



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114601451 B

(45) 授权公告日 2024. 07. 23

(21) 申请号 202110382391.8

(56) 对比文件

(22) 申请日 2021.04.09

CN 108478189 A, 2018.09.04

CN 110673544 A, 2020.01.10

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 114601451 A

审查员 吴怡欣

(43) 申请公布日 2022.06.10

(73) 专利权人 长春工业大学

地址 130012 吉林省长春市延安大街2055号

(72) 发明人 孙中波 刘永柏 刘克平 王刚

张振国 廉宇峰 刘帅师

(51) Int. Cl.

A61B 5/11 (2006.01)

A61B 5/389 (2021.01)

A61B 5/397 (2021.01)

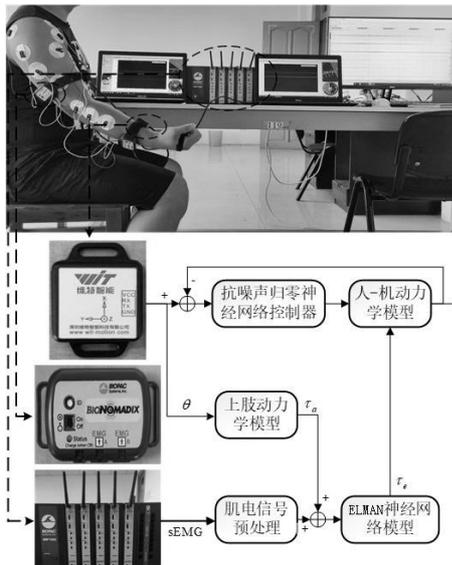
权利要求书3页 说明书10页 附图11页

(54) 发明名称

一种基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法,其方法包括以下步骤:a.同步采集表面肌电信号以及运动角度信号;b.肌电信号预处理;c.计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩;d.识别人体主动运动意图;e.设计上肢外骨骼机器人控制器;f.构建具有干扰项的上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型,实现上肢外骨骼机器人在噪声干扰的情况下带动患者上肢进行康复训练。本发明基于患者上肢的主动运动意图及上肢实际运动角度,设计了抗噪声归零神经网络模型控制器,克服了康复训练环境中的噪声干扰,实现了上肢外骨骼机器人在带动患者康复训练过程中的人机交互控制,从而为患者提供一个主动、安全的康复训练环境。



1. 一种上肢外骨骼机器人,其特征在于使用了基于表面肌电信号的控制方法对上肢外骨骼机器人进行控制,所述控制方法步骤如下:

S1:根据测试者的主动运动意图,同步采集测试者上肢多块肌肉的肌电信号以及肩、肘、腕三个关节的运动角度信息;

S2:肌电信号预处理;

S3:构建人体上肢的拉格朗日动力学模型,基于实时关节运动角度信息,计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩;

S4:建立ELMAN神经网络预测模型,对测试者主动运动意图进行识别;

S5:设计抗噪声归零神经网络控制器;

S6:构建具有干扰项的上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型,设计控制器,实现上肢外骨骼机器人的有效控制;

步骤S4的具体过程为:

基于预处理后的肌电信号和上肢肩、肘、腕三个关节的实时关节力矩,建立ELMAN神经网络模型,从而识别受试者主动运动意图,肌电信号与关节力矩之间的非线性映射模型表示为:

$$\tau_e = F(a_{1,i}, \dots, a_{1,i-m+1}; a_{2,i}, \dots, a_{2,i-m+1}; \dots; a_{k,i}, \dots, a_{k,i-m+1};) \quad i = m, \dots, t$$

其中 τ_e 表示预测所得的关节力矩, F 为非线性映射函数, $a_{k,i}$ 为第 k 块肌肉的肌电信号,即第 k 个信号采集通道的肌电信号; m 表示ELMAN神经网络模型的阶数;

S401:预处理后的多块肌肉的肌电信号及实时关节力矩表示为:

$$\begin{cases} \tau_{a,i} = [\tau_{a,i,1}, \dots, \tau_{a,i,j}, \dots, \tau_{a,i,t}] \\ a_k = [a_{k,1}, \dots, a_{k,2}, \dots, a_{k,t}] \end{cases} \quad t = 8000$$

其中, $\tau_{a,i}$ 表示 i 关节的关节力矩, i 关节为肩关节、肘关节和腕关节, a_k 为预处理后的第 k 块肌肉的肌电信号,即第 k 个信号采集通道的肌电信号;

S402:建立ELMAN神经网络模型,ELMAN神经网络分别由输入层、承接层、隐含层及输出层组成,所建立的ELMAN神经网络的输入信号为预处理后的多块肌肉的肌电信号,输出信号为人体真实意图下的肩、肘及腕关节的关节力矩,ELMAN神经网络模型具体数学表达式如下:

$$\begin{cases} \tau_e(k) = \varphi(\omega_3 x(k)) \\ x(k) = \psi(\omega_1 x_c(k) + \omega_2 u(k-1)) \\ x_c(k) = x(k-1) \end{cases}$$

其中, ω_1 , ω_2 , ω_3 分别为隐含层到承接层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的权重, u 表示输入信号, x_c 为隐含层到承接层的反馈状态向量, $\varphi(\cdot)$ 和 $\psi(\cdot)$ 表示转换函数, τ_e 为ELMAN神经网络预测的人体上肢肩、肘及腕关节的力矩,当 τ_e 已知时,由拉格朗日动力学模型可得关节角度以及角速度;

步骤S5的具体过程为:

S501:将上肢外骨骼机器人控制问题转化为非线性等式在线求解问题,具体数学表达式为:

$$f(x(t), t) = 0 \in \mathbb{R}^2$$

其中, $f: \mathbb{R}^2 \times [0, +\infty) \rightarrow \mathbb{R}^2$ 是一个非线性映射函数, $t \in [0, +\infty)$ 为时间变量, $x(t)$ 变量为非线性等式在线所求解的变量, 目的是使得所求解变量 $x(t)$ 无限趋近于理论解 $x^*(t)$, 从而保证误差趋近于 0, 具体误差数学表达式为:

$$e(t) = f(x^*(t), t) - f(x(t), t) = 0 - f(x(t), t)$$

当 $x(t)$ 趋近于 $x^*(t)$ 时, 误差 $e(t)$ 趋近于 0, 将非线性等式数学表达式转化为经典非线性动力学系统, 具体形式如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = u(t) \\ y(t) = f(x(t), t) = -e(t) \end{cases}$$

S502: 基于改进的归零神经网络模型设计步骤, 设计基于抗噪归零神经网络模型的上肢外骨骼机器人控制器, 其中, 改进的归零神经网络模型具体设计公式如下:

$$\dot{e}(t) = -\gamma e(t) - \lambda \int_0^t e(\tau) d\tau$$

其中, $\gamma > 0, \lambda > 0$ 为可调参数, 可以保证误差 $e(t)$ 全局指数收敛到 0, 同时, 积分项的引入将主要用于抗噪声, 结合抗噪的归零神经网络模型设计公式及误差的数学表达式, 控制律表示如下:

$$u(t) = -\left(\frac{\partial f(x(t), t)}{\partial x(t)}\right)^{-1} (\gamma f(x(t), t) + \lambda \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau + \frac{\partial f(x(t), t)}{\partial t})$$

步骤S6的具体过程为:

基于人体上肢和上肢外骨骼机器人, 构建具有干扰项的人-上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型, 具体数学表达式如下:

$$M_1(\theta)\ddot{\theta} + C_1(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G_1(\theta) + \omega = \tau_e + \tau_{NTZNN}$$

其中, $M_1(\theta)$ 为惯性矩阵, $C_1(\theta, \dot{\theta})$ 为离心力和科氏力矩阵, $G_1(\theta)$ 为重力项矩阵, θ 表示上肢三个关节的角度, $\dot{\theta}$ 为上肢三个关节的角速度, $\ddot{\theta}$ 为上肢三个关节的角加速度, ω 为系统中所考虑的噪声, 考虑了常值噪声、线性噪声、随机噪声及混合噪声对系统的影响; τ_e 为ELMAN神经网络基于上肢多块肌肉肌电信号所预测的上肢多关节力矩, 即系统中所考虑的人体主动运动意图; τ_{NTZNN} 为上肢外骨骼机器人控制输出力矩; 基于ELMAN神经网络和抗噪声归零神经网络控制器, 离散时间下的控制系统被表示为:

$$\begin{cases} \dot{\theta}_{k+1} = f(\theta_k, t_k) + u_{NTZNN}(t_k) \\ \theta_{k+1} = \frac{5}{24}\theta_k + \frac{1}{2}\theta_{k-1} + \frac{1}{4}\theta_{k-2} + \frac{1}{6}\theta_{k-3} - \frac{1}{8}\theta_{k-4} + 2T_s\dot{\theta}_k \end{cases}$$

其中, $\theta_k = [\theta_k; \dot{\theta}_k]$ 为时变状态变量, T_s 为采样时间, $f(\theta_k, t_k)$ 为人体上肢主动运动意图下的关节角度及角速度;

根据抗噪声归零神经网络模型的设计公式, 系统的误差函数为:

$$e_i(t_k) = \theta_{i,k}^d - \theta_{i,k}$$

其中, $\theta_{i,k}^d$ 为 upper limb exoskeleton robot control system expected variable, can be measured by angle sensor; $\theta_{i,k}$ 为 system output variable, according to the design formula of the anti-noise zeroing neural network model, the controller $u_{NTZNN}(t_k)$ is designed as:

$$u_{NTZNN,i}(t_k) = \dot{\theta}_{i,k}^d + \gamma(\theta_{i,k}^d - \theta_{i,k}) + \lambda \sum_{j=0}^k (\theta_{i,j}^d - \theta_{i,j}) \cdot T_s$$

其中, $\gamma > 0, \lambda > 0$ 为可调节参数, T_s 为采样时间, $\dot{\theta}_{i,k}^d$ 为期望的角速度, 在 $u_{NTZNN}(t_k)$ 的控制之下, 系统实现了对 upper limb exoskeleton robot 的控制。

一种基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法

技术领域

[0001] 本发明涉及人体主动运动意图识别和康复机器人领域,特别涉及一种基于表面肌电信号和ELMAN神经网络的上肢外骨骼机器人抗噪归零神经网络控制算法。

背景技术

[0002] 伴随着老龄化时代到来,由中风、脊髓损伤等疾病造成的肢体残障人数在迅速增长。其中,中风是导致人们上肢局部骨骼肌运动功能障碍的主要疾病。国内普遍采用传统康复治疗方法存在人员消耗大、康复周期长、效果有限等问题。相对于传统康复治疗,使用上肢外骨骼康复机器人辅助患者进行康复训练是一种更优越的训练方式。随着外骨骼机器人在康复治疗领域的快速发展,如何准确的识别人体主动运动意图以及将人体运动意图融合到外骨骼机器人控制策略中,从而实现良好的人机交互控制是现阶段该领域的研究热点和核心。

