

利用肌肉协同研究上肢简单和复杂运动的关联性

黄永欣^{1,2}, 文斌^{1,2}, 毛菁菁^{1,2}, 姚瑞^{1,3}, 尹孟奇^{1,2}, 徐进^{1,2}

(1. 西安交通大学生命科学与技术学院健康与康复科学研究所, 710049, 西安;

2. 西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安;

3. 西安交通大学第一附属医院康复科, 710061, 西安)

摘要: 针对简单运动和复杂运动的关联性不清的问题,从肌肉协同分析角度,利用非负最小二乘法和余弦相似度相结合的方法,对两类运动的关联性进行研究。分别设计上肢简单和复杂运动范式,并采集20名健康受试者在运动执行过程中的8通道表面肌电信号(sEMG);利用非负矩阵分解方法对8通道sEMG进行解码,分别提取上肢简单和复杂运动的肌肉协同模式;采用非负最小二乘法求解线性组合模型中非负线性系数,并据此与简单运动的协同模式进行运动重构;通过余弦相似度评估重构运动与复杂运动之间的相似性,并探讨简单运动和复杂运动的关联性。研究表明,复杂运动协同模式是简单运动协同模式的保留和合并;模式保留说明简单和复杂运动之间存在共享的基本肌肉协同模式,模式合并说明复杂运动的协同模式是简单运动协同模式的线性组合。该研究可为神经肌肉运动控制和肌-机接口技术研究提供参考。

关键词: 肌肉协同;简单运动和复杂运动;表面肌电信号;非负矩阵分解

中图分类号: R318.04 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202309020 **文章编号:** 0253-987X(2023)09-0193-10

Research on the Correlation Between Simple and Complex Movements of Upper Limbs Using Muscle Synergy

HUANG Yongxin^{1,2}, WEN Bin^{1,2}, MAO Jingjing^{1,2}, YAO Rui^{1,3}, YIN Mengqi^{1,2}, XU Jin^{1,2}

(1. Institute of Health and Rehabilitation Science, School of Life Science and Technology, Xi'an Jiaotong University,

Xi'an 710049, China; 2. Key Laboratory Biomedical Information Engineering of Ministry of Education,

Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Department of Rehabilitation, the First Affiliated

Hospital of Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China)

Abstract: In order to solve the unclear correlation between muscle synergy patterns of simple and complex movements, the method of combining non-negative least square and cosine similarity was utilized to study the correlation between the two types of movements from the perspective of muscle synergy analysis. Firstly, simple and complex upper limb movement paradigms were designed separately and 8-channel surface electromyography (sEMG) signals were recorded from 20 healthy subjects during movement execution. Secondly, muscle synergy patterns for simple and complex upper limb movements were extracted respectively by decoding of 8-channel sEMG signals using non-negative matrix factorization. Then, the non-negative linear coefficients of the lin-

收稿日期: 2023-01-25。 作者简介: 黄永欣(1996—),男,硕士生;徐进(通信作者),女,教授,博士生导师。 基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFC2002601);国家自然科学基金资助项目(62273271);四川省重点研发计划资助项目(23ZDYF0960)。

网络出版时间: 2023-04-24

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20230424.1657.008.html>

ear combination model were calculated using the non-negative least square and the reconstructed motions were constructed based on these coefficients and the synergy patterns of simple movements. Finally, the similarities between the reconstructed motions and complex movements were evaluated by cosine similarity, and the correlation between simple and complex movements was explored. The results show that synergy patterns of complex movements are the preservation and merging of synergy patterns of simple movements. The preservation of synergy patterns indicates that there are shared basic muscle synergy patterns between simple and complex movements, and the merging of synergy patterns indicates that the synergy patterns of complex movements are a linear combination of synergy patterns of simple movements. The research provides a theoretical basis for the study of neuromuscular motor control and a reference for the study of muscle-computer interface technology.

Keywords: muscle synergy; simple and complex movements; surface electromyography; non-negative matrix factorization

肢体运动是人体重要的生理功能之一,中枢神经系统(central nervous system, CNS)通过控制相关肌肉运动的协同,以完成日常生活中的各种运动,由于运动模式多样,使得运动控制问题变得极为复杂^[1-2]。

在人体运动控制研究中,肌肉协同学说被广泛用于研究神经肌肉控制问题,即 CNS 将相应部位的多块肌肉以不同强度的协同作用结合在一起,完成运动控制的任务^[3-4]。CNS 通过肌肉协同机制实现对运动控制的简化,协同被认为是神经运动模块化控制的基本单元^[5-6]。因此,研究运动过程中相关肌肉的协同作用对于神经肌肉控制模式研究具有十分重要的意义。

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是经皮肤表面电极采集的生物电信号,其蕴含丰富的神经肌肉活动和运动意图等信息,同时具有提取方便、准确和无创的优点,已经成为分析肢体运动过程中肌肉协同的有利手段^[3,7]。

从多通道 sEMG 信号中获取肌肉协同信息属于盲源分离的过程,常见的矩阵分解算法有主成分分析(principal components analysis, PCA)、独立成分分析(independent component analysis, ICA)和非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)^[6,8]等。因为 NMF 的结果具有非负约束和鲁棒性强等优点,使得基于 NMF 的肌肉协同分析更具优势^[8]。

肌肉协同分析作为一种探索神经肌肉控制模式的有效方法,已经被广泛用于临床研究和机器人控制等领域。该方法可用于探索神经功能障碍患者的肢体运动控制模式,进而为康复治疗提供指导。

Steele 等对比脑瘫患者和健康人在步态活动中提取的肌肉协同模式,发现脑瘫患者在步态活动中的肌肉变化用较少的肌肉协同即可表示^[9]。Allen 等通过比较帕金森患者在短期康复治疗前后的步行与平衡的肌肉协同模式,发现了步行与平衡存在相似的协同模式与特有的协同模式,且康复治疗后相似的协同模式数量增加^[10]。

