



论文

肌肉运动单元数量与 sEMG 非高斯/非线性水平关系的仿真研究

赵岩^{①②†}, 李东旭^{①②†}^① 国防科学技术大学航天科学与工程学院, 湖南 410073;^② 中国航天员科研与训练中心人因工程科学与技术实验室, 北京 100094

† 同等贡献

E-mail: yanzhao@nudt.edu.cn

收稿日期: 2012-07-30; 接受日期: 2012-09-25

国家重点基础研究发展计划(批准号: 2011CB7000)资助项目

摘要 近年来的研究证明, 表面肌电信号具有非高斯与非线性的属性. 随着施力水平增加, 肌肉运动单元募集数量和发放率相应增加. 因此, 提出一个假设: sEMG 信号的非高斯性和非线性水平与肌肉运动单元募集数量以及发放率相关. 该假设只在实验性研究中被讨论过. 本文使用一个包含空间信息(运动单元募集)和时间信息(3 种 FRs)的仿真 sEMG 模型检验此假设. 双频域的高阶谱统计方法检验仿真 sEMG 信号的非高斯和非线性水平. 采用多因素分析法对肌肉的 nMUs 及 FR 进行分析, 查找这两个因素对 sEMG 非高斯和非线性水平的影响程度. 通过二元相关性检验衡量 3 种 FRs 情况下 nMUs 与 sEMG 非高斯水平的相关密切程度, 以及 nMUs 与 sEMG 非线性水平的相关密切程度. 结果显示, nMUs, FRs 及 nMUs 与 FRs 之间的交互效应都会对 sEMG 的非高斯和非线性水平产生影响. nMUs 分别与 sEMG 的非高斯、非线性水平之间存在负相关关系. 即在 3 种 FRs 情况下, 随着肌力的增加, nMUs 增加, sEMG 趋于高斯和线性分布. 本研究有效地限制了实验的干扰因素对 sEMG 非高斯与非线性水平的影响, 并定量地描述了实验不能直接反映的肌肉 nMUs 和 FRs 与非高斯性、非线性之间的关系. 本实验结果对肌肉活动能力的评估和假肢控制的研究具有指导意义.

关键词仿真 sEMG 模型
高阶谱统计
运动单元
发放率
高斯性检验
线性检验

一个运动单位(motor unit, MU)由一个 α 运动神经元与它连接的肌肉纤维组成^[1]. 一个 MU 结构由四部分组成: 运动神经元、轴突、肌肉纤维及运动终板^[2]. 当 MU 发放, 动作电位(action potential, AC)被从运动神经元转移到肌肉. 神经连接肌肉的区域称为运动终板. 当 AC 从运动终板上横传过后, MU 所有受神经支

配的肌肉纤维的 AC 就被激活. 围绕着每个 MU 纤维的容积导体所产生的电位分布称为运动单元动作电位(motor unit action potential, MUAP)^[3]. MUAPs 的代数和就形成了肌电信号(electromyography, EMG)^[4].

在以往的研究中, 表面肌电信号(surface EMG, sEMG)被简单地看作零均值, 近似高斯幅度分布的

信号^[2]. 然而, 近几年的研究显示, sEMG 具有非高斯和非线性属性^[2,5,6]. 高阶谱统计(higher order statistics, HOS)是一种双频域方法, 能够通过高阶矩和累积量从非高斯性和非线性信号中揭示更多的信息, 并且不压缩信号的相位关系^[7]. HOS 技术近年来被用于分析 sEMG 信号的非高斯性和非线性^[8]. 利用 HOS 技术, Bilodeau 等人^[5]检测了肱二头肌(biceps brachii, BB)与肱桡肌的逐级上升与斜度上升的收缩情况. 逐级上升的肌肉收缩是指肌肉由低到高分别执行 20%最大自主收缩(maximum voluntary contraction, MVC), 40%MVC, 60%MVC 及 80%MVC, 每个逐级收缩持续 3 s. 斜度上升的肌肉收缩是指肌肉在 5 s 内从 0%MVC 持续用力直至达到 100%MVC 为止. Bilodeau 等人发现, BB 与肱桡肌的 sEMG 信号幅度分布均为非高斯分布, 随着施力水平增大, sEMG 信号趋于正态分布. 通过一个逐级 MVC 持续 5 s 的实验, Nazarpour 等人^[9]证明, BB 的 sEMG 信号幅度分布在 25%MVC 以下时的非高斯性显著. Kaplanis 等人^[8]使用一个逐级 MVC 持续 5 s 的实验却发现, 相比 10%, 30%, 50%和 100%MVC, 当力量增大到 70%MVC 时 BB 的 sEMG 趋于高斯分布, 然而此时 BB 的 sEMG 线性水平较低. Naik 和 Kumar^[10]做了指浅屈肌(flexor digitorum superficialis, FDS)逐级收缩实验, 20%, 50%, 80%MVC 各持续 7~8 s. 他们指出, 随着肌力水平的提高, FDS 的 sEMG 趋于高斯分布. 同时, 在 30%MVC 以下肌力水平, FDS 的 sEMG 也明显趋近于高斯分布. 在慢速至快速步行的实验中, Hussain 和 Mamun^[11]证明右股直肌(right rectus femoris, RRF)的 sEMG 信号逐渐趋于高斯分布, 并指出这一结果标志着肌肉发生了疲劳. 而 RRF 的 sEMG 信号的线性检验结果与高斯检验结果的趋势正相反, 从慢到快步行中逐渐趋于非线性分布.

