

基于表面肌电分解的皮层肌肉耦合机理研究

席旭刚^{1,2}, 王成浩¹, 汪 婷¹, 孔万增^{2,3}, 厉力华¹

(1. 杭州电子科技大学自动化学院, 浙江杭州 310018; 2. 浙江省脑机协同重点实验室, 浙江杭州 310018;
3. 杭州电子科技大学计算机学院, 浙江杭州 310018)

摘 要: 基于表面肌电信号分解还原了肌电信号最原始的组成成分, 通过分解后肌电信号段的特征研究神经肌肉系统中脑肌电信息传递规律, 可以从生物电信息传递机理探索人体运动的本质. 本文分别采集了 9 名受试者最大抓握力量的 15% 和 30% (15% MVC, 30% MVC) 所对应的 EEG (ElectroEncephaloGraph) 和 sEMG (surface ElectroMyoGraphy) 信号, 以形态学分解为基础对 sEMG 信号进行模板重构分解, 获得运动单元动作电位 MUAP (Motion Unit Action Potential), 提取 MUAP 的幅值、数量和发射速率作为特征, 基于该类特征与同步脑电信号的变化趋势以及传递熵值探索大脑皮层与肌肉的信息传递规律. 不同抓握力量水平下, 30% MVC 提取的 3 个特征均比 15% MVC 的数值更显著, 但两种力量水平提取的 3 个特征随同步脑电变化趋势相同: 当 EEG 信号形成波峰或波谷信号时, MUAP 数量、幅值和发射速率特征均呈现增加的变化趋势, 其中 MUAP 幅值的增加趋势最为明显, 且 MUAP 幅值特征与同步 EEG 信号的耦合 (TE 传递熵值) 效果最好. 虽然力量水平的不同会影响脑肌电信号强弱, 但总体呈现的信息传递规律是一致的: 当肢体肌肉收缩脑电信号增强而形成波峰或波谷时, MUAP 数量、幅值和发射速率 3 个特征值均呈现上升的变化趋势, 其中 MUAP 幅值特征响应效果最好, 该特征能较好体现人体运动控制过程中神经肌肉系统中的信息传递规律.

关键词: 表面肌电; 脑电; 肌电分解; 脑肌电耦合; 传递熵

基金项目: 科技部 2030 重大项目 (No.2021ZD0113204); 国家自然科学基金 (No.U20B2074, No.61971169); 浙江省重点研发计划 (No.2021C03031)

中图分类号: TN911.7; R318

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)08-2607-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20221099

Mechanism of Corticomuscular Coupling Based on Surface Electromyography Decomposition

XI Xu-gang^{1,2}, WANG Cheng-hao¹, WANG Ting¹, KONG Wan-zeng^{2,3}, LI Li-hua¹

(1. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. Zhejiang Key Laboratory of Brain-Machine Cooperation, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

3. School of Computer, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Based on the decomposition of surface EMG (ElectroMyoGraphy) signals, the most primitive components of EMG signals are restored. By analyzing the features of the decomposed sEMG (Surface ElectroMyoGraphy) signals, the EEG (ElectroEncephaloGraph) information transmission law in neuromuscular system can be studied, and the bioelectric information transmission mechanism can be explored from the essence of human motion. The EEG and sEMG signals corresponding to 15% MVC and 30% MVC of 9 subjects are collected. Then, the motion unit action potential (MUAP) is obtained by STA template reconstruction decomposition of sEMG based on morphological decomposition. Then, the amplitude of MUAP, the number of MUAP and the firing rate are extracted as features, based on these features the trend of synchronous EEG signals and the transmission entropy value, the information transmission law of cortical muscles is explored. Result Under different strength levels, the three features under 30% MVC are larger than those under 15% MVC, but the change trends of the three features are same. When the EEG signal forms a peak or valley signal, MUAP Number, Amp and firing rate all show a trend of increasing. The increasing trend of MUAP amplitude is the most obvious, and the coupling effect of MUAP amplitude features and synchronous EEG signals is the best (transmission entropy value). Conclusion although different strength levels affect the strength of the extracted EEG signals, the overall information transfer law is con-

sistent: when the intensity of muscle contraction EEG signals is enhanced to form peak or trough signals, the three features show an upward trend, and the MUAP amplitude feature is the best response among the three selected features, that is, this feature can better reflect the information transmission law of neuromuscular system in the process of human motion control.

Key words: sEMG signal; EEG signal; sEMG decomposition; corticomuscular coupling; entropy of transfer

Foundation Item(s): National Science and Technology Major Project (No.2021ZD0113204); National Natural Science Foundation of China (No.U20B2074, No.61971169); Key Research and Development Program of Zhejiang Province (No.2021C03031)

1 引言

表面肌电信号(surface ElectroMyoGraphy, sEMG)是一种人体皮肤表面的微弱生理电信号^[1],肌肉兴奋时聚集多个运动单元(Motor Units, MU)产生的动作电位叠加形成 sEMG^[2],sEMG 可以反映肌肉组织的运动特征和功能状态.脑电信号(ElectroEncephaloGraph, EEG)是人体发出指令的生理电信号,包含了人体运动控制的重要信息,能有效地揭示大脑活动状态^[3].当肌肉收缩时,参与肌肉控制的运动单元 MU 被激活,控制肌肉组织执行相应的活动,同时肌肉运动产生的运动信号通过上行运动神经元通路传递回大脑皮层进行反馈^[4].因此,研究大脑皮层与肌肉之间的传递规律对了解神经系统的运行机制以及运动障碍康复相关的临床研究至关重要^[5].

大脑皮层振荡和肌肉活动间的信息传递规律即为肌肉活动时产生的 sEMG 信号和大脑皮层产生的 EEG 信号间的信息变化趋势,这种相互作用的变化趋势可以促进运动控制过程中神经元之间的沟通.

人体完成一个动作时,EEG 信号与 sEMG 信号是密切配合的,当进行运动时,大脑皮层受到刺激产生 EEG 信号,该信号对运动控制起重要作用,EEG 信号通过运动神经系统传递指令,令肌肉控制的运动单元被激活,运动单元在控制肌肉进行相应动作的同时开始募集运动单元动作电位,形成 sEMG 信号,同时生成的 sEMG 信号也会将实时信息反馈给大脑皮层.因此大脑皮层与运动肌肉块的配合包含了许多人体信息和规律,探究大脑皮层对肌肉块的控制作用以及肌肉块对大脑皮层的回馈方式具有深远的意义,二者信息传递的变化规律、传递速率、配合程度等均有大量可以探究和挖掘之处.Gwin 等人^[6]研究了肌肉在不同状态下的大脑皮层与肌肉的协作情况,发现肌肉等张收缩时大脑皮层与肌肉间的相关性更高;Yang 等人^[7]研究了肌肉在不同疲劳程度下与大脑皮层关联性的变化情况,发现随着肌肉疲劳程度的增强,与大脑皮层的相干性在逐渐减弱.但目前大多数研究均集中在探究 EEG 信号与整块肌肉信息(sEMG 信号)的关系上,没有考虑神经肌肉系统的内在机制,于是便有了 sEMG 分解方法,对 sEMG 信号更加深入地加以研究.

