



等长伸膝动作的运动单元放电特征分析

邱方¹⁾ 陈晨²⁾ 张方同¹⁾ 马瑞雅¹⁾ 石丽君^{1,4)} 盛鑫军²⁾ 刘晓东^{3)*}⁽¹⁾ 北京体育大学运动人体科学学院, 北京 100084; ⁽²⁾ 上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240;⁽³⁾ 上海体育学院运动科学学院, 上海 200438; ⁽⁴⁾ 北京体育大学运动与体质健康教育部重点实验室, 北京 100084)

摘要 本研究基于表面肌电分解技术, 分析伸膝动作中不同发力状态下大腿肌肉运动单元的解码准确性, 并对比神经特征和肌电特征在肌肉激活程度估计中的效果. 12名大学生分别以2种发力速度和4种发力等级完成伸膝动作的等长收缩. 实验同步采集受试者股内侧肌和股外侧肌处的高密度表面肌电信号和伸膝动作收缩力. 基于卷积核补偿算法解码肌电信号得到运动单元动作电位, 提取神经特征用于收缩力的互相关分析. 结果发现, 对于股内侧肌, 2种任务及4种收缩力等级下平均解码得到(7±4)个运动单元, 股外侧肌平均解码得到(9±5)个运动单元. 它们的平均脉冲信噪比(pulse-to-noise ratio, PNR)为30.1 dB, 对应解码准确率大于90%. 股内侧肌的两种神经特征与力之间的平均相关性分别为(0.79±0.08)和(0.80±0.08), 股外侧肌的两种神经特征与力之间的平均相关性分别为(0.85±0.05)和(0.85±0.06). 综上可见, 基于肌电分解技术可以准确识别不同发力状态下大腿肌肉的运动单元放电活动, 并且运动单元放电频率与伸膝动作力高度相关, 研究结果可用于运动康复、运动训练及人机接口等领域.

关键词 肌电分解, 运动单元, 卷积核补偿, 伸膝

中图分类号 R377.5

DOI: 10.16476/j.pibb.2021.0033

运动单元(motor unit, MU)是人体运动系统中肌肉收缩最基本的结构和功能单位, 包含运动神经元(motor neuron)以及该神经元所支配的所有肌纤维^[1]. 运动神经元负责将脊髓和大脑发出的信息传到肌肉, 其放电信息表征着中枢神经系统传输到肌肉的驱动信息. 运动神经元的动作电位会传输到所支配的肌纤维, 引起肌纤维收缩并产生力^[2]. 运动单元动作电位(motor unit action potential, MUAP)是一个运动单元中所有肌纤维动作电位的叠加, 经肌肉、脂肪、皮肤等组织传输至皮肤表面后, 可以用电极采集, 得到表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)^[3]. 因此, 表面肌电蕴含着人体运动的神经驱动信息, 从而被广泛应用于神经机理探究、临床医学、康复训练以及人机接口中^[4-6].

但是, 由于容积导体^[7]和幅值抵消^[8]现象的存在, 表面肌电信号并不能完全地反应神经驱动信息. 从表面肌电信号中提取出的时域和频域特征也只能从一定程度上反应神经元放电活动. 为了克服

表面肌电的固有缺陷, 肌电分解(electromyography decomposition)技术逐渐发展起来. 基于肌电分解技术可以识别出运动单元的动作电位脉冲串, 提取MUAP波形, 从而对神经电生理活动进行分析^[9-10]. 肌电分解技术的发展促进了对运动过程中神经调节机制的理解, 已经在神经机理探究和人机接口中得到初步应用^[11-13].

20世纪20年代, 肌内肌电(intramuscular electromyography)开始用于解码运动单元放电活动^[14]. 通过植入电极插到肌肉内, MUAP可以直接采集到, 避免了容积导体和串扰的影响^[15]. 近年来, 肌内肌电分解算法不断发展, 已经可以实现MUAP自动解码^[16-17]. 但是, 由于肌内肌电自身的侵入性和高度选择性, 肌内肌电采集范围较小, 且难以实现多通道的植入. 随着传感器技术和数字信号处理技术的发展, 表面肌电分解技术的提出为无

* 通讯联系人.

Tel: 15501019518, E-mail: xiaodongliu_2010@163.com

收稿日期: 2021-02-03, 接受日期: 2021-04-01

创解码神经元放电信息提供了可能. 基于盲源分离 (blind source separation) [9, 18] 或模板匹配 (template matching) [19-20] 框架, 各种解码算法被相继提出, 并且在多肌肉不同收缩状态下得到了验证 [21-24]. 相比于肌内肌电, 表面肌电具有无创、操作简便、覆盖范围大等优点, 有望解码出更多的运动单元.

近年来, 表面肌电分解技术已被应用到神经调控机制研究中, 如脑卒中、脑瘫、帕金森、震颤等疾病的诊断与康复 [25-28], 也应用到运动训练、运动选材、运动监控、运动伤病预防与康复等体育科研领域 [29-31]. 另外, 人机接口研究证明了基于肌电分解技术提取出的神经特征相对于传统肌电特征的优越性 [32]. 但是以往的研究多关注于单一发力状态, 对同一动作不同发力状态 (发力速度、发力大小) 下运动单元的放电特性缺乏相关分析. 能否在不同发力状态下解码出有效的运动单元, 并且追踪运动单元的放电特性变化尚不明确.

因此, 本研究内容包括: a. 分析伸膝动作中不同发力状态下大腿肌肉运动单元的解码准确性; b. 评估不同发力状态下运动单元的可追踪性; c. 对比神经特征和肌电特征在肌肉激活程度估计中的效果.

1 对象与方法

1.1 研究对象

选取 12 名大学生为研究对象. 所有研究对象在实验前均无任何下肢手术史, 无神经性或肌肉性疾病, 在实验前 3 个月无任何影响完成伸膝动作的损伤. 在实验正式开始前, 所有研究对象已经充分熟悉实验流程、动作要求等, 并且均已签署了实验同意书. 本实验符合赫尔辛基宣言. 研究对象基本情况见表 1.