上述多数研究认为, sEMG 信号随着力量水平的提高, 更加趋近于高斯分布. 根据 sEMG 的生理属性可知, 中枢神经系统通过调制 MUs 的募集数目(number of active MUs, nMUs)和发放率(firing rates, FRs)来使肌肉产生力量. 随着肌力的增加, nMUs 和 FRs 也将增加^[12]. 一些实验研究已经初步讨论了 sEMG 的分布可能受 nMUs 的影响^[9,10,13]. 因此, 提出一个假设: sEMG 信号的非高斯性/非线性水平与肌肉的 nMUs 和 FRs 有关. 文献^[8~11]显示, 对 sEMG 的非高斯性/非线性的研究多为实验研究. 值得注意的是

不同的实验研究可能得到不同的 sEMG 分布结果, 甚至得到相反的结果. 很多实验因素可能导致这种差异, 如 sEMG 测量采集过程中的电极、电缆和连接器的移动^[14], 施力肌肉的尺寸, 肌力水平, 受其他肌肉影响而产生的交叉项等^[15]. 为限制实验干扰因素, 从理论上探索 sEMG 非高斯性和非线性水平的改变机制, 使用了一个 sEMG 数学模型去检验上述假设. 在现有文献中尚未发现利用仿真模型探索不同 FR 状态下 sEMG 信号非高斯/非线性水平与肌肉 nMUs 关系的研究.

本文目的是验证 sEMG 信号的非高斯性/非线性水平与肌肉 nMUs 和 FRs 存在相关关系的假设. 应用一个基于神经肌肉系统结构和功能特性的 sEMG 数学仿真模型模拟了 3 种 FRs 状态下的 BB 肌肉 nMUs. HOS 技术检验了该模型产生的 sEMG 信号的非高斯性和非线性水平. 本研究模拟了 BB 肌肉从 10%~100%MVC 10 个等级的逐级收缩水平, 每个等级持续 5 s. 本研究将为 sEMG 信号非高斯性与非线性水平随着肌肉 nMUs 和 FRs 改变而发生变化的定量化检验提供理论支持. 本文的研究结果对职业医学领域中的肌力评估和康复工程领域内的假肢控制都有实际指导意义.

1 实验方法

1.1 肱二头肌的仿真 sEMG 信号

(1) BB 的生理结构. BB 是人体最常使用的肌肉之一. BB 的 sEMG 能够反映人体肩关节和肘关节两个主要关节的肌肉负载和关节活动角度情况, BB 的研究具有代表性意义. 由上文可知, 许多 sEMG 非高斯性与非线性水平实验都将 BB 作为研究对象. 基于以上两个原因, 选取 BB 为仿真对象, 以便可以将本文的理论研究结果与前人的实验结果进行比较. BB 通常被描述为一个圆柱形容积导体. BB 具有多层结构与各向异性的媒介特性^[16]. 为了构建 BB sEMG 信号的仿真模型, 必须了解 BB 的肌肉结构与参数. BB 的肌肉结构如图 1 所示, BB 仿真模型的输入参数见表 1. BB 肌肉圆形区域内的仿真 sEMG 假定通过双极电极测量得到, 电极间距为 20 mm.

(2) 细胞内动作电位仿真. 肌电信号模型被分成两类: 第一类模型的建立基于一个高斯噪声的能量调制, 可以使用幅度和功率谱(power spectrum, PS)

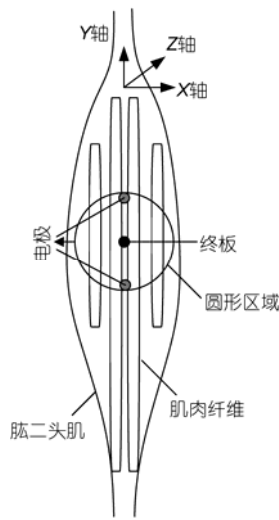


图1 仿真 sEMG 模型的 BB 结构

表1 BB 结构参数

参数	数值
皮肤和脂肪层厚度 ^[16]	4 mm
纤维直径 ^[17,18]	56 μm , SD=10, range= ± 3 mm
MU 中纤维数量	800
肌肉直径 ^[1]	45~55 mm
肌肉纤维密度	20 fibres/mm ²
MU 尺寸 ^[19]	12 mm
肌肉纤维长度 ^[17]	70 mm, Mean=0, SD=1, range= ± 2 mm
纤维终板位置 ^[18]	Mean=0, range= ± 3 mm
纤维肌腱距离 ^[17]	range= ± 6 mm
纤维位置 ^[16]	range ± 1 MU 半径
MU 位置 ^[16]	range ± 1 肌肉半径

分析 sEMG 信号的全局信息. 第二类为生理模型, 可以准确地描述 MU 的解剖学意义^[20]. 本文使用第二类生理仿真模型. 细胞内动作电位 (intracellular action potential, IAP) 作为 sEMG 模型的切入点. IAP 的数学模型为^[21]:

$$e_i(z) = 768z^3 e^{-z} - 90, \quad (1)$$

其中, $e_i(z)$ 为纤维 IAP, z 为轴向距离 (图 1), 单位为 mm, i 为标识 MU 的指标.

(3) 细胞外动作电位仿真. 细胞外动作电位 (extracellular action potential, EAP) 在观察点 $[z_0, y_0]$ 可以被描述为^[22]:

$$V_E(z_0, y_0) = K \left[\int_{s_1} \frac{\partial e(z)}{\partial z} \cdot \frac{1}{r} dS + \int_s dS \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\partial^2 e(z)}{\partial z^2} \cdot \frac{1}{r} dz - \int_{s_2} \frac{\partial e(z)}{\partial z} \cdot \frac{1}{r} dS \right], \quad (2)$$

其中, y 为径向距离 (图 1), 单位为 mm, S_1 和 S_2 分别为纤维两端的纤维横截面积, r 为观察点和表面元素 dS 之间的距离:

$$r = \sqrt{(z_0 - z)^2 + \sigma_z / \sigma_y y_0^2}, \quad (3)$$

其中, σ_z 和 σ_y 分别为轴向和径向导电率.

