

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目：基于肌肉协同和肌间耦合的上肢
运动功能评价方法研究

研 究 生 黄 威

专 业 控制工程

指导教师 高云园 副教授

完成日期 2020 年 3 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

基于肌肉协同和肌间耦合的
上肢运动功能评价方法研究

研 究 生： 黄 威

指导教师： 高云园 副教授

2020 年 3 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master**

**Research on the analysis method of
upper limb motor function based on
muscle synergy and muscle coherence**

Candidate: Huang Wei

Supervisor: Associate Professor. Gao Yunyuan

March, 2020

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名：黄威

日期：2020年03月23日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署名单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名：黄威

日期：2020年03月23日

指导教师签名：高云园

日期：2020年03月23日

摘 要

上肢运动功能评价的准确性和可靠性在康复领域方面倍受专家学者的关注。本文利用现有的肌电采集技术,对表面肌电信号进行分析,定量进行运动功能评价,研究上肢在不同握力与耦合关系以及 3 维力的产生过程中的肌间协同与耦合关系。前者为肌间耦合关系提供新思路,后者将肌间协同与耦合相结合,不仅可以对中枢神经系统的控制方式进行验证,而且发现了肌间协同与耦合内在关联。进一步对比分析中风患者与健康人协同模块和协同肌肉耦合性的差异,将前面分析出的协同-耦合特征与患者的 Fugl-Meyer 评分结果相结合,对中风患者的运动功能评价提供新的方向。本课题主要研究内容如下:

(1) 提出基于非负矩阵分解和复杂网络的肌间耦合分析方法。将非负矩阵分解方法引入到肌间耦合分析的频段提取中,有效提取运动控制的主要作用频段及对应的耦合性信息,并构建不同条件下的肌肉网络,利用复杂网络的特征对肌肉的耦合性进行整体的评估。将该方法应用于健康人上肢不同握力下多通道表面肌电信号的耦合分析中,研究发现不同握力下肌肉的激活程度存在显著性差异;肌间耦合在 10~20Hz 频段上较为显著;且在 10~20Hz 频段上耦合程度随着握力的增加呈现显著性变化。

(2) 提出基于肌间协同-耦合分析方法,前者从自由度角度利用非负矩阵分解提取了具有协同关系的运动模块,后者定量分析协同肌肉对和非协同肌肉对的耦合关系。分别从中枢神经控制运动模式和神经信息传递两个方面的有效结合对运动功能评价进行了有效的定量分析。利用该算法对 3 维空间中力的产生动作下表面肌电信号进行分析,研究发现随着力量的增大协同肌肉对之间均表现出显著耦合关系,并且耦合性显著增强;三维八个子空间内,各个协同肌肉对耦合性不存在显著性差异,较好的匹配了肌肉协同控制的模型。

(3) 利用前文提出的肌间协同-耦合分析方法对中风患者在 3 维空间中力的产生实验下采集的表面肌电信号进行分析。并将其协同模块和协同肌肉对的耦合性与健康受试者的结果进行对比,提取协同肌肉对的显著性面积指标与 Fugl-Meyer 评分进行皮尔森相关系数分析。研究表明中风患者在协同模块中的 ADD 模块有显著变化,以及协同肌肉均存在较高耦合性,并且 α 、 β 、 γ 三个频段内显著性面积指标与运动功能评分成正比。

关键词: 表面肌电信号 (surface Electromyography, sEMG), 肌间耦合, 肌间协

同，脑卒中，运动功能评价

ABSTRACT

The accuracy and reliability of upper limb motor function evaluation are paid more attention by experts and scholars in the field of rehabilitation. In this paper, we use the surface Electromyography(sEMG) acquisition technology to analyze the sEMG signal, evaluate the movement function quantitatively, and study the muscle synergy and intermuscular coupling in the process of different grip strength and the generation of three-dimensional force. The former provides a new idea for the intermuscular coupling relationship, and the latter combines muscle synergy and coupling, which can not only verify the control mode of the central nervous system, but also find the internal relationship between muscle synergy and coupling. In order to provide a new direction for the evaluation of stroke patients' motor function, we further compare the differences of synergistic muscle pairs coupling between stroke and healthy people, and combine the muscle synergy-coupling analyzed with the Fugl Meyer score of stroke patients. The main research contents of this project are as follows:

Firstly, a new method based on non-negative matrix factorization and complex network is proposed. The non-negative matrix factorization was introduced into the frequency band extraction of intermuscular coupling, which can effectively extract the main contribution frequency and the corresponding coupling information of motion control, then the muscle network was constructed under different conditions, using the characteristics of complex network to evaluate the construct coupling. This method was applied to the coupling analysis of multi-channel sEMG signals under different grip forces of the upper limbs of healthy people. It was found that there are significant differences in the activation degree of muscles under different grip forces; the intermuscular coupling was more significant in 10-20Hz bands; and the coupling degree changes significantly with the increase of grip forces in 10-20Hz bands.

Secondly, a muscle synergy and intermuscular coupling analysis method was proposed, which extracted muscle synergy from the degree of freedom by using non-negative matrix factorization, and which quantitatively analyzes the coupling relation of the synergistic and the non-synergistic muscle pairs. The effective quantitative analysis of motor function evaluation was carried out from the effective combination of central nervous control motor mode and neural information

transmission. This method was used to analyze the sEMG signal under the action of force generation in three-dimensional space. It was found that with the increase of force, the synergistic muscle pairs show significant coupling relationship, and the coupling is significantly enhanced. And in eight subspaces, there is no significant difference in the coupling of each synergistic muscle pair, which better matches the model of muscle synergy.

Finally, the surface EMG signals collected by stroke patients in the experiment of force generation in three-dimensional space were analyzed by the method of muscle synergy and intermuscular coupling analysis. And the coupling of the synergistic muscle pair was compared with the results of healthy subjects. The significant area index of the synergistic muscle pair was extracted and the Fugl Meyer score was analyzed by Pearson correlation coefficient. The research shows that there are significant changes in the add module of the muscle module in stroke patients, and there is high coupling in the synergistic muscle, and the significant area index in the three frequency bands of alpha, beta and gamma is directly proportional to the motor function score.

Keywords: surface Electromyography(sEMG), muscle synergy, intermuscular coupling, stroke, motor function evaluation

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
目录.....	V
1 绪论.....	1
1.1 研究背景以及研究意义.....	1
1.2 肌电信号的简介.....	2
1.2.1 肌电信号产生机理.....	2
1.2.2 肌电信号的采集方式.....	2
1.2.3 表面肌电信号的特点.....	3
1.3 国内外研究现状.....	3
1.3.1 肌间耦合研究进展.....	4
1.3.2 肌间协同研究进展.....	4
1.3.3 肌间协同-耦合分析研究进展.....	5
1.4 课题主要研究内容以及章节安排.....	5
2 肌电信号采集及其预处理和分析方法.....	8
2.1 引言.....	8
2.1 肌电信号采集实验.....	8
2.1.1 不同握力下的采集实验.....	8
2.1.2 三维空间力的产生实验.....	10
2.2 表面肌电信号预处理.....	11
2.2.1 去除基线漂移的方法.....	12
2.2.2 带通滤波和去除工频干扰方法.....	12
2.3 表面肌电信号的分析方法.....	13
2.3.1 肌间耦合分析方法.....	14
2.3.2 肌间协同分析方法.....	15
2.4 本章小结.....	16
3 基于复杂功能网络的多频段肌间耦合分析.....	17
3.1 引言.....	17
3.2 多频段复杂功能网络分析方法.....	17
3.2.1 肌肉激活水平分析.....	17
3.2.2 复杂功能网络算法.....	17

3.2.3 非负矩阵和复杂功能网络的肌间耦合分析.....	18
3.3 多频段肌肉耦合分析	18
3.3.1 不同握力下的肌肉激活水平估计.....	18
3.3.2 肌间耦合相干性峰值分布.....	19
3.3.1 非负矩阵分解提取特征值与分析.....	20
3.3.3 相同握力下不同频段内的比较.....	20
3.3.4 相同频段下不同握力间的比较.....	22
3.4 总结	23
4 基于肌间协同-耦合运动过程中的功能分析	25
4.1 引言	25
4.2 肌间协同和肌间耦合分析	25
4.2.1 非负矩阵分解-一致性分析方法	25
4.2.2 显著性面积分析.....	26
4.3 实验结果分析	26
4.3.1 肌肉协同结果分析.....	27
4.3.2 协同肌肉和非协同肌肉耦合分析.....	28
4.3.3 运动过程中协同-耦合分析	31
4.3.4 维持力的阶段协同-耦合分析	32
4.4 总结	33
5 中风患者的运动功能评价分析.....	35
5.1 引言	35
5.2 中风患者的协同和耦合分析	35
5.2.1 肌间协同分析及结果.....	35
5.2.2 肌间耦合分析及结果.....	37
5.2.3 中风患者和健康人对比分析.....	38
5.3 中风患者运动功能评价	39
5.3.1 传统评价量表方法.....	39
5.3.2 评价方案设定.....	39
5.3.3 评价结果及分析.....	40
5.4 总结	41
6 总结与展望.....	42
6.1 总结	42
6.2 研究展望	43
致谢.....	44

参考文献.....	45
附录 A Brunstrom 偏瘫运动功能评价.....	50
附录 B 运动功能（Fugl-Meyer）评定量表.....	51
附录 C 作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目	53

1 绪论

1.1 研究背景以及研究意义

脑卒中又称中风，是一种急性脑血管疾病，主要是由于脑部血管突然破裂或因血管阻塞导致血液不能流入大脑而引起脑组织损伤的一种疾病^[1, 2]，主要包括缺血性和出血性脑卒中两类^[3]。缺血性脑卒中的发病率占患者总数的 60%-70%^[4]。脑卒中具体高并发率，高致残率，高复发率性，是一种由脑部血管破裂导致大脑组织结构损伤而引发的疾病^[5]。脑卒中是全球成人残疾的第二个重要原因^[6]，我国人群脑卒中的发病率甚至高于心脏病。偏瘫脑卒中后上肢功能运动功能受到严重阻碍，不能完成基本的动作，影响日常生活。因此对运动功能进行有效评估，并制定有效的康复计划、改善患者的运动功能状态，是现阶段脑卒中患者康复领域极具现实意义的重要研究内容^[7-9]。

随着科技的发展，研究的不断深入，将脑电 (Electroencephalogram, EEG)、肌电 (Electromyography, EMG) 信号进行相干性分析，作为一个运动功能指标，对比运动障碍患者和健康受试者之间的差异，并对其进行针对性治疗成为当今的研究重点。近年来，随着计算机技术和医学影像技术的不断成熟，基于磁共振、电子计算机断层扫描等的医学影像^[10]，和基于脑电图^[11]、肌电图^[12]等的电生理检测技术也在脑卒中临床病理诊断和康复评估中得以应用。对于患有运动障碍的脑卒中患者而言，脑部病变通常会使得神经肌肉通道受损而导致日常生活的基础活动受到阻碍，部分学者运用电生理信号耦合分析对运动障碍患者进行分析^[13]，同时有部分学者运用肌肉协同分析^[14]，研究中风、帕金森等患者的肌肉异常协同作用，为其异常的协同运动提供理论依据^[15]。

肌间耦合主要是在频域段对中枢神经系统(Central Nervous System, CNS)的控制的方式进行探究，体现了神经中枢通过与各区域间的相互作用实现功能调节和整合^[16]，肌间协同则在时域上寻求肌肉之间共同支配的作用，体现了神经中枢系统控制肢体运动的一种形式。两者之间存在着一定的联系，为充分利用两种方法的优点。可以通过肌间协同和肌间耦合特征的结合定量分析主要运动模块间的肌肉耦合程度，分析中风患者等其他运动障碍患者的控制方式改变的内在机理^[17]。目前，国内外有少数专家学者在相关领域展开了有效的研究，并指明了方向。

针对上述问题，本文在结合前人研究的基础上，着重开展基于肌间协同和肌间耦合的共同分析，探究中枢神经系统在时频上对肌肉控制中潜在的联系，简化对 CNS 控制运动的方式，并对组内形成的低维的肌肉组合结构进行耦合分析，

将之应用在中风患者中，探究影响其运动障碍的神经传递的内在原因，包括协同模块异常和协同肌之间的耦合关系的改变^[18]，可以对中风患者的运动功能进行有效评价，并在其康复治疗过程提供定向的辅助指导。

1.2 肌电信号的简介

肌电信号是肌肉收缩过程中产生的一种电生理信号，当人体想完成一项动作时，中枢神经系统会产生兴奋，并将兴奋通过神经传导的方式传递给肌肉纤维，从而带动肌肉进行一系列的运动，从而形成完整的肢体运动。其中将运动神经元和相对应的肌纤维定义为运动单元（Motor Unit）^[19]，如图 1-1 B 所示。

1.2.1 肌电信号产生机理

肌电信号是从脊髓中的运动神经元起源的，运动单元是由运动神经元和相对应的肌纤维组成^[20]。运动神经元通过轴突连接到肌纤维，从而构成运动单元^[21]。人体运动控制系统如图 1.1（A）所示，首先大脑皮层产生兴奋激活相应脑区的运动意识，并向下将运动信息传输至脊髓，运动神经元产生电位信号，沿轴突传导至肌纤维，电位信号会引起肌纤维的收缩，从而产生肌张力，产生特定的人体正常活动，完成日常的动作任务。

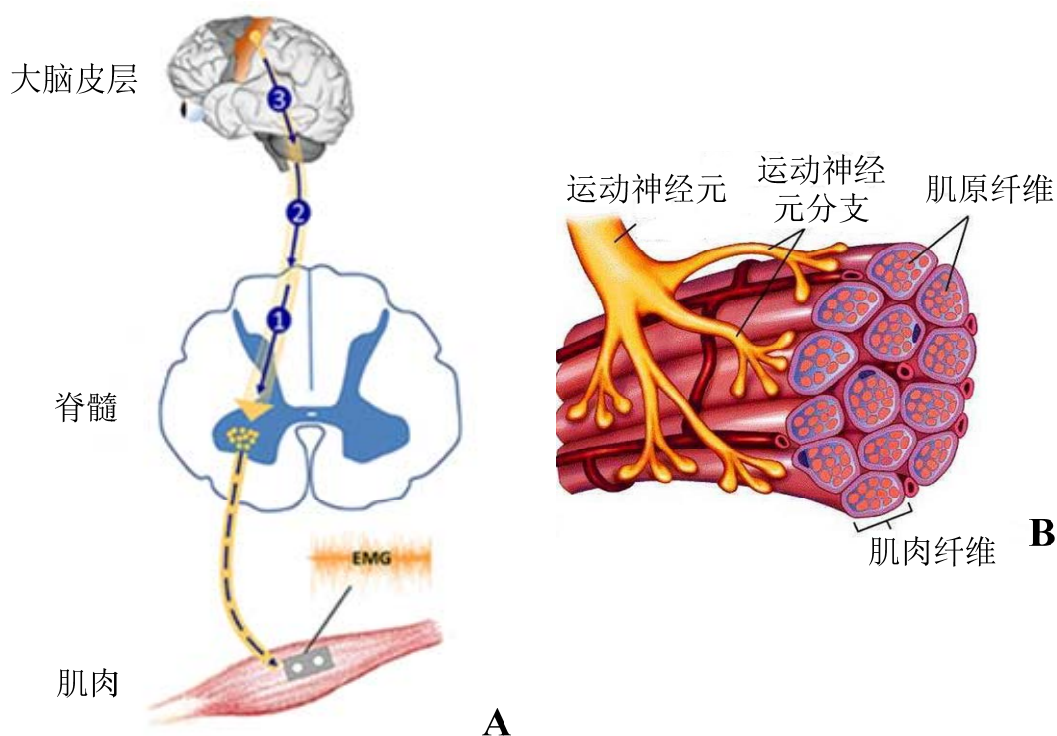


图 1.1 神经中枢运动控制过程和运动单元解剖

1.2.2 肌电信号的采集方式

侵入式和非侵入式是两种不同的肌电信号采集方式，侵入式采集是一种具有

损伤性的采集方式主要以针电极为主,采集过程中须将针电极插入到肌肉组织内,其优点是可以直接检测到被激活的肌纤维周围的电位信息,由于其良好的接触,因此该采集方式在空间分辨率方面表现良好,并且较高的信噪比;但是由于侵入式采集方式需要将针电极插入到人体肌肉组织内部,因此长时间的测量会对人体的肌肉组织产生伤害,不适合反复测量,以及多路信号的测量。非侵入式采集方式是我们经常使用到的一种采集方式即为表面电极,该方式只需要把电极片贴在皮肤表面即可。相比于针电极减少了对肌肉组织的损失,由于其检测面积和电极贴片的大小有关,一般其空间分辨率相对于针电极会低很多。并且表面肌电信号记录的是一定范围内肌纤维活动的电位总和,常常还会伴随着各种噪声和干扰的出现,导致其信噪比较低,但是其无损测量的优点给我们提供较大的帮助,其对电极的安放位置和数量没有限制,方便多次重复测量,以及多路信号的同时采集。因此大多数研究是基于表面肌电信号(surface Electromyography, sEMG)提出的,本文也是基于表面肌电信号对健康受试者和中风受试者进行了相关的肌间协同-耦合分析方法研究。