肌肉协同分析可以提取运动意图,从而实现运动控制和识别。桂奇政等利用肌肉协同理论和支持向量回归构建模型,实现了从 sEMG 信号到关节运动的连续估计^[11]。郑楠等利用肌肉协同和最小二乘法构建手势识别算法,从神经协同的角度提取运动意图,减少训练数据的同时提高用户无关手势识别的正确率^[12]。

研究特定肢体运动下的肌肉协同模式和不同肢体运动间肌肉协同模式的相似性以及差异,将能够更好地了解、掌握肢体运动中的神经肌肉控制模式。Saito 等研究健康人在不同速度和坡度的跑步机上跑步的肌肉协同差异,发现不同条件下的跑步均可由 4 个肌肉协同来解释并存在相似的肌肉协同模式^[13]。

与下肢运动相比,上肢运动模式多样且复杂,运动控制问题更为复杂。上肢运动的肌肉协同分析开展较少,且已有研究大多是针对简单运动。谢平等在研究健康人的腕屈伸运动的肌肉协同中发现了与腕部运动相关肌群的协同关系、共享的基本肌肉协同模式以及同一肌肉协同模式中协同性较高的肌肉间耦合关系较强^[14]。Tang 等通过对健康人的肘关节和肩关节的 3 个相似运动的肌肉协同分析,发现了 3 个相似运动中存在共享的基本肌肉协同模式^[15]。王洪安等在伸手运动的肌间神经耦合关系

研究中发现,卒中患者的肌肉协同数下降、 β 频段内肌间耦合强度具有显著差异以及 γ 频段内大部分协同肌肉的耦合关系较强^[16]。

此外,协同模式的关联性研究较少。Cheung 等在卒中患者的上肢健侧运动与患侧运动的肌肉协同模式关联性研究中,通过构建协同模式的线性模型并利用非负最小二乘法求解模型系数,发现了肌肉协同模式的保存、合并和分离^[17]。Hashiguchi 等利用相同方法研究亚急性期卒中患者在康复过程中的步态活动,发现肌肉协同模式的合并可以作为亚急性期卒中患者运动协调异常的重要标志^[18]。

迄今,复杂运动的肌肉协同模式研究较少,上肢简单运动和复杂运动的肌肉协同模式之间的关联性研究缺乏,给上肢运动的神经肌肉控制机制的全面掌握带来困难。

因此,本文分别设计了上肢简单和复杂运动范式,采集不同运动执行过程中的 sEMG 信号,通过肌肉协同分析探究简单运动和复杂运动执行过程中肌肉协同模式之间的关联性,从而为肢体运动的神经肌肉控制模式和肌-机接口技术研究提供参考。

1 实验设计和信号采集

1.1 实验设计

选择日常生活中常见的上肢动作设计简单和复杂运动范式。简单运动范式包括:手伸展(HE)和手屈曲(HF)、腕屈曲(WF)和伸展(WE)、肘屈曲(EF)和伸展(EF)、肩前屈(SF)和外展(SA);复杂运动包括两个,复杂运动I(ComplexF)主要由肩前屈、肘屈伸和手屈曲组成,复杂运动II(ComplexA)主要由肩外展、肘屈伸和手屈曲组成,如图 1、图 2 所示。