通过对 sEMG 信号进行分解,即还原其最原始的构成单元,进而直接了解肌肉运动神经元的活动状态 and MU 的波形,是揭示神经肌肉机制的一种有效方法.为了更多了解大脑皮层与肌肉之间的传递规律以及得到大脑皮层与肌肉之间更多细节信息,可还原形成 sEMG 信号时的 MU 单元,从中探寻更深入的方法——sEMG 分解,该方法将 sEMG 信号还原为多个运动单元动作电位序列(Motor Unit Action Potential Trains, MUAPT)^[8],进而得到更多更深层次的信息.根据 sEMG 分解的基本思路,sEMG 分解可归纳为两大类:系统辨识法^[9]和形态分解法^[10].近年来,随着盲源分离技术的快速发展和高密度 sEMG 阵列技术的出现,系统辨识方法被广泛应用于 sEMG 分解研究中.Holobar 等人^[11]将盲源分离技术和卷积核补偿算法应用于 sEMG 信号分解,经过大量实验,得到了可靠的结果;还有 Deluca 团队对 sEMG 的形态分解进行了 30 多年的研究,早期的研究多集中在(intramuscular EMG, iEMG)分解^[12],2006 年以来,De Luca 等人^[13]对 iEMG 分解算法进行了改进,建立了可应用于 sEMG 的精确分解系统.但系统辨识分解方法存在其自身的局限性,只可以分解多通道的 sEMG 信号,并且对采集设备的要求很高,需要满足源信号个数不能大于观测信号的个数,由于运动单元 MU 被募集的个数难以确定,而形态学分解法对 sEMG 信号的通道数没有严格的规定,因此适用于本文的单通道 sEMG 分解.

sEMG 信号分解可以获取运动单元 MU 的募集规律、发放及波形等信息直观地了解肌肉运动神经元的活动状态;通过研究 MU 信号段的特征^[14,15]探寻神经肌肉系统中脑肌电信息传递规律.当人体进行运动时同步 EEG 信号进行相应的控制,运动单元 MU 募集组合形成 sEMG 信号反馈至大脑皮层,从而完成运动.本文首次基于表面肌电(sEMG 信号)分解提取运动单元动作电位(MUAP)特征研究大脑皮层与肌肉的耦合机理,即探究最本质的 EEG 信号(大脑皮层)与 sEMG 信号(肌肉组织)间信息传递规律,从中获取运动控制过程中神经中枢对肌肉活动控制的内在生理特征,更加精细深入地探究脑肌电信息传递机理,为深入了解神经肌肉系统的生理机制提供了一个新的视角,有助于从生理学角度获取神经肌肉系统的信息传递规律,也为运动

障碍等患者的康复治疗提供了可靠的参考和科学依据。

本文选择与肌肉活动联系紧密的大脑皮层 C3 通道作为脑电信号采集通道,选择指浅屈肌作为 sEMG 信号的采集肌肉块,利用 4 个数学模型对 sEMG 信号进行迭代分解,提取 MUAP 幅值、MUAP 数目和 MUAP 发射速率(Firing Rate, FR)作为特征,结合同步脑电信号进行分析,并利用 MU 特征与同步脑电间的耦合特性映射分析肢体肌肉运动时大脑皮层与肌肉的耦合特性,从而获取人体运动控制过程中神经中枢对肌肉活动控制的内置生理机制,更深层地分析大脑皮层与肌肉系统间

的信息传递规律。

2 方法设计

本文的整体流程如图 1 所示,首先对预处理后的 sEMG 信号进行模板迭代剥离的运动单元分解,数次迭代后,得到 MUAPT 信息序列,然后从 MUAPT 序列中提取 MUAP 幅值、MUAP 数量、MUAP 发射速率作为特征;利用所提取的特征与同步脑电信号进行分析,从特征与同步脑电的幅值、变化趋势切入,进一步引入 MU 特征与 EEG 信号间的耦合特性,探索大脑皮层和肌肉之间特定的信息传递规律。

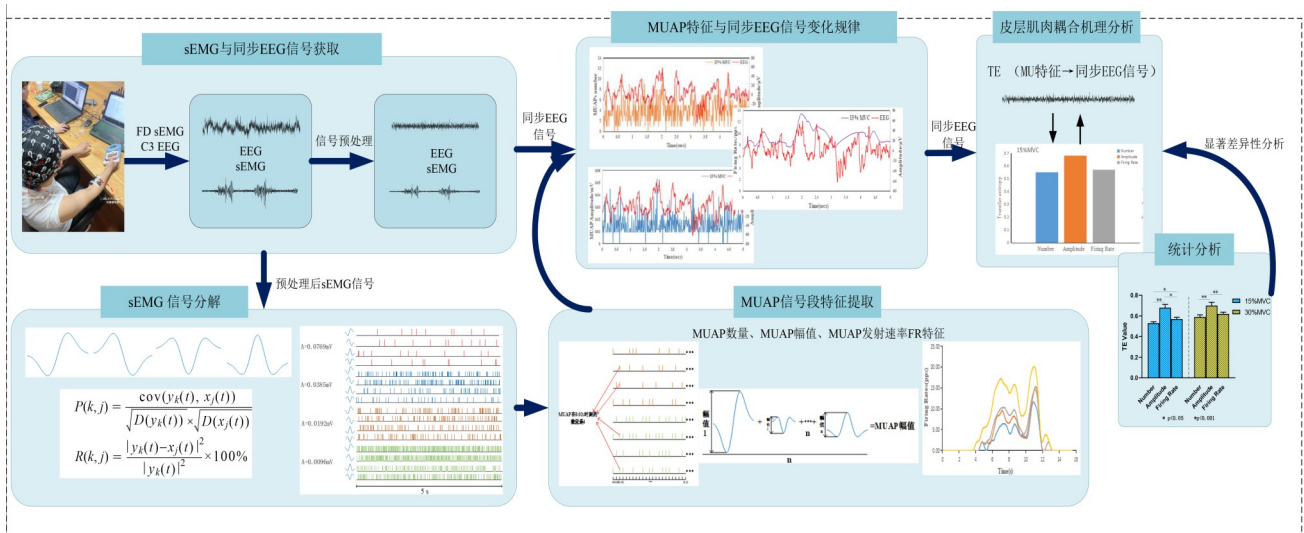


图1 整体流程

2.1 模板重构的sEMG 信号分解

提出一种模板重构的 sEMG 分解方法,利用先验模板将 MUAP 剥离并进行脉冲触发平均算法的波形重确定(Spike Triggered Average, STA)^[16],以形态学分解为基础并加以改进从而更简单准确高效地剥离 MUAP 序列,然后逐级迭代,完成对 sEMG 信号的分解。

2.1.1 构建先验模板

运动单元动作电位 MUAP 的波形已被证明是两相或三相结构^[12],一阶和二阶 HR 函数(Hermite-Rodriguez)的波形分别为两相和三相结构,其波形与 MUAP 波形相似,可有效模拟 MUAP 波形^[17-19]。图 2 所示为 4 个归一化的一阶二阶 HR 函数的正、反向波形,作为 4 个标准先验模板来表示 MUAP 的基本波形,对应的数学表达式如下:

$$y_1(t) = A_1 t e^{-\frac{t^2}{a_1^2}} \quad (1)$$

$$y_2(t) = -A_2 t e^{-\frac{t^2}{a_2^2}} \quad (2)$$



图2 标准先验模板的波形

$$y_3(t) = A_3 \left(1 - \frac{2t^2}{a_3^2} \right) e^{-\frac{t^2}{a_3^2}} \quad (3)$$

$$y_4(t) = -A_4 \left(1 - \frac{2t^2}{a_4^2} \right) e^{-\frac{t^2}{a_4^2}} \quad (4)$$

式(1)~(4)中 A 为幅度因子, a 为时间尺度因子。不同大小的运动单元 MU 所发射的 MUAP 可以通过调节幅度因子 A 和时间尺度因子 a 近似模拟。 t 的变化范围被设置为 $-20 \sim 20$ ms, a_1, a_2, a_3, a_4 的变化范围为 $5 \sim 20$ 。

2.1.2 模板匹配与模板重构

当先验模板进行 MUAP 信号剥离时,4 个标准先验模板与备选信号片段需进行模板匹配,根据先验模

板和备选信号段之间的皮尔逊相关系数 $P(k,j)$ 和残差比率 $R(k,j)$ 判断是否匹配,若满足匹配规则,则剥离分解出一个 MUAP 信号段. 具体规则如下:

$$p(k,j) = \frac{\text{cov}(y_k(t), x_j(t))}{\sqrt{D(y_k(t))} \times \sqrt{D(x_j(t))}} \quad (5)$$

$$R(k,j) = \frac{|y_k(t) - x_j(t)|^2}{|y_k(t)|^2} \times 100\% \quad (6)$$

其中, $y_k(t)$ 表示当前 4 个先验模板, $x_j(t)$ 是下文 2.1.3 节中步骤三截取的备选信号片段, cov 表示协方差, D 表示方差.