[0003] 现阶段康复机器人控制技术主要分为主动控制和被动控制,被动控制主要用于患者前期的康复治疗,通过设定一套固定的康复训练动作,从而使康复机器人带动患肢进行康复训练活动。然而,单纯的被动控制无法实现康复训练个性化、人性化。主动控制主要利用人体肌电信号、脑电信号的等生理信号来实时控制康复机器人实现患者患肢的康复训练活动,通过人体生理信号识别人体主动运动意图将成为主动控制的关键。但由于信号采集的误差以及意图识别的不准确性,在康复训练时可能导致康复机器人产生与人体意图相反的康复训练动作,从而使得康复机器人与人体产生对抗,导致患者在康复训练中的二次损失。因此,本发明在通过肌电信号识别人体上肢主动运动意图的基础上,提出了一种基于抗噪归零神经网络的人-上肢外骨骼机器人交互控制算法,实现了人-机交互控制,为患肢提供一个舒适、主动、安全的康复训练环境。

发明内容

[0004] 本发明公开了一种基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法,基于患者上肢的主动运动意图及上肢实际运动角度,设计了上肢外骨骼机器人抗噪归零神经网络控制算法,实现了上肢外骨骼机器人在带动患者康复训练过程中的人机交互控制,克服了康复训练环境中的噪声干扰。解决了现有主动控制中,由于肌电信号采集的单一性以及意图识别的不准确性,造成外骨骼机器人与人体运动意图产生对抗,从而导致患者在康复训练中造成二次损失的问题。另外,克服了被动控制中康复训练动作单一的缺点,结合说明书附图,本发明的技术方案如下:

[0005] 一种基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法,所述控制方法具体如下:

[0006] S1:根据测试者的主动运动意图,同步采集测试者上肢多块肌肉的肌电信号以及肩、肘、腕三个关节的运动角度信号;

[0007] S2:将所采集的多块肌肉的肌电信号进行滤波处理,去除噪声,保留可用信号;

[0008] S3:构建人体上肢的拉格朗日动力学模型,基于所采集的上肢肩、肘、腕三个关节

的实时运动角度信息,计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩;

[0009] S4:构建多输入多输出的ELMAN神经网络预测模型,根据预处理后的肌电信号和上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩,对测试者主动运动意图进行识别;

[0010] S5:设计上肢外骨骼机器人关于人体上肢肩、肘、腕三个关节的抗噪归零神经网络控制器;

[0011] S6:基于步骤S4和S5,构建具有干扰项的上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型,实现上肢外骨骼机器人在噪声干扰的情况下带动患者上肢进行康复训练。

[0012] 步骤S1具体过程为:

[0013] 本次实验中利用肌电信号采集设备采集人体上肢三角肌前束、三角肌后束、肱二头肌、肱三头肌、桡侧腕屈肌及桡侧腕伸肌的肌肉信号,利用角度传感器采集肩关节、肘关节及腕关节在矢状面运动的关节角度信号。步骤S1具体过程为:

[0014] S101:利用酒精将所需采集的六块肌肉对应的皮肤表面进行擦拭清理;

[0015] S102:在所需采集的六块肌肉对应的皮肤表面粘贴电极片,将信号采集设备与电极片连接,其中共需要六个信号采集通道;将所需的三个角度传感器分别绑定于上肢大臂、小臂及手掌;将信号采集设备及角度传感器分别与电脑连接。

[0016] S103:受试者上肢在矢状面做自由摆动,利用肌电信号采集设备及角度传感器实时采集上肢多块肌肉肌电信号及三个关节运动角度信号。

[0017] 步骤S2具体过程为:

[0018] 经过步骤S1,获取了受试者上肢多块肌肉的原始肌电信号和关节角运动角度信号,由于肌电信号数据会受到噪声的干扰,其中包括肌电信号采集模块、皮肤表面汗液及温度等。因此,经过步骤S1所采集的肌电信号需要经过滤波去噪处理,同时,需要将肌电信号经过子采样,使得其采样频率与角度传感器保持一致。

[0019] S201:设计500HZ的高通滤波器,去除高频信号的干扰;

[0020] S202:设计20HZ的低通滤波器,去除低频信号的干扰;

[0021] S203:设计50HZ的陷波滤波器,去除工频信号的干扰;

[0022] S204:将经过步骤S201,S202及S203滤波处理后的肌电信号进行全波整流处理,全波整流的数学表达式为:

$$[0023] \quad sEMG_r(n) = |sEMG_p(n)|$$

[0024] 其中 $sEMG_p(n)$ 表示经过步骤S201,S202及S203滤波处理后的第n次采样的肌电信号的幅值, $sEMG_r(n)$ 为全波整流后的第n次采样的肌电信号的幅值;

[0025] S205:将经过步骤S204全波整流后的肌电信号 $sEMG_r(n)$ 进行子采样,使得肌电信号的采样频率与角度信号的采样频率保持一致,具体数学表达式为:

$$[0026] \quad sEMG_s(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=nN-N+1}^{nN} sEMG_r(i)$$

[0027] 其中N表示子采样的次数, $sEMG_s(n)$ 为子采样之后与角度信号保持相同采样频率的肌电信号。

[0028] 步骤S3的具体过程为:

[0029] S301:根据人体上肢骨骼形态,构建人体上肢的拉格朗日动力学模型,具体数学表达式为:

$$[0030] \quad M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta) = \tau_a$$

[0031] 其中 $M(\theta)$ 为惯性矩阵, $C(\theta, \dot{\theta})$ 为离心力和科氏力矩阵, $G(\theta)$ 为重力项矩阵, θ 表示上肢三个关节的角度, $\dot{\theta}$ 为上肢三个关节的角速度, $\ddot{\theta}$ 为上肢三个关节的角加速度, τ_a 为受试者在运动过程中上肢肩、肘、腕三个关节的力矩。

[0032] S302:根据角度传感器所采集的上肢肩、肘、腕三个关节实时运动角度信息,结合所建立的人体上肢拉格朗日动力学模型,计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩。

[0033] 步骤S4的具体过程为:

[0034] 经过步骤S3可得上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩,本步骤的主要目的是基于预处理后的肌电信号和步骤S3所得的上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩,建立ELMAN神经网络模型,从而识别受试者主动运动意图。肌电信号与关节力矩之间的非线性映射模型可具体表示为:

$$[0035] \quad \tau_e = F(a_{1,i}, \dots, a_{1,i-m+1}; a_{2,i}, \dots, a_{2,i-m+1}; \dots a_{k,i}, \dots, a_{k,i-m+1};) \quad i=m, \dots, t$$

[0036] 其中 τ_e 表示预测所得的关节力矩, F 为非线性映射函数, $a_{k,i}$ 为第 k 块肌肉(第 k 个信号采集通道)的肌电信号, m 表示ELMAN神经网络模型的阶数。

[0037] S401:预处理后的多块肌肉的肌电信号及实时关节力矩可以表示为:

$$[0038] \quad \begin{cases} \tau_{a,i} = [\tau_{a,i,1}, \dots, \tau_{a,i,j}, \dots, \tau_{a,i,t}] \\ a_k = [a_{k,1}, \dots, a_{k,2}, \dots, a_{k,t}] \end{cases} \quad t = 8000$$

[0039] 其中, $\tau_{a,i}$ 表示 i 关节(肩关节、肘关节、腕关节)的关节力矩, a_k 为预处理后的第 k 块肌肉(第 k 个信号采集通道)的肌电信号。

[0040] S402:建立ELMAN神经网络模型,ELMAN神经网络分别由输入层、承接层、隐含层及输出层组成,在本发明中,所建立的ELMAN神经网络的输入信号为预处理后的多块肌肉的肌电信号,输出信号为人体真实意图下的肩、肘及腕关节的关节力矩,ELMAN神经网络模型具体数学表达式如下:

$$[0041] \quad \begin{cases} \tau_e(k) = \varphi(\omega_3 x(k)) \\ x(k) = \psi(\omega_1 x_c(k) + \omega_2 u(k-1)) \\ x_c(k) = x(k-1) \end{cases}$$

[0042] 其中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 分别为隐含层到承接层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的权重, u 表示输入信号, x_c 为隐含层到承接层的反馈状态向量, $\varphi(\cdot)$ 和 $\psi(\cdot)$ 表示转换函数, τ_e 为ELMAN神经网络预测的人体上肢肩、肘及腕关节的力矩,当 τ_e 已知时,由拉格朗日动力学模型可得关节角度以及角速度,具体数学表达式如下:

$$[0043] \quad \begin{cases} \dot{\theta}_{1,i} = \theta_{2,i} \\ \dot{\theta}_{2,i} = M^{-1}(\tau_{e,i} - C(\theta_{1,i}, \dot{\theta}_{1,i})\dot{\theta}_{1,i} - G(\theta_{1,i})) \end{cases}$$

[0044] 步骤S5的具体过程为:

[0045] 本发明将上肢外骨骼机器人控制问题转化为非线性等式在线求解问题,从而设计了基于抗噪归零神经网络的控制器,实现了上肢外骨骼机器人在噪声环境下对人体上肢的有效控制。

[0046] S501:将上肢外骨骼机器人控制问题转化为非线性等式在线求解问题,具体数学表达式为:

$$[0047] \quad f(x(t), t) = 0 \in \mathbb{R}^2$$

[0048] 其中, $f: \mathbb{R}^2 \times [0, +\infty) \rightarrow \mathbb{R}^2$ 是一个非线性映射函数, $t \in [0, +\infty)$ 为时间变量, $x(t)$ 变量为非线性等式在线所求解的变量,目的是使得所求解变量 $x(t)$ 无限趋近于理论解 $x^*(t)$,从而保证误差趋近于0,具体误差数学表达式为:

$$[0049] \quad e(t) = f(x^*(t), t) - f(x(t), t) = 0 - f(x(t), t)$$

[0050] 当 $x(t)$ 趋近于 $x^*(t)$ 时,误差 $e(t)$ 趋近于0,将非线性等式数学表达式转化为经典非线性动力学系统,具体形式如下:

$$[0051] \quad \begin{cases} \dot{x} = u(t) \\ y(t) = f(x(t), t) = -e(t) \end{cases}$$

[0052] S502:基于改进的归零神经网络模型设计步骤,设计基于抗噪归零神经网络模型的上肢外骨骼机器人控制器,其中,改进的归零神经网络模型具体设计公式如下:

$$[0053] \quad \dot{e}(t) = -\gamma e(t) - \lambda \int_0^t e(\tau) d\tau$$

[0054] 其中, $\gamma > 0, \lambda > 0$ 为可调参数,可以保证误差 $e(t)$ 全局指数收敛到0,同时,积分项的引入将主要用于抗噪声,结合抗噪的归零神经网络模型设计公式及误差的数学表达式,控制律可以表示如下:

$$[0055] \quad u(t) = -\left(\frac{\partial f(x(t), t)}{\partial x(t)}\right)^{-1} (\gamma f(x(t), t) + \lambda \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau + \frac{\partial f(x(t), t)}{\partial t})$$

[0056] 步骤S6的具体过程为:

[0057] 基于人体上肢和上肢外骨骼机器人,构建具有干扰项的人-上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型,具体数学表达式如下:

$$[0058] \quad M_1(\theta)\ddot{\theta} + C_1(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G_1(\theta) + \omega = \tau_e + \tau_{NTZNN}$$