Table 1 Summary of subjects' information

Age	Height /m	Body mass /kg
22 ± 2	1.75 ± 0.04	72.5 ± 4.6

1.2 实验方法

研究对象需要做出等长收缩的伸膝动作, 动作过程中小腿和大腿之间的角度为 120°. 在实验之前, 需要测量每个研究对象伸膝最大收缩力 (maximum voluntary contraction, MVC). 研究对

象缓慢增加收缩力至最大值并保持 5 s, 这一过程重复 3 次, 最终计算保持阶段收缩力的平均值作为 MVC.

在实验中, 研究对象前方设置一块屏幕提供实时力反馈, 研究对象需要控制收缩力沿梯形曲线变化. 每个研究对象需要完成 2 组任务. 在任务 1 (Task 1) 中, 梯形曲线长度为 30 s, 包含 10 s 的上升阶段、10 s 的平稳阶段和 10 s 的下降阶段. 梯形曲线的最大力 (即平稳阶段的收缩力等级) 分为 10%、30%、50% 和 70% MVC, 共 4 种. 在任务 2 (Task 2) 中, 梯形曲线长度为 14 s, 包含 2 s 的上升阶段、10 s 的平稳阶段和 2 s 的下降阶段. 梯形曲线的最大力和任务 1 相同. 每个研究对象需要完成 8 次伸膝动作 (2 种曲线 × 4 种等级), 动作顺序对于每个研究对象完全随机, 每次动作之间休息 1~2 min 以防止肌肉疲劳.

1.3 数据采集

多通道肌电信号放大器 (Quattrocento, OT Bioelettronica, Italy) 用于采集研究对象的高密度表面肌电信号. 两片 64 通道电极阵列 (5 × 13 排布, 电极直径 3 mm, 间距 8 mm, OT Bioelettronica, Italy) 分别贴附在股内侧肌 (medial vastus muscle, Grid 1) 和股外侧肌 (lateralis vastus muscle, Grid 2) 上方, 每一行电极沿肌肉纤维方向 (图 1). 实验所用的电极为湿电极, 使用前需先涂抹导电膏. 在电极贴放前先进行备皮工作, 具体步骤如下: 先将磨砂膏均匀涂抹在肌肉上方, 轻轻打磨至皮肤呈微红色, 然后用 75% 的医用酒精棉擦拭皮肤干净, 待酒精挥发后利用双面胶海绵垫将电极贴附在相应肌肉的肌腹位置. 电极放置完成后用弹性绑带将其固定以避免脱



Fig. 1 Illustration of experimental setup

- ① The multi-channel amplifier. ② Grid 1 for medial vastus muscle. ③ Grid 2 for lateralis vastus muscle

落. 肌电信号采样频率为2 048 Hz, 放大器增益为500, 硬件带通滤波范围3~900 Hz. 伸膝动作的收缩力采用力采集设备 (Trigno, DELSYS, USA) 进行采集, 采样频率1 000 Hz.

1.4 数据处理

本项研究中所有数据均采用离线方式进行分析. 肌电信号在解码之前, 首先进行预处理, 具体步骤如下: a. 采用4阶巴特沃斯滤波器对肌电信号进行20~500 Hz的带通滤波; b. 采用梳状滤波器进行50 Hz阻断滤波以消除工频干扰; c. 在前两个步骤之后, 人工判断信号异常的通道并将其去除. 对于力信号, 首先升采样至2 048 Hz, 然后采用4阶巴特沃斯滤波器进行10 Hz的低通滤波.

1.4.1 肌电分解

基于卷积核补偿 (convolution kernel compensation, CKC) 算法进行肌电分解得到运动单元放电脉冲串 (motor unit spike train, MUST) [9-10]. 这里给出简要介绍.

多通道的肌电信号的生成模型是一个多输入多输出的模型, 可以看做是一系列神经元放电脉冲串及其动作电位波形的卷积混合:

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^N \sum_{l=0}^{L-1} h_{ij}(l) s_j(n-l) + \omega_i(n) \quad (1)$$

其中, $x_i(n)$ 是第 i 个通道的肌电信号, $h_{ij}(l)$ 是第 j 个运动单元在第 i 个通道中的动作电位波形 (MUAP), $s_j(n)$ 是第 j 个 MUST, $\omega_i(n)$ 是附加噪声, L 是 MUAP 的长度, N 和 M 分别为运动单元和肌电通道的数量.

CKC 算法通过补偿未知的混合矩阵, 基于以下公式来估计 MUST:

$$\hat{s}_j(n) = c_{s_j x}^T C_{xx}^{-1} x(n) \quad (2)$$

其中, $C_{xx} = E(x(n)x^T(n))$ 是肌电信号的相关矩阵, $c_{s_j x} = E(x(n)s_j^T(n))$ 是肌电信号和 MUST 之间的相关向量, $E(\cdot)$ 表示数学期望.

在解码过程中, $c_{s_j x}^T C_{xx}^{-1}$ 可以看做是分离向量, 通过自然梯度下降法迭代得到 [33]. 在得到 MUST 的估计量 $\hat{s}_j(n)$ 之后基于聚类实现放电脉冲提取. 得到解码结果之后基于指标平均脉冲信噪比 (pulse-to-noise ratio, PNR) 来评价解码准确性 [34].

基于 CKC 算法解码肌电信号得到 MUST 之后,

采用 spike-triggered averaging (STA) 方法提取每个运动单元在每个通道的放电波形 (MUAP) [35], 形成 64 通道的 MUAP 阵列. 然后分析 MUAP 之间的相关性来匹配不同动作的运动单元 [36]. 具体步骤如下: a. 对于一个 MUAP 选取其幅值最大的 10 个通道; b. 计算这 10 个通道的波形与另一个 MUAP 阵列对应波形之间的互相关性; c. 如果 10 个通道的波形平均相关性大于 0.8, 且幅值差异小于 20%, 则认为匹配成功, 这两个 MUST 是同一个运动单元所产生的.

