

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108337

基于屏障 Lyapunov 函数的上肢康复机器人 自适应主动交互训练控制*

吴青聪, 张祖国

(南京航空航天大学机电学院 南京 210016)

摘要:针对上肢运动功能障碍患者进行辅助康复训练,搭建了一套上肢康复外骨骼机器人系统,并提出一种基于屏障 Lyapunov 函数的增广神经网络自适应导纳控制策略。首先,介绍了上肢康复外骨骼的机械机构及其控制系统。然后,推演了控制器的设计过程并进行了 Lyapunov 稳定性证明。最后,分别进行了不同控制内环的轨迹跟踪被动训练实验和不同导纳参数下基于人机交互力的主动交互训练实验,同时分析对比了主动训练时的人机交互力与轨迹偏差的变化关系。被动训练实验结果证明了增广神经网络对人机模型动力学的逼近效果,其轨迹跟踪峰值误差为模糊 PID 控制器的 53%。主动交互训练实验证明了通过调整导纳参数可实现相同训练任务下不同强度的康复训练以匹配不同康复阶段下的患者。

关键词:上肢;康复外骨骼;人机交互;导纳控制;神经网络;自适应控制

中图分类号: TP242 TH-39

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 410.15

Adaptive active interaction exercise control of upper limb rehabilitation robot based on the barrier Lyapunov function

Wu Qingcong, Zhang Zuguo

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To assist patients with upper limb motor dysfunction for rehabilitation training, an upper limb rehabilitation exoskeleton robot system is established and an augmented neural network adaptive admittance control strategy based on the barrier Lyapunov function is proposed. Firstly, the mechanical mechanism and control system of upper limb rehabilitation exoskeleton are introduced. Then, the design process of the controller is illustrated and Lyapunov stability is demonstrated. Finally, the passive training experiment of trajectory tracking with different inner control loops and the active interaction training experiment based on human-robot interaction force under different admittance parameters are carried out. Experimental results of passive training show that the effectiveness of the augmented neural network is close to human-robot dynamics, and the maximum trajectory tracking error is only 53% of that of fuzzy PID controller. The active interaction training experiment proves that different intensities of rehabilitation training can be achieved under the same training task by adjusting the admittance parameters to match patients with different levels of recovery.

Keywords: upper limb; rehabilitation exoskeleton; human-robot interaction; admittance control; neural networks; adaptive control

0 引言

近年来,我国因年老、疾病或意外事故造成偏瘫、中风、肌无力等运动障碍的人数呈逐年上升的趋势。这些患者的患肢无法像正常人一样完成各种动作,因而难以独立生活,助老助残问题已然成为了一个重大的社会问题。根据康复医学与脑可塑性理论,患者通

过合理的学习和训练可以恢复中枢神经对患肢的支配和控制,增强肌肉力量,防止关节萎缩^[1]。然而,传统的康复医疗设备训练模式单一,且往往需要医师指导辅助,这使得康复治疗成本高昂,康复效率低下。同时不管是康复医院,还是社会养老机构,都面临着养老护理从业人员缺乏的问题^[2]。近年来兴起的康复机器人能够辅助患者进行更加有效合理的康复训练,成为了康复领域的前沿热点。

收稿日期:2021-07-30 Received Date: 2021-07-30

* 基金项目:国家自然科学基金(52175014)、江苏省自然科学基金(BK20211183)、中央高校基本科研业务费专项资金(NT2020012)、中国电子学会-腾讯 Robotics X 犀牛鸟专项研究计划(2020-01-008)项目资助

根据机械结构特点,康复机器人主要可以分为两类:末端牵引式和外骨骼式^[3]。末端牵引式康复机器人是通过牵引患肢末端实现对整个患肢进行康复训练的目标,其结构较为简单便于控制,但能实现的训练样式较少。外骨骼康复机器人是对应人体关节,穿戴在人体上工作的,其各关节独立能够实现对人体患肢多关节协调运动控制,完成更多复杂的康复运动,因此外骨骼机器人使得康复训练的模式种类更加多样化。

在康复机器人的结构确定下来之后,接下来最重要的便是其控制策略。控制策略直接影响了患者康复训练的效果、安全性以及趣味性。因此,外骨骼机器人的控制策略研究十分有必要。康复机器人的训练模式可以分为两类:被动训练和主动训练^[4]。被动训练模式是一种轨迹跟踪控制的方法,机器人带动患肢进行运动,患者并不主动参与其中,此模式适用于康复初期患者。而对于有一定恢复程度的康复中期或是一些受损程度本身并不高的患者,则需要主动运动意图的康复训练以获得更好的训练效果。实现这样的主动交互训练主要涉及两个方面:运动意图的量化评估以及转换为机器人所提供的相应的辅助程度^[5]。现有的运动意图识别方式主要有:基于肌电信号(surface electromyography, sEMG)^[6-7]、脑电信号(electroencephalogram, EEG)^[8]和生物力信号^[9-11]。其中,肌电信号和脑电信号虽然能直接反映人的意图,但是由于采集困难、易受干扰且学习成本高难以直接利用,而生物力信号则相对稳定可靠。对于主动交互的柔顺性体现,Hogan^[12]提出的阻抗控制,利用力与位置、速度、加速度之间的动态关系来实现柔顺控制的目标。导纳控制^[13]是阻抗控制的对偶形式,是一种基于广义惯量、阻尼和刚度的等效网络思想,也被广泛应用于人机交互的研究。导纳控制接受一个交互力作为输入,而输出机器人运动信息,适当地选取模型的质量、阻尼和刚度系数可以使得导纳控制达到要求的性能。

基于以上讨论,本文提出了一种基于屏障 Lyapunov 函数的上肢外骨骼康复机器人自适应主动交互控制策略,实现了对不同瘫痪程度患者的主、被动康复训练。研究内容主要如下:1) 基于屏障 Lyapunov 函数设计控制器,对机器人的位置进行约束,避免过度拉伸和危险姿态,保障人在康复训练时的安全性。2) 通过导纳控制实现人和机器人之间的主动交互,根据六维力传感器测到的人机交互力修正参考轨迹,呈现辅助训练的柔顺性。此外,可根据患者恢复情况调节阻抗参数大小实现不同强度的训练难度。3) 采用增广神经网络自适应控制,无需先验的人机系统动力学模型,在线对非线性、不确定性模型项进行补偿。

