

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209962

# 基于 sEMG 和肌肉骨骼模型的手指 多关节力矩耦合分析\*

谢 平<sup>1</sup>, 肖俊明<sup>1</sup>, 于金须<sup>2</sup>, 张立杰<sup>2</sup>, 杜义浩<sup>1</sup>

(1. 燕山大学电气工程学院河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004;  
2. 燕山大学机械工程学院河北省重型机械流体动力传输与控制实验室 秦皇岛 066004)

**摘 要:**手指内部力矩受表面肌电信号、肌力、手部姿态等因素影响而无法直接获取,为了实时且准确地获取手指各关节力矩以及耦合力矩并应用于手部康复机器人的交互控制中,提出了一种基于表面肌电信号和肌肉骨骼模型的手指多关节力矩和耦合力矩分析与实时获取方法。首先设计了自适应手指关节角度采集系统,通过实验同步采集指浅屈肌与指伸肌的肌电信号以及手指各关节的角度数据,建立手指多关节力矩模型,从而获取手指各关节力矩。然后建立手指 D-H 模型,结合虚功原理获取手指的耦合力矩。最后,辨识了手指多关节力矩模型的参数,并通过 OpenSim 软件获取了仿真力矩。计算力矩与仿真力矩的对比结果显示:4 名被试 3 个关节力矩的均方根误差分别为 0.156 7、0.097 425、0.084 95,证明了该方法能够实时并准确的获取手指各关节力矩和耦合力矩,能够满足手部康复机器人交互控制准确性和实时性的需求。

**关键词:**单关节力矩;sEMG;关节角度;肌肉骨骼模型;耦合力矩;D-H 模型;交互控制

**中图分类号:** TH911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Multi-joint torque coupling analysis of fingers based on sEMG and musculoskeletal model

Xie Ping<sup>1</sup>, Xiao Junming<sup>1</sup>, Yu Jinxu<sup>2</sup>, Zhang Lijie<sup>2</sup>, Du Yihao<sup>1</sup>

(1. Key Lab of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Institute of Electric Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Key Laboratory of Heavy Machinery Fluid Power Transmission and Control of Hebei Province, Institute of Mechanical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** The internal torque of fingers is affected by surface electromyography (sEMG) signals, muscle strength, hand posture and other factors, which cannot be obtained directly. To obtain the torques and coupling torque of finger joints in real time as well as accurately, and apply them to the interactive control of hand rehabilitation robots, a method for analyzing and acquiring the torques and coupling torque of finger joints based on sEMG and musculoskeletal model is proposed. Firstly, an adaptive finger joints angle acquisition system is designed. Through experiments, the sEMG signals of the flexor digitorum superficialis (FDS) and the extensor digitorum communis (EDC) and the angle data of each finger joint are collected simultaneously. The torque model of the finger joints is formulated and the torque of each joint of the fingers is obtained. Then, the finger D-H model is established, and the coupling torque of the finger joints is obtained by combining the principle of virtual work. Finally, the parameters of the multi-joint torque model are determined, and the simulated torque is achieved through OpenSim software. By comparing the results of the calculated torques and the simulated torques, the root mean square error of three joint torques of the four subjects are 0.156 7, 0.097 425 and 0.084 95, respectively. Results show that the method can obtain the torque and coupling torque of each joint of the finger in real time and accurately, which can meet the requirements of accuracy and real-time interactive control of hand rehabilitation robots.

**Keywords:** single joint torque; sEMG; joint angle; musculoskeletal model; coupling torque; D-H model; interactive control

收稿日期:2022-06-14 Received Date: 2022-06-14

\* 基金项目:国家自然科学基金区域联合项目(U20A20192)、国家自然科学基金项目(62076216)、河北省自然科学基金重点项目(F2022203079)资助

## 0 引言

随着人机交互设备越来越广泛的应用到人体的康复训练过程中<sup>[1]</sup>,对人机交互设备的控制提出了更高的要求。以手部康复机器人为例,控制要求已经从轨迹模拟、运动模拟上升到主动力模拟。人体手部运动由多个指关节协同完成,在康复机械手的力矩控制中,不仅需要测算患者的单关节的力矩,还需要对多关节共同作用于末端关节的耦合力矩进行解析,从而实现精确的主动力模拟,避免由于施加错误的关节力矩而导致的二次伤害。实时获取手指各关节的精准主动力矩,并控制康复机器人施加辅助力矩来模拟主动力矩,这是近年来生物力学领域最具挑战的研究项目之一,对于康复医疗<sup>[2-3]</sup>、人机耦合<sup>[4,6]</sup>、辅助矫形<sup>[7-8]</sup>等都具有重要意义。

肌肉骨骼模型,作为一种基于生物力学建立的数学模型,结合表面肌电信号、关节角度和对应的生理参数后能够对肢体运动时的关节力矩进行有效计算<sup>[9-11]</sup>,Peng等<sup>[12]</sup>提出了一种基于肌电信号驱动的肌肉骨骼模型,预测在前臂屈伸过程中上肢肌肉产生的力矩,并以该力矩值为标准来控制上肢康复机器人输出辅助力矩。Li等<sup>[13]</sup>提出了一种上肢外骨骼机器人的自适应阻抗控制方法,该方法利用肌肉骨骼模型和肌电信号预测前臂运动时的关节力矩,从而完成对上肢外骨骼机器人的柔顺控制。Zhuang等<sup>[14]</sup>利用肌肉骨骼模型求解踝关节力矩,用于增强人机交互力矩的同步性。Lloyd等<sup>[15]</sup>采集被试下肢膝关节表面的肌电信号,带入到改进的模型中对实验者的膝关节力矩进行了估计,最终得到了R2值在0.91附近的预测结果。Rajagopal等<sup>[16]</sup>对下肢整体进行相应的分析,同时对正常步速行走和规定速度奔跑两种状态下的关节力矩进行了有效估计。Han等<sup>[17]</sup>通过将正向动力学融入肌肉骨骼模型来估计人体上肢肘关节力矩,并借助闭环控制方法预测肘关节的连续运动。

目前基于sEMG和肌肉骨骼模型进行力矩估计的对象多为四肢大关节,鲜有对于多关节、多自由度的小关节进行力矩估计的研究。另外在控制层面上,上肢肘关节和下肢膝关节的单关节力矩即为对应肢体的合力矩,可以直接利用计算的单关节的力矩值作为康复机器人交互控制的输入参数。四肢关节的骨骼肌和关节体积较大,便于进行肌电信号和关节角度等数据采集,而且四肢关节为独立单关节,关节力矩解析较为容易。而对于手指的关节力矩分析主要有以下难点:1)手指具有掌指关节(MCP)、近端指间关节(PIP)、远端指间关节(DIP)3个关节,且关节间隙较小,难以同步采集所有关节角度;2)手指各关节存在较强的关联