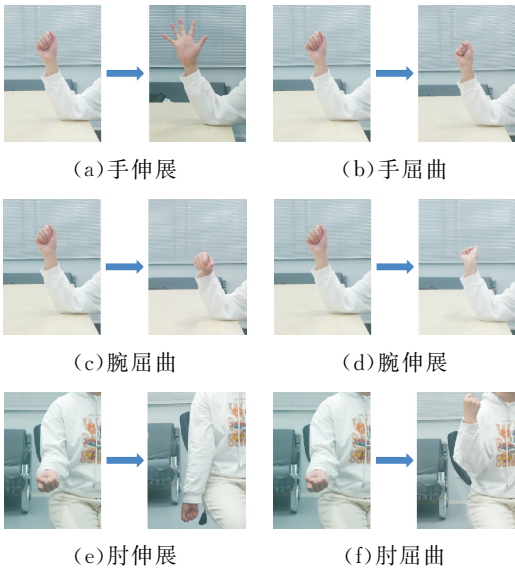


图 1 上肢简单运动

Fig. 1 The simple movements of upper limbs

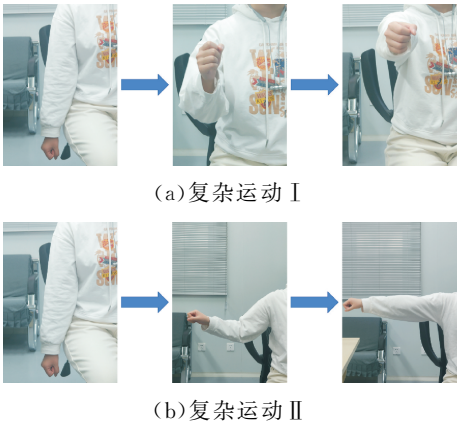


图 2 上肢复杂运动

Fig. 2 The complex movements of upper limbs

实验利用 Matlab 软件和 Psychtoolbox 工具箱呈现运动指示图片以规范数据采集流程,如图 3 所示。

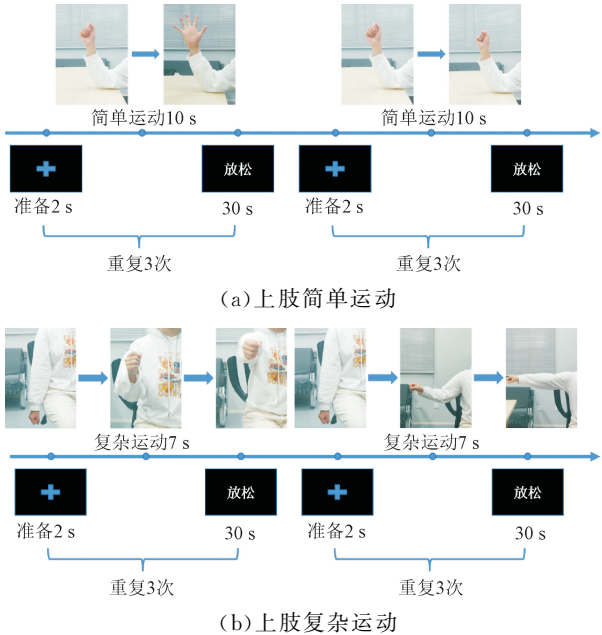


图 3 上肢简单和复杂运动的实验流程

Fig. 3 Experiment flows for the simple and complex movements of upper limbs

首先在屏幕上出现一个“+”注视点,持续 2 s;当运动指示图片出现后,根据图片提示做相应的动

作并保持到图片结束,简单运动图片持续 10 s,复杂运动图片持续 7 s;间隔休息 30 s。每个动作完成之后,必须恢复初始位置状态再进行下一个动作。每种动作会重复 3 次,然后换下一种动作,每种动作结束后,间隔 30 s 用于休息和切换采集姿态,再进行实验。

另外,采集尺侧腕屈肌(flexor carpi ulnaris, FCU)、指浅屈肌(superficial flexor digitorum, SFD)、桡侧腕伸肌(extensor carpi radialis, ECR)、指伸肌(extensor digitorum, ED)、肱二头肌(biceps brachii, BB)、肱三头肌(triceps brachii, TB)、三角肌前束(anterior bundle of deltoid, ABD)和三角肌中束(middle bundle of deltoid, MBD)8 个与运动相关肌肉的最大自主收缩(maximal voluntary contraction, MVC),用于后续肌电信号的 MVC 归一化, MVC 动作模式如图 4 所示。



图 4 最大自主收缩动作

Fig. 4 The maximal voluntary contraction action

1.2 表面肌电信号采集

使用美国 Delsys 公司的无线肌电信号采集系

统进行 8 通道肌电信号采集,采样频率为 1 259 Hz。传感器顺着肌肉纤维的方向,贴附于肌腹隆起处。同步采集实验过程中右侧上肢的 8 通道 sEMG 信号,肌电电极位置及相关肌肉如图 5 所示。

来自西安交通大学的 20 名健康青年参加了实验,实验参与者均无上肢肌肉和中枢神经等疾病,受试前 24 h 未进行剧烈运动,均为右利手,男女比例为 11:9,年龄为 25.1 ± 3.093 (均值 $\pm$ 标准差)。

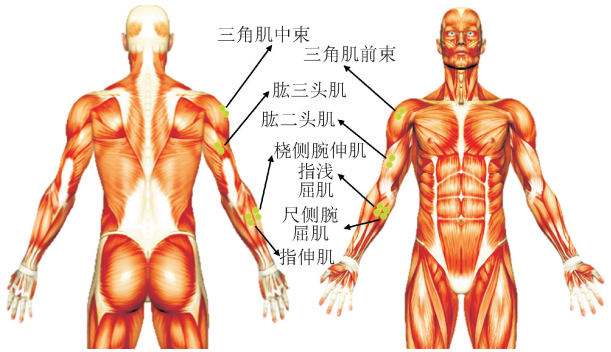


图 5 上肢运动相关肌肉与肌电采集位置

Fig. 5 Related muscles of the movements of upper limbs and electrode position of sEMG signal

2 基于非负矩阵分解的肌肉协同分析

2.1 信号预处理

为了更好地分析数据,首先,提取 sEMG 原始信号进行预处理并提取信号包络^[19-21],具体步骤如下:①通过截止频率为 20 Hz 的 4 阶巴特沃斯高通滤波器,用于去除信号的运动伪迹和基线漂移;②进行全波整流,使得信号满足非负要求,符合生理上的肌肉激活度;③信号通过截止频率为 5 Hz 的 4 阶巴特沃斯低通滤波器去除高频噪声,完成信号包络的提取。

其次,为了避免肌电幅值个体差异对肌肉协同分析的影响,对 sEMG 信号进行 MVC 归一化处理^[6,19]。MVC 归一化反映了该位置肌肉的激活程度,且保留了各通道之间的比例关系^[22-23]。

MVC 归一化的具体步骤为:对被试者 MVC 动作时的 sEMG 信号做上述的提取包络处理,然后计算滑动窗内最大平均值,窗长设置为 250 ms。

最后,利用 Teager-Kaiser 能量算子^[24]自动检测运动起始点和终止点,提取 sEMG 信号片段,降采样到 200 Hz,并将处理后的片段进行串联。

2.2 肌肉协同提取

1999 年, Lee 和 Seung 提出了 NMF 算法,该算法在非负的约束下可以实现非线性的降维^[25]。因

为 NMF 的分解结果具有非负约束性,其分解的结果更具实际意义^[26]。因此,本文选择 NMF 算法进行肌肉协同分析。

对于预处理后的 sEMG 信号 $\mathbf{X}$,肌肉协同提取算法需要找到 r 个肌肉协同及其对应的线性加权系数,使之能较好地重构信号 $\mathbf{X}$,即

$$\mathbf{X}_{m \times n} = \mathbf{W}_{m \times r} \mathbf{H}_{r \times n} + \mathbf{E}_{m \times n} \tag{1}$$

式中: $\mathbf{W}$ 是肌肉协同矩阵; $\mathbf{H}$ 是肌肉协同的加权系数矩阵; $\mathbf{E}$ 是误差矩阵; r 为肌肉协同数; m 是肌电导联数; n 为肌电信号长度。