[0059] 其中, $M_1(\theta)$ 为惯性矩阵, $C_1(\theta, \dot{\theta})$ 为离心力和科氏力矩阵, $G_1(\theta)$ 为重力项矩阵, θ 表示上肢三个关节的角度, $\dot{\theta}$ 为上肢三个关节的角速度, $\ddot{\theta}$ 为上肢三个关节的角加速度, ω 为系统中所考虑的噪声,在本发明中,考虑了常值噪声、线性噪声、随机噪声及混合噪声对系统的影响; τ_e 为ELMAN神经网络基于上肢多块肌肉肌电信号所预测的上肢多关节力矩,即系统中所考虑的人体主动运动意图; τ_{NTZNN} 为上肢外骨骼机器人控制输出力矩。基于ELMAN神经网络和抗噪声归零神经网络控制器,离散时间下的控制系统可以被表示为:

$$[0060] \quad \begin{cases} \dot{\theta}_{k+1} = f(\theta_k, t_k) + u_{NTZNN}(t_k) \\ \theta_{k+1} = \frac{5}{24}\theta_k + \frac{1}{2}\theta_{k-1} + \frac{1}{4}\theta_{k-2} + \frac{1}{6}\theta_{k-3} - \frac{1}{8}\theta_{k-4} + 2T_s\dot{\theta}_k \end{cases}$$

[0061] 其中, $\theta_k = [\theta_k; \dot{\theta}_k]$ 为时变状态变量, T_s 为采样时间,人体上肢主动运动意图下的关节角度及角速度为:

$$[0062] \quad f(\theta_{i,k}, t_k) = [\theta_{2,i,k}; M^{-1}(\tau_{e,i,k} - C(\theta_{1,i,k}, \dot{\theta}_{1,i,k})\dot{\theta}_{1,i,k} - G(\theta_{1,i,k}))]$$

[0063] 根据抗噪声归零神经网络模型的设计公式,系统的误差函数为:

$$[0064] \quad e_i(t_k) = \theta_{i,k}^d - \theta_{i,k}$$

[0065] 其中, $\theta_{i,k}^d$ 为上肢外骨骼机器人控制系统期望变量(角度传感器测得), $\theta_{i,k}$ 为系统输出变量,根据抗噪声归零神经网络模型的设计公式,控制器 $u_{NTZNN}(t_k)$ 可以被设计为:

$$[0066] \quad u_{NTZNN,j}(t_k) = \dot{\theta}_{i,k}^d + \gamma(\theta_{i,k}^d - \theta_{i,k}) + \lambda \sum_{j=0}^k (\theta_{i,j}^d - \theta_{i,j}) \cdot T_s$$

[0067] 其中, $\gamma > 0, \lambda > 0$ 为可调节参数, T_s 为采样时间, $\dot{\theta}_{i,k}^d$ 为期望的角速度,在 $u_{NTZNN}(t_k)$ 的控制之下,系统实现了上肢外骨骼机器人在噪声干扰情况下带动人体上肢进行康复训练。

[0068] 本发明在利用肌电信号识别人体主动运动意图的基础上,提出了一种基于抗噪归零神经网络的人-上肢外骨骼机器人交互控制算法,实现了人-上肢外骨骼机器人的交互控制。同时,抗噪归零神经网络的引入,提高了系统的控制精度和抗噪声性能,实现了在噪声干扰的情况下对上肢外骨骼机器人的良好控制,为患者提供一个舒适、主动、安全的康复训练环境。

附图说明

[0069] 图1为本发明所述基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法及系统流程框图;

[0070] 图2为本发明所述信号采集过程中,上肢三角肌前束、三角肌后束、肱二头肌、肱三头肌、桡侧腕屈肌及桡侧腕伸肌的原始肌电信号图。

[0071] 图3为本发明所述信号采集过程中,上肢肩关节、肘关节及腕关节的角度变化图。

[0072] 图4为本发明所述信号经过滤波处理后,上肢三角肌前束、三角肌后束、肱二头肌、肱三头肌、桡侧腕屈肌及桡侧腕伸肌的肌电信号图。

[0073] 图5为本发明所述基于上肢拉格朗日动力学模型的上肢肩关节、肘关节及腕关节的关节力矩 τ_a 图。

[0074] 图6为本发明所述基于ELMAN神经网络预测的上肢肩关节、肘关节及腕关节的关节力矩 τ_e 图。

[0075] 图7为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肩关节角度跟踪图。

[0076] 图8为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肩关节角速度跟踪图。

[0077] 图9为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肩关节角度跟踪误差图。

[0078] 图10为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肩关节角速度跟踪误差图。

[0079] 图11为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肘关节角度跟踪图。

[0080] 图12为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肘关节角速度

跟踪图。

[0081] 图13为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肘关节角度跟踪误差图。

[0082] 图14为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢肘关节角速度跟踪误差图。

[0083] 图15为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢腕关节角度跟踪图。

[0084] 图16为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢腕关节角速度跟踪图。

[0085] 图17为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢腕关节角度跟踪误差图。

[0086] 图18为本发明所述基于抗噪声归零神经网络模型控制方法的上肢腕关节角速度跟踪误差图。

具体实施方式

[0087] 为更加清晰、完整地描述本发明所述控制方法及其数据具体处理、设计过程,以下结合附图对本发明做进一步描述,本领域相关技术人员可按说明书所述内容实现本发明:

[0088] 本发明公开了一种基于表面肌电信号的上肢外骨骼机器人控制方法,系统流程图如图1所示,所述方法具体步骤如下:

[0089] S1:根据测试者的主动运动意图,同步采集测试者上肢多块肌肉的肌电信号以及肩、肘、腕三个关节的运动角度信号;

[0090] 本步骤S1中,所述信号采集系统是由一套肌电信号采集设备和3个角度传感器组成,所采集的人体上肢肌电信号包括三角肌前束、三角肌后束、肱二头肌、肱三头肌、桡侧腕屈肌及桡侧腕伸肌的肌肉信号,角度信号包括肩关节、肘关节及腕关节在矢状面运动的关节角度信号,步骤S1具体过程为:

[0091] S101:利用酒精将所需采集的六块肌肉对应的皮肤表面进行擦拭清理;

[0092] S102:在所需采集的六块肌肉对应的皮肤表面粘贴电极片,将肌电采集系统的信号发射器与电极片连接,信号接收器与计算机连接,同时,将所需的三个角度传感器分别绑定于上肢大臂、小臂及手掌;将肌电信号采集设备及角度传感器分别与电脑连接。

[0093] S103:受试者上肢在矢状面做自由摆动,利用肌电信号采集设备及角度传感器实时采集上肢多块肌肉肌电信号及三个关节运动角度信号。

[0094] 经过步骤S1的信号采集过程,如图2所示为本发明所述信号采集过程中,上肢三角肌前束、三角肌后束、肱二头肌、肱三头肌、桡侧腕屈肌及桡侧腕伸肌的原始肌电信号图。如图3所示为上肢肩关节、肘关节及腕关节的角度变化图。

[0095] S2:肌电信号预处理;

[0096] 本步骤S2中,利用高通滤波器、低通滤波器、陷波滤波器等对所采集的肌电信号进行滤波处理,同时对预处理后的肌电信号进行子采样处理,具体过程如下:

[0097] S201:设计500HZ的高通滤波器,去除高频信号的干扰;

[0098] S202:设计20HZ的低通滤波器,去除低频信号的干扰;

[0099] S203:设计50HZ的陷波滤波器,去除工频信号的干扰;

[0100] S204:将经过步骤S201,S202及S203滤波处理后的肌电信号进行全波整流处理,全波整流的数学表达式为:

$$[0101] \quad sEMG_r(n) = |sEMG_p(n)|$$

[0102] 其中 $sEMG_p(n)$ 表示经过步骤S201,S202及S203滤波处理后的第 n 次采样的肌电信号的幅值, $sEMG_r(n)$ 为全波整流后的第 n 次采样的肌电信号的幅值;

[0103] S205:将经过步骤S204全波整流后的肌电信号 $sEMG_r(n)$ 进行子采样,使得肌电信号的采样频率与角度信号的采样频率保持一致,具体数学表达式为:

$$[0104] \quad sEMG_s(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=nN-N+1}^{nN} sEMG_r(i)$$

[0105] 其中 N 表示子采样的次数, $sEMG_s(n)$ 为子采样之后与角度信号保持相同采样频率的肌电信号,经过信号预处理后的六块肌肉的肌电信号如图4所示。

[0106] S3:构建人体上肢的拉格朗日动力学模型,基于实时关节运动角度信息,计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩;

[0107] 本步骤S3中,首先基于上肢骨骼形态建立上肢拉格朗日动力学模型,其次,根据所采集的上肢肩、肘及腕三个关节在矢状面运动的角度信息,结合动力学模型,计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩。具体过程如下:

[0108] S301:根据人体上肢骨骼形态,构建人体上肢的拉格朗日动力学模型,具体数学表达式为:

$$[0109] \quad M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta) = \tau_a$$

[0110] 其中, $M(\theta)$ 为惯性矩阵, $C(\theta, \dot{\theta})$ 为离心力和科氏力矩阵, $G(\theta)$ 为重力项矩阵, θ 表示上肢三个关节的角度, $\dot{\theta}$ 为上肢三个关节的角速度, $\ddot{\theta}$ 为上肢三个关节的角加速度, τ_a 为受试者在运动过程中上肢肩、肘、腕三个关节的力矩。

[0111] S302:根据角度传感器所采集的上肢肩、肘、腕三个关节在矢状面实时运动角度信息,结合所建立的人体上肢拉格朗日动力学模型,计算上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩。如图5为本发明所述基于上肢拉格朗日动力学模型的上肢肩关节、肘关节及腕关节的关节力矩 τ_a 图。

[0112] S4:建立ELMAN神经网络预测模型,对测试者主动运动意图进行识别;

[0113] 本步骤S4中,将基于预处理后的肌电信号和上肢肩、肘、腕三个关节的实时力矩 τ_a ,建立ELMAN神经网络预测模型,从而识别受试者主动运动意图 τ_e 。肌电信号与关节力矩之间的非线性映射模型可具体表示为:

$$[0114] \quad \tau_e = F(a_{1,i}, \dots, a_{1,i-m+1}; a_{2,i}, \dots, a_{2,i-m+1}; \dots a_{k,i}, \dots, a_{k,i-m+1};) \quad i=m, \dots, t$$

[0115] 其中 τ_e 表示预测所得的关节力矩, F 为非线性映射函数, $a_{k,i}$ 为第 k 块肌肉(第 k 个信号采集通道)的肌电信号, m 表示ELMAN神经网络模型的阶数。

[0116] S401:预处理后的多块肌肉的肌电信号及实时关节力矩可以表示为:

$$[0117] \quad \begin{cases} \tau_{a,i} = [\tau_{a,i,1}, \dots, \tau_{a,i,j}, \dots, \tau_{a,i,t}] \\ a_k = [a_{k,1}, \dots, a_{k,2}, \dots, a_{k,t}] \end{cases} \quad t = 8000$$

[0118] 其中, $\tau_{a,i}$ 表示 i 关节 (肩关节、肘关节、腕关节) 的关节力矩, a_k 为预处理后的第 k 块肌肉 (第 k 个信号采集通道) 的肌电信号。

