8]</sup>。

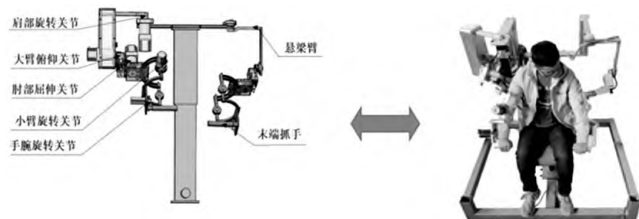


图1 主从式上肢外骨骼康复机器人整体结构

## 2 上肢外骨骼机器人数学模型分析

### 2.1 运动学建模及仿真

本文设计的机器人本体结构包含主从两个关节类型、数目完全相同的机械臂。故本文仅以从臂为例进行运动学建模。用改进型D-H建模法<sup>[9]</sup>,根据从臂各个关节的连杆关系,建立如图2所示的D-H坐标系,即以悬梁臂为基坐标,设点O为其坐标系原点,将肩关节、大臂关节、肘关节、小臂关节以及手腕关节的末端分别作为各关节坐标系的原点,从而得到相邻关节间的变换矩阵 ${}_{i+1}^iT, i=1,2,\dots,5$ ,并将这些变换矩阵进行连乘,得到末端手腕相对于基坐标的变换矩阵 ${}^0_6T$ ,O为基准坐标系, $O_6$ 为从臂手腕关节末端坐标系。其中各关节的D-H参数值和质如表1所示。

$${}^0_6T = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T {}^4_5T {}^5_6T = \begin{bmatrix} n_{11} & o_{12} & a_{13} & p_{14} \\ n_{21} & o_{22} & a_{23} & p_{24} \\ n_{31} & o_{32} & a_{33} & p_{34} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

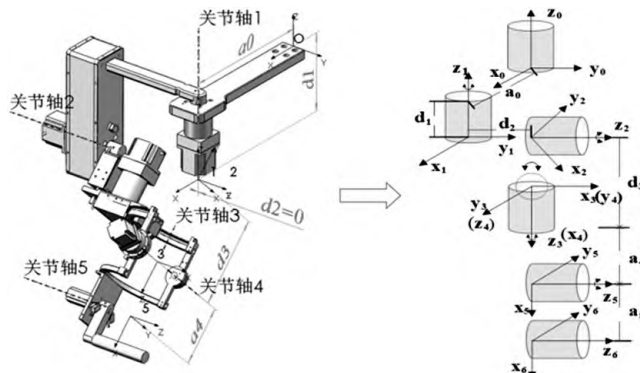


图2 康复机器人从臂运动学分析图

表1 上肢外骨骼康复机器人D-H参数表和关节质量

Link	$\alpha_{i-1}(\text{rad})$	$a_{i-1}(\text{m})$	$d_i(\text{m})$	$\Theta_i(\text{rad})$	$m_i(\text{kg})$
1	0	0.44	-0.29	$\Theta_1$	2.46
2	-90	0	0.1	$90+\Theta_2$	2.64
3	90	0	0.27	$90+\Theta_3$	1.83
4	-90	0	0	$-90+\Theta_4$	0.73
5	-90	0.17	0	$\Theta_5$	0.51
6	0	0.1	0	0	0.26

根据设置的上肢外骨骼从臂的D-H参数,通过Matlab工具箱 toolbox 中的 link 函数来建立连杆模型<sup>[10]</sup>,进行正运动学仿真验证,即通过工具箱中的 fkine 函数,通过输入相同角度,来判断机械臂模型所得出的齐次变换矩阵与利用正运动学函数所计算的变换矩阵是否相同,经验证,通过两种方式得出的变换矩阵相同。

基于建立的运动学连杆模型,并根据运动学分析得出的结果,对从臂各关节的活动范围各取30000个离散点得出如图3所示的机器人从臂末端工作区间图。由该图可得,机器人从臂工作空间类似于半球体,适用于患者手臂的活动范围。