- (1) 如果 $\max_k P(k,j) \geq 0.95$, 则备选信号段与当前先验模板充分匹配, 完成一次分解剥离.
- (2) 如果 $0.75 \leq \max_k P(k,j) < 0.95$, 则备选信号段 $x_j(t)$ 中残差比最小的备选信号段 (即满足 $\min_k R(k,j)$ 的备选信号段) 与对应先验模板 $y_k(t)$ 相匹配.
- (3) 如果 $\max_k P(k,j) < 0.75$, 备选信号段与 4 个先验模板均不匹配.

由于真实的 MUAP 波形并不是完全左右、上下对称的, 而本文所用的数学模板是对称标准的归一化信号模板, 并不能反映真实的 MUAP 波形, 因此需要对剥离出的 MUAP 波形进行重构. 如 2.1 节所述, 采用 STA 算法解决优化分解方法: 将每个先验模板识别出的第一个 MUAP 触发时间作为初始触发时间点, 向后触发得到多个按当前模板剥离的 MUAP 波形, 对多个剥离的 MUAP 波形进行叠加平均, 得到 MUAP 的重构波形, 该重构波形更加接近真实的 MUAP 波形, 使后续的数据分析更加精确. 图 3 为 MUAP 波形重构示意图.

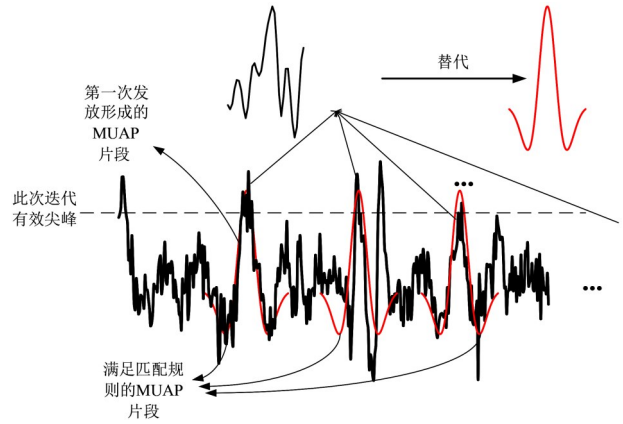


图 3 利用 STA 算法进行 MUAP 波形重构

2.1.3 sEMG 模板匹配迭代分解

sEMG 模板匹配迭代分解流程如图 4 所示, 具体步骤如下.

步骤一: 尖峰脉冲点检测. 以静息 sEMG 信号中的最大 MUAP 幅值作为初始阈值, 选取绝对值高于初始阈值的波峰、波谷点 ($|\text{peak}_1|, |\text{peak}_2|, \dots, |\text{peak}_k|$) 作为所有需要考虑的尖峰脉冲点.

步骤二: 振幅因子 A_i 迭代. 初始振幅因子 A_0 设置规则如式 (7) 所示; 每次迭代幅度因子 A_i 以等比数列 (公比为 1/2) 的形式变化, 设置规则如式 (8) 所示.

$$A_0 = \frac{1}{2m} \sum_{k=1}^m |\text{peak}_k| - \text{sd}(\text{rest_signal}) \quad (7)$$

$$A_i = \frac{A_0}{2^i}, i = 1, 2, 3, \dots \quad (8)$$

其中, $|\text{peak}_k|$ 表示 sEMG 中第 k 个尖峰脉冲点的绝对值, $\text{sd}(\text{rest_signal})$ 为静息信号的标准差, m 为尖峰脉冲点总个数, A_i 表示第 i 次迭代的幅度因子.

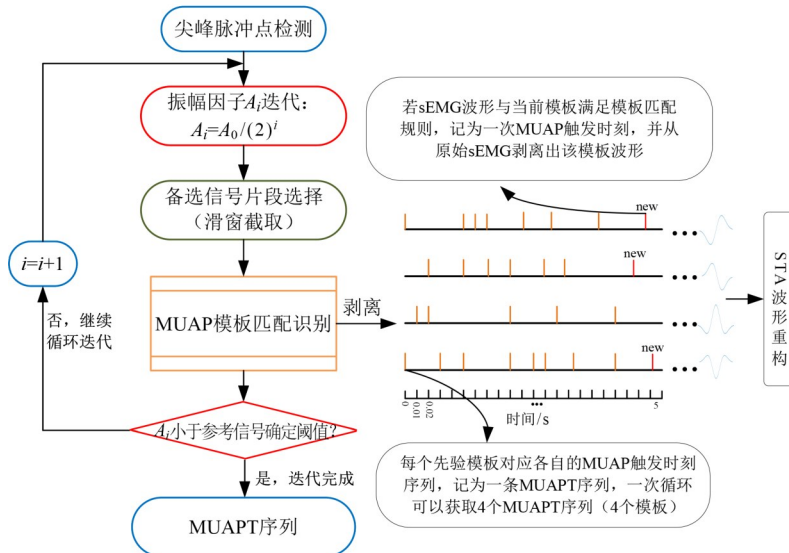


图 4 sEMG 模板匹配迭代分解流程

步骤三:备选信号片段选择. 选取 sEMG 中满足 $|\text{peak}_k| - A_i \geq 0 (k=1, 2, \dots, m)$ 的尖峰脉冲点, 在本轮选择的尖峰脉冲点附近, 用可变长度滑动窗口截取信号片段作为备选信号片段, 可变滑动窗长范围为 2~16 ms.

步骤四: MUAP 模板匹配识别. 具体规则见 2.1.2 节所述.

步骤五: sEMG 信号剥离. 当前 sEMG 信号中有波形与先验模板满足模板匹配规则, 将其剥离记为一次 MUAP 触发时刻, 并记录在对应先验模板的 MUAPT 序列中.

步骤六: MUAPT 波形重构. 具体规则见 2.1.2 节所述.

步骤七: 循环迭代. 返回步骤二进行下一轮迭代, 重复上述步骤对 sEMG 信号进行迭代剥离; 迭代终止条件如式(9)所示, $\text{mean}(\text{rest_peaks})$ 为静息信号中所有尖峰脉冲点的平均幅度, 若 A_i 满足式(9), 结束迭代.

$$A_i < \text{mean}(\text{rest_peaks}) \quad (9)$$

2.2 MUAP 特征提取

本文提取的 MUAP 特征为 MUAP 数量、MUAP 幅值和 MUAP 发射速率(Firing Rate, FR):

MUAP 数量特征: 指 sEMG 信号形成时募集的 MUAP 数量. 在进行迭代剥离 MUAP 时, 完成一次模板剥离 MUAP 记为一次触发时间, 即记为一个 MUAP, 一个 MUAPT 序列中 MUAP 全部募集触发时间即为组成该 MUAPT 序列的 MUAP 数量.