1.4.2 特征提取

累积脉冲串 (cumulative spike train, CST) 特征: 对每次动作的肌电信号进行解码得到 MUST, 然后将这些 MUST 合并形成 CST, 然后采用 400 ms 的汉宁窗对 CST 进行平滑滤波, 得到 CST 特征 [37].

主成分分析 (principal component analysis, PCA) 特征: 同样基于 400 ms 的汉宁窗, 对每次动作解码得到的所有 MUST 分别进行平滑滤波, 然后进行 PCA, 提取第一主成分 (first principal component) 作为 PCA 特征 [38].

均方根值 (root mean square, RMS) 特征: 采用滑动窗的方式对每一通道的肌电信号计算 RMS, 然后对所用通道的 RMS 进行平均形成 RMS 特征. 滑动窗为矩形窗, 窗长 400 ms, 每次滑动 1 个采样点. RMS 计算公式如下:

$$\text{RMS}_i = \frac{1}{T} \sqrt{\sum_n^{n+T} x_i^2(n)} \quad (3)$$

其中, RMS_i 是第 i 个通道的 RMS 特征, T 是滑动窗长.

1.4.3 相关性分析

在进行特征与力相关性分析之前, 首先进行肌电信号和力的对齐, 具体步骤如下: a. 对每一通道的肌电信号进行 2 Hz 的低通滤波 (4 阶巴特沃斯滤波器); b. 对所有通道的低通滤波信号做平均; c. 基于互相关分析 (标准化法) 计算肌电信号和力之间的时移, 并将肌电信号或力信号平移到相关性最大的时刻. 在对齐肌电信号的力信号之后, 提取 3 种特征并与力信号进行互相关分析, 计算其最大相关性 (图 2).

本项研究中, 肌电分解以及数据分析等均基于 MATLAB 2020a (Matlab Inc. USA) 完成.

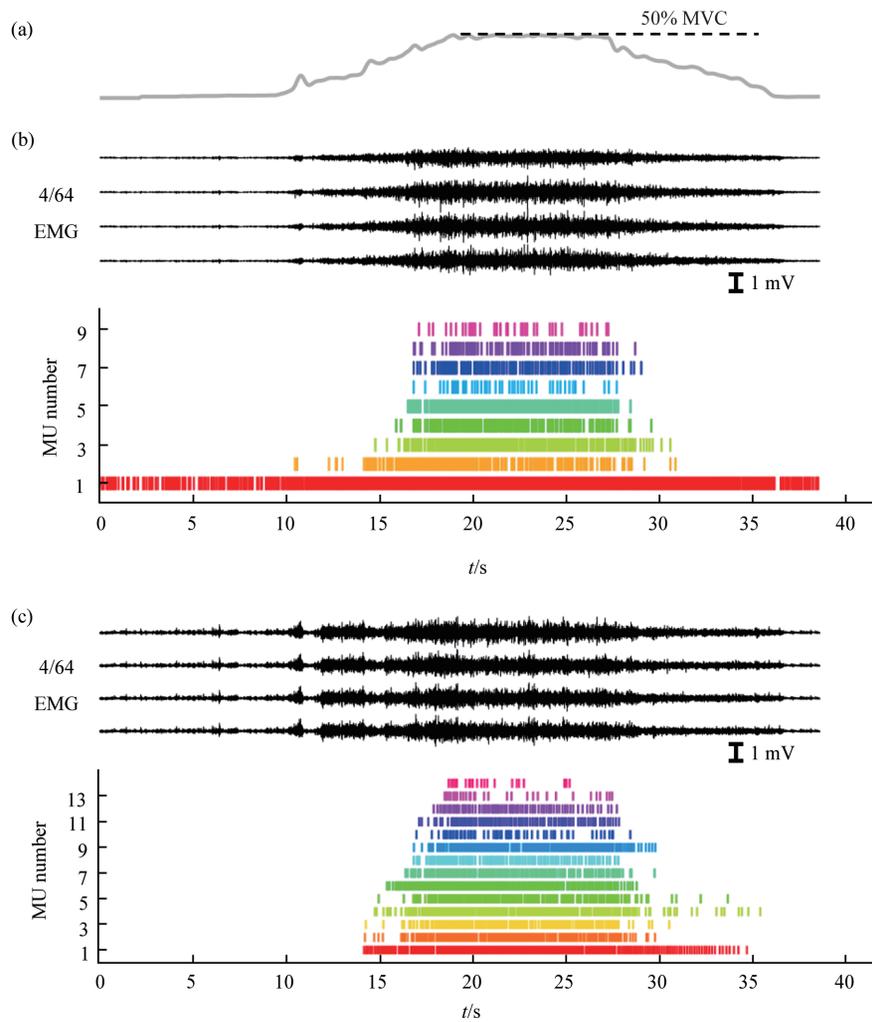


Fig. 2 Motor unit activities during different contraction conditions

(a) the force of knee flexion. (b) and (c) illustrates 4 EMG signals and the decomposition results of medial vastus muscle and lateralis vastus muscle respectively. Different MUSTs are depicted with different colors.