性<sup>[18]</sup>,手指内部力矩受肌电信号、肌力和手部姿态等多因素影响,手指各单关节力矩解析难度大,对于多关节耦合力矩尚无有效解析方法。

基于以上情况,本文通过对手部进行生理解剖研究,设计自适应手指关节角度采集系统,并建立手指多关节主动力矩和耦合力矩模型。该模型能够实时测算手指MCP、PIP、DIP 3个关节的力矩,并同步计算出3个关节共同作用于末端关节的耦合力矩,解决了手指内部力矩无法直接获取的问题,为手部康复机器人交互控制研究提供了指关节力矩控制参考,并能够满足交互控制准确性和实时性的需求。

## 1 多关节耦合力矩模型的分析与建立

### 1.1 手部生理解剖分析

建立手指肌肉骨骼模型需要知道控制手指动作的肌肉位置,因此需要对手部的生理结构进行解剖分析,如图1和2所示。以下暂以食指进行说明。

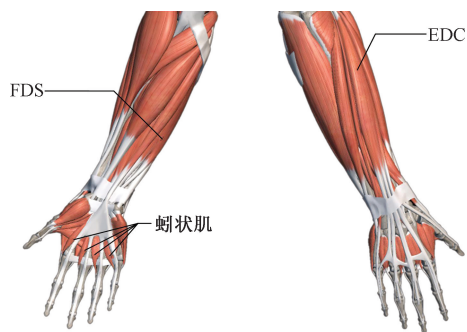


图1 手臂肌肉解剖图

Fig. 1 Anatomy of arm muscles

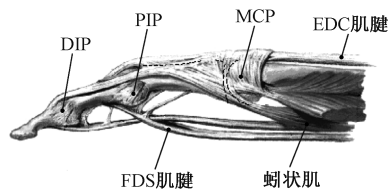


图2 食指解剖图

Fig. 2 Anatomy of the index finger

人体手部食指关节组成为:MCP、PIP、DIP 3个关节,这些关节的屈伸动作分别由不同肌肉驱动。指浅屈肌(FDS)驱动食指的MCP和PIP关节进行屈曲动作,指深屈肌(FDP)驱动食指的DIP关节进行屈曲动作,指伸肌(EDC)驱动食指的MCP、PIP和DIP关节进行伸展动作,其中食指屈伸时,手掌内在肌中的蚓状肌起到辅助屈曲MCP关节和伸展PIP关节的作用。驱动食指运动的主要肌肉为FDS与EDC,FDP肌腹位于FDS下层,只对

DIP 的屈曲动作有驱动作用。本文在研究示指屈伸动作时暂不考虑 FDP 与蚓状肌,选取 FDS 与 EDC 两处的表面肌电信号进行研究。

## 1.2 手指肌肉骨骼模型的建立

明确了手指运动的机制和肌电信号获取的位置,可以进一步建立手指肌肉骨骼模型来估计手指单关节的力矩  $\tau(t)$ :

$$\tau(t) = F^l(t)r(t) \quad (1)$$

式中:  $r(t)$  为力臂,  $F^l(t)$  是肌腱力,是肌纤维对骨骼输出的合力。肌腱力能够通过(2)式得出:

$$F^l(t) = F^m(t) \cdot \cos(\phi(t)) \quad (2)$$

其中,  $F^m(t)$  是肌纤维的合力,  $\phi(t)$  被称作羽状角<sup>[19]</sup>。

由 Hill 模型<sup>[20]</sup>得出一般性的三元素肌肉结构力学模型,如图3所示。

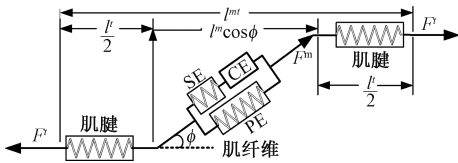


图3 三元素肌肉结构力学模型

Fig. 3 Three-element muscle structure mechanics model

在 Hill 模型中肌肉被分解为3种元素,即收缩单元(CE),串联弹性单元(SE)和并联弹性单元(PE)。当肌肉进行主动收缩时,CE 会产生肌纤维主动收缩力  $F_{CE}^m(t)$ , SE 作为完全弹性体只起到力传导作用。PE 由于肌纤维的长度变化而产生被动收缩力  $F_{PE}^m(t)$ 。

建立多关节耦合力矩模型基于以下假设条件:1) 驱动手指动作的肌肉为 CE、SE 和 PE 的组合,将肌腱视为刚性单元。2) 被试具有良好的运动状态,其肌肉活动度  $\alpha(t) = 1$ 。

$F^m(t)$  可以表述为  $F_{CE}^m(t)$  与  $F_{PE}^m(t)$  的合力:

$$F^m(t) = F_{CE}^m(t) + F_{PE}^m(t) \quad (3)$$

其中,  $F_{CE}^m(t)$  可以表示为:

$$F_{CE}^m(t) = F^{\max} \cdot f(\tilde{l}^m(t)) \cdot f(\tilde{v}^m(t)) \cdot \alpha(t) \quad (4)$$

其中,  $F^{\max}$  为最大肌张力,  $f(\tilde{l}^m(t))$  为  $F_{CE}^m(t)$  最大肌力系数与肌纤维长度  $\tilde{l}^m(t)$  的函数关系,  $f(\tilde{v}^m(t))$  为  $F_{CE}^m(t)$  最大肌力系数与肌纤维收缩速度  $\tilde{v}^m(t)$  的函数关系<sup>[20]</sup>。  $f(\tilde{l}^m(t))$ 、 $f(\tilde{v}^m(t))$  和  $\alpha(t)$  为影响  $F_{CE}^m(t)$  能否达到  $F^{\max}$  的因素,其值域均为  $[0, 1]$ 。  $l_o^m$  为最大肌纤维长度,  $v_o^m$  肌肉收缩最大速率。  $\tilde{l}^m(t)$ 、 $\tilde{v}^m(t)$  分别为  $l^m(t)$  和  $v_o^m$  的标准化数值:

$$\tilde{l}^m(t) = \frac{l^m(t)}{l_o^m}, \tilde{v}^m(t) = \frac{v^m(t)}{v_o^m} \quad (5)$$

$F_{CE}^m(t)$  最大肌力系数与  $\tilde{l}^m(t)$  的函数关系<sup>[21]</sup> 可以表示为:

$$f(\tilde{l}^m(t)) = \sin(\sigma_1 \tilde{l}^m(t)^2 + \sigma_2 \tilde{l}^m(t) + \sigma_3) \quad (6)$$