[0119] S402: 建立ELMAN神经网络模型, ELMAN神经网络分别由输入层、承接层、隐含层及输出层组成, 在本发明中, 所建立的ELMAN神经网络的输入信号为预处理后的多块肌肉的肌电信号, 输出信号为人体真实意图下的肩、肘及腕关节的关节力矩 τ_a , ELMAN神经网络模型具体数学表达式如下:

$$[0120] \quad \begin{cases} \tau_e(k) = \varphi(\omega_3 x(k)) \\ x(k) = \psi(\omega_1 x_c(k) + \omega_2 u(k-1)) \\ x_c(k) = x(k-1) \end{cases}$$

[0121] 其中, ω_1 , ω_2 , ω_3 分别为隐含层到承接层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的权重, u 表示输入信号, x_c 为隐含层到承接层的反馈状态向量, $\varphi(\cdot)$ 和 $\psi(\cdot)$ 表示转换函数, 由ELMAN神经网络预测的人体上肢肩、肘及腕关节的力矩为 τ_e , 当 τ_e 已知时, 由拉格朗日动力学模型可得关节角度以及角速度, 具体数学表达式如下:

$$[0122] \quad \begin{cases} \dot{\theta}_{1,i} = \theta_{2,i} \\ \dot{\theta}_{2,i} = M^{-1}(\tau_{e,i} - C(\theta_{1,i}, \dot{\theta}_{1,i})\dot{\theta}_{1,i} - G(\theta_{1,i})) \end{cases}$$

[0123] 需要指出的是, 在神经网络模型的预测过程中, 将选用数据集的一半作为训练集, 一半作为测试集。神经网络模型预测结束后, 对比预测的关节力矩 τ_e 和实时力矩 τ_a , 如图6所示为本发明所述基于ELMAN神经网络预测的上肢肩关节、肘关节及腕关节的关节力矩 τ_e 。

[0124] S5: 设计抗噪声归零神经网络控制器

[0125] 本步骤S5中, 将上肢外骨骼机器人控制问题转化为非线性等式在线求解问题, 从而设计了基于抗噪声归零神经网络的控制器, 实现了上肢外骨骼机器人在噪声环境下对人体上肢的有效控制。

[0126] S501: 将上肢外骨骼机器人人机交互控制问题转化为非线性等式在线求解问题, 具体数学表达式为:

$$[0127] \quad f(x(t), t) = 0 \in \mathbb{R}^2$$

[0128] 其中, $f: \mathbb{R}^2 \times [0, +\infty) \rightarrow \mathbb{R}^2$ 是一个非线性映射函数, $t \in [0, +\infty)$ 为时间变量, $x(t)$ 变量为非线性等式在线所求解的变量, 目的是使得所求解变量 $x(t)$ 无限趋近于理论解 $x^*(t)$, 从而保证误差趋近于0, 具体误差数学表达式为:

$$[0129] \quad e(t) = f(x^*(t), t) - f(x(t), t) = 0 - f(x(t), t)$$

[0130] 当 $x(t)$ 趋近于 $x^*(t)$ 时, 误差 $e(t)$ 趋近于0, 将非线性等式数学表达式转化为经典非线性动力学系统, 具体形式如下:

$$[0131] \quad \begin{cases} \dot{x} = u(t) \\ y(t) = f(x(t), t) = -e(t) \end{cases}$$

[0132] S502: 基于改进的归零神经网络模型设计公式, 设计上肢外骨骼机器人控制器, 其中, 改进的归零神经网络模型具体设计公式如下:

$$[0133] \quad \dot{e}(t) = -\gamma e(t) - \lambda \int_0^t e(\tau) d\tau$$

[0134] 其中, $\gamma > 0, \lambda > 0$ 为可调参数, 可以保证误差 $e(t)$ 全局指数收敛到 0, 同时, 积分项的引入将主要用于抗噪声, 结合抗噪的归零神经网络模型设计公式及误差的数学表达式, 控制律可以表示如下:

$$[0135] \quad u(t) = -\left(\frac{\partial f(x(t), t)}{\partial x(t)}\right)^{-1} \left(\gamma f(x(t), t) + \lambda \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau + \frac{\partial f(x(t), t)}{\partial t} \right)$$

[0136] S6: 构建具有干扰项的上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型, 设计控制器, 实现上肢外骨骼机器人的有效控制。

[0137] 在本步骤 S6 中, 基于人体主动运动意图和上肢外骨骼机器人, 构建了具有干扰项的上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型, 以角度传感器所测角度作为控制系统期望变量, 与控制系统实际输出作差, 从而得到控制系统误差, 根据步骤 S5 中控制器的设计步骤, 设计上肢外骨骼机器人肩、肘及腕三个关节的控制器, 实现上肢外骨骼机器人对患者上肢的有效控制。具体过程如下:

[0138] S601: 构建具有干扰项的人-上肢外骨骼机器人拉格朗日动力学模型, 具体数学表达式如下:

$$[0139] \quad M_1(\theta)\ddot{\theta} + C_1(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G_1(\theta) + \omega = \tau_e + \tau_{NTZNN}$$

[0140] 其中, $M_1(\theta)$ 为惯性矩阵, $C_1(\theta, \dot{\theta})$ 为离心力和科氏力矩阵, $G_1(\theta)$ 为重力项矩阵, ω 为系统中所考虑的噪声, θ 表示上肢三个关节的角度, $\dot{\theta}$ 为上肢三个关节的角速度, $\ddot{\theta}$ 为上肢三个关节的角加速度, 在本发明中, 考虑了常值噪声、线性噪声、随机噪声及混合噪声对系统的影响; τ_e 为 ELMAN 神经网络基于上肢多块肌肉肌电信号所预测的上肢多关节力矩, 即系统中所考虑的人体主动运动意图; τ_{NTZNN} 为上肢外骨骼机器人控制输出力矩。基于 ELMAN 神经网络和抗噪声归零神经网络控制器, 离散时间下的控制系统可以被表示为:

$$[0141] \quad \begin{cases} \dot{\theta}_{k+1} = f(\theta_k, t_k) + u_{NTZNN}(t_k) \\ \theta_{k+1} = \frac{5}{24}\theta_k + \frac{1}{2}\theta_{k-1} + \frac{1}{4}\theta_{k-2} + \frac{1}{6}\theta_{k-3} - \frac{1}{8}\theta_{k-4} + 2T_s\dot{\theta}_k \end{cases}$$

[0142] 其中, $\theta_k = [\theta_k; \dot{\theta}_k]$ 为时变状态变量, θ_k 为关节角度, $\dot{\theta}_k$ 为关节角速度, T_s 为采样时间, 人体上肢主动运动意图下的关节角度及角速度为:

$$[0143] \quad f(\theta_{i,k}, t_k) = [\theta_{2,i,k}; M^{-1}(\tau_{e,j,k} - C(\theta_{1,i,k}, \dot{\theta}_{1,i,k})\dot{\theta}_{1,i,k} - G(\theta_{1,i,k}))]$$

[0144] 根据抗噪声归零神经网络模型的设计公式, 系统的误差函数为:

$$[0145] \quad e_i(t_k) = \theta_{i,k}^d - \theta_{i,k}$$

[0146] 其中, $\theta_{i,k}^d$ 为上肢外骨骼机器人控制系统期望变量 (角度传感器测得), $\theta_{i,k}$ 为系统输出变量, 根据抗噪声归零神经网络模型的设计公式, 控制器 $u_{NTZNN}(t_k)$ 可以被设计为:

$$[0147] \quad u_{NTZNN,i}(t_k) = \dot{\theta}_{i,k}^d + \gamma(\theta_{i,k}^d - \theta_{i,k}) + \lambda \sum_{j=0}^k (\theta_{i,j}^d - \theta_{i,j}) \cdot T_s$$

[0148] 其中, $\gamma > 0, \lambda > 0$ 为可调参数, $\dot{\theta}_{i,k}^d$ 为期望的角速度, 在 $u_{NTZNN}(t_k)$ 的控制之下, 系统

实现了上肢外骨骼机器人在噪声干扰的情况下带动人体上肢进行康复训练。

[0149] 如图7-图18所示分别为上肢三个关节角度跟踪图、角速度跟踪图、角度跟踪误差图及角速度跟踪误差图。上肢外骨骼机器人在 $u_{NTZNN}(t_k)$ 的控制之下,实现了上肢肩关节、肘关节及腕关节的良好控制,具体反应在控制器输出轨迹良好的跟踪了系统期望轨迹,且误差最小可达到 10^{-5} 。