1 上肢外骨骼机器人系统设计

图1为上肢外骨骼机器人实物图,该康复机器人共有3个关节:第一肩关节、第二肩关节和肘关节,穿戴于人体右臂在人机交互界面的辅助下进行康复训练。同时,机器人各段连杆长度和整体高度可在一定范围内可调,使得人机关节尽可能重合,以适应不同身高的患者,保证穿戴时的舒适性和康复运动时的协调性。机器人的各个关节由高精度交流伺服电机(安川,SGMJV-01ADD6S)驱动,其内置的旋转电位器可以实时测量各关节旋转角度,用于获得康复训练时的运动学参数。外骨骼手臂末端安装有六维力传感器(mini45, ATI),可以实时监测训练过程中的人机交互力。

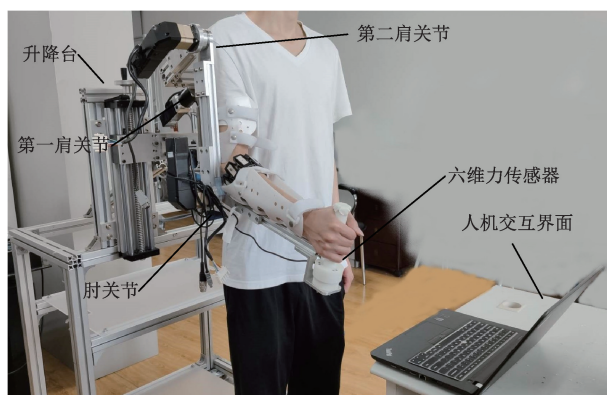


图1 上肢外骨骼机器人

Fig. 1 Upper-limb exoskeleton robot

在本研究中,外骨骼机器人的康复训练是基于MATLAB/RTW环境实时控制系统进行的。此控制系统包含1台宿主机和1台目标机。安装有实时内核的目标机用于执行控制代码,而宿主机则将仿真环境中的控制代码转化为执行代码发送至目标机。编码器信号和六维力传感器信号分别由目标机中的采集卡PCI-6602和PCI-6225实时获得,电机驱动的控制信号则由模拟输出卡PCL-1723发送,实现对康复外骨骼的实时控制。

2 神经网络自适应主动交互控制算法设计与仿真

2.1 基于人机交互力的导纳控制外环设计

为了实现康复训练时的主动交互,康复机器人需要能够顺应人的交互力意图。一般情况下先为机器人设定一期望轨迹,在没有人机交互力的情况下,

机器人严格地跟踪期望轨迹。而当人机交互力产生时,机器人则会在一定程度上偏离期望轨迹,顺应交互力而重塑

为一新的参考轨迹,机器人跟踪此参考轨迹呈现出对人体意图的顺从性。参考轨迹可由以下阻抗模型下式获得:

$$\mathbf{M}_d(\ddot{\mathbf{q}}_r - \ddot{\mathbf{q}}_d) + \mathbf{C}_d(\dot{\mathbf{q}}_r - \dot{\mathbf{q}}_d) + \mathbf{K}_d(\mathbf{q}_r - \mathbf{q}_d) = \boldsymbol{\tau}_f \quad (1)$$

式中, $\mathbf{q}_r, \mathbf{q}_d$ 分别为生成的参考轨迹和预设期望轨迹向量, $\mathbf{M}_d, \mathbf{C}_d, \mathbf{K}_d, \boldsymbol{\tau}_f$ 分别为阻抗模型中期望的质量矩阵、阻尼矩阵、刚度矩阵和人机交互扭矩。

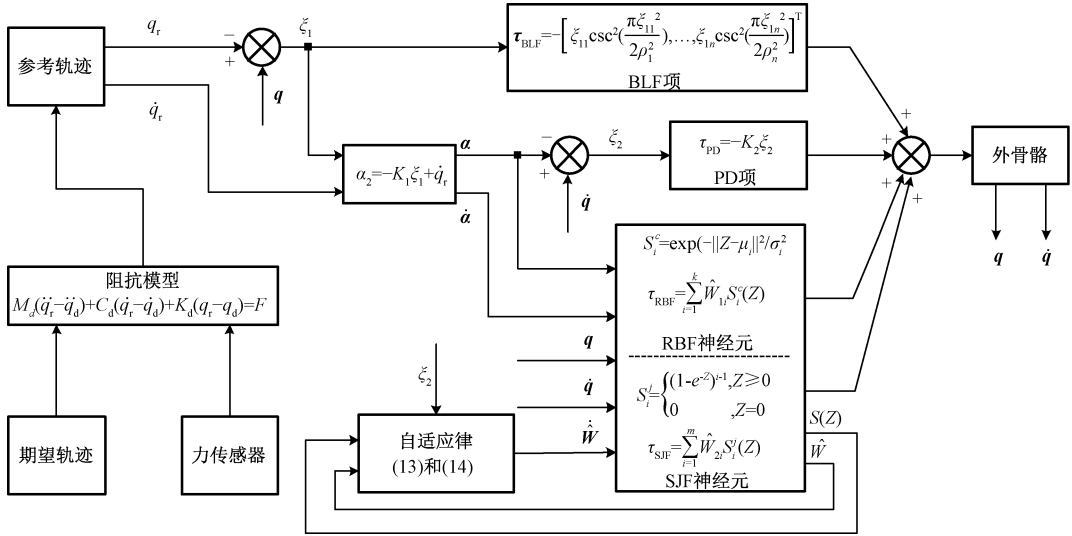


图2 控制策略示意图

Fig. 2 The schematic diagram of the control strategy

屏障 Lyapunov 函数常选用 log 形式^[14]和 tan 形式^[15],当系统状态接近边界处时,函数值趋近于无穷大,正是利用了这一性质,系统的物理约束和稳定性得以保证。

根据拉格朗日动力学分析和文献[16],人机耦合外骨骼机器人系统动力学方程可以表示为:

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) + \mathbf{F}_v(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{F}_f(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \boldsymbol{\tau}_d = \boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{\tau}_f \quad (2)$$