局部 $I_m(z)$ 与 K'' 中的跨膜电流一致:

$$I_m(z) = K'' \cdot \frac{\partial^2 e(z)}{\partial z^2} = \frac{\pi d^2 \sigma_i}{4} \cdot \frac{\partial^2 e(z)}{\partial z^2}, \quad (4)$$

其中, σ_i 为细胞内导电率.

(4) 肌纤维传导速度仿真. Nandedkar 与 Stålberg^[21] 提出, 肌肉纤维传导速度 (muscle fibre conduction velocity, MFCV) 与纤维直径相关:

$$v = 2.2 + 0.05(d - 25), \quad (5)$$

其中, v 是传导速度, 单位为 m/s.

(5) MU 募集仿真. 当输入激励达到 MU 募集阈值时, MU 完成募集. MU 池中被指定的募集激励 (recruitment threshold excitation, RTE) 服从指数分布^[19]:

$$\text{RTE}(i) = e^{-\alpha \cdot i} = e^{-\frac{\ln(RR)}{n} \cdot i}, \quad (6)$$

其中, α 为建立阈值范围的系数, RR 为期望募集阈值的范围, 本文 RR 被设定为宽 MU 募集范围, 即在最大激励的 70% 时才完成最后一个 MU 的募集^[23].

(6) MU 发放仿真. MU 的峰值发放率 (peaking firing rate, PFR) 与其募集阈值成反比^[19],

$$\text{PFR}(i) = \text{PFR}(1) - \text{PFRD} \cdot \frac{\text{RTE}(i)}{\text{RTE}(120)}, \quad i = 2 : 120,$$

其中, $\text{PFR}(1)$ 为第一个被募集单元的指定 PFR; PFRD 为第一个被募集单元 PFR 与最后一个被募集单元 PFR 的期望差; $\text{RTE}(i)$ 为第 i 个 MU 的募集阈值; $\text{RTE}(120)$ 是最后一个被募集 MU 的募集阈值. 当应激激励达到募集阈值, MU 释放它 8 Hz 的最小 FR. 在仿真中有 3 种 FRs 策略被使用^[23]: FR1, 激励驱动与 FR 关系的斜率随着募集阈值的增加而增加; FR2, 激励驱动与 FR 关系的斜率被设定为对于所有的 MUs 都相同, 但是 PFR 被设定为与 MUs 的力学属性相关; FR3, 激励驱动与 FR 关系的斜率被设定为对于所有 MUs 都相同, 但 MU 的 PFR 被设定为反比于其募集阈值.

(7) 肌力仿真模型. 肌力被构建为指数模型, 也与募集阈值相关, 且变化范围广泛^[19]:

$$F(i) = e^{\mu \cdot i} = e^{\frac{\ln(RF)}{n} \cdot i}, \quad (8)$$

其中, $F(i)$ 为肌力; μ 为构建肌力数值范围的系数; RF

为期望肌力数值范围, 被设定为 100. 逐级肌力收缩包含 10 个等级: 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% 和 100% MVC.

至此, 一个包含肌肉活动生理特性和电极配置信息的 sEMG 模拟器已完成. 该 sEMG 等于 120 个 MUAPs 的代数和. 表 2 列举了 sEMG 模型的参数值.

表 2 仿真 sEMG 信号的 MUAP 参数值

参数	数值
采样频率	1024 Hz
肌肉收缩时间	5 s
最大 MU 募集数量 ^[17]	120
FR 策略 ^[23]	FR1, FR2, FR3
募集阈值 ^[12]	最大激励的 70%
MFCV	3.19 m/s
最小 FR ^[12]	8 Hz
轴向传导率(σ_z) ^[17]	0.5 m/s
径向传导率(σ_r) ^[17]	0.1 m/s
细胞内传导率(σ_i) ^[24]	1.01 m/s

1.2 高斯性与线性检验

执行双频谱域的 HOS 分析前, sEMG 仿真信号 $x(n)$ 被划分为一系列的分段周期信号, 为了排除电极半电池电势所引起的信号偏置, sEMG 被调整为零均值的信号^[25]. 双频谱分析被定义为三阶累计量序列的傅立叶变换:

$$B(f_1, f_2) = E[(X(f_1)X(f_2)X^*(f_3 = f_1 \pm f_2))], \quad (9)$$

其中, $X(f)$ 为时间序列 $x(n)$ 的傅立叶变换; $E[\cdot]$ 为数学期望; f_i 为波动频率($i=1, 2, 3$), 当 $k_1 \pm k_2 = k_3$, $f_1 \pm f_2 = f_3$ 时, 谐波之间的非线性交互作用将引起相位耦合现象, k_i 为波的数量.

为了定量地分析随机过程的非高斯性水平, 归一化双谱分析被定义为:

$$B_{\text{norm}}(f_1, f_2) = \frac{E[(X(f_1)X(f_2)X^*(f_1 \pm f_2))]}{\sqrt{P(f_1)P(f_2)P(f_1 \pm f_2)}}, \quad (10)$$

其中, $P(f)$ 为功率谱 PS.

由此, 可以得到高斯性检验的定义:

$$S_g = \sum |B_{\text{norm}}(f_1, f_2)|^2, \quad (11)$$

其中, S_g 判定被评估的双一致性是否为零, 虚警概率 (probability of a false alarm, Pfa) 低于 5% 时非高斯性假设被接受^[8]. 线性检验 S_l 判定被评估的双一致性在

双频谱域内是否为常数, S_l 使用理论四分位差 R' 和被评估的四分位差 R 的绝对差 (dR) 进行线性检验, 当 $dR/R' > 2$ 时非线性假设被接受.

1.3 时域和频域分析

时域和频域分析不能检验 sEMG 信号的非高斯与非线性水平, 而且会丢失 sEMG 信号的相位信息. 然而, 这两种传统方法对于不同肌力水平下的 sEMG 变化趋势有较成熟和可靠的评估性能. 在当前研究中, 时域上的均方根 (root mean square, RMS) 指标与频域上的中值频率 (median frequency, MDF) 指标用以描述仿真 BB 活动情况^[26]. RMS 被定义为:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j^2}, \quad (12)$$

其中, x_j 为 sEMG 信号的第 j 个采样点; N 为一个分段周期信号内的采样数量.

