

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413606

基于 sEMG 的人机交互随动控制研究*

尤 波^{1,2}, 刘嘉琦^{1,2}, 程晨晨^{1,2}, 刘宇飞³, 李佳钰^{1,2}

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨理工大学黑龙江省复杂智能系统与集成重点实验室 哈尔滨 150080; 3. 中兵智能创新研究院有限公司 北京 100072)

摘 要:针对人机交互条件下机械臂抓取任务中的随动性较差,导致操作流畅性较低、轨迹跟踪不理想等问题,提出了一种基于表面肌电信号(sEMG)的人机交互随动控制方法。首先,利用双 gForcePro+臂环 IMU 数据获取肩、肘关节角度,并结合 sEMG 信号的特征提取,通过 PSO-GRNN 模型估计腕关节角度,建立人手臂与机械臂的映射关系,实现机械臂的随动控制。实验结果表明,PSO-GRNN 模型在腕关节角度估计中的均方根误差(RMSE)相比传统 GRNN 方法分别降低了 62.39% 和 55.18%,有效提升了控制精度。为进一步提升抓取任务中的控制精度,提出了一种基于 CNN-LSTM 网络的手势识别方法,实现夹爪的实时控制。同时,结合 sEMG 信号与实际刚度的映射关系,构建了一种人体上肢刚度估计算法,并将刚度调节信息引入自适应 RBF-NFTSMC 控制器,实现机械臂的柔顺控制。实验结果表明,优化后的 RBF-NFTSMC 方法相比传统 NFTSMC 方法,在轨迹跟踪误差上降低了约 30.2%,并增强了系统的抗干扰能力。此外,为验证 sEMG 变刚度控制策略的有效性,搭建了基于双 gForcePro+臂环和 UR3e 机械臂的实验平台。实验结果表明,基于 sEMG 变刚度控制的机械臂末端轨迹更接近目标轨迹,相较固定刚度控制方法,轨迹跟踪误差降低了 24.6%,并改善机械臂在与物体交互时的柔顺性,提升了机械臂的稳定性、适应性。

关键词: 柔性机械臂;随动控制;肌电信号;变刚度

中图分类号: TP24 TH39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Human-computer interaction follow-up control based on sEMG

You Bo^{1,2}, Liu Jiaqi^{1,2}, Cheng Chenchen^{1,2}, Liu Yufei³, Li Jiayu^{1,2}

(1. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Complex Intelligent Systems and Integration, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 3. Zhongbing Intelligent Innovation Research Institute Co., Ltd., Beijing 100072, China)

Abstract: To solve the problems of poor follow-up in the gripping task of the manipulator under the condition of human-computer interaction, resulting in low operation fluency and unsatisfactory trajectory tracking, a human-computer interaction follow-up control method based on surface electromyography (sEMG) is proposed. Firstly, the angle of shoulder and elbow joints are obtained by using the IMU data of dual gForcePro+ arm rings. By combining this data with the feature extraction of sEMG signals, the angle of wrist joints is estimated by the PSO-GRNN model, establishing a mapping relationship between the human arm and the robotic arm to realize the follow-up control. Experimental results show that the Root Mean Square Error (RMSE) of the PSO-GRNN model in wrist joint angle estimation is reduced by 62.39% and 55.18%, respectively, compared with the traditional GRNN method, effectively improving the control accuracy. To further enhance the control accuracy in the grasping task, a gesture recognition method based on a CNN-LSTM network is proposed to realize the real-time control of the gripper. At the same time, a stiffness estimation algorithm for the human upper limb is constructed by leveraging the mapping relationship between sEMG signals and actual stiffness. The stiffness adjustment information is then introduced into the adaptive RBF-NFTSMC controller to realize the compliant control of the robotic arm. Experimental

收稿日期: 2024-12-19 Received Date: 2024-12-19

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52175012)、国家自然科学基金青年科学基金项目(52205035)、中国博士后基金面上项目(2023MD744206)资助

results show that the optimized RBF-NFTSMC method reduces the trajectory tracking error by about 30.2% compared with the traditional NFTSMC method, enhancing the anti-interference ability of the system. In addition, in order to verify the effectiveness of the sEMG variable stiffness control strategy, an experimental platform based on dual gForcePro+ arm rings and UR3e robotic arms was built. Experimental results show that the end trajectory of the manipulator based on sEMG variable stiffness control was closer to the target trajectory, with trajectory tracking error reduced by 24.6% compared with the fixed stiffness control method. Furthermore, the flexibility of the manipulator in object interactions was improved, leading to improved stability and adaptability.

Keywords: flexible manipulator; follow-up control; electromyography signals; variable stiffness

0 引言

近年来,随着机器人技术日趋成熟,其在高精度、简单、重复性工作中得到了广泛应用,但要想使机器人适应更加复杂的场景,人机交互是突破其应用局限性的关键^[1-4],即实时感知人的意图^[5-6]。传统控制方法无法将人的意图实时传递给机械臂。若想在充分保证安全的同时,更好的配合操作者工作,机械臂需要感知外界环境并做出应对措施,及时调整运行方式^[7-8]。

为此,国内外许多学者对安全碰撞检测^[9-11]、力控交互^[12-14]、智能规划^[15-17]等领域进行研究,但人的行为自由度极高,很容易对机器人造成干扰,导致其无法理解操作者的行为信号。表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)作为一种一维时间序列生物电信号,可以从中获取与人体运动学相关的信息^[18-19],因此如何将肌电信号与其他信号结合用于机械臂控制^[20-22]已经成为研究热点。

Bednarczyk 等^[23]为安全地改变协作机器人的交互动力学。提出了一种基于肌电信号的策略,从与环境相互作用中获取人的意图信息,并将其纳入机器人控制策略,通过施加相互作用的无源性,保证变阻抗控制的安全性。实验结果表明,该方法具有良好的性能,并说明了该策略在人机交互作用的情况下的优势。Han 等^[24]开发了一种状态空间模型,该模型的状态方程集成了肌肉模型和关节前向动力学,测量方程以二次方程的形式将关节运动与肌电信号特征结合起来。并基于该模型,采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)对肘关节屈伸过程中的关节角速度和位置进行估计。将结果用于控制机械臂实时跟踪肢体运动。通过实验证明了该模型估计人体肢体运动是可行的。Yang 等^[25]通过对表面肌电信号的处理将提取到的人类肢体阻抗传递给机器人。通过对人体阻抗传递问题的分析,设计了一个耦合接口将肌肉活动自然产生的肌电信号直观地传递给机器人,提出了一种物理的接触式反馈方法。机器人直接通过设计的耦合接口接收操作者手臂末端运动轨迹信息,可以不受手的限制进行插拔和切割任务,通过实验,验证所开发的接口具有更好的性能。

针对人机交互条件下机械臂抓取任务中流畅性较

低、轨迹跟踪不理想等问题,首先基于人手臂与机械臂相似的结构,得出映射关系,对双 gForcePro+臂环惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)数据进行关节解算得到肩、肘关节角度;考虑表面肌电信号微弱、易受干扰,将原始 sEMG 信号经特征提取得到幅值包络特征,建立基于粒子群优化-广义回归神经网络(particle swarm optimization-general regression neural network, PSO-GRNN)的连续运动估计模型得到腕关节角度;考虑解码复杂度,选取两个手势动作经卷积神经网络-长短期记忆(convolutional neural network-long short-term memory, CNN-LSTM)模型训练,控制夹爪开闭。针对流畅性问题,通过人体上肢刚度估计方法,将提取出的手臂刚度变化特性映射至机械臂上,从而使机械臂的刚度能动态调节;最后将人体上肢刚度系数引入控制方法中,提出基于人体肌电信号优化的自适应径向基非奇异快速终端滑模控制(radial basis function-nonsingular fast terminal sliding mode control, RBF-NFTSMC)方法,实现了机械臂柔顺控制。

1 柔性机械臂随动控制系统

本节针对机械臂需要实时感知环境及时调整运行方式。通过采集双 gForcePro+臂环 IMU 数据得到肩、肘关节角度,以人手臂与机械臂的结构为基础,建立手臂-机械臂的关节动作映射,实现机械臂的随动控制。

1.1 手臂肩、肘关节姿态解算

正常人的手臂,大致可以分为肩、肘、腕3个部分,共7个关节,如图1所示。

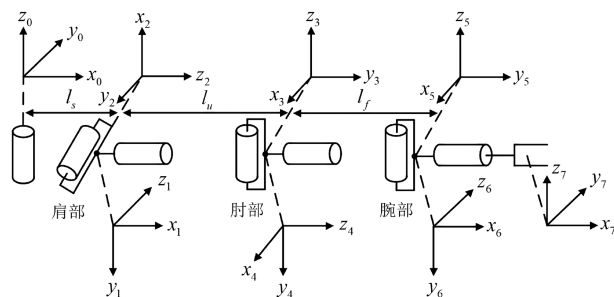


图1 人体上肢运动学模型

Fig. 1 Human upper limb kinematics model

本研究使用的是上海傲意科技股份有限公司研发的gForcePro+肌电采集设备,内置的惯性单元具有独立的导

航装置,硬件组成如图2所示。全局与关节局部参考系与上肢关节坐标系如图3所示。



图2 gForcePro+臂环硬件组成

Fig. 2 Hardware composition of the gForcePro+ armband

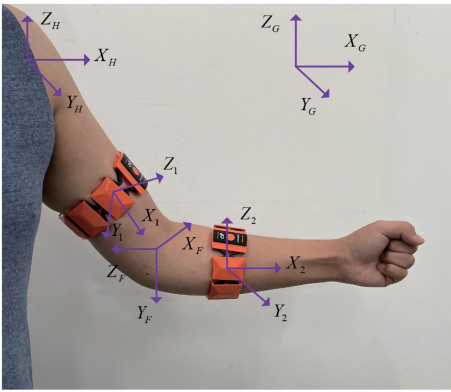


图3 全局与局部参考系及人体上肢关节坐标系

Fig. 3 Global and local reference systems and coordinate system diagrams of human upper limb joints

通过定义全局坐标系 (X_G, Y_G, Z_G) 将2个臂环分别佩戴在上臂和前臂中间部位。gForcePro+臂环框架分别为 (X_1, Y_1, Z_1) 和 (X_2, Y_2, Z_2) ,上臂局部框架 (X_H, Y_H, Z_H) 和前臂局部框架 (X_F, Y_F, Z_F) 与全局框架重合。在全局框架下,可得到上臂和前臂框架的方向旋转矩阵分别为 $\mathbf{R}_{GH}^0$ 和 $\mathbf{R}_{GF}^0$,如式(1)和(2)。其中: $\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$, 0为初始位置,“G”、“H”和“F”分别表示全局框架、上臂框架和前臂框架。

$$\mathbf{R}_{GH}^0 = [\mathbf{X}_{GH}^0, \mathbf{Y}_{GH}^0, \mathbf{Z}_{GH}^0] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{R}_{GF}^0 = [\mathbf{X}_{GF}^0, \mathbf{Y}_{GF}^0, \mathbf{Z}_{GF}^0] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

上臂框架 $\mathbf{R}_{1H}^0 = (\mathbf{R}_{G1}^0)^T \mathbf{R}_{GH}^0$ 相对于第1个臂环框架的方向和前臂框架 $\mathbf{R}_{2F}^0 = (\mathbf{R}_{G2}^0)^T \mathbf{R}_{GF}^0$ 相对于第2个臂环框架的方向是恒定的。将手臂移动到新姿势时,上臂 $\mathbf{R}_{GH}^f =$

$\mathbf{R}_{G1}^f \mathbf{R}_{1H}^0$ 和前臂旋转矩阵 $\mathbf{R}_{GF}^f = \mathbf{R}_{G2}^f \mathbf{R}_{2F}^0$ 在全局框架中方向会随之发生改变。

$$\mathbf{R}_{GH}^f = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 1-2(y_1^2+z_1^2) & 2(x_1y_1-w_1z_1) & 2(w_1y_1+x_1z_1) \\ 2(x_1y_1+w_1z_1) & 1-2(x_1^2+z_1^2) & 2(y_1z_1-w_1x_1) \\ 2(x_1z_1-w_1y_1) & 2(w_1x_1+y_1z_1) & 1-2(x_1^2+y_1^2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{R}_{GF}^f = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 1-2(y_2^2+z_2^2) & 2(x_2y_2-w_2z_2) & 2(w_2y_2+x_2z_2) \\ 2(x_2y_2+w_2z_2) & 1-2(x_2^2+z_2^2) & 2(y_2z_2-w_2x_2) \\ 2(x_2z_2-w_2y_2) & 2(w_2x_2+y_2z_2) & 1-2(x_2^2+y_2^2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据式(3),得到肩关节的3个角度分别表示为 q_1 、 q_2 、 q_3 。其中 q_1 为内收/外展, q_2 为肩前屈/后伸, q_3 为内旋/外旋。

$$\begin{cases} q_1 = \arctan\left(\frac{\sqrt{r_{31}^2 + r_{32}^2}}{r_{33}}\right) \\ q_2 = \arctan\left(\left(\frac{r_{23}}{r_{13}}\right) / \sin q_1\right) \\ q_3 = \arctan\left(\left(\frac{r_{32}}{-r_{31}}\right) / \sin q_1\right) \end{cases} \quad (5)$$

