

# 一种基于表面肌电信号的腕部肌力估计方法研究

郭福民 张华 胡榕华 宋岩

江西省机器人与焊接自动化重点实验室 南昌 330031

(602694335@qq.com)

**摘要** 基于表面肌电信号(Surface ElectroMyoGraphy,sEMG)的人机交互力控制需要检测肌力的大小,而直接、精确地测量肌力十分困难,因此常使用肌力估计的方法估计肌力,为了实现基于sEMG信号的腕部肌力估计,文中提出了一种方法。该方法首先制作一个肌力采集平台,然后采集腕部一系列不同肌力水平的肌力信号和sEMG信号,将两种信号滤波后同步匹配,取sEMG信号的均方根、平均绝对值(MAV)、均值频率、谱矩比(Spectral Moments Ratio,SMR)作为4个特征值,最后使用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)建模实现肌力估计,并与BP神经网络建模结果比较。两名实验者肌力估计均方根误差分别达到9.1%MVC(最大等长收缩力)和8.7%MVC,结果表明所提方法是一种有效的、简便的腕部肌力估计方法。

**关键词:**表面肌电信号;肌力估计;腕部;支持向量机;BP神经网络

**中图分类号** TP249

## Study on Method for Estimating Wrist Muscle Force Based on Surface EMG Signals

GUO Fu-min,ZHANG Hua,HU Rong-hua and SONG Yan

Robot &amp; Welding Automation,Nanchang 330031,China

**Abstract** Human-machine interaction force control based on surface electromyography (sEMG) needs to detect the force of muscle, and it is very difficult to measure muscle force directly and accurately. Therefore, muscle force estimation method is often used to estimate muscle force. A method for estimating wrist muscle force with sEMG signals is proposed. This method first makes a muscle force acquisition platform, then collects a series of muscle force signals and sEMG signals of wrist at different muscle force levels, filters and matches the two signals synchronously, and takes the root mean square, mean absolute value (MAV). The mean frequency and spectral moments ratio (SMR) of the sEMG signal are taken as the four features. Finally, Support vector machine (SVM) modeling is used to achieve muscle force estimation and compared with the BP neural network modeling results. The root mean square error of the muscle force estimation of two experimenters reaches 9.1% MVC (maximum isometric contraction force) and 8.7% MVC, respectively. The results show that the method in this paper is an effective and simple method for estimating wrist muscle force.

**Keywords** Surface EMG signal, Muscle force estimation, Wrist, Support vector machine, BP neural network

## 1 引言

肌力是人体的一个重要的生理参数,它在医疗诊断、运动评价和人机交互方面都有重要应用。然而目前对肌力直接准确地测量非常困难和复杂,肌力估计方法的研究意义重大。众多文献研究表明,sEMG与肌肉活动具有较高的关联性<sup>[1-2]</sup>,并且该信号具有采集简便、无创伤等优点,适合估计肌肉力量<sup>[3]</sup>。肌力是众多的肌群参与的复杂叠加的结果,想要估计每块肌肉的力量难度很大,为此,把肌肉内部当成一个整体,不再细分每块肌肉的贡献,将其对外部环境的作用力当成肌力,通过“黑箱模型”,输入sEMG信号,输出肌力估计,建立sEMG-肌力模型。基于sEMG信号的肌力估计取得了不少成果,Li等<sup>[4]</sup>通过多项式拟合了sEMG-肌力曲线;Bai等<sup>[5]</sup>利用人工神经网络(ANN)建立股四头肌与屈膝肌力的关系;

Huang等<sup>[6]</sup>通过拟合二阶多项式构建了肌肉激活程度与屈肘肌力的映射;Liang等<sup>[7]</sup>建立基于AGA- $\epsilon$ -SVR人手抓取力估计模型;Jalaludin等<sup>[8]</sup>通过ANN建立了肌电信号与拇指压力的关系;文献[1]通过BPNN实现基于表面肌电信号的膝关节动态力矩估计。最新的文献已将sEMG信号与骨骼肌模型结合起来<sup>[9]</sup>,其肌力估计准确度较高,但依赖精确的骨骼肌模型。此外,不少文献利用肌动信号进行肌力估计,如Wang等<sup>[10]</sup>利用相关向量机算法构建了肱四头肌肌动信号和肌肉收缩力量模型;Yu等<sup>[11]</sup>采用样本熵作为表面肌电信号的信号复杂度特征,通过线下回归分析建立了肱二头肌表面肌电信号复杂度与肌力之间的关系。总之,肌力估计取得了许多成果,也普遍存在着精度不高、不够便捷等问题,为实现准确、快速、便捷的肌力估计,研究者一直在努力探索。

人体腕部运动是上肢运动的重要部分,许多精细的上肢

基金项目:江西省优势科技创新团队设计计划项目(20171BCB24001)

This work was supported by the Advantageous Science and Technology Innovation Team Construction Plan Project of Jiangxi Province, China (20171BCB24001).