其中,调整  $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$  参数值可以匹配不同部位的肌肉,并且  $\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3 = \pi/2$ 。

$F_{CE}^m(t)$  最大肌力系数与  $\tilde{v}^m(t)$  的函数关系可表示为:

$$f(\tilde{v}^m(t)) = \begin{cases} \frac{10 + \tilde{v}^m(t)}{10 - 4\tilde{v}^m(t)}, & \tilde{v}^m(t) \leq 0 \\ \frac{1.5\tilde{v}^m(t) + 1}{\tilde{v}^m(t) + 1}, & \tilde{v}^m(t) > 0 \end{cases} \quad (7)$$

$F_{PE}^m(t)$  可以表示为:

$$F_{PE}^m(t) = F^{\max} \cdot f_p(\tilde{l}^m(t)) \quad (8)$$

其中,  $f_p(\tilde{l}^m(t))$  为  $F_{PE}^m(t)$  最大肌力系数与  $\tilde{l}^m(t)$  的函数关系,利用 Gordon 得到的肌纤维长度与肌力的关系<sup>[22]</sup>,  $f_p(\tilde{l}^m(t))$  可以拟合为:

$$f_p(\tilde{l}^m(t)) = \frac{e^{10(\tilde{l}^m(t)-1)}}{e^5} \quad (9)$$

肌腹中的肌纤维大多平行排列,合力方向一致。但由于 EDC 和 FDS 为羽状肌,所以肌纤维与肌腱之间存在羽状角  $\phi(t)$ , 并且羽状角  $\phi(t)$  会随着肌肉骨骼姿态和肌纤维长度的变化而变化<sup>[19]</sup>,羽状角可以表示为:

$$\phi(t) = \sin^{-1} \left( \frac{l_o^m \cdot \sin \phi_0}{l^m(t)} \right) \quad (10)$$

其中,  $\phi_0$  为达到最佳肌纤维长度时的羽状角,  $l^m(t)$  长度为:

$$l^m(t) = \sqrt{(l_o^m(t) \cdot \sin \phi_0)^2 + (l^m(t) - l^l(t))^2} \quad (11)$$

其中,  $l_o^m(t)$  受  $\alpha(t)$  的影响:

$$l_o^m(t) = l_o^m \cdot (\lambda \cdot (1 - \alpha(t)) + 1) \quad (12)$$

其中,  $\lambda$  为变化百分比。

为了获取肌纤维长度变化时的肌肉活动度  $\alpha(t)$ , 需要利用二阶临界阻尼系统建立神经活化动力学模型:

$$u(t) = M \frac{dh^2(t)}{dt^2} + B \frac{dh(t)}{dt} + K \cdot h(t) \quad (13)$$

其中,  $u(t)$  为神经活动度;  $h(t)$  为表面肌电信号幅值;  $M, B, K$  是定义二阶系统动力学常数。

该模型要求  $h(t)$  为连续,但是表面肌电信号都是在固定采样频率下采集的离散数据,需要建立一个离散二阶微分方程来处理离散的  $h(t)$ 。利用向后差分的方法使上述方程近似为一个离散方程,可以用递归滤波器表示为:

$$u(t) = \alpha \cdot h(t-d) - b_0 \cdot u(t-1) - b_1 \cdot u(t-2) \quad (14)$$

其中,  $d$  为机电延迟,  $\alpha, b_0, b_1$  为递归系数,为保证模

型稳定且将神经活动度控制在区间 $[0,1]$ ,递归系数需要满足以下关系:

$$|\alpha - b_0 - b_1| = 1 \quad (15)$$

其中,  $b_0 = \gamma_0 + \gamma_1$ ,  $b_1 = \gamma_0 - \gamma_1$ ,  $|\gamma_0| < 1$ ,  $|\gamma_1| < 1$ 。

肌肉活动度和神经活动度的非线性关系表达式如下:

$$\alpha(t) = \frac{e^{A \cdot u(t)} - 1}{e^A - 1} \quad (16)$$

其中,  $A$  为非线性调节参数,取值范围为 $[-3,0]$ 。

力臂  $r(t)$  是一个随肌肉长度和关节角度变化函数。

根据虚功原理,可以得出:

$$\tau(t) \Delta \theta(t) = F'(t) \Delta l^{m'}(t) \quad (17)$$

其中,  $l^{m'}(t)$  为肌纤维和肌腱总长度:

$$l^{m'}(t) = l^m(t) \cdot \cos(\phi(t)) + l'(t) \quad (18)$$

其中,  $l'(t)$  为肌腱长度。

联立式(1)和(17)可以得出:

$$r(t) = \frac{\partial l^{m'}(\theta(t))}{\partial \theta(t)} \quad (19)$$

将式(19)代入式(1),确定中间参数以及关节角度后,得到最终的单关节力矩,完成手指单关节肌肉骨骼模型的建立。

### 1.3 多关节力矩分析与建模

手指肌肉骨骼模型只能通过1个关节的角度和对应肌肉部位的肌电信号值来计算该关节的力矩,而手指具有3个主要关节 MCP、PIP、DIP,需要进一步进行3个关节力矩的耦合分析。这里将 MCP 和 PIP 的关节力矩耦合到 DIP 关节作为手指关节的耦合力矩。为了分析简便,我们将手指抽象为四连杆结构,并用 D-H 参数法对手指关节进行建模。

如图4所示手指 D-H 模型共包含4个坐标系:基坐标系(代表手腕关节,这里为固定坐标系),MCP 坐标系、PIP 坐标系和 DIP 坐标系。传统的机械方法很难将 MCP 关节和 PIP 关节的关节力矩耦合到 DIP 关节,本文通过手指 D-H 模型,将 MCP 关节坐标系和 PIP 关节坐标系中描述的力矩转换到 DIP 关节坐标系中,从而得到耦合力矩。具体的转换过程并不容易直接算出,本文利用了虚功原理来计算耦合力矩。

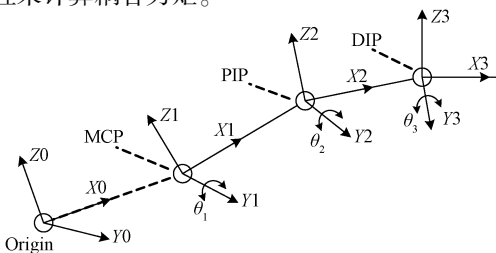


图4 手指 D-H 模型

Fig. 4 Finger D-H model

根据虚功原理<sup>[23]</sup>:

$$\delta W = \tau_1 \Delta \theta_1 = \tau_2 \Delta \theta_2 = \tau_3 \Delta \theta_3 \quad (20)$$