1.2.3 表面肌电信号的特点

相比于脑电信号,肌电信号的幅值较高,是一种较为容易采集的生理信号,但是其特性决定了它依旧会受到环境及设备噪声的干扰,如果处理不当,还会掺杂如心电信号等噪声,肌电信号依旧属于比较微弱的信号^[22],其具有以下几个特点:

(1) 微弱性:根据 EMG 信号的产生机理可知,信号强度在传导过程中会被削弱,能被电极检测到的信号极其微弱,一般肌电信号的振幅在 0~5mV,并且极易受到外界环境的干扰。

(2) 低频性:有研究表明,由于运动单元的招募产生了肌电信号,其有效频率成分中和运动密切相关的主要集中在 50~200Hz 之间。

(3) 交变性:EMG 信号是由多组正弦信号叠加而成,本质是交流信号。

(4) 频率稳定性:由于运动的多样性,依据不同动作之间的差异,每次运动的肌肉激活位置和激活程度存在差异,在幅值方面的变化极易被观察到,而频率方面的变化极小。

(5) 尺度特性:运动单元同步放电产生了肌电信号,是一种在时间和空间上的叠加信号,因此 EMG 信号具有多时空尺度特征。

1.3 国内外研究现状

康复运动功能评价越来越被众多医生学者所关注,为了可以对运动障碍患者提供合理的康复建议,学者专家通过现有的科技手段,与传统的评价指标进行对

比,对运动功能进行有效评价^[18]。近年来,在肌电分析评估中,国内外众多学者主要进行肌肉协同或耦合的单方面研究,分别对运动控制方式^[23]、肌肉协同关系^[24]以及运动控制和生物力学之间的相互影响^[25]等方面进行评估。肌肉协同将多块肌肉通过非负矩阵分解的方法进行模块化提取,可以降低自由度的控制,深入观察中枢神经系统对人体运动的控制方式;肌间耦合可以在频段上对肌肉之间关联程度进行分析,探究肌肉运动的神经振荡模式^[26]。A Marchis CD 等首先对下肢肌间协同模块进行提取,然后对各个模块间的肌肉组成进行耦合分析,发现模块中的协同肌肉对之间存在一定的耦合关系,从神经振荡角度可以解释其中的内在关联,从此开启了神经控制层面上探究肌肉的激活模式和肌肉之间的耦合情况相关性关系的新篇章^[27]。

1.3.1 肌间耦合研究进展

肌肉耦合表达了两块肌肉之间的相互依附与同步激活的关系,可以有效的反映肌肉之间信息传递的关系。一致性 (Coherence) 分析是一种常见的耦合分析方法^[28]。利用肌间耦合研究运动过程中的肌肉协调状况特征,挖掘潜在的神经中枢系统运动控制机制的研究相继展开。有研究表明,肌间耦合存在频段显著特征,运动过程中肌间耦合主要表现在 beta (15-30 Hz) 频段^[29]。Charissou Camille 等通过基于小波的时频分析,研究在重复最大疲劳收缩前后膝关节最大等长伸展时 beta 频段肌间相互作用的调节,发现疲劳状态前后 beta 频段耦合特征存在差异, beta 频段反应的是从初级运动皮层到运动神经元的信息传递^[30]。Dannados Santos A 等采用肌间耦合对不同握力下三位抓握过程中手部肌肉之间协调影响进行分析,不同握力下的肌间一致性没有显著性差异,但是在不同的肌肉对之间的存在的显著性差异^[27]。Issa NP 等人通过肌间耦合分析,将健康受试者和肌萎缩型硬化症^[31]患者在肘部屈曲动作下的相干性进行对比,发现 ALS 患者肌间耦合水平显著降低。Degani^[32]利用相干分析对比年轻成年人和老年人的肌间耦合程度的差异,发现老年人在 0-10Hz 内肌肉耦合水平显著增强。Kamper DG 等人通过相干性分析方法,研究中风患者在等长手指或拇指力的产生实验中手指-拇指耦合改变,并发现无论是被动拉伸还是主动激活,在中风患者拇指和手指屈肌都会被共同激活^[33]。

1.3.2 肌间协同研究进展

肌肉协同作用通过降低控制自由度的方式反映多块肌肉之间的相互组合^[34],表达了中枢神经系统对运动的一种控制方式。对于运动控制来说,中枢神经系统降低了运动控制的自由度,不需要对单个肌肉进行控制,只需要对肌肉协同模块进行控制,就可以完成对不同动作和行为的控制^[35]。Clark 等人深入研究了中风

后受试者在不同速度行走过程中的肌肉协同作用,并发现在健康人和中风受试者中,肌肉协调的低维模块组织保持不变,但是在独立激活运动协同作用的能力在脑卒中患者的偏瘫侧受到损害^[36]。Steele 等人研究了在步态中脑瘫患者肌肉协同效应的改变^[37]。Allen 等人研究了帕金森患者经过康复治疗后的肌肉协同的变化情况,结果显示,康复治疗后的步态和姿势控制方面有所改善,但是协同的数目没有增加^[38]。李四等人研究了中风患者在点对点的到达任务下的肌间协同的结果并与 Fugl-Meyer 结合分析,发现的 Fugl-Meyer 评分与向量指数的具有极高的相关性,肌肉协同分析可以为中风患者的运动缺陷提供有价值的见解^[39]。Roh 等人利用肌间协同研究中风程度对运动功能的影响时,发现轻度中风患者和重度中风患者之间的肌肉协同模块发生了显著性改变^[40]。

1.3.3 肌间协同-耦合分析研究进展

肌间协同和肌间耦合的概念在学者的研究中不断深入,肌间协同-耦合分析逐渐也成为现如今的研究热点之一,Godlove 等人研究脑卒中患者肌肉协同与皮层活动之间的相互关系,发现 high-gamma 段与肌肉的正常、异常激活有显著性相关^[41]。AMarchis CD 等^[42]利用肌间协同-耦合分析,对下肢运动周期进行针对特定的激活状态分析,发现部分协同模块之间的肌肉存在耦合关系。Hu 等人^[43]对协同肌进行肌间耦合分析,发现协同肌的相干性高于非协同肌的相干性,在腕屈腕伸两个运动阶段都出现了类似的结果。李欣欣等人融合了肌间协同和耦合的优点,对肌肉协调的复杂性进行了预测,并发现协同肌肉对存在较强的耦合性,并主要体现在 beta 和 gamma 频段^[39]。

1.4 课题主要研究内容以及章节安排

由于传统的相干性在计算上存在一定缺陷,即传统的相干性分析方法只是针对两两肌肉之间的一个耦合情况进行分析,没有涉及到多块肌肉的一个关联情况,并且在特征频段的提取过程中只是单纯的从 alpha, beta, gamma 等频段进行特征提取,本文首先分别从特征频段耦合和多通道肌电耦合特征两方面做了相应的改进,构建了非负矩阵-复杂网络肌间耦合模型,并将其应用于健康人的不同握力的耦合分析中,探究不同握力下的肌间耦合程度以及相同握力下不同频段内的肌间耦合程度。其次由于现阶段的大多数专家学者的研究主要是针对肌间耦合或者肌间协同的单方面研究,分别从神经振荡和神经控制自由度两个方面进行了研究,并未将两者的优势结合在一起,本文巧妙的将肌间协同和肌间耦合结合在一起,比较了协同肌肉对和非协同肌肉对之间耦合性的差异,在健康受试者身上进行肌间协同-耦合分析,并得到了良好的验证。最后将该方法应用在中风患者的肌电信号中,针对中风患者和健康受试者进行对比分析,比较中风病人和健康受

试者在协同模块上以及协同肌肉之间的耦合的差异性,结合传统的运动功能临床评价指标(Fugl-Meyer 表)与协同-耦合指标,并提供有效的康复治疗方案,并为康复治疗提供强有力的理论依据。本课题主要工作如图 1.2 所示,并分以下 6 章进行介绍:

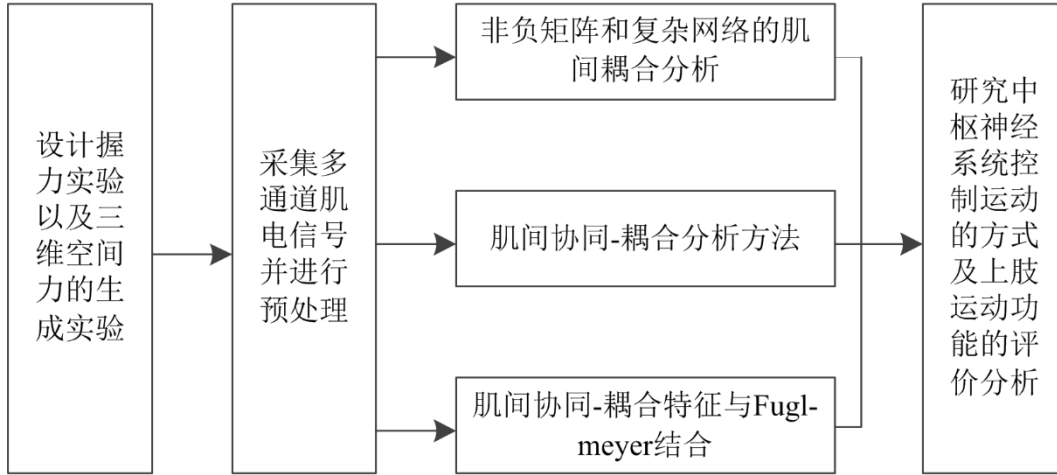


图 1.2 课题研究工作框图

第 1 章 绪论中主要介绍了运动功能的研究背景及意义、肌电信号的产生机理及信号采集方式,并阐述了肌间耦合、肌间协同及肌间协同-耦合新方向的研究现状。

第 2 章 详细介绍本文的两个主要实验范式,一个是不同握力下肌电信号的采集,另一个是 3 维空间 54 个点力的产生实验中肌电信号的采集。并针对采集到的信号进行去除基线漂移和带通滤波及去除工频干扰处理。介绍相关的肌间耦合和肌间协同的分析方法。

第 3 章 基于非负矩阵和复杂网络的肌间耦合分析。首先利用广义偏定向相干的方法计算出多通道肌电信号的相干性,并将非负矩阵分解方法引入到肌间耦合分析的频段提取中,有效提取运动控制频段及对应的耦合性信息,构建肌肉功能网络,利用复杂网络的特征指标对运动过程中多块肌肉的耦合性进行分析。从多通道相干性的角度,健康人上肢不同握力下进行肌间耦合分析。

第 4 章 基于肌间协同-耦合分析方法,首先利用从自由度角度利用非负矩阵分解提取肌肉协同模块,然后定量分析协同肌肉对和非协同肌肉对的耦合关系。分别从中枢神经控制运动模式和神经信息传递两个方面的结合对运动功能评价进行了有效的分析,并利用 3 维空间中力的产生实验下采集的健康受试者的表面肌电信号进行验证。

第 5 章 将肌间协同-耦合分析应用在中风患者的表面肌电信号分析中,并将结果与健康人结果进行对比分析,对比协同模块和协同肌肉对相干性差异。以此作为中风患者的一个生理指标。结合患者的 Fugl-meyer 评分表及肌间协同-耦合

关系等指标，利用皮尔森系数得到其关联性，为中风患者的运动功能评价提供依据。

第 6 章 对本文研究成果做了详细的总结，对该课题后续工作进行展望。

2 肌电信号采集及其预处理和分析方法

2.1 引言

计算机系统以及各种硬件设备不断完善,一系列的脑肌电采集设备逐渐涌现,促进了神经科学的快速发展。然而,仅靠设备自带的预处理方式不能很好的满足对信号的要求,后期需要对采集到的肌电信号进行预处理,保留有效的肌电信号。本文首先对两组不同的实验采集方式进行了详细的描述,其次介绍了一些传统的肌电信号预处理的方法,简述不同方法应用于肌电信号预处理的特点,并针对本课题采集到的肌电信号的噪声干扰情况进行处理。最后介绍了肌间耦合和肌间协同两种表面肌电分析方法的研究理论以及它们的各自存在特点。

2.1 肌电信号采集实验

本文主要采集了两种实验范式下的表面肌电信号,分别应用两种不同的改进算法进行分析,其一为不同握力下的采集实验,其二为三维空间力的产生实验,以下是对两组实验的详细介绍。在实验进行之前,所有受试者均签署了实验知情协议书,对实验流程进行熟悉。

2.1.1 不同握力下的采集实验

握力是临床上测试上肢运动功能的重要指标之一,本课题针对不同握力下的肌间激活状态和耦合关系进行研究,设计了5种不同握力的采集实验。该实验招募了6名(H1-H6)无任何病史的健康受试者,平均年龄为:25.17±1.17岁,表2.1所示为受试者的详细信息。

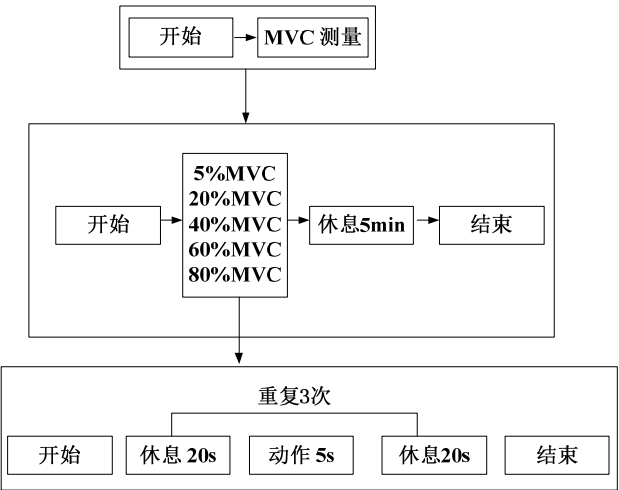
实验流程图如图2-1(a)所示。具体实验步骤为:

- 1) 在舒适的实验环境内,受试者坐在舒适的座椅上,手持握力计(如图2-1(b)),注意力集中,等待实验人员发出动作指令。
- 2) 实验开始初我们先测量每位受试者的最大自主收缩力(Maximum Voluntary Contraction, MVC),为了确保测量的精准性,我们进行了2次MVC测量,最后取其平均值作为MVC的最终值。
- 3) 然后依次测量受试者在5%、20%、40%、60%、80%MVC力下的握力,并采集对应的表面肌电信号。在接收到信号之后,立即开始握力实验并达到设定目标握力,并保持5秒,每做完一次休息20秒。
- 4) 重复3)中的动作,每种握力下,重复做5次实验,每组实验后休息5分钟,避免肌肉疲劳。

5) 采用 BrainAmp DC 生物电采集系统(Biological Products GmbH, Germany)采集了右手肱二头肌(BB)、肱桡肌(B)、桡侧腕长伸肌(ECR)、指伸肌(ED)、尺侧腕伸肌(ECU)、指浅屈肌(FDS)、尺侧腕屈肌(FCU)的7通道肌电信号(如图 2-1 c)所示。在电极安放之前,皮肤表面需用酒精擦拭干净,采样频率1000 Hz。

表 2.1 受试者信息

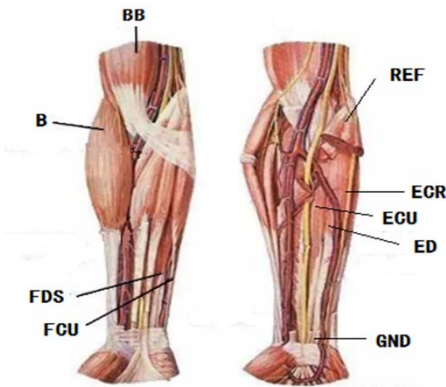
受试者	年龄	性别	利手
H1	24	男	右手
H2	25	男	右手
H3	27	男	右手
H4	26	男	右手
H5	24	男	右手
H6	25	男	右手