同理,根据式(4),可得到肘关节的2个角度,分别表示为 q_4 、 q_5 。其中 q_4 为肘关节屈/伸, q_5 为肘关节旋前/旋后,实现关节姿态解算。

$$\begin{cases} q_4 = \arccos(a_{12}r_{13} + a_{22}r_{23} + a_{32}r_{33}) \\ q_5 = \arccos(a_{11}r_{11} + a_{21}r_{21} + a_{31}r_{31}) \end{cases} \quad (6)$$

1.2 手臂-机械臂的关节动作映射

由于手臂和机械臂在关节的数量和结构上存在差异,通过对人上肢与机械臂的运动特点及构造差别进行分析,建立手臂-机械臂关节动作映射,如图 4 所示。

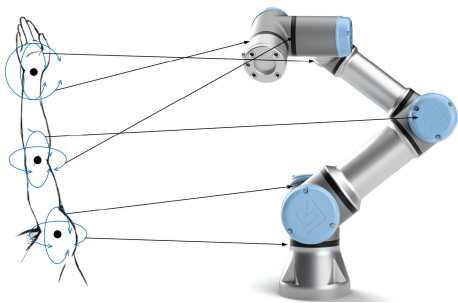


图 4 手臂-机械臂关节动作映射
Fig. 4 Schematic of arm robotic arm joint action mapping

由运动学规律,确定手臂关节范围对应机械臂关节范围,具体关节运动范围与动作映射,如表 1 所示。

表 1 关节运动范围与动作映射

Table 1 Joint range of motion and motion mapping

手臂	对应运动	关节范围	机械臂	关节范围	对应方向
肩关节	内收-外展	-40°~180°	关节 1	±360°	内收(+) 外展(-)
	前屈-后伸	-60°~180°	关节 2	±360°	前屈(+) 后伸(-)
	内旋-外旋	-30°~80°			
肘关节	前屈-后伸	-100°~60°	关节 3	±360°	前屈(+) 后伸(-)
	内旋-外旋	-90°~90°	关节 5	±360°	旋前(+) 旋后(-)
腕关节	掌屈-背伸	-70°~70°	关节 4	±360°	掌屈(+) 背伸(-)
	尺偏-桡偏	-25°~25°	关节 6	无限制	尺偏(+) 桡偏(-)

由肩关节的内收(+)/外展(-) q_1 对应机械臂关节角 θ_1 ;前屈(+)/后伸(-) q_2 对应机械臂关节角 θ_2 ;由肘关节屈(+)/伸(-) q_4 对应机械臂关节角 θ_3 ;肘关节的旋前(+)/旋后(-) q_5 对应机械臂关节角 θ_5 ;腕关节的掌屈(+)/背伸(-) q_6 对应机械臂关节角 θ_4 ;尺偏(+)/桡偏(-) q_7 对应机械臂关节角 θ_6 。

通过将肩前屈、肩外展、肘内弯、肘内旋作为机械臂的输入角度,发现机械臂与人的运动基本吻合,半物理的

机械臂仿真情况,如图 5 所示。实验结果表明,本研究提出的求解机械臂关节角的算法是可行的。

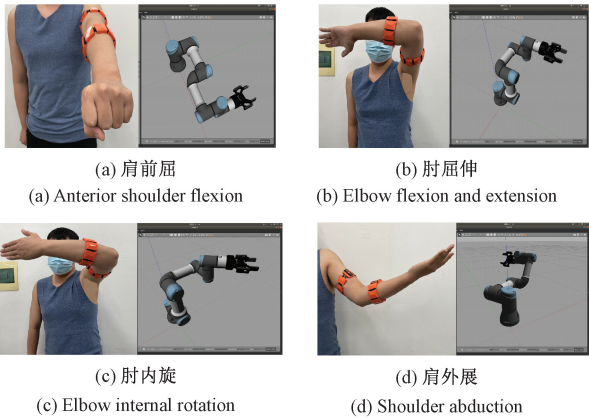


图 5 不同手臂姿势下的机械臂仿真
Fig. 5 Simulation diagram of the robotic arm in different arm postures

2 基于 sEMG 的意图识别和抓取控制

本节采集表面肌电信号(sEMG),针对腕关节角度 q_6 、 q_7 无法准确测量的问题,设计实验范式,通过特征提取,基于 PSO-GRNN 算法实现腕关节角度预测;提出一种基于 CNN-LSTM 网络模型的手势识别系统,实时控制机械臂末端夹爪,实现对目标物体的抓取。

2.1 sEMG 信号的采集与特征提取

采用上文介绍的 gForcePro+臂环作为肌电采集设备,其具有八段式结构,并采用低功耗 BLE4.2 芯片保证了数据的传输。受试者将一只臂环佩戴在前臂靠近肘部中间的位置,将臂环的 LED 标识(第 4 通道)朝上,以避免通道的混淆。另一只臂环握在手部内侧,用于记录腕关节角度,佩戴方式如图 6 所示。

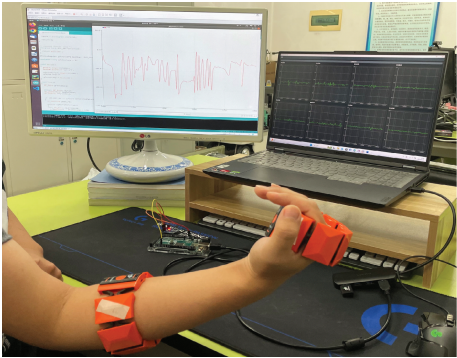


图 6 gForcePro+臂环佩戴与采集
Fig. 6 Schematic of gForcePro+ armband wearing and acquisition

采集到的 sEMG 是由动作单元产生的电位序列,其幅值大小反映了肌肉的收缩强度。将采样频率设置为 1 000 Hz,信号处理流程如图 7 所示。

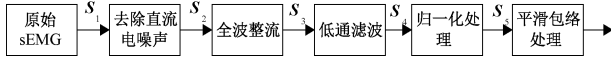


图 7 sEMG 幅值包络算法流程

Fig. 7 Flow chart of the sEMG amplitude envelope algorithm

经上述处理,获得一条较为平滑实线,即幅值包络线,它可直接反映出 sEMG 信号的变化特征规律,用于后续腕关节角度估计模型训练,如图 8 所示。包络线振幅的变化率均和原始 sEMG 信号保持一致性。

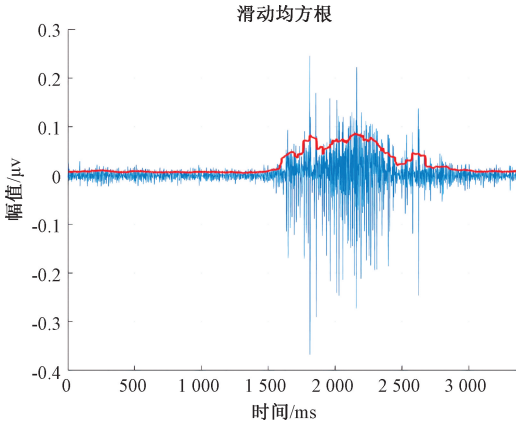


图 8 sEMG 幅值包络算法实例示例

Fig. 8 An example of the sEMG amplitude envelope algorithm

2.2 腕关节角度估计与结果分析

本节基于神经网络的手部肌电信号与腕关节角的映射模型,实现腕关节角度预测。sEMG 与关节角度都是肌肉收缩的结果,两者之间存在非线性关系,可用式(7)表示。

$$\tilde{\theta}_i = g(\mathbf{x}_{1,i}, \dots, \mathbf{x}_{1,i-m+1}; \dots; \mathbf{x}_{k,i}, \dots, \mathbf{x}_{k,i-m+1}) \quad (7)$$

式中: $i = m, \dots, t$; $\tilde{\theta}_i$ 代表 i 时刻对神经网络模型进行估算值; $g(x)$ 代表一个未知的非线性函数; m 代表模型阶数; k 代表采集 sEMG 时的肌肉个数; $\mathbf{x}_{k,i}$ 代表在 i 时刻第 k 块肌肉运动时的 sEMG 信号。

选择 GRNN 网络作为预测模型,该网络具有灵活的结构,稳定的鲁棒性,适合处理非线性问题,GRNN 网络的输入、输出数据如式(8)所示。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta} = [q_1, \dots, q_j, \dots, q_t], & t = 100 \\ \mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_{i,1}, \dots, \mathbf{x}_{i,j}, \dots, \mathbf{x}_{i,t}], & i = 1, \dots, k \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}$ 表示在 100 s 内获取的角度值; $\mathbf{X}_i$ 是指在 100 s 时间内由第 i 个肌群所产生的 sEMG。本研究按照上述方法测量腕关节处的 sEMG,以 0~40 s 的 sEMG、角度信

号作为训练集的输入和输出,40~50 s 的 sEMG、PSO-GRNN 预测的角度作为测试集的输入和输出。

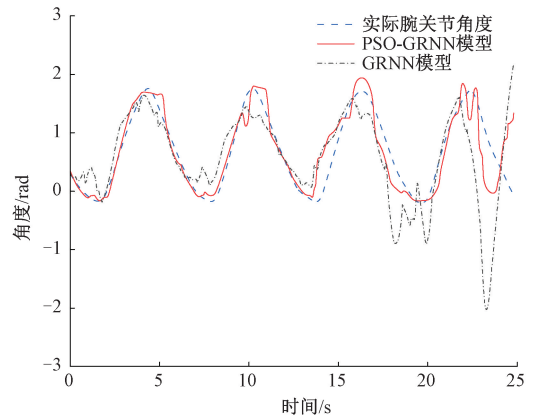
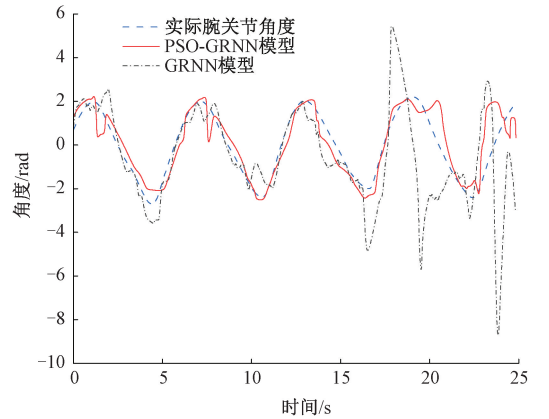
为提高预测的准确性,以均值来评估 GRNN 的性能,使用粒子群优化算法(PSO)光滑因子 σ 。首先,初始化 PSO 的参数,为每个粒子随机设置初始位置和速度,并确定个体最优解 $\mathbf{pbest}$ 和全局最优解 $\mathbf{gbest}$ 。在迭代过程中,粒子根据适应度更新其位置和速度,向更优解收敛,如式(9)所示。

$$\mathbf{v}_{t+1} = \omega \mathbf{v}_t + c_1 r_1 (\mathbf{pbest} - \mathbf{x}_t) + c_2 r_2 (\mathbf{gbest} - \mathbf{x}_t) \quad (9)$$

式中: ω 为惯性权重; c_1, c_2 分别是个体和群体学习因子; r_1, r_2 为随机数。粒子的位置更新如式(10)所示。

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}_t + \mathbf{v}_{t+1} \quad (10)$$

经若干次迭代后,使用优化后的 PSO 参数训练广义回归神经网络 (GRNN),进行腕关节角度预测。最终,输出经过训练的 GRNN 模型预测的腕关节角度,用于机械臂控制。图 9 为腕关节(掌屈/背伸)与(尺偏/桡偏)角度预测结果与角度误差曲线。从图 9(a)可看出,PSO-GRNN 模型能更好地跟随掌屈/背伸时角度变化,且能在短时间内恢复平滑状态。图 9(b)可以看出,PSO-GRNN 预测模型的误差曲线较为平滑,故得出结论,PSO-GRNN 预测模型能更有效地估计腕关节角度。