式中: $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$ 和 $\ddot{\mathbf{q}}$ 分别为外骨骼关节位置、速度和加速度向量。 $\mathbf{M}(\mathbf{q}), \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 为惯性矩阵和哥氏力矩阵, $\mathbf{G}(\mathbf{q}), \mathbf{F}_v(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 和 $\mathbf{F}_f(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 分别为重力矩、人体肌腱粘性阻力矩和摩擦力矩, $\boldsymbol{\tau}$ 和 $\boldsymbol{\tau}_d$ 表示关节施加力矩和未知扰动,且扰动有上确界 $\|\boldsymbol{\tau}_d\| \leq \bar{d}$, $\boldsymbol{\tau}_f$ 表示人机交互力 $\mathbf{F}$ 在关节空间产生的扭矩: $\boldsymbol{\tau}_f = \mathbf{J}(\mathbf{q})^T \mathbf{F}$, $\mathbf{J}(\mathbf{q})$ 为机器人的雅可比矩阵。

由于式(2)中的模型项 $\mathbf{M}(\mathbf{q}), \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}), \mathbf{G}(\mathbf{q}), \mathbf{F}_v(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 和 $\mathbf{F}_f(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 难以精确地获得,同时会因患者的不同而变化。本研究引入增广神经网络来补偿未知动力学项。径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络^[17]可以在允许的误差内充分地逼近任意光滑函数,同

2.2 基于屏障 Lyapunov 函数的增广神经网络自适应控制器内环设计

在上肢康复训练中,为了防止对人体造成伤害,应当对机器人的位置、速度施加约束,来避免过度拉伸、危险姿态和奇异点。出于此安全性的考虑,本文基于屏障 Lyapunov 函数设计了控制算法,如图2所示。

时拥有较快的在线学习速度和收敛速度,因此广泛用于自适应控制当中。然而, RBF 神经网络适用于估计连续光滑函数,而对于诸如摩擦函数等非连续的函数,即使设置大量的网络节点,也不能获得很好的效果。因此,本文额外添加了以不连续函数 Sigmoid-jump 作为激活函数的神经元,与 RBF 神经网络组合成为增广神经网络,可以更精确地补偿未知模型,以获得更优良的跟踪效果。式(3)为 RBF 神经网络的激活函数,式(4)为 Sigmoid-jump 函数。

$$S_i^c = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_i\|^2 / \sigma_i^2) \quad (3)$$

$$S_i^j = \begin{cases} (1 - e^{-x_2})^{i-1}, & x_2 \geq 0 \\ 0, & x_2 < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: x_1, x_2 为神经网络输入, $\boldsymbol{\mu}_i$ 和 σ_i 为第 i 个节点的中心矢量和基宽参数。

假设 $f(x)$ 为一元待逼近函数,除在 $x = x_0$ 处存在有限阶跃,其他定义域内均连续光滑,文献[18]证明了用如下式(5)可以以任意误差逼近 $f(x)$:

$$F(x) = \sum_{i=1}^k W_{1i} S_i^c(x) + \sum_{i=1}^m W_{2i} S_i^j(x - x_0) \quad (5)$$

式中: W_{1i}, W_{2i} 分别为对应网络节点的最优输出权重值,

$F(x)$ 为 $f(x)$ 的逼近函数。

下面进行控制律的设计。定义关节跟踪误差:

$$\xi_1 = q - q_d \quad (6)$$

$$\xi_2 = \dot{q} - \alpha_2 \quad (7)$$

$$\alpha_2 = -K_1 \xi_1 + \dot{q}_d \quad (8)$$

式中: α_2 为虚拟控制量, K_1 为正定对角矩阵。

设计控制律为:

$$\tau = \tau_{\text{BLF}} - \tau_f - K_2 \xi_2 + (M \dot{\alpha}_2 + C \alpha_2 + G + F_v + F_f + \tau_d) \quad (9)$$

$$\tau_{\text{BLF}} = - \left[\frac{\xi_{11}}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{11}^2}{2\rho_1^2}\right)}, \dots, \frac{\xi_{1n}}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1n}^2}{2\rho_n^2}\right)} \right]^T \quad (10)$$

用增广神经网络补偿器取代(9)中的模型项:

$$M \dot{\alpha}_2 + C \alpha_2 + G + F_v + F_f = W_1^T S_1(Z_1) + W_2^T S_2(Z_2) + \varepsilon(Z_1) \quad (11)$$

$$\tau = \tau_{\text{BLF}} - \tau_f - K_2 \xi_2 + \hat{W}_1^T S_1(Z_1) + \hat{W}_2^T S_2(Z_2) \quad (12)$$

对应的自适应律设计为:

$$\dot{\hat{W}}_1 = -\Gamma_1(S_1(Z_1)\xi_2^T + \lambda_1 \hat{W}_1) \quad (13)$$

$$\dot{\hat{W}}_2 = -\Gamma_2(S_2(Z_2)\xi_2^T + \lambda_2 \hat{W}_2) \quad (14)$$

式中: $S_1(Z_1), S_2(Z_2)$ 分别为激活函数矩阵式(3)和(4),

$Z_1 = [q^T, \dot{q}^T, \alpha_2^T, \dot{\alpha}_2^T]^T, Z_2 = [\dot{q}, \hat{W}_1, \hat{W}_2]$ 表示最优输出权重

向量 W_1, W_2 的估计值。 Γ_1, Γ_2 为正定对角矩阵。定义:

$$\tilde{W}_1 = W_1 - \hat{W}_1, \tilde{W}_2 = W_2 - \hat{W}_2。$$

为了证明所设计控制器的稳定性,构造 tan 形式屏障 Lyapunov 函数:

$$V(t) = \sum_{i=1}^n \frac{\rho_i^2}{\pi} \tan\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right) + \frac{1}{2} \xi_2^T M \xi_2 + \quad (15)$$

$$\frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \Gamma_1^{-1} \tilde{W}_1) + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_2^T \Gamma_2^{-1} \tilde{W}_2)$$

式中: ρ_i 为用户定义边界,通常设定为常数或指数形式 $\rho_i = \rho_i^\infty + (\rho_i^0 - \rho_i^\infty) \exp(-\kappa t), \rho_i^0, \rho_i^\infty$ 和 κ 为正常数。

为方便进行 Lyapunov 稳定性证明,将 $V(t)$ 分为如下3部分:

$$V_1(t) = \sum_{i=1}^n \frac{\rho_i^2}{\pi} \tan\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right) \quad (16)$$

$$V_2(t) = \frac{1}{2} \xi_2^T M \xi_2 \quad (17)$$

$$V_3(t) = \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \Gamma_1^{-1} \tilde{W}_1) + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_2^T \Gamma_2^{-1} \tilde{W}_2) \quad (18)$$