2 结 果

表2和表3展示了股内侧肌和股外侧肌的解码结果. 对于股内侧肌, 2种任务及4种收缩力等级下

平均解码得到(7±4)个运动单元, 股外侧肌平均解码得到(9±5)个运动单元. 它们的平均PNR为30.1 dB, 对应解码准确率大于90%. 每个运动单元在初始募集和去募集时的放电频率类似, 并且都低

Table 2 Decomposition results of medial vastus muscle

Task	Contraction level/%	Number of MUs	PNR/dB	Discharge rate/Hz			Threshold/%	
				Recruitment	Steady	Decruitment	Recruitment	Decruitment
Task 1	10	4±2	27.0±5.3	14.1±11.4	25.2±16.2	13.2±12.9	4.0±3.5	4.3±3.6
	30	6±3	31.7±3.9	9.7±7.8	20.9±14.9	9.3±8.2	16.9±8.2	14.4±8.2
	50	8±3	31.0±3.5	8.4±6.4	22.2±11.8	9.0±8.7	25.2±14.7	29.9±16.5
	70	10±6	31.3±3.5	11.7±9.1	22.7±14.0	11.7±9.2	38.8±13.5	45.9±16.8
Task 2	10	4±3	30±4.9	24.0±21.4	28.9±21.7	27.0±22.7	4.2±4.6	4.7±5.1
	30	7±4	29.5±4.7	11.3±8.3	24.2±16.7	15.6±10.9	13.9±10.6	12.2±11.4
	50	8±3	31.2±3.4	14.9±12.5	21.2±14.9	13.0±11.9	27.0±18.1	28.6±16.4
	70	8±3	31.4±3.6	13.7±10.4	20.8±15.0	15.2±10.2	41.9±19.4	42.2±20.1

Table 3 Decomposition results of lateralis vastus muscle

Task	Contraction level/%	Number of MUs	PNR/dB	Discharge rate/Hz			Threshold/%	
				Recruitment	Steady	Decruitment	Recruitment	Decruitment
Task 1	10	6±5	26.6±5.0	12.1±10.5	27.4±18.3	11.6±11.1	4.5±3.8	5.3±4.2
	30	8±3	30.5±4.7	10.1±8.4	22.8±15.8	9.6±10.5	15.0±8.4	14.9±9.9
	50	9±3	31.6±3.9	9.5±7.8	20.1±14.5	8.4±9.3	22.7±11.4	28.2±15.6
	70	10±4	31.7±3.5	9.1±5.5	20.0±13.2	8.7±6.9	38.3±14.9	43.2±19.5
Task 2	10	11±11	25.1±5.1	25.0±16.5	33.1±19.8	24.9±17.6	3.4±3.6	4.2±5.2
	30	6±3	31.3±3.2	12.5±13.1	19.5±16.1	14.0±11.3	17.3±8.2	15.3±9.6
	50	12±5	30.7±4.0	13.2±10.0	21.3±16.1	13.1±8.7	29.4±15.7	28.0±14.6
	70	11±5	30.4±3.9	15.2±13.0	24.2±16.2	14.8±9.8	39.0±20.4	40.0±20.8

于收缩力稳定期的放电频率. 对于任务1, 在10%收缩力等级下, 运动单元在募集期 (recruitment)、平稳期 (steady) 和去募集期 (derecruitment) 的平均放电频率分别为 (13.1±11.0) Hz、(26.3±17.2) Hz 和 (12.4±12.0) Hz, 显著高于其他3个收缩等级时的放电频率 ((9.8±7.5) Hz、(21.4±14.0) Hz 和 (9.5±8.8) Hz). 在任务2中同样有这一现象. 在所有动作中, 运动单元的平均募集阈值随着动作收缩力等级的提高而上升. 在大多数动作中, 募集阈值和去募集阈值无显著差异, 少数情况下募集阈值会略低于去募集阈值 ($P<0.05$).

在MUAP匹配结果中, 相邻收缩等级 (差异20% MVC) 的任务匹配得到的运动单元较多, 收缩等级差异在40% MVC及以上时匹配数量较少. 在高收缩等级下 (50%和70% MVC), 两种任务之间匹配数量较多, 在低等级时 (10%和30% MVC) 则匹配数量较少. MUAP匹配结果如图3所示.

图4展示了3种特征和伸膝力的代表性变化曲线, 图5展示了互相关分析结果. 股内侧肌的CST、PCA和RMS 3种特征与力之间的平均相关性分别为 (0.79±0.08)、(0.80±0.08) 和 (0.88±0.10), 股外侧肌的CST、PCA和RMS 3种特征与力之间的平均相关性分别为 (0.85±0.05)、(0.85±0.06) 和 (0.90±0.08). 无论是在股内侧肌或股外侧肌, RMS与力之间的相关性均显著高于其他两种特征 ($P<0.05$).

图6展示了运动单元解码个数、PNR对PCA特征与伸膝力相关性的影响. 相关性与运动单元的数量呈单调递增趋势, PNR则对相关性无明显影响. 根据拟合曲线, 当运动单元数量大于5时, 相关系数即大于0.8. 根据实验数据, 当运动单元数量大于10时, 所有相关系数均大于0.8.

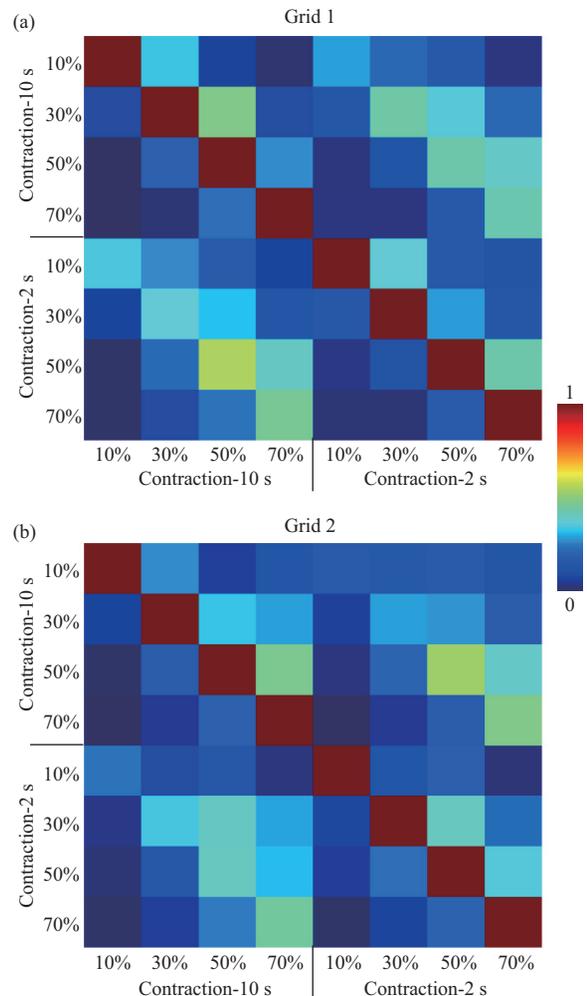


Fig. 3 The matching results across different tasks
Each color depicts the proportion of matched motor units divided by the total motor units identified in the trials of vertical axis.