提取 MUAP 数量特征即提取每一特定时刻 MUAP 数量总和, 将 5 s(一次抓握)分成 500 小份, 一份 0.01 s, 对每一个 0.01 s 全部参与构成 sEMG 信号的 MUAP 数量作累计, 按式(10)提取每个 0.01 s 的 MUAP 数量特征, 图 5 为某一时刻 MUAP 数量特征提取示意图.

$$n_{\text{effect}} = \sum_{s=1} \text{MUAP}_n \quad (10)$$

其中, n_{effect} 为每一个 0.01 s 时刻的 MUAP 数量特征, 表

示当前的 0.01 s 共有多少 MUAP 参与构成原始 sEMG 信号; s 表示当前先验模板对应的 MUAP 数量; MUAP_n 是当前时刻(0.01 s)全部先验模板对应的 MUAP 数量.

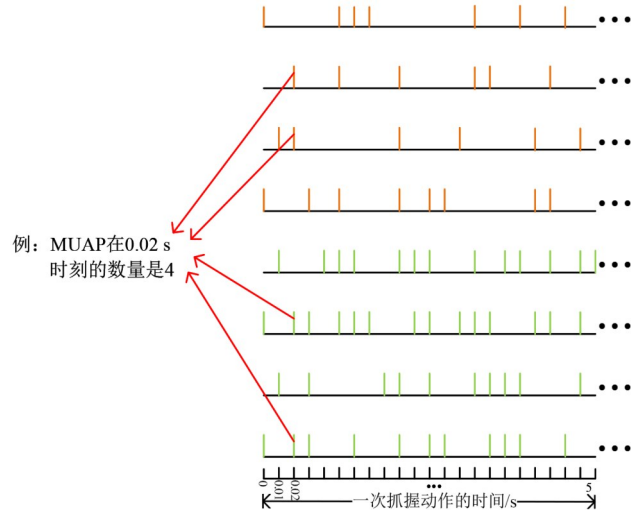


图 5 某一时刻 MUAP 数量特征提取示意图

MUAP 幅值: 指 sEMG 信号形成时募集的 MUAP 幅值大小, 即 MUAP 最大波峰减 MUAP 最大波谷的绝对值. MUAP 在被募集时是错综复杂的, 其幅值也有很大差异, 因此可以选择此特征分析与同步 EEG 信号的相关联系.

MUAP 幅值的提取利用叠加平均的方式^[20], 如式(7)所示, 将 5 s(一次抓握的时间)分成 500 小份, 每 0.01 s 计算该时刻全部 MUAP 的幅值, 将全部幅值相加后除以当前 MUAP 数量得到每 0.01 s 的 MUAP 幅值特征, 图 6 为某一时刻 MUAP 幅值特征提取示意图.

$$\text{MUAP}_{\text{Amp}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{effect}}} \text{MUAP}_{\text{Amp}i}}{n_{\text{effect}}} \quad (11)$$

其中, n_{effect} 表示当前 0.01 s 时刻 MUAP 数量, $\text{MUAP}_{\text{Amp}i}$ 表示当前 0.01 s 时刻第 i 个 MUAP 的幅值.

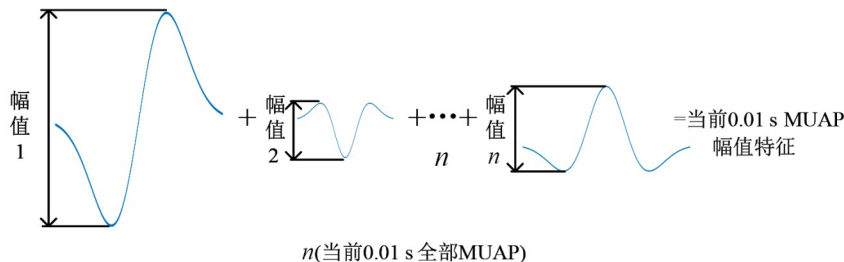


图 6 某一时刻 MUAP 幅值特征提取示意图

MUAP 发射速率(FR)特征: 指 sEMG 信号形成时, 运动单元 MU 某一时刻募集 MUAP 的速率, 单位是 pps (pulse per second), 该募集速度受 MU 类型、MU 大小影

响, 不同的动作产生不同的 EEG 信号, 而不同的 EEG 信号会使不同的 MUAP 被募集, 因此选择 MUAP 瞬时传导速率特征分析与同步 EEG 信号之间的信息传递规律.

利用原始 sEMG 信号绘制 MU 发射速率曲线图, 每一条 MU 发射速率曲线显示一次抓握动作 (5 s) 中某一运动单元 MU 的平均发射率, 图 7 为得出的 MU 发射速率曲线图, 本文迭代了 4 次完成 sEMG 信号分解, 每一次迭代的 4 个 MUAPT 平均发射速率 FR 即为一个 MU 发射速率曲线。

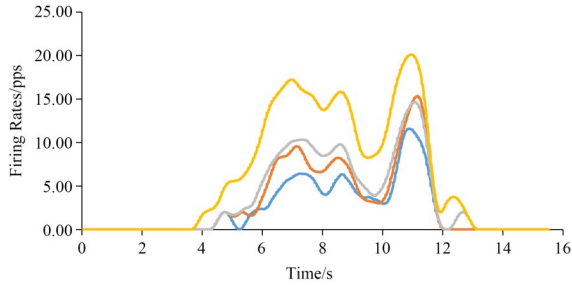


图7 MU 发射速率采集结果

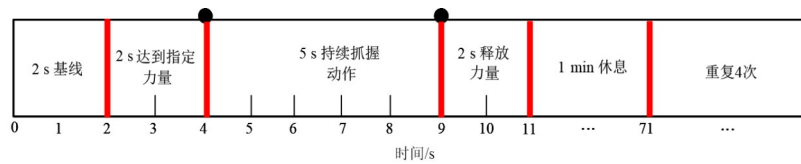
发射速率特征的提取即提取手部抓握动作执行的 5 s 时间段 MU 发射速率的平均值, 同上, 将 5 s 分成 500 份, 每 0.01 s 提取一次 MU 发射速率的平均值作为提取的一个特征。

2.3 基于 MUAP 特征的大脑皮层与肌肉耦合

为了进一步探索大脑皮层与肌肉间的关系, 将提取的 MUAP 特征与 EEG 信号作耦合分析, 耦合性分析包括同步 EEG 信号与 MUAP 的幅值、数量和发射速率之间的耦合特性, 利用同步 EEG 信号与 MUAP 特征间的传递熵值 (TE 值) 分析神经肌肉间的信息传递特性。



(a) EEG 和 sEMG 同步采集实验图



(b) 实验范式流程图

图8 实验过程

3.2 sEMG 信号分解结果

图 9 是受试者 S1 的 15% MVC 力量水平下迭代分解结果。根据迭代终止条件 (计算得迭代终止阈值为 0.007 7 mV), 对 sEMG 进行了 4 次分解, 振幅因子 A_i 分别为 0.076 9 mV、0.038 5 mV、0.019 2 mV 和 0.009 6 mV。共得到 16 个 MUAPT 序列, 左侧波形为该 MUAPT 序列对应的先验模板波形, 利用对应的先验模板完成一次模板匹配剥离, 记录为一次 MUAP 发放时间, 右

式中所提取 MUAP 特征信号段为 x_t^m , EEG 信号为 y_t^n , 二者间的 TE 传递熵定义为^[21]

$$TE_{x \rightarrow y} = \sum_{y_{t+u}, y_t^n, x_t^m} p(y_{t+u}, y_t^n, x_t^m) \log \frac{p(y_{t+u} | y_t^n, x_t^m)}{p(y_{t+u} | y_t^n)} \quad (12)$$