(a) 腕关节(掌屈/背伸)(尺偏/桡偏)角度预测曲线

(a) Wrist joint angle prediction curve

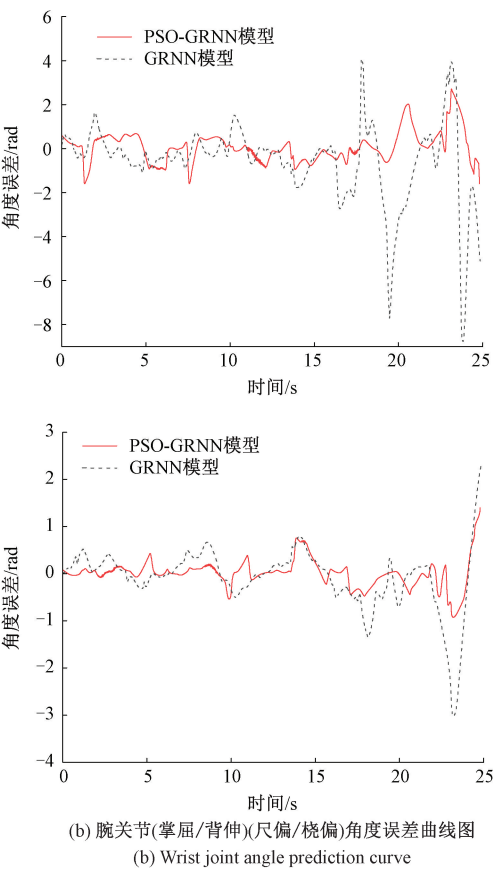


图 9 腕关节角度估计对比

Fig. 9 Comparative graph of wrist joint angle estimation

为更好地评价 PSO-GRNN 模型预测性能,选择均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为预测精度的衡量标准,如式 (11) 所示。

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X - X_{rec})^2 \right]^{1/2}$$

(11)

PSO-GRNN 与 GRNN 角度均方根误差对比情况如表 2 所示。

表 2 PSO-GRNN 与 GRNN 角度均方根误差对比			
Table 2 Angle root mean square error comparison table between PSO-GRNN and GRNN			
关节	PSO-GRNN	GRNN	精度提高率/%
腕关节 (掌屈/背伸)	0. 705 5 rad	1. 863 0 rad	62. 39
腕关节 (尺偏/桡偏)	0. 301 6 rad	0. 673 3 rad	55. 18

由表 2 可知,与 GRNN 的结果比较,PSO-GRNN 对腕关节角度预测准确率可分别达到 55. 18% 和 62. 39%, GRNN 模型关节预测误差为 1. 863 0 和 0. 673 3。结果表明,PSO-GRNN 模型能较好地预测人上肢关节角。

2.3 手部动作识别与夹爪控制

为完成夹持任务,需末端执行器和机械臂配合。本研究选用的末端执行器是 Robotiq2F-85 二指夹爪。通过在 ROS 下编译安装 Robotiq 功能包及夹爪驱动后,即可将臂环采集的 sEMG 解码出来控制夹爪,选取 2 个手势动作 (握拳和伸掌手势) 控制夹爪的开闭状态。

夹爪操控系统输入是人前臂的 sEMG。不同的手部动作对应的节律能量发生明显变化,选择 8 条通道的肌电信号进行分析处理。共招募了 9 名健康受试者参与实验,每人共进行 40 组实验,每组实验持续 10 s,在 1 s 后,屏幕中央出现白色十字架,提醒受试者马上就要开始进行实验,集中注意力,此状态持续 1 s。随后提示出现,为一个白色图片。这时受试者需要按照提示做相应的动作持续 6 s,直到提示消失。当屏幕进入全黑状态,受试者可以休息。到此为止任务结束。随后训练系统会回到零时刻,新的任务开始,循环往复。

首先对采集的 sEMG 进行预处理。其次,从预处理后的 sEMG 中提取特征,并将得到的特征序列输入到混合 CNN-LSTM 架构的分类器中进行手势识别。最后,识别的结果转换成控制指令去操控夹爪实现抓取动作。

使用现有的 sEMG-姿态识别人工智能系统 OTrain 进行手势训练,将 gForcePro+臂环与无线通信技术相结合,实现对人体 sEMG 的实时采集和存储。数据库会越来越大,计算出来的姿势也会越来越精确,如图 10 所示为夹爪控制示意图。

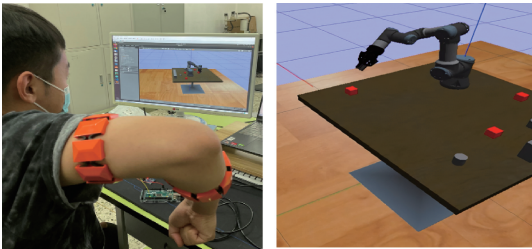


图 10 抓取过程仿真效果

Fig. 10 Simulation effect of the grasping process

3 基于 sEMG 变刚度的机械臂随动控制

本研究旨在解决人-机之间的协调与柔顺性问题。在上文基础上,本章提出基于肌电信号的刚度辨识方法,针对运动中各关节之间产生的摩擦力和外部扰动的非线性不确定性问题,结合人体上肢时变刚度,从人手部 sEMG 中抽取刚度值,结合自适应 RBF-NFTSMC 控制器,利用机器人末端六维力信息与 sEMG 刚度信息的相互结合,研究出一种机械臂的柔性控制方法。

3.1 自适应 RBF 非奇异快速终端滑模控制系统设计

针对机械臂运动过程中各关节间产生的摩擦力和外部扰动的非线性不确定性问题,设计了基于自适应 RBF-NFTSMC 控制系统,如图 11 所示。在给定期望轨迹和非线性不确定项的条件下,通过自适应 RBF-NFTSMC 控制器对不确定项进行逼近,实现对机械臂的控制。

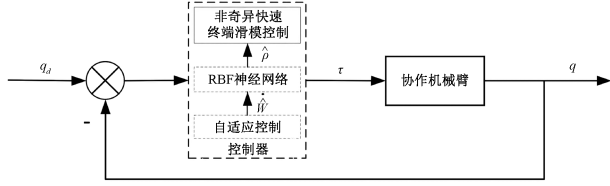


图 11 自适应 RBF-NFTSMC 控制器结构

Fig. 11 RBF neural network non-singular fast terminal sliding mode controller structure

在工程实践中,很难建立机械臂的精确动力学模型。因此,在理论动力学模型的基础上,构建动力学方程的名义模型,如式(12)所示。

$$\begin{cases} M(q) = M_0(q) + \Delta M(q) \\ C(q, \dot{q}) = C_0(q, \dot{q}) + \Delta C(q, \dot{q}) \\ G(q) = G_0(q) + \Delta G(q) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $M_0(q)$ 、 $C_0(q, \dot{q})$ 、 $G_0(q)$ 分别为名义模型中的名义惯性矩阵、离心力和哥氏力矩阵、重力矩阵; $\Delta M(q)$ 、 $\Delta C(q, \dot{q})$ 、 $\Delta G(q)$ 为模型中不确定项。

将其代入传统拉格朗日动力学方程,如式(13)所示。

$$M_0(q)\ddot{q} + C_0(q, \dot{q})\dot{q} + G_0(q) + \rho = \tau \quad (13)$$

式中: $\rho = \Delta M(q) + \Delta C(q, \dot{q}) + \Delta G(q) + F(\dot{q}) - \tau_d$, ρ 为动力学模型总建模误差。

假设机械臂的目标关节角是 $q_d(t)$, 真实关节角度是 $q(t)$, 则关节角度 $e(t)$ 、角速度 $\dot{e}(t)$ 、角加速度跟踪误差 $\ddot{e}(t)$ 分别如式(14)所示。

$$\begin{cases} e(t) = q_d(t) - q(t) \\ \dot{e}(t) = \dot{q}_d(t) - \dot{q}(t) \\ \ddot{e}(t) = \ddot{q}_d(t) - \ddot{q}(t) \end{cases} \quad (14)$$

实际控制过程为设计理想力矩 τ 使机械臂的实际轨迹 $q(t)$ 与机械臂的理想轨迹 $q_d(t)$ 相接近, 尽可能减小误差。

神经网络中用 $x_i = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 表示输入层数据, $h_i = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T$ 表示隐含层的输出, 每一个元素 $h_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 代表一个神经元, 如式(15)所示。

$$h_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (15)$$

式中: c 为一个 $n \times m$ 阶矩阵; $b = [b_1, b_2, \dots, b_m]^T$; b_j 为第 j 个高斯基函数的标准化系数(宽度)。

神经网络输出层理想权值 $W = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$, 计算 RBF 神经网络的理想输出值 y , 如式(16)所示。

$$y = W^T h(x) = \sum_{j=1}^m w_{ji} h_j(x), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

取 $x_i = [e^T, \dot{e}^T, q_d^T, \dot{q}_d^T, \ddot{q}_d^T]^T$ 作为输入量, 则 RBF 神经网络对非线性函数不确定项 ρ 的估计输出, 如式(17)所示。

$$\hat{\rho} = \hat{W}^T h(x) \quad (17)$$

式中: $\hat{W}$ 为输出层理想权值的估值, 定义 $\tilde{W} = W - \hat{W}$ 表示权值误差, 则模型总的不确定项的估计误差如式(18)所示。

$$\rho - \hat{\rho} = W^T h(x) + \varepsilon_r - \hat{W}^T h(x) = \tilde{W}^T h(x) + \varepsilon_r \quad (18)$$

式中: ε_r 为模型不确定项的估计误差, 且 $\varepsilon_r \leq \varepsilon_N$; ε_N 为误差的边界值; $h(x)$ 表示隐含层的输出。

取 NFTSM 滑模面: $s = e + \alpha \text{sig}^{\gamma_1}(e) + \beta \text{sig}^{\gamma_2}(\dot{e})$ 结合动力学方程对滑模面求导, 令 $\dot{s} = 0$, 并且依旧考虑干扰项 $\rho_d = F(\dot{q}) - \tau_d$ 影响, 得到等效控制律如式(19)所示。

$$\tau_{eq} = M_0(q) / (\beta \gamma_2) \text{diag}(|\dot{e}|^{2-\gamma_2})(1 + \alpha \gamma_1 \text{diag}(|e|^{\gamma_1-1})) + M_0(q)\ddot{q}_d + C_0(q, \dot{q})\dot{q} + G_0(q) + \rho \quad (19)$$

为设计切换控制项 τ_{smc} , 在传统控制律特性下, 结合反双曲正弦函数 $\text{arsinh}(s)$ 的顺滑特性和分组函数的控制条件对趋近律进行设计, 如式(20)所示。

$$\tau_{smc} = M_0(q) (\delta \text{arsinh}(s) + \text{fal}(s, c) + ks) \quad (20)$$

式中: $\text{fal}(s, c)$ 的计算公式如式(21)所示。

$$\text{fal}(s, c) = \begin{cases} \varepsilon_1 |s|^\alpha \text{sgn}(s), & |s| > 1 \\ \varepsilon_2 |s|^\beta \text{sgn}(s), & |s| \leq 1 \end{cases} \quad (21)$$

式中: $\alpha > 0$; $0 < \beta < 1$; $\delta_1, \delta_2, \varepsilon_1, \varepsilon_2, k_1, k_2$ 为趋近律的正系数参数。

在控制系统上添加神经网络控制的补偿项并结合名义模型的控制律以及 RBF 神经网络对系统不确定项的估计值, 整理可以得到系统的总控制律, 如式(22)所示。

$$\tau = \tau_{eq} + \tau_{smc} + v + \hat{\rho} \quad (22)$$

式中: 补偿项 $v = (\varepsilon_N + b_N) \text{sgn}(s)$ 是用于克服误差 ε_r 设置的鲁棒项, 在保证系统稳定的同时能够降低神经网络的估计误差对系统精度的影响。

为了在满足系统稳定性的同时实现神经网络权值的自适应调节, 取神经网络权值的自适应律, 如式(23)所示。

$$\dot{\hat{W}} = -s^T \beta \gamma_2 \text{diag}(|\dot{e}|^{\gamma_2-1}) \Gamma h(x) s^T M_0^{-1}(q) \quad (23)$$

式中: $\Gamma = \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)$ 。

利用 Lyapunov 函数证明系统的稳定性,并将 Lyapunov 函数选为式(24)所示。

$$\mathbf{V} = \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \mathbf{s} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{\Gamma}^{-1} \tilde{\mathbf{W}}) \quad (24)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹运算。

对式(24)求导后,将力矩 $\boldsymbol{\tau}$ 带入上式,化简,如式(25)所示。

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}} = & \mathbf{s}^T \beta \gamma_2 \text{diag}(|\dot{\mathbf{e}}|^{\gamma_2-1}) - (\delta \text{arsinh}(\mathbf{s}) + \text{fal}(\mathbf{s}, c) + \\ & k\mathbf{s}) - \mathbf{M}_0^{-1}(\mathbf{q})[(\boldsymbol{\varepsilon}_N + \mathbf{b}_N) \text{sgn}(\mathbf{s}) + \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon}_r] - \\ & \frac{1}{2} \text{tr}[\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) \mathbf{s}^T \mathbf{M}_0^{-1}(\mathbf{q})] - \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{\Gamma}^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}) \end{aligned} \quad (25)$$