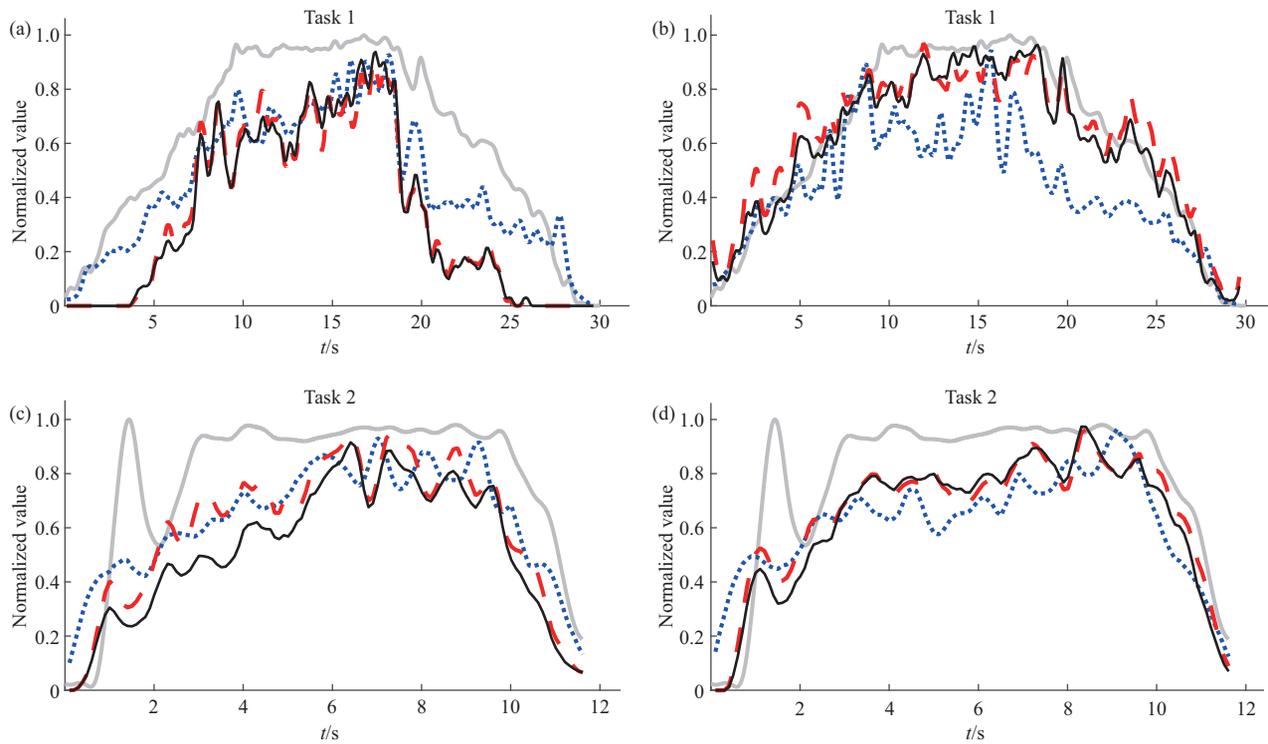


Fig. 4 The correlation between the force of knee extension and features

(a, b) The example results of medial vastus muscle (a) and lateralis vastus muscle (b) in Task 1. (c,d) The example results of medial vastus muscle (c) and lateralis vastus muscle (d) in Task 2. —: Force;: RMS; - - : PCA; —: CST.

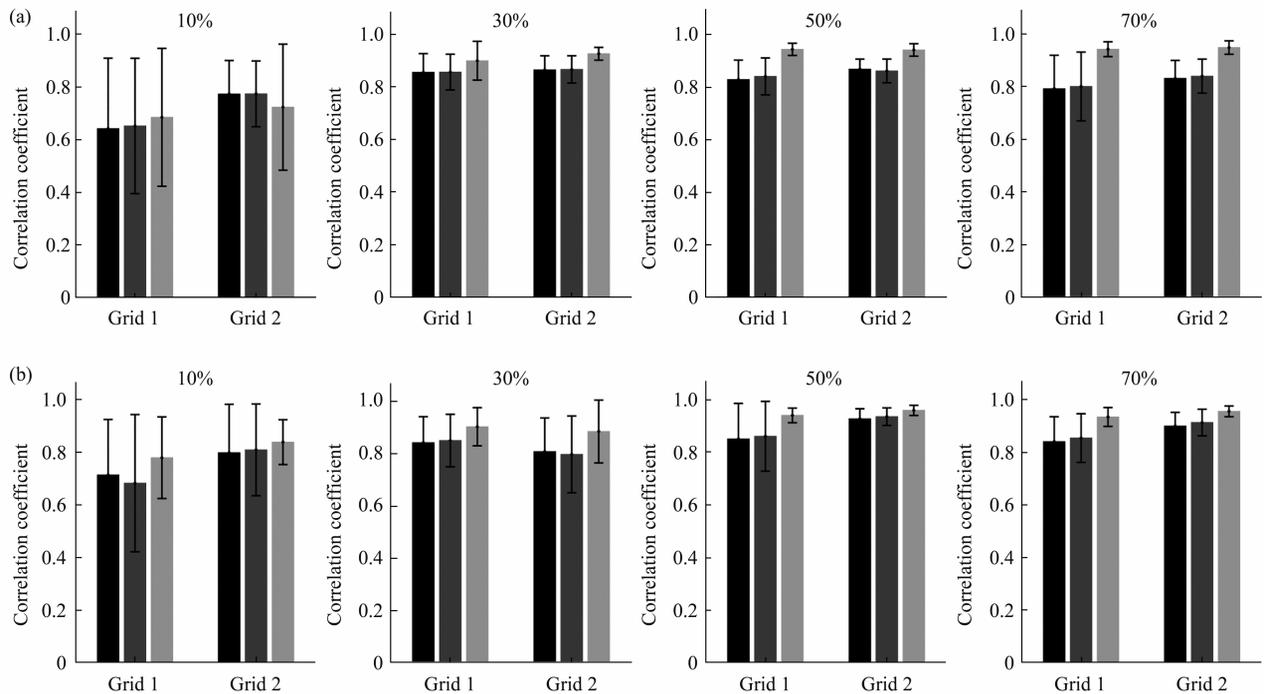


Fig. 5 The results of correlation analysis between the force of knee extension and features

