

文章编号:1004-7220(2012)06-0648-07

# 食指力量对指浅屈肌运动单元募集模式的影响

侯文生<sup>1,2</sup>, 安媛<sup>1</sup>, 杨丹丹<sup>1</sup>, 吴小鹰<sup>1</sup>, 郑小林<sup>1</sup>, JIANG Ying-tao<sup>3</sup>(1. 重庆大学 生物医学工程系, 重庆 400044; 2. 重庆市医疗器械质量与安全控制工程技术研究中心, 重庆 400044;  
3. 美国内达华大学 电气与计算机工程系, NV89154, 美国)

**摘要:** **目的** 检测不同食指力量水平下指浅屈肌运动单元的募集模式。**方法** 设计食指 20%、40%、60% 最大随意收缩力量(maximum voluntary contraction, MVC) 3 个单指力量输出任务, 采用 8 × 1 (行 × 列) 阵列电极采集 8 名受试者的指浅屈肌 sEMG 信号, 利用快速独立分量分析算法提取 sEMG 信号中运动单位动作电位 (motor unit action potential, MUAP) 信息, 分析不同类型 MUAP 发放模式与力量的相关性。**结果** 在原始信号中成功提取 4 种 MUPA, 且随力量水平的增加, MUAP 总数目呈现递增趋势; 不同力量水平下, 4 种类型 MUAP 所占比重不同, 且随力量变化趋势不同。**结论** 不同力量水平下, 指浅屈肌改变运动单元募集模式以产生相应肌力。

**关键词:** 指浅屈肌; 表面肌电; 运动单元; 独立分量分析; 手指力量

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

## Impact of index finger force on motor unit recruitment pattern in flexor digitorum superficialis

HOU Wen-sheng<sup>1,2</sup>, AN Yuan<sup>1</sup>, YANG Dan-dan<sup>1</sup>, WU Xiao-ying<sup>1</sup>, ZHENG Xiao-lin<sup>1</sup>,  
JIANG Ying-tao<sup>3</sup> (1. Department of Biomedical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;  
2. Chongqing Engineering Research Center for Quality & Safety Control of Medical Device, Chongqing 400044,  
China; 3. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Nevada, NV 89154, USA)

**Abstract: Objective** To detect the recruitment pattern of motor unit in human flexor digitorum superficialis (FDS) at different force levels produced by the index finger. **Methods** Eight subjects were recruited to produce a certain force level with the index finger to match the ordered force level (20%, 40%, 60% maximum voluntary contraction). During the force tracking task, the multi-channel surface electromyography (sEMG) signals were recorded on FDS using 8 × 1 (row × column) electrode-array. The motor unit action potential (MUAP) information was extracted by Fast Independent Component Analysis (FastICA), and then the correlation between MUAP pattern and force level was analyzed. **Results** Four different types of MUAP were extracted successfully by FastICA from original sEMG signals and the total number of MUAP showed an increasing trend with the force level increasing. At different force levels, the proportion of different types of MUAP was different, showing different trends with change of the force level. **Conclusions** At different levels of the finger force, the recruitment pattern of motor unit in FDS will be changed so as to produce the force accordingly.

**Key words:** Flexor digitorum superficialis (FDS); Surface electromyography (sEMG); Motor unit; Independent component analysis (ICA); Finger force

收稿日期:2011-11-19; 修回日期:2012-01-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(30770546,30970758),中央高校基本科研业务资助项目(10231116)。

通讯作者:侯文生,教授,Tel:(023)65111931; E-mail:w. s. hou@cqu. edu. cn。

肌电信号特征分析已成为评价神经肌肉功能的重要技术手段<sup>[1]</sup>。手指的灵巧动作是神经系统通过控制前臂肌肉群协同作用来实现的;因此,研究前臂肌肉对手指的神经调控机理,在运动科学、人机交互、假肢控制、人体工效学等领域有重要意义<sup>[2]</sup>。