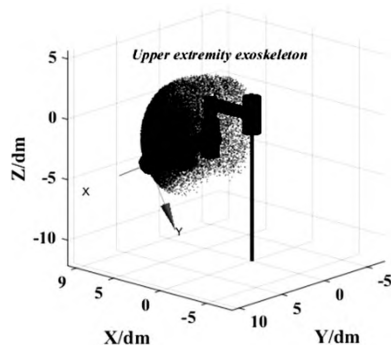


图3 外骨骼机器人从臂工作空间

## 2.2 主从空间映射

本文所研究的机器人为主从同型同构机器人,可利用主从笛卡尔空间控制<sup>[11]</sup>来实现对机器人从臂的运动控制,即:通过在笛卡尔坐标系下建立康复机器人主臂与从臂的映射关系,将主臂的工作空间映射至从臂的运动空间中,通过主臂的运动轨迹来得到从臂的运动轨迹。其主要实现过程:将主臂末端位姿利用映射算法一一对应至从臂末端位姿,通过逆运动学算法使从臂末端位姿逆推得到从臂各关节运动位姿,从而生成从臂运动轨迹,完成从臂跟随主臂运动,利用该控制方法可实现双臂末端位置一致的动作训练,如扩胸训练,从而完成人机协作运动。其主从映射分析如图4所示。

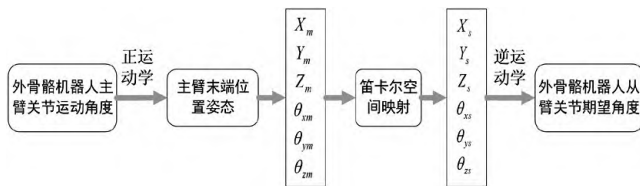


图4 主从式外骨骼机器人主从映射分析图

## 2.3 动力学建模

在对本文所设计的上肢康复机器人进行系统分析时,需对其进行系统结构简化,从而利于计算分析,为此,本文利用拉格朗日方程法建立上肢康复机器人的动力学模型<sup>[12]</sup>,可忽略机器人系统内部干扰量,从而优化求解过程,来得到力或力矩与机械臂的角位移、角速度及角加速度的关系,其机械臂动力学模型可由二阶非线性微分方程描述:

$$M(q)\ddot{q} + C(q,\dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) + \tau_d = \tau \quad (2)$$

其中,  $q \in R^n$  为关节角位移量,  $M(q) \in R^{n \times n}$  表示康复机器人从臂的对称正定惯性矩阵;  $C(q,\dot{q})\dot{q} \in R^{m \times n}$  表示离心力和哥氏力向量;  $G(q) \in R^{m \times n}$  表示重力向量;  $F(\dot{q})$  为外部扰动,  $\tau$  表示操作臂控制力矩向量;  $\tau_d$  为外界干扰。  $q, \dot{q}, \ddot{q}$  分别表示康复机器人从臂的角位移、角速度以及角加速度向量。

## 3 控制器设计

### 3.1 RBF 整体控制原理

针对于上肢外骨骼康复机器人动力学控制器的设计,一般采用普通计算力矩控制策略,即结合机器人动力学模型将高度非线性的机器人动力学方程转换成等价的线性系统方程,进而消除关节之间的耦合

作用,并应用线性控制理论实现闭环控制。定义康复机器人中的从臂角度跟踪误差为  $e(t) = q_d - q$ , 则普通计算力矩控制律<sup>[13]</sup>为

$$\tau = M(q)(\ddot{q}_d + K_p e + K_D \dot{e}) + C(q,\dot{q})\dot{q} + G(q) \quad (3)$$

其中,  $\ddot{q}_d, \dot{q}_d, q_d$  分别为机器人关节期望的角加速度、速度以及关节角度,  $K_p, K_D$  则分别表示系统正定的比例、微分增益矩阵。

通过式(3)可得,计算力矩控制策略更加依赖于机器人动力学方程的精确性,但是在康复训练过程中机械臂会因为受到系统参数不确定性以及关节摩擦力等因素的影响,普通的计算力矩策略难以保持其轨迹跟踪精度,患者的康复训练效果也会受到影响。为此提出一种基于RBF神经网络补偿的上肢康复机器人自适应控制方法,采用RBF自适应神经网络对从臂动力学方程中的模型参数进行整体逼近,设计控制律对从臂驱动力矩进行补偿矫正,并在运动过程中根据轨迹的位置以及速度误差设置自适应律,来修正网络权值,从而提高系统的自适应性,进而达到从臂精准跟随主臂运动的目的。RBF控制系统原理框图如图5所示。