其中,  $\tau_1$ 、 $\tau_2$ 、 $\tau_3$  分别为 MCP、PIP、DIP 关节力矩,  $\Delta \theta_1$ 、 $\Delta \theta_2$ 、 $\Delta \theta_3$  为3个关节角度的微分,根据微分运动的等价变化<sup>[24]</sup>,微分运动  $\Delta \theta_1$  在 DIP 关节的虚位移  $\Delta \theta_{13}$  为:

$$\begin{bmatrix} d_{13x} \\ d_{13y} \\ d_{13z} \\ \theta_{13x} \\ \theta_{13y} \\ \theta_{13z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_x & n_y & n_z & (p \times n)_x & (p \times n)_y & (p \times n)_z \\ o_x & o_y & o_z & (p \times o)_x & (p \times o)_y & (p \times o)_z \\ a_x & a_y & a_z & (p \times a)_x & (p \times a)_y & (p \times a)_z \\ 0 & 0 & 0 & n_x & n_y & n_z \\ 0 & 0 & 0 & o_x & o_y & o_z \\ 0 & 0 & 0 & a_x & a_y & a_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_{1x} \\ d_{1y} \\ d_{1z} \\ \theta_{1x} \\ \theta_{1y} \\ \theta_{1z} \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中,  $n, o, a, p$  分别为微分坐标变换的列矢量,  $d_x, d_y, d_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z$  分别为关节坐标在 X、Y、Z 轴方向的平动和转动,这里除  $\theta_y$  外其它全为0,上式也可以表示为:

$$\Delta \theta_{13} = J \Delta \theta_1 \quad (22)$$

$J$  为雅可比矩阵:

$$J = \begin{bmatrix} n_x & n_y & n_z & (p \times n)_x & (p \times n)_y & (p \times n)_z \\ o_x & o_y & o_z & (p \times o)_x & (p \times o)_y & (p \times o)_z \\ a_x & a_y & a_z & (p \times a)_x & (p \times a)_y & (p \times a)_z \\ 0 & 0 & 0 & n_x & n_y & n_z \\ 0 & 0 & 0 & o_x & o_y & o_z \\ 0 & 0 & 0 & a_x & a_y & a_z \end{bmatrix} \quad (23)$$

虚位移  $\theta_{13}$  仍然满足虚功原理,所以:

$$\tau_{13} \Delta \theta_{13} = \tau_1 \Delta \theta_1 \quad (24)$$

其中,  $\tau_{13}$  为  $\tau_1$  作用在 DIP 的等效关节力矩,联立上式可得:

$$\tau_{13} = J^T \tau_1 \quad (25)$$

同理,  $\tau_2$  作用在 DIP 的等效关节力矩  $\tau_{23}$  为:

$$\tau_{23} = J^T \tau_2 \quad (26)$$

综上,手指 MCP、PIP 关节作用于 DIP 关节的耦合力矩为:

$$\tau = J^T \tau_1 + J^T \tau_2 + \tau_3 \quad (27)$$

由于手指的3个关节以串联方式连接,在手指屈伸时有较强的关联性。肌腱在3个关节间通过腱鞘和韧带连接,肌腱在腱鞘内滑动牵引关节运动,所以肌腱对于

3个关节的作用力处处相等:

$$F'_{MCP}(t) = F'_{PIP}(t) = F'_{DIP}(t) = F'(t) \quad (28)$$

其中,  $F'_{MCP}(t)$ ,  $F'_{PIP}(t)$ ,  $F'_{DIP}(t)$  分别为肌腱对 MCP、PIP、DIP 3 个关节的作用力。代入到手指肌肉骨骼模型中, 求出关节的耦合力矩为:

$$\tau(t) = [J^T \cdot (r_1(t) + r_2(t) + r_3(t))] \cdot F'(t) \quad (29)$$

式(29)是本文建立的手指多关节耦合力矩模型, 结合手指肌肉骨骼模型得出的单个关节力矩, 则多关节耦合力矩可表示为:

$$\tau(t) = F^{\max} \cdot \left[ J^T \left( \frac{\partial l_1^m(\theta_1(t))}{\partial \theta_1(t)} + \frac{\partial l_2^m(\theta_2(t))}{\partial \theta_2(t)} + \frac{\partial l_3^m(\theta_3(t))}{\partial \theta_3(t)} \right) \right] \cdot [f(\tilde{l}^m(t)) \cdot f(\tilde{v}^m(t)) \cdot \alpha(t) + f_p(\tilde{l}^m(t))] \cdot \cos(\phi(t)) \quad (30)$$

通过该模型, 可以根据采集的关节角度、表面肌电信号以及对应的生理参数, 计算出手指多关节耦合力矩。

## 2 实验与分析

### 2.1 手指关节角度采集系统设计

基于准确性、同步性、实用性的原则开发了手指关节角度同步采集系统, 用于采集手指 MCP、PIP、DIP 3 个关节的角度数据。Hess 等<sup>[25]</sup>在实验中观察到在手指弯曲和伸展的过程中 PIP 关节的平移在 0.06~0.73 mm 之间。在这种情况下, 许多研究人员已经将手指关节作为纯粹的旋转关节<sup>[26-27]</sup>。因此, 使用旋转传感器来测量手指关节的角度是合理的。

#### 1) 角度采集系统组成

如图 5 所示, 所研制的采集装置佩戴在左手的示指上, 为了使传感器在测量关节角度时保持数据的稳定, 减少旋转时产生的误差, 进行了 3D 建模, 该模型由标记的 5 个基础部件组成, 能够将角度传感器准确的放置于示指的各关节处, 且该模型可根据被试者的手指大小、关节位置进行调整。

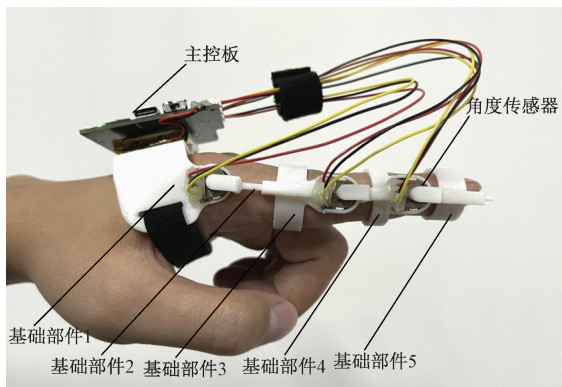


图5 示指关节角度采集装置图

Fig. 5 The device for collecting the angle of the finger joint

系统主控板采用的芯片为 MM32spin27ps, 该芯片为高性能的 32 位微控制器, 包含 2 个 12 位的 ADC, 采样频率高达 1 MHz, 能够满足采集关节角度数据的需求 (100 Hz), 该系统所用传感器为 ALPS 电阻式旋转角度传感器, 该传感器能够完全贴合于手指关节一侧用于角度的精确采集。系统通过蓝牙模块将采集到的角度数据实时传输至上位机进行数据的处理和显示。