(a) and (b) illustrate the results of correlation analysis in Task 1 and Task 2 respectively. Grid 1 and Grid 2 correspond to medial vastus muscle and lateralis vastus muscle respectively. ■: CST; ■: PCA; ■: RMS.

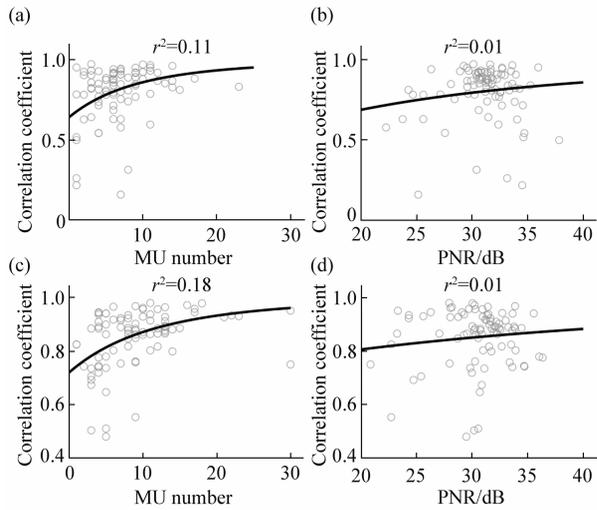


Fig. 6 The effect of the number of identified motor units and the PNRs on the correlation coefficient with the force

(a, b) and (c, d) illustrate the results from medial vastus muscle and lateralis vastus muscle respectively.

3 讨 论

3.1 不同发力状态下的运动单元解码

以往的研究证明了PNR与解码准确性之间的高度相关性. 在本项研究中, 同样应用了PNR来间接估计解码得到的MUST准确性. 在2种发力速度和4种发力等级下, MUST的平均PNR均为30 dB左右, 对应MUST的准确率大于90%^[34]. 这一结果证明了在多种发力状态下解码运动单元电生理活动的可行性. 对于研究中所采用的CKC解码算法, 可解码出的运动单元数量不仅与实际激活数量有关, 还与预输入的一些解码参数有关, 例如循环次数、迭代次数等. 在解码过程中由于对每次解码的输入参数均相同, 不同动作所解码出来的有效MUST数量并无明显差异. 在一些情况下, 股外侧肌所解码得到的运动单元数量要多于股内侧肌解码的数量. 这可能是由于股外侧肌是伸膝动作的主要发力肌肉, 需要更多运动单元参与引起的.

一般情况下肌肉中运动单元的募集遵循“大小原则”, 即肌纤维数量少、收缩力较小的运动单元先被募集, 纤维数量多、收缩力较大的运动单元后被募集^[1]. 运动单元在被募集的初始阶段, 其放电频率较低, 后来会随着激活程度的增加(肌肉收缩力的增加)而提高, 直至达到最大值, 此时放电频率保持稳定, 不会再随着激活程度的增加而提高. 一般来说, 高阈值的运动单元其稳定放电频率

要低于低阈值的运动单元. 在10% MVC的伸膝动作中, 所募集到的运动单元的放电频率显著高于其他3个等级. 这一现象可能是由于在低等级情况下所募集的运动单元其激活阈值比较小, 稳定放电频率较高. 随着收缩力等级的增加, 高阈值、低稳定频率的运动单元逐渐被募集, 从而降低了平均频率. 任务1与任务2相比, 任务2中放电频率显著高于任务1. 这是由于, 在等长收缩(isometric contraction)中, 快速发力会降低运动单元的募集阈值^[2], 并且伴随放电频率的增加, 因此在快速收缩过程中, 更多高阈值运动单元被募集.

这同样也解释了为什么任务1中高收缩等级动作与任务2中的MUAP匹配数量较多, 而任务1中低收缩等级动作和高收缩等级动作之间匹配数量较少. 本项研究采用了MUAP波形匹配来追踪不同动作之间的运动单元. 这种方式已经被证明可以用于追踪运动单元^[29, 39], 并且在长期训练过程中可以用于评估运动单元的变化, 从而指导训练过程, 给出训练结果评价.

3.2 基于运动单元特征的肌肉激活状态估计

运动单元的电生理活动直接反映了脊髓中运动神经元的放电信息, 其蕴含着中枢神经系统传输到肌肉的神经驱动信号^[35]. 因此, 运动单元的电生理活动应该与肌肉收缩力呈高度相关性. 以往的研究表明, CST特征可以有效地反应神经传导过程中的共同驱动, 并用于肌肉激活程度估计^[37]. 另外, 基于PCA同样可以提取出多个运动单元电生理活动的主要成分, 从而实现一维的肌肉力估计^[38].

在本项研究中, 共提取了3种特征, 其中2种是基于肌电分解结果, 1种是时域特征RMS. 从股外侧肌采集到的肌电信号提取出3种特征, 与收缩力之间的相关性均显著高于从股内侧肌提取的特征. 这是由于在伸膝(膝关节角度 $\geq 120^\circ$)动作中, 股外侧肌起主要作用, 而股内侧肌更多的是保持动作.