其中, $x_t^m = (x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-m+1})$, $y_t^n = (y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-n+1})$, t 为离散的时间指标, m 和 n 为 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的延时嵌入向量的维数, u 为预测延迟时间, $p(\cdot)$ 为两个所选择信号段间的联合概率。

3 实验和结果

3.1 实验设置和数据采集

共 9 名健康受试者 (男 7 例, 女 2 例, 年龄 (22 ± 3) 岁) 参加实验, 同步采集实验如图 8(a) 所示, 实验范式流程如图 8(b) 所示, 首先 2 s 静止状态取信号基线 (静息电位), 然后 2 s 发力抓握达预期力量水平, 保持当前力量水平 5 s, 为防止肌肉疲劳影响信号数据, 抓握完毕后休息 1 min, 重复上述步骤 4 次。为保证数据采集的同步, sEMG 与 EEG 采集设备通过一个同步仪连接, 当肢体开始抓握动作时, 脑电信号段自动标记出开启同步采集的时刻。实验采用 DELSYS Trigno™ 采集手臂指浅屈肌 (Flexor Digitorum, FD) sEMG 信号, 使用小波包去噪^[22] 方法对 sEMG 信号进行预处理; 用 NeuroScan Scan4.3 (NuAmps 放大器和 Scan4.3 软件) 采集 EEG 信号, 电极位置按照国际统一的 10/20 分布, 同时根据先前研究表明^[23], 肢体肌肉活动时与大脑皮层 C3 通道相关性很高, 故脑电信号采集通道选择 C3 脑区, 对采集的 EEG 进行 1~60 Hz 带通滤波, 用独立分量分析 (ICA) 去除眨眼伪迹。

侧为 MUAP 对应的发放时间段序列, 即一个 MUAPT 序列。由图 9 可得, sEMG 信号经过 4 次迭代分解, 虽没有达到 100% 的分解, 但残余信号微弱, 即通过 4 次模板匹配剥离基本完成了 sEMG 信号分解。

在迭代过程中, 虽然不同力量水平对应的初始振幅因子 A_0 不同, 但 15% MVC 条件下第一次分解提取的 MUAP 幅值与 30% MVC 条件下 (30% MVC 第二次分解得到的 MUAP 幅度因子为 0.083 2 mV)

第二次分解提取的 MUAP 幅值非常接近,说明力量水平增加导致更大幅值的 MUAP 被招募.随着分解程度的加深,分解后 MUAP 的幅值越来越小,发

放频率增加(较小的 MUAP 更多参与形成原始 sEMG 信号),这与先前论文研究得出的结论是一致的^[24].

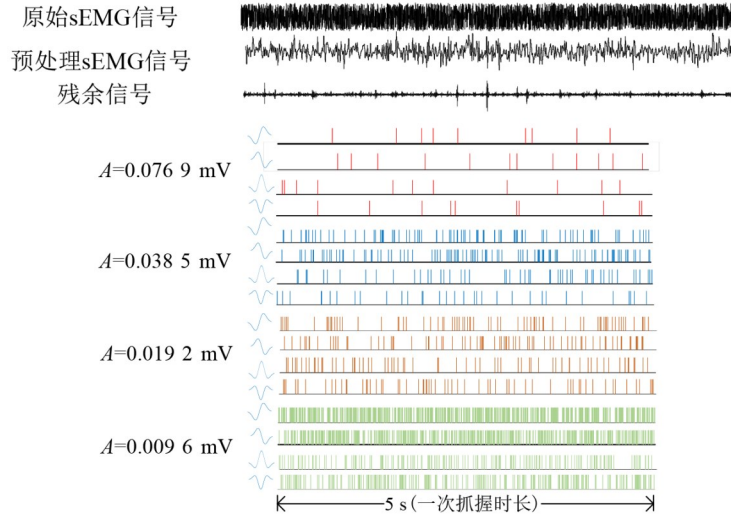
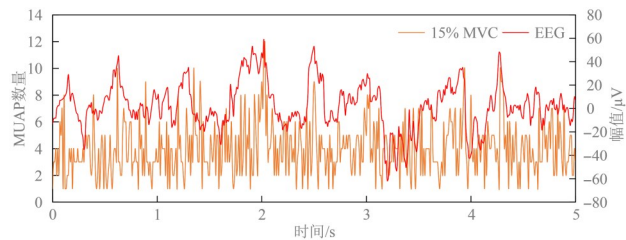


图9 sEMG 迭代分解结果示意图(15% MVC)(左侧为先验模板的基本形状,右侧为 MUAP 对应的发射序列)

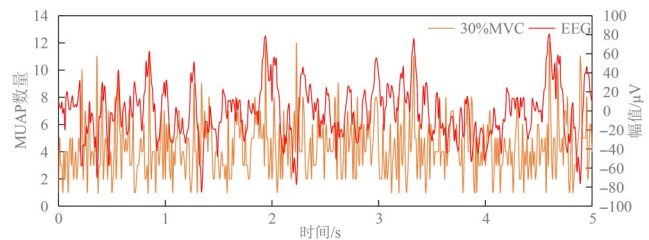
4 结果分析

sEMG 分解后提取 2.2 节中所述特征,包括 MUAP 数量、MUAP 幅值和 MUAP 发射速率.图 10(a)和(b)展现了受试者 S1 两种力量水平下 MUAP 数量与同步 EEG 信号的变化曲线.可以看到,无论是 15% MVC 还是 30% MVC, MUAP 数量特征均会响应 EEG 信号的上升

与下降:15% MVC 图 10(a)中 0.6 s、1.3 s、1.9 s、2.5 s 和 4.2 s 时刻,EEG 信号呈上升趋势形成峰值,此时 MUAP 数量同样呈现上升趋势;但 15% MVC 对 EEG 信号减弱趋势不如 30% MVC 敏感,30% MVC 图 10(b)中 0.4 s、1.3 s、2.3 s 和 4.8 s 时刻,当脑电信号产生较大下降趋势时, MUAP 的数量有明显增加的响应趋势.



(a) 15% MVC 下 MUAP 数量和同步脑电 EEG 信号



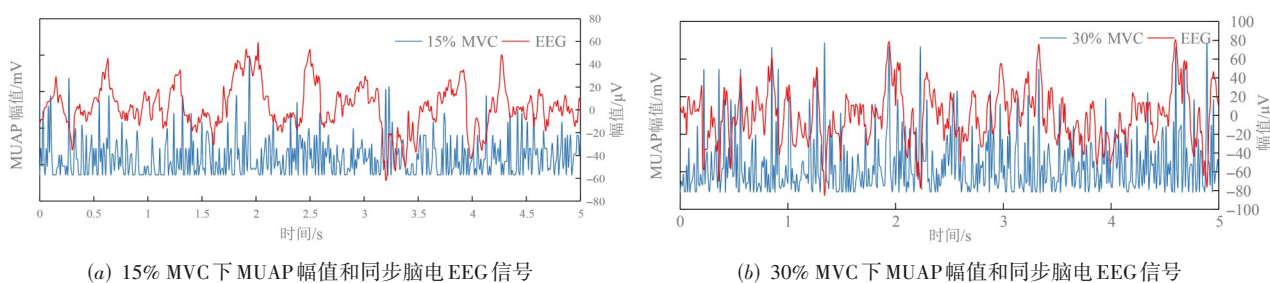
(b) 30% MVC 下 MUAP 数量和同步脑电 EEG 信号

图 10 两种力量水平下(15% MVC/30% MVC)MUAP 数量特征和同步脑电 EEG 信号变化示意图(单位为 0.01 s)

图 11 的(a)和(b)展现了受试者 S1 的 MUAP 幅值特征与同步 EEG 信号的变化曲线.由图 11(a)中可以看出 0.6 s、1.3 s、1.9 s、2.5 s、4.2 s 时刻 EEG 信号有较大上升趋势, MUAP 的幅值在该时刻也会增加,呈上升趋势, 30% MVC 力量水平下规律相同;而 EEG 信号的下降趋势或较大波谷处也会有 MUAP 幅值增加的趋势,图 11(a)中脑电 EEG 信号 0.3 s、3.2 s 和 4.2 s 左右产生波谷,此时, MUAP 幅值有增大趋势,图 11(b)中脑电 EEG 信号 0.4 s、0.9 s、1.7 s、2.3 s、3.9 s 左右呈下降趋势或产生较大波谷,而 MUAP 幅值有增大的响应变化.