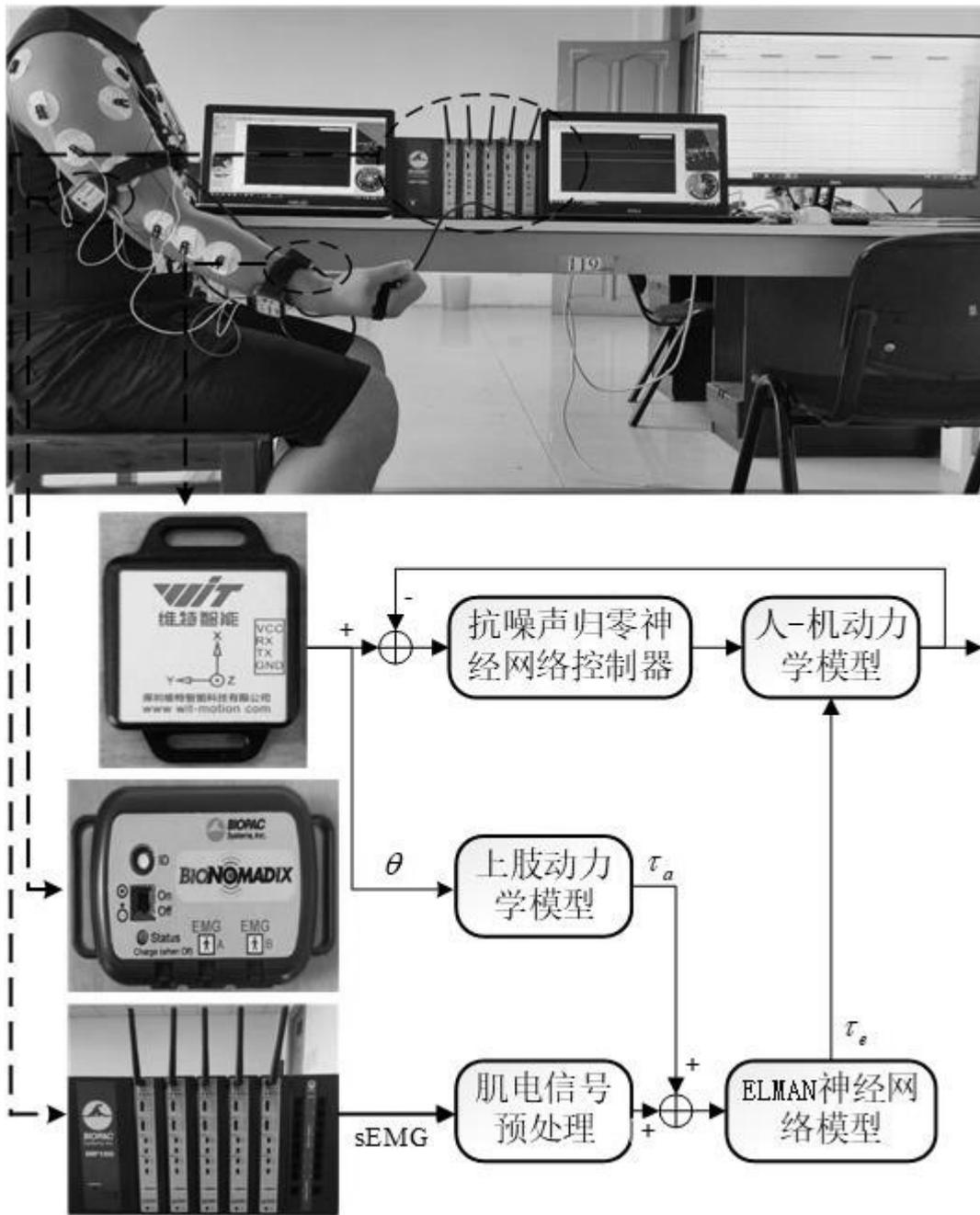


图1

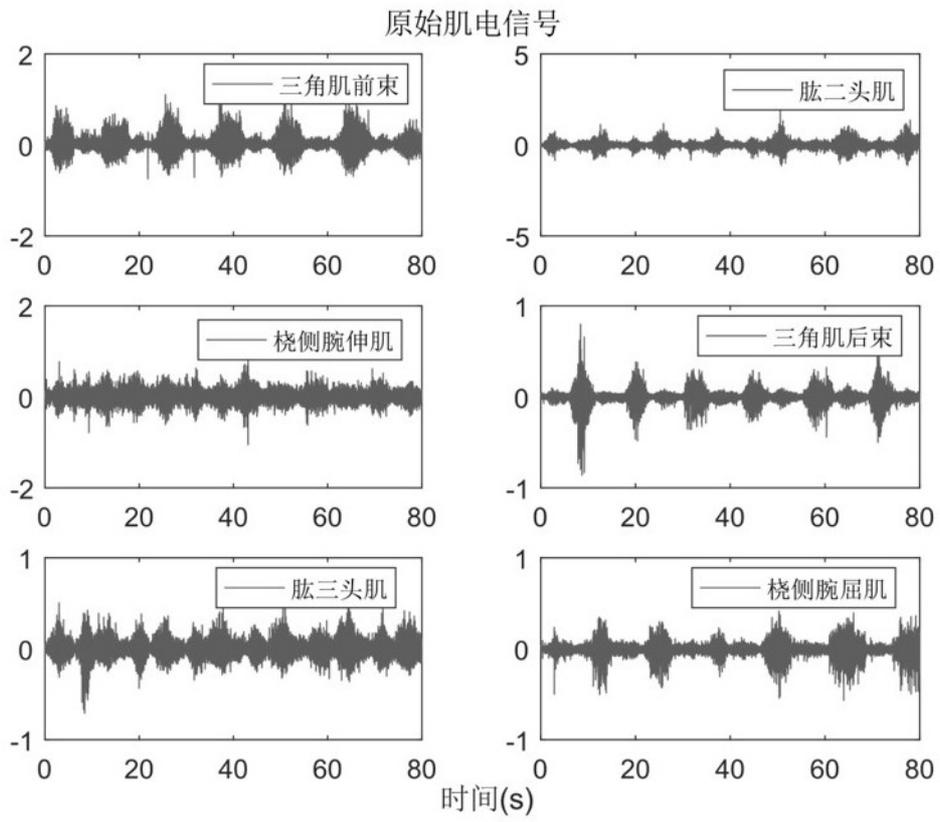


图2

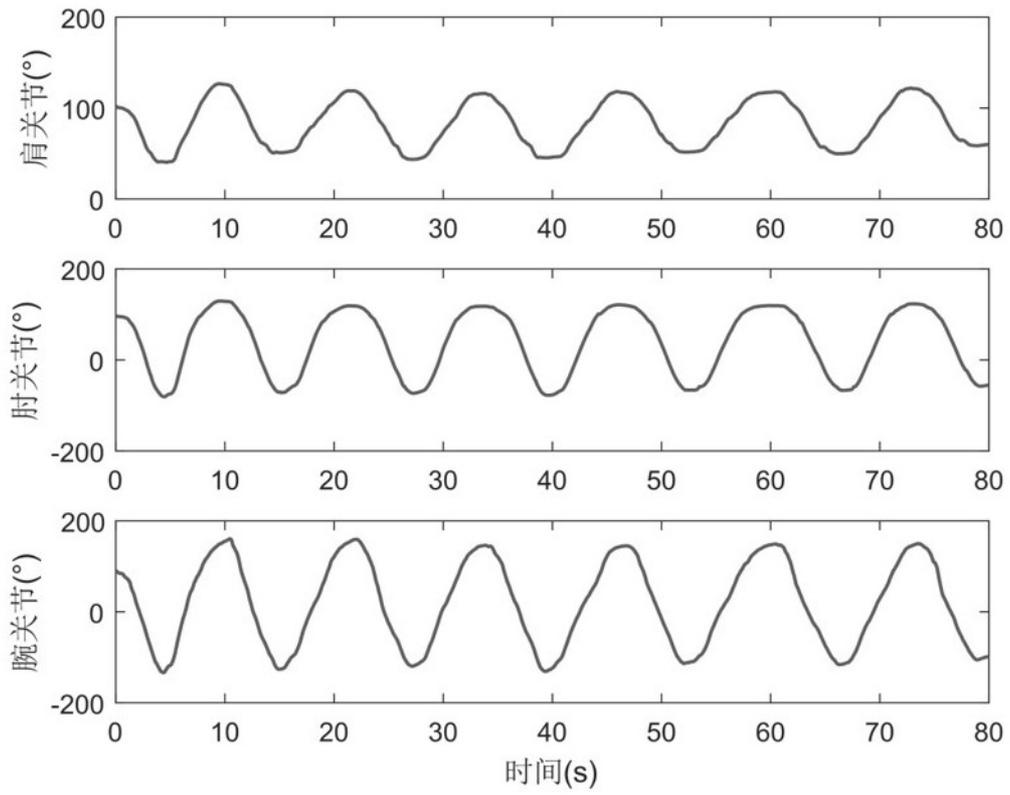


图3

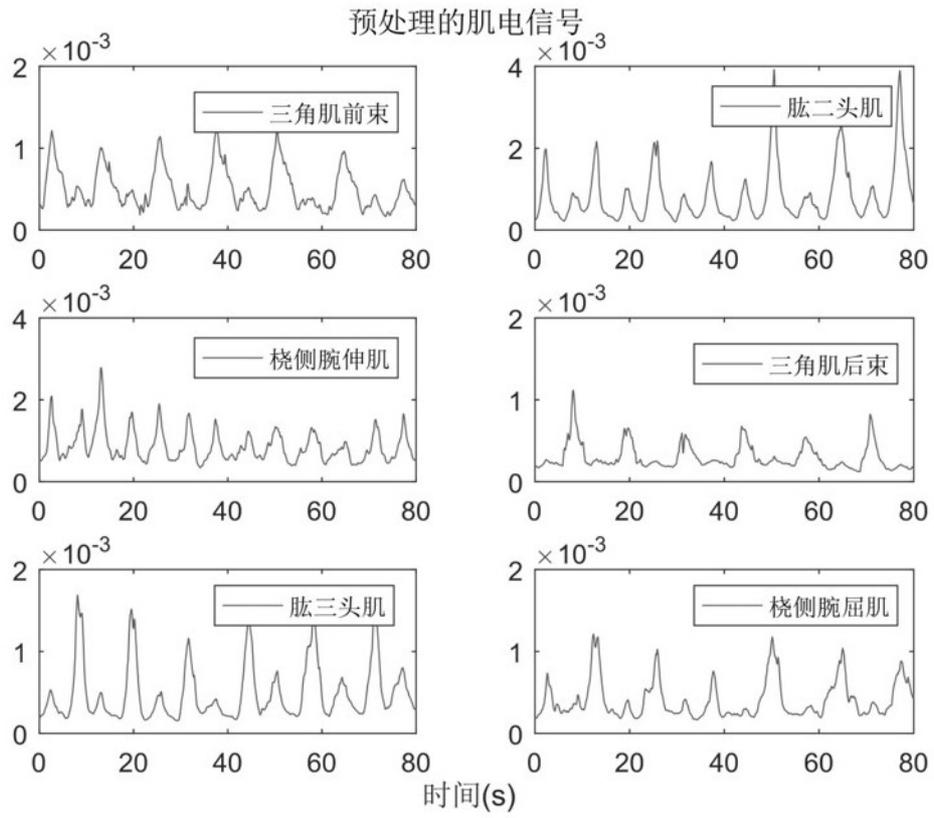


图4

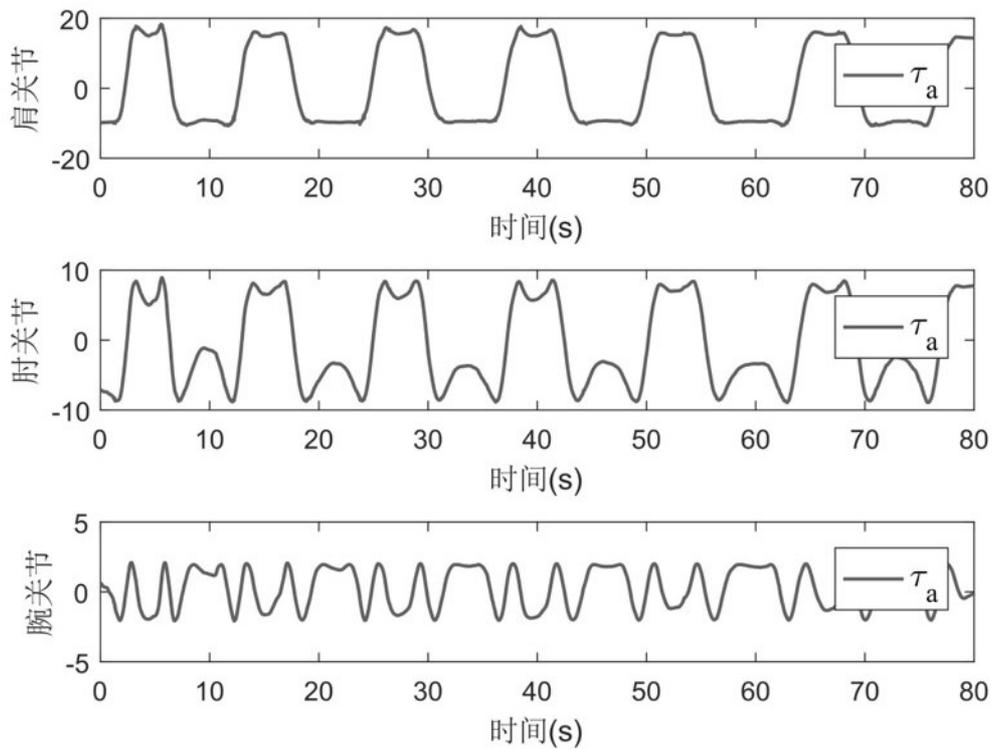