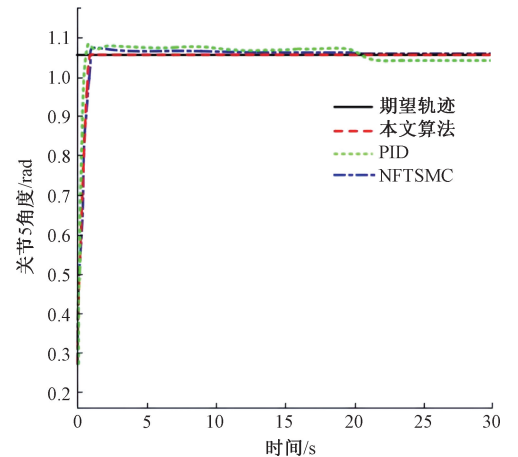
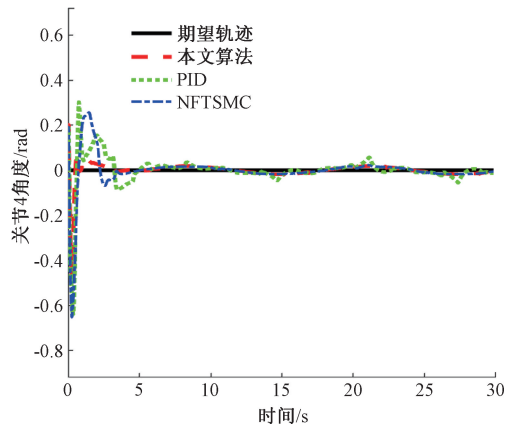
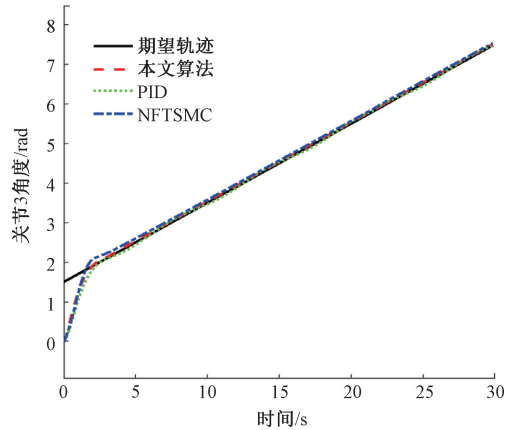
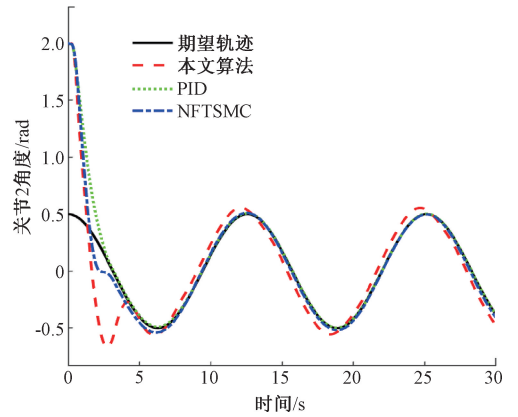
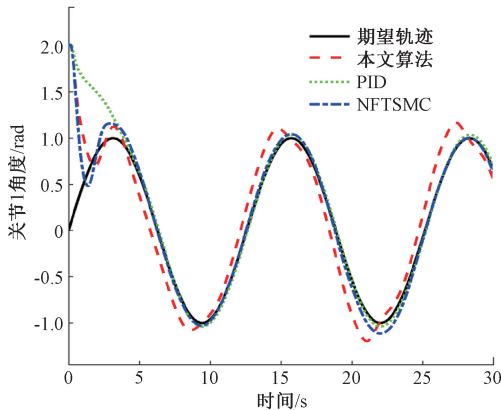
将自适应律式(23)代入式(25)化简,如式(26)所示。

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}} = & \mathbf{s}^T \beta \gamma_2 \text{diag}(|\dot{\mathbf{e}}|^{\gamma_2-1}) - (\delta \text{arsinh}(\mathbf{s}) + \text{fal}(\mathbf{s}, c) + \\ & k\mathbf{s}) - \mathbf{M}_0^{-1}(\mathbf{q})((\boldsymbol{\varepsilon}_N + \mathbf{b}_N) \text{sgn}(\mathbf{s}) + \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon}_r) \leq \\ & - \mathbf{s}^T \beta \gamma_2 \text{diag}(|\dot{\mathbf{e}}|^{\gamma_2-1}) (\delta \text{arsinh}(\mathbf{s}) + \text{fal}(\mathbf{s}, c) + k\mathbf{s}) \leq 0 \end{aligned} \quad (26)$$

当且仅当 $\dot{\mathbf{V}} = 0$ 时, $\mathbf{s} = 0$, 闭环系统满足条件: 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\mathbf{e} \rightarrow 0$, $\dot{\mathbf{e}} \rightarrow 0$ 使得闭环系统渐进稳定。

仿真中验证本文所设计算法的优势,摩擦力设置为 $\mathbf{F}(\mathbf{q}) = 1.2 \text{sgn}(\dot{\mathbf{q}}) + 0.7\dot{\mathbf{q}}$, 同时为了在机械臂对轨迹进行跟踪的过程中分析控制器的抗干扰性能,干扰项设为 $\tau_d = 0.2 + 0.2 \sin(0.5t)$, 其他参数一致。分别从位置和角度跟踪曲线将传统的控制器 NFTSMC 和本节的 RBF-NFTSMC 进行实验对比。图12为关节的位置跟踪情况,图13为误差值的变化情况。

从图12中可以看出,采用PID控制算法时,机械臂末端轨迹有较小的抖振;NFTSMC算法在仿真前半段的跟踪精度较低,后半段的精度有所提升;而本文的自适应RBF-NFTSMC算法,关节位置在瞬态响应和稳定性误差上的表现良好,验证了本文控制算法在轨迹跟踪上的优越性。



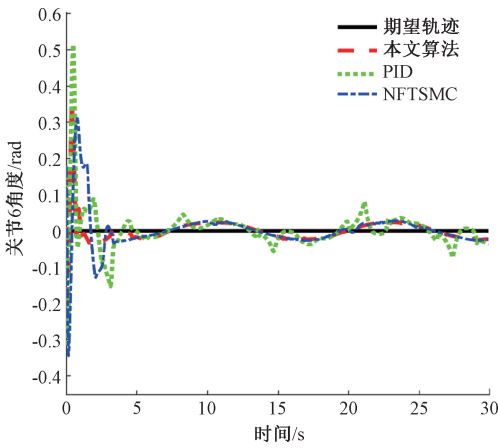


图 12 关节位置跟踪对比曲线

Fig. 12 Joint position tracking comparison curve

如图 13 所示,RBF-NFTSMC 由于前期需要一定时间进行函数逼近,要比 NFTSMC 花费多一点时间,但是在建模不确定性和外界连续变化的干扰条件影响下,RBF-NFTSMC 整体误差表现情况明显优于 NFTSMC。由此可以得出 RBF-NFTSMC 不仅可以有效弥补建模误差的不确定性,也能够明显提升系统控制的鲁棒性,具有良好抗干扰性。总体而言,RBF-NFTSMC 控制器达到了较好的控制效果。

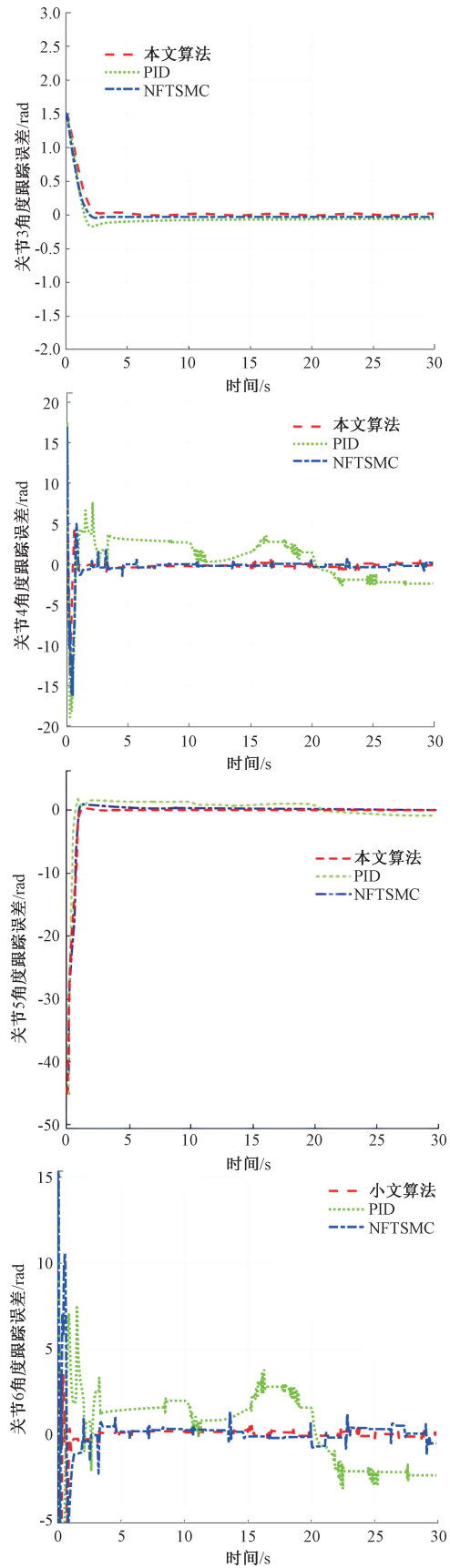
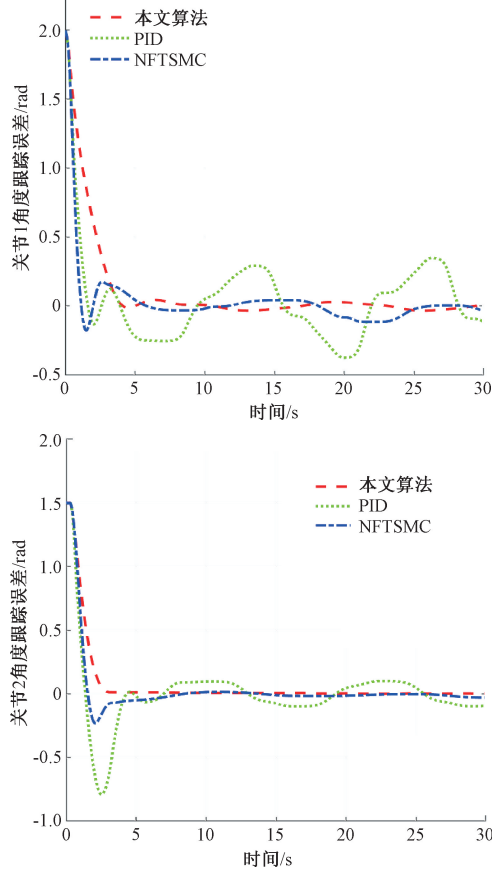


图 13 关节角度跟踪及误差对比曲线

Fig. 13 Joint angle tracking and error comparison curve

3.2 基于 sEMG 的人体手臂刚度估计方法

通过对上节中非线性不确定项问题的分析及仿真试验验证了所提算法是有效的。为进一步提升机械臂的操作流畅性,将机器人末端六维力信息与 sEMG 刚度信息的相互结合,利用人手 sEMG 数据来调整机器人刚度,并用机器人的阻抗特性对其运动轨迹进行调整,实现机器人在运动过程中既能保持定位的准确性又能保持柔顺性。

变刚度系统中 sEMG 刚度水平的获取是研究的核心,但其精确的求解离不开人手臂的深层次模型。针对机器人在不同层次上的动态响应,机械臂不需精确获取人手臂的刚度,只需通过对人手臂的刚度参数进行分析,即可实现对机器人的刚度状态的动态调控,人上肢刚度可由上肢姿势的变化或对抗肌群的协同收缩来体现出来。由于在对抗式协同收缩时,人手臂的刚度会发生变化。在静止情况下,通过 2.1 节的 sEMG 包络值来描述肌肉的激活程度,从而估计出人体大臂的刚度程度。但人的肌肉活动涉及很多因素,sEMG 的变化会伴随着肌纤维的收缩变化。因此,无法将 sEMG 与肌激活程度之间的关系用线性相关表示出来,它们存在着非线性关系,如式(27)所示。

$$a(k) = \frac{e^{Au_f(k)} - 1}{e^A - 1} \quad (27)$$

式中: $a(k)$ 为肌肉激活度; $u_f(k)$ 为处理后的 sEMG 信号包络; A 为取值范围是 $(-3, 0)$ 的非线性度参数。

计算出主、拮抗肌的肌激活度后,用式(28)所示的主、拮抗肌的肌激活度来表示人大臂的刚度。

$$K_r = \frac{\zeta_1 [1 - e^{-\zeta_2(a_{agonist} + a_{antagonist})}]}{1 + e^{-\zeta_2(a_{agonist} + a_{antagonist})}} \quad (28)$$