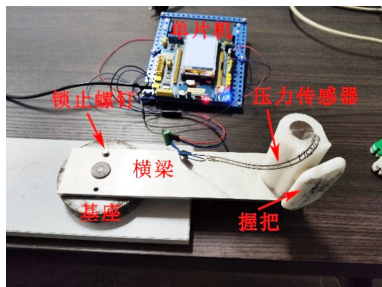
通信作者:张华(2776716134@qq.com)

动作都需要腕部参与,目前对腕部肌力估计的相关文献报道较少,文献[12]基于增量自适应学习在线肌电手势识别,文献[13]使用核递归最小二乘跟踪器识别了手腕运动角度,而多数文献研究集中于屈肘动作时肱二头肌、肱三头肌的肌力估计以及屈膝动作时股四头肌的肌力估计;其次,肌力测量时使用的力(矩)传感器,如测力应变仪、六轴力矩传感器安装要求高,价格相也对昂贵,导致整体不够便捷。课题组的外骨骼机器人基于 sEMG 信号的人机交互力控制,需要估计腕部肌肉力量,并要求简便、可行,误差不大于文献[10]提出的 10% MVC。基于此,本文提出一种简便的腕部肌力估计方法,首先基于薄膜压力传感器制作一个肌力采集平台,与肌电采集仪组成数据采集系统,同时采集肌力和多通道 sEMG 信号;然后将信号滤波后进行同步匹配;接着提取 sEMG 信号特征得到数据样本;最后使用 SVM 建模并分析误差。

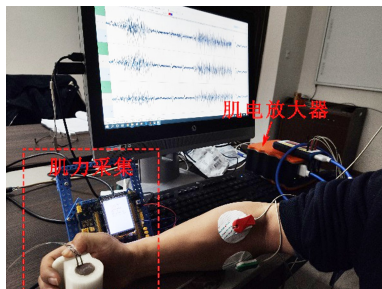
## 2 数据采集与处理

### 2.1 实验平台

实验平台主要包括奥地利 g. tec 公司的 g. HIamp 脑电/肌电两用采集设备、自制的肌力采集平台以及一些辅助设备。本文自制的肌力采集平台如图 1(a)所示,它是一个可以水平旋转的平台,由圆柱基座、单片机、一根可绕基座旋转的横梁、握把和嵌入圆柱套筒内部的薄膜压力传感器组成。使用时锁止横梁,前臂自然平放在横梁上,手掌紧贴握把屈腕发力,握把挤压薄膜压力传感器从而获得压力数据,肌力(矩)近似等于压力值与手掌长度乘积的一半。为了简便起见,本文将压力值当作肌力,肌力测量转换成容易实现的压力测量。采集的数据经过 ADC 在单片机上显示并保存。该肌力采集平台结构简单、灵巧便捷且价格相对便宜,适用于不同人群。



(a) 肌力采集平台



(b) 数据采集系统

图 1 实验平台

Fig. 1 Experiment platform

### 2.2 数据采集

数据采集包括肌力信号和 sEMG 信号,实验选取与前臂腕部运动密切相关的尺侧腕屈肌、尺侧腕伸肌和桡侧腕屈肌<sup>[14]</sup>3 块肌肉。要求实验者在前一周内没有剧烈的上肢运

动,实验前先用医用酒精擦拭皮肤,去除皮肤上的油污,再贴上电极片。实验者端坐并将前臂自然平放在横梁上,手掌紧贴握把屈腕发力。用绑带将前臂束缚在横梁上,防止肘关节用力 and 手臂移动,实验数据采集如图 1(b)所示。实验者首先用最大力量屈腕,取 3 次的平均值作为最大等长收缩力 MVC。在此基础上将目标肌力从小到大设定成 12 档,每一档肌力做 6 组,每组采集 4 段 sEMG 信号,每段持续 5s 左右,每段之间休息 10s 左右,每组之间休息 10mins。实验者可通过单片机显示屏反馈回来的读数调整腕部力量,尽量将肌力保持在目标肌力上,实验完成后保存数据。