分别对以上函数微分,结果如式(19)所示。

$$\begin{aligned} \dot{V}_1(t) &= \sum_{i=1}^n \frac{\xi_{1i} \dot{\xi}_{1i}}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right)} = \sum_{i=1}^n \frac{\xi_{1i}(\xi_{2i} + \alpha_{2i} - \dot{q}_{di})}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right)} = \\ &\sum_{i=1}^n \left(\frac{\xi_{1i} \xi_{2i}}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right)} - \frac{K_{1i} \xi_{1i}^2}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right)} \right) \leq \\ &\sum_{i=1}^n \left(\frac{\xi_{1i} \xi_{2i}}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right)} - \frac{K_{1i} \rho_i^2}{\pi} \cdot \sin\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{\rho_i^2}\right) \right) \leq \\ &-2\lambda_{\min}(K_1) V_1(t) + \sum_{i=1}^n \left(\frac{\xi_{1i} \xi_{2i}}{\cos^2\left(\frac{\pi \xi_{1i}^2}{2\rho_i^2}\right)} \right) \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t) &= \xi_2^T (\tau - (M \dot{\alpha}_2 + C \alpha_2 + G + F_v + F_f + \tau_d)) = \\ &\xi_2^T (\tau_{\text{BLF}} - K_2 \xi_2) + \xi_2^T (-\tilde{W}_1 S_1(Z_1) - \tilde{W}_2 S_2(Z_2) - \varepsilon - \tau_d) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_3(t) &= \text{tr}(\tilde{W}_1^T \Gamma_1^{-1} \dot{\tilde{W}}_1) + \text{tr}(\tilde{W}_2^T \Gamma_2^{-1} \dot{\tilde{W}}_2) = \\ &\text{tr}(\tilde{W}_1^T (S_1(Z_1) \xi_2^T + \lambda_1 \hat{W}_1)) + \text{tr}(\tilde{W}_2^T (S_2(Z_2) \xi_2^T + \lambda_2 \hat{W}_2)) = \\ &\text{tr}(\tilde{W}_1^T (S_1(Z_1) \xi_2^T)) + \text{tr}(\tilde{W}_2^T (S_2(Z_2) \xi_2^T)) + \\ &\lambda_1 \text{tr}(\tilde{W}_1^T \hat{W}_1) + \lambda_2 \text{tr}(\tilde{W}_2^T \hat{W}_2) \end{aligned} \quad (21)$$

将式(19),(20)和(21)相加可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &\leq -2K_1 \cdot V_1(t) - \xi_2^T K_2 \xi_2 - \xi_2^T \varepsilon - \xi_2^T \tau_d + \\ &\lambda_1 \text{tr}(\tilde{W}_1^T \hat{W}_1) + \lambda_2 \text{tr}(\tilde{W}_2^T \hat{W}_2) \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \text{由于 } -\xi_2^T \varepsilon &\leq \frac{1}{2} \xi_2^T \xi_2 + \frac{1}{2} \varepsilon^2, -\xi_2^T \tau_d \leq \frac{1}{2} \xi_2^T \xi_2 + \\ &\frac{1}{2} \bar{d}^2, \lambda_1 \text{tr}(\tilde{W}_1^T \hat{W}_1) < \frac{\lambda_1}{2} \text{tr}(W_1^T W_1) - \frac{\lambda_1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \tilde{W}_1) \text{ 以及} \\ &\lambda_2 \text{tr}(\tilde{W}_2^T \hat{W}_2) < \frac{\lambda_2}{2} \text{tr}(W_2^T W_2) - \frac{\lambda_2}{2} \text{tr}(\tilde{W}_2^T \tilde{W}_2), \text{ 式(22)可} \end{aligned}$$

进一步处理如下:

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &\leq -2\lambda_{\min}(K_1) \cdot V_1(t) - \xi_2^T (K_2 - I) \xi_2 - \\ &\frac{\lambda_1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \tilde{W}_1) - \frac{\lambda_2}{2} \text{tr}(\tilde{W}_2^T \tilde{W}_2) + \\ &\frac{1}{2} \varepsilon^2 + \frac{1}{2} \bar{d}^2 + \frac{\lambda_1}{2} \text{tr}(W_1^T W_1) + \frac{\lambda_2}{2} \text{tr}(W_2^T W_2) \leq \\ &-\gamma V(t) + a \end{aligned} \quad (23)$$

其中, $\gamma = \min(2\lambda_{\min}(K_1), 2\lambda_{\min}(K_2 - I)/\lambda_{\max}(M), \lambda_1/\lambda_{\max}(\Gamma_1^{-1}), \lambda_2/\lambda_{\max}(\Gamma_2^{-1}))$, $a = \frac{1}{2} \varepsilon^2 + \frac{1}{2} \bar{d}^2 + \frac{\lambda_1}{2} \text{tr}(W_1^T W_1) + \frac{\lambda_2}{2} \text{tr}(W_2^T W_2)$ 。根据李雅普诺夫稳定性判据^[19],只要使 $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ 和 $K_2 - I = (K_2 - I)^T > 0$ 即可保证系统的稳定性。

2.3 基于屏障 Lyapunov 函数的增广神经网络自适应控制器仿真验证

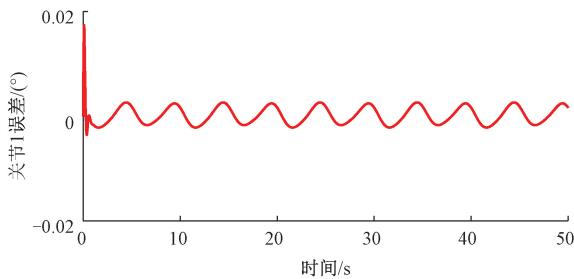
为了验证内环控制器中增广神经网络对未知函数的逼近效果,在 Matlab-Simulink 中设计如下仿真实验。选取经典二关节机器臂系统,动力学模型如下:

$$M(q)\ddot{q} + C(\dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) = \tau \tag{24}$$