MDF 通过 512 点宽的汉宁窗滤波计算,

$$\int_0^{f_{\text{med}}} P(f) df = \frac{1}{2} \int_0^{f_s/2} P(f) df, \quad (13)$$

其中, f_{med} 为 MDF, f_s 为采样频率.

2 结果

2.1 sEMG 仿真结果

在 3 种 FRs 状态下, BB 从 10%~100% MVC 产生的仿真 sEMG 显示在图 2 中. 为方便比较各 MVC 等级的 sEMG 幅值, 图中所示为归一化的 sEMG. 在 3 种 FRs 状态下, sEMG 幅值随着 MVC 等级的增加而明显增大.

2.2 高斯性和线性检验结果

图 3 显示了 3 种 FRs 状态下, 高斯性检验结果 S_g 和 Pfa 的值, 以及线性检验结果 S_l 的值. 图 3 的横轴显示, nMUs 随着 MVC 等级的增高而增加. 无论在哪种 FR 策略下, 肌肉的 nMUs 对应的 10 个 MVC 等级 nMUs 为 65, 84, 96, 104, 110, 115, 120, 120, 120 和 120. 由图 3 的曲线可知, 多数 Pfa 数值 < 5%, 只有部分 Pfa 数值 > 5% 并接近 1 (表 3). 多数的 dR/R' 数值 < 2. 部分 $dR/R' > 2$ 的数值被单独列在表 4 中. 在 3 种 FRs 状态下, 随着 MVC 等级增高, nMUs 增加, S_g 与 S_l 的