(a) 实验范式流程图



(b) 肌电信号采集示意图



(c) 肌电信号采集通道位置图

图 2.1 肌电信号采集

2.1.2 三维空间力的产生实验

本组实验邀请 10 名脑卒中幸存者（年龄：62.3±9.3 岁 S1-10 岁）和 6 名年龄匹配的对照组（年龄：63.2±7.6 岁 C1-6 岁）参加了研究。脑卒中幸存者的纳入标准是：1)单一侧脑卒中至少在参与研究前 1 年发生；2)上肢功能严重受损，Fugl-Meyer 评分<25/66；3)缺乏认知功能障碍，无法理解实验任务；4)受影响的手臂产生 1.8 公斤侧力的能力；5)不存在严重的同时出现的医疗问题(包括肩痛)，足以阻止重复的力量生成；6)提供书面知情同意的能力。表 2-2 列出了中风受试者的详细信息。

本文采用的是多轴笛卡儿手臂康复机（Multi-Axis Cartesian-based Arm Rehabilitation Machine, MACARM）。用 MACARM 记录手的位置和手部产生的三维力。MARARM（参见图 2-2A）是一种基于电缆的机器人，由八个有源模块（即电机）的空间阵列组成，通过电缆连接到中央定位的末端执行器（图 1A 是示意图），对于实际系统和细节参见 Mayhew 文中介绍^[44]。该机器人的末端执行器包含一个万向节手柄，安装在六自由度（DOF）称重传感器。此外，macarm 支持使用三自由度传感器（xsens 技术）收集肢体方向数据。该传感器绑在上臂上，以测量肢体远离矢状面的旋转以 64Hz 的频率对力、手臂方向和手柄位置进行采样。

表 2.2 中风受试者详细信息

受试者	年龄/性别	中风类型	Fugl-Meyer 评分		病变部位
			/66	/24	
S1	55/男	缺血性	13	9	右，前外侧区
S2	62/女	出血性	15	9	左，MCA
S3	52/女	缺血性	12	10	右，额后叶 MCA
S4	65/男	缺血性	23	12	左，颞叶 MCA
S5	70/男	出血性	19	12	右，额顶
S6	81/男	缺血性	19	10	左，顶骨
S7	53/女	出血性	19	12	右，基底节
S8	59/女	出血性	20	10	无法获得
S9	70/女	缺血性	20	10	左，基底节
S10	56/男	缺血性	19	12	左，基底节

具体实验步骤为：

1) 实验方案与^[45]中介绍的相同受试者抓住 MACARM 的万向柄，坐在一把可调节的椅子上，手放在同一个肩膀的正前方，手臂长度的 60%，实验设备如图

2-2 (A) 所示。

2) 在短暂的训练之后, 受试者在 54 个不同方向 (如图 2-2 (B) 黑点所示) 产生自愿力, 其三维力的在空间中近似均匀地分布。力的大小设定在最大侧向力的 40%。

3) 对于每个试验, 目标匹配任务在 2 秒基线间隔后启动。目标匹配成功后, 要求受试者保持 1 秒, 然后按随机顺序执行下一个目标匹配任务。每个目标都有三次尝试的机会。

4) 为了避免潜在的疲劳, 在每 10 次试验后提供 10 s 的试验间隔和 1 min 的休息间隔中风幸存者仅用受影响的肢体完成治疗方案。

5) 本实验共采集了八个肘部和肩部肌肉表面肌电信号, 分别为: 肱桡肌 (BRD), 肱二头肌 (BI), 肱三头肌的长头和侧头 (分别为 TRIlong 和 TRIlateral); 三角肌前、中、后纤维 (分别为 AD、MD 和 PD); 胸大肌 (PECTclav), 采样频率为 1920Hz。为确保采集的数据的同步性, 在 MACARM 和 sEMG 采集的计算机之间使用一个通用时钟和触发器进行同步。

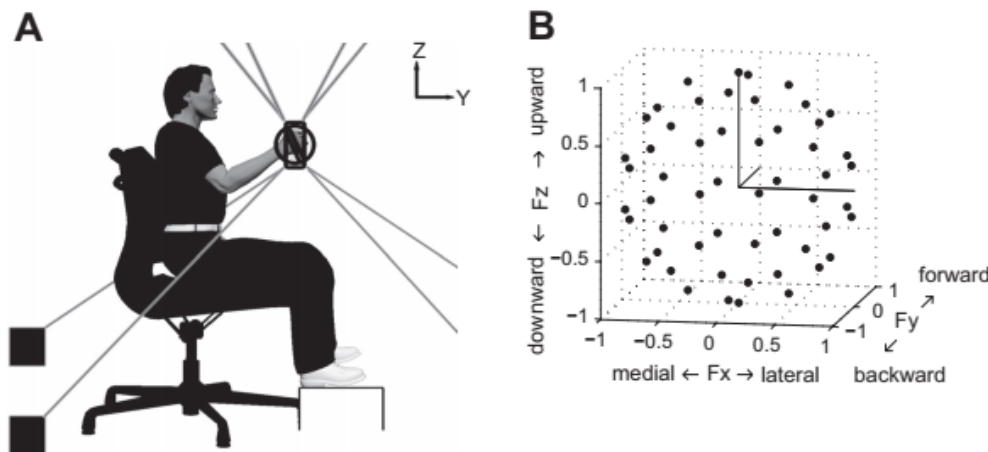


图 2.2 实验装置的说明以及 3 维空间目标匹配位置

2.2 表面肌电信号预处理

在进行表面肌电信号采集时, 会由于外界环境和一些电子设备的干扰, 使得采集到的信号或多或少有噪声的混入, 其中工频干扰是较为常见的一种干扰, 它是由外部电子设备产生的, 并且各个国家的电压频率存在差异, 例如国内的电压频率是 50Hz, 美国则为 60Hz。在采集的肌电信号频图谱中可以明显发现频率在 50Hz 或者 60Hz 处存在尖峰, 其中去除工频干扰的方法有 FIR 陷波法, 或独立成分分析法^[46]。

基线漂移也是一种常见的干扰, 它会引起采集到的表面肌电信号在形态的改变, 是由于在采集人体运动时的肌电信号, 运动过程中会导致电极与皮肤之间的

摩擦或设备之间的相互干扰等是产生的。一般采用中值滤波或滑动平均去除。

2.2.1 去除基线漂移的方法

去除基线漂移的方法有很多,其中中值滤波是基于排序统计理论的一种信号滤波技术,先将数据进行从大到小排列,然后选择中间值作为新数据。并且具有操作简单的特点,方便进行实时操作,并且对于肌电信号来说存在较大的基线漂移时的处理效果极佳。因此本文采用中值滤波对基线漂移进行处理。

图 2-2 我们可以看出 a 图中原始信号具有较大的漂移现象,b 图为原始信号的频谱图,可以看到其主要频率集中在 0Hz 附近,通过中值滤波拟合漂移信号,进行基线漂移去除,得到 c 图中的去除基线偏移后的频谱图,结果表明 0Hz 的漂移频率被去除,中值滤波对去除基线漂移起到了较好的效果。为下一步分析提供了良好的基础。

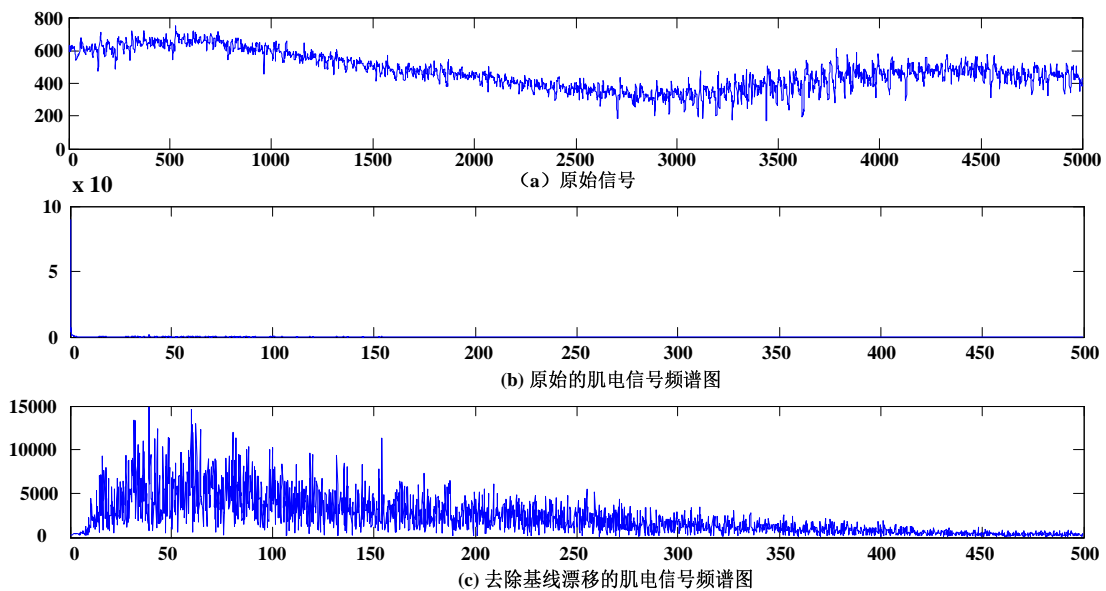


图 2.3 滑动平均法去除基线漂移

2.2.2 带通滤波和去除工频干扰方法

信号处理的中有各式各样的滤波器,例如低通、高通、带阻、带通滤波,其中由于肌电的信号的有效频率范围在 50~200Hz 附近,因此本文采用四阶巴斯特沃滤波器构建带通滤波器,其滤波器效果如图 2.4 (A) 所示。根据现如今的科研成果,本文决定采用的带通频率为 5~200Hz,有图中可以观察到带通滤波器具有一定的衰减效果。经过带通滤波后可以使得我们需要的肌电信号在有效的处理范围内,从而为下一步分析提供了有效的基础。

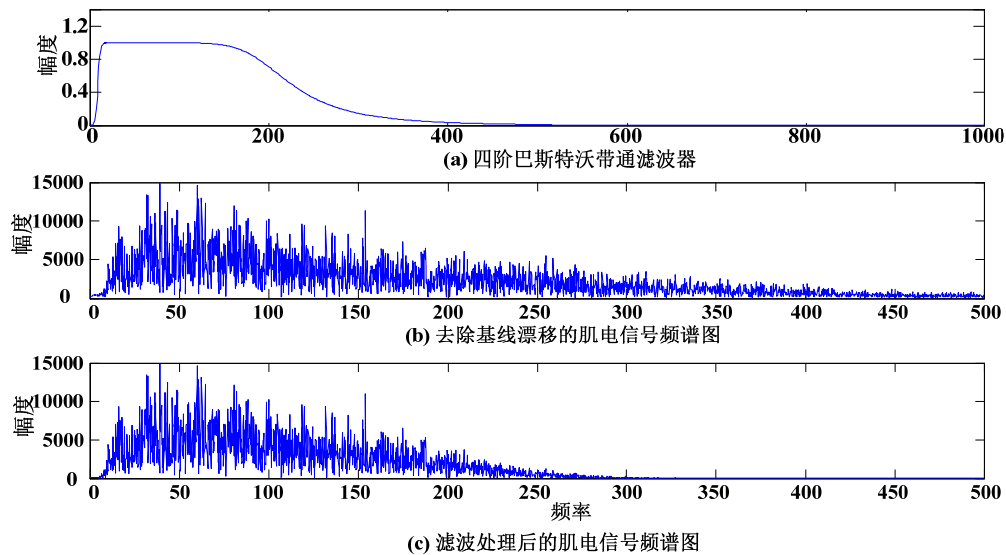


图 2.4 四阶巴斯特沃带通滤波器

在采集肌电信号的过程中难免会受到外界设备的干扰,采集得到的肌电信号存在比较明显的工频噪声,由于在不同国家或地区工频噪声的频率是不一致的。本文以去除 60Hz 工频为例(如图 2.5 所示),构建二阶巴斯特沃陷波器去除工频噪声。陷波器属于带阻滤波器的一种,可以有效去除某段频率的信号,在 60Hz 点处将输入信号迅速减弱衰减,从而达到去除工频的效果。

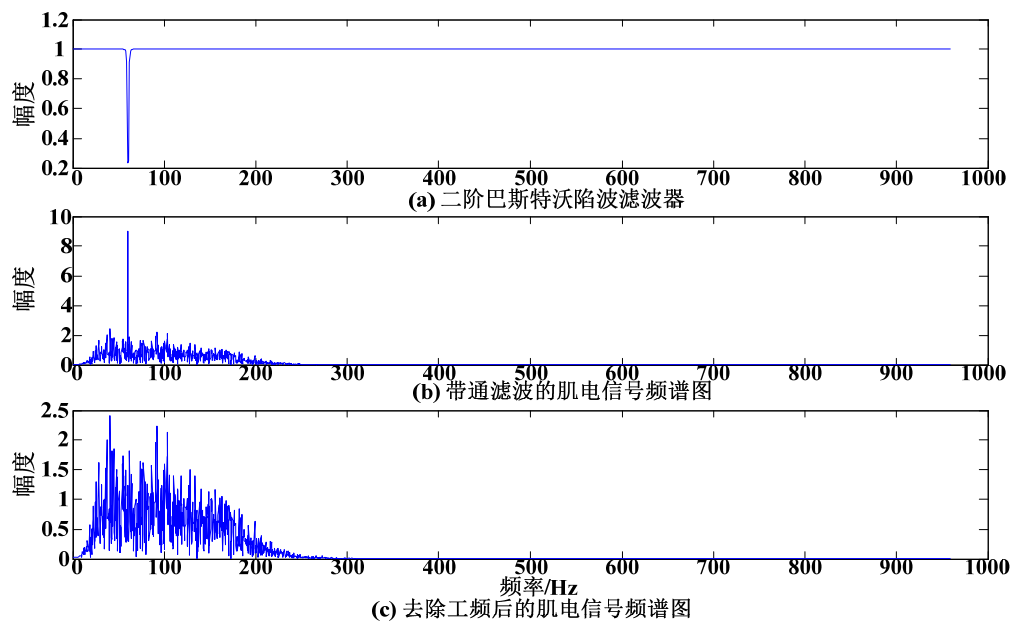


图 2.5 二阶巴斯特沃陷波器

2.3 表面肌电信号的分析方法

人体运动是极其复杂的,其中枢神经控制方式一直受到众多专家学者的关注。运动控制主要是由大脑皮层产生运动信号,并将信号传递给脊髓,协调对应的活

动肌群从而控制一组动作的产生。表面肌电信号有利于分析神经系统信息传递通路和肌肉的同步激活状况。部分专家学者利用肌间耦合的分析方法疲劳和非疲劳状态下或运动障碍患者和健康受试者的神经信息传递的差异；部分专家学者利用肌间协同的方法，将运动控制模块化，来揭示神经中枢对运动的控制方式，以及运动障碍患者和健康受试者运动模式的改变，本节主要用肌间耦合和肌间协同两个方法进行分析总结。

2.3.1 肌间耦合分析方法

肌肉间的耦合可以较好的反应肌肉之间的协调度，以及中枢神经系统控制肌肉运动的信息传递。其中相干性分析法是在肌间耦合分析中最常见的分析方法，它可以有效的刻画两个肌电信号之间的频率相关性，有利于对两同步信号进行耦合分析，描述肌间耦合关系，探索肌肉活动信息传递的差异。

1) 最常见的相干性分析方法是一致性分析方法^[47]，其原理是利用自谱密度与互谱密度的比值来描述两肌电信号的耦合程度。其表达式为：

$$C_{xy}(f)^2 = \frac{S_{xy}(f)^2}{S_{xx}(f) * S_{yy}(f)} \quad (2.3)$$

式中 $S_{xy}(f)$ —表示信号 X 和信号 Y 的互功率谱密度；

$S_{xx}(f)$ —表示信号 X 的自功率谱密度；

$S_{yy}(f)$ —表示信号 Y 的自功率谱密度；

相干性值 $C_{xy}(f)$ 在 0 和 1 之间变化，当相干性 $C_{xy}(f)$ 为 0 时表示两肌电信号之间不存在耦合关系，当相干性 $C_{xy}(f)$ 为 1 时表示两肌电信号完全线性相关；相干性值 $C_{xy}(f)$ 越大代表两肌电信号之间的耦合关系越强。为了判断两肌信号之间是否存在明显相干关系，设定了显著相干阈值指标，当相干性大于相干阈值的 CL 的时候，认为两肌电信号之间的相干性是显著的，其中显著相干阈值 CL 具体表达公式如下：

$$CL = 1 - \alpha^{1/L} \quad (2.4)$$

式中 L - 表示窗口数， $p < \alpha$ ($\alpha = 0.05$ ，即 95%置信区间以上)。

2) 由于一致性分析方法只能计算两通道信号之间的相干性信息，忽视了多通道之间的相互影响，因此广义偏定向相干 (Generalized Partial Directed Coherence, GPDC) 被提出，并广泛应用于计算脑区以及脑肌之间的相干性，它是一种基于多变量自回归处理时间序列模型的格兰杰因果性频域测量方法，可以有效分析多个通道信号在频域上的相关程度。计算出来的相干性 $PDC_{x_i \rightarrow x_j}$ 在 $[0, 1]$ 之间，表示 x_i 流向 x_j 的信号占有所有从 x_j 流出信号的比例^[48]，接近 0 说明两通道间没有联系。其 AR 模型，可表示为：

$$\begin{bmatrix} x_1(n) \\ x_2(n) \\ \vdots \\ x_m(n) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^p C_i \begin{bmatrix} x_1(n-1) \\ x_2(n-1) \\ \vdots \\ x_m(n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1(t) \\ w_2(t) \\ \vdots \\ w_m(t) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