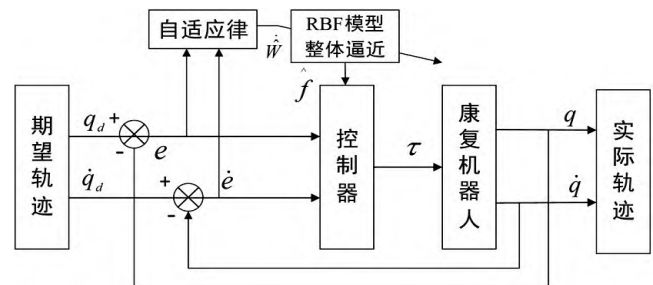


图5 RBF控制系统原理框图

### 3.2 RBF 整体逼近模型

针对康复机器人从臂,设计滑模误差函数<sup>[14]</sup>为

$$r = \dot{e} + \Lambda e \quad (4)$$

其中,  $\Lambda = \Lambda^T > 0$ , 则当  $r \rightarrow 0$  时,  $e \rightarrow 0$ 。

由式(2)、式(4)可得

$$\dot{q} = -r + \dot{q}_d + \Lambda e \quad (5)$$

$$M\dot{r} = M(\dot{q}_d + \Lambda \dot{e}) - M\ddot{q} = -Cr - \tau + f + \tau_d \quad (6)$$

其中,  $f(x) = M\ddot{q} + C\dot{q} + G + F$ 。  $f(x)$  为不确定的非线性函数,其包含机器人从臂的全部模型参数信息。

根据RBF神经网络的万能逼近原理,本文利用RBF神经网络去逐步逼近不确定非线性函数  $f(x)$ , 其理想的网络算法为

$$h_j = \exp \frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^2}, j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$



$$f(x) = W^{*T}h + \varepsilon \quad (8)$$

其中,  $x$  为 RBF 神经网络的输入信号,  $x = [e \quad \dot{e}]^T$ ,  $j$  为网络隐含层第  $j$  个节点,  $h = [h_j]^T$  为网络的高斯基函数的输出,  $W^*$  为网络的理想权值,  $\varepsilon$  为网络的逼近误差。而采用 RBF 神经网络去逼近不确定性项  $f(x)$ , 即

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T h \quad (9)$$

$\hat{f}(x)$  为 RBF 神经网络算法的输出, 即对从臂模型不确定性函数  $f(x)$  的估计, 通过设置控制律对其进行补偿。

逼近误差可由式(8)、式(9)得

$$f - \hat{f} = \tilde{W}^T h + \varepsilon \quad (10)$$

其中,  $\tilde{W} = W - \hat{W}$ ;  $\|\tilde{W}\|_F \leq W_{\max}$ 。

所以应设置合理的控制律在对模型不确定性逼近补偿的同时, 还应设置相应鲁棒项来消除逼近误差的影响, 从而得到合理稳定的控制力矩来驱动从臂沿主臂规划轨迹进行运动, 从而完成人机协作运动。

### 3.3 控制律设计

根据上节分析, 本文设计如下控制律为

$$\tau = \hat{f}(x) + K_v r - v \quad (11)$$

其中,  $v = -(\varepsilon_N + b_d) \operatorname{sgn}(r)$  为鲁棒项, 满足用来克服 RBF 神经网络的逼近误差, 来保证系统稳定, 其中  $\|\varepsilon\| \leq \varepsilon_N$ ,  $\|\tau_d\| \leq b_d$ ,  $K_v$  为固定参数。

将(11)式代入(6)式可得

$$M\ddot{r} = -(K_v + C)r + \xi_1 \quad (12)$$

其中,  $\xi_1 = \tilde{W}^T h + (\varepsilon + \tau_d) + v$ 。

RBF 网络权值自适应律为

$$\dot{\tilde{W}} = \mu h r^T \quad (13)$$

其中,  $\mu = \mu^T > 0$ 。

### 3.4 稳定性分析

定义 Lyapunov 函数来分析系统稳定性, 即

$$V = \frac{1}{2} r^T M r + \frac{1}{2} \operatorname{tr}(\tilde{W}^T \mu^{-1} \tilde{W}) \quad (14)$$

对其求导可得

$$\dot{V} = r^T M \dot{r} + \frac{1}{2} r^T \dot{M} r + \operatorname{tr}(\tilde{W}^T \mu^{-1} \dot{\tilde{W}}) \quad (15)$$

将式(11)代入式(14)可得

$$\dot{V} = -r^T K_v r + \frac{1}{2} r^T (\dot{M} - 2C) r + \operatorname{tr}(\tilde{W}^T \mu^{-1} \dot{\tilde{W}} + h r^T) + r^T (\varepsilon + \tau_d + v) \quad (16)$$

则根据以下条件:

(1) 机器人动力学模型的斜对称特性得

$$r^T (\dot{M} - 2C) r = 0;$$

$$(2) \quad r^T \tilde{W}^T h = \operatorname{tr}(\tilde{W}^T h r^T);$$

$$(3) \quad \dot{\tilde{W}} = -\dot{\tilde{W}} = -\mu h r^T。$$

式(15)可变为

$$\dot{V} = -r^T K_v r + r^T (\varepsilon + \tau_d + v) \quad (17)$$

因为

$$r^T (\varepsilon + \tau_d + v) = r^T (\varepsilon + \tau_d) - \|r\| (\varepsilon_N + b_d) \leq 0 \quad (18)$$

则  $\dot{V} \leq -r^T K_v r \leq 0$ 。

由于  $V \geq 0$ ,  $\dot{V} \leq 0$ , 则  $r$  和  $\tilde{W}$  有界。当  $\dot{V} = 0$  时,  $r = 0$ , 根据 LaSalle 不变性定理, 其系统渐进稳定, 当  $t \rightarrow \infty$  时,  $r \rightarrow 0$ , 从而  $e \rightarrow 0$ ,  $\dot{e} \rightarrow 0$ , 则机器人从臂能够精确跟随主臂运动。

## 4 仿真与试验

为了验证所提出的上肢康复机器人训练的合理性, 本文则采用 Simscape Multibody 工具箱来进行模型的快速搭建, 具体步骤为: 首先通过 Solidworks 来对上肢外骨骼康复机器人的从臂机械模型进行搭建, 将关节坐标、惯性矩和约束添加到模型以生成 urdf 文件, 将 urdf 文件导入 simulink/simscape 模块中进行可视化验证, 其中外骨骼康复机器人的从臂可视化仿真模型如图6所示。

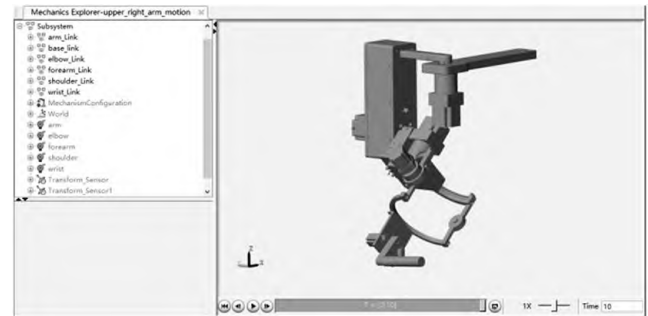


图6 上肢康复机器人从臂可视化仿真模型

而为了验证基于 RBF 神经网络的控制器补偿的轨迹跟踪性能, 运用 Matlab/simulink 中的 S-Function 来对控制律进行描述,

首先应对 RBF 神经网络的各项参数进行设置, 网络输入取  $Z = [e \quad \dot{e}]$ , 高斯函数的参数  $c_i$  和  $b_i$  分别设置为  $[-1.5 \quad -1.0 \quad -0.5 \quad 0 \quad 0.5 \quad 1.0 \quad 1.5]$  和 10, 网络的初始权值为 0, 并采用第 2.2 节所提出的控制律(11)和自适应律(13)。

并以上述的 Simscape 模型作为被控对象, 以康复机器人的反复扩胸动作训练为例, 由主臂进行扩胸训

练,将运动轨迹映射至从臂,从臂带动患者患肢连续经历由收缩到伸展的状态,则可得从臂扩胸运动的可视化如图7所示。

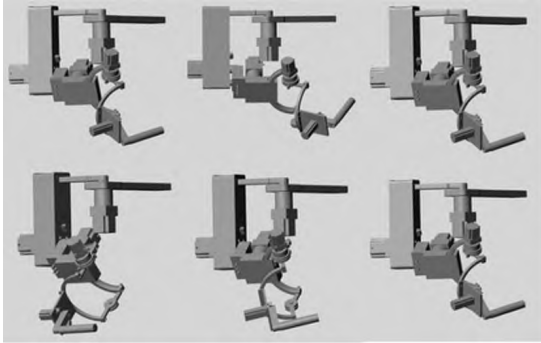
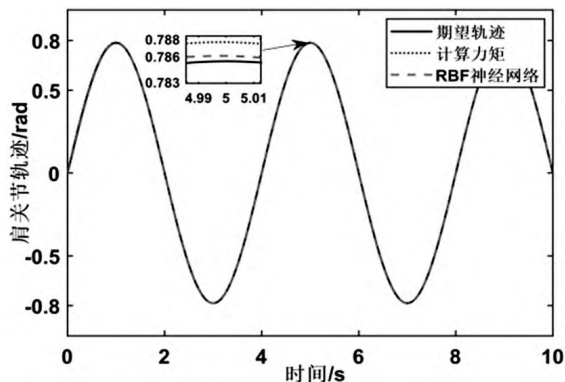
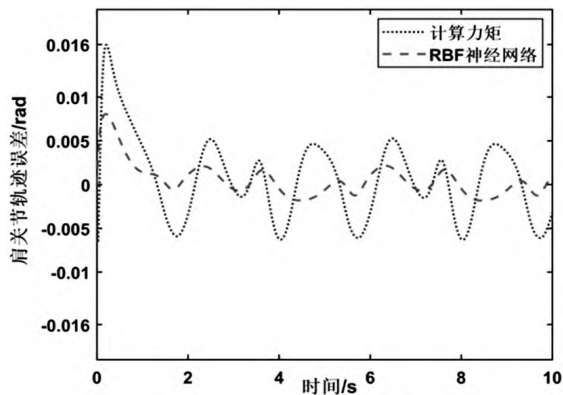