从理论上讲, 相对于RMS特征, 从运动单元放电活动中提取的CST和PCA特征与收缩力之间的相关性应该更高, 以往的研究也证明了这一点. 但值得注意的是, CST和PCA特征对收缩力的估计效果与运动单元的解码数量非常敏感. 由于现有算法的局限性, 无法解码出足够多运动单元. 如图4a所示, 在收缩力较低时无运动单元放电脉冲被解码到, 所以此时CST特征和PCA特征均为零. 在运动单元数量足够高的情况下, CST和PCA特征

与收缩力之间的相关性更高. 根据研究结果, 建议运动单元的解码数量应该在5以上. 本项研究中虽然CST和PCA特征与力之间的相关性略低于RMS特征, 但平均相关系数仍然在0.8以上. 同时, 基于肌电分解所提取的特征还具有一些时域特征所不具备的优势, 例如对神经传导速度、运动单元收缩力等参数的估计^[40-41].

4 结 论

基于肌电分解技术可以准确识别不同发力状态下大腿肌肉的运动单元放电活动. 运动单元放电频率与伸膝动作力高度相关, 另外通过MUAP匹配可以追踪不同发力状态下的运动单元. 该研究结果可用于康复训练及人机接口等领域.

参 考 文 献

- [1] Heckman C J, Enoka R M. Motor unit. *Compr Physiol*, 2012, **2**(4): 2629-2682
- [2] Weinberger M, Dostrovsky J O. Motor unit// *Kompoliti K, Metman L V. Encyclopedia of Movement Disorders*. Oxford: Academic Press, 2010: 204-206
- [3] Farina D, Stegeman D F, Merletti R. Biophysics of the generation of EMG signals// *Merletti R, Farina D. Surface Electromyography: Physiology, Engineering, and Applications*. New York: John Wiley & Sons, 2016: 1-24
- [4] Rainoldi A, Moritani T, Boccia G. EMG in exercise physiology and sports// *Merletti R, Farina D. Surface Electromyography: Physiology, Engineering, and Applications*. New York: John Wiley & Sons, 2016: 501-539
- [5] Roberto M, Dario F. Surface EMG applications in neurophysiology// *Merletti R, Farina D. Surface Electromyography: Physiology, Engineering, and Applications*. New York: John Wiley & Sons, 2016: 333-360
- [6] Farina D, Sartori M. Surface electromyography for man-machine interfacing in rehabilitation technologies// *Merletti R, Farina D. Surface Electromyography: Physiology, Engineering, and Applications*. New York: John Wiley & Sons, 2016: 540-560
- [7] Mesin L. Volume conductor models in surface electromyography: computational techniques. *Comput Biol Med*, 2013, **43**(7): 942-952
- [8] Farina D, Cescon C, Negro F, *et al*. Amplitude cancellation of motor-unit action potentials in the surface electromyogram can be estimated with spike-triggered averaging. *J Neurophysiol*, 2008, **100**(1): 431-440
- [9] Negro F, Muceli S, Castronovo A M, *et al*. Multi-channel intramuscular and surface EMG decomposition by convolutive blind source separation. *J Neural Eng*, 2016, **13**(2): 026027
- [10] Holobar A, Zazula D. Multichannel blind source separation using convolution kernel compensation. *IEEE Trans Signal Process*, 2007, **55**(9): 4487-4496
- [11] Farina D, Vujaklija I, Sartori M, *et al*. Man/machine interface based on the discharge timings of spinal motor neurons after targeted muscle reinnervation. *Nat Biomed Eng*, 2017, **1**(2): 0025
- [12] Dai C, Shin H, Davis B, *et al*. Origins of common neural inputs to different compartments of the extensor digitorum communis muscle. *Sci Rep*, 2017, **7**(1): 13960
- [13] Del Vecchio A, Casolo A, Negro F, *et al*. The increase in muscle force after 4 weeks of strength training is mediated by adaptations in motor unit recruitment and rate coding. *J Physiol*, 2019, **597**(7): 1873-1887
- [14] Adrian E D, Bronk D W. The discharge of impulses in motor nerve fibres. *J Physiol*, 1929, **67**(2): i3-151
- [15] Talib I, Sundaraj K, Lam C K, *et al*. A review on crosstalk in myographic signals. *Eur J Appl Physiol*, 2019, **119**(1): 9-28
- [16] Yu T, Akhmadeev K, Carpentier E L, *et al*. Recursive decomposition of electromyographic signals with a varying number of active sources: bayesian modeling and filtering. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, **67**(2): 428-440
- [17] Roussel J, Ravier P, Haritopoulos M, *et al*. Decomposition of multi-channel intramuscular EMG signals by cyclostationary-based blind source separation. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2017, **25**(11): 2035-2045
- [18] Chen M, Zhang X, Chen X, *et al*. Automatic implementation of progressive fastICA peel-off for high density surface EMG decomposition. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2018, **26**(1): 144-152
- [19] Nawab S H, Chang S S, De Luca C J. High-yield decomposition of surface EMG signals. *Clin Neurophysiol*, 2010, **121**(10): 1602-1615
- [20] Michael D T, Serge H R, Zhi L, *et al*. Motor unit drive: a neural interface for real-time upper limb prosthetic control. *J Neural Eng*, 2019, **16**(1): 016012
- [21] Holobar A, Minetto M A, Botter A, *et al*. Experimental analysis of accuracy in the identification of motor unit spike trains from high-density surface EMG. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2010, **18**(3): 221-229
- [22] Marateb H R, McGill K C, Holobar A, *et al*. Accuracy assessment of CKC high-density surface EMG decomposition in biceps femoris muscle. *J Neural Eng*, 2011, **8**(6): 066002
- [23] Hu X, Rymer W Z, Suresh N L. Assessment of validity of a high-yield surface electromyogram decomposition. *J Neuroeng Rehabil*, 2013, **10**: 99
- [24] Hu X, Rymer W Z, Suresh N L. Accuracy assessment of a surface electromyogram decomposition system in human first dorsal interosseus muscle. *J Neural Eng*, 2014, **11**(2): 026007
- [25] Li X, Holobar A, Gazzoni M, *et al*. Examination of poststroke alteration in motor unit firing behavior using high-density surface EMG decomposition. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2015, **62**(5): 1242-1252
- [26] Murphy S, Durand M, Negro F, *et al*. The relationship between blood flow and motor unit firing rates in response to fatiguing