式中，

$$C_i = \begin{bmatrix} C_{11i} & C_{12i} & \cdots & C_{1mi} \\ C_{21i} & C_{22i} & \cdots & C_{2mi} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{m1i} & C_{m2i} & \cdots & C_{mmi} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

本文所处理的数据为 7 通道的 sEMG 信号，即 $m=7$ ，获得其 MVAR 模型之后，再对式 (2) 进行傅里叶变换，得式：

$$A(f) = \sum_{i=1}^p C_i e^{-j2\pi f/f_n} \quad (2.7)$$

$$\bar{A}(f) = 1 - A(f) = I - \sum_{i=1}^p C_i e^{-j2\pi f/f_n} \quad (2.8)$$

式中 I 表示维数为 $m=7$ 的单位矩阵。这样 $PDC_{x_i \rightarrow x_j}$ 可定义为式

$$PDC_{x_i \rightarrow x_j}(f) = \frac{\bar{a}_{k,j}(f)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m |\bar{a}_{i,j}(f)|^2}} \quad (2.9)$$

式中， $\bar{a}_{k,j}(f)$ 表示 $\bar{A}(f)$ 中第 j 列的第 k 个元素， $\bar{a}_{i,j}(f)$ 表示 $\bar{A}(f)$ 中第 j 列的第 i 个元素。

2.3.2 肌间协同分析方法

另一部分专家学者从控制自由度角度研究中枢神经系统对运动的一种控制方式，因此肌间协同理论被提出。肌间协同是将肌肉分解成多个协同模块，并且获得各个肌肉协同模块的激活状态。针对以上特点，主成分分析方法及非负矩阵分解方法常被用于肌肉激活模式分析^[37]、姿态时空特性分析^[49]、及腕部动作识别^[50]等方面。由于 NMF 方法分解出来的基矩阵和系数矩阵矩阵中所有元素均具有非负的特性，对于肌电信号的分析具有可靠的解释性。因此，众多专家学者利用该方法对多通道肌电信号进行协同模块的提取。

由于 NMF 具有保证分解出来的数据的非负性，因此本文应用 NMF 于 sEMG 的肌间协同分析中，分解得到两个分解矩阵，分别反映了运动控制的自由度和每个协同模块的激活系数。NMF 算法的形式如下：

$$V_{i\mu} \approx (WH)_{i\mu} = \sum_{j=1}^n W_{ij} H_{j\mu} \quad (2.10)$$

式中， W_{ij} 为基矩阵， $H_{j\mu}$ 为系数矩阵， n 为基矩阵分解列数；NMF 的求解可以写成标准的优化问题：

$$\min_{W,C} E(W,C) = \frac{1}{2} \|M - WC\|_F^2 = \frac{1}{2} \sum_{ij} (M_{ij} - (WC)_{ij})^2 \text{ st. } W, C \geq 0 \quad (2.11)$$

由于: $(WC)_{ij} = \sum_k W_{ik} C_{kj} \rightarrow \frac{\partial (WC)_{ij}}{\partial W_{ik}} = C_{kj}$, 则:

$$\frac{\partial (WC)_{ij}}{\partial W_{ik}} = \sum_j [C_{kj} (M_{ij} - (WC)_{ij})] = (MC^T)_{ik} - (WCC^T)_{ik} \quad (2.12)$$

同理:

$$\frac{\partial (WC)_{ij}}{\partial W_{ik}} = (C^T M)_{ik} - (W^T WC)_{ik} \quad (2.13)$$

最终, 通过梯度下降法则对 W 和 C 进行迭代:

$$W \leftarrow \arg \min_{C \geq 0} E(W, C) \quad (2.14)$$

$$C \leftarrow \arg \min_{W \geq 0} E(W, C) \quad (2.15)$$

式 (2.14) 和 (2.15) 中的 W 和 C 交替优化, 最终得到全局最优解。

为确定上述分解过程中肌肉协同矩阵列数, 即确定肌肉协同效应的合适数量, 运用解释方差 (Variability Accounted For, VAF) 计算方法^[51]

$$VAF = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum (M_{ij} - \tilde{M}_{ij})^2}{\sum M_{ij}^2} \quad (2.16)$$

其中, RSS 为残差平方和, TSS 为总平方和 M_{ij} 为原始矩阵, \tilde{M}_{ij} 为经过分解后的重构矩阵。

2.4 本章小结

本章对肌电信号的产生机理及采集方式, 以及对传统肌电信号预处理方法, 如去除基线漂移、带通滤波、陷波滤波等进行介绍。首先利用中值滤波对原始数据进行去除基线漂移, 利用带通滤波、陷波滤波分别获取肌电信号有效频段的信息以及滤除工频干扰。再次对表面肌电信号分析方法进行介绍, 分别从肌间耦合和肌间协同两大领域进行介绍, 肌间耦合主要介绍了传统的相干性方法以及其对应的显著性阈值指标, 确定计算出来的耦合性的有效性。并针对传统相干性只能计算两通道信号之间相干性的缺点, 介绍一种多通道自回归的偏定向相干性的方法, 可以考虑到多通道信号之间的间接影响。肌间协同分析可以采用不同的矩阵分解算法进行提取, 鉴于 NMF 可以确保分解出来的两个矩阵的非负有效性, 因此主要介绍了 NMF 算法, 以及如何利用 VAF 值来间接统计肌肉协同模块的数学有效性, 确保分解出来两矩阵值可以准确的表示原始的肌电信号。为我们接下来的统计分析以及与生理相结合具有重要的研究意义。

3 基于复杂功能网络的多频段肌间耦合分析

3.1 引言

相干性分析方法用来描述两信号在频域内的耦合关系,该方法可以有效的测量两肌肉信号之间的耦合程度,对神经信息传递提供较为直观测量指标。但是一致性分析方法只能简单的计算耦合程度在幅值上的关系,并且其计算方法只适用于两块肌肉之间的比较,无法深入探究多块肌肉之间的耦合关系。因此,本章提出了使用非负矩阵分解和复杂功能网络^[52]相结合的方法,

根据肌间耦合的频段特征,将非负矩阵的方法应用在频段分解的模型中,构建基于非负矩阵和复杂功能网络的肌间耦合分析。首先用 GPDC^[53]计算多通道 sEMG 的相干性,然后用 NMF 对相干性值进行分解,最后用复杂功能网络建立不同条件下的肌肉功能网络^[54],利用图论的特征指标,评估肌肉功能网络的信息流的传递效率和所有肌肉之间的耦合程度。

本章主要针对健康受试者,对采集的 7 通道肌电信号进行分析,首先分析不同握力下的肌肉激活水平,其次对不同握力下各个频段内以及相同握力下每个频段内的耦合情况进行比较分析,希望通过方法研究肌间耦合了解在不同握力大小下肌肉之间的协调配合情况,为以后评估握力大小以及评估中风病人抓握过程中的肌肉之间的耦合程度提供良好的依据。

3.2 多频段复杂功能网络分析方法

3.2.1 肌肉激活水平分析

用均方根值(Root Mean Square,RMS)来描述肌肉的激活程度^[37, 55]。计算 sEMG 信号的均方根值来估计每块肌肉的激活水平,以评价受试者在指定任务的完成情况。为了估计不同的握力下肌肉的激活水平百分比(PC)变化,定义如下公式:

$$PC_i = \frac{R_k}{R_k^{MAX}} \quad (3.1)$$

其中 R_k 表示在握力为 k 情况下的 sEMG 信号 RMS 值 ($k=1:5\%MVC, 2:20\%MVC, 3:40\%MVC, 4:60\%MVC, 5:80\%MVC$), R_k^{MAX} 为静息状态下 sEMG 信号 RMS 值。分别计算每位受试者 7 块肌肉的激活水平百分比。

3.2.2 复杂功能网络算法

利用图论方法,计算节点度(Node Degree)、平均度(Average Degree)、聚类系

数(Clustering Coefficient)、平均路径长度(Average Path Length)等特征参数^[56],进一步对肌肉功能网络的连接规律进行评价。通过对比相同握力不同频段间、特定频段不同握力下的肌肉功能网络拓扑结构的不同,研究探索中枢神经对肌肉的协调控制方式。

本文利用分解出来的相干性值建立的肌肉功能网络为有向网络。在计算网络特征参数时需要将相干性值进行二值化处理。在二值化网络中, $A_{ij} = 0$ 表示两个节点之间无连接边; $A_{ij} = 1$ 表示有连接边。由于本网络为有向网络,节点度分为节点出度和入度,节点度越大,节点对其相邻节点的重要度贡献越大,本文中平均度的计算采用 Gephi 复杂网络分析软件的方法:

$$A_d = (O_d + I_d)/(2 \times n) \quad (3.2)$$

式中, A_d 为平均度, O_d 为节点出度, I_d 为节点入度, N 为节点数。

3.2.3 非负矩阵和复杂功能网络的肌间耦合分析

由于非负矩阵分解具有非负的特性,并较为广泛的应用在肌间协同分析中,本文巧妙的将非负矩阵分解应用于 GPDC 计算出来的多通道 sEMG 相干性中,使得分解出来的基矩阵为频率矩阵,系数矩阵为各个频率段中不同肌肉之间的相干性值,最后用复杂功能网络^[57]建立不同条件下的肌肉功能网络,利用图论的特征指标,评估肌肉功能网络的信息流的传递效率和所有肌肉之间的耦合程度。

3.3 多频段肌肉耦合分析

为了评估在相同握力不同频段、特定频段不同握力下多通道肌肉之间的耦合程度:本文采用 GPDC 计算多通道表面肌电信号的相干性,得到的相干性值是一个关于频率的函数。因此采用 NMF 将相干性值按频率进行分解,得到相干性大小的权重矩阵和频率系数矩阵。最后根据权重矩阵建立的肌肉功能网络,利用图论的特征指标,进行整体的肌肉功能网络信息传递比较分析。

3.3.1 不同握力下的肌肉激活水平估计

肌肉的激活程度代表肌肉的放电水平,任意选择其中一名受试者 S1,计算其在不同握力水平下七块肌肉的激活程度,结果如图 3.1 所示,对于七块不同的肌肉,激活程度都随着握力水平的增大而加强,并且增长趋势基本成线性增加,各个肌肉之间存在一致性的增长趋势。根据单因素方差分析(ANOVA)检验,在 5%、20%、40%、60%、80%MVC 五种不同握力下,同一块肌肉的激活程度存在显著性差异。以肱二头肌为例,在五种不同握力下,其结果为 $F_{(4,21)} = 81.917, p = 0.024 < 0.05$ 存在显著性差异。其他肌肉在不同的握力状态下也存在显著性差异。然而在相同握力下,不同肌肉间的激活程度无显著性差异,以

20%MVC 为例, $F_{(6,36)} = 2.039, p = 0.086 > 0.05$ 。但是却发现, 桡侧腕长伸肌与肱二头肌、肱桡肌、指伸肌和尺侧腕伸肌块肌肉存在显著性差异, 以 60%MVC 为例, $p = 0.006 < 0.05$, 猜测是因为在做握力实验时, 手背略往后伸的原因。

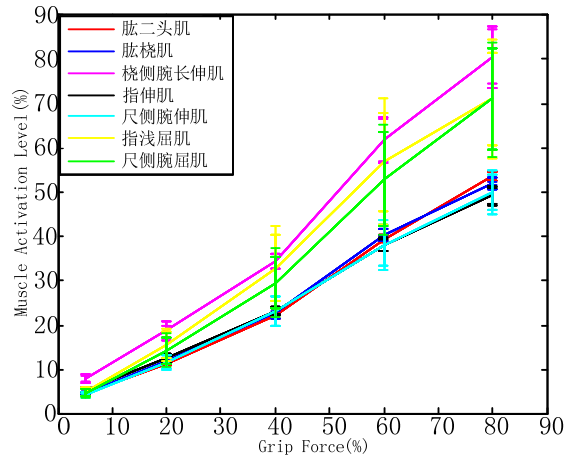


图 3.1 肌肉激活程度图

3.3.2 肌间耦合相干性峰值分布

本文基于 GPDC 计算多通道之间的相干性, 由于肌间耦合的相干性峰值在研究中具有重要的意义, 可以看出肌肉的主要耦合频率以及中枢神经系统对肌肉的协调控制方式。绘制不同握力下的相干性峰值的分布状况, 以 S2 为例, 其结果如图 3.2 所示, 可以看出, 大部分相干性峰值都分布在低频段范围内 (25Hz), 不同握力水平以及不同肌肉对其相干性峰值无影响, 其峰值主要集中在 15Hz 附近, 属于 beta 段, 即不同肌肉之间的最大耦合强度主要发生在 beta 段内。

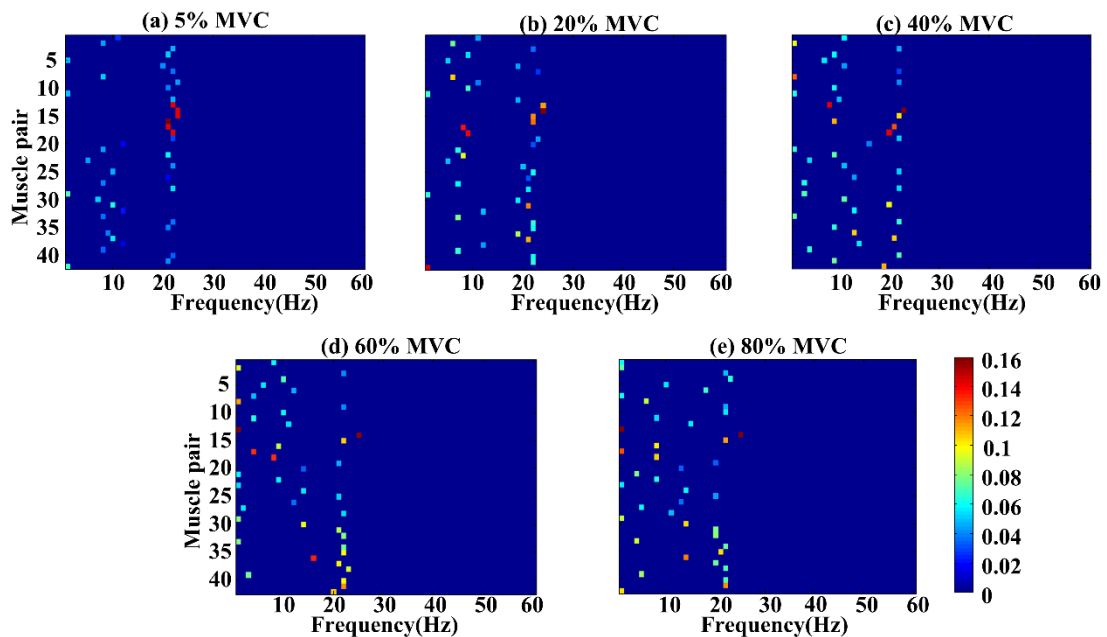


图 3.2 S2 相干性峰值分布

3.3.1 非负矩阵分解提取特征值与分析

为了进一步分析多块肌肉之间的耦合特性规律,采用非负矩阵分解计算出来的相干性值。图 3.3 为 6 名受试者利用非负矩阵分解后所得相干性的平均值及其在各个频段分布情况。左侧为非负矩阵分解出来的主要频段范围(即系数矩阵),右侧为三种不同握力下的相干性矩阵(即权重矩阵),每个方格代表两块肌肉之间的耦合性大小,蓝色代表耦合性较差,红色代表耦合性较好。

结果表明,6 名受试者分解得到四个主要频率段,A(0~10Hz)、B(10~20Hz)、C(15~30Hz)、D(20~60Hz)且在各个频段内相干性的幅值没有随握力的增加出现显著性变化。然而在四种不同的频段内,随着握力的增加,相干性矩阵整体向暖色调偏移,即肌肉之间的整体耦合性增强,肌肉间的耦合连接增多,信息量传递增加。因为握力越大,肌肉的激活程度越高,肌肉会更大程度的参与到握力实验中来,其各个肌肉之间的联系会更为密切,信息流传递会增加,协调程度也会加大,从而更好的达到较高的握力水平。