近年来,利用肌电信号检测研究前臂肌肉对手指的调控模式已经取得了一些重要进展。Butler等<sup>[3]</sup>采用针电极记录单个运动单位(motor unit, MU)活动,从神经肌肉控制角度研究手指协同动作,结果发现屈不同手指时,前臂肌肉指浅屈肌(flexor digitorum superficialis, FDS)选择性激活MU。虽然针电极能准确记录肌肉MU的激活情况,但只能反映肌肉的局部活动特征,而且有创。快速发展的表面肌电记录可以无创检测肌肉活动的综合特征,正成为研究前臂肌肉对手指调控模式的一种重要手段<sup>[4]</sup>。Barandun等<sup>[5]</sup>采集拇短展肌表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号,同时记录拇指力量,估计评价拇短展肌疲劳前期拇指力量与sEMG信号的相关性;王人成等<sup>[6]</sup>采集前臂肌肉sEMG信号,识别拇指伸、拇指屈、拇指食指松开、拇指食指对捏、平掌和强力抓取6种手指活动模式,实现了手指活动模式识别系统的开发;安媛等<sup>[7-8]</sup>研究发现,从FDS记录到的sEMG信号的均方根和最大功率谱均能较好反映指力水平和手指活动模式。

运动中枢对肌肉的控制是通过下行神经冲动经神经元控制MU的募集和发放,故检测分析前臂肌肉MU的募集模式有助于深入认识肌肉对手指的神经调控机制。由于sEMG信号是由多个MU兴奋而发放出来的动作电位在表面电极处的综合叠加,从sEMG信号中提取运动单位动作电位(motor unit action potential, MUAP)活动特征近年来正成为研究手指动作神经调控机制的热点。De Luca等<sup>[9]</sup>采集眼轮匝肌、颈阔肌、胫骨前肌sEMG信号,用盲源分离算法获取6种典型的MUAP序列,分析不同肌肉MUAP的发放序列,发现颅神经所支配的眼轮匝肌和颈阔肌MU与脊髓神经控制的肌肉MU具有相同特征,即MU募集阈值和发放率负相关。李强<sup>[10]</sup>针对不同肌肉收缩力下sEMG仿真信号,采用盲源分离算法检测MUAP波形和数目信息,估计MU募集情况,并采集肱二头肌在低强度收缩水平下sEMG信号,验证了算法的可行性,可用于研究神经肌肉系

统的控制过程和神经肌肉疾病的辅助诊断等。

本文通过设计食指不同力量的输出任务,采集前臂肌肉FDS的sEMG信号,并利用盲源分离算法中FastICA算法将sEMG信号分解为多个相对独立的MUAP,分析MUAP与手指力量的相关性,检测不同力量水平下MU的募集信息,研究食指力量对指浅屈肌活动模式的影响。

## 1 方法

### 1.1 实验方法

**1.1.1 实验对象** 8名大学生志愿者(男性4名,女性4名,年龄20~24岁,身体健康)。实验前2d没有进行高强度运动,实验前6个月上肢没有出现扭伤、运动损伤、断裂等影响运动功能的伤病,没有运动神经类疾病,实验前受试者签署实验知情同意书。

**1.1.2 指力跟踪** 实验中受试者保持坐姿,用尼龙带将测试腕部和前臂固定在搁板上,受试者掌心向下,拇指内收,食指、中指、环指、小指中节指骨中心置于压力传感器(JLBS-5 kg)受力处,掌指关节固定,伸直近端指间关节和远端指间关节,屈中节指骨产生任务力量水平。受试者按要求完成3次食指最大随意收缩力量(maximum voluntary contraction, MVC)的测试,取其中最大力量为该受试者的MVC;随后完成20%、40%、60% MVC 3个力量水平的食指力量跟踪实验,目标力量和实际手指力量同时显示,要求受试者尽可能跟踪目标力量(见图1)。一次力量跟踪实验时间设为12 s,每次实验间隔2 min,受试者分别完成20%、40%、60% MVC力量跟踪3次。实验前,受试者有熟悉实验过程的训练环节。为避免实验中受试者产生适应性,测试中完成力量跟踪任务的顺序随机设置。