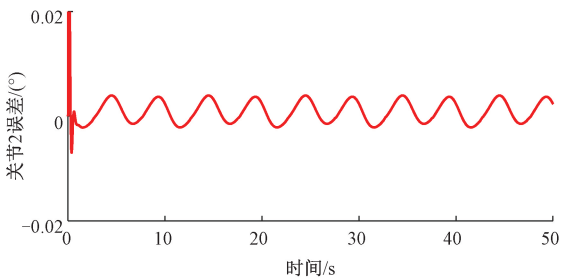
$$M(q) = \begin{bmatrix} p_1 + p_2 + 2p_3\cos q_2 & p_2 + p_3\cos q_2 \\ p_2 + p_3\cos q_2 & p_2 \end{bmatrix} \tag{25}$$

$$C(\dot{q}) = \begin{bmatrix} -p_3\dot{q}_2\sin q_2 & -p_3(\dot{q}_1 + \dot{q}_2)\sin q_2 \\ p_3\dot{q}_1\sin q_2 & 0 \end{bmatrix} \tag{26}$$

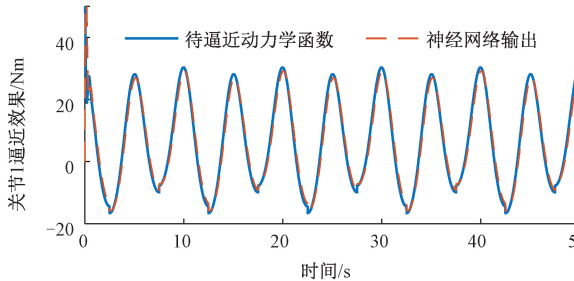
$$G(q) = \begin{bmatrix} p_4g\cos q_1 + p_5g(\cos q_1 + q_2) \\ p_5g(\cos q_1 + q_2) \end{bmatrix} \tag{27}$$



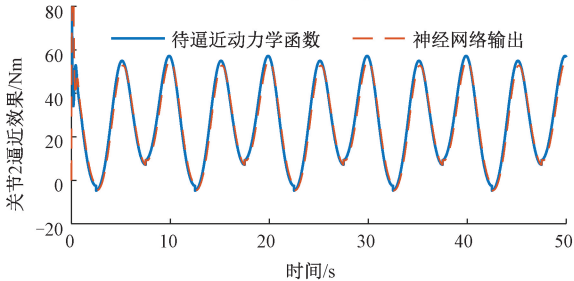
(a) 关节1跟踪误差
(a) Tracking error of joint 1



(b) 关节2跟踪误差
(b) Tracking error of joint 2



(c) 关节1神经网络逼近效果
(c) Neural network approximation of joint 1



(d) 关节2神经网络逼近效果
(d) Neural network approximation of joint 2

图 3 基于屏障 Lyapunov 函数的增广神经网络自适应控制器仿真实验结果

Fig. 3 Simulation experiment results of augmented neural network adaptive controller based on the barrier Lyapunov function

3 实验验证与讨论

为了验证本文控制策略的有效性,挑选一名健康受试者(男,24 岁,身高 1.8 m,体重 60 kg)基于第 1 章中的上肢康复外骨骼系统和 MATLAB/RTW 环境实时控制系统,选取第二肩关节和肘关节记作 q_1 和 q_2 , 分别进行被动模式训练和主动交互训练实验。本控制策略中的有关参数见表 1。

3.1 被动训练实验

被动康复训练主要适用于康复初期患者,使患肢按照既定轨迹运动,防止肌肉萎缩退化。在传统的被动康复训练中,通常使机器人系统对人呈现纯刚性而不设置

$$F(\dot{q}) = [\alpha_1 + \alpha_2 e^{-\beta_1 \|\dot{q}\|} + \alpha_3(1 - e^{-\beta_2 \|\dot{q}\|})] \operatorname{sgn}(\dot{q}) \tag{28}$$

其中, $[p_1, p_2, p_3, p_4, p_5] = [2.9, 0.76, 0.87, 3.04, 0.87]$ 。选用文献[18]中的摩擦模型, $[\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \beta_1, \beta_2] = [1, 0.2, 0.2, 1, 1]$, 其余控制器参数与表 1 中一致。设定正弦期望轨迹: $q_d = \sin(t)$ rad。

图 3(a), (b) 为两关节的跟踪误差,图 3(c), (d) 为增广神经网络对式(9)中系统未知动力学函数的逼近效果。可以看出,在人为设定了较大突变摩擦力矩之后,增广神经网络逼近器仍能够很好地在线估计未知的动力学函数,实现较好的跟踪精度。

表 1 不同实验下的控制策略参数

Table 1 Parameters of control strategy under different experiments

实验类型	小导纳	中导纳	大导纳
K_1		$diag(30, 25)$	
K_2		$diag(1.5, 1.5)$	
Γ_1		$diag(0.12, 0.12)$	
Γ_2		$diag(0.2, 0.2)$	
λ_1		$diag(0.1, 0.1)$	
λ_2		$diag(0.08, 0.08)$	
M_d	$diag(0.5, 0.5)$	$diag(0.8, 0.8)$	$diag(1, 1)$
C_d	$diag(0.5, 0.5)$	$diag(0.5, 0.5)$	$diag(0.5, 0.5)$
K_d	$diag(2, 2.5)$	$diag(5, 6)$	$diag(10, 10)$

导纳外环,严格跟踪设定的期望轨迹。预设的期望轨迹如式(29)所示。

$$\begin{cases} q_1 = 20(1 - \cos t) \\ q_2 = 20\sin t \end{cases} \quad (29)$$

为了呈现本研究内环控制算法的优越性,选取模糊PID控制器^[20]进行对比,具体模糊化设计和模糊规则参照文献[21]。图4为无导纳外环下被动训练实验下的结果。图4(a)和(b)展示了期望轨迹和两种算法的实际轨

迹。图4(c)和(d)为各关节的跟踪误差,本文控制器各关节的峰值误差为0.17°和0.09°,均方根误差为0.06°和0.04°。模糊PID控制器对应误差大小分别为0.32°和0.16°、0.10°和0.12°。本文控制器的峰值误差仅约为PID控制器的53%。图4(e)和(f)为关节输出力矩。可以看到,在控制器内环引入的神经网络补偿器可以在线逼近人机系统的动力学项,承担了最终输出力矩的大部分,实现更高精度的轨迹跟踪。