#### 2) 角度传感器的标定及测量

在角度传感器图 6(a) 标定过程中, 由于角度传感器为电阻式旋转传感器, 所以采集到的数据和转动角度呈线性关系。首先利用角度尺多次测量角度传感器旋转过的角度, 通过将角度尺所测得的角度数据和角度传感器采集到的数据进行对比, 进而得到角度传感器的标定结果, 标定旋转棒正对于角度传感器弧形顶部时的位置为 0°。手指弯曲过程中为正角度, 手指伸展过程中为负角度。

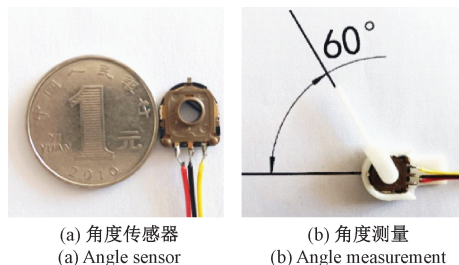


图6 角度传感器及测量示意图

Fig. 6 Schematic diagram of angle sensor and measurement

最后, 为检验角度传感器的测量精度, 记录了角度传感器分别在测量 0°、30°、60°、90°、110° 等角度时的输出值, 每个角度分别测量 5 次。图 6(b) 为角度传感器在测量角度为 60° 时的示意图。实验测得数据如表 1 所示。结果表明, 角度传感器在测量 0°、60° 以及 110° 时的绝对误差相对较大, 但均小于 1.4°, 精度能够满足实验的需求。

### 2.2 参数辨识

本文利用 OpenSim 仿真软件<sup>[28]</sup>对该模型进行了验证。首先识别模型的参数, 然后确定实验范式, 同步采集表面肌电信号和手指的关节角度数据。最后将采集到的数据输入到手指多关节力矩模型当中。并将结果与 OpenSim 仿真软件的计算出的力矩结果进行比较, 来验证模型的正确性。

本文建立的手指多关节肌肉骨骼模型共有 17 个未知参数:  $F^{\max}$ ,  $l_0^m$ ,  $\phi_0$ ,  $v_0^m$ ,  $l^m$ ,  $v^m$ ,  $l^l$ ,  $d$ ,  $\lambda$ ,  $\alpha$ ,  $\sigma_1$ ,  $\sigma_2$ ,  $A$ ,  $\sigma_3$ ,  $\gamma_0$ ,  $\gamma_1$  这些参数根据其特点主要分为 3 种类型, 第 1 种类型的参数值与肌肉相关, 选取不同的肌肉, 参数值也会发生变化。比如  $F^{\max}$ ,  $l_0^m$ ,  $\phi_0$ ,  $v_0^m$  这些参数需要参考相关的

表 1 测量不同角度时传感器输出值

Table 1 Sensor output value when measuring different angles

(°)

| 给定角度 | 第一次测量     | 第二次测量     | 第三次测量     | 第四次测量     | 第五次测量     | 测得角度均值     | 绝对误差     |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|----------|
| 0    | 1.233 6   | 1.023 1   | 1.336 2   | 1.632 5   | 1.352 4   | 1.315 56   | 1.315 56 |
| 30   | 30.723 6  | 30.953 6  | 30.353 2  | 31.122 5  | 30.512 2  | 30.733 02  | 0.733 02 |
| 60   | 60.913 2  | 61.122 3  | 61.272 1  | 62.354 2  | 60.532 6  | 61.238 88  | 1.238 88 |
| 90   | 90.963 2  | 90.564 5  | 91.233 6  | 91.193 9  | 90.856 4  | 90.962 32  | 0.962 32 |
| 110  | 108.932 3 | 111.853 2 | 101.955 6 | 108.663 6 | 112.018 5 | 108.684 64 | 1.315 36 |

解剖学文件来确定。第 2 类参数与运动过程相关,可以通过生物力学仿真软件 OpenSim 来获取整个运动过程中的  $l^m, v^m, l^m, l'$  等数值。第 3 种是数学参数  $A, \alpha, \sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \gamma_0, \gamma_1$  等可以使用遗传算法在取值范围内进行优化。此外还有与实验环境相关的参数  $d$ , 通常被设定为 40 ms。 $\lambda$  一般取 15%。

2.3 实验平台

将示指的屈伸作为实验动作范式,对 4 名自愿参加的受试者(4 名男性,年龄在 22~25 岁)进行 FDS 与 EDC 两处的表面肌电信号和示指 3 个关节角度数据的采集。要求被试者实验前无肌肉疲劳现象,精神状态良好。表面肌电信号采集设备使用美国 Delsys 无线肌电信号采集系统。为减少输入阻抗以及外部干扰,放置肌电信号采集传感器前用 75% 的酒精擦拭皮肤表面位置<sup>[29]</sup>,然后分别在受试者左臂的 FDS 和 EDC 肌腹位置粘贴肌电信号采集传感器,并将自行设计的手指关节角度数据采集装置佩戴在被试左手示指上。实验过程中,受试者保持端坐姿态,手掌向左,手背向右,左臂平行于桌面。实验分别要求受试者做两组手部动作:1) 手指放松状态到屈曲极限状态,2) 手指放松状态到伸展极限状态,动作进行时保持除手指外其它身体部位固定,并按恒定速度进行动作。为避免肌肉疲劳,每两次屈伸动作间隔 3 s,按照上述步骤记录 4 名受试者的实验数据,每组进行 20 次重复动作。实验平台如图 7 所示。

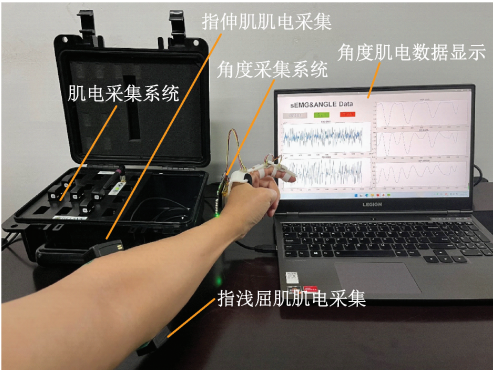


图 7 角度和表面肌电信号同步采集装置图

Fig. 7 The device for simultaneous acquisition of angle and sEMG signals

2.4 实验结果

通过实验可以获取 3 个关节的关节角度数据(图 8)和预处理后的同步肌电信号数据(图 9)。主动收缩力  $F_{CE}^m(t)$ 、被动收缩力  $F_{PE}^m(t)$ 、最大肌力系数与肌纤维收缩速度关系  $f(\tilde{v}^m(t))$  为计算最终关节力矩的关键参数,结合肌电数据和 2.2 中辨识的模型参数,通过式(4)可以计算出同步的主动收缩力  $F_{CE}^m(t)$ (图 10,以  $F_{CE}$  表示  $F_{CE}^m(t)$ ),由于实验过程中只进行手指自然屈伸,未激发最大肌力,肌纤维未达到最佳长度,即  $l^m(t) < l_o^m$ ,所以根据式(5)易知  $\tilde{l}^m(t) < 1$ ,进而通过式(8)和(9)可以得到  $F_{PE}^m(t)$  的最大值为  $10^{-3}$  级,趋近于 0,通过式(7)可以计算出同步的  $f(\tilde{v}^m(t))$ (图 11,以  $F_v$  表示  $f(\tilde{v}^m(t))$ )。