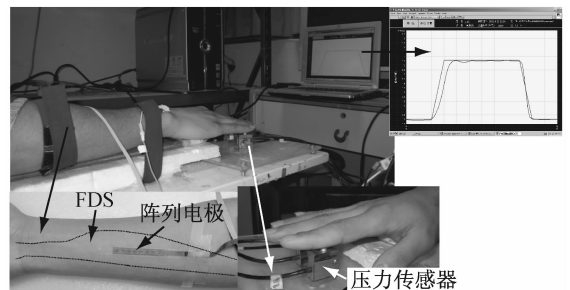


图1 实验场景图

Fig.1 Schematic figure for experimental scene

**1.1.3 信号记录** 实验采用表面阵列电极记录 FDS 的 sEMG 信号,其中记录电极是边长 2.2 mm 正方形镀金电极组成的 8 × 1 电极阵列,各电极点中心距为 5 mm (纯电极输入阻抗为 1.8 kΩ,电极-皮肤阻抗为 160 kΩ)。阵列电极沿肌纤维方向贴于 FDS 肌腹 25% ~ 76% 处,保证所采集信号为 FDS 活动信号。参考电极 (Ag/AgCl 电极) 贴于手腕非活动端。为保证电极记录效果,用磨砂膏和 75% 酒精去除待测部位皮肤角质及皮脂。同时,采用 RM6280C 多道生理记录仪记录 sEMG 信号和 4 个传感器的输出电压,采样率设为 1 kHz。

## 1.2 数据处理

独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 是近年来由盲信源分解技术发展来的多通道信号处理方法<sup>[11]</sup>,将多道观察信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干独立成分,实现信号的增强和分析。ICA 算法有多种,本文采用 FsatICA 算法。

**1.2.1 预处理** 回放实验中记录到的食指力量信号和 sEMG 信号,选取每次指力跟踪任务中实际输出力量与目标力量曲线误差在 ± 5% 范围内波动的连续 1 s 肌电信号作为有效信号。选用椭圆滤波器对有效 sEMG 信号进行带通滤波处理,滤波器通带为 20 ~ 500 Hz。

**1.2.2 sEMG 白化处理** ICA 算法要求处理的数据零期望、等方差、不相关,故在进行 ICA 之前对滤波后信号进行白化处理,去除各观测信号间的相关性<sup>[12]</sup>。

由定义可知,白化矩阵  $W_0$  满足使  $X(t)$  投影到新的子空间后为白化向量  $Z$ ,即:

$$Z(t) = W_0 X(t) \quad (1)$$

则  $Z$  的协方差矩阵  $C_Z$  为单位矩阵;因此,白化矩阵可通过对  $X$  的协方差矩阵  $C_X = E\{X \times X^T\}$  对角化实现。

设  $U$  和  $\Lambda$  分别代表的特征向量和特征值矩阵,可以证明,  $W_0 = \Lambda^{-1/2} U^T$  满足白化变换的要求。此时  $Z$  的协方差矩阵为

$$E\{ZZ^T\} = E\{\Lambda^{-1/2} U^T X X^T U \Lambda^{-1/2}\} = \Lambda^{-1/2} U^T E\{XX^T\} U \Lambda^{-1/2} = \Lambda^{-1/2} \Lambda \Lambda^{-1/2} = I \quad (2)$$

故白化向量为

$$Z(t) = W_0 X(t) = \Lambda^{-1/2} U^T X(t) \quad (3)$$

**1.2.3 FastICA 算法** FastICA 算法是一种快速寻优迭代算法<sup>[13]</sup>。本文采用基于负熵最大的 FastICA 算法,它以负熵最大作为一个搜寻方向,可以实现顺利地提取独立源。

负熵的定义为

$$N_g(Y) = H(Y_{\text{Gauss}}) - H(Y) \quad (4)$$

式中:  $Y_{\text{Gauss}}$  是与  $Y$  等方差的高斯随机向量,  $H(\cdot)$  为随机向量的微分熵

$$H(Y) = - \int p_r(\xi) \lg p_r(\xi) d\xi \quad (5)$$

根据信息论,在等方差随机向量中,高斯向量微分熵最大。由于  $Y$  的概率密度分布函数未知,采用近似公式

$$N_g(Y) = \{E[g(Y)] - E[g(Y_{\text{Gauss}})]\}^2 \quad (6)$$

式中:  $E[\cdot]$  为均值运算,  $g(\cdot)$  为非线性函数,取  $g_1(y) = \tanh(a_1 y)$ ,  $a_1 = 1$ 。