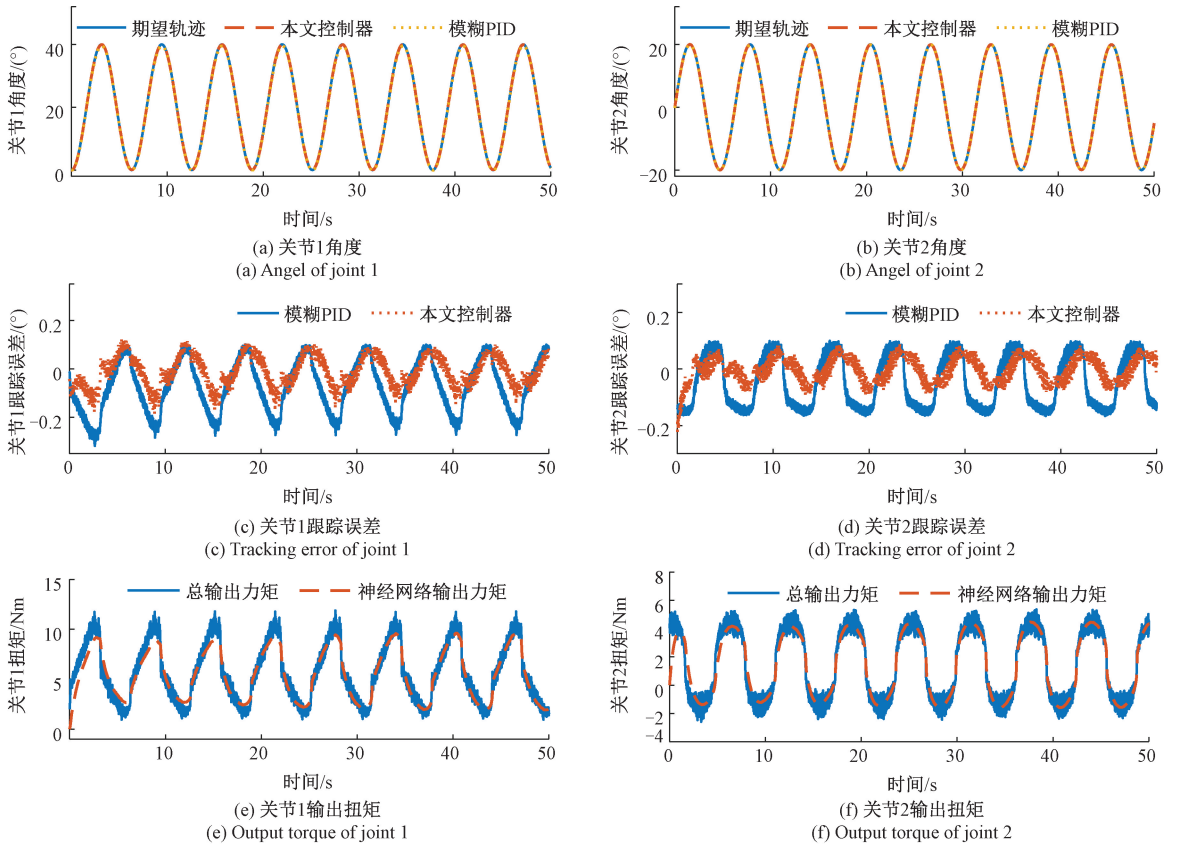


图4 被动训练实验结果
Fig. 4 Experiment results of passive training

在被动康复中也可作为轨迹跟踪添加导纳外环,这使得系统保持较高刚度但同时又不失交互感,避免患者的消极康复心理状态,为后续主动运动训练做准备。此外,引入的神经网络补偿器可以帮助控制器更高精度地跟踪参考轨迹对人呈现期望的阻抗模型。图5为大导纳参数下被动训练实验结果,图5(a)和(b)分别为关节1、关节2的期望轨迹、参考轨迹和实际轨迹。图5(d)为训练过程中产生的人交互力。

3.2 主动交互训练实验

在康复训练中后期,患者需要通过更进一步的主动康复训练。患者可以根据人机交互界面的指示来进行主

动交互运动,外骨骼末端的六维力传感器采集交互力信号获得人体运动意图。在此主动训练下,一般选取较小的导纳参数,可根据患者恢复情况逐渐增大难度。预设期望轨迹设定固定点不动(也可根据具体康复训练游戏进行匹配设定)。

在本实验中,实验者穿戴外骨骼机器人,根据人机交互界面的指示,抓握末端带动机器人至竖直平面内固定一点并保持10s,然后放松休息10s,机器人回归零位,再进行至下一目标点位。实验分别在两组不同的导纳参数下进行,每次实验共3个目标位置。图6为小导纳参数下的结果,图7为中导纳参数下的结果。图6(d)和7(d)分