### 2.3 滤波

sEMG 是一种非平稳的、微弱的生物电信号<sup>[15]</sup>,使用氯化银电极采集过程会引入一些噪声,主要有工频噪声、心电信号和电极移动伪差等。为取得较纯净的数据,需要滤除这些噪声。肌电采集仪在采集过程中已初步滤除了工频噪声,但还有残留,因此使用 50 Hz 陷波滤波器滤除。对于心电信号噪声和电极移动伪差,由于心电信号微弱,电极片距离心脏较远,再加上电极片是牢固紧贴在前臂,在物理层面减小了噪声干扰;另外,sEMG 信号有用能量主要分布在 10 Hz~500 Hz 之间<sup>[16]</sup>,心电主要集中在 45 Hz 以下,电极移动伪差频率小于 10 Hz,因此使用 5 阶巴特沃斯带通滤波器去除这两种噪声,仅允许频率在 10 Hz~500 Hz 之间的信号通过。与 sEMG 信号滤波相比,肌力滤波相对简单,采用均值滤波器滤波。

### 2.4 肌力与 sEMG 信号匹配

由于 sEMG 信号的采样频率是 1200 Hz,肌力采样频率是 100 Hz,两者采样频率不同,相同时间内采样点总数不同,无法同步匹配。理论上,在相同的采样时间里,两者采样总数的比值等于采样频率的比值,实际上,它们的比值不完全相同。因此本文提出一种方法,即 sEMG 采样总数与肌力采样总数的比值取整得 $[k]$ ,在每两个肌力值中插入 $[k]-1$ 个相同的值,该值与第一个值相同。设初始的肌力数据是 $[f(1), f(2), \dots, f(n)]$ ( $n$  是肌力采样总数),插值后肌力数据变成 $[f(1), f(1), \dots, f(1), f(2), f(2), \dots, f(2), f(3), f(3), \dots, f(n-1), f(n), \dots, f(n)]$ 。

采样总数较少的肌力信号经过插值后,与 sEMG 信号采样总数基本相同,可以同步匹配。为验证该方法的有效性,随机选择一组含 4 段 sEMG 信号的数据,经滤波后进行匹配,匹配结果如图 2 所示。

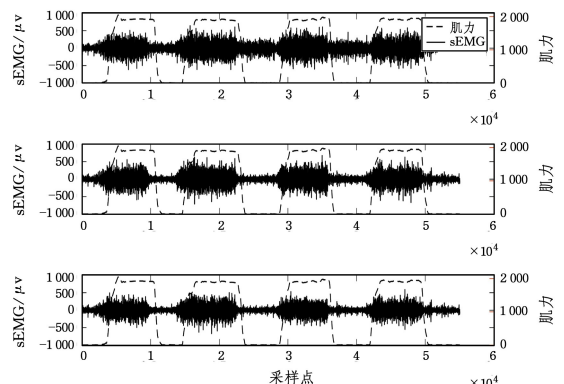


图 2 肌力与 sEMG 匹配

Fig. 2 Muscle force matches sEMG

密集的实线代表 sEMG 信号,由上至下分别是 3 个通道 sEMG 信号;虚线是肌力信号(右侧纵坐标是压力传感器读数,可线性转化成肌力值)曲线。在图 2 中,每一段开始时, sEMG 信号幅值较小,表示肌肉处在静息状态,幅值增大并持续一段时间,代表肌肉在持续发力;随后 sEMG 信号幅值又降落至原点附近,表示肌肉重新处于静息状态,直至下一次肌肉再次发力。图 2 显示,肌力曲线紧跟随 sEMG 信号,反映了 sEMG 信号的变化趋势,但肌力曲线整体向右偏移,这是因为 sEMG 信号是在肌肉收缩运动之前产生的<sup>[17]</sup>,因此表现为肌力曲线整体滞后于 sEMG 信号曲线。