图 12 中的(a)和(b)展现了受试者 S1 的 MUAP 发射

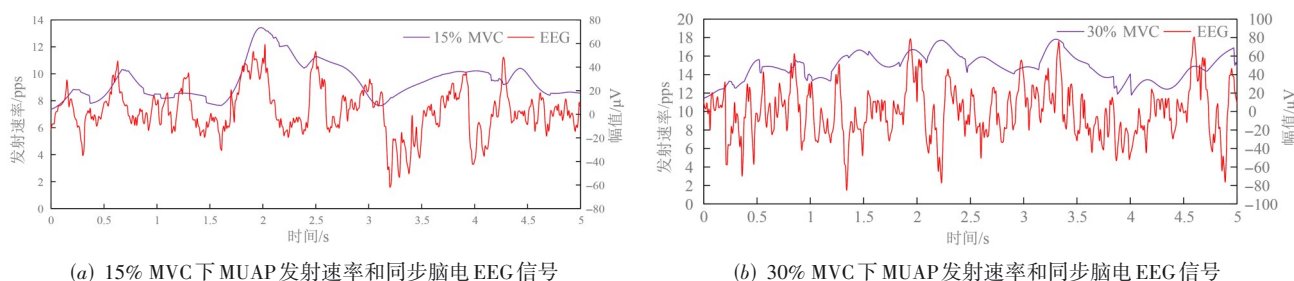
速率和同步 EEG 信号的变化曲线,分析结果见图 12(a).可以看出, MUAP 发射速率与同步 EEG 信号的变化趋势与上述两个特征的变化趋势相同,但 15% MVC 力量水平的 2.6~3 s 时间段内, EEG 信号呈现上升趋势,而 MUAP 发射速率此时间段内呈现下降趋势,考虑是 15% MVC 的发射速率特征对同步 EEG 变化不敏感.反观 30% MVC 曲线, MUAP 发射速率在 EEG 信号的波峰波谷处均呈现上升趋势.就总体趋势而言,当 EEG 信号上下波动时, MUAP 发射速率均会有增加的趋势,并且高力量水平(30% MVC)增加趋势的敏感性高于低力量水平(15% MVC).



(a) 15% MVC下 MUAP 幅值和同步脑电 EEG 信号

(b) 30% MVC下 MUAP 幅值和同步脑电 EEG 信号

图 11 两种力量水平下(15% MVC/30% MVC)MUAP 幅值特征与同步脑电 EEG 信号变化示意图(单位为 0.01 s)



(a) 15% MVC下 MUAP 发射速率和同步脑电 EEG 信号

(b) 30% MVC下 MUAP 发射速率和同步脑电 EEG 信号

图 12 两种力量水平下(15% MVC/30% MVC)MUAP 发射速率特征和同步脑电 EEG 信号变化示意图(单位为 0.01 s)

为探究同步脑电信号与 sEMG 信号间更深层的信息传递规律,在上述研究基础上,加入传递熵分析方式,探究两个信号间的传递信息和动态信息,从而了解肌肉信号与神经通路间的信息流动关系。

首先对比 EEG→MUAP 特征和 EEG→sEMG 信号间的传递熵关系,图 13 为 15% MVC 力量下 9 名受试者的 EEG→MUAP 特征和 EEG→sEMG 信号间的传递熵值图。可以看出由于传统的 EEG→sEMG 传递熵分析是探究整块肌肉收缩间的相干性,而一个肌电信号由许多运动单元 MU 共同放电叠加而成,肌电中包含的各类信息也分布于不同运动单元 MU 中,导致脑肌耦合方法不能精准地对应 sEMG 变化规律导致耦合效果而有所降低。在传递熵模型参数选择相同的情况下,经过 sEMG 分解可以更加精确地获取到肌电信号各分量的信息,从而提取出的相关特征包含与肌肉活动最相关的信息,虽然不同的特征耦合效果有所差异,但总体趋势均比传统的 EEG→sEMG 耦合效果更好。

利用上述提取的 MUAP 特征以及同步 EEG 信号,进一步探究特征曲线与 EEG 信号之间的相干性:在传递熵分析时仍选用特征的平均值,再利用不同力量水平下的同步 EEG 信号,得出不同力量水平、不同特征与同步 EEG 信号的传递熵值。

肌肉与大脑皮层的协作活动存在一定的延迟,根据相关研究^[25],已经证明人的大脑皮层与肌肉信息传递延迟时间在 20~30 ms 之间,基于获取两信号间最大传递熵值的原则选择 EEG→MUAP 特征方向上的传递熵峰值所对应的值作为 u 的最优参数,将延迟时间参数 u 的值定为 25 ms,按 EEG→MUAP 特征方向求其传递

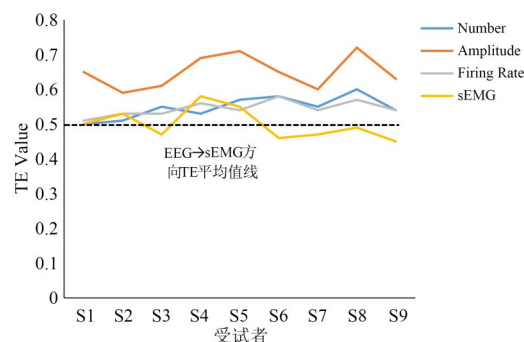


图 13 9 名受试者 EEG→MUAP 特征和 EEG→sEMG 信号间的传递熵值(15% MVC)

熵,得出受试者 MUAP 特征与 EEG 信号的传递熵 TE 平均值,结果如图 14 所示。

由图 14 可以看出, MUAP 幅值特征与同步 EEG 信号的相干性最高, TE 值在 15% MVC 下达到 0.68, 在 30% MVC 下达到 0.75, 普遍优于其他两个所选的 MUAP 特征,这一结果与上文的分析结果是一致的,即 MUAP 幅值特征变化趋势最能反映 EEG 信号的变化趋势;同时从相干性结果图还可以看出,随着力量水平的增加传递熵 TE 值均会增加,这一结果与图 10~12 中呈现的结果是一致的,即随着力量增大,肌肉对于大脑皮层的反馈、协作水平等都会提高。

为进一步量化观察结果,本文对所有受试者的 36 组数据(9 名受试者×4 次实验)进行了单因素方差分析(单 EEG→MUAP 特征方向上的 3 种特征传递熵值),结果如图 15 所示。