图5

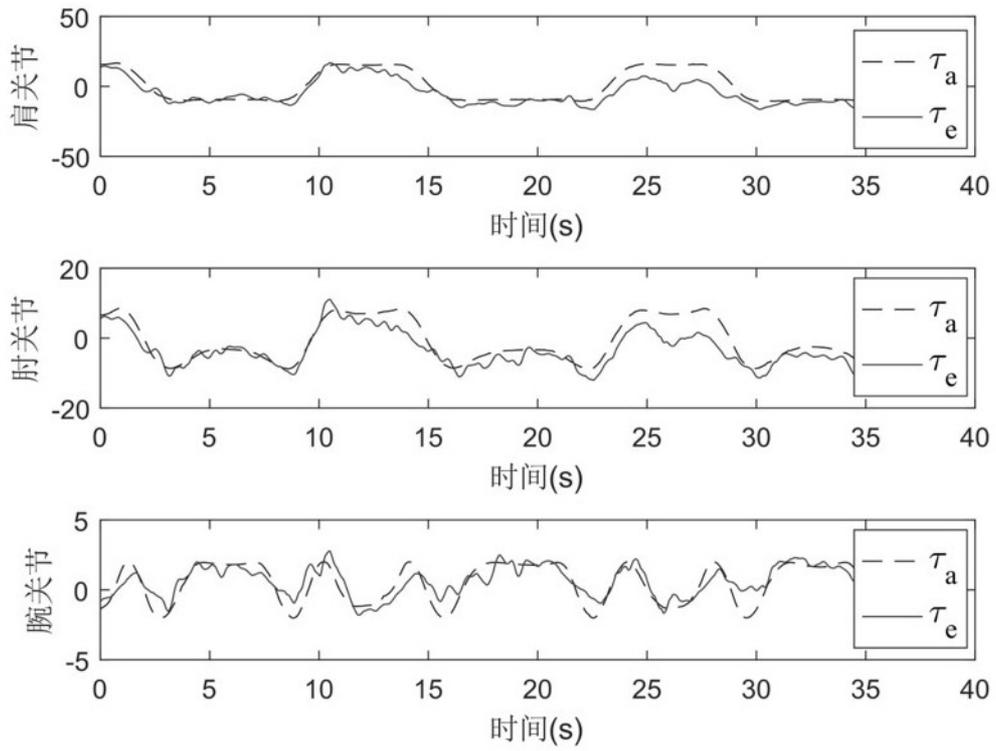


图6

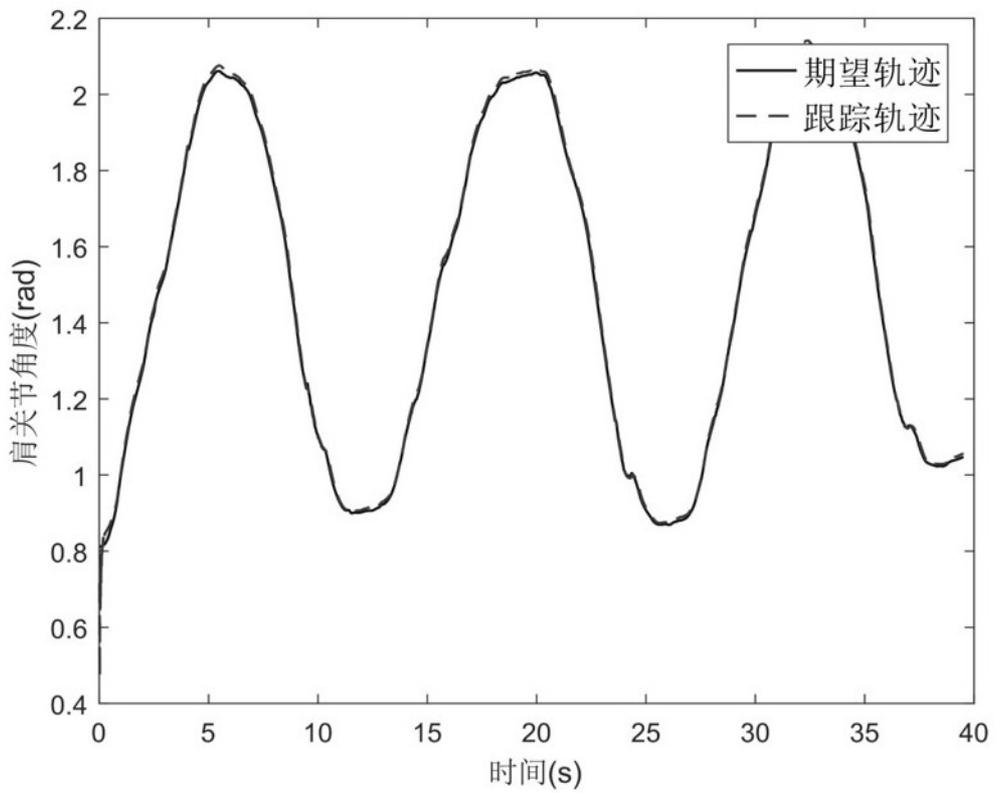


图7

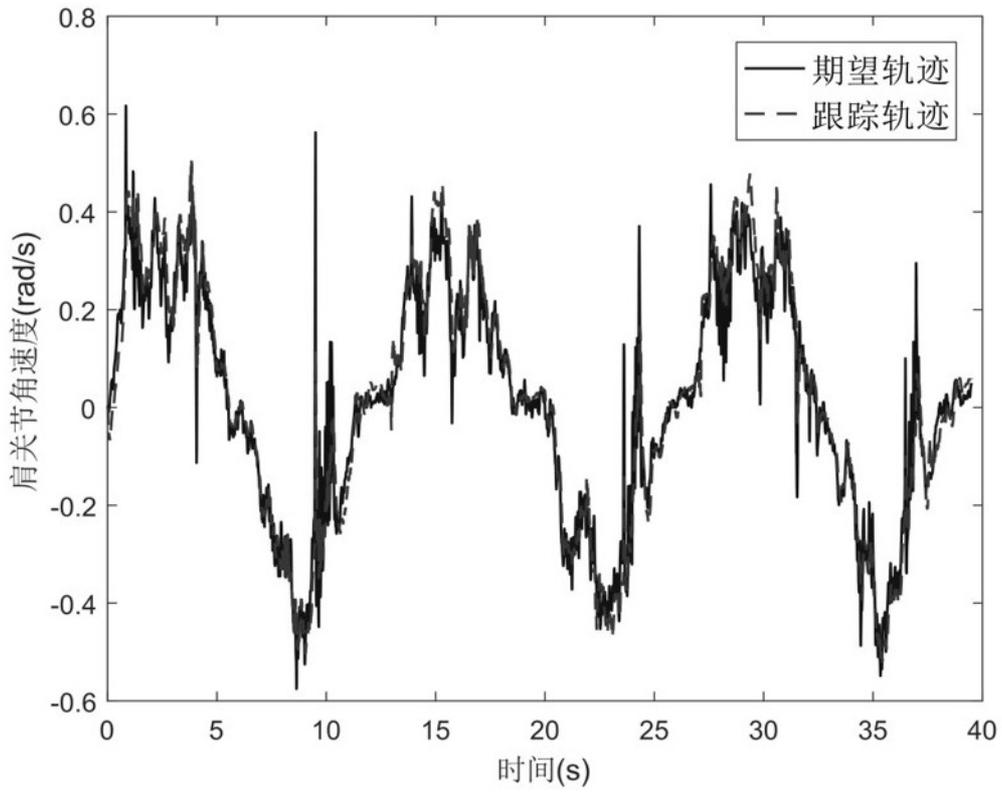


图8

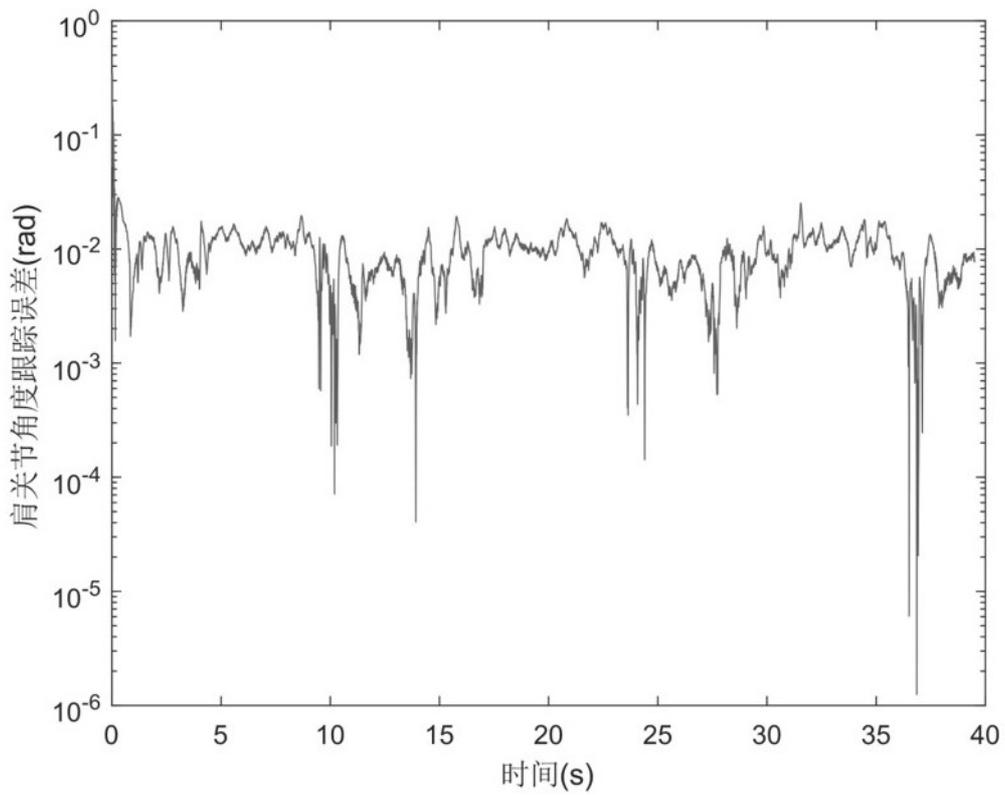


图9