### 3 sEMG 信号特征提取

特征提取是肌力估计过程中极为关键的一环,特征质量的好坏影响着最后肌力估计的效果。常用的 sEMG 信号的时域特征有均方根(RMS)、积分值、幅值、样本熵等;频域特征有中值频率(MF)、均值频率(MPF)、小波系数等。时域特征物理意义明显且计算速度快,频域特征平稳性好。研究表明,将时域和频域特征结合的效果比单独使用时域或者频域特征的效果更好。本文采用均方根、平均绝对值(MAV)、均值频率、谱矩比(Spectral Moments Ratio, SMR)作为 sEMG 信号的 4 个特征值。它们的计算公式如下:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x^2(i)} \quad (1)$$

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(i)| \quad (2)$$

$$MPF = \frac{\sum_{j=0}^M P(\omega) \omega(j)}{\sum_{j=0}^M \omega(j)} \quad (3)$$

$$M_n = \sum_{j=0}^L P(\omega) \omega^n(j) \quad (4)$$

$$SMR = \ln \frac{M_{-1}}{M_n} \quad (5)$$

其中,  $x(i)$  是 sEMG 信号,  $N$  是 sEMG 信号长度;  $P(\omega)$  是功率谱密度,  $\omega$  为对应的频率,  $L$  是功率谱估计的长度。  $M_n$  表示  $n$  阶谱矩,将频率的倒数(即  $M_{-1}$ ) 作为低频的加权函数,两者的比值取自然对数作为谱矩比,  $M_n$  阶数越高,越能凸显高频特征,而 sEMG 信号主要集中在中低频,因此  $n$  不能取较大值。为了尽量获得中频和低频有用信息,前期实验表明  $n$  取 3(即 3 阶谱矩比)时效果较好,因此本文选择 3 阶谱矩比作为一个特征值。

## 4 支持向量机建模与结果分析

### 4.1 支持向量机的基本原理

支持向量机(SVM)是一种智能算法,常用于模式识别和回归,它的基本思想是通过映射函数  $\phi(x)$  将样本映射到高维特征空间<sup>[19-20]</sup>,在高维特征空间寻找最优超平面  $y = \omega \cdot \phi(x) + b$  使得:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t. } & y_i - f_i \leq \epsilon + \xi_i, i=1, 2, \dots, n \\ & f_i - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, i=1, 2, \dots, n \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $\omega, b$  分别是超平面的法向量和偏置;  $\xi_i, \xi_i^*$  为松弛因子,  $C$  为惩罚系数,调节对误差较大样本的惩罚;  $\epsilon$  为回归损失。

对于式(6)的问题,通常通过求解上述模型的 Lagrange 对偶问题获得原问题的最优解。

$$L(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i - x) + b \quad (7)$$

其中,  $\alpha_i, \alpha_i^*$  是 Lagrange 系数;  $K(x_i - x_j)$  称为核函数。LIBSVM<sup>[20]</sup> 是 SVM 的工具包,里面提供了线性、多项式、径向基(RBF)和 S 形函数 4 种核函数,可以很好地解决模式识别和回归问题,因此使用 LIBSVM 实现上述算法。

### 4.2 结果分析

本文选择两名身形相似的健康男性实验者 A 和 B,分别采集实验样本 288 个,从这些数据中在每档力中随机选择 3 段组成测试集(36 个样本),剩下的样本作为训练集。

本文 SVM 采用简单的线性核函数,仅须调整惩罚系数  $C$ 。为选择合适的参数  $C$ ,将它的范围设定在 2 到 48 之间,并以相关系数平方值  $\rho^2$  为指标,采用网格寻优法优化取值。实验者 A 的寻优结果如图 3 所示。

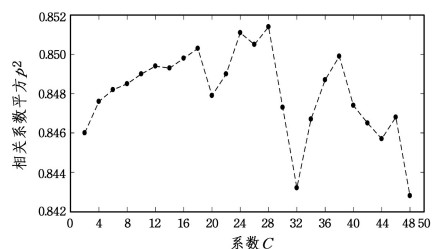
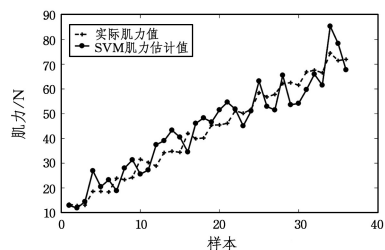