对相邻数据成双对比统计,探究选择不同 MUAP

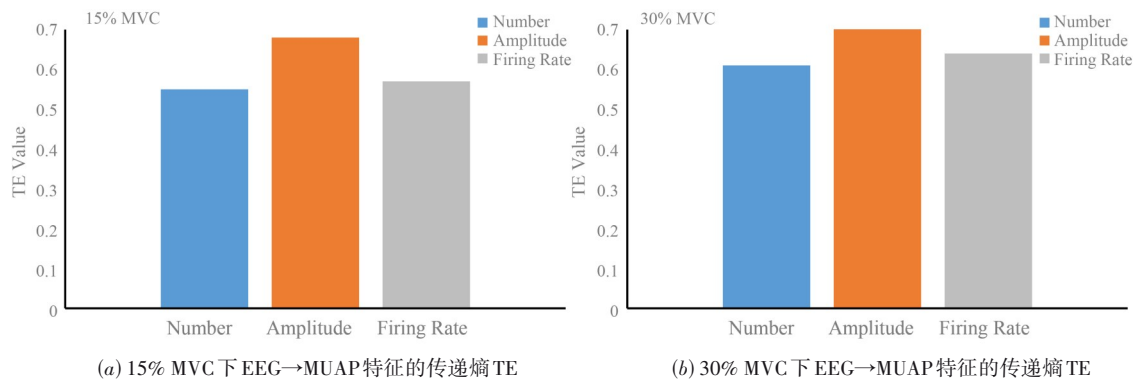


图 14 两种力量水平下 EEG→MUAP 特征的传递熵 TE 结果

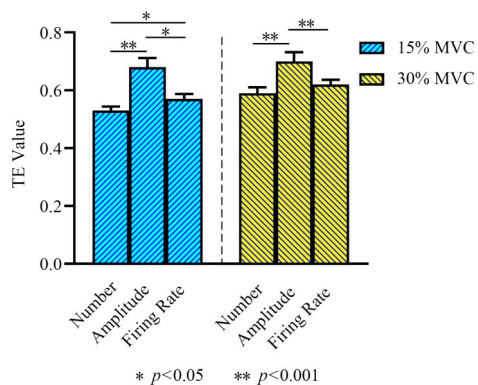


图 15 不同 MUAP 特征与 EEG 信号传递熵结果统计分析

特征之间的差异,可以发现,几乎所有相邻的 MUAP 特征均表现出不同的效果,在 15% MVC 下选择数量特征与发射速率特征表现出较小的显著差异性 ($p < 0.05$),而 30% MVC 下这两个特征并没有显著性差异,同时两种力量水平下幅值特征均与其他两个特征表现出较大的显著差异性 ($p < 0.001$),尤其当力量水平增大时显著差异性更加明显(两种力量水平下幅值特征与发射速率特征间的显著差异性变化)。

基于上述分析以及图 13~15 所呈现的结果,首先可以确定相较于对整体肌肉电信号的研究,sEMG 分解可以获取更加准确的信息规律;其次也确定了幅值特征可以更好地映射神经通路与肌肉信息传递间的变化规律,在肌肉收缩时,不同力量水平对应的 sEMG 信号波动幅度有很大差异,这考虑急需更大幅值的 MUAP 参与到 sEMG 信号的构成中,通过中枢神经反馈给大脑皮层,从而调节 EEG 信号的变化,这就能解释 MUAP 幅值与同步 EEG 信号的耦合特性最好,而 MUAP 数量、MUAP 发射速率特征的变化更像是幅值特征的衍生。同时上述观点与先前研究人员提出的 sEMG 募集的“大小原则”相符^[24],同时也表明了神经上行的大脑皮层与肌肉交互作用需要的反馈信息主要是通过大幅值的运动单元传递。

5 讨论

近年来,随着盲源分离、神经网络、人工智能等新技术的不断引入,sEMG 分解研究取得了很大进展。同时在康复领域,EEG 与 sEMG 的同步关系也成为研究的热点,然而神经肌肉系统的生理机制相当复杂,目前的研究难以深刻全面反映内部神经系统对肢体运动的控制机制。本文基于 sEMG 的基本组成原理探究大脑皮层与肌肉中运动单元的信息传递机制,并且设计了不同强度的肌肉收缩形式,分析 MUAP 特征和同步脑电信号之间存在的关系以及信息传递规律。

目前,大多数研究都是探讨肌肉整体与大脑皮层的协调配合相关性来挖掘信息传递机制,即采用不同频段的 EEG 作为特征,利用时频域相干耦合分析探讨肌肉收缩与大脑皮层一致性的关系。而本文基于 sEMG 信号分解,与以往文章对整个肌肉电信号的分析相比,sEMG 信号分解后的电位信息序列能获取更准确、更丰富的特征进行分析。

本文直接提取 sEMG 分解后各个幅值 MUAPs 的特征分量,对不同幅值的 MUAP 特征分量取平均值作为每一时刻特征的值,讨论该特征与同步 EEG 信号的关系,分析不同力量水平下特征与 EEG 的变化规律和耦合特性。在此文的基础上,后续研究可利用本文提取的特征或更多时频域特征深层地研究和分析脑肌一致性和生理特性机制。

同时通过分析结果图 11 可以发现高力量水平对应的 MUAP 幅值较大,曲线的最大峰值也较大,这种现象也反映于原始 sEMG 信号中,即当使用更大力量运动时,大脑皮层也更加活跃兴奋,控制肌肉兴奋度提高,产生的电信号(sEMG 信号)也会变大。同时还可以看出很多发放时刻,幅值较大的 MUAP 并不参与 sEMG 信号的形成,而幅值较小的 MUAP 则以较高的频率参与了原始 sEMG 信号的构成,在人体运动收缩时,MUAP 募集遵循着“按幅值大小发放的原则”,体积较小的 MUAP 先被激活发放,体积大的 MUAP 激活阈值较高,发放频率也会相应减少。

考虑这一现象是因为较大幅值的 MUAP 包含更多的信息和能量,当肌肉持续收缩时较小的 MUAP 大量发放,但仍不足以支持神经肌肉系统的所需,从而激活幅值更大的 MUAP 进行维持补充. 基于此,绘制振幅特征平均曲线(图 11)明显看出大多点会集中于一个较小的值处(0.009 6 mV 和 0.011 7 mV),小幅值的 MUAP 率先高频发放,这印证了“按幅值大小发放”的研究内容^[24].

从结果图 12 可以看出,高力量水平下的发射速率普遍高于低力量水平,这种现象同样考虑是与不同力量强度对应的肌肉兴奋程度不同有关,力量越大,肌肉的兴奋程度越高, MUAP 发射速率越快,当肌肉活跃程度高的情况下,对同步 EEG 信号的反馈响应也会变得灵敏,这也是本文的结论所在.

本文提出 3 种表面肌电信号分解后的特征进行分析,讨论了不同特征与同步 EEG 之间的关系,分析了大脑皮层与肌肉在某一动作下的信息传递机制,为深层次分析神经肌肉系统的信息传递规律提供了一个全新的视角,同时也为运动障碍患者的康复治疗提供了更多理论依据. 后续的研究中,可以对实验方案进行改进,本文研究中选择的研究对象较少,且只选择一个 C3 通道进行分析,这种方法可能会使分析过于单一. 因此,本文的研究并不能反映大脑皮层和肌肉间的所有机制;此外,本文用于 sEMG 分解的先验模板过于标准,也许不能较全面地反映运动单元的分布信息和波形信息,采用更优秀的分解算法可能有更准确的分析结果;最后本文的耦合研究存在不足,后续研究中可以将 MU 的各个单元由小到大组合逐一分析与同步脑电信号间的耦合特性,得出更加精准的脑肌电信号间的信息传递机制.