别为实验者在两组导纳参数下施加的交互力大小。对于相同的训练任务,越大的导纳参数下需要越大的交互力才能完成任务,即训练强度越大。在 0~10 s 完成的第一

个目标位置(关节 1 约 20°,关节 2 约-30°),小导纳参数下需要在 y 方向施加约 8 N 的交互力,而在中导纳参数下则需要约 15 N。

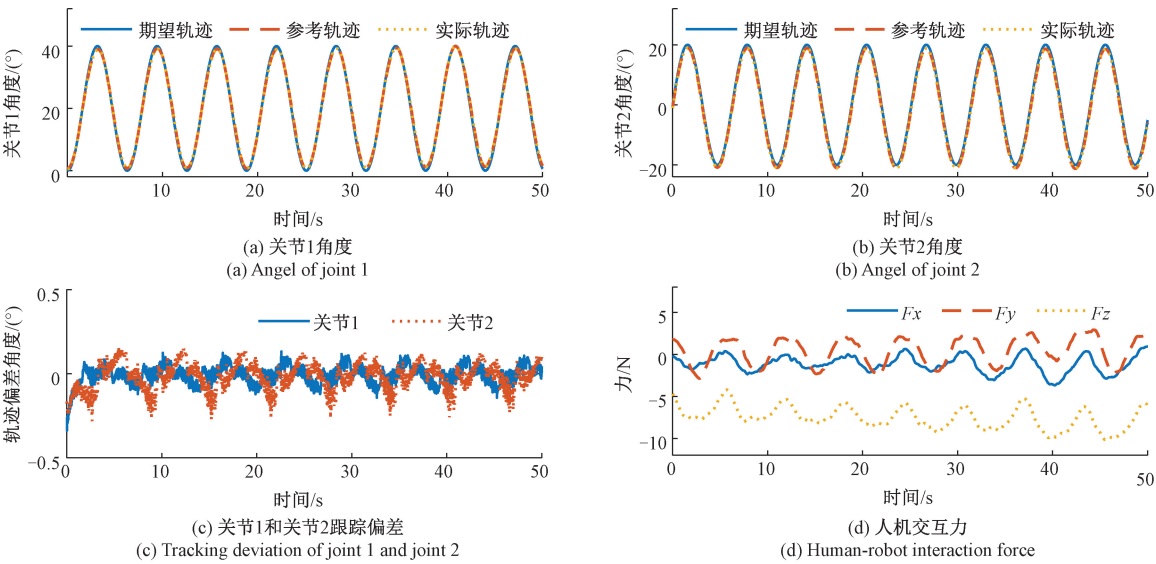


图 5 大导纳参数下被动训练实验结果

Fig. 5 Experiment results of passive training under large admittance parameters

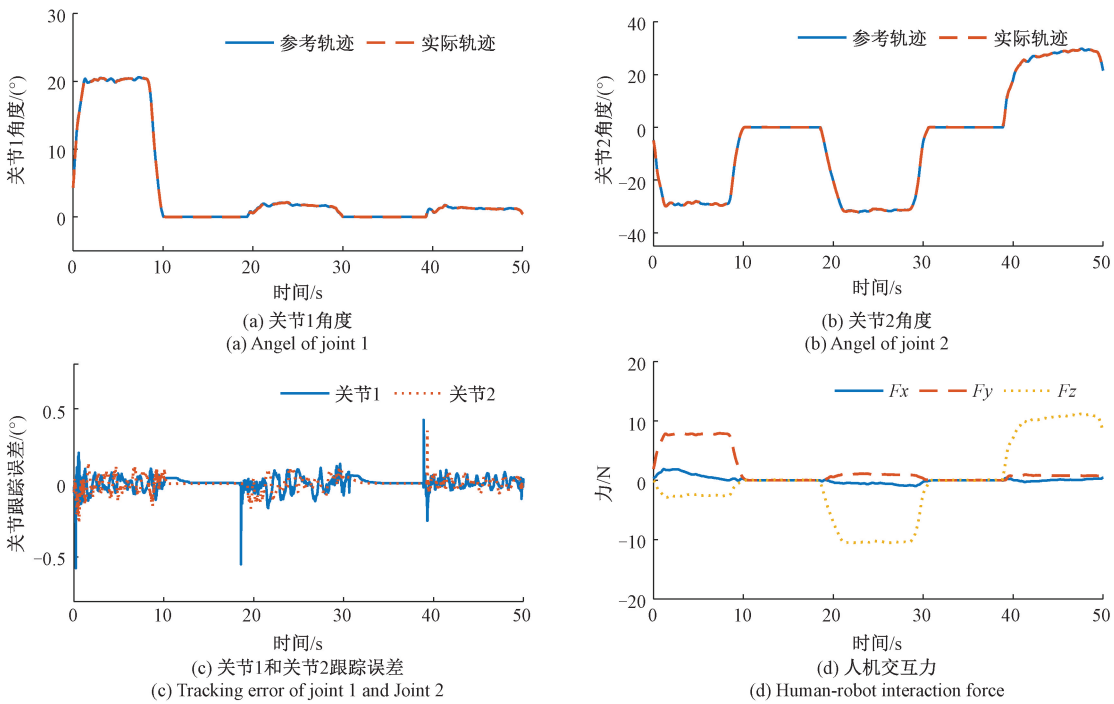


图 6 小导纳参数下主动交互实验结果

Fig. 6 Experiment results of active interaction under small admittance parameters

后续 20~30 s 和 40~50 s 的训练任务中也能印证相同的结论。在实际临床康复应用时,医生可根据患者实

际的康复恢复程度来调整导纳参数,提高康复训练效果和效率。

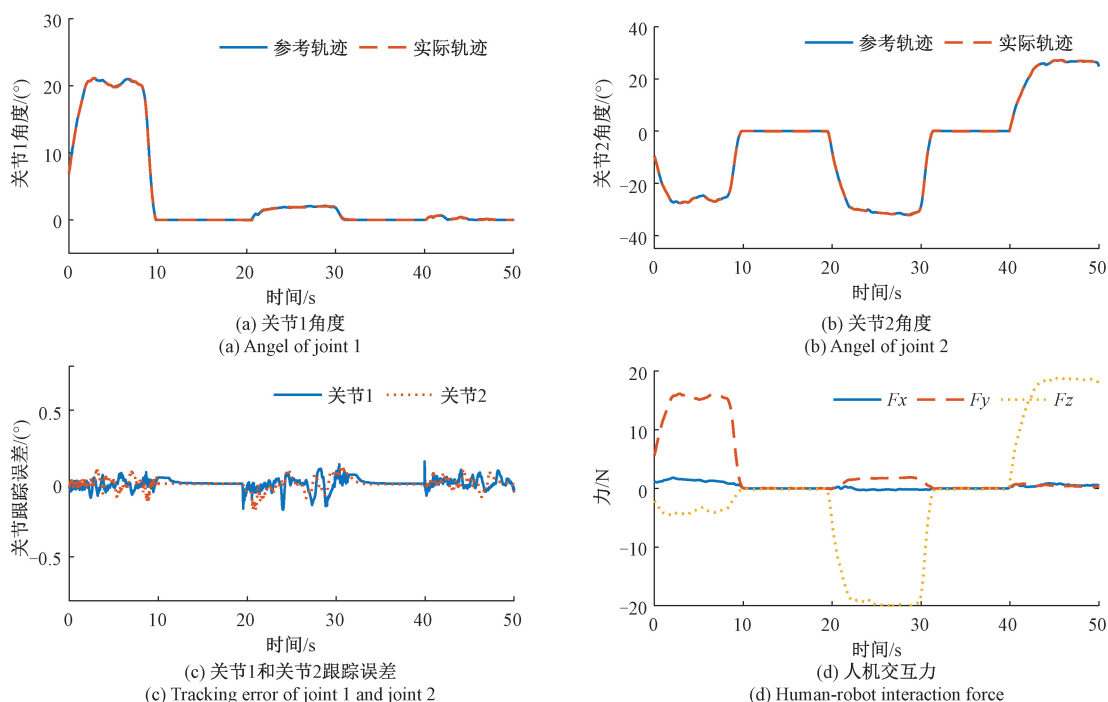


图7 中导纳参数下主动交互实验结果

Fig. 7 Experiment results of active interaction under medium admittance parameters