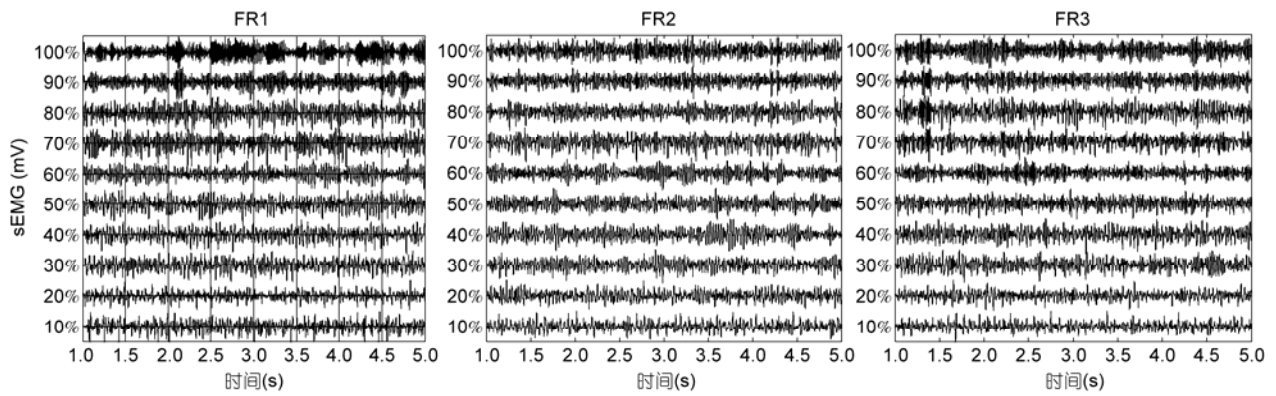


图2 3种FRs策略下BB在10%~100%MVC的仿真sEMG

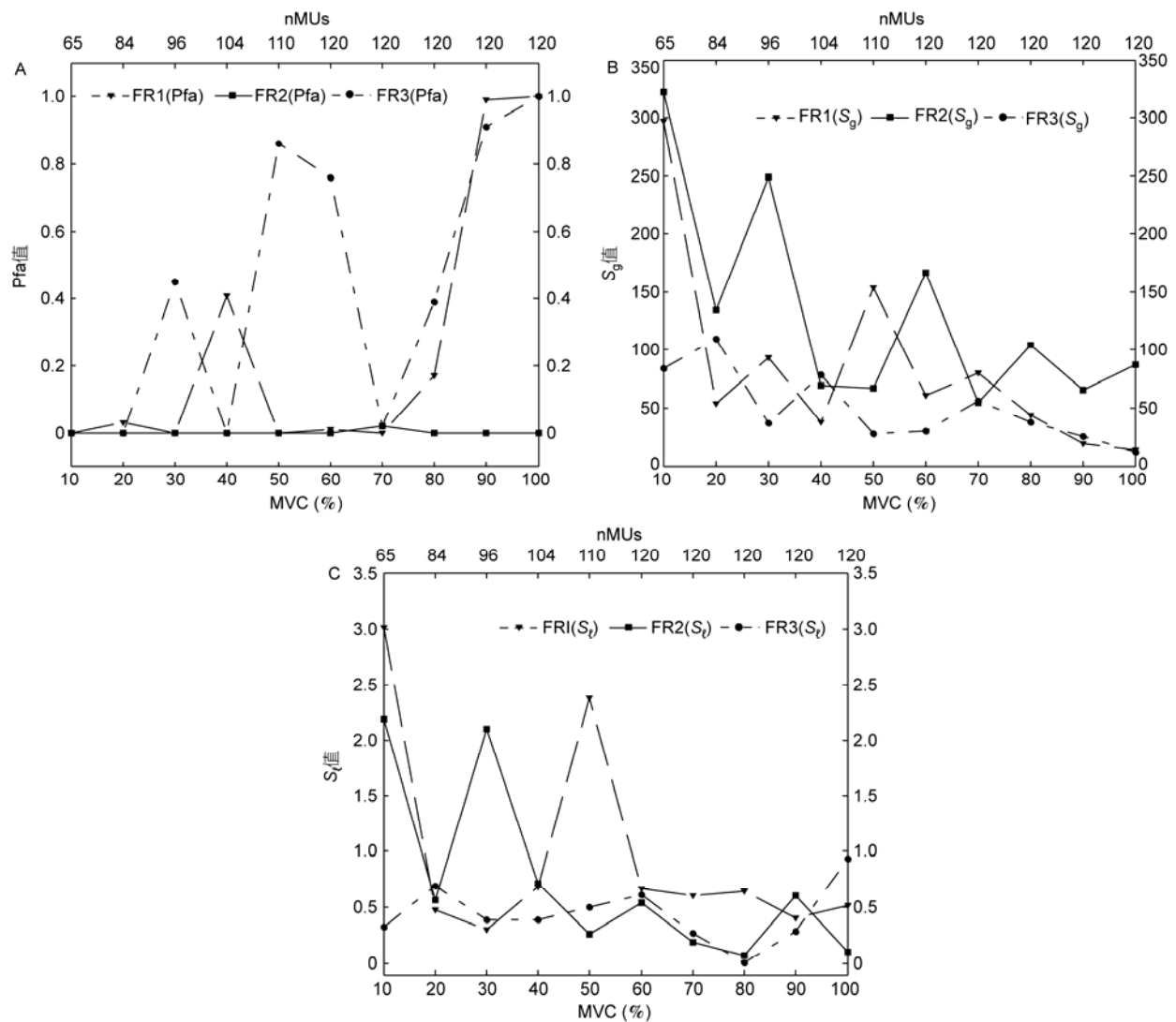


图3 3种FRs策略下的高斯性和线性检验结果

A: 高斯性检验的 P_{fa} 值; B: 高斯性检验的 S_g 值; C: 线性检验的 S_t 值

表 3 高斯性检验中接近 1 的 Pfa 值

FR 策略	MVC	Pfa 值
FR1	90%	0.99
	100%	1.00
	50%	0.86
FR3	60%	0.76
	90%	0.91
	100%	1.00

表 4 线性检验中大于 2 的 dR/R' 值

FR 策略	MVC	dR/R' 值
FR1	10%	3.01
	50%	2.38
	10%	2.19
FR2	30%	2.10

值都显著下降.

2.3 多因素方差分析结果

多因素方差分析(multivariate analysis of covariance, MANOVA)用于检验 nMUs 与 FRs 对 sEMG 信号非高斯与非线性水平的影响. 表 5 显示, 主效应 nMUs 与 FRs 在 $P=0.000$ 水平对 sEMG 的 S_g 和 S_i 数值影响显著. nMUs 与 FRs 之间的交互效应对 sEMG 的 S_g 和 S_i 数值影响也十分显著, 其显著性水平分别为 $P=0.003$, $P=0.000$. 通过 MANOVA 可以得到如下 4 个结果: 当 nMUs 相同时, sEMG 信号 S_g 和 S_i 结果的差异是 3 种 FRs 的差异所引起; 当 FR 相同时, sEMG 信号 S_g 和 S_i 结果的差异是由 10 个等级 nMUs 的差异所引起; nMs 和 FRs 之间存在交互效应, 交互效应也对 sEMG 信号 S_g 和 S_i 结果的差异产生了显著影响; 主效应 nMs 与 FR 及 nMs 与 FRs 的交互效应共同解释 S_g 总变异量为 97.1%, 主效应 nMs 与 FR 及 nMs 与 FRs 的交互效应共同解释 S_i 总变异量为 99.3%(表 3).

2.4 二元相关性检验结果

二元相关性检验衡量 3 种 FRs 状态下 nMUs 与 S_g 的相关密切程度, 以及 nMUs 与 S_i 的相关密切程度. 表 6 中, 皮尔逊相关系数表示 nMUs 与 S_g 的相关性, nMUs 与 S_i 的相关性均为负相关. 此外, S_g 与 S_i 之间存在正相关关系. 在 FR2 时, nMUs 与 S_g 的相关性系数十分显著, r 数值最高, $r=-0.83(P<0.01)$. 在 FR1 和 FR2 状态下的皮尔逊相关系数统计结果都较显著 ($P<0.05$). 然而, 在 FR3 下, nMUs 与 S_i 及 S_g 与 S_i 相关

性系数的显著性都较低(表 6).

表 5 3 种 FRs 策略的 MANOVA 结果

	因变量	df	F	P
修正模型	$S_g^{a)}$	20	14.90	0.000
	$S_i^{b)}$	20	60.40	0.000
nMUs 主效应	S_g	6	25.14	0.000
	S_i	6	104.10	0.000
FRs 主效应	S_g	2	32.32	0.000
	S_i	2	72.29	0.000
nMUs 与 FRs 交互效应	S_g	12	7.41	0.003
	S_i	12	40.47	0.000

a) 判定系数=0.971(调整判定系数=0.906); b) 判定系数=0.993(调整判定系数=0.976). df: 自由度; F: F 检验的 F 值; P: 显著性检验概率值. 因变量为 sEMG 的高斯性与线性检验的结果 S_g 和 S_i . 自变量为 nMUs 和 FRs

表 6 3 种 FRs 策略下的二元相关性检验结果^{a)}

参数	nMUs	FR1(S_g)	FR2(S_g)	FR3(S_g)
nMUs	1			
FR1(S_g)	-0.74*	1		
FR2(S_g)	-0.79**		1	
FR3(S_g)	-0.73*			1
FR1(S_i)	-0.69*	0.96**		
FR2(S_i)	-0.83**		0.93**	
FR3(S_i)	-0.40			0.49

a) *: significant($P<0.05$); **: significant($P<0.01$)

2.5 时域和频域分析结果

3 种 FRs 状态下, 仿真 sEMG 的 RMS 和 MDF 结果显示在图 6 中. 随着肌力和 nMUs 的增加, RMS 逐渐升高. 当力量从 10% 增加到 100%MVC, 均方根对整个力量的变化具有高度的敏感性. 图 6B 显示, 随着肌力和 nMUs 的增加, MDF 没有向低频移动, 而是稍稍向高频移动.