FastICA 的学习规则是找一个方向使  $Y (Y = W^T X)$  具有最大的非高斯性,非高斯性用式(6)给出的负熵  $N_g(W^T X)$  近似值来度量。算法实现步骤为: ① 中心化观测数据  $X$ ,使其均值为 0; ② 白化处理,  $X \rightarrow Z$ ; ③ 选择需要估计的分量的个数  $m$ ,设迭代次数  $p \leftarrow 1$ ; ④ 选择具有单位范数的初始权矢量  $W_p$ ; ⑤ 令  $W_p = E\{Zg(W_p^T Z)\} - E\{g'(W_p^T Z)\} W$ ; ⑥  $W_p = W_p - \frac{\sum_{j=1}^{p-1} (W_p^T W_j) W_j}{\|W_p\|}$ ; ⑦ 令  $W_p = \frac{W_p}{\|W_p\|}$ ; ⑧ 若  $W_p$  不收敛,返回第 5 步; ⑨ 令  $p = p + 1$ ,如果  $p \leq m$ ,返回第 4 步;否则结束。

利用 Matlab 7.8 平台编程实现上述信号处理过程,将经带通滤波后 6 通道 sEMG 信号作为 fastICA 算法中观测信号  $X(t)$ ,对矩阵  $X(t)$  作中心化、白化等后续处理,输出分量个数  $m$  为观察信号的维数。

## 2 结果

### 2.1 表面肌电信号的记录及分解结果

图 2 所示为食指在 20% MVC 力量水平下, FDS 原始 sEMG 信号;图 3 所示为经过滤波、白化及 FastICA 算法处理后输出信号。可以看出,经 FastICA 处理后,分量 1 和分量 2 中 MUAP 的个数及形态很容易被识别,且幅值明显得到加强,其余分量主要是噪声混合。