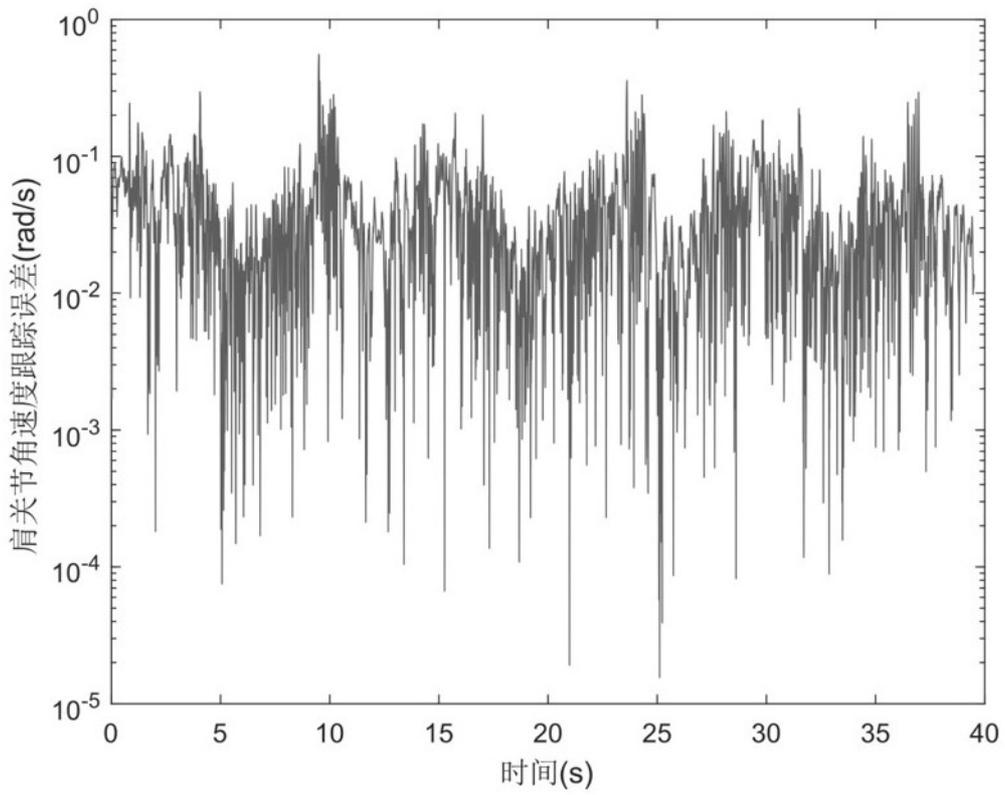


图10

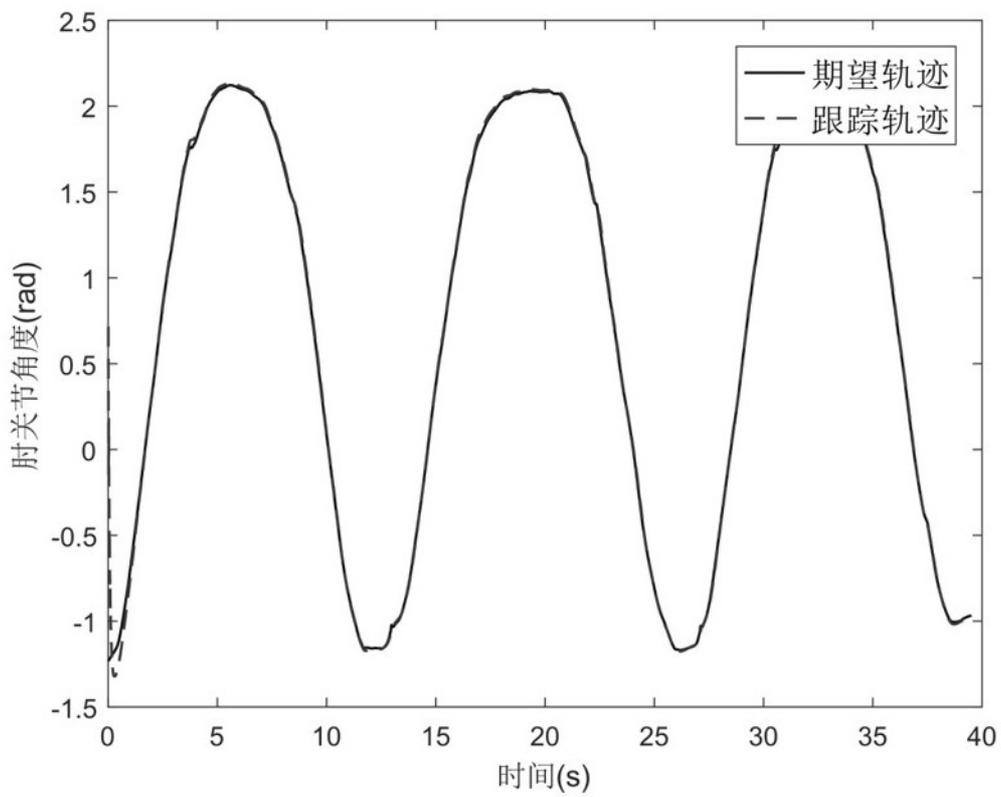


图11

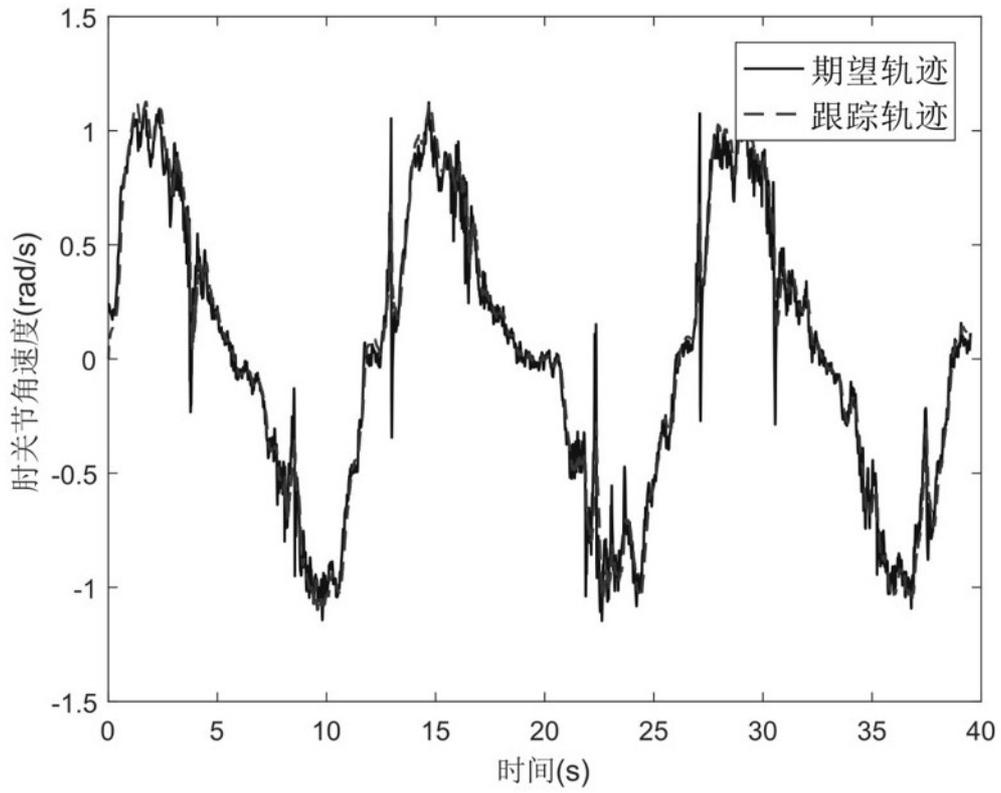


图12

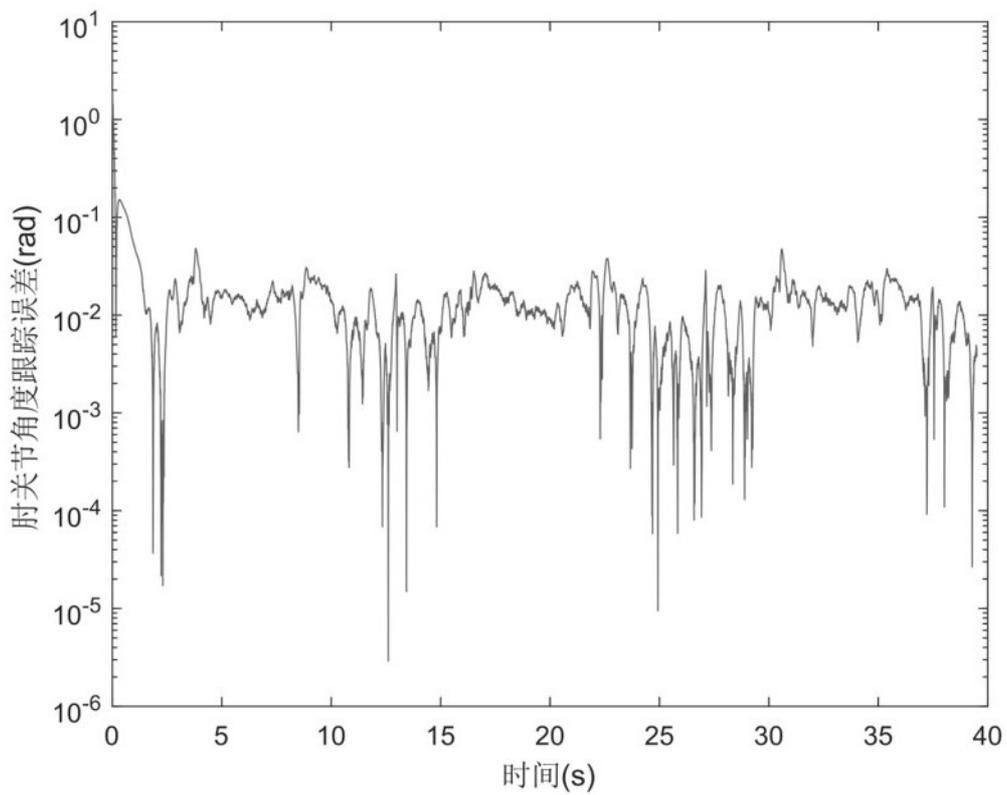


图13

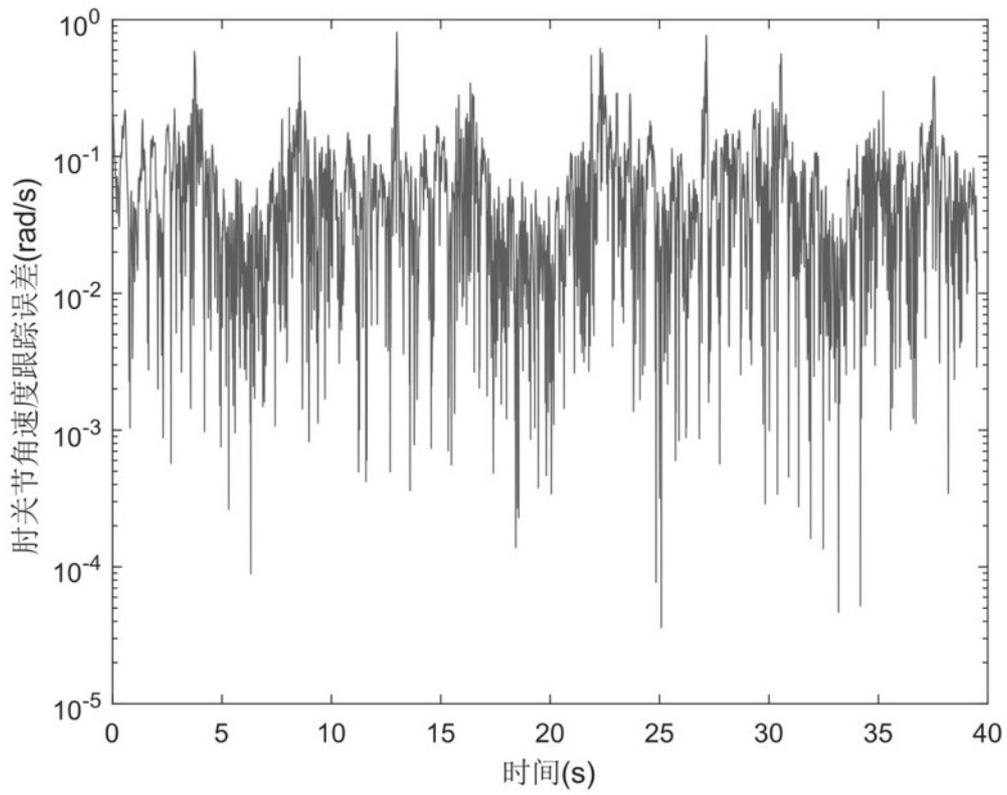