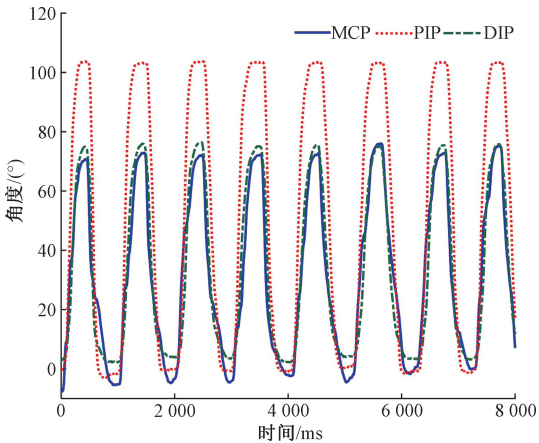


图 8 示指关节角度图

Fig. 8 Diagram of indicator knuckle angle

图 12(a)、(b)、(c)分别为示指 MCP、PIP、DIP 3 个关节的仿真力矩和计算力矩结果对比图。各关节的计算力矩和仿真力矩整体拟合效果良好,但是从图 12 整体可以看出:1) 三关节力矩值大部分为负,当手指处于大致屈曲时的指关节力矩达到最大值,所以当手指处于屈曲或半屈曲状态时为自然放松状态,当处于伸展时指关节力矩达到反向最大值,保持伸展状态会使指关节持续存在关节力矩,这也与我们日常体验一致。2) 当指关节达到屈曲极限位置后,会在波峰处出现力矩值短暂下降然后又回升到波峰位置的现象如图 12(a),这一现象是由于

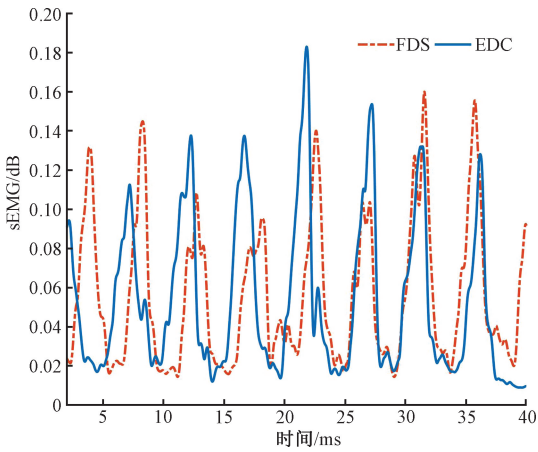


图 9 FDS 与 EDC 的表面肌电信号图

Fig. 9 The sEMG signals diagram of FDS and EDC

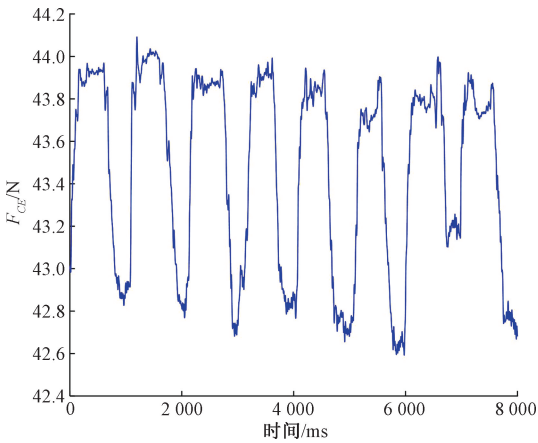


图 10 肌肉纤维主动收缩力图

Fig. 10 Diagram of active contraction force of muscle fibers

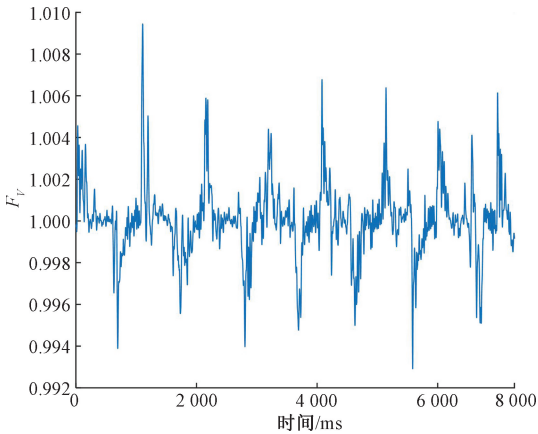
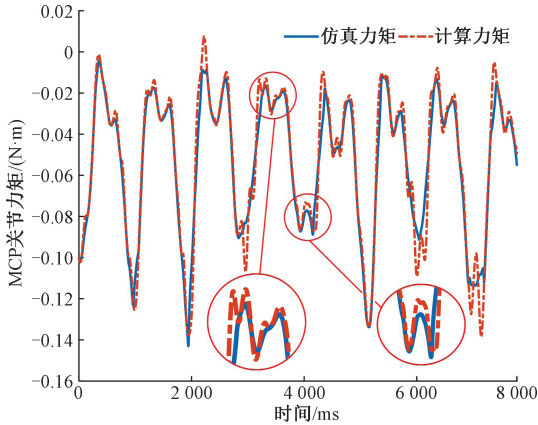


图 11 最大肌力系数与肌纤维收缩速度关系图

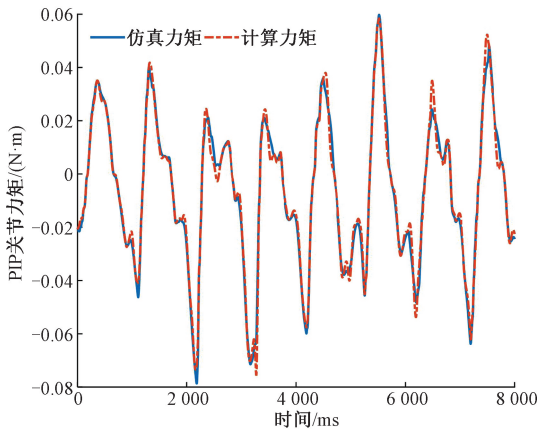
Fig. 11 The relationship between maximum muscle strength coefficient and muscle fiber contraction speed