3 讨论

本研究的目的是验证 sEMG 信号的非高斯和非线性水平与肌肉的 nMUs 及 FRs 存在相关关系的假设. 以往的研究通过实验证明, sEMG 信号的非高斯和非线性水平随着肌力等级变化. 然而, 实验研究不能直接反映 sEMG 信号的非高斯与非线性水平随肌肉 nMUs 与 FRs 变化的规律, 就目前实验研究水平来说, 使用实验技术探讨此问题还有一些关键问题需要解决. 因此, 本文使用了一个数学仿真模型在理论上探

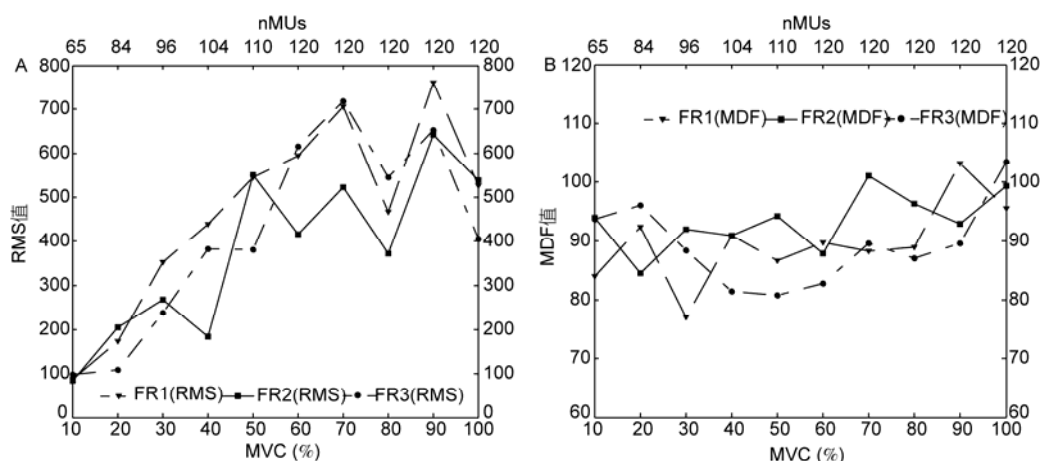


图4 3种FR策略下的时域与频域结果

A: 时域分析的RMS数值; B: 频域分析的MDF数值

讨该假设. 量化地阐述了在3种FRs状态下sEMG非高斯水平与nMUs, 以及sEMG非线性水平与nMUs之间的关系. 该研究结果对以下两个方面具有一定作用: (i) 推进健康人体和神经肌肉损伤人体的肌肉活动能力的客观性与全面性评估; (ii) 推进截肢或先天性障碍肢体的假肢控制. 模型仿真方法可以有效地限制现实世界中实验干扰项对sEMG信号的影响, 如电极移动、交叉项等. 该仿真模型基于骨骼肌肉的生理特性构造, 它构建了同时包含空间(nMUs)和时间(FR)信息的sEMG信号. 仿真sEMG信号的非高斯和非线性水平通过HOS检验. MANOVA和二元相关性检验用于确定nMUs与sEMG非高斯水平、nMUs与sEMG非线性水平及sEMG非高斯水平与非线性水平的关系. 本研究有3个主要结果:

首先, 图3的横坐标显示, 在3种FRs策略下的nMUs随着肌力的增加具有相同的增加趋势. 对于所有3个FRs情况, BB的sEMG信号在70%MVC时达到全MUs募集. 由公式(6)可知, nMUs数量与肌力水平以及期望募集阈值RR有关, 而与MU的FRs状态无关. 因此, FRs策略的不同对nMUs不会产生影响. 而MU的募集范围被设定为宽募集, 因此最后一个MU在70%MVC时被募集.

其次, 如图3所示, S_g 和 S_l 的数值随着肌力和nMUs的增加而显著下降. S_g 是卡方检验 χ^2 的估计量. 根据卡方检验的原则:

$$\chi^2 = \sum \frac{(f_0 - f_e)^2}{f_e}, \quad (14)$$

其中, f_0 是实际观察的次数; f_e 是理论次数; S_g 越小说

明 f_0 和 f_e 之间的差异性就越小. 在本文中, f_0 指的是sEMG信号的频次分布, f_e 是理论的高斯次数分布. 比较3个FRs状态下的10%~100%MVC对应的 S_g 数值可见, 随着肌力的增大, nMUs增大, S_g 数值逐渐减少. 高斯性检验结果揭示了3种FR策略下, 随着肌力与nMUs的增加, sEMG信号逐渐趋于高斯性分布. 无论在哪种FR策略下, sEMG信号在小于40%MVC时非高斯幅度都分布显著.

sEMG信号的线性通过 R' 和 R 之差来检验. 在统计学中, R' 相当于一个 $\chi^2_2(\lambda)$, 即一个 χ^2 分布随机变量包含了两个自由度和一个非中心参数. R 通过被评估的平方双一致性得出. 图3C显示3种FRs下, 当肌力增大时, nMUs增大, 但dR数值变小. sEMG线性检验揭示在3种FRs策略下, sEMG信号随着力量和nMUs变大更趋近于线性分布. 对于所有FRs状态来说, 当肌力大于60%MVC时, sEMG信号线性属性显著.