图14

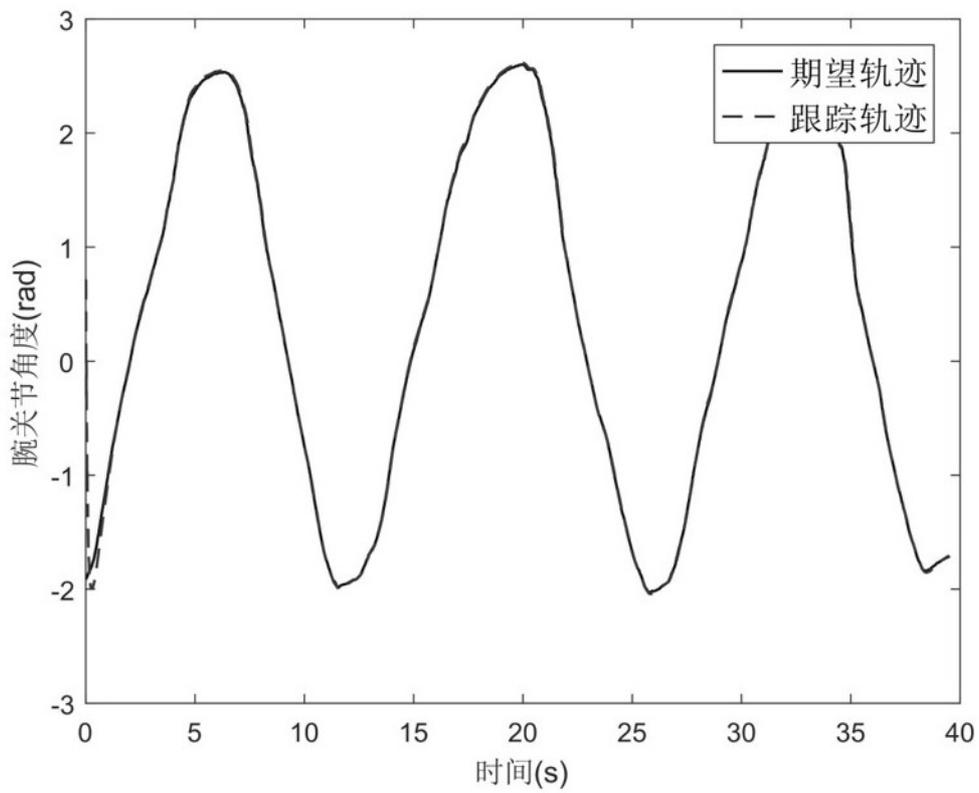


图15

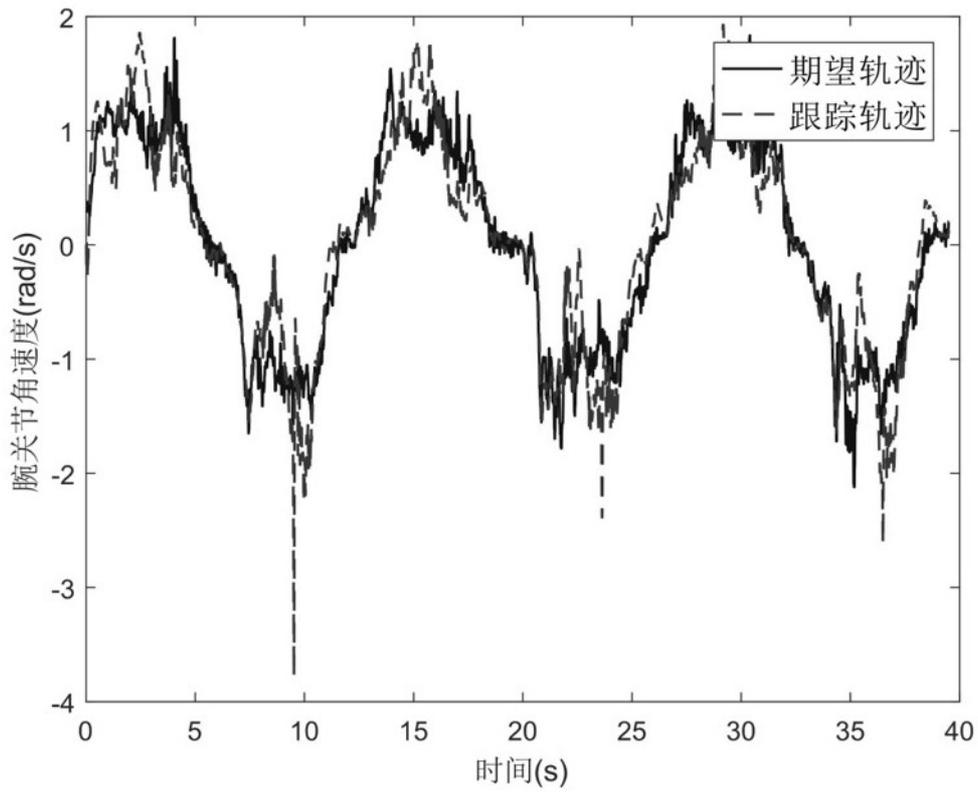


图16

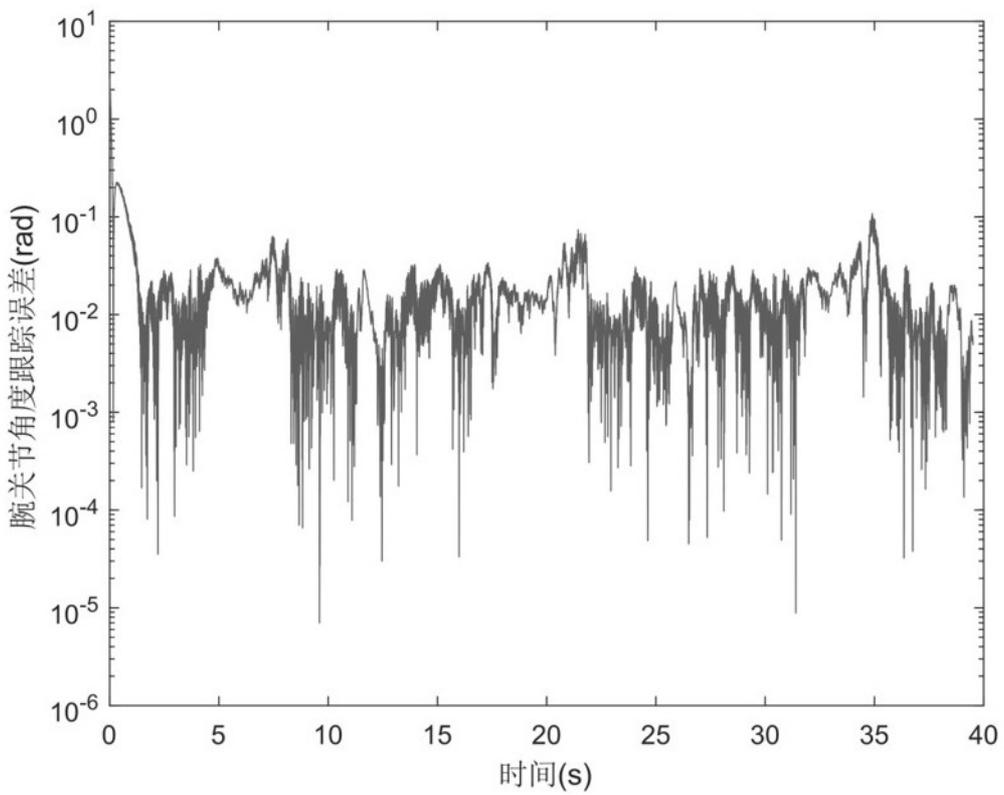


图17

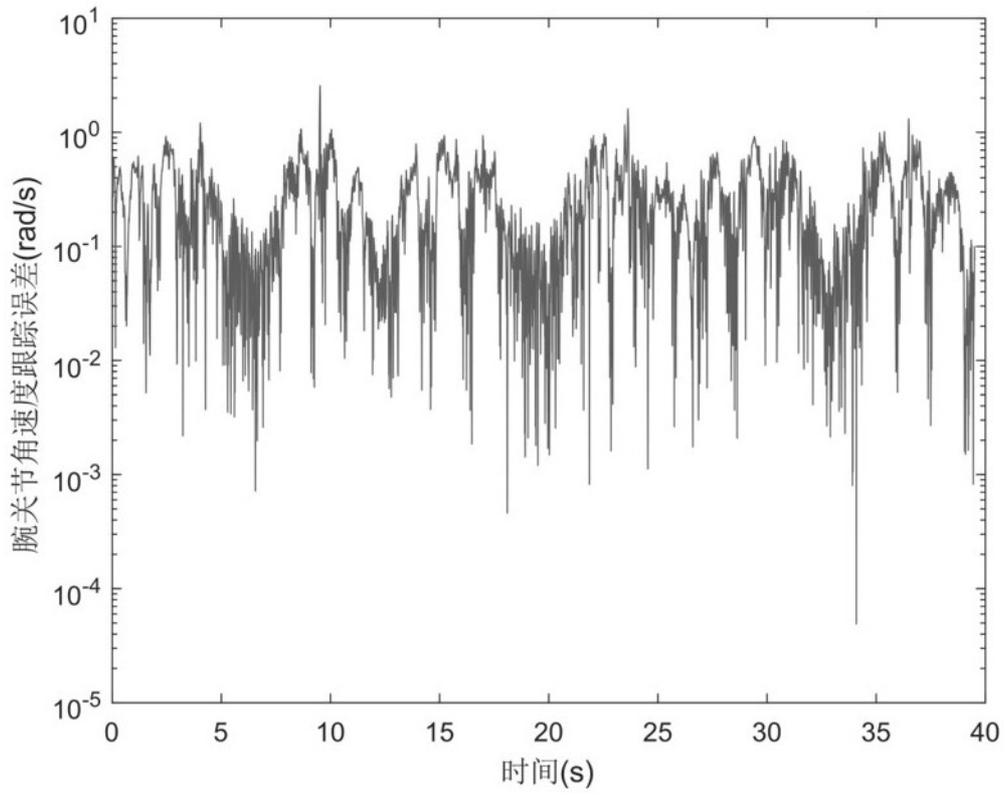


图18