式中: K_r 为人体手臂的参考刚度水平,取值范围为 $[0, 1]$; $a_{agonist}$ 为处理后的 sEMG 包络后主动肌的肌肉激活度; $a_{antagonist}$ 为处理后的 sEMG 包络后拮抗肌的肌肉激活度; ζ_1, ζ_2 为常数,通过参数辨识实验确定。

因为肌电信号可以反映上肢运动的状态,可通过反馈力向量与手臂的刚度水平组合控制机械臂。为此,要把 sEMG 信号变成 6 个方向的系数,使之与反馈力向量的 6 个分量 $F_e = [F_x \ F_y \ F_z \ F_{Rx} \ F_{Ry} \ F_{Rz}]$ 相对应,实现通过反馈力向量与手臂的刚度水平组合控制机械臂。设有一个合力作用在空间直角坐标系的某一点上,若要求出这个合力与 3 个轴的夹角,需分析合力在 3 个方向上的分解情况,如式(29)所示。

$$\begin{cases} \alpha = \arctan \frac{F_y}{F_x} \\ \beta = \arctan \frac{F_x}{F_y} \\ \gamma = \arctan \frac{F_z}{\sqrt{F_x^2 + F_y^2}} \end{cases} \quad (29)$$

假定在下一时刻结合了该力反馈的 sEMG 变为 K_{r1} , 则该增量为 $\Delta K_r = K_r - K_{r1}$, 在相应的方向上使用该合力角度来执行“解耦”过程,如式(30)所示。

$$K_{r1} = K_r - \Delta K_r \begin{bmatrix} 1 - \cos \gamma \sin \alpha \\ 1 - \cos \gamma \sin \beta \\ 1 - \sin \gamma \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

同样,对于 R_x, R_y, R_z 3 个方向来说,合力矩 3 个方向分解情况如式(31)所示。

$$\begin{cases} \theta = \arctan \frac{F_{Ry}}{F_{Rx}} \\ \mu = \arctan \frac{F_{Rx}}{F_{Ry}} \\ \delta = \arctan \frac{F_{Rz}}{\sqrt{F_{Rx}^2 + F_{Ry}^2}} \end{cases} \quad (31)$$

同理,该合力矩角度来执行“解耦”过程,如式(32)所示。

$$K_{r1} = K_r - \Delta K_r \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 - \cos \delta \sin \theta \\ 1 - \cos \delta \sin \mu \\ 1 - \sin \delta \end{bmatrix} \quad (32)$$

在进行“解耦”处理后得到式(30)和(32),由系数 $\varepsilon \in (0, 1)$, 计算合力: $\varepsilon \cdot \Delta x_{rms}$, 计算合力矩: $(1 - \varepsilon) \cdot \Delta x_{rms}$, 最终得到耦合矩阵。

因此,最终得到机电刚度由力传感器转换为 6 个方向的比例系数,如图 14 所示,公式如式(33)所示。

$$K_{r1} = K_r - \Delta K_r \begin{pmatrix} \varepsilon(1 - \cos \gamma \sin \alpha) \\ \varepsilon(1 - \cos \gamma \sin \beta) \\ \varepsilon(1 - \sin \gamma) \\ (1 - \varepsilon)(1 - \cos \delta \sin \theta) \\ (1 - \varepsilon)(1 - \cos \delta \sin \mu) \\ (1 - \varepsilon)(1 - \sin \delta) \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} K_{rx} \\ K_{ry} \\ K_{rz} \\ K_{rRx} \\ K_{rRy} \\ K_{rRz} \end{bmatrix} \quad (33)$$

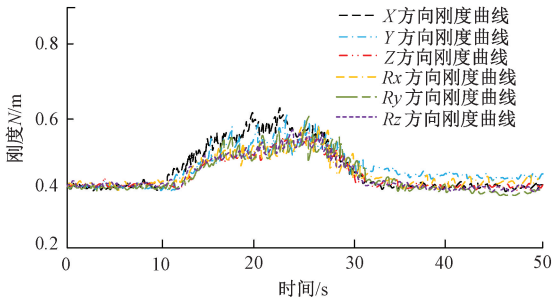


图 14 手臂刚度水平的 6 个方向比例系数

Fig. 14 Six directional scale coefficients of the stiffness level of the arm

式中:参数 $\varepsilon \in (0,1)$,对于三角函数范围为 $(-1,1)$,因此机电刚度水平系数的取值范围为闭区间 $[0,1]$ 。

3.3 基于 sEMG 的机械臂仿人变刚度控制系统设计

在基于位置的机械臂阻抗控制策略的基础上,本节将设计 sEMG 变刚度控制,如图 15 所示。

该控制器由基于 sEMG 信号的刚度调节外环和轨迹跟踪的自适应位置控制内环组成。在外环中,利用 gForcePro+臂环采集人体表面肌电信号(sEMG),通过幅值包络提取算法估算人体手臂刚度,并根据线性映射模型将其动态映射到机械臂的刚度矩阵中,从而实现机械臂的实时调节。在内环中,采用自适应 RBF-NFTSMC

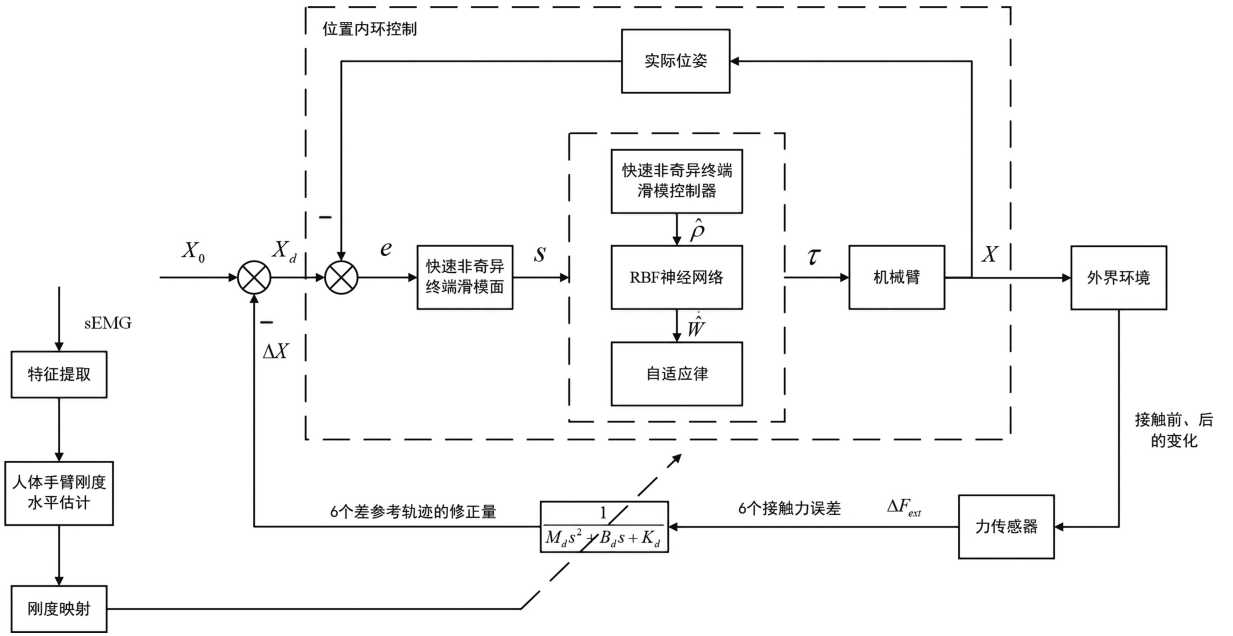


图 15 基于 sEMG 的变刚度控制系统框架

Fig. 15 Framework of variable stiffness control system based on sEMG

控制器,对机械臂的轨迹跟踪进行精确控制,同时利用 RBF 神经网络逼近动力学建模误差和外部扰动。通过 ROS 平台,控制器将实时生成的控制指令传递至 UR3e 机械臂的底层控制器,并结合机械臂末端的受力反馈形成闭环控制,确保机械臂在执行自由运动与接触任务时都能兼顾柔顺性与精度,满足复杂人机交互任务的需求。

机械臂采用 sEMG 信号作为输入,利用人手臂的刚度来调整 UR3e 阻尼和刚度特性。在与外界交互时,通过中央神经系统(central nervous system, CNS)来调控上肢的肌肉伸缩,进而调整其刚度等级,并将其映射到机械臂完成对其刚度的动态调控。对采集到的 sEMG 信号实时估计人体手臂的刚度水平 K_r 。

假定机器人的预期刚度与人体肌肉的刚性呈直线相关,将机器人的动作速率按一定时间间隔进行线性化,以

确保机器人的稳定;通过将人手臂的刚度与机器人的刚度相映射,调整机器人的刚度矩阵。机械臂期望刚度 K_d 与操作者手臂刚度 K_r 关系如式(34)所示。

$$K_d = K_r (K_{\max} - K_{\min}) + K_{\min} \quad (34)$$

式中: $K_{\max}$ 和 $K_{\min}$ 为机械臂最大刚度和最小刚度。

图 16 为人体手臂与机械臂刚度相关性分析,上图显示了人体手臂刚度与机械臂刚度的散点分布及线性拟合结果。散点沿拟合线分布较为密集,表明两者具有一定的线性相关性。下图展示了手臂刚度和机械臂刚度的变化趋势。可以看出,两者整体趋势基本一致,验证了模型的准确性。

根据式(34),并假设 $X_d, \dot{X}_d, \ddot{X}_d$ 和 F_{ext} 不随时间变化(导数为 0),则可得式(35):

$$s^2 + M_d^{-1} B_d s + M_d^{-1} (K_d + K_e) = 0 \quad (35)$$

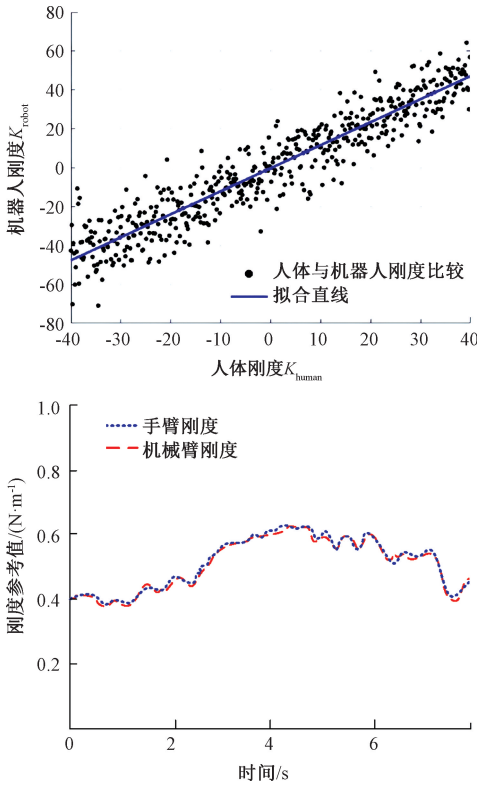


图 16 人体手臂与机械臂刚度相关性分析
Fig. 16 Correlation analysis of stiffness between human arm and robotic arm

二阶系统传递函数模型如式(36)~(38)所示:

$$s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2 = 0 \quad (36)$$

$$\omega_n = \sqrt{M_d^{-1}K_d} \quad (37)$$

$$\xi = \frac{M_d^{-1}B_d}{2\sqrt{M_d^{-1}K_d}} = \frac{B_d}{2\sqrt{M_d K_d}} \quad (38)$$

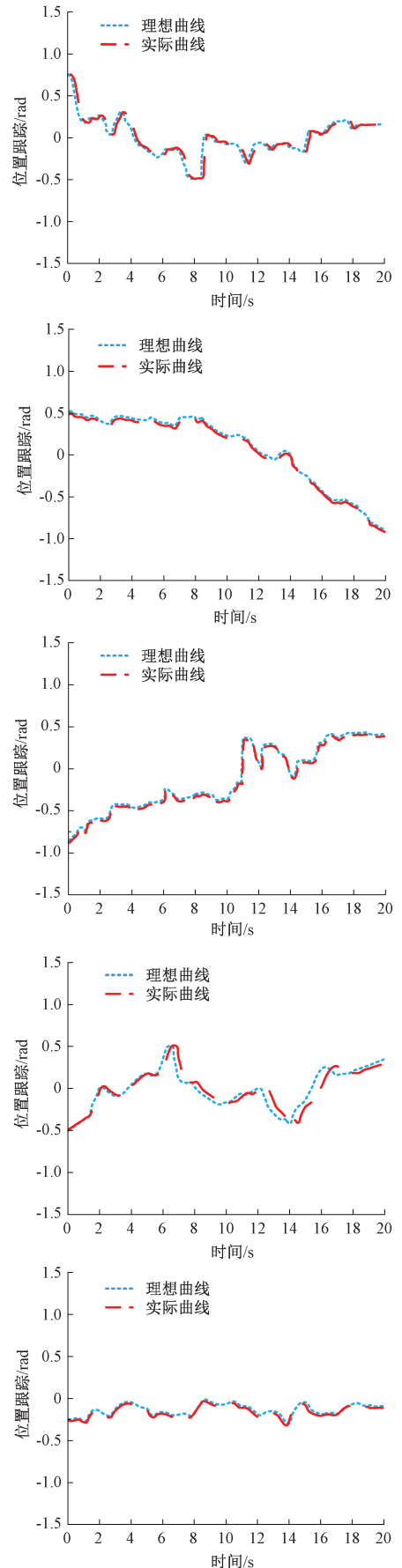
系统是否会发生振动,取决于二阶系统的临界阻尼比 ξ ,当它的值为1时,系统处于临界阻尼状态。