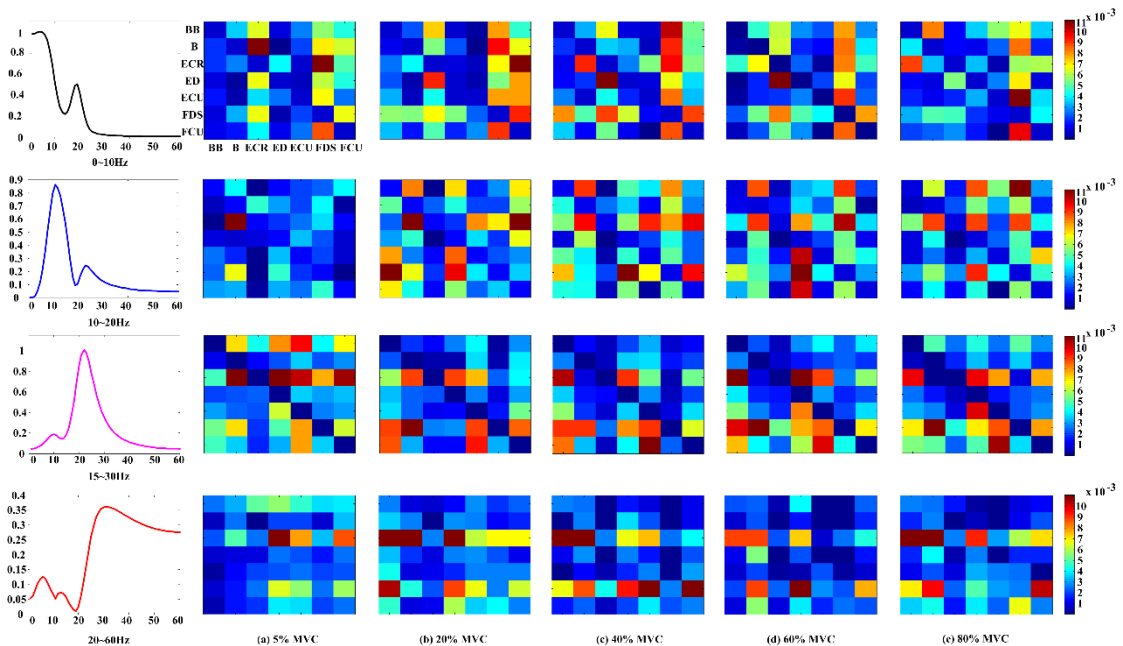


图 3.3 非负矩阵相干性分解图

(a) 5%MVC 下不同握力下各肌肉之间的耦合情况 (b) 20%MVC 下不同握力下各肌肉之间的耦合情况 (c) 40%MVC 下不同握力下各肌肉之间的耦合情况 (d) 60%MVC 下不同握力下各肌肉之间的耦合情况 (e) 80%MVC 下不同握力下各肌肉之间的耦合情况

3.3.3 相同握力下不同频段内的比较

根据以上分解出来的 4 个主要频段以及相干性大小,选择阈值在最大值的 15% 以上的相干性进行连接,建立有向肌肉功能网络,并对其进行肌间耦合程度的分析。

以 6 名受试者在 40%MVC 的平均相干性为例,建立 4 个主要频段的肌肉功能网络图(图 3.4 所示,节点 1.BB,2.B,3.ECR,4.ED,5.ECU,6. FDS,7.FCU)。其中箭头的指向表明信息的传递方向,节点的大小代表该点信息流出的多少,节点越大代表流出的信息越多,在整个网络中起到的作用越大。实验结果表明,10~20 Hz 频段与其余 3 个频段的肌肉功能网络相比较,其带有箭头的连接线数量有显著性增加,表明肌间耦合性在 10~20 Hz 频段内最强。该结果与前文得出的肌间相干性峰值主要集中在 15 Hz 附近的结论相一致。

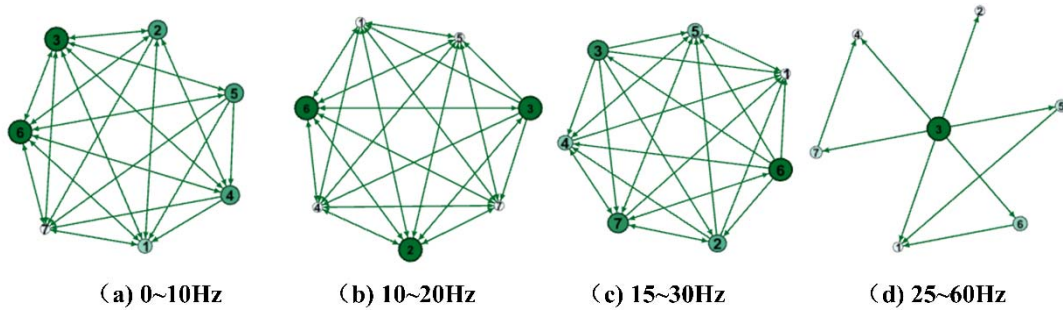


图 3.4 不同频段下的肌肉功能网络

分别建立 6 名受试者不同握力下在 4 个频段的肌肉功能网络。并计算各个肌肉功能网络的平均度、平均聚类系数、平均路径长度。采用 ANOVA 检验,得到如表 3.1 所示的肌肉功能网络特征参数的显著性比较。结果表明在不同握力下 4 个频段的 3 个特征参数均存在显著性差异。以 40%MVC 为例,平均度: $P = 0.002 < 0.05$,平均聚类系数: $P = 0.001 < 0.05$,平均路径长度: $P = 0.003 < 0.05$ 。

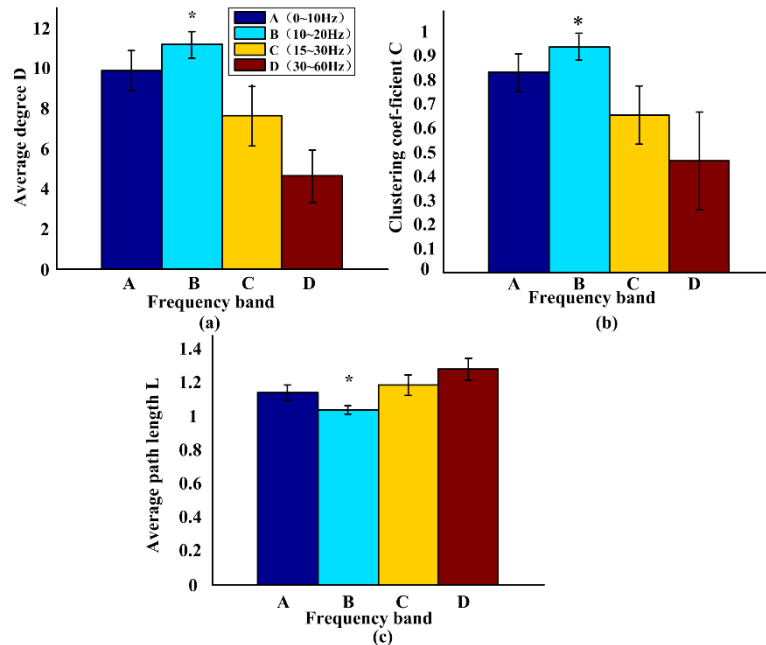


图 3.5 40%MVC 握力下 4 个频段肌肉功能网络特征参数对比

(a) 平均度 (b) 平均聚类系数 (c) 平均路径长度

表 3.1 受试者在 40%MVC 握力下 4 个频段肌肉功能网络特征参数的显著性比较

频段	平均度 D			平均聚类系数 C			平均路径长度 L		
	$\bar{x} + s$	F	p	$\bar{x} + s$	F	P	$\bar{x} + s$	F	p
A	9.86+1.36	20.826	0.000	0.83+0.11	9.142	0.001	1.14+0.06	13.74	0.0
B	11.143+1.05			0.93+0.09			1.04+0.32		00
C	7.62+1.90			0.65+0.15			1.19+0.07		
D	4.61+1.70			0.46+0.27			1.28+0.09		

3.3.4 相同频段下不同握力间的比较

根据前文得出的结论,肌间耦合性在 10~20Hz 频段下表现最好,因此着重对 10~20 Hz 频段下不同握力间的肌肉功能网络的差异进行分析。根据 6 名受试者的相干性平均值建立的 10~20Hz 频段下不同握力间的肌肉功能网络图如图 3.6 所示。实验结果表明,随着握力水平的增加,肌肉对握力的贡献程度越大。在 5%MVC 下,只需要一块肌肉作为主动肌便可以维持握力,但是在 80%MVC 下,则需要更多的肌肉参与到动作中来,并且肌肉功能网络的连接线数量有显著性增加,即表明肌间耦合状态连接程度增加,肌肉之间的协调配合程度进一步加深,更加有利于维持较高的握力水平。

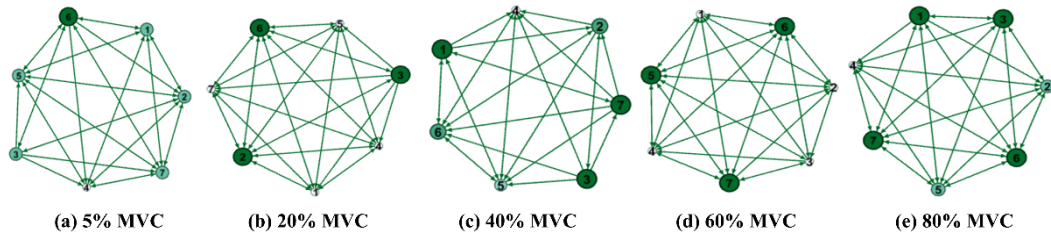


图 3.6 不同握力下的肌肉功能网络图

表 3.2 受试者在不同握力下 3 个肌肉功能网络特征参数的显著性比较

握力	平均度 D			平均聚类系数			平均路径长度		
	$\bar{x} + s$	F	p	$\bar{x} + s$	F	p	$\bar{x} + s$	F	p
5%	6.65+2.37			0.57+0.21			1.42+0.22		
20%	7.71+2.09			0.66+0.17			1.24+0.18		
40%	8.90+1.79	2.822	0.047	0.76+0.13	2.794	0.049	1.20+0.15	2.879	0.043
60%	9.47+1.87			0.79+0.15			1.14+0.13		
80%	9.66+1.66			0.82+0.13			1.13+0.11		

根据建立的所有受试者在 10~20 Hz 频段下不同握力下的肌肉功能网络,计算网络特征的 3 个重要参数。并根据单因素 ANOVA 检验得到平均度、平均聚类系数及平均路径长度均呈现出显著性差异。其中平均度: $P = 0.047 < 0.05$,平均聚类系数: $P = 0.049 < 0.05$,平均路径长度: $P = 0.043 < 0.05$ 。依次根据 6 名受试者的平均值以及方差画出总体平均的方差图如图 3.7 所示。实验结果表明,在

10~20 Hz 频段内,随着握力的不断增大,平均度呈现显著性增长趋势,平均聚类系数呈现显著性增大趋势,平均路径长度呈现显著性减小趋势。肌间耦合随着握力的增大出现显著性差异,体现了中枢神经系统是以特定的工作方式调节不同握力水平。

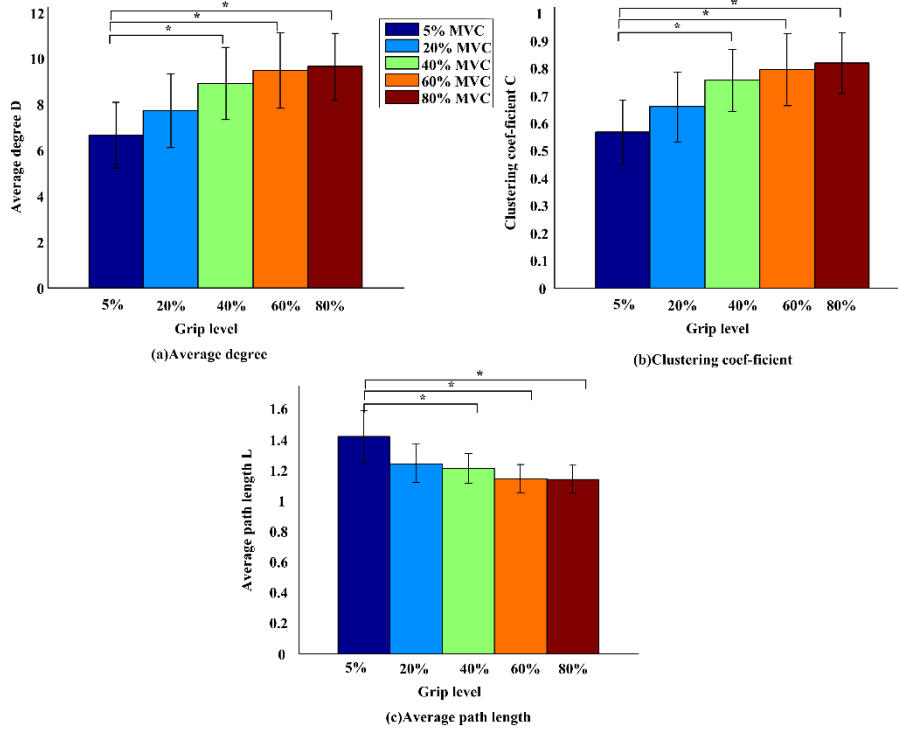


图 3.7 不同握力水平下肌肉功能网络特征参数对比

(a) 平均度 (b) 平均聚类系数 (c) 平均路径长度

结合复杂功能网络的几个重要参数之间的联系,以及神经中枢的控制机理分析结果表明,在特定的频率段内,肌肉之间的耦合程度会随着握力的增大而增大,利用肌肉功能网络从整体的角度探究肌肉之间的整体的耦合程度,以及肌肉间信息流的传递情况。在 B (10~20Hz) 频段内,肌间耦合随着握力的增大而增大,肌肉功能网络的节点间的连线数增加,网络的平均度也随之增加;相邻节点之间的联系变得更加紧密,所以平均聚类系数增加;节点之间的距离随之缩短,所以网络的平均路径长度减小从而使得全局效率有所提高。这些肌肉功能网络特征参数的不同,表明肌肉的耦合程度在不同的握力水平下有显著性不同,握力越大肌肉功能网络间的内部连通性变强,信息交流更为密切。

3.4 总结

本文提出基于非负矩阵分解和复杂网络的肌间耦合分析方法。首先利用偏定向相干的方法计算多通道肌肉之间的相干性,将非负矩阵分解方法引入到肌间耦合分析的频段提取中,有效提取主要频段及其对应的相干性信息,并采用复杂网

络的方法实现对运动过程中多块肌肉的耦合性进行整体的评估。并将该算法应用于健康人上肢维持握力过程中多通道肌电信号耦合特征分析中。发现肌间耦合在 10~20Hz 波段上较为显著,并且在 10~20Hz 波段间肌间耦合程度随着握力水平不同呈现显著性变化。通过肌间耦合可以较好的翻译中枢神经系统在维持不同输出力时特定的控制模式。本文的方法可以较好的利用网络特征参数刻画肌间耦合情况,进一步分析肌肉在不同频段及不同握力水平下的肌间耦合特征,是肌间耦合特性分析的有效方法,为以后评估握力大小以及评估中风病人上肢肌肉之间的耦合程度提供良好的依据。

4 基于肌间协同-耦合运动过程中的功能分析

4.1 引言

我们先前的研究通过改进肌间耦合分析方法,发现肌间耦合分析可以有效的分析运动过程中的神经间的功能联系,但它没有考虑到运动过程中肌肉协同效应,使得分析结果较难解释。人体在运动控制过程中,神经元的振荡耦合和同步放电起到了至关重要的作用。肌肉协同被认为是神经中枢控制运动的最小控制模式,可以有效的体现肌间协调模式在中风患者和健康受试者之间的变化,但是它只能反映多个肌肉的解剖时空协调,并评估整体肌肉活动的激活状态,未能揭示肌肉协同形成的神经生理机制。

因此,本文结合肌肉协同作用和耦合性分析的优点,弥补两者的缺陷,本章首先采用非负矩阵分解的算法,结合 VAF 指标,提取满足条件的协同模块;其次将每个协同模块中肌肉成分占比在 25%以上的肌肉认定为协同肌肉,并进行两两组合,构成协同肌肉对与非协同肌肉对;最后对提取出的协同肌肉对和非协同肌肉对利用一致性分析方法进行耦合性的检验。利用最终计算出来的耦合性指标对运动功能进行评价。

研究表明协同肌肉对的耦合性会显著高于非协同肌肉对的耦合性,但是没有研究针对运动过程的协同-非协同肌肉对的耦合性进行比较,本文首先将该方法应用在健康受试者三维力的产生过程中,对采集的 8 通道肌电信号进行分析,验证肌间协同和肌间耦合结合的有效性;其次为了进一步探究神 CNS 控制运动的机理本文将三维空间维持稳定力的数据,分解在 8 个子空间中,并利用该方法针对各个子空间进行结果分析,探究在不同位置状态下肌肉激活的差异性。定量刻画健康人三维力的产生实验下不同模式中的耦合性的差异,探究 CNS 对人体运动的控制机理。