4 结 论

针对上肢康复外骨骼机器人,本文提出了一种基于屏障 Lyapunov 函数的增广神经网络自适应主动交互控制策略,可以辅助患者在人机交互界面指示下进行被动康复训练和不同强度的主动交互训练。在详细推导了控制算法设计过程后,根据 Lyapunov 稳定性判据证明了系统的稳定性。最后进行了不同控制内环的被动训练对比实验和不同导纳参数下的主动交互训练实验,实验结果表明,本文研究的增广神经网络自适应内环控制器能够在线补偿未知的动力学模型进而更精确的轨迹跟踪,呈现出期望的阻抗模型;通过调节导纳参数可以满足不同瘫痪程度的康复训练强度。

参考文献

- [1] 吴青聪, 王兴松, 吴洪涛, 等. 上肢康复外骨骼机器人的模糊滑模导纳控制[J]. 机器人, 2018, 40(4): 457-465.
WU Q C, WANG X S, WU H T, et al. Fuzzy sliding mode admittance control of the upper limb rehabilitation exoskeleton robot[J]. Robot, 2018, 40(4): 457-465.
- [2] 黄萍, 刘云, 孙照国. “医养融合”模式下养老护理教育现状与发展[J]. 科技与创新, 2018(2): 45-47.
HUANG P, LIU Y, SUN ZH G. Current situation and

development of old-age nursing education under the mode of “medical and nursing integration” [J]. Science and Technology & Innovation, 2018(2): 45-47.

- [3] 杨启志, 曹电锋, 赵金海. 上肢康复机器人研究现状的分析[J]. 机器人, 2013, 35(5): 630-640.
YANG Q ZH, CAO D F, ZHAO J H. Analysis on state of the art of upper limb rehabilitation robots[J]. Robot, 2013, 35(5): 630-640.
- [4] 李瑞霞. 上肢主动训练康复机器人设计与研究[J]. 液压气动与密封, 2017, 37(8): 1-5.
LI R X. Design and research of upper limb active training rehabilitation robot[J]. Hydraulics Pneumatics & Seals, 2017, 37(8): 1-5.
- [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] FARINA D, JIANG N, REHBAUM H, et al. The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses: Emerging avenues and challenges[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2014, 22(4): 797-809.
- [7] 徐瑞, 李志才, 王雯婕, 等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 1-11.

- XU R, LI ZH C, WANG W J, et al. Human-computer interaction control strategies based on electromyography and their applications and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 1-11.
- [8] VIDAURRE C, KLAUER C, SCHAUER T, et al. EEG-based BCI for the linear control of an upper-limb neuroprosthesis[J]. Medical Engineering and Physics, 2016, 38(11): 1195-1204.
- [9] TEE K P, YAN R, LI H. Adaptive admittance control of a robot manipulator under task space constraint [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2010: 5181-5186.
- [10] LI Z, HUANG B, YE Z, et al. Physical human-robot interaction of a robotic exoskeleton by admittance control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(12): 9614-9624.
- [11] 刘棣斐, 唐志勇, 裴忠才. 基于导纳原理的下肢外骨骼摆动控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(6): 1019-1025.
- LIU D F, TANG ZH Y, PEI ZH C. Swing motion control of lower extremity exoskeleton based on admittance method [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(6): 1019-1025.
- [12] HOGAN N. Impedance control: An approach to manipulation: Part I—theory [J]. Journal of Dynamic Systems Measurement and Control, 1985, 107(1): 1-7.
- [13] CULMER P, JACKSON A, LEVESLEY M C, et al. An admittance control scheme for a robotic upper-limb stroke rehabilitation system[J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, 2005: 5081-5084.
- [14] WEI H, DAVID A O, ZHAO Y, et al. Neural network control of a robotic manipulator with input deadzone and output constraint [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 46(6): 759-770.
- [15] JIN X, XU J X. Iterative learning control for output-constrained systems with both parametric and nonparametric uncertainties [J]. Automatica, 2013, 49(8): 2508-2516.
- [16] WU X, LI Z, KAN Z, et al. Reference trajectory reshaping optimization and control of robotic exoskeletons for human-robot co-manipulation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(8): 3740-3751.
- [17] 贺苗, 吴晓敏, 邵桂芳, 等. 基于RBFNN的机器人关节摩擦建模与补偿研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 278-284.
- HE M, WU X M, SHAO G F, et al. Research on friction modeling and compensation of robot joint based on RBFNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 278-284.
- [18] SELMIC R R, LEWIS F L. Neural-network approximation of piecewise continuous functions: Application to friction compensation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(3): 745-751.
- [19] GE S S. Adaptive neural control of uncertain MIMO nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(3): 674-692.
- [20] 朱摩西. 模糊 PID 控制器[J]. 工业控制计算机, 1996(3): 19-20.
- ZHU M X. Fuzzy PID controller[J]. Industrial Control Computer, 1996(3): 19-20.
- [21] 赵笑笑. 基于模糊理论与常规 PID 控制的模糊 PID 控制方法研究[J]. 山东电力技术, 2009(6): 54-56, 63.
- ZHAO X X. Research on fuzzy PID control method combined fuzzy theory and conventional PID control[J]. Shandong Electric Power, 2009(6): 54-56, 63.

作者简介



吴青聪(通信作者), 2011 年于东南大学获得学士学位, 2016 年于东南大学博士学位, 现为南京航空航天大学机电学院副教授, 主要研究方向为外骨骼机器人、康复机器人、机器人动力学与控制、生机电系统。

E-mail: wuqc@nuaa.edu.cn

Wu Qingcong (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Southeast University in 2011 and 2016, respectively. He is currently an associate professor in the College of Mechanical and Electrical Engineering at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include exoskeleton robot, rehabilitation robot, robot dynamics and control, biological and mechatronic systems.



张祖国, 2019 年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为外骨骼机器人、非线性控制、人机交互控制。

E-mail: zzg839338094@nuaa.edu.cn

Zhang Zugu received his B. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2019. He is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include exoskeleton robot, nonlinear control and physical human-robot interaction control.