当机械臂从自由空间转换为约束空间时,为满足系统的稳定性要求,需让机械臂的阻尼矩阵和刚度矩阵遵循条件,如式(39)所示。

$$B_d = 2\sqrt{M_d K_d} = 2\sqrt{K_d} \quad (39)$$

式中: M_d 为机器人惯性系数; K_d 为手臂刚度水平映射的机械臂刚度。

对上述优化前后的算法分别从轨迹跟踪与误差曲线进行比较。图 17、18 中经典神经网络为上节中基于自适应 RBF-NFTSMC 控制系统,6 个关节角度为实时人体上肢角度值,摩擦力项参数变化取 $F(x) = 0.2\sin(t)$, 外部扰动项为 $\tau_d = 0.2\sin(t)$ 。其他参数与之前一致,而新型神经网络是将 sEMG 估计的手臂刚度加入控制器中阻抗形式的控制系统。



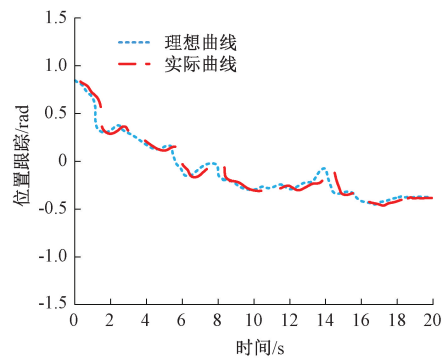


图 17 新型神经网络算法 6 个关节轨迹跟踪曲线

Fig. 17 Six joint trajectory tracking curves of the new neural network algorithm

图 17 中理想曲线为人体上肢关节角度运动曲线,实际曲线为新型神经网络控制器输出的角度运动曲线。可以看出,6 个关节的轨迹跟踪效果理想,曲线的拟合度比较高的,且相对平滑,没有产生奇异值点。

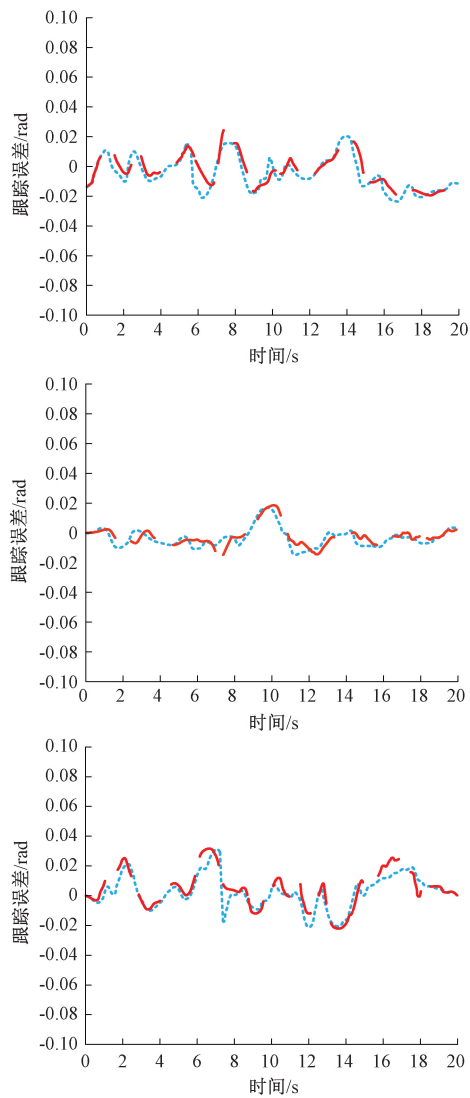
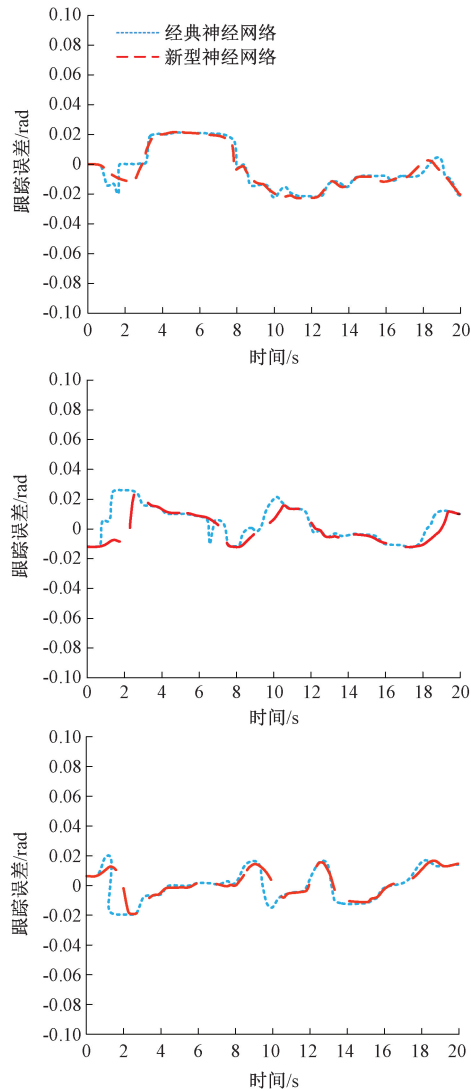


图 18 优化算法前后 6 个关节跟踪误差

Fig. 18 The tracking error of six joints before and after the optimization algorithm

由图 18 可以看出,优化前后的算法在手臂自由运动一段时间后,跟踪误差都很小,但结合人体手臂刚度所设计的变阻抗控制器,机械臂能够更大程度的适应自由运动过程的刚度需要,机械臂刚度变化更加人性化,且达到了精准遥操作控制的目的。

图 19 为 3 种基于肌电信号的机械臂控制方法的末端运行轨迹图。可以看出,本研究提出的基于 sEMG 变刚度控制方法的轨迹在整个运行过程中更接近期望轨迹,终点与参考轨迹重合,且整体轨迹的波动和偏差对比其他两种方法更小。具有最优的轨迹跟踪能力。平滑性高,控制过程中的柔顺性较强。

为直观展示本研究提出的方法在提升抓取任务操作流程性方面的效果,绘制了图 19 中 4 条轨迹的轨迹运行

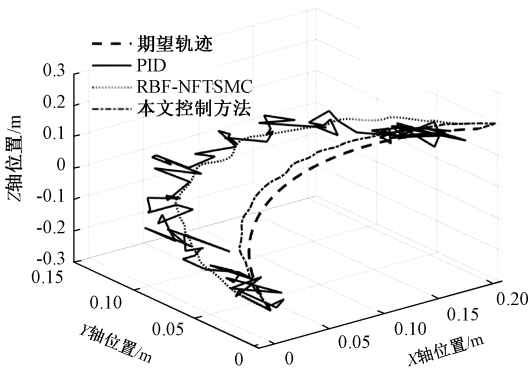


图 19 机械臂末端轨迹对比

Fig. 19 Comparison of the trajectory at the end of the robotic arm

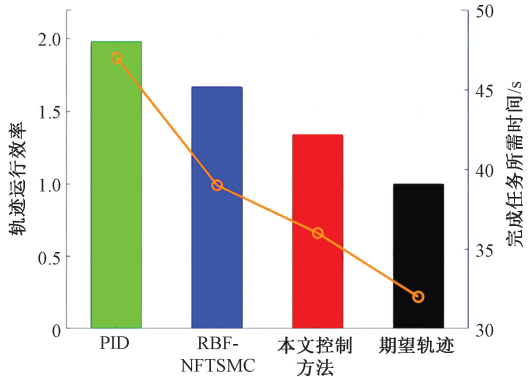


图 20 轨迹效率及所需时间对比

Fig. 20 Comparison of trajectory efficiency and time required

效率和完成任务所需时间图如图 20 所示。轨迹运行效率考虑执行路径的实际情况与理想轨迹的偏差。如式(40)所示。

$$\eta = \frac{L_{actual}}{L_{ideal}} \quad (40)$$

其中, L_{ideal} 、 L_{actual} 分别为理想轨迹和实际轨迹。由图 20 可知本文控制方法相较于传统的 PID 和 RBF-NFTSMC 方法,能够更好地平衡轨迹运行效率和完成任务时间,表现接近于理想的期望轨迹,通过操作时间和过程中抖动幅度的减少,提升操作的流畅性。

4 机械臂随动控制实验及验证

本节设计了一系列半物理仿真与实物实验来验证提出的基于 sEMG 变刚度的机械臂柔顺随动控制系统的有效性。根据机械臂的位置变化、交互力等动态特性来评价所设计的 2 组不同实验的性能,验证本研究控制算法在轨迹跟踪上的优越性。

4.1 实验平台搭建

实验平台的搭建如图 21 所示,肌电信号的采集及刚度信息的解算在上位机 PC1 上进行,通过局域网共享数据传输至上位机 PC2。

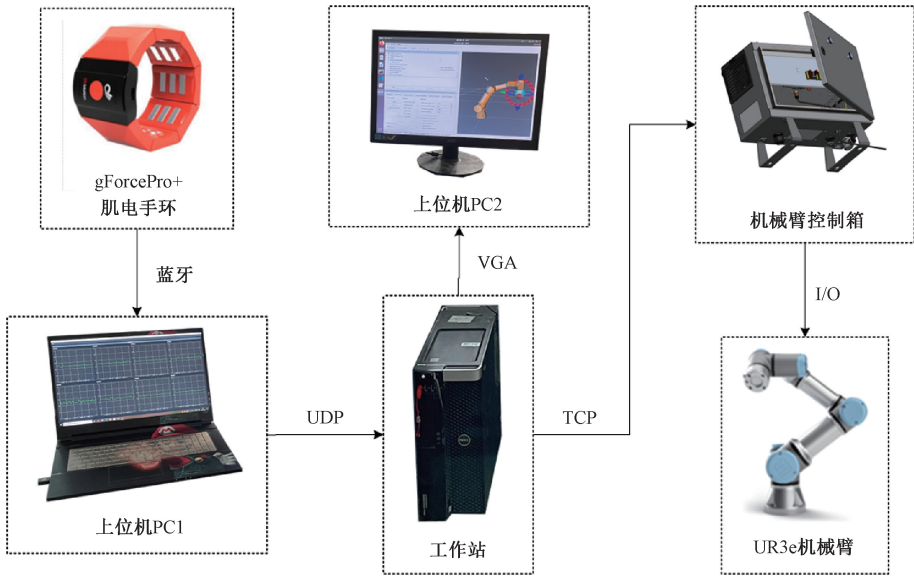


图 21 人机协同控制实验平台

Fig. 21 Human-machine collaborative control experimental platform

通过 Unbutu18.04 系统的 ROS 平台对控制方法进行编写,机械臂的控制箱接收来自上位机 PC2 发出的控制

信息后,通过底层控制器将控制信息转换为机械臂各关节驱动电机的控制信号,实现对机械臂运动的控制。工

作站和控制箱之间具有双向通讯功能,通过 Internet 端口将机械臂的实时状态反馈给上位机,形成闭环控制。

4.2 实验内容设计及结果分析

具体搬运任务情景如图 22 所示,目的是探究固定刚度和 sEMG 变刚度的 UR3e 机械臂在任务中的差异。将实验分为 2 组,任务的过程为:

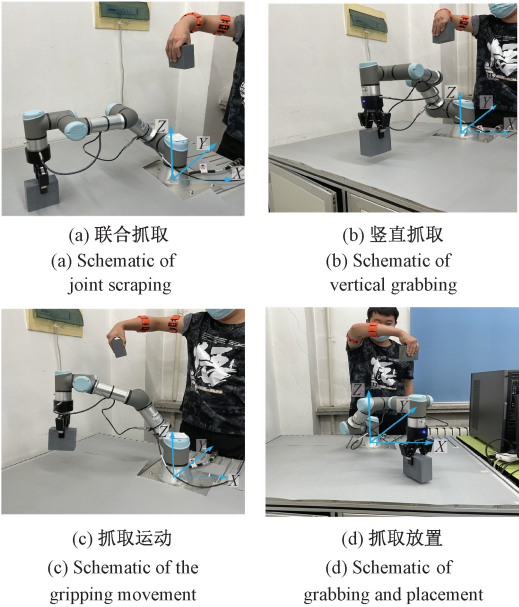


图 22 实验任务示意图

Fig. 22 Schematic diagram of the experimental task

1) 初始阶段,物体与起点线重合,物体和 UR3e 机械臂末端处于相邻位置。

2) 到达阶段,UR3e 机械臂末端由操作者控制臂环向物体上方移动。

3) 夹物体阶段,UR3e 机械臂末端夹爪抓到物体后,继续向上运动,直到物体与终点线重合。

通过 gForcePro+臂环控制 UR3e 机械臂完成对目标物体的搬运任务。在第 1 组实验中,机械臂设为 3 种不同的刚度模式,并在不同空间和任务条件下进行操作;在第 2 组实验中,机械臂的刚度由操作者的肌肉收缩信号实时调节,以适应环境和任务的变化。

实验目的是控制机械臂夹爪将物体抓取并放置,因此,只需关注 UR3e 机械臂 Z 轴上的位置和受力数据。实验中,将机械臂刚度分为 200、500 和 1 000 N/m 这 3 种模式。实验过程中,操作者通过臂环控制 UR3e 机械臂沿 Z 轴方向移动,从-0.2 m 处开始,夹取物体后继续运动直到 0.2 m 处结束。实验的结果如图 23~25 所示,分别为不同刚度模式下 UR3e 机械臂末端位置变化图和受力变化图。

观察机械臂末端受力的变化情况可发现刚度较高(1 000 N/m)的机械臂在与物体交互时,末端受力急剧

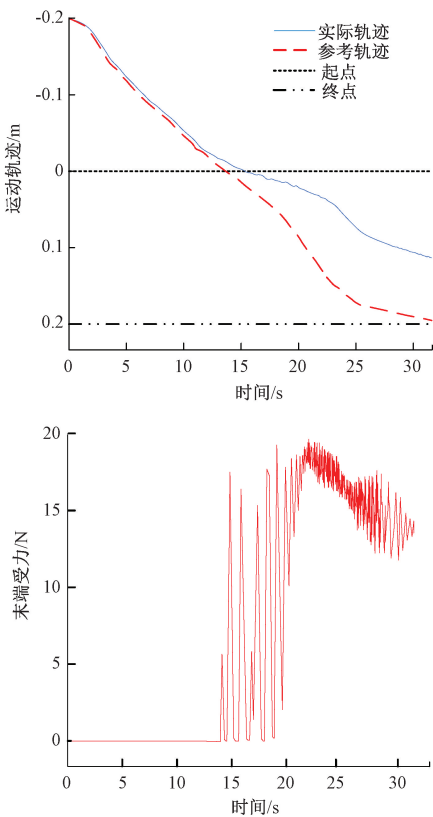


图 23 刚度为 200 N/m 时机械臂末端位置和受力
Fig. 23 Position and force at the end of the manipulator at a stiffness of 200 N/m

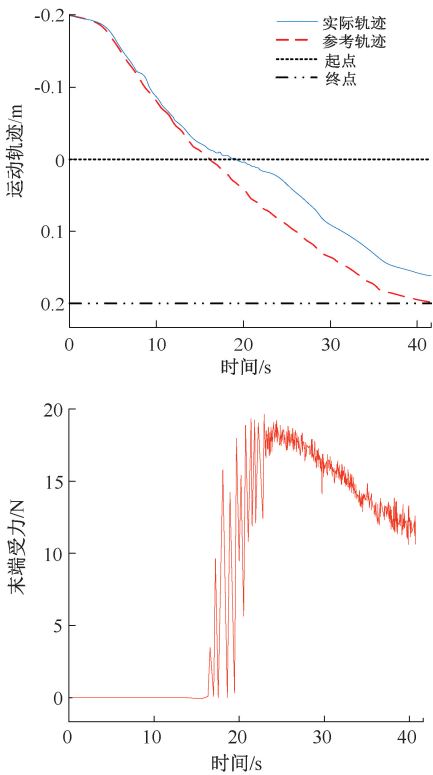


图 24 刚度为 500 N/m 时机械臂末端位置和受力
Fig. 24 Position and force at the end of the manipulator at a stiffness of 500 N/m

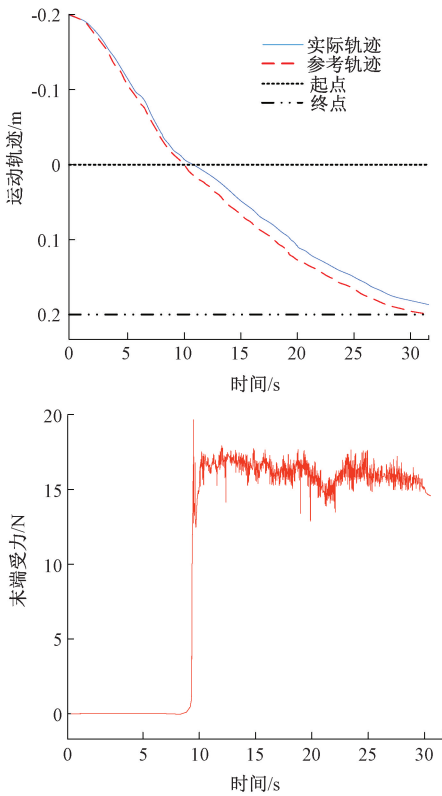


图 25 刚度为 1 000 N/m 时机械臂末端位置和受力
Fig. 25 Position and force at the end of the manipulator at a stiffness of 1 000 N/m

增加,但由于阻抗控制的位置修正量很小,机械臂仍沿着参考轨迹移动,末端受力只有轻微的波动。而低刚度(200 和 500 N/m)的机械臂与物体交互时,由于阻抗控制位置修正量很大,机械臂会与物体脱离接触使末端受力为 0,然后再沿着参考轨迹移动。

为验证 sEMG 变刚度控制的机械臂的性能,进行另外一组仿人变刚度实验。操作者通过臂环控制机械臂从 Z 轴坐标为-0.2 m 的位置向 Z 轴正方向移动。当机械臂末端到达 Z 轴坐标 0 m 时夹取物体后继续控制机械臂向 Z 轴正方向移动,直到末端到达 Z 轴 0.2 m 处。

图 26 显示了 sEMG 估计的人体手臂刚度水平和 UR3e 的刚度变化曲线。初始阶段,人体肌肉相对松弛,机械臂刚度保持较低;到达阶段,随着被试者肌肉收缩程度的变化,人体刚度水平上升的同时,UR3e 机械臂的刚度也同步增加。从图中曲线的变化趋势可以看出,机械臂刚度能够与人体刚度变化趋势基本保持一致,证明了基于 sEMG 的变刚度控制策略在感知和响应方面的准确性和有效性。

图 27 显示了仿人变刚度下 UR3e 末端的位置变化和受力变化的曲线。初始阶段,机械臂仅受位置控制器控制,刚度较低有助于提高灵活性和流畅性;当机械臂接

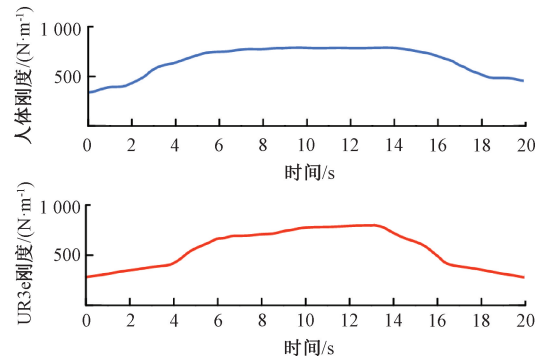


图 26 被试者的人体刚度与 UR3e 机械臂刚度
Fig. 26 The stiffness of the human body of the participant and the stiffness of the UR3e robotic arm

触到物体时,受力曲线显示出明显的波动,刚度随肌肉收缩增加,使机械臂末端对外力的适应性增强,减少位置偏差。抓取完成阶段,刚度进一步增加,位置变化趋于平稳,受力波动也较小。位置曲线的平滑性和受力曲线的稳定性表明机械臂在抓取任务中的操作流畅性较高。sEMG 变刚度模式能动态调节刚度,避免固定刚度模式下可能出现的轨迹抖动或受力不稳定问题。

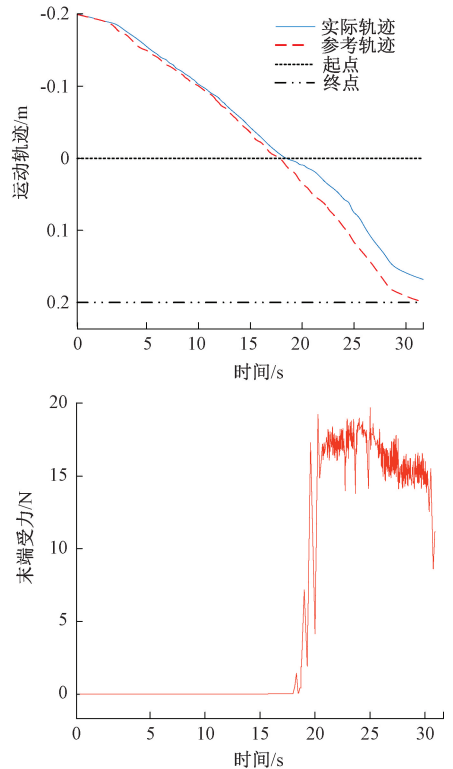


图 27 变刚度模式下机械臂的末端位置和受力
Fig. 27 End position and force of the manipulator in variable stiffness mode

由于 sEMG 是一种不稳定的微弱信号,人体难以稳

定控制其稳定性,导致 UR3e 刚度在一定范围内变化,进而引起末端交互力的较大波动。为综合评估 sEMG 变刚度控制的机械臂性能,将实验结果与固定刚度的 UR3e 进行比较。机械臂采用 2 种不同的刚度设置,分别是高刚度模式(刚度为 1 000 N/m)和低刚度模式(刚度为 200 N/m)。在评估机械臂末端的位置控制性能时,使用机械臂末端跟踪参考轨迹的均方根误差(RMSE)作为指标,较小的误差表明 UR3e 末端的位置控制更为准确。机械臂末端与物体交互的柔顺流畅性能,以接触物体后在较小位移范围内机械臂末端抵抗外力所消耗的能量作为评价指标,低能量消耗表示机械臂的柔顺性更为优越。

在到达物体阶段,UR3e 没有与物体交互,末端没有受到外力,外环的阻抗控制器不会对机械臂末端位置进行修正,机械臂仅受到内环位置控制器的影响。在固定低、高刚度和仿人变刚度模式下,到达阶段的位置跟踪 RMSE 分别为 $0.065\pm0.002\text{ m}$ (低刚度)、 $0.005\ 2\pm0.002\ 2\text{ m}$ (高刚度)和 $0.006\ 8\pm0.000\ 9\text{ m}$ (变刚度)。通过克鲁斯卡尔-沃里斯(Kruskal-Wallis, K-W)检验发现,在不同刚度模式下位置跟踪 RMSE 没有表现出显著性差异($P=0.182\ 7>0.05$);在夹物体阶段,UR3e 与物体交互,末端有非零外力。此时,高、低刚度模式使用基于位置(RBF-NFTSMC)的机械臂阻抗控制,而变刚度模式使用基于 sEMG 的仿人变刚度控制。夹取物体阶段的跟踪 RMSE 分别为 $0.082\ 1\pm0.012\text{ m}$ (低刚度)、 $0.024\ 5\pm0.004\ 5\text{ m}$ (高刚度)和 $0.039\ 8\pm0.003\ 5\text{ m}$ (变刚度)。通过 K-W 检验,发现不同刚度模式下的跟踪 RMSE 有显著性差异($P=4.000\ 0\times10^{-6}<0.01$)。图 28 所示的柱状图为不同实验阶段由臂环提供的 UR3e 位置跟踪情况的 RMSE,图中“***”表示 $P<0.01$,”*”表示 $P<0.05$ 。