4.2 肌间协同和肌间耦合分析

4.2.1 非负矩阵分解-一致性分析方法

前文在 2.3.2 节已经对非负矩阵分解算法的详细计算过程有了详细的介绍,本章根据以上的介绍对采集到的肌电信号进行分解,利用 VAF 算法,提取有效的协同模块,即当 VAF 值大于 0.9,并且随着协同模块数量 n 的增加,其变化率小于 5%便认为 n 为较为合理的模块数量。因为 VAF 的值是重构信号和原始信号之间的关系式,当 $VAF > 0.9$ 时,表明重构信号可以有效的替代原始信号,保留

了较多有效信息，变化率 5% 表明随着模块数量的增多，其重构信号中的其他有效信息没有较好的体现，此刻 n 已经可以满足最小的运动控制需求。

4.2.2 显著性面积分析

由于数据长度的差异，会导致计算出来的显著相干阈值的不同，即是否具有耦合性的标准也随之改变，如果计划有效比较各组之间的耦合性差异，需统一化一直指标进行对比，本文提出显著性面积指标 A ，即利用一致性计算出来的相干性曲线与前文的介绍的显著相干阈值 L 所围成的面积指标，由于该算法都减去了自身的显著性相干阈值，即可以在同一标准下比较组内的耦合特征。其公式为：

$$A = \sum_f \Delta f (C_{xy}(f) - CL) \quad (4.1)$$

其中， Δf 表示频率分辨率， A 的数值越大表示协同性肌肉间耦合强度越高。

4.3 实验结果分析

本章分析的数据集是 2.1.2 所介绍的实验范式采集得到的 8 通道表面肌电信号。首先本文将采集到的多通路表面肌电信号按运动过程分解为四个部分包括 3 个力的上升阶段和 1 个力的维持阶段，即 Ramp1、Ramp2、Ramp3 和 Hold 阶段，其分割示意图如图 4.1 所示（其中红线代表 x 方向产生的力，蓝线代表 y 方向产生的力，绿线代表 z 方向产生的力）。目标作用力定义为三个方向上力的矢量和，其公式为：

$$F = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (4.2)$$

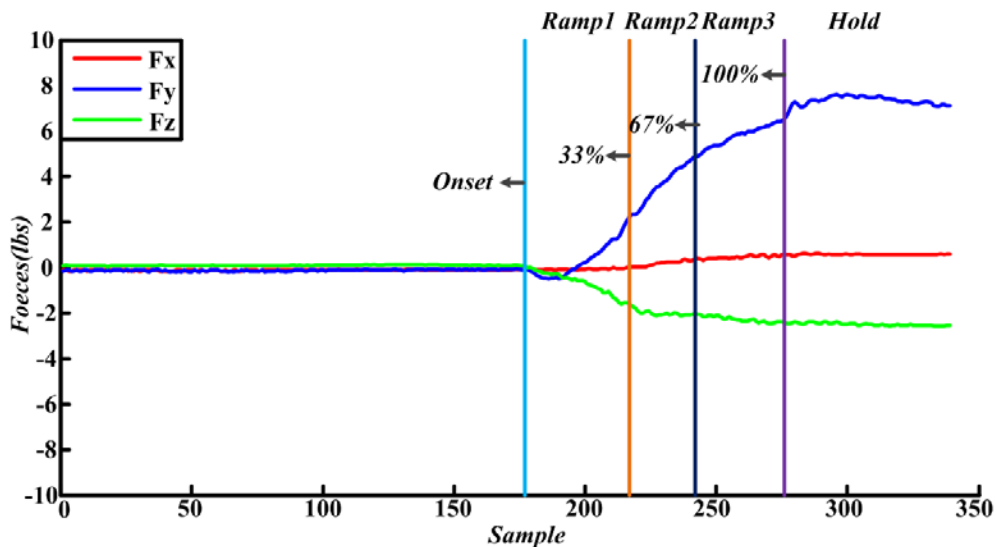


图 4.1 三维力的产生过程分割

其中 Ramp1 段被定义为从力的开始前 70ms 到目标作用力的 33%（力的开始阶段被定义为当力的矢量大小大于力的平均基线振幅的 2 倍标准差的时刻）；

Ramp2 段被定义为从目标作用力的 33%到目标作用力的 67%；Ramp3 段被定义为从目标作用力的 67%到目标作用力的 100%；Hold 段被称为力在达到目标作用力的时候维持该作用力的阶段。其次利用 4.2.1 介绍的非负矩阵分解-一致性耦合分析方法对采集到的多通道表面肌电信号进行分析。最后利用 4.2.2 引入的统计性量化指标，对比分析健康人肌间协同-耦合的关系，即协同肌肉对和非协同肌肉对的差异。

4.3.1 肌肉协同结果分析

根据 2.3.2 中方法介绍，对三维空间力的生成实验采集的表面肌电信号进行分析。首先对预处理过的在 Ramp1, Ramp2, Ramp3 和 Hold 阶段的肌间信号进行平均，并分别减去实验采集最开始的 2s 基线的平均，并将空间的 54 个点得到的数据连接起来，构建成 8×54 的矩阵，对该矩阵进行非负矩阵分解。在四个阶段分别得到 W_{Ramp1} 、 W_{Ramp2} 、 W_{Ramp3} 和 W_{Hold} 四个协同肌肉基矩阵的信息，即在 Ramp1, Ramp2, Ramp3 和 Hold 阶段的肌间协同方式^[58]。在协同提取过程中需要对协同模块的数量进行确定，根据式 2.14，我们分别计算了在力的四个阶段下协同数量分别为 1~8 的时候的 VAF 值。其结果如图 4.2 所示，并且在力的四个阶段协同模块数量之间没有显著性差异 ($p = 0.831$)，随着协同模块数量的增加，VAF 值也随之增加了，在协同模块为 4 时，VAF 已接近稳定，并且没有随着协同模块的继续增高，出现显著性变化，即本章选择协同模块数量为 4。结果表明，EMG 数据的复杂性在力的生成过程中没有发生变化。

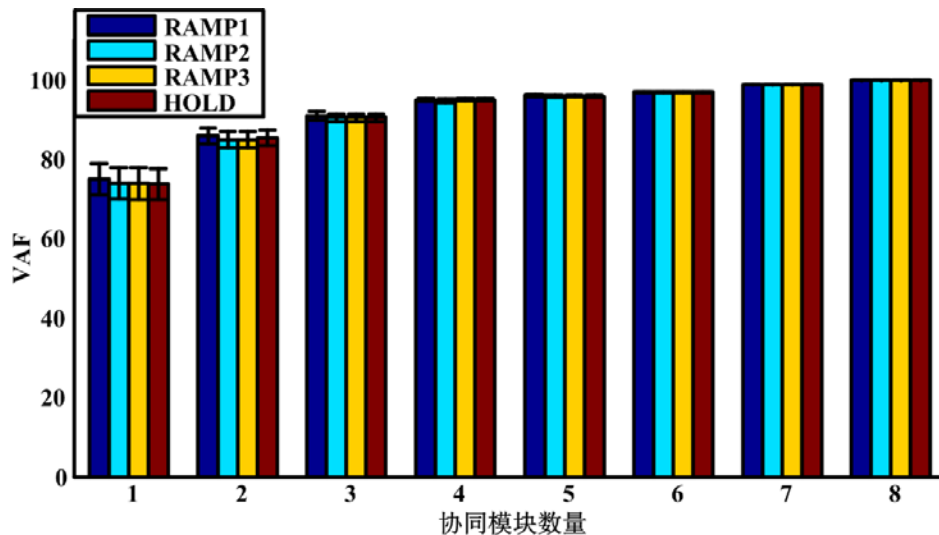


图 4.2 不同运动阶段下肌肉协同数目与 VAF 值的关系图

从图 4.3 中可看出，我们认为在力发展的初始阶段，中期以及最终阶段，激活的肌间协同模块组成以目标力维持阶段的激活模块是近似守恒的。因此对于

第一和第二种协同作用，我们称之为“肘屈肌（E Flex）”和“肘伸肌（E Ext）”协同作用，包括相对孤立的肘关节活动屈肌（BRD 和 BI）和肘伸肌（TRlat 和 TRlong）。第三个协同模块为“肩内收肌/屈肌（S Add/Flex）”协同作用主要是激活 AD、MD 和 PECTclav。第四个协同模块为“肩外展肌/伸肌（S Abd/Ext）”协同作用通常涉及激活一个或多个肘部肌肉的 MD 和 PD。并且计算了力的生成阶段和稳定力维持阶段所对应的各个协同模块的相似性指数，如图 4-3 所示 Ramp1 阶段 E Flex 协同模块的相似性指数为 0.89 ± 0.16 ，E Ext 为 0.90 ± 0.08 ，S Add/Flex 为 0.95 ± 0.05 ，S Abd/Ext 为 0.85 ± 0.18 。Ramp2 和 Ramp1 阶段，结果与 Ramp1 类似，相似性指数均在 0.9 以上，并且计算四个阶段下不同模块的相似性指数 $p < 0.05$ ，表明在力的生成过程中协同模块没有发生显著性变化，他们之间存在极强的显著相似性，即神经中枢控制模式没有发生改变。

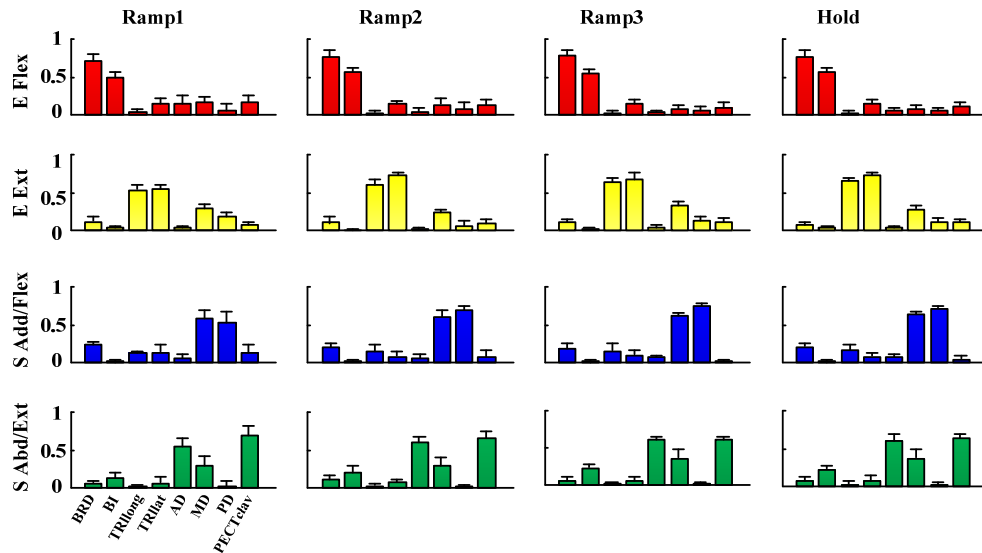


图 4.3 不同运动阶段下肌肉协同模式

4.3.2 协同肌肉和非协同肌肉耦合分析

由 4.3.1 提取了各个力的发展阶段以及稳定力的维持阶段的协同模块，我们可以看出主要存在 6 对协同肌肉组合，E Flex 中 BRD 和 BI 为协同肌肉对，E Ext 中 TRlat 和 TRlong 为协同肌肉对，S Add/Flex 中 AD 和 MD、AD 和 PECTclav，MD 和 PECTclav 为协同肌肉对，S Abd/Ext 中 MD-PD 为协同肌肉对^[45]，本节主要对比分析各个力的发展阶段中，利用一致性分析方法计算协同肌肉对和非协同肌肉对的耦合性，并比较它们之间的差异，从而分析在运动模式没有发生改变的情况下，肌肉之间的激活程度以及同步性是否存在差异。

如图 4.4 所示为 Ramp1 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值，红线为计算得到的相干性的值，黑色虚线为显著相干性阈值，只要当相干性的值大于该阈值时，我们才认定该肌肉对之间存在耦合关系，并且我们提出了显著性面积指

标，当显著性面积越大时表示此肌肉对的耦合性越强。结果表明在 Ramp1 协同肌肉 BRD-BI、TRllong-TRllat、AD-PECTclav 和 MD-PD 在 10Hz 左右出现耦合性，AM-MD 在所有频段均具有耦合性，然而 MD 和 PECTclav 并未出现耦合性，对比协同肌，本文任意选取 6 对非协同肌肉进行显示，明显发现非协同肌的相干性值均低于显著相干性阈值，所有非协同肌肉对之间均不存在耦合性。

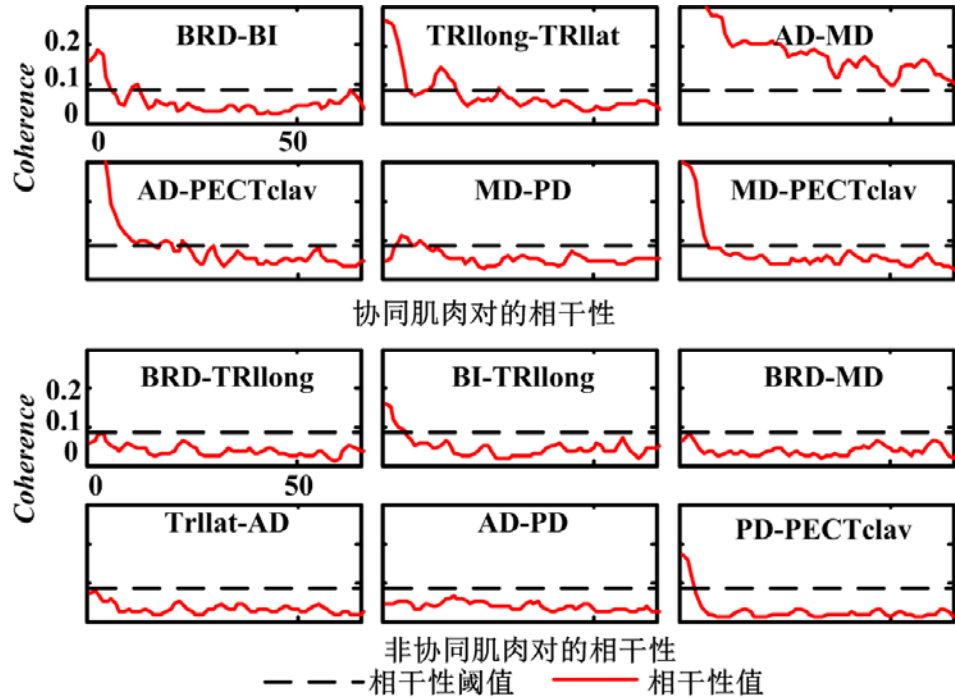


图 4.4 Ramp1 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值

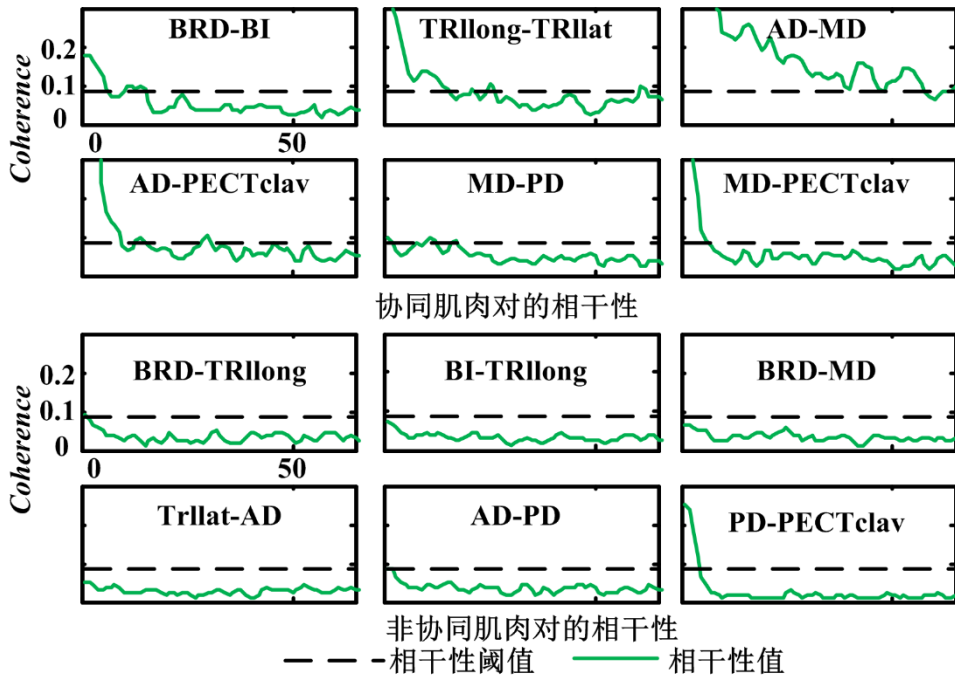


图 4.5 Ramp2 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值

如图 4.5 所示为 Ramp2 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值，其结果和图 4.4 所示结果相似，协同肌肉 BRD-BI、TRllong-TRllat、AD-PECTclav 和 MD-PD 在 10Hz 左右出现耦合性，AM-MD 在所有频段均具有耦合性，然而 MD 和 PECTclav 并未出现耦合性，猜测是因为力量较小不足以激活 MD 和 PECTclav 的同步性，并且非协同肌的相干性值均低于显著相干性阈值，所有非协同肌肉对之间均不存在耦合性。