NMF 是一个最值优化问题,在肌肉协同研究中的求解算法主要有基于欧式距离的乘性迭代算法、基于交替非负最小二乘法的算法和基于梯度下降的加性算法^[27]等。基于欧氏距离的乘性迭代算法具有较优的分解效果,但收敛性不稳定,可能陷入局部最优;基于梯度下降的加性算法虽然简单但收敛速度慢,迭代过程易受迭代参数影响;基于交替非负最小二乘法的算法即固定一个矩阵对另一个矩阵进行优化,不断交替进行,可收敛至稳定点^[28]。

因此,为了避免陷入局部最优,本文使用了由两步骤组成的 NMF 算法,具体如下。

(1)随机选择 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{H}$,并重复使用 20 次基于欧式距离的乘性迭代算法运行 NMF(假设噪声符合高斯分布),选择初步收敛最好的结果作为矩阵分解结果。

(2)使用初步收敛结果最好的 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{H}$ 作为第二轮 NMF 分解的初始值,使用基于交替非负最小二乘法的算法运行 NMF。

2.3 肌肉协同数确定

矩阵 $\mathbf{X}$ 经 NMF 后得到 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{H}$ 矩阵,但 NMF 算法需要确定肌肉协同数 r 。通常计算原始矩阵 $\mathbf{X}$ 和重构矩阵 $\mathbf{X}' = \mathbf{WH}$ 的变异性占比(R_{VAF})^[9,16,29-30]来确定协同数 r ,计算公式为

$$R_{\text{VAF}} = 1 - \frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{X}'\|^2}{\|\mathbf{X}\|^2} = 1 - \frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{W}_{m \times r} \mathbf{H}_{r \times n}\|^2}{\|\mathbf{X}\|^2} \tag{2}$$

R_{VAF} 越大,表示重构矩阵 $\mathbf{X}'$ 与原始矩阵 $\mathbf{X}$ 越接近。计算不同协同数 r 下的所有被试者平均的 R_{VAF} ,具体结果如图 6 所示,图 6 中误差线为标准差,Th 为阈值。

以往的研究确定肌肉协同数时, R_{VAF} 阈值常设在 0.80~0.95 之间^[21]。因此,为了更好地重构信号并保留原始信息,本文设定当满足 R_{VAF} 的均值大于等于 95%,且随着协同数 r 的增加 R_{VAF} 的增量小于等于 1%时^[26],所分解的肌肉协同数 r 作为最佳

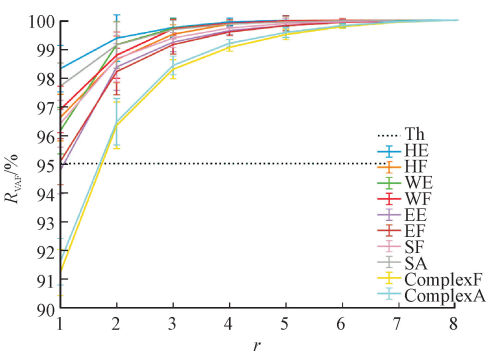


图 6 不同动作下 r 与 R_{VAF} 之间的关系
Fig. 6 The relationship between r and R_{VAF} under different movements

分解数。满足上述条件,得到简单、复杂运动的最佳分解数和模式,见表 1、表 2,以手伸展分解出的协同模式 HE-1 为例进行解释,其中 HE 表示手伸展,1 为编号,其他类同。

表 1 简单运动的最佳分解数和协同模式
Table 1 The optimal number of decompositions and muscle synergy patterns for simple movements

动作类别	最佳分解数	协同模式
手伸展	1	HE-1
手屈曲	2	HF-1, HF-2
腕伸展	2	WE-1, WE-2
腕屈曲	2	WF-1, WF-2
肘伸展	2	EE-1, EE-2
肘屈曲	2	EF-1, EF-2
肩前屈	2	SF-1, SF-2
肩外展	2	SA-1, SA-2

表 2 复杂运动的最佳分解数和协同模式
Table 2 The optimal number of decompositions and muscle synergy patterns for complex movements

动作类别	最佳分解数	协同模式
复杂运动 I	3	ComplexF-1
		ComplexF-2
		ComplexF-3
复杂动作 II	3	ComplexA-1
		ComplexA-2
		ComplexA-3

2.4 协同模式排序

对同一动作下不同被试者提取到了类似的协同矩阵 $\mathbf{W}$,但提取的协同模式 $\mathbf{W}_{i,j}$ 以随机顺序出现,因此需要对协同模式根据相似度进行排序,具体步骤如下。

(1)选取被试者 k 的协同模式作为初始模板,其顺序为 $W_{k,1}, W_{k,2}, \dots, W_{k,r}$ 。

(2)计算每个被试者提取的协同模式与初始模板的余弦相似度^[30],计算公式为

$$\cos\theta_{i,k,j,r} = \frac{W_{i,j} \cdot W_{k,r}}{\|W_{i,j}\| \|W_{k,r}\|} \quad (3)$$

式中: $W_{i,j}$ 为第 i 个被试者提取的第 j 个协同模式; $W_{k,r}$ 为初始模板的第 r 个协同模式; $\cos\theta_{i,k,j,r}$ 为 $W_{i,j}$ 与 $W_{k,r}$ 的余弦相似度。

(3)每个被试者得到各自的相似度矩阵 $R_{i,k} = \begin{bmatrix} \cos\theta_{i,k,1,1} & \cdots & \cos\theta_{i,k,1,r} \\ \vdots & & \vdots \\ \cos\theta_{i,k,r,1} & \cdots & \cos\theta_{i,k,r,r} \end{bmatrix}$, 维度为 $r \times r$ 。

(4)从相似度矩阵 $R_{i,k}$ 找到最大值 $\max_{j,r}$, 即第 i 个被试者提取的协同模式 $W_{i,j}$ 的顺序位置为初始模板中的协同模式 $W_{k,r}$ 的位置, 并将相似度矩阵对应的第 j 行和第 r 列置为 0, 重复步骤(4), 依次确定其他协同模式顺序。