图 3 优化参数  $C$

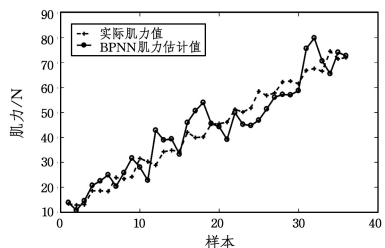
Fig. 3 Optimization of parameter  $C$

图 3 横坐标是参数  $C$  的取值,纵坐标为相关系数平方。图中显示,  $C$  取值超过 40 之后,相关系数平方明显降低。  $C$  取 28 时相关系数平方最大。因此,实验者 A 的 SVM 参数  $C$  取 28。用相同的方法可得到实验者 B 的 SVM 参数  $C$  为 36。

有不少文献采用 BP 神经网络(BPNN)算法构建肌力估计模型,因此,本文将分别使用两种算法构建肌力估计模型,并对估计结果进行对比。BPNN 采用双隐层结构,输入神经元数目为 12,隐层神经元数目为 14,输出神经元数目是 1。两种模型的肌力估计结果如图 4 和图 5 所示。



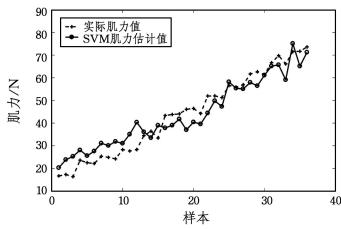
(a) 实验者 A 的 SVM 模型肌力估计



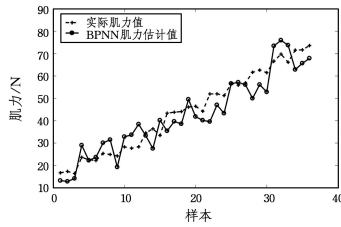
(b) 实验者 A 的 BPNN 模型肌力估计

图 4 SVM 与 BPNN 肌力估计结果(实验者 A)

Fig. 4 Muscle force estimation results based on SVM and BPNN models(experiment A)



(a) 实验者 B 的 SVM 模型肌力估计



(b) 实验者 B 的 BPNN 模型肌力估计

图 5 SVM 与 BPNN 肌力估计结果(实验者 B)

Fig. 5 Muscle force estimation results based on SVM and BPNN models(experimenter B)

图 4、图 5 的横坐标是测试样本、纵坐标是肌力。带“+”虚线代表实际肌力值,带“o”实线是模型估计值。可以看出,两个方法建立的模型均能在一定程度上反映腕部肌力的变化趋势。为了比较两种模型的准确度差异,本文选用最大绝对误差( $\max |e|$ )、均方根误差(RMSE)对肌力估计的效果分析,前者体现了肌力估计值与实际值误差的最大值,后者衡量了估计值与实际值的偏差,其值越小,表明估计值越靠近实际值。考虑到个体差异,它们均采用占各自最大等长收缩力比值(%MVC)的方式。

表 1 SVM 与 BPNN 估计结果的比较

Table 1 Comparison of SVM and BPNN estimation results

	$\max  e $	RMSE
实验者 A 的 SVM 模型	13.5%MVC	9.1%MVC
实验者 A 的 BPNN 模型	17.2%MVC	10.3%MVC
实验者 B 的 SVM 模型	13.1%MVC	8.7%MVC
实验者 B 的 BPNN 模型	15.1%MVC	11.2%MVC

表 1 数据显示,两者的估计准确度相近,具体来讲,SVM 模型肌力估计的最大绝对值误差和均方根误差均比 BPNN 模型的小;最大绝对值误差方面,SVM 模型比 BPNN 模型平均小 3%MVC 左右,均方根误差 SVM 模型比 BPNN 模型平均低 1.8%MVC。总体上讲,在本文中 SVM 模型估计效果比 BPNN 模型要好,但是也没有显著的优势。对于本文采用的 SVM 模型,两名实验者的最大绝对者误差分别 13.5%MVC 和 13.1%MVC,高于文献[10]的 10%MVC;均方根误差分别达到 9.1%MVC 和 8.7%MVC,均低于文献[10]的 10%MVC,从整体看本文方法符合要求。从图 4、图 5 还可以得知,当肌力较大时,估计肌力往往要小于实际肌力,产生“跟不上”的现象。这主要是因为肌力是一个复杂、多肌群共同参与的结果,当肌力较大时,参与的肌群比较多,而本文只采集了主要的三通道的 sEMG 信号,而忽略了其他肌肉群的贡献;此外,肌力较大时,通常会出现肌肉震颤,这对结果也有一定的影响。比较实验者 A、B,实验者 A 的均方根误差高于实验者 B,这与个体的肌力水平以及对实验的理解程度和适应性有关,个体差异性较明显。