- exercise post-stroke. *Front Physiol*, 2019, **10**: 545
- [27] 马培培, 陈迎亚, 杜义浩, 等. 中风康复运动中脑电-肌电相关性分析. *生物医学工程学杂志*, 2014, **31**(5): 971-977
- Ma P, Chen Y, Du Y, *et al.* *J Biomedical Eng*, 2014, **31**(5): 971-977
- [28] Holobar A, Glaser V, Gallego J A, *et al.* Non-invasive characterization of motor unit behaviour in pathological tremor. *J Neural Eng*, 2012, **9**(5): 056011
- [29] Sterczala A J, Miller J D, Dimmick H L, *et al.* Eight weeks of resistance training increases strength, muscle cross-sectional area and motor unit size, but does not alter firing rates in the vastus lateralis. *Eur J Appl Physiol*, 2020, **120**(1): 281-294
- [30] Piasecki M, Ireland A, Piasecki J, *et al.* Long-term endurance and power training may facilitate motor unit size expansion to compensate for declining motor unit numbers in older age. *Front Physiol*, 2019, **10**: 449
- [31] Watanabe K, Holobar A, Kouzaki M, *et al.* Age-related changes in motor unit firing pattern of vastus lateralis muscle during low-moderate contraction. *Age (Dordr)*, 2016, **38**(3): 48
- [32] Holobar A, Glaser V. Cumulative spike train outperforms the root-mean-square metric in muscle excitation estimation from dynamic high-density EMG// Masia L, Micera S, Akay M, *et al.* *Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation III*. Pisa: Springer, 2019: 1143-1147
- [33] Holobar A, Zazula D. Gradient convolution kernel compensation applied to surface electromyograms// Davies M E, James C J, Abdallah S A, *et al.* *Independent Component Analysis and Signal Separation*. London: Springer, 2007: 617-624
- [34] Holobar A, Minetto M A, Farina D. Accurate identification of motor unit discharge patterns from high-density surface EMG and validation with a novel signal-based performance metric. *J Neural Eng*, 2014, **11**(1): 016008
- [35] Farina D, Holobar A, Merletti R, *et al.* Decoding the neural drive to muscles from the surface electromyogram. *Clin Neurophysiol*, 2010, **121**(10): 1616-1623
- [36] Kapelner T, Negro F, Aszmann O, *et al.* Decoding motor unit activity from forearm muscles: perspectives for myoelectric control. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2017, **26**: 244-251
- [37] Farina D, Negro F, Dideriksen J L. The effective neural drive to muscles is the common synaptic input to motor neurons. *J Physiol*, 2014, **592**(16): 3427-3441
- [38] Chen C, Guohong C, Weichao G, *et al.* Prediction of finger kinematics from discharge timings of motor units: implications for intuitive control of myoelectric prostheses. *J Neural Eng*, 2019, **16**(2): 026005
- [39] Martinez-Valdes E, Negro F, Laine C M, *et al.* Tracking motor units longitudinally across experimental sessions with high-density surface electromyography. *J Physiol*, 2017, **595**(5): 1479-1496
- [40] Martinez-Valdes E, Farina D, Negro F, *et al.* Changes in muscle activation and conduction velocity during sustained contractions following endurance and high-intensity interval training. *Physiotherapy*, 2017, **103**: e135
- [41] Negro F, Orizio C. Robust estimation of average twitch contraction forces of populations of motor units in humans. *J Electromyogr Kinesiol*, 2017, **37**: 132-140

Analysis of Motor Unit Activities Decoded During Knee Isometric Extension

QIU Fang¹⁾, CHEN Chen²⁾, ZHANG Fang-Tong¹⁾, MA Rui-Ya¹⁾, SHI Li-Jun^{1,4)}, SHENG Xin-Jun²⁾,
LIU Xiao-Dong³⁾*

¹⁾*Sport Science School, Beijing Sport University, Beijing 100084, China;*

²⁾*The State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;*

³⁾*School of Kinesiology, Shanghai University of Sport, Shanghai 200438, China;*

⁴⁾*Key Laboratory of Sports and Physical Health of Ministry of Education, Beijing Sport University, Beijing 100084, China)*

Abstract This work aims to characterize the accuracy of decoded motor unit activities during multiple contraction conditions based on electromyography (EMG) decomposition techniques, and to evaluate the performance of extracted neural features for the estimation of muscle activation. Twelve healthy undergraduates participated in the experiments to perform the isometric contraction of knee extension with four levels. The high-density EMG signals were decomposed into motor unit spike trains based on convolution kernel compensation. Two neural features were extracted for the cross-correlation analysis with force. On average, (7±4) motor units were identified from the medial vastus muscle (MVM), while (9±5) motor units were identified from the lateralis vastus muscle (LVM). The average pulse-to-noise ratio (PNR) was 30.1 dB, corresponding to the decomposition accuracy of over 90%. The average correlation coefficient between the two neural features of MVM and the force was (0.79±0.08) and (0.80±0.08), respectively, while the average correlation coefficient of LVM was (0.85±0.05) and (0.85±0.06), respectively. These results demonstrate the feasibility of the identification of motor unit activities under various contraction conditions, and the strong correlation between neural features and force indicates the application of decomposition techniques in rehabilitation, exercise training, and human-machine interfacing.

Key words electromyography decomposition, motor unit, convolution kernel compensation, knee extension

DOI: 10.16476/j.pibb.2021.0033

* Corresponding author.

Tel: 86-15501019518, E-mail: xiaodongliu_2010@163.com

Received: February 3, 2021 Accepted: April 1, 2021