(5)计算所有被试者排序后的协同模式与该初始模板的平均相似度, 选择其他被试者作为初始模板并重复步骤(2)~(5)。

(6)找出平均相似度最高的初始模板作为最终排序模板。

2.5 关联性分析

为了研究简单、复杂运动肌肉协同模式的关联性, 首先构建线性组合模型如下式

$$W_i^{\text{complex}} = \sum_{k=1}^{r^{\text{simple}}} m_{i,k} W_k^{\text{simple}} \quad (4)$$

式中: W_i^{complex} 是复杂运动对应的第 i 个协同模式; W_k^{simple} 是简单运动对应的第 k 个协同模式; r^{simple} 是简单运动协同数; $m_{i,k}$ 是 W_k^{simple} 对 W_i^{complex} 线性拟合的非负系数。

其次, 利用非负最小二乘法^[17,31]求解系数 $m_{i,k}$, 并对求解后的系数 $m_{i,k}$ 进行标准化, 并选取 0.2 作为贡献度阈值^[17,31]。

最后, 选取大于 0.2 阈值的非负线性系数及其对应的简单运动协同模式构建重构运动模式, 并通过余弦相似度量重建运动模式与复杂运动协同模式之间的相似性, 以探讨简单运动和复杂运动的关联性。

3 结果及讨论

3.1 简单运动与复杂运动的协同模式

基于排序后的协同模式, 将所有被试者在简单运动和复杂运动协同模式下相关肌肉的权值系数进行

平均, 并对简单运动和复杂运动的协同模式进行分析。

3.1.1 简单运动分析

(1)手部动作。手部动作协同模式下相关肌肉的权值系数(均值±标准差), 如图 7 所示。手部动作分解的协同主要由 FCU、SFD、ECR、ED 4 块肌肉构成。手伸展动作主要分解为一个协同, 模式 HE-1 以 ED 为主, ED 为前臂后群肌, 其可以使得后四指掌指关节伸展, 同时 HE-1 中显示了 FCU、SFD、ECR 和 ED 4 块肌肉的协同配合。手屈曲动作分解为两个协同, HF-1 以 SFD 为主, SFD 为前臂前群肌, 负责第 2~5 指的掌指关节和近侧指骨间关节的屈曲; HF-2 中 FCU 激活度最高, 表明 FCU 对手屈曲也有一定作用。简单手部动作的协同模式中均显示了 4 块肌肉的协同关系, 表明主要屈肌和主要伸肌会相互配合。

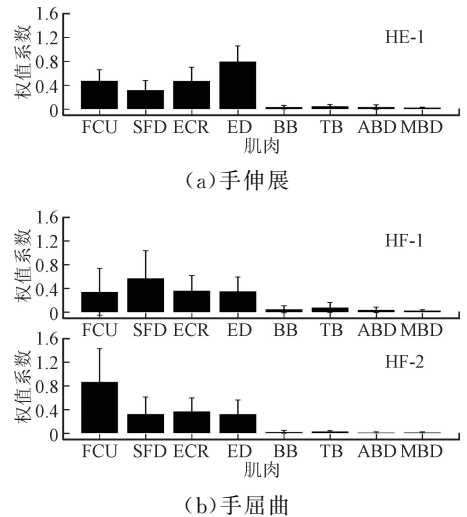
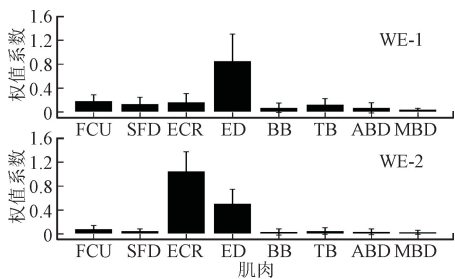


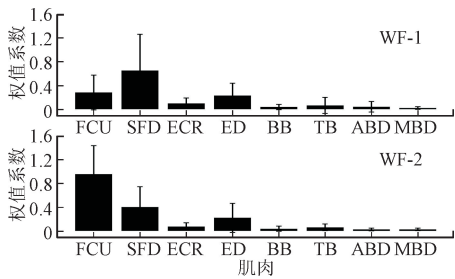
图 7 手部动作协同模式下相关肌肉的权值系数

Fig. 7 The weight coefficients of relevant muscles under the synergy patterns of hand movements

(2)腕部动作。腕部动作协同模式下相关肌肉的权值系数(均值±标准差), 如图 8 所示。腕部动作分解的协同也主要涉及 FCU、SFD、ECR、ED 4 块肌肉。腕伸展动作主要分解为两个协同, 模式 WE-1 以 ED 为主, 体现该模式与手伸展运动有关, 表明 ED 除了参与四指掌指关节的伸展, 还参与腕关节的伸展运动; 模式 WE-2 以 ECR 和 ED 为主, ECR 为前臂后群肌, 其主要功能就是伸展腕关节。腕屈曲动作分解为两个协同, 模式 WF-1 主要由 SFD、FCU 和 ED 贡献, 尤其是 SFD, 体现该模式与手屈曲运动有关, 表明 SFD 虽然主要负责指关节屈曲, 但是也会支持腕部屈曲; 模式 WF-2 以 FCU 为主, FCU 为前臂前群肌, 是腕关节屈曲的主要肌肉之一。



(a)腕伸展

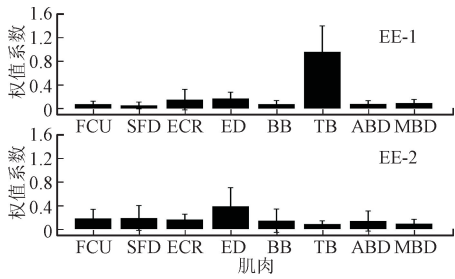


(b)腕屈曲

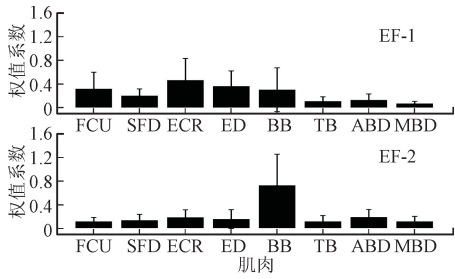
图 8 腕部动作协同模式下相关肌肉的权值系数

Fig. 8 The weight coefficients of relevant muscles under the synergy patterns of wrist movements