如图 4.6 所示为 Ramp3 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值，随着力量的不断增长，我们可以发现协同肌肉 TRllong-TRllat、AD-PECTclav 和 MD-PD 的耦合程度明显提高。并且 MD-PECTclav 在 Ramp1 和 Ramp2 没有显著性相干的情况下，当力量达到 67%时，该肌肉对在 10Hz 附件也具有了耦合性。此时所有的协同肌肉均高于显著性阈值，两两之间均具备了耦合性，然而非协同肌依旧均低于显著性阈值，无任何耦合性。

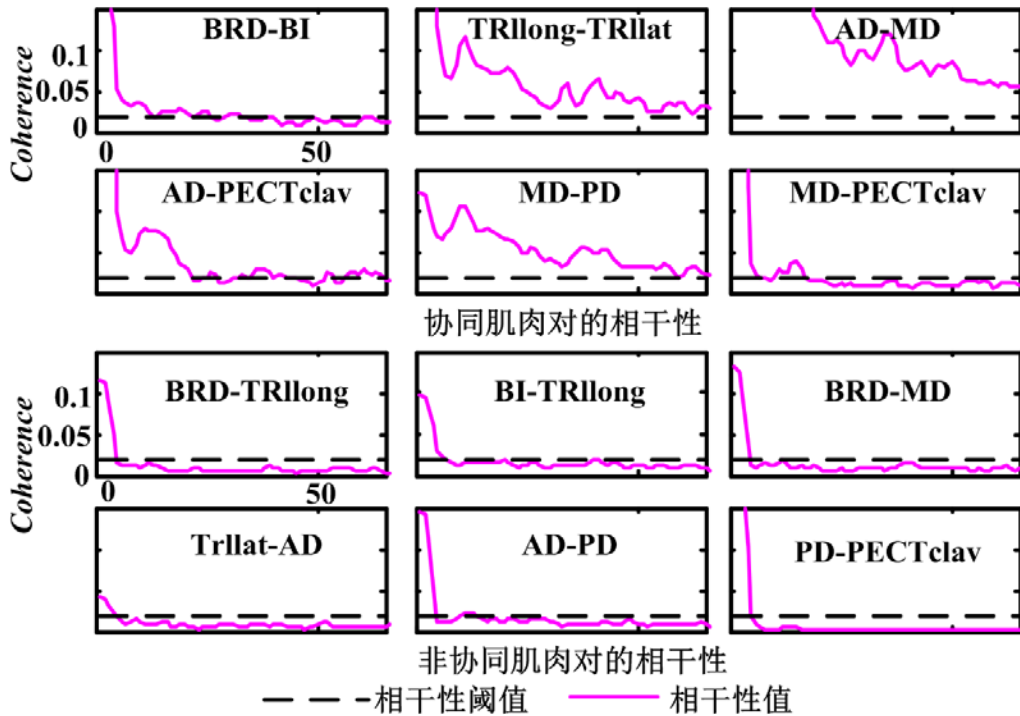


图 4.6 Ramp3 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值

当力量增加至 100%时，我们维持稳定力保持 1s，并且我们计算了维持稳定力的过程中想协同肌肉对和非协同肌肉对的相干性，如图 4.7 所示。结果表明所有的协同肌肉均显著性阈值，具有较好的耦合性，并且相干性峰值均值 10Hz~20Hz 附件出现，与第三章利用非负矩阵和复杂网络计算出的多通道肌电信号之间的相干性结果相一致；而非协同肌依旧均低于显著性阈值，无耦合性。此结果与 4.3.1 分解的到协同模块的结果相吻合，从侧面验证了协同模块的存在，以及对中枢神经系统的运动控制方式进行深度解析。

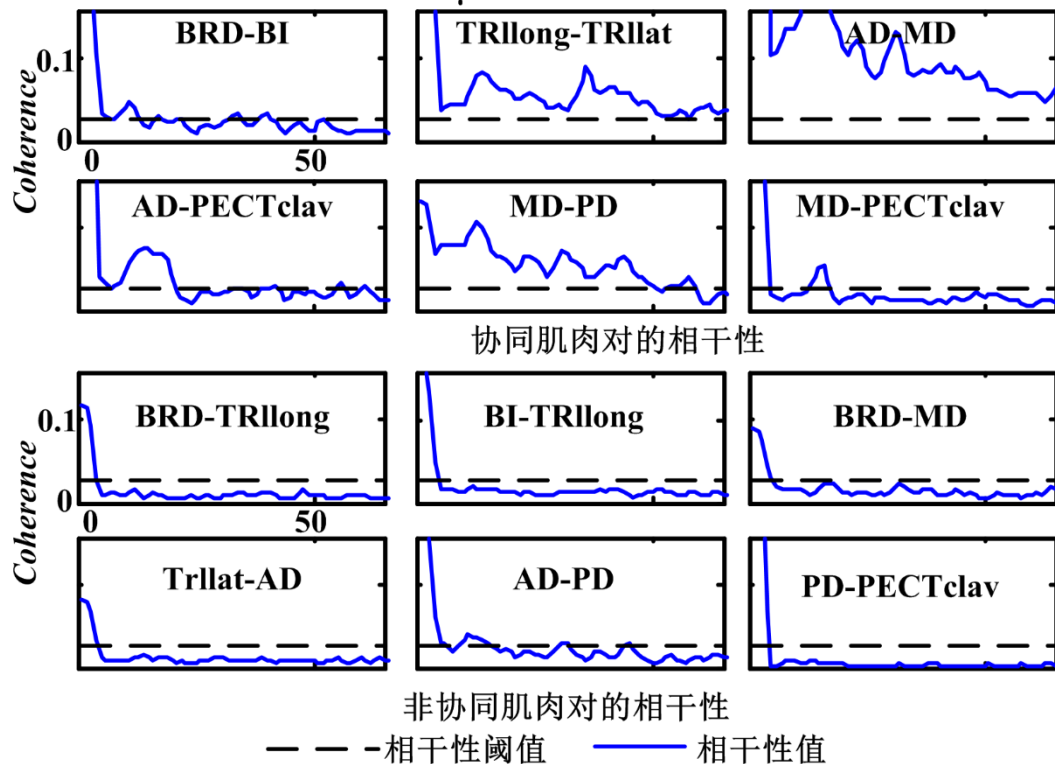


图 4.7 Hold 阶段下协同肌肉和非协同肌肉的相干性值

根据四个阶段下的耦合性分析,结果表明利用相干性的方法我们可以得到一些仅用肌间协同无法得到的信息,在协同分析中我们发现 Ramp1, Ramp2, Ramp3 以及 Hold 阶段的协同模块没有发生改变,协同肌肉对 MD 和 PECTclav 利用肌间协同的在任何阶段均属于协同肌肉对。然而利用相干性进行协同-非协同肌肉对的进一步分析时,结果表明在力的发展阶段,特别是动作初期,在力量较小的阶段 Ramp1 和 Ramp2 中,我们发现 MD 和 PECTclav 之间并不存在性,并且 TRllong-TRllat、AD-PECTclav 和 MD-PD 的耦合程度较低,随着力量的增大协同肌肉对之间均表现出显著性相干性,即存在耦合关系,并且耦合程度不断增强。因此可以利用肌间协同和肌间耦合方式对神经中枢控制运动的方式进行较为深入的研究。

4.3.3 运动过程中协同-耦合分析

4.3.2 将协同肌肉对的相干性和非协同肌肉的相干性进行了比较,得到具有协同性的肌肉对相干性都显著性高于相干性阈值而不具有协同性的肌肉对相干性都显著性低于相干性阈值。本节将具有协同性的肌肉对在力的发展过程中的显著性面积指标进行分析比较。结果如图 4.8 所示,可以得到,在力的产生初期两个阶段 Ramp1 和 Ramp2 协同肌的显著性面积均低于力量较大的两个阶段 Ramp3 和 Hold 阶段 ($P < 0.05$)。并且所有的协同肌在 Ramp3 阶段取得最大值,可以得到在力的最后冲刺阶段各协同肌肉对的共激活情况明显得到提升,随着稳定力

的维持，耦合情况有所下降，即各协同肌肉仅需密切配合维持当前状态，无需较多的激活出现。因此，通过肌间协同和肌间耦合的结合分析，我们可以深入对运动控制方式的理解，如果仅从一方面比较难以理解神经中枢真的控制机理所在。

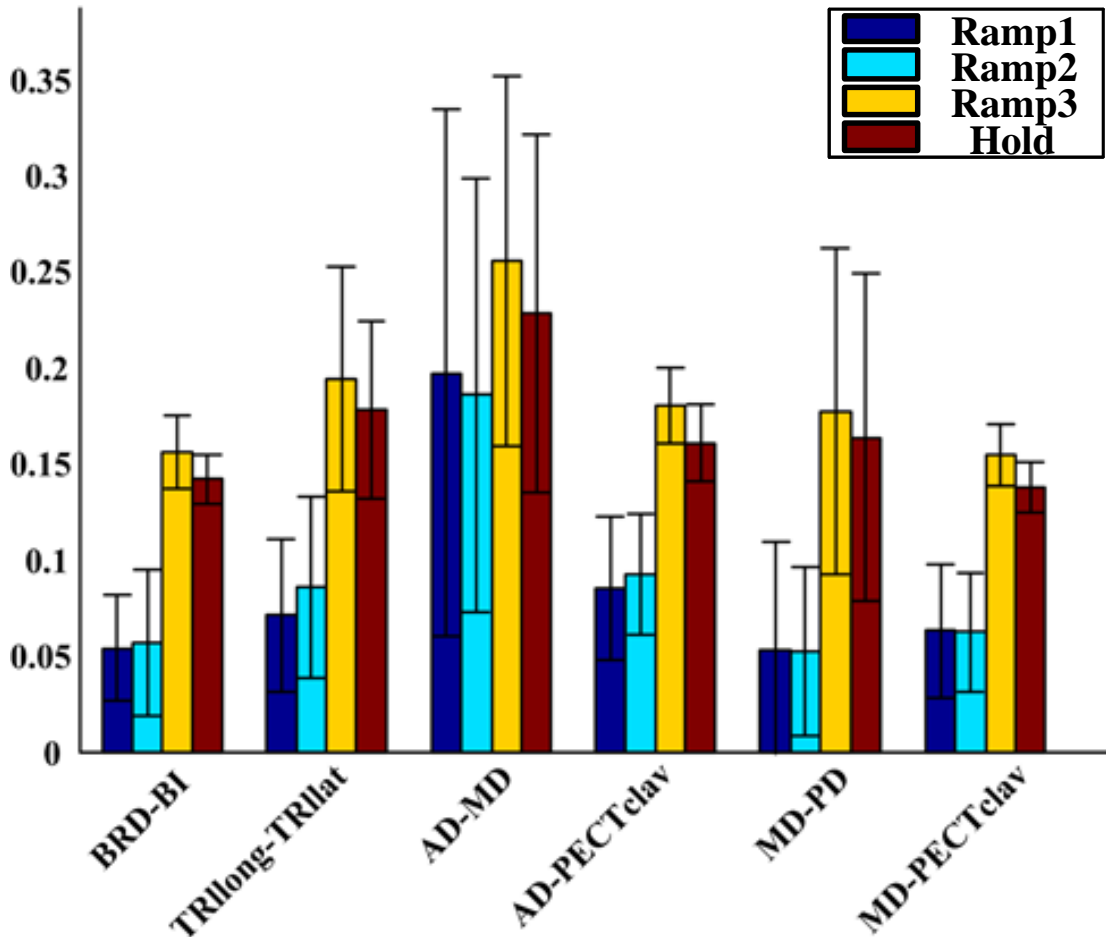


图 4.8 力的发展过程中协同肌肉对的显著性相干面积

4.3.4 维持力的阶段协同-耦合分析

为深入探究 3 维空间中力的不同情况，本文将 3 维空间的目标作用点，分为 8 个子空间，即 A1-A8 在笛卡尔坐标系中被定义为([+Fx, +Fy, +Fz] = [横向、前后、上下方向]; Area1, [+Fx, +Fy, +Fz]; Area2, [+Fx, -Fy, +Fz]; Area3, [-Fx, -Fy, +Fz]; Area4, [-Fx, +Fy, +Fz]; Area5, [+Fx, +Fy, -Fz], Area6, [+Fx, -Fy, -Fz]; Area7, [-Fx, -Fy, -Fz]; and, Area8, [-Fx, +Fy, -Fz])。分别计算 8 个子坐标系下的协同肌肉和非协同肌肉的相干性，比较八个象限之间相干性的差异。其相干性结果如图 4.9 所示。我们发现协同肌和非协同肌在八个象限出现了较为一致的相干性结果，并且经统计发现八个象限的相干性无显著性差异（协同肌， $p=0.952$;非协同肌， $p=0.875$ ）。因此这种现象更为良好的解释了神经中枢控制运动时是通过控制协

同模块从而控制运动的一种方式，即同一种运动机制，在不同的运动方向并没有对运动控制方式进行改变。

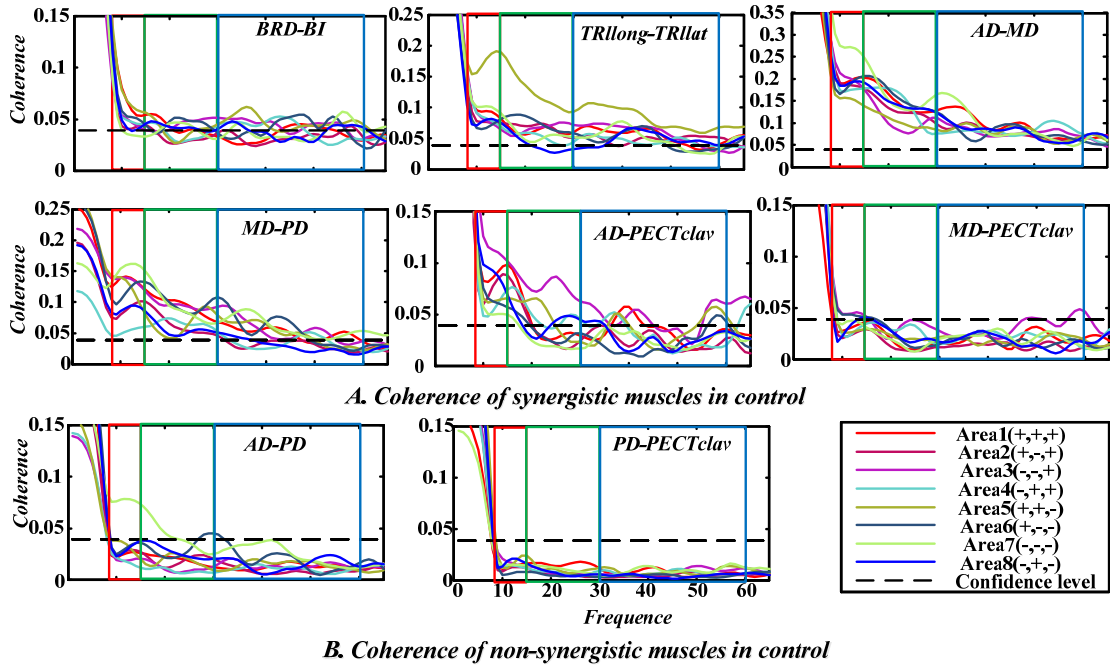


图 4.9 稳定力维持阶段下八个子空间协同肌和非协同肌的相干性

如表 4.1 所示，计算了每个子空间内协同肌肉和非协同肌肉的显著性面积指标，并发现在 8 个子空间中，所有的协同肌肉和非协同肌肉对之间均存在显著性差异，和前面得到的结论一致。