表3显示, 在FR1时肌力水平在90%和100%MVC两个等级的Pfa值, 以及在FR3时肌力水平在50%, 60%, 90%和100%MVC4个等级的Pfa值都接近1. 在这些MVC等级下, 接受sEMG幅值是高斯性分布的假设. 表4显示, 在FR1状态下肌力水平在10%和50%MVC两个等级的dR/R'数值, 以及在FR2状态下肌力水平在10%和30%MVC两个等级的dR/R'数值都大于2. 在这些MVC等级下, 接受sEMG幅值是线性分布的假设. 此外, 表3和4显示, 在FR2状态下的所有MVC等级对应的Pfa值都小于5%, 在FR3状态下所有MVC等级对应的dR/R'数值都小于

2. 由于人体肌肉活动的不确定性和复杂性, 以及对不同 MUs 的精确神经元的 FR 分布未知, 本实验推断 3 个 FRs 状态下, sEMG 的高斯性和线性水平存在差异与公式(7)中峰值发放率 PFR 有关. 对于 FR1, 所有 MUs 在 70% MVC 时达到相同的 PFR(图 5A). 在执行 FR2 仿真时, PFR 数值与运动单元的力学属性相关, 即末期募集、快速收缩 MU 的 PFR 高于低募集阈、相同肌力、慢速收缩 MU 的 PFR. 而在 FR3 中, 激励驱动和 FR 关系的斜率被设定为对于所有 MUs 都相同, MU 的 PFR 反比于其募集阈(图 5C)^[23]. 3 个 FRs 的斜率不同造成了 sEMG 在 3 种状态下幅度分布的差异.

最后, 为了量化描述 3 种 FRs 策略下 sEMG 非高斯水平与 nMUs 及 sEMG 非线性水平与 nMUs 之间的关系, MANOVA 和二元相关性检验用于进一步验证文中所述的假设(表 5 与 6). MANOVA 结果证明, 对 sEMG 的非高斯性和非线性水平产生影响的不仅有主效应 nMUs 和 FRs, 而且包括 nMUs 与 FRs 之间的交互效应. 二元相关性检验证明, nMUs 分别与 sEMG 高斯和线性检验结果负相关. 此外, 对于所有 FRs 状态下, sEMG 高斯检验结果与线性检验结果正相关.

类似地, Bilodeau 等人^[5]、Kaplanis 等人^[8]都证明了 BB 的 sEMG 信号随着肌力的增加趋近于高斯性分布. Nazarpour 等人^[9]发现, BB 的 sEMG 信号在肌力低于 25%MVC 时非高斯属性显著. Naik 和 Kumar^[10]也发现, FDS 的 sEMG 信号随着肌力的增加趋近于高斯性分布, 但他们在研究中还指出, sEMG 信号在肌力低于 30% MVC 时也趋近于高斯性分布. 他们的结果与本文的结果存在差异, 可能是由大尺寸与小尺寸肌肉 MU 募集的区别引起的. 类似 FDS 这样的小尺寸肌肉具有窄 MU 募集范围的特性. 大尺寸肌肉由复合肌肉纤维成分组成, 因此大尺寸 BB 肌肉被认为具

有宽 MU 募集范围特性^[23]. 尽管 FR 和 MU 募集都对肌力的产生做出了贡献, 但是 FR 在小尺寸肌肉中占有更加重要的作用, 而 MU 募集对大尺寸肌肉来说更加重要^[27]. 小尺寸肌肉 MU 遵循所谓的“尺寸原则”^[28], 即 MU 依据从小到大的原则被募集. 但是“尺寸原则”不能解释大尺寸肌肉行为. 因此推断, 大、小肌肉的 MU 募集“宽、窄范围”与从小到大募集的“尺寸原则”差异导致了研究结果之间的不同.

Kaplanis 等人^[8]通过对 sEMG 的线性检验揭示 BB 的 sEMG 信号在 70%MVC 最接近于高斯分布, 但同时在 70%MVC 时 sEMG 信号线性水平的显著性最低. Hussain 与 Mamun^[11]通过对 RRF 的 sEMG 信号线性检验发现, 高斯性检验结果与非线性检验结果具有相反的趋势. 本文线性检验结果与这两项研究结果不同, 本研究显示线性检验结果与高斯性检验结果具有相同的趋势, 推断该差异是由肌肉疲劳引起的. 在时域和频域中, 如 EMG 幅值增加且 EMG 功率谱向右移动(即时域与频域曲线同时增加), 此情况为肌力增加; 如 EMG 幅值增加但 EMG 功率谱向左移动(即时域曲线上升, 频域曲线下降), 则可能发生了肌肉疲劳^[14]. 3 种 FRs 策略下 BB 仿真 sEMG 信号的时域与频域曲线由图 4 可见. 图中显示, sEMG 信号的 RMS 上升, 同时, MDF 稍向高频移动. 因此, 本仿真 sEMG 信号的波动与肌力增加相关, 而与肌肉疲劳无关. Kaplanis 等人、Hussain 与 Mamun 的研究结果都显示时域指标增加, 而频域结果向低频移动. 他们同时在研究中指出, 其利用实验采集到的真实人体 sEMG 信号的波动与肌肉疲劳相关. 由此推测, 在双频谱域内, 当单纯肌力增加时, sEMG 信号趋近于高斯性与线性分布; 当肌肉发生疲劳时, 大尺寸肌肉 sEMG 信号趋近于高斯性与非线性分布.