(3)肘部动作。肘部动作协同模式下相关肌肉的权值系数(均值±标准差),如图 9 所示。



(a)肘伸展



(b)肘屈曲

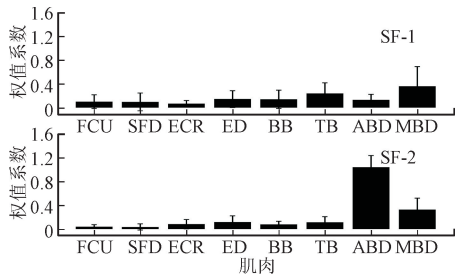
图 9 肘部动作协同模式下相关肌肉的权值系数

Fig. 9 The weight coefficients of relevant muscles under the synergy patterns of elbow movements

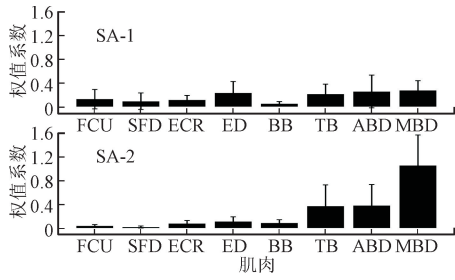
肘伸展动作分解为两个协同,模式 EE-1 以 TB 为主导,TB 属于上臂后侧肌群,主要负责伸肘;模式 EE-2 中 ED 存在较大的肌肉激活度,表明 ED 对肘伸展也有一定作用。在肘屈曲动作中,模式 EF-1

中以 ECR、FCU、ED 和 BB 为主,表明 4 块肌肉协同配合完成屈肘;模式 EF-2 以 BB 为主,BB 位于上臂前侧,当 BB 收缩时会使肘关节屈曲。

(4)肩部动作。肩部动作协同模式下相关肌肉的权值系数(均值±标准差),如图 10 所示。在肩前屈动作的协同模式 SF-2 中,体现了 ABD 在肩前屈运动中起到的重要作用。与此类似,在模式 SA-2 中,表明 MBD 在肩外展动作起到了主要作用,同时 TB 和 ABD 协同配合进行肩部外展。此外,在简单肩部动作的协同模式 SF-1 和 SA-1 中表现出 MBD、ABD 和 TB 等肌肉之间的协同关系。



(a)肩前屈



(b)肩后伸

图 10 肩部动作协同模式下相关肌肉的权值系数

Fig. 10 The weight coefficients of relevant muscles under the synergy patterns of shoulder movements

3.1.2 复杂运动分析

复杂运动协同模式下相关肌肉的权值系数(均值±标准差),如图 11 所示。复杂运动 I 分解出 3 个协同模式,模式 ComplexF-1 中 FCU、SFD、ECR 和 ED 有较大贡献,体现了 4 块肌肉之间的协同配合,反映了该范式主要与手部动作或腕部动作有关;模式 ComplexF-2 体现了 FCU、ECR、ED 和 ABD 的主要作用,表明与手部动作、腕部动作和肩部动作有关;模式 ComplexF-3 中 ABD 和 MBD 贡献较大,尤其是 ABD,说明该模式与简单运动的肩前屈有关。

复杂运动 II 分解出 3 个协同模式,模式 Compl-exA-1 中 FCU、SFD、ECR 和 ED 有较大贡献,尤其是 FCU,表明与手屈曲、腕屈曲动作有关;模式

ComplexA-2 和模式 ComplexA-3 体现了 MBD、ED、FCU 和 SFD 等肌肉的主要作用,尤其是 MBD,说明这两个模式与手部动作、腕部动作和肩外展动作有关。

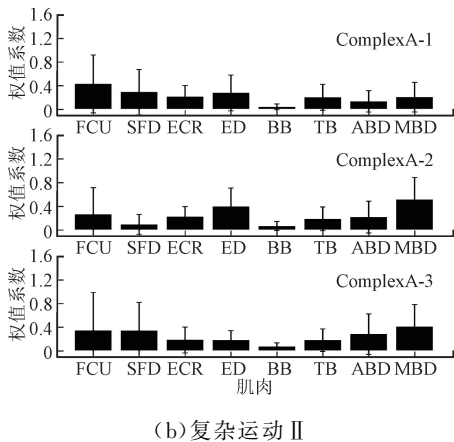
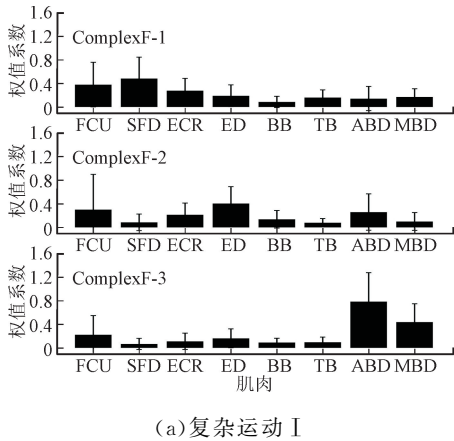


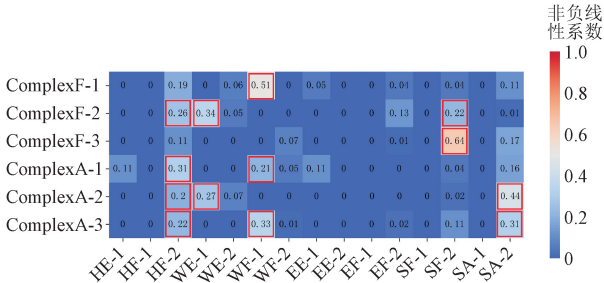
图 11 复杂运动协同模式下相关肌肉的权值系数
Fig. 11 The weight coefficients of relevant muscles under the synergy patterns of complex movements