**结束语** 肌力估计在医疗诊断领域和人机交互领域都有很大的意义。本文为实现课题组外骨骼机器人的人机交互力控制要求,以腕部为研究对象,经过数据采集、滤波、匹配、特

征提取和建模完整的过程,实现了肌力估计。主要工作有如下几点:1)自制肌力采集平台采集肌力,让肌力采集便捷且相对便宜;2)采用插值的方法让肌力与 sEMG 信号同步匹配;3)比较了 SVM 和 BPNN 模型的估计准确度。两名实验者肌力估计最大绝对值误差分别为 13.5%MVC 和 13.1%MVC;均方根误差分别 9.1%MVC 和 8.7%MVC,低于 10%MVC 这个指标。实验结果验证了本文方法的可行性和有效性。当然,本文方法也存在一些不足,本文仅涉及尺侧腕屈肌、尺侧腕伸肌和桡侧腕屈肌这 3 块肌肉,实际上腕部肌力有众多肌群参与,本文忽略了其他肌群的贡献,如指伸肌、掌长肌,这对结果有一定影响,后续将对其他腕部肌群展开类似研究,以期获得更准确的肌力估计;其次,sEMG 是一种生物电信号,它微弱、多变,容易受到干扰,同时考虑到个体差异性,2 名健康的实验者的样本量还是比较少,后期将通过大量的数据来验证本文方法的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] XU Q S, LI S M, JI S M. Estimation of Human Dynamic Knee-Torque Using Surface Electromyography Signals Based on BP Network[J]. China Sport Science and Technology, 2018, 54(1): 105-114.
- [2] GUAN D L. Arm exoskeleton rehabilitation robot with assistive system for patient after stroke[C]// International Conference on Control, Automation and Systems. IEEE, 2012.
- [3] DISSELHORST-KLUG C, SCHMITZ-RODE T, GÜNTHER R. Surface electromyography and muscle force: Limits in sEMG-force relationship and new approaches for applications[J]. Clinical Biomechanics, 2009, 24(3): 0-235.
- [4] LI Z, WANG B, SUN F, et al. sEMG-Based Joint Force Control for an Upper-Limb Power-Assist Exoskeleton Robot[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 18(3): 1043-1050.
- [5] BAI F, CHEW C M. Muscle force estimation with surface EMG during dynamic muscle contractions: A wavelet and ANN based approach[C]// Conference proceedings; Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2013: 4589-4592.
- [6] HUANG C, CHEN X. An Isometric Muscle Force Estimation Framework based on High-Density Surface EMG Array and NMF Algorithm[J]. Journal of Neural Engineering, 2017, 14(4): 046005.
- [7] LIANG F X, LI C J, GAO Y L, et al. Study on pattern recognition of hand motion modes based on wavelet packet and SVM [J]. Communications in Computer and Information Science, 2014, 462: 180-188.
- [8] JALALUDIN N A, SHAMSUDIN A U, SIDEK S N, et al. Electromyography (EMG)-based thump-tip force estimation for prosthetic thumb[C]// International Conference on Computer & Communication Engineering. IEEE, 2012.
- [9] JIANG F, YIN X F, YI C Z, et al. A review of the research and application of calculating joint torque by electromyography signals[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(2): 193-202.
- [10] WANG D Q, GUO W B, WU H F, et al. An Estimation Method of Quadriceps Femoris Contraction Strength Using Mechanomyography Signal[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(11): 84-90.