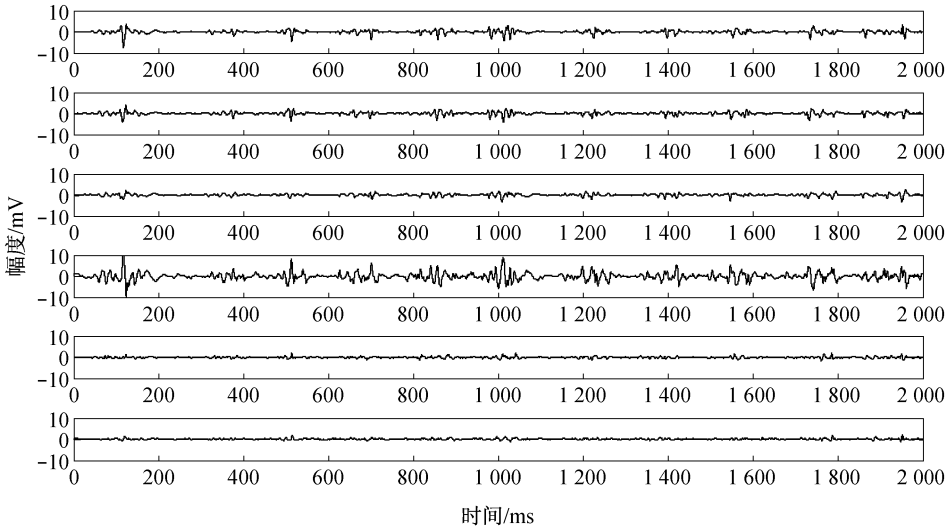


图2 指浅屈肌原始 sEMG 信号

Fig.2 Original sEMG signals in FDS

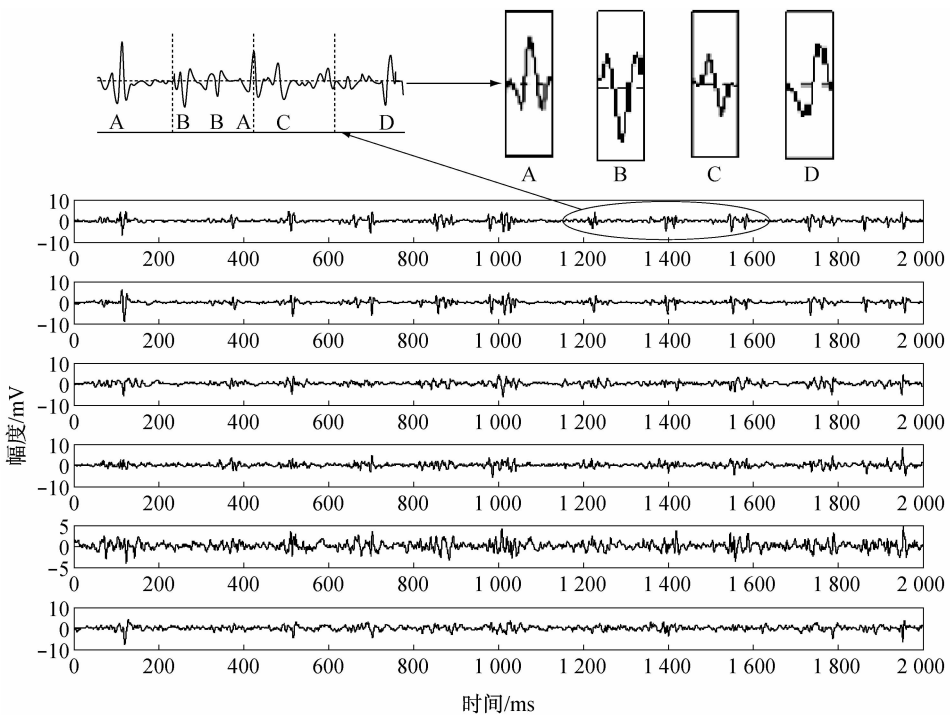


图3 经 FastICA 算法后输出信号及 MUAP 波形识别过程

Fig.3 Output signals of FastICA algorithm and identification process of MUAP

输出信号中,分量1信号信噪比最高,取其为目标分解分量。参考相关文献[10,14-15],MUAP波形大多呈现双相或三相结构,通过人工识别将分量1中的MUAP波形,分为A、B、C、D4种类型,如图3所示,其中A、B型MUAP波形为三相结构,发放率较高;C、D型MUAP波形为两相结构,发放率较低。

## 2.2 力量水平对 MUAP 的影响

统计不同力量水平下分解得到的 MUAP 数目。图4显示为8名受试者在3个力量水平下分解得到的 MUAP 个数变化趋势;可观察到,随力量水平的增加,MUAP 个数呈现递增趋势。

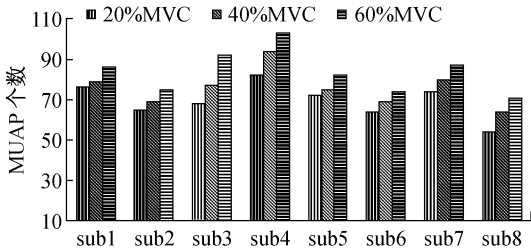


图4 8名受试者不同力量水平下分解得到的MUAP个数变化趋势  
Fig. 4 Comparison of the total number of MUAP at different force levels in eight subjects

由于每次实验得到MUAP总数以及每种类型MUAP个数不同,以每种类型MUAP数目占总数目的百分比(即比重)为研究对象。统计8名受试者在不同力量水平下4种MUAP所占比重,取3次实验平均值。表1为1名受试者4种MUAP在3个力量水平下的比重。由表中数据可知,不同力量水平

表1 一名受试者4种MUAP在不同力量水平下比重

Tab.1 Proportion of four types of MUAP at different force levels for one subject 单位:%

力量水平	A型	B型	C型	D型
20% MVC	31.70	42.68	9.76	15.86
40% MVC	26.60	48.94	6.39	18.09
60% MVC	38.83	40.78	14.56	5.82