在手指屈曲完成时尚存在运动惯性,需要反向力矩对手指进行制动,然后在手指完成屈曲并短暂保持时又恢复到波峰位置,同样的制动现象也出现在手指伸展到极限位置时,但由于手指伸展时本身就存在较大的反向力矩,惯性很小,所以制动现象并不明显。



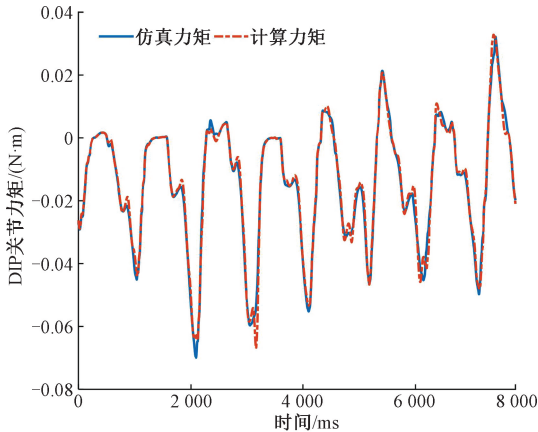
(a) MCP关节力矩对比示意图

(a) Schematic diagram of MCP joint torque comparison



(b) PIP关节力矩对比示意图

(b) Schematic diagram of PIP joint torque comparison



(c) DIP关节力矩对比示意图

(c) Schematic diagram of DIP joint torque comparison

图 12 示指各关节力矩对比示意图

Fig. 12 Schematic diagram of DIP joint torque

由于 OpenSim 无法仿真耦合力矩,所以图 13 仅为基于多关节耦合力矩模型得出的耦合力矩的计算值。如

图 13 所示,耦合力矩与图 12(a)MCP 关节力矩的图线形态和数值相似度最高,可以得出耦合力矩受 MCP 关节力矩影响最大,所以在手部康复机器人末端耦合力矩交互控制中应主要考虑 MCP 关节力矩的影响。

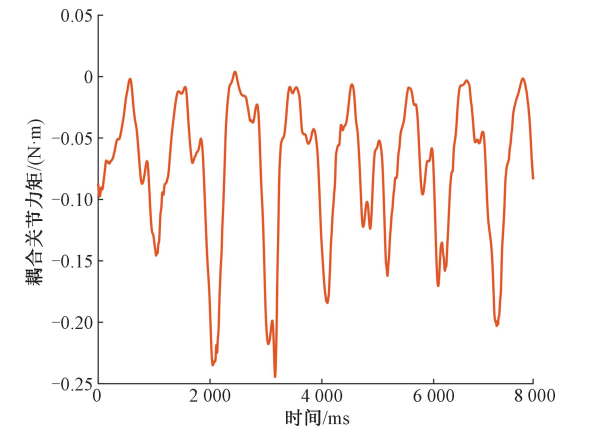


图 13 示指耦合力矩图

Fig. 13 Diagram of indicator coupling torque

2.5 误差分析

表 2 为受试者进行每组动作各屈伸 20 次实验过程中的关节计算力矩与 OpenSim 仿真力矩的 RMSE 统计结果。

表 2 受试者关节力矩计算的 RMSE 值  
Table 2 RMSE value of subject joint moment calculation (N·m)

| 指关节 | RMSE    |         |         |         |           |
|-----|---------|---------|---------|---------|-----------|
|     | 受试者 1   | 受试者 2   | 受试者 3   | 受试者 4   | 平均值       |
| MCP | 0.156 0 | 0.160 3 | 0.153 2 | 0.157 3 | 0.156 7   |
| PIP | 0.097 3 | 0.102 7 | 0.093 3 | 0.096 4 | 0.097 425 |
| DIP | 0.084 9 | 0.093 6 | 0.080 1 | 0.081 2 | 0.084 95  |

由表 2 结果可知,4 名被试示指 3 个关节力矩的 RMSE 值存在较大差异,MCP 关节力矩的 RMSE 值相对较大,这主要是由于 MCP 关节一端连接手掌,相较其他两个关节更难固定角度传感器,而且在屈伸过程更容易产生位置变动,导致 MCP 关节的角度误差更大,进而导致 RMSE 值较大。

3 结 论

本文通过对肌肉骨骼模型和 sEMG 的分析,建立了手指多关节力矩模型,可以实时获取手指 3 个关节力矩,并提出了一种结合 D-H 参数模型和虚功原理的多关节力矩耦合方法,建立了示指关节耦合力矩模型,可以实

时计算多关节耦合力矩。该耦合力矩等效为手指进行等长收缩时末端关节静力矩,是手部康复机器人力矩交互控制时的最主要参考。该模型以 sEMG 和角度信号为输入,可以在线获取手指单关节力矩和三关节耦合力矩。4 名被试通过伸展、屈曲各 20 次实验得出 MCP、PIP、DIP 3 个关节的平均均方根误差分别为 0.156 7、0.097 425、0.084 95,表明计算力矩与 OpenSim 仿真结果拟合良好,且相较于大关节力矩研究<sup>[15]</sup>具有更低的对比误差,证明了方法有效性。本文对多关节耦合动作的研究仅限于串联关节的同向屈伸运动,在接下来的研究中,我们将尝试建立串联、并联混合关节的力矩计算模型,比如手指伸展与外展动作混合时的耦合关节力矩计算,从而能够对手部康复机器人有更加精准和实时的力矩控制效果。

参考文献

[ 1 ] 明东. 人体信息检测与智能人机交互[J]. 仪器仪表学报,2017,38(6):1305-1306.

MING D. Human information detection and intelligent human-computer interaction [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(6):1305-1306.

[ 2 ] ERHART-HLEDIK J C, CHU C R, ASAY J L, et al. Longitudinal changes in the total knee joint moment after anterior cruciate ligament reconstruction correlate with cartilage thickness changes [ J ]. Journal of Orthopaedic Research, 2019, 37(7): 1546-1554.

[ 3 ] 秦超龙,宋爱国,吴常铨,等. 基于 Unity3D 与 Kinect 的康复训练机器人情景交互系统[J]. 仪器仪表学报, 2017,38(3):530-536.

QIN CH L, SONG AI G, WU CH CH, et al. Scenario interaction system for rehabilitation training robot based on unity3D and kinect[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2017,38(3):530-536.

[ 4 ] ZHANG S, GUO S, GAO B, et al. Design of a novel telerehabilitation system with a force-sensing mechanism[J]. Sensors (Switzerland), 2015, 15(5): 11511-11527.