6 结论

基于上述分析可以得出,当肢体肌肉运动收缩时,运动单元 MU 会招募更多大幅值的 MUAP 参与 sEMG 信号的合成,即此时参与构成 sEMG 信号的 MUAP 幅度会更大, MUAP 招募的数量会更多,因此需加快 MUAP 发射速率,以满足兴奋的肢体肌肉产生 sEMG 信号的条件. 可以认为使用的力量水平不同,肌肉兴奋水平存在较大差异,相应 MUAP 的幅值、数量和发射速率均会有显著差异. 在同一力量水平下,3 个特征亦存在差异:当 EEG 信号波动变化产生波峰波谷时, MUAP 幅值特征可以更好地响应同步 EEG 信号的变动趋势,而其他 2 个特征虽也有变动趋势,但敏感性和响应性却不如 MUAP 幅值特征,而且 MUAP 幅值特征与脑电信号间的耦合效果也是最好,因此可以得出结论,在所选取的 3 个特征中 MUAP 幅值与大脑皮层的相干联系最为紧密,也是 3 个特征中最能反映神经通路和肌肉信息传递间的

信息传递和变化规律的特征.

参考文献

- [1] 成娟, 陈勋, 彭虎. 基于样本熵的肌电信号起始点检测研究[J]. 电子学报, 2016, 44(2): 479-484.
CHENG J, CHEN X, PENG H. An onset detection method for action surface electromyography based on sample entropy[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(2): 479-484. (in Chinese)
- [2] SHI J, CHANG Q, ZHENG Y P. Feasibility of controlling prosthetic hand using sonomyography signal in real time: Preliminary study[J]. Journal of Rehabilitation Research & Development, 2010, 47(2): 87-98.
- [3] 常文文, 闫光辉, 杨志飞, 等. 基于脑电熵值特征和功能连接的不同线型道路下驾驶状态检测[J]. 电子学报, 2023, 51(10): 2874-2883.
CHANG W W, YAN G H, YANG Z F, et al. Detection of driving state under different curve road based on entropy and functional connectivity of EEG[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(10): 2874-2883. (in Chinese)
- [4] LIU J, SHENG Y, LIU H. Corticomuscular coherence and its applications: A review[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2019, 13: 100.
- [5] GROSSE P, BROWN P. Corticomuscular and intermuscular frequency analysis[J]. Supplements to Clinical Neurophysiology, 2004, 57: 570-576.
- [6] GWIN J T, FERRIS D P. Beta-and gamma-range human lower limb corticomuscular coherence[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2012, 6: 258.
- [7] YANG Q, SIEMIONOW V, YAO W, et al. Single-trial EEG-EMG coherence analysis reveals muscle fatigue-related progressive alterations in corticomuscular coupling[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2010, 18(2): 97-106.
- [8] YAO B, KLEIN C S, HU H, et al. Motor unit properties of the first dorsal interosseous in chronic stroke subjects: Concentric needle and single fiber EMG analysis[J]. Frontiers in Physiology, 2018, 9: 393754.
- [9] SIQUEIRA JUNIOR A L D, SOARES A B. A novel method for EMG decomposition based on matched filters[J]. Research on Biomedical Engineering, 2015, 31(1): 44-55.
- [10] NAWAB S H, CHANG S S, DE LUCA C J. High-yield decomposition of surface EMG signals[J]. Clinical Neurophysiology, 2010, 121(10): 1602-1615.
- [11] HOLOBAR A, ZAZULA D. Correlation-based decomposition of surface electromyograms at low contraction forces[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2004, 42: 487-495.
- [12] DE LUCA C J, ROY A M, ERIM Z. Synchronization of motor-unit firings in several human muscles[J]. Journal of

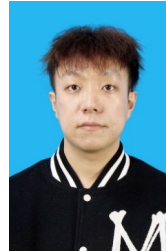
- Neurophysiology, 1993, 70(5): 2010-2023. DOI:10.1152/jn.1993.70.5.2010.
- [13] DE LUCA C J, ADAM A, WOTIZ R, et al. Decomposition of surface EMG signals[J]. Journal of Neurophysiology, 2006, 96(3): 1646-1657.
- [14] JUNIOR J J A M, FREITAS M L B, SIQUEIRA H V, et al. Feature selection and dimensionality reduction: An extensive comparison in hand gesture classification by sEMG in eight channels armband approach[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 59: 101920.
- [15] DING Q, ZHAO X, HAN J, et al. Adaptive hybrid classifier for myoelectric pattern recognition against the interferences of outlier motion, muscle fatigue, and electrode doffing[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(5): 1071-1080.
- [16] HU X, RYMER W Z, Suresh N L. Assessment of validity of a high-yield surface electromyogram decomposition[J]. Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, 2013, 10: 1-12.
- [17] BIAGETTI G, CRIPPA P, ORCIONI S, et al. Homomorphic deconvolution for MUAP estimation from surface EMG signals[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2016, 21(2): 328-338.
- [18] 罗万国, 侯文生, 郑小林, 等. 基于先验模板的表面肌电信号渐进分解算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2014, 31(3): 366-372.
- LUO W G, HOU W S, ZHENG X L, et al. Research on progressive decomposition algorithm of surface electromyography signal based on prior template[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2014, 31(3): 366-372. (in Chinese)
- [19] CHEN M, HOLOBAR A, ZHANG X, et al. Progressive FastICA peel-off and convolution kernel compensation demonstrate high agreement for high density surface EMG decomposition[J]. Neural Plasticity, 2016, 2016(1): 3489540.
- [20] SHI X, ZHU J Q, QIN P J, et al. Feature extraction method of lower limb surface EMG signal based on improved energy nucleus[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 121-128.
- [21] CHEN X, ZHANG Y, CHENG S, et al. Transfer spectral entropy and application to functional corticomuscular coupling[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(5): 1092-1102.
- [22] CHUNLI W, CHUNLEI Z. Denoising algorithm based on wavelet adaptive threshold[J]. Physics Procedia, 2012, 24: 678-685.
- [23] LI Y, LI L, ZHENG X. EEG-EMG coherence analysis of different hand motions in healthy subjects[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2014, 31(5): 962-966.

- [24] BAWA P N S, JONES K E, STEIN R B. Assessment of size ordered recruitment[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2014, 8: 532.
- [25] 黄晓凤, 裴晨卉, 梁战华. 感觉运动整合与局灶性肌张力障碍[J]. 中华神经科杂志, 2016, 49(2): 157-160.
- HUANG X F, PEI C H, LIANG Z H. Sensory motor integration and focal dystonia[J]. Chinese Journal of Neurology, 2016, 49(2): 157-160. (in Chinese)

作者简介



席旭刚 男, 1975年出生, 浙江金华人. 现为杭州电子科技大学博士生导师、硕士生导师. 主要研究方向为脑机接口与混合智能、人机共融机器人、智能医疗器械、智能检测等.
E-mail: xixugang@hdu.edu.cn



王成浩 男, 1997年出生, 山西太原人. 现为杭州电子科技大学硕士研究生. 研究方向为脑机接口与混合智能.
E-mail: 601011054@qq.com



汪婷 女, 1990年出生, 浙江金华人. 现为杭州电子科技大学硕士生导师. 主要研究方向为生物医学信号处理、脑机接口、智能医疗器械.
E-mail: tingwang@hdu.edu.cn



孔万增 男, 1980年出生. 现为杭州电子科技大学博士生导师、硕士生导师. 主要研究方向为人工智能与模式识别、嵌入式可穿戴计算、脑机交互与认知计算等. 中国电子学会会员编号: E190008733S.
E-mail: kongwanzeng@hdu.edu.cn



厉力华 男, 1965年出生, 浙江东阳人. 现为杭州电子科技大学博士生导师、硕士生导师. 主要研究方向为生物医学、智能诊断等.
E-mail: lilh@hdu.edu.cn