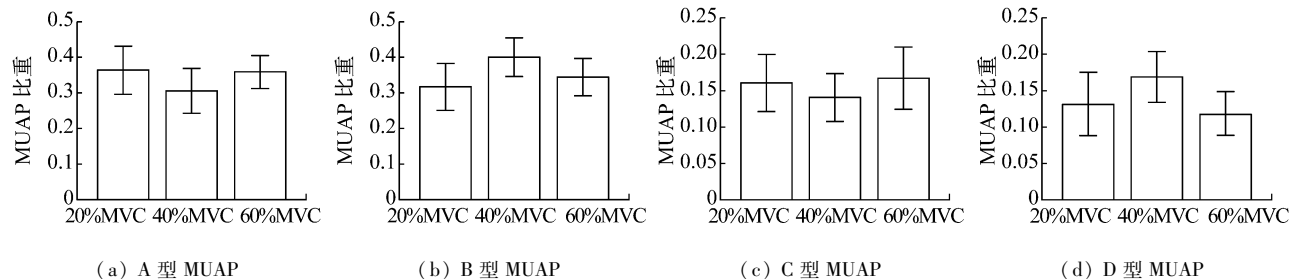


图5 4种MUAP比重随力量水平的变化趋势

Fig.5 Comparison of the MUAP proportion among different force levels (a) A-type MUAP, (b) B-type MUAP, (c) C-type MUAP, (d) D-type MUAP

### 3 讨论

#### 3.1 MUAP个数随力量水平增加而呈现递增趋势

通过图4观察发现,随手指力量水平的增加,分解得到的MUAP数目呈现增长趋势。MUAP数目相当于一定时间内肌电信号中募集MU数和它们平均

下,各种类型MUAP所占比重不同。

为了解4种MUAP比重与手指力量水平的相关性,图5给出了4种MUAP发放情况的统计结果。分析同一力量水平下4种MUAP比重大小,由于MUAP的比重可看作该类型MUAP对相应力量的贡献率,可知20% MVC力量水平下,A型MUAP对手指力量贡献率最大,B型次之,D型最小;40% MVC力量水平下,B型MUAP贡献率最大,A型次之,C型最小;60% MVC力量水平下,A型MUAP贡献率最大,B型次之,D型最小。观察4种MUAP比重随力量水平变化趋势发现,随力量水平增加,A、C型MUAP比重呈现下降—上升变化趋势,即正U型;而B、D型比重则呈现倒U型变化趋势。

为进一步分析在不同力量水平下4种MUAP的贡献大小或发放效率,分别对20%、40%、60% MVC的4种MUAP进行统计性比较。配对t检验结果显示,食指在产生20%、40%、60% MVC 3种不同力量时,A、B型MUAP的相对发放水平无显著性差异( $P > 0.05$ ),C、D型MUAP的相对发放水平亦无显著性差异( $P > 0.05$ );但是,在3种力量水平下,A型和C型、A型和D型、B型和C型、B型和D型之间均表现出显著性差异( $P < 0.05$ ),A、B型MUAP和C、D型MUAP对食指力量的贡献率差异性明显。

发放率的乘积,可看作是MUAP的总发放率。Reiners等<sup>[16]</sup>用针电极观察到肌肉MUAP的发放率随肌肉力量的增加而呈现递增趋势,当肌肉收缩力量较小时,低阈值的运动单位被募集,其发放率较低;当肌肉收缩力量较大时,阈值较高的MU被募集,其发放率更快。本研究结果表明,FastICA算法可有效地