- [2] LI W, CAI X. Statistical analysis of airport network of China[J]. *Physical Review E*, 2004, 69(4pt2):046106.
- [3] WANG R, CAI X. Hierarchical structure, disassortativity and information measures of the US flight network[J]. *Chin. Phys. Lett.*, 2005, 22(10):2715-2718.
- [4] WANG J E, MO H H, JIN F G. Spatial Structural characteristics of Chinese aviation network based on complex network theory[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2009, 64(8):899-910.
- [5] 曾小舟, 江可申, 程凯. 我国航空网络枢纽机场中心化水平比较分析[J]. *系统工程*, 2010, 28(9):39-45.
- [6] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of "small-world" networks [J]. *Nature*, 1998, 393:440-442.
- [7] NEWMAN M E J. Models of the small world; a review [J]. *J. Stat. Phys.*, 2000, 101:819-840.
- [8] STROGATZ S H. Exploring complex networks [J]. *Nature*, 2001, 410(6825):268-276.
- [9] 陈航宇, 李慧嘉. 中国航空复杂网络的结构特征与应用分析[J]. *计算机科学*, 2019(6):300-304.
- [10] 曾小舟, 唐笑笑, 江可申. 基于复杂网络理论的中国航空网络结构实证研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2011, 11(6):175-181.
- [11] 王俊超, 殷志远, 冯光柳. 复杂网络特性及可靠性分析-以中国航空网为例[J]. *微型电脑应用*, 2013, 29(11):13-16.
- [12] 杨卓璇, 马源培, 李慧嘉. 基于 DEA 模型的中国水行业上市企业的效率和业务类型关系研究[J]. *聊城大学学报(自然科学版)*, 2020, 33(6):12-26.
- [13] 马源培, 杨卓璇, 李慧嘉. 结合 Bass 模型和 LTV 的创新产品扩散预测[J]. *聊城大学学报(自然科学版)*, 2020, 33(4):26-32.
- [14] RÉKA A, BARABÁSI A L. Statistical mechanics of complex networks [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1):47.
- [15] ROMUALDO P S, VÁZQUEZ A, VESPIGNANI A. Dynamical and correlation properties of the Internet [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(25):258701.
- [16] PODANI J, OLTVAI Z N, JEONG H, et al. Comparable system-level organization of Archaea and Eukaryotes [J]. *Nature Genetics*, 2001, 29(1):54-56.
- [17] LEON D, DÍAZ-GUILERA A, ARENAS A. The effect of size heterogeneity on community identification in complex networks [J]. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2006, 2006, 11:P11010.
- [18] FORTUNATO, SANTO. Community detection in graphs[J]. *Physics Reports*, 2010, 486(3):75-174.
- [19] GIRVAN M, NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2002, 99(12):7821-7822.



**HU Jun**, born in 1993, Ph.D candidate. His main research interests include complex network, cluster, social network, and control theory.



**LI Hui-jia**, born in 1985, Ph.D, professor. His main research interests include data mining, pattern recognition, complex network, and control theory.

(上接第 320 页)

- [11] YU Z Y, ZHANG X, WANG D Q, et al. Study on Relationship Between Surface EMG Complexity and Muscle Strength [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2016, 29(2):120-126.
- [12] LI Y, CHAI G Z, LU C F, et al. On-Line sEMG Hand Gesture Recognition Based on Incremental Adaptive Learning [J]. *Computer Science*, 2019, 46(4):274-279.
- [13] BAKSHI K, MANJUNATHA M, KUMAR C S. Estimation of continuous and constraint-free 3 DoF wrist movements from surface electromyogram signal using kernel recursive least square tracker [J]. *Elsevier Ltd*, 2018, 46.
- [14] WANG S P, YANG H, XIAO S Y, et al. On-line realization for motion intention recognition of wrist movements based on surface EMG signal [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2013(5):467-471.
- [15] KIGUCHI K, HAYASHI Y. An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2012, 42(4):1064-1071.
- [16] LAMBELET C, LYU M, WOOLLEY D, et al. The eWrist-A wearable wrist exoskeleton with sEMG-based force control for stroke rehabilitation [J]. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2017, 2017:726-733.
- [17] C'E E, RAMPICHINI S, MONTI E, et al. Changes in the electromechanical delay components during a fatiguing stimulation in human skeletal muscle; an EMG, MMG and force combined approach [J]. *European Journal of Applied Physiology*, 2017, 117(1):95-107.
- [19] GU M L, LIU J. A Support Vector Machine Based on an Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for SEMG Signal Pattern Recognition [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2017(10):5-10.
- [20] YANG D P, ZHAO J D, JIANG L, et al. Force regression from EMG signals under different grasping patterns [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2012(1):88-92.



**GUO Fu-min**, born in 1992, doctoral student. His main research interests include exoskeleton robot and so on.



**ZHANG Hua**, born in 1964, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His current research interests include welding automation techniques, and smart control.