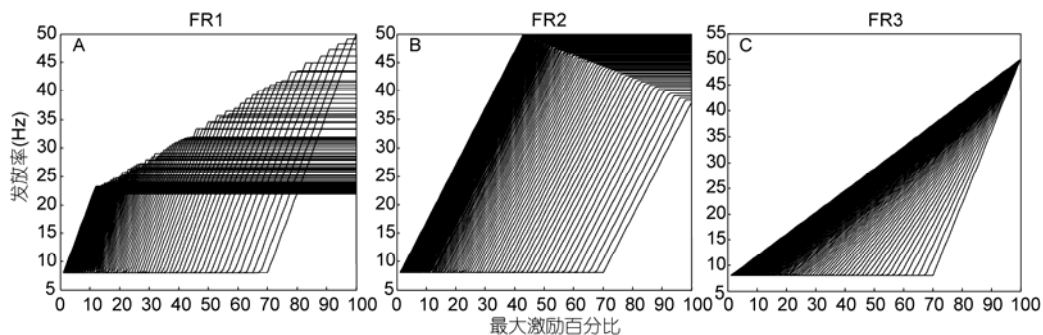


图 5 BB 在 3 种 FRs 策略下的宽募集仿真

本实验利用仿真 sEMG 数学模型定量检测了 3 种 FRs 策略下 sEMG 非高斯水平与 nMUs, 以及 sEMG 非线性水平与 nMUs 之间的关系. 结果显示, 在 3 中 FR 策略下, 随着肌力的增加, nMUs 增大, BB

的 sEMG 信号趋近于高斯与线性分布. 当小于 40% 的 MVC 时, sEMG 信号非高斯水平显著; 当高于 60% 的 MVC 时, sEMG 信号线性水平显著. sEMG 非高斯与非线性水平受肌肉 nMUs 与 FR 的影响.

参考文献

- Buchthal F, Erminio F, Rosenfalck P. Motor unit territory in different human muscles. *Acta Physiol Scand*, 1959, 45: 72–87
- Merletti R, Rainoldi A, Farina D. *Electromyography: physiology, engineering and noninvasive application*. Merletti R, Parker P, eds. New Jersey: John Wiley & Sons, 2004
- Merletti R, Roy S H, Kupa E, et al. Modeling of Surface Myoelectric Signals —Part II: Model-Based Signal Interpretation. *IEEE Trans Biomed Eng*, 1999, 46: 821–829
- Day S J, Hulliger M. Experimental simulation of cat electromyogram: evidence for algebraic summation of motor-unit action-potential trains. *J Neurophysiol*, 2001, 86: 2144–2158
- Bilodeau M, Cincera M, Arsenault A B, et al. Normality and stationarity of EMG signals of elbow flexor muscles during ramp and step isometric contractions. *J Electromyogr Kines*, 1997, 7: 87–96
- Zazula D. Experience with surface EMG decomposition using higher-order cumulants. In: *Proceedings of Signal Processing 2001 of IEEE Workshop*, Poznań, Poland, 2001, 19–24
- Shahid S, Walker J, Lyons G M, et al. Application of higher order statistics techniques to EMG signals to characterize the motor unit action potential. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2005, 52: 1195–1209
- Kaplanis P A, Pattichis C S, Hadjileontiadis L J, et al. Surface EMG analysis on normal subjects based on isometric voluntary contraction. *J Electromyogr Kines*, 2009, 19: 157–171
- Nazarpour K, Sharafat A R, Firoozabadi S M P. Application of higher order statistics to surface electromyogram signal classification. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2007, 54: 1762–1769
- Naik G, kumar D. Evaluation of higher order statistics parametes for multi channel sEMG using different force levels. In: *33rd Annual International Conference of the IEEE*. Boston, MA: Institute of Electrical and Electronics Engineering, 2011. 3869–3872
- Hussain M S, Mamun M D. Effectiveness of the wavelet transform on the surface EMG to understand the muscle fatigue during walk. *Meas Sci Rev*, 2012, 12: 28–33
- Zhou P, Rymer W Z. Can standard surface EMG processing parameters be used to estimate motor unit global firing rate? *J Neural Eng*, 2004, 1: 99–110
- Kernell D. Organized variability in the neuromuscular system: a survey of task-related adaptations. *Arch Ital Biol*, 1992, 130: 19–66
- Staudenmann D, Roeleveld K, Stegeman D F, et al. Methodological aspects of sEMG recordings for force estimation—A tutorial and review. *J Electromyogr Kines*, 2009, 20: 375–387
- Turker K S, Miles T S. Cross-talk from other muscles can contaminate EMG signals in reflex studies of the human leg. *Neurosci Lett*, 1990, 111: 164–169
- Wang W, Stefano A D, Allen R. A simulation model of the surface EMG signal for analysis of muscle activity during the gait cyle. *Comput Biol Med*, 2006, 36: 601–618
- Gabriel D A, Kamen G. Experimental and modeling investigation of spectral compression of biceps brachii SEMG activity with increasing force levels. *J Electromyogr Kines*, 2009, 19: 437–448
- Duchêne J, Hogrel J Y. A model of EMG generation. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2000, 47: 192–201
- Fuglevand A J, Winter D A, Patla A E. Models of recruitment and rate coding organization in motor-unit pools. *J Neurophysiol*, 1993, 70: 2470–2488
- McGill K C. Surface electromyogram signal modelling. *Med Biol Eng Comput*, 2004, 42: 446–454
- Nandedkar S D, Stålberg E. Simulation of sigle fiber action potentials. *Med Biol Eng Comput*, 1983, 21: 158–165
- LorentedeNó R. Analysis of the distribution of action currents of nerve in volume conductors. *Stud Rockefeller Inst Med Res*, 1974, 132: 384–477
- Zhou P, Rymer W Z. Factor governing the form of the relation between muscle force and the EMG: a simulation study. *J Neurophysiol*, 2004, 92: 2878–2886
- Andreassen S, Rosenfalck A. Relation of intracellular and extracellular action potentials of skeletal muscle fibers OCR. *Crit Rev Biomed Eng*, 1981, 6: 267–306
- Sigl J C, Chamoun N C. An introduction to bispectral analysis for the Electroencephalogram. *J Clin Monit*, 1994, 10: 392–404
- Zhou Q X, Chen Y H, Ma C, et al. Evaluation of upper limb muscle fatigue based on surface electromyography. *Sci China Tech Sci*, 2011, 54: 939–944
- DeLuca C J, LeFever R S, McCue M P, et al. Behaviour of human motor units in different muscles during linearly varying contractions. *J Physiol*, 1982, 329: 113–128
- Henneman E. Relation between size of neurons and their susceptibility to discharge. *Science*, 1957, 126: 1345–1347