从 sEMG 中提取 MUAP 活动信息,为研究前臂肌肉对手指的调控模式提供可行性手段。

### 3.2 食指力量水平影响指浅屈肌运动单元的募集模式

由表 1 及图 5 知,同一手指力量水平下,4 种 MUAP 所占比重不同,即 4 种 MUAP 对手指力量的贡献率不同,且 4 种 MUAP 的贡献率随力量水平的变化趋势各异。由实验结果可知,食指产生 3 个强度不同的力量时,A、B 型 MUAP 发放间隔较短,则其所对应的 MU 对手指力量贡献率较大;而 C、D 型 MUAP 发放间隔较长,其对应的 MU 对手指力量贡献率较小。由 MUAP 发放间隔作为判断 MU 类型的可行性标准<sup>[17]</sup>可知,A、B 型 MUAP 与 C、D 型 MUAP 所对应的 MU 类型不同,其募集模式不同。进而由配对 *t* 检验结果可知,A、B 型 MUAP 对 FDS 的贡献率无显著性差异,C、D 型 MUAP 的发放模式也相似,但与 A、B 型 MUAP 的贡献率存在显著性差异。该实验结果说明在完成食指力量任务时,FDS 对 A、B 型 MUAP 所对应的 MU 采用了相似的募集模式,而对 C、D 型 MUAP 所对应的 MU 采用了另一种募集模式。事实上,已有研究结果证实不同肌肉收缩模式影响不同类型 MU 的募集模式<sup>[18]</sup>,而手指力量水平影响 FDS 肌电活动在针电极局部记录<sup>[3]</sup>和表面电极综合记录也都被观察到<sup>[7]</sup>。

同时,本文的实验结果还表明,4 种 MUAP 的发放模式受力量水平影响,这可能归结于 MU 兴奋阈值的差异性<sup>[10,16,19-21]</sup>,即低阈值 MU 在小力量水平兴奋,高阈值 MU 在大力量水平兴奋。其中,当食指力量由 20% MVC 增加到 40% MVC 时,A、C 型 MUAP 的发放率有下降趋势,B、D 型 MUAP 的发放率有增加趋势,这可能是由于 A、C 型 MUAP 对应的 MU 兴奋阈值较低,而 B、D 型 MUAP 对应的 MU 兴奋阈值较高,因此相较于 40% MVC,前者在 20% MVC 募集较多,而后者在 20% MVC 募集较少。但是,当食指力量由 40% MVC 增加到 60% MVC 时,其募集模式有相反的变化趋势,即 A、C 型 MUAP 对应的 MU 募集数量增加,而 B、D 型 MUAP 对应的 MU 募集数量下降,这可能与手指力量控制的倒“U”型模型有关<sup>[22]</sup>,即手指力量控制在弱力量范围 (<50% MVC)和强力量范围 (>50% MVC)相反的控制模式,这也使得 FDS 在食指力量控制过程中对

MU 的募集模式也出现不一致的变化趋势。

## 4 结 论

本研究采集食指在 20%、40%、60% MVC 3 个力量水平下的指浅屈肌 sEMG 信号,利用 FastICA 算法将其分解为单个相对独立的 MUAP,根据形态对 MUAP 进行归类,研究 MUAP 序列与力量水平的相关性。结果表明,FastICA 算法能有效分解 sEMG 信号;随力量水平增加,分解得到的 MUAP 数目呈现增长趋势,表现为 MUAP 总发放率的增加;不同力量水平下,不同类型 MUAP 所占比重不同,且随力量水平变化趋势不同,表明 FDS 运动单元募集模式的改变使得其产生相应的肌力。本文的初步结果为利用分解 sEMG 检测 MUAP 发放模式研究前臂多腱肌的生理功能提供了可能。FastICA 算法对 sEMG 信号的分解结果受肌肉负荷水平影响,本文采用的肌肉负荷水平偏高,后续研究将选取 10%、20%、30% MVC 等较低运动负荷,以提高 MUAP 类型识别的精度;同时,本文涉及的样本量有限,后续工作需进行大量实验研究。

### 参考文献:

- [1] 孙世杰,闫松华,刘志成. 传统武术站桩肩背部负载分配的力学效果评价[J]. 医用生物力学, 2011, 26(1): 24-28.  
Sun SJ, Yan SH, Liu ZC. Mechanical evaluation of load distribution on human shoulder and dorsal muscles during traditional Chinese Gongfu stance [J]. J Med Biomech, 2011, 26(1): 24-28.
- [2] Staudenmann D, Kingma I, Daffertshofer A, et al. Improving EMG-based muscle force estimation by using a high-density EMG grid and principal component analysis [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2006, 53(4): 712-719.
- [3] Butler TJ, Kilbreath SL, Gorman RB, et al. Selective recruitment of single motor units in human flexor digitorum superficialis muscle during flexion of individual fingers [J]. J Physiol-London, 2005, 567(1): 301-309.
- [4] 王阳,樊瑜波,牛文鑫,等. 面向逆向动力学仿真驱动和验证的半蹲式跳伞着陆实验研究[J]. 医用生物力学, 2010, 25(4): 257-272.  
Wang Y, Fan YB, Niu WX, et al. Experimental study on the half-squat parachute landing for driving and validating the inverse dynamic simulation [J]. J Med Biomech, 2010, 25(4): 257-261.