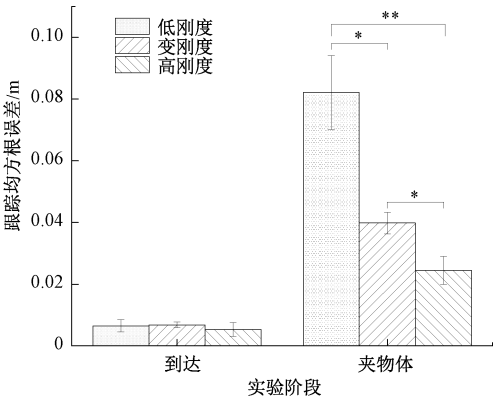


图 28 不同实验阶段机械臂的跟踪均方根误差

Fig. 28 Tracking rms error of manipulators at different experimental stages

研究结果表明,在高刚度模式下,UR3e 的位置跟踪 RMSE 明显低于低刚度模式,表现出更高的位置控制精

度。另一方面,基于 sEMG 变刚度控制的 UR3e 在受到外力后能够通过肌肉收缩提高机械臂刚度,从而降低跟踪误差,展现出更为出色的位置控制精度。图 29 展示了 UR3e 机械臂在与物体接触后 1 和 4 cm 位移范围内末端抵抗外力做功消耗能量的柱状图,图中“***”表示 $P<0.01$,”NS”表示没有显著性差异。

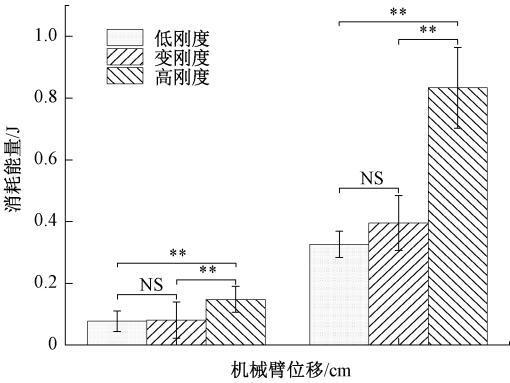


图 29 机械末端抵抗外力做功消耗的能量

Fig. 29 The energy expended by the end of the machine to resist the external force to do work

对 UR3e 与物体接触后 1 和 4 cm 位移内的平均能量消耗进行分析发现,在低刚度模式下,UR3e 呈现出较小的外力做功消耗。相较之下,高刚度模式下的能量消耗明显更大。而在变刚度模式下,操作者在观察到 UR3e 与物体交互后,通过肌肉收缩增加机械臂刚度,导致在较小位移范围内仍以较低刚度与物体互动。因此,相较于低刚度模式,变刚度模式下 UR3e 末端在抵抗外力做功消耗的能量并没有显著的差异,体现出相对较少的能量消耗,并同时具备一定的柔顺性。

图 30 为不同刚度机械臂在外力作用下的能量消耗和位置误差。高刚度机械臂具有高精度,但在与物体接触时能量消耗较大,柔顺性较差;相反,低刚度机械臂具

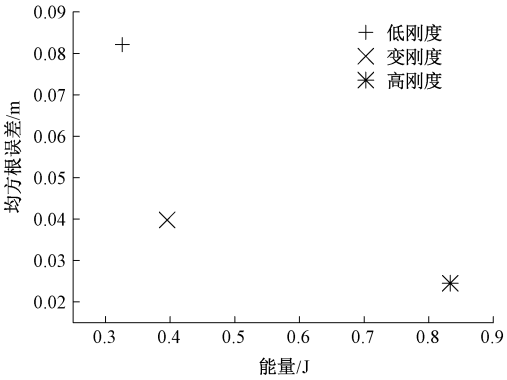


图 30 不同刚度模式下机械臂的综合性能

Fig. 30 Comprehensive performance of the robotic arm under different stiffness modes

有良好的柔顺性,但精度较低,与物体接触时的能量消耗相对较小;变刚度机械臂在能量消耗和精度方面都表现出良好的性能,流畅性更佳,柔顺性也适中。因此,机械臂的刚度会影响它在接触物体后的控制效果。

相对于固定刚度模式,sEMG 变刚度控制的 UR3e 无需事先设定刚度值,而是通过肌肉收缩实时调整刚度,以适应环境变化或任务需求。在自由空间中,机械臂保持低刚度,使得在与物体交互时更加灵活,降低外力,减少功耗,从而避免对物体造成损伤。而在约束空间中,根据任务的具体要求,刚度被调整为较高水平,以提升位置控制的精确性。综合来看,sEMG 变刚度控制的机械臂在与未知环境进行交互任务时,具备了流畅性和位置精确性的双重特性。

5 结 论

本研究旨在解决人机交互抓取任务中机械臂的跟随性问题。研究内容涵盖了构建基于人体表面肌电信号的柔性机械臂人机随动控制系统框架,引入基于 IMU 信号的手臂运动角度解算方法。在人体表面肌电信号的量化过程中,确立了基于幅值包络的 sEMG 提取方法,构建了一个多输入多输出的 PSO-GRNN 预测模型,用于估计腕关节的连续运动角度。提出一种基于 CNN-LSTM 网络模型的手势识别系统,实时控制机械臂末端夹爪,进而实现对目标物体的抓取。考虑柔性机械臂在与环境交互或执行不确定性任务时的柔顺性问题,设计自适应 RBF-NFTSMC 控制器对非线性项进行逼近。在此基础上,研究基于 sEMG 的仿人柔性变刚度控制方法,并进行人机交互对比试验,验证所提理论和方法的有效性,提高了人机协同过程中的主动跟随性,增加了人机交互体验感,该方法可应用在随动示教、康复医疗等不同领域。

参考文献

- [1] 黄海丰,刘培森,李擎,等. 协作机器人智能控制与人机交互研究综述[J]. 工程科学学报, 2022,44(4): 780-791.
- HUANG H F, LIU P S, LI Q, et al. A review of intelligent control and human-machine interaction in collaborative robots[J]. Journal of Engineering Science, 2022,44(4): 780-791.
- [2] RYSBEK Z, OH K H, SHERVEDANI A M, et al. Robots taking initiative in collaborative object manipulation: Lessons from physical human-human interaction [J]. ArXiv preprint arXiv: 2304.12288, 2023.

- [3] 陈仁钧,费敏锐,杨敏雷. 面向人机交互的手势指向估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(3): 200-208.
- CHEN R J, FEI M R, YANG A O L. Estimation of gesture pointing for human-robot interaction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(3): 200-208.
- [4] 莫依婷,宋爱国,秦欢欢,等. 可穿戴式双通道指端力触觉反馈方法与系统[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 188-194.
- MO Y T, SONG A I G, QIN H H, et al. Method and system of wearable fingertip force/tactile feedback with dual-channel[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(11): 188-194.
- [5] MAVRIDIS C N, ALEVIZOS K, BECHLIOLIS C P, et al. Human-robot collaboration based on robust motion intention estimation with prescribed performance [C]. 2018 European Control Conference, 2018: 249-254.
- [6] 贾晓辉,王涛,刘今越,等. 基于人体模型映射的步态识别及意图感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 236-244.
- JIA X H, WANG T, LIU J Y, et al. Gait recognition and intention perception method based on human body model mapping[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(12): 236-244.
- [7] HU CH Y, WANG H, SHI H B. Robotic arm reinforcement learning control method based on autonomous visual perception [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021,39(5): 1057-1063.
- [8] 杨晔,陈传志,华长春. 力反馈水下遥操作系统稳定性分析[J]. 控制理论与应用, 2022,39(11): 2115-2124.
- YANG X, CHEN CH ZH, HUA CH CH. Stability analysis of force feedback underwater remote operation system [J]. Control Theory and Applications, 2022, 39(11): 2115-2124.
- [9] JUNG B J, KIM T K, WON G, et al. Development of joint controller and collision detection methods for series elastic manipulator of relief robot [J]. The Journal of Korea Robotics Society, 2018,13(3): 157-163.
- [10] ZHANG T, CHEN Y J, GE P ZH, et al. LSTM-based external torque prediction for 6-DOF robot collision detection[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023,37(9): 4847-4855.

- [11] HEO Y J, KIM D, LEE W, et al. Collision detection for industrial collaborative robots: A deep learning approach[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 740-746.
- [12] LI J Y, YOU B, DING L, et al. Dual-master/single-slave haptic teleoperation system for semiautonomous bilateral control of hexapod robot subject to deformable rough terrain[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 52(4): 2435-2449.
- [13] DONG Y F, REN T Y, HU K, et al. Contact force detection and control for robotic polishing based on joint torque sensors[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107(5/6): 2745-2756.
- [14] 赵杰, 武睿, 张赫, 等. 面向复杂力交互任务的操作技能传递与控制研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(18): 116-132.
- ZHAO J, WU R, ZHANG H, et al. Research on the transfer and control of operation skills for complex force interaction tasks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(18): 116-132.
- [15] 解迎刚, 兰江雨. 协作机器人及其运动规划方法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(13): 18-33.
- XIE Y G, LAN J Y. A review of collaborative robots and their motion planning methods[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(13): 18-33.
- [16] 张强, 文闻, 周晓东, 等. 基于改进 TD3 算法的机械臂智能规划方法研究[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(2): 223-232.
- ZHANG Q, WEN W, ZHOU X D, et al. Research on intelligent planning method for robotic arms based on an improved TD3 algorithm [J]. Chinese Journal of Intelligent Science & Technology, 2022, 4(2): 223-232.
- [17] 袁旭华, 刘羽, 林喜辉. 机械臂时间最优轨迹的样条曲线拟合与智能规划[J]. 机械设计与制造, 2022(9): 162-167.
- YUAN X H, LIU Y, LIN X H. Spline curve fitting and intelligent planning for time-optimal trajectory of robotic arms [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2022(9): 162-167.
- [18] 张弼, 姚杰, 赵新刚, 等. 一种基于肌电信号的自适应人机交互控制方法[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(12): 2560-2570.
- ZHANG B, YAO J, ZHAO X G, et al. An adaptive human-machine interaction control method based on electromyographic signals[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(12): 2560-2570.
- [19] 谢平, 肖俊明, 于金须, 等. 基于 sEMG 和肌肉骨骼模型的手指多关节力矩耦合分析[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 266-275.
- XIE P, XIAO J M, YU J X, et al. Multi-joint torque coupling analysis of fingers based on sEMG and musculoskeletal model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 266-275.
- [20] 胡旭晖, 宋爱国, 李会军. 基于表面肌电图像的灵巧假手控制系统[J]. 控制理论与应用, 2018, 35(12): 1707-1714.
- HU X H, SONG A I G, LI H J. A dexterous prosthetic hand control system based on surface electromyography images [J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(12): 1707-1714.
- [21] CHENG L W, LI D L, YU G J, et al. Robotic arm control system based on brain-muscle mixed signals[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 77: 103754.
- [22] SHIN S, TAFRESHI R, LANGARI R. EMG and IMU based real-time HCI using dynamic hand gestures for a multiple-DoF robot arm [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2018, 35(1): 861-876.
- [23] BEDNARCZYK M, OMRAN H, BAYLE B. EMG-based variable impedance control with passivity guarantees for collaborative robotics[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 4307-4312.
- [24] HAN J D, DING Q CH, XIONG AN B, et al. A state-space EMG model for the estimation of continuous joint movements[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(7): 4267-4275.
- [25] YANG CH G, ZENG CH, LIANG P D, et al. Interface design of a physical human-robot interaction system for human impedance adaptive skill transfer [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2017, 15(1): 329-340.

作者简介



尤波, 1982 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 1987 年于哈尔滨科技大学获得硕士学位, 1995 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学教授, 主要研究方向为智能机器人与机电控制。

E-mail: youbo@hrbust.edu.cn

You Bo received his B.Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1982, M.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1987, and Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 1995. Now he is a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include intelligent robot and mechatronic control.



刘嘉琦, 2022 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 现为哈尔滨理工大学研究生, 主要研究方向为脑机接口机器人技术。

E-mail: 1575872262@qq.com

Liu Jiaqi received his B.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2022 and is currently a graduate student of Harbin University of Science and Technology, with his main research direction being brain-computer interface robotics.



刘宇飞, 2019 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 2018 年至 2019 年分别在美国纽约市俄亥俄州立大学和哥伦比亚大学担任访问学者, 现为中国北方人工智能与创新研究院仿生机器人技术系副主任, 主要研究方向为自主无人系统和腿式机器人的智能控制。

E-mail: liuyufei_hit@163.com

Liu Yufei received his Ph.D. degree in Manufacturing Engineering of Aerospace Vehicle from Harbin Institute of Technology in 2019. From 2018 to 2019, he was a visiting researcher with the Ohio State University and Columbia University in the City of New York, USA, respectively. He is currently an associate director with the Department of Biomimetic Robotics Technology in the China North Artificial Intelligence & Innovation Research Institute. His research interests include the autonomous unmanned systems and the intelligent control of legged robots.



李佳钰 (通信作者), 2009 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 2013 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 2018 年于哈尔滨理工大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向为足式机器人控制与人机交互技术。

机交互技术。

E-mail: lijiayu@hrbust.edu.cn

Li Jiayu (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2009, received his M.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2013, received his Ph.D. degree from Harbin University of Science and Technology in 2018. Now he is a lecturer in Harbin University of Science and Associate Professor. His main research interests include control of the legged robot and human machine interaction.