3.2 关联性研究

通过线性拟合,并对系数进行标准化,线性组合的关系如图 12 所示。以复杂运动模式 ComplexF-1 为例,其可以由非零系数(0.19、0.06、0.51、0.05、0.04、0.04 和 0.11)及对应的简单运动模式(HF-2、WE-2、WF-1、EE-1、EF-2、SF-2 和 SA-2)构成。同理,可以得到其他复杂运动协同模式的构成。之后,选取大于 0.2 的系数及其对应的简单运动协同模式,用于后续构建重构运动模式。

在以往协同模式的相似性研究中,余弦相似度大于 0.75 定性为相似,大于 0.9 定性为非常相似^[17,30]。

通过复杂运动协同模式与重构运动模式之间的相关性分析,发现了协同模式的保留和合并,如图 13 所示。



红色方框中数据为大于 0.2 阈值的非负线性系数
图 12 肌肉协同模式的线性组合关系
Fig. 12 Linear combination of muscle synergy patterns

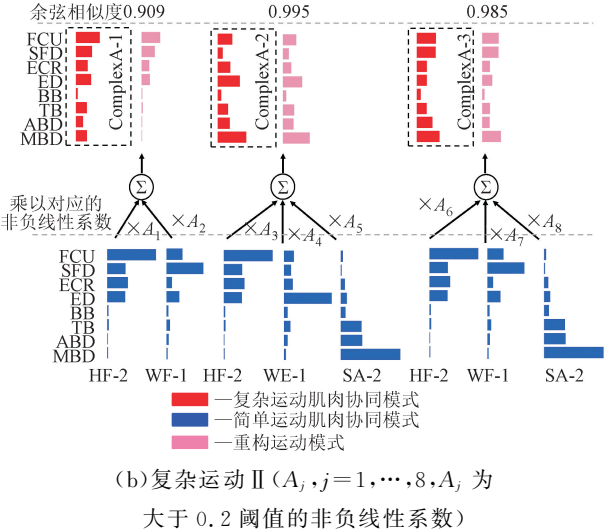
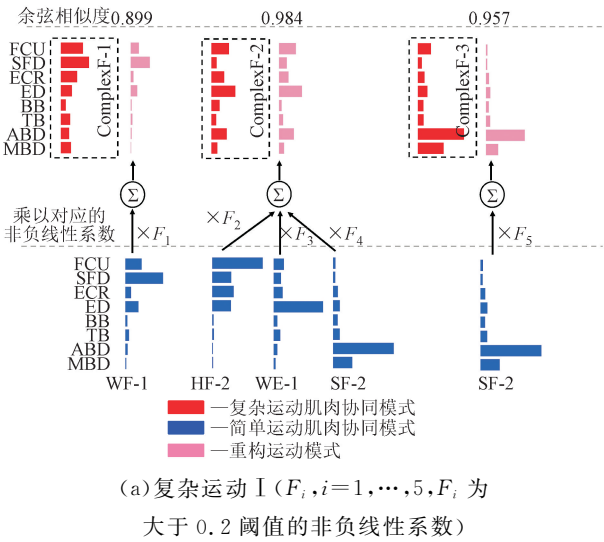


图 13 复杂运动与重构运动的肌肉协同模式的相关性分析
Fig. 13 Correlation analysis of muscle synergy patterns for complex and reconstructive movements

在复杂运动I中,模式 ComplexF-1 与对应的重构运动模式的余弦相似度为 0.899,具有较高的相似度,同时,该重构运动模式仅由 WF-1 与非线性系数

构成。因此,模式 ComplexF-1 可以由 WF-1 构成,体现了协同模式的保留;模式 ComplexF-2 与对应的重构运动模式非常相似,两者的余弦相似度为 0.984,因此模式 ComplexF-2 可以通过组合 HF-2、WE-1 和 SF-2 来重构,体现了复杂运动协同模式为简单运动协同模式的合并;同样,模式 ComplexF-3 与对应的重构运动模式的相似度为 0.957,说明模式 ComplexF-3 可以由 SF-2 来重构,体现了复杂运动协同模式为简单运动协同模式的保留。

重构运动模式与复杂运动Ⅱ的肌肉协同模式也具有很高的相似度(在 0.909~0.995 之间)。在复杂运动Ⅱ中,模式 ComplexA-1 主要由 HF-2 和 WF-1 组成,表明与手部屈曲和腕部屈曲运动有关;模式 ComplexA-2 由 HF-2、WE-1 和 SA-2 组成,体现了协同模式的合并;模式 ComplexA-3 主要由 HF-2、WF-1 和 SA-2 组成,表明与手部屈曲、腕部屈曲和肩部外展运动的组合有关,体现了复杂运动协同模式为简单运动协同模式的线性组合。

4 结 论

本文基于表面肌电信号,通过采用非负张量分解和余弦相似度分析等方法,分别对简单运动和复杂运动执行过程中的肌肉协同状况进行比较分析。研究发现复杂运动中存在明显的简单运动肌肉协同模式的保留和合并过程。从肌肉协同的角度证明了人体复杂运动模式是从简单运动提取的基本肌肉协同模式的基础上线性组合而来,复杂运动与简单运动之间还存在共享的基本肌肉协同模式。本文研究结果有助于进一步增强对神经肌肉运动控制机制的认识,为肌-机控制技术相关领域研究提供理论基础。

参考文献:

- [1] ISRAELY S, LEISMAN G, MACHLUF C C, et al. Muscle synergies control during hand-reaching tasks in multiple directions post-stroke [J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2018, 12: 10.
- [2] 唐楠劼. 上肢多自由度运动协同分析及康复训练运动模拟 [D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
- [3] EBIED A, KINNEY-LANG E, ESCUDERO J. Higher order tensor decomposition for proportional myoelectric control based on muscle synergies [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 67: 102523.
- [4] ISRAELY S, LEISMAN G, CARMELI E. Neuromuscular synergies in motor control in normal and poststroke individuals [J]. *Reviews in the Neurosciences*, 2018, 29(6): 593-612.
- [5] WANG Shuaijie, PAI Y C, BHATT T. Neuromuscular mechanisms of motor adaptation to repeated gait-slip perturbations in older adults [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 19851.
- [6] 牛晓聪. 成人手膝爬行的肌肉协同分析 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- [7] 李国欣. 面向人机混合智能的上肢穿戴机器人系统设计与协同控制技术研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2022.
- [8] HUANG Gan, XIAN Zhien, ZHANG Zhiguo, et al. Divide-and-conquer muscle synergies: a new feature space decomposition approach for simultaneous multi-function myoelectric control [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, 44: 209-220.
- [9] STEELE K M, ROZUMALSKI A, SCHWARTZ M H. Muscle synergies and complexity of neuromuscular control during gait in cerebral palsy [J]. *Developmental Medicine & Child Neurology*, 2015, 57(12): 1176-1182.
- [10] ALLEN J L, MCKAY J L, SAWERS A, et al. Increased neuromuscular consistency in gait and balance after partnered, dance-based rehabilitation in Parkinson's disease [J]. *Journal of Neurophysiology*, 2017, 118(1): 363-373.
- [11] 桂奇政, 孟明, 马玉良, 等. 基于肌肉协同激活模型的上肢关节运动连续估计 [J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(6): 1405-1412.
- [12] 郑楠, 李玉榕, 张文萱, 等. 基于特定任务肌肉协同的用户无关肌电手势识别研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 41(9): 253-261.
- [13] ZHENG Nan, LI Yurong, ZHANG Wenxuan, et al. User-independent EMG gesture recognition based on task-specific muscle synergy [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 41(9): 253-261.
- [14] SAITO A, TOMITA A, ANDO R, et al. Muscle synergies are consistent across level and uphill treadmill running [J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 5979.
- [15] 谢平, 李欣欣, 杨春华, 等. 基于表面肌电非负矩阵分解与一致性的肌间协同-耦合关系研究 [J]. *中国生物医学工程学报*, 2017, 36(2): 150-157.
- [16] XIE Ping, LI Xinxin, YANG Chunhua, et al. Research on the intermuscular synergy and coupling analysis based on surface EMG nonnegative matrix factori-

- zation-coherence [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(2): 150-157.
- [15] TANG Lu, LI Fei, CAO Shuai, et al. Muscle synergy analysis for similar upper limb motion tasks [C]//2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 3590-3593.
- [16] 王洪安, 余青山, 马玉良, 等. 卒中后上肢肌间协同耦合分析研究 [J]. 传感技术学报, 2020, 33(10): 1391-1398.
- WANG Hongan, SHE Qingshan, MA Yuliang, et al. Study on limb intermuscular synergy and coupling after stroke [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(10): 1391-1398.
- [17] CHEUNG V C K, TUROLLA A, AGOSTINI M, et al. Muscle synergy patterns as physiological markers of motor cortical damage [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2012, 109(36): 14652-14656.
- [18] HASHIGUCHI Y, OHATA K, KITATANI R, et al. Merging and fractionation of muscle synergy indicate the recovery process in patients with hemiplegia: the first study of patients after subacute stroke [J]. Neural Plasticity, 2016, 2016: 5282957.
- [19] KIELIBA P, TROPEA P, PIRONDINI E, et al. How are muscle synergies affected by electromyography pre-processing? [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2018, 26(4): 882-893.
- [20] 王伟, 丁建全, 汪毅, 等. 踝关节外骨骼助行模式对下肢肌肉激活与协调模式的影响 [J]. 生物医学工程杂志, 2022, 39(1): 75-83, 91.
- WANG Wei, DING Jianquan, WANG Yi, et al. Effects of ankle exoskeleton assistance during human walking on lower limb muscle contractions and coordination patterns [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(1): 75-83, 91.
- [21] TURPIN N A, URIAC S, DALLEAU G. How to improve the muscle synergy analysis methodology? [J]. European Journal of Applied Physiology, 2021, 121(4): 1009-1025.
- [22] JARQUE-BOU N J, SANCHE-BRU J L, VERGARA M. A systematic review of EMG applications for the characterization of forearm and hand muscle activity during activities of daily living: results, challenges, and open issues [J]. Sensors, 2021, 21(9): 3035.
- [23] AL-QAISI S, AGHAZADEH F. Electromyography analysis: comparison of maximum voluntary contraction methods for anterior deltoid and trapezius muscles [J]. Procedia Manufacturing, 2015, 3: 4578-4583.
- [24] YANG Dapeng, ZHANG Huajie, GU Yikun, et al. Accurate EMG onset detection in pathological, weak and noisy myoelectric signals [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 33: 306-315.
- [25] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- [26] LI Zhicai, ZHAO Xinyu, WANG Ziyao, et al. A hierarchical classification of gestures under two force levels based on muscle synergy [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 77: 103695.
- [27] 李飞. 基于表面肌电信号的小儿脑瘫步态肌肉协同分析 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
- [28] GAN Jiangzhang, LIU Tong, LI Li, et al. Non-negative matrix factorization: a survey [J]. The Computer Journal, 2021, 64(7): 1080-1092.
- [29] ASEMI A, MAGHOOLI K, RAHATABAD F N, et al. Handwritten signatures verification based on arm and hand muscles synergy [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 76: 103697.
- [30] SY H V N, NAMBU I, WADA Y. The adjustment of muscle synergy recruitment by controlling muscle contraction during the reaching movement [C]//2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 756-761.
- [31] CHEUNG V C K, CHEUNG B M F, ZHANG J H, et al. Plasticity of muscle synergies through fractionation and merging during development and training of human runners [J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 4356.

(编辑 武红江)