- [5] Barandun M, von Tschamer V, Meuli-Simmen C, *et al.* Frequency and conduction velocity analysis of the abductor pollicis brevis muscle during early fatigue [J]. *J Electromyograph Kinesiol*, 2009, 19(1): 65-74.
- [6] 王人成, 郑双喜, 蔡付, 等. 基于表面肌电信号的手指运动模式识别系统[J]. *中国康复医学杂志*, 2008, 23(5): 410-412.
- [7] 安媛, 侯文生, 杨丹丹, 等. 基于表面阵列电极的指力相关指浅屈肌活动模式检测[J]. *中国生物医学工程学报*, 2010, 29(5): 672-676.
- [8] Hou WS, Wu XY, Zheng J, *et al.* Characterization of finger isometric force production with maximum power of surface electromyography [J]. *Biomed Eng-Appl Basis Commun*, 2009, 21(3): 193-199.
- [9] De Luca CJ, Adam A, Wotiz R, *et al.* Decomposition of surface EMG signals [J]. *J Neurophysiol*, 2006, 96(3): 1646-1657.
- [10] 李强. 表面肌电信号的运动单元动作电位检测[D]. 合肥: 中国科学技术大学博士学位论文, 2008.
- [11] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [12] Jain AK, Dui RPW, Mao JC. Statistical pattern recognition: A review [J]. *IEEE Trans Patt Anal Mach Int*, 2000, 22(1): 4-37.
- [13] 吴小培, 冯焕清. 独立分量分析及其在脑电信号预处理中的应用[J]. *北京生物医学工程*, 2001, 20(1): 35-37.
- [14] Studer RM, De Figueiredo RJP, Moschytz GS. An algorithm for sequential signal estimation and system identification for EMG signals [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 1984, 31(3): 285-295.
- [15] LeFever RS, Xenakis AP, De Luea CJ. A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials, Part11: execution and test for accuracy [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 1982, BME-29(3): 158-164.
- [16] Reiners K. Electromyographic Studies in Myopathies [J]. *Aktuelle Neurologie*, 2009, 36(5): 227-233.
- [17] Kleine BU, van Dijk JP, Lapatki BG, *et al.* Using two-dimensional spatial information in decomposition of surface EMG signals [J]. *J Electromyograph Kinesiol*, 2007, 17(5): 535-548.
- [18] Reilly KT, Nordstrom MA, Schieber MH. Short-term synchronization between motor units in different functional subdivisions of the human flexor digitorum profundus muscle [J]. *J Neurophysiol*, 2004, 92(2): 734-742.
- [19] Farina DR, Merletti. A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2001, 48(6): 637-646.
- [20] Duchêne JJ, Hogrel JY. A model of EMG generation [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2000, 47(2): 192-201.
- [21] 任小梅. 基于临床诊断肌电信号的自动分解算法及研究[D]. 上海: 上海交通大学博士学位论文, 2006.
- [22] Danion F, Latash ML, Li S. Finger interactions studied with transcranial magnetic stimulation during multi-finger force production tasks [J]. *Clin Neurophysiol*, 2003, 114(8): 1445-1455.

## 关于开展优秀论文评选的通知

为了不断提高论文写作质量,扩大本刊的影响,编辑部决定从2012年开始每年开展优秀论文评选工作。2012年优秀论文评选规则如下:参与评选的论文是2010年在我刊刊登的论文。评比的标准为根据中科院信息所发布的引证报告,根据单篇论文的被引用次数进行选择,排名前6位的将被推选为优秀论文。若引用次数相同,则由本刊的评选委员会进行最后评选决定。从2012年开始,每年都将进行优秀论文的评选。2013年评选的论文是2011年我刊刊登的全部文章。2012年论文评选将在今年年底委托中科院信息情报研究所进行统计出具报告,在明年第1期公布结果。

《医用生物力学》编辑部  
2012-12-25