图7 上肢康复机器人从臂扩胸运动训练

而扩胸运动主要由肩关节外展/内收,肘关节伸/屈两种动作组合而成,故主要对这两种关节角度变化进行分析,通过应用本文所提的控制算法,并设置肩关节以及肘关节的外部扰动分别为 $\tau_{d1} = -0.006 \sin(t)$ ,  $\tau_{d2} = 0.07 \sin(t)$ ,并与普通计算力矩控制算法进行对比,从而证明所提算法的有效性。其中扩胸运动中从臂肩关节以及肘关节的角度变化曲线以及跟随角度误差如图8,图9所示。

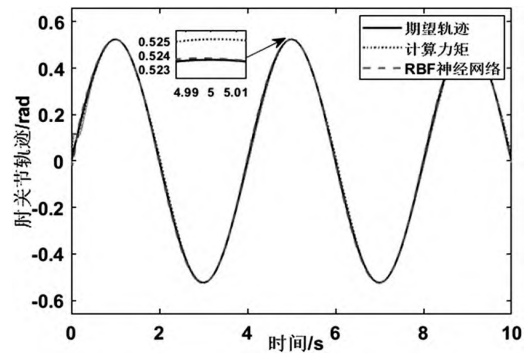


(a) 肩关节轨迹

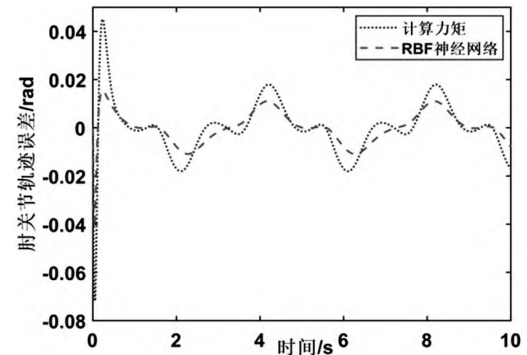


(b) 肩关节轨迹误差

图8 肩关节轨迹跟踪及误差



(a) 肘关节轨迹



(b) 肘关节轨迹误差

图9 肘关节轨迹跟踪及误差

结合上述两种控制策略所生成的仿真曲线对比可得如表2所示的最大峰值稳态误差,在设置扰动的前提下,尽管传统的计算力矩控制策略也能够使康复机器人从臂对期望曲线实现跟踪,但达到稳态时关节轨迹误差较大。其中肩关节在系统稳定后轨迹跟踪的最大误差为0.00649rad,而肘关节的轨迹跟踪最大稳态误差为0.0185rad。

表2 最大峰值稳态误差

控制器	肩关节/(10 <sup>-3</sup> rad)	肘关节/(10 <sup>-2</sup> rad)
计算力矩控制	6.49	1.85
RBF神经网络自适应控制	2.15	1.34

从加入RBF神经网络补偿的控制策略的关节跟踪曲线可以看出,初始时刻关节跟踪误差波动减小,且达到稳定状态的时间有所加快,结合通过5s处的局部放大图可看出稳态误差明显降低,并由表2可得肩关节以及肘关节在系统稳定后轨迹跟踪的最大误差分别为0.00215rad和0.0134rad,相较于传统的计算力矩控制,轨迹跟踪精度分别提升了66.87%和27.57%。则可说明,通过RBF神经网络自适应控制器去补偿机器人的模型不确定性以及未知外扰,对系统的控制精度以及动态响应有着显著提高,可用于康复机器人的被动康复训练过程。