[ 5 ] 丁其川,赵新刚,韩建达. 基于肌电信号的上肢多关节连续运动估计[J]. 机器人,2014,36(4):469-476.

DING Q CH, ZHAO X G, HAN J D. Estimation of continuous motion of upper limb multi-joint based on EMG signal[J]. Robot,2014,36(4):469-476.

[ 6 ] 郑悦,景晓蓓,李光林. 人机智能协同在医疗康复机器人领域的应用[J]. 仪器仪表学报,2017,38(10):

- 2373-2380.
- ZHENG Y, JING X B, LI G L. Application of human-machine intelligence synergy in the field of medical and rehabilitation robot[J]. Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2373-2380.
- [ 7 ] JOSHI D, MISHRA A, ANAND S. ANFIS based knee angle prediction: An approach to design speed adaptive contra lateral controlled AK prosthesis[J]. Applied Soft Computing Journal, 2011, 11(8): 4757-4765.
- [ 8 ] RUPÉREZ M J, MARTÍN-GUERRERO J D, MONSERRAT C, et al. Artificial neural networks for predicting dorsal pressures on the foot surface while walking[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 5349-5357.
- [ 9 ] DOWLING J J. The use of electromyography for the noninvasive prediction of muscle forces. Current issues[J]. Sports Medicine, 1997, 24(2): 82-96.
- [ 10 ] BUCHANAN T S, LLOYD D G, MANAL K, et al. Neuromusculoskeletal modeling: Estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command[J]. Journal of Applied Biomechanics, 2004, 20(4): 367-395.
- [ 11 ] SARTORI M, REGGIANI M, FARINA D, et al. EMG-driven forward-dynamic estimation of muscle force and joint moment about multiple degrees of freedom in the human lower extremity[J]. PLoS One, 2012, 7(12): e52618.
- [ 12 ] PENG L, HOU Z G, PENG L, et al. Robot assisted rehabilitation of the arm after stroke: Prototype design and clinical evaluation[J]. Science China Information Sciences, 2017, 60(7): 1-7.
- [ 13 ] LI ZH J, PHILIP C L, CHEN W H. Guest editorial for special issue on human-centered intelligent robots: Issues and challenges[J]. Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(4): 599-601.
- [ 14 ] ZHUANG Y, YAO S, MA C, et al. Admittance control based on emg-driven musculoskeletal model improves the human-robot synchronization[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(2): 1211-1218.
- [ 15 ] LLOYD D G, BESIER T F. An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo[J]. Journal of Biomechanics, 2003, 36(6): 765-776.
- [ 16 ] RAJAGOPAL A, DEMBIA C L, DEMERS M S, et al. Full-body musculoskeletal model for muscle-driven simulation of human gait[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 63(10): 2068-2079.
- [ 17 ] HAN J, DING Q, XIONG A, 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.
- [ 18 ] YANG J, XIE H, SHI J. A novel motion-coupling design for a jointless tendon-driven finger exoskeleton for rehabilitation[J]. Mechanism and Machine Theory, 2016, 99(May): 83-102.
- [ 19 ] SCOTT S H, WINTER D A. A comparison of three muscle pennation assumptions and their effect on isometric and isotonic force[J]. Journal of Biomechanics, 1991, 24(2): 163-167.
- [ 20 ] HILL A V, B P R S L. The heat of shortening and the dynamic constants of muscle[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1938, 126(843): 136-195.
- [ 21 ] GORDON A M, HUXLEY A F, JULIAN F J. The variation in isometric tension with sarcomere length in vertebrate muscle fibres[J]. The Journal of Physiology, 1966, 184(1): 170-192.
- [ 22 ] AI Q, DING B, LIU Q, et al. A Subject-specific emg-driven musculoskeletal model for applications in lower-limb rehabilitation robotics[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2016, 13(3): 1-22.
- [ 23 ] GORDON A M, HUXLEY A F, JULIAN F J. The variation in isometric tension with sarcomere length in vertebrate muscle fibres[J]. The Journal of Physiology, 1966, 184(1): 170-192.
- [ 24 ] ANTMAN S S, OSBORN J E. The principle of virtual work and integral laws of motion[J]. Archive for Rational Mechanics and Analysis, 1979, 69(3): 231-262.
- [ 25 ] AO D, SONG R, GAO J. Movement performance of human-robot cooperation control based on emg-driven hill-type and proportional models for an ankle power-assist exoskeleton robot[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2017, 25(8): 1125-1134.
- [ 26 ] HESS F, FÜRNSTAHL P, GALLO L M, et al. 3Danalysis of the proximal interphalangeal joint

kinematics during flexion [ J ]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2013.

[ 27 ] ZHANG F, HUA L, FU Y, et al. Design and development of a hand exoskeleton for rehabilitation of hand injuries [ J ]. Mechanism and Machine Theory, 2014, 73: 103-116.

[ 28 ] BATTEZZATO A. Kinetostatic analysis and design optimization of an n-finger underactuated hand exoskeleton[ J ]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 88: 86-104.

[ 29 ] 范子珍,罗睿铭,戴瑞,等. 基于 OpenSim 人机耦合仿真的外骨骼设计方法[ J ]. 机械设计, 2022, 39( 3 ): 123-129.

FAN Z ZH, LUO R M, DAI R, et al. Design method of exoskeleton based on OpenSim man-machine coupling simulation [ J ]. Journal of Machine Design, 2022, 39( 3 ):123-129.

[ 30 ] 邱石,杜义浩,王浩,等. 基于 sEMG 的下肢运动解析方法研究[ J ]. 仪器仪表学报, 2018, 39( 2 ):30-37.

QIU SH, DU Y H, WANG H, et al. Research on lower limb kinematic analysis method based on sEMG [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39( 2 ): 30-37.

作者简介



谢平, 2006 年于燕山大学获得博士学位,现为燕山大学电气工程学院教授,主要研究方向为脑机接口技术、智能机器人控制、虚拟康复技术。

E-mail: pingx@ysu.edu.cn

**Xie Ping** received her Ph. D. degree from Yanshan University in 2006. She is currently a professor in the Institute of Electric Engineering at Yanshan University. Her main research interests include brain computer interface technology, Intelligent robot control and virtual rehabilitation technology.



杜义浩(通信作者), 2012 年于燕山大学获得博士学位,现为燕山大学电气工程学院副教授,主要研究方向为生物信号分析与处理、智能机器人控制、康复机械手设计与开发。

E-mail: duyihao@126.com

**Du Yihao** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Yanshan University in 2012. He is currently an associate professor in the Institute of Electric Engineering at Yanshan University. His main research interests include biological signal analysis and processing, intelligent robot control, design and development of rehabilitation manipulators.