## 5 结论

本文以主从式上肢外骨骼康复机器人为研究平台,提出了一种基于RBF神经网络补偿的自适应控制策略。通过主从映射算法得到从臂的期望轨迹,将轨迹误差作为RBF神经网络的输入,不断逼近系统的不确定项,来优化从臂的输入力矩,并用Lyapunov理论证明系统稳定性。通过仿真结果能够得出该控制方法在轨迹跟踪方面,相较于普通计算力矩控制,其精度和稳定性方面具有更好的性能,对模型不确定性和完全未知的外部环境干扰具有很强的鲁棒性,从而提高了主臂与从臂的协调能力,来提升患者患肢的恢复训练效果,能够更好地实现人机协作。

### 参考文献(References):

- [1] 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.
- [2] 徐东,徐晗,李益斌,等. 上肢康复机器人研究进展综述[J]. 现代信息科技,2020,4(16):142-144.
- [3] 郭晓辉,王晶,徐光华. 手部功能康复机器人研究最新进展[J]. 中国康复医学杂志,2017,32(2):235-240.
- [4] 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.
- [5] Cao J, Xie S Q, Das R, et al. Control strategies for effective

robot assisted gait rehabilitation: The state of art and future prospects[J]. Medical Engineering & Physics, 2014, 36(12):1555-1566.

- [6] Brahmi B, Brahmi A, Saad M, et al. Robust adaptive tracking control of uncertain rehabilitation exoskeleton robot[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2019, 141(12).
- [7] 梁旭,王卫群. 康复机器人的人机交互控制方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(1): 24-46.
- [8] 张蔚然,鲁守银,吴林彦,等. 基于模糊补偿的主从式上肢外骨骼康复机器人训练控制方法[J]. 机器人, 2019, 41(1): 104-111.
- [9] Craig, John J. Introduction to Robotics: Mechanics and Control[M]. Pearson Education, Inc, 1986.
- [10] 李家霖,杨洋,杨铁,等. 外骨骼式遥操作主手设计及主从异构映射算法研究[J]. 机器人, 2020, 42(6): 651-660.
- [11] 严水峰. 主从异构型遥操作机器人工作空间映射与运动控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- [12] Peter Corke. 机器人学、机器视觉与控制: MATLAB 算法基础[M]. 电子工业出版社, 2016.
- [13] 尹贵,张小栋,陈江城,等. 模型不确定的下肢康复机器人轨迹跟踪自适应控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1750-1757.
- [14] 刻金琨. RBF神经网络自适应控制MATLAB仿真[M]. 清华大学出版社, 2014.



(上接第82页)

## 3 结束语

本文提出了一种基于LERT预训练语言模型和BiGRU-TextCNN双通道的情感分析方法。使用LERT进行语义标注,将语义信息输入到双通道模型中进行训练。对比现有的研究方法,本文方法具有更高的准确率和F1值,模型训练效果更显著。接下来还需要考虑融入方面词特征,结合LERT表征情感词的多义性,以提高文本情感分析模型的识别精度。

### 参考文献(References):

- [1] Nasukawa T, Yi J. Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing[C]// Proceedings of the 2nd international conference on Knowledge capture, 2003: 70-77.
- [2] KIM Y. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification[C]// Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha: ACL, 2014: 1746-1751.

- [3] LENG X L, MIAO X A, LIU T. Using Recurrent Neural Network Structure with Enhanced Multi-Head Self-Attention for Sentiment Analysis[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(8): 12581-12600.
- [4] XU G, MENG Y, QIU X, et al. Sentiment Analysis of Comment Texts based on BiLSTM[J]. IEEE Access, 2019, 7: 51522-51532.
- [5] 杜启明,李男,刘文甫,等. 结合上下文和依存句法信息的中文短文情感分析[J]. 计算机科学, 2023, 50(03): 307-314.
- [6] 代祖华,刘国园,狄世龙. 语义增强的图神经网络方面级文本情感分析[J/OL]. 计算机工程: 1-12[2023-03-16]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0064850>.
- [7] 张文豪,廖列法,王茹霞. 融合句法树多信息学习方面级情感分析[J/OL]. 计算机工程: 1-12[2023-03-17]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0066266>.
- [8] Cui Y, Che W, Wang S, Liu T. LERT: A Linguistically-motivated Pre-trained Language Model[J/OL]. Computer Science, 2022, arXiv: abs/2211.05344.