表 4.1 八个子空间下协同肌和非协同肌的相干性比较

8 个子空间	协同肌肉的显著性面积	非协同肌肉的显著性面积	<i>p</i> - value
	均值 \pm 标准差	均值 \pm 标准差	
Area 1	1.290 \pm 2.083	-1.123 \pm 0.611	<0.001
Area 2	1.049 \pm 1.961	-1.001 \pm 0.470	<0.001
Area 3	1.107 \pm 1.450	-1.387 \pm 0.770	<0.001
Area 4	0.905 \pm 1.825	-1.230 \pm 0.499	<0.001
Area 5	0.829 \pm 1.980	-1.356 \pm 0.911	<0.001
Area 6	1.148 \pm 1.974	-1.178 \pm 0.505	0.001
Area 7	1.102 \pm 2.412	-1.123 \pm 0.504	<0.001
Area 8	0.712 \pm 1.860	-1.327 \pm 0.547	<0.001

4.4 总结

本章利用肌间协同和肌间耦合分析方法，分析在 3 维空间力的产生实验下采集得到的表面肌电信号中。首先探究了力产生的四个阶段下的协同-非协同肌肉

对的耦合性。结果表明利用肌间耦合可以弥补肌间协同无法得到的信息，如在 Ramp1, Ramp2, Ramp3 以及 Hold 四个力的产生阶段中协同模块没有显著性差异。然而利用相干性进行协同-非协同肌肉对的进一步分析时，结果表明在力的发展阶段，特别是动作初期，在力量较小的阶段 Ramp1 和 Ramp2 中，我们发现 MD 和 PECTclav 之间并不存在显著性，并且 TRllong-TRllat、AD-PECTclav 和 MD-PD 的耦合程度较低，随着力量的增大协同肌肉对之间均表现出显著性相干性，即存在耦合关系，并且耦合程度不断增强。由于力量比较小有个别协同肌肉对没有完全激活，而随着力量的不断增大，所有的协同肌肉对均达到激活状态，并具有较好的耦合状况。因此可以利用肌间协同和肌间耦合方式对神经中枢控制运动的方式进行较为深入的研究。紧接着将维持稳定力的阶段分解为八个子空间，并发现在八个子空间内，各个协同肌肉对之间没有显著性差异，非常良好的匹配了肌肉协同控制是神经控制模型。本章利用肌间协同-耦合关系的研究，两种方法之间进行了优势互补，探究了在不同自由度下的肌肉耦合状态，为运动功能的评价提供了良好的依据。

5 中风患者的运动功能评价分析

5.1 引言

本文第 4 章介绍了一种肌间协同-耦合分析方法，将其在健康受试者中进行应用，得到了比较良好的效果，取得了一定的成就。本章将该方法应用至中风患者的表面肌电数据中，其实验范式和第 4 章健康受试者的一样，即力的产生实验。本章主要探究中风患者在维持稳定力的过程中，相比于健康受试者而言，肌间协同模块是否存在改变，以及协同-非协同肌肉对的耦合性是否存在差异。从神经控制运动方式的角度对中风患者运动障碍提供定性的评估分析，针对性对中风患者提供康复建议，加快运动功能的恢复，做到“对症下药”，是目前众多专家学者以及医生的重要研究目标^[59]。

Roh 等人利用非负矩阵分解的方法对不同程度的中风患者进行了协同模块的提取和研究^[60]，并发现在相比于轻度中风患者，严重中风患者的协同模块发生了改变，从而导致其运动功能障碍。本章首先利用非负矩阵分解提取中风患者的协同模块，并对协同模块与正常人之间的协同模块进行仔细对比分析。其次计算得到的协同肌肉对和非协同肌肉对之间的耦合性，并将结果与上一章得到的健康受试者进行对比分析，得到协同模块以及各个频段显著性相干性的统计性差异；最后，根据患者的各方面情况，结合传统的运动功能评价以及本文提出的肌间协同-耦合关系等指标，利用皮尔森系数得到相应的分析结果，对中风患者的运动功能进行评价。

5.2 中风患者的协同和耦合分析

本章将前文中提出的肌间协同-耦合分析应用在中风病人的数据中，其中中风病人信息如表 2.2 所示，表中包含中风患者的中风位置信息，以及一些临床指标的评价信息。首先验证了协同-耦合分析在中风患者表面肌电信号分析中的可靠性，其次利用该结果对中风患者的运动功能进行评价。

5.2.1 肌间协同分析及结果

本节计算出各个中风受试者的肌间协同模块，其提取方法与上一章方法一致，协同模块数量依旧为 4 个。其结果如图 5.1 (A) 所示。其四个协同模块分别为：第一和第二协同模块与健康人的第一和第二协同模块相似，分别为“肘屈肌 (E Flex)”和“肘伸肌 (E Ext)”协同作用，包括相对孤立的肘关节活动屈肌 (BRD 和 BI) 和肘伸肌 (TRIl at 和 TRIl ong)。其余的两个协同作用主要是肩部肌肉的激活，其结构相对于健康受试者有明显改变。具体来说，S-Add/Flex 协同作用主

要由 PECTclav 的激活构成，三角肌的前、内侧头没有实质性的激活。因此，三角肌的三个头部在一个单一的协同作用中被激活（“Del”协同作用）。此外，与健康受试者协同模块不同的是，肱桡骨肌在中风幸存者的协同作用中没有与肩部肌肉协同激活。并且图 5.1（B）所示为各个协同模块在三维空间 54 个点中的激活位置，结果表明不同的在空间不同位置，各个模块的激活程度存在差异。

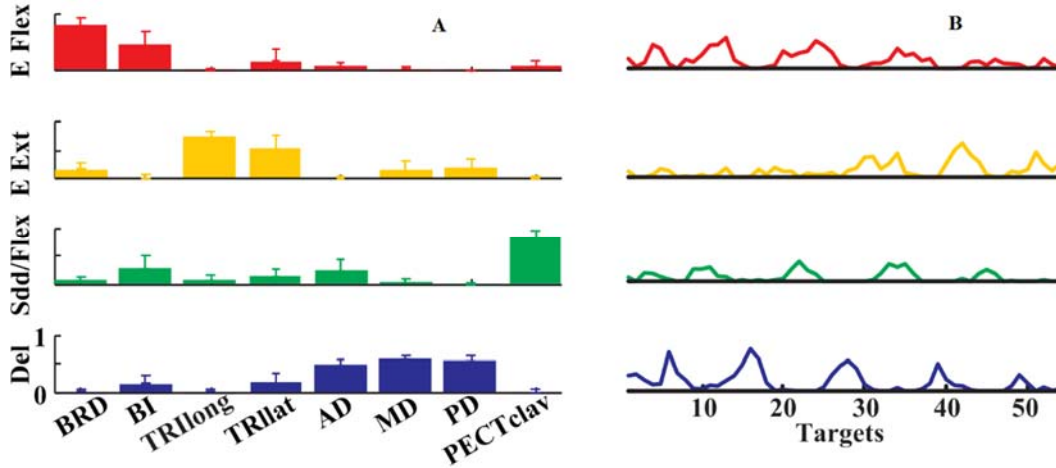


图 5.1 中风受试者肌间协同分析

对比中风患者的协同模块和健康受试者之间是否存在差异，首先对 12 名健康受试者的各个协同模块进行平均，依次利用皮尔森系数将每位健康受试者和中风患者的协同模块与平均后的健康受试者的模块进行分析。其结果如图 5.2 所示，结果表明中风患者在 E Flex 和 E Ext 模块与健康人的模块高度相似（分别为 0.939 和 0.878），然而在 S Add/Flex 也存在一定的相似性，然而在 Del 模块其相似性极低。

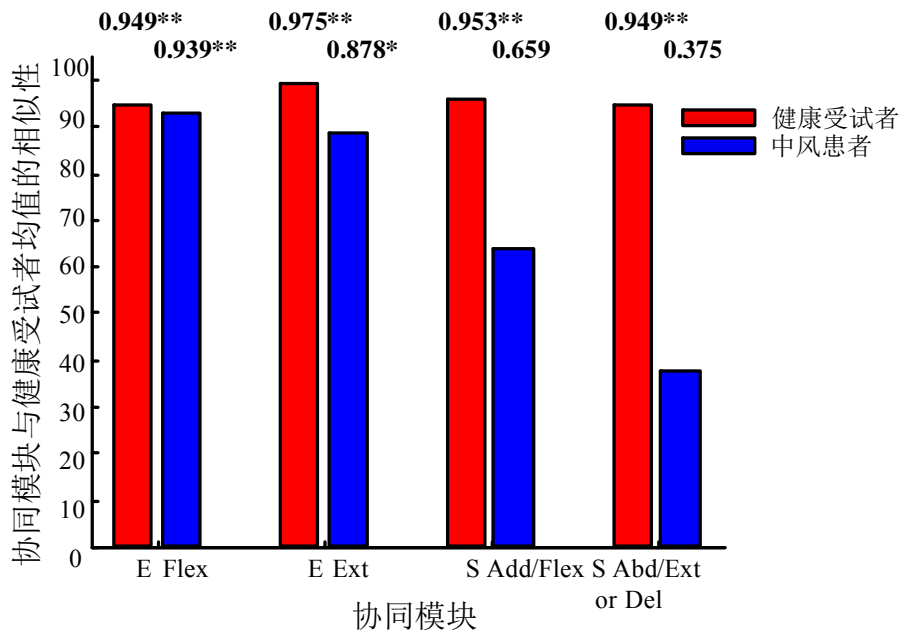


图 5.2 中风患者与健康受试者协同模块对比

5.2.2 肌间耦合分析及结果

前文已提取出中风患者的协同模块，接下来对提取的协同-非协同肌肉对进行耦合性分析。如 4.3.4 所介绍的分割方法一直，在中风受试者的数据中也将其分为 8 个子空间，图 5.3 所示的是中风受试者协同肌肉对的相干性值和几个典型非协同肌肉的相干性值，其中包括两个非协同肌肉对，一个为健康受试者中属协同对的肌肉而非中风患者的协同肌肉对，另一个在中风受试者和健康受试者中均为非协同肌肉对的肌肉，结果表明，协同肌肉对均具有较高的耦合性，而非协同肌肉几乎不存在耦合性，该结果和肌间协同提取出来的肌肉协同对极其匹配。并且可以看出协同肌肉在各个频段的耦合情况。

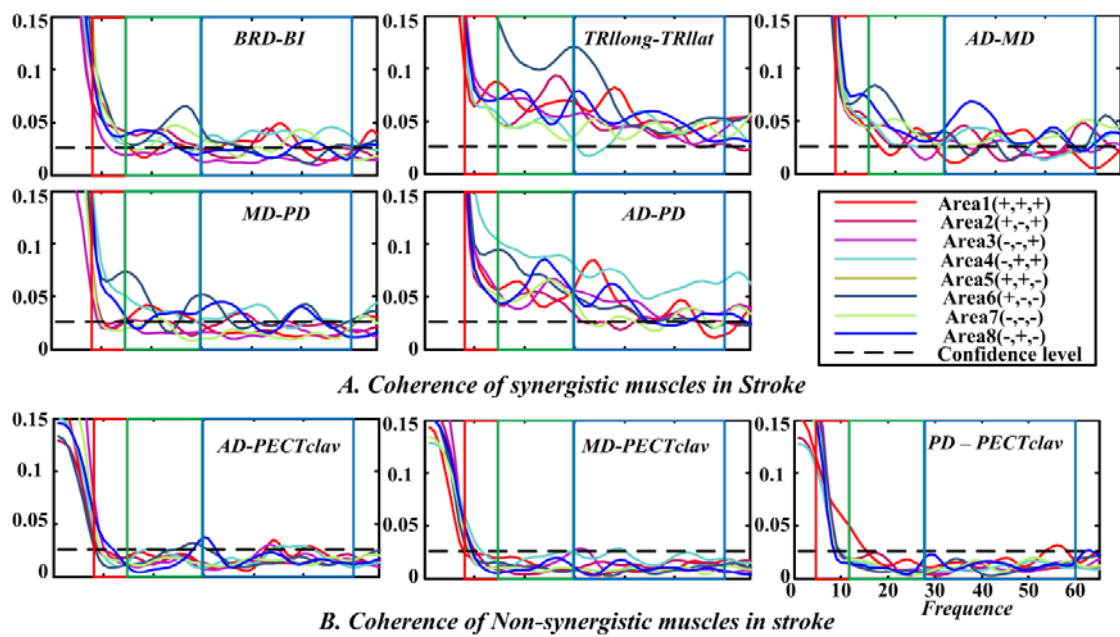


图 5.3 中风受试者肌间耦合分析

表 5.1 八个子空间下协同肌和非协同肌的相干性比较

8 个子空间	协同肌肉的显著性面积	非协同肌肉的显著性面积	<i>p</i> - value
	均值 ± 标准差	均值 ± 标准差	
Area 1	0.824±0.930	-0.553±0.318	<0.001
Area 2	0.591±0.608	-0.363±0.439	<0.001
Area 3	0.985±1.064	-0.072±0.569	0.004
Area 4	1.587±1.172	-0.090±0.627	<0.001
Area 5	1.333±0.994	-0.329±0.662	<0.001
Area 6	1.415±1.359	-0.549±0.346	<0.001
Area 7	1.462±0.752	-0.097±0.349	<0.001
Area 8	1.581±0.711	-0.009±0.547	<0.001

并计算其显著性面积指标如表 5.1 所示，与正常人相似，协同肌肉对的显著性面积指标在 8 个子空间均显著性高于非协同肌肉对的显著性面积指标。并且利用 t 检验得到 8 个子空间无显著性差异 ($p = 0.628$)，和健康收拾者存在一定的关联性。

5.2.3 中风患者和健康人对比分析

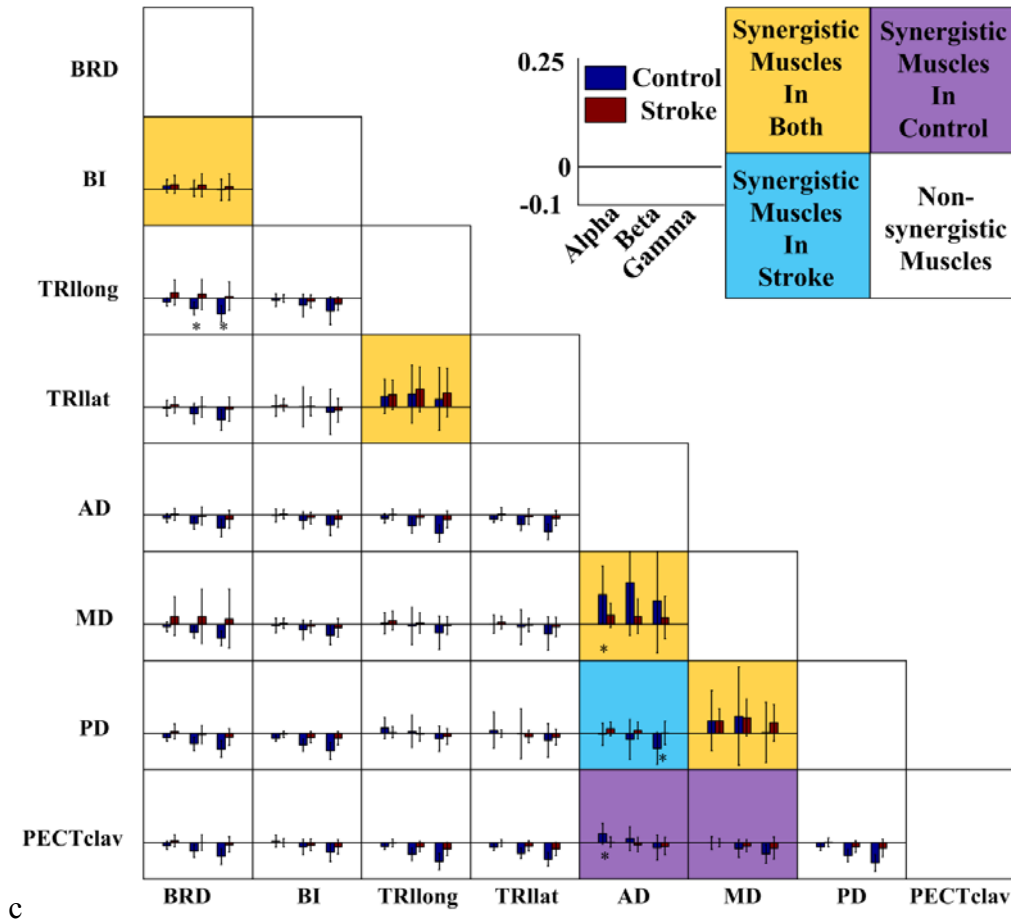


图 5.4 对照组与脑卒中组各肌对显著相干区的统计比较

本节主要对比分析中风患者和健康受试者之间的一个肌间协同-耦合分析，图 5.4 显示了对照组和中风组之间关于肌肉对和频带的相干强度（由显著相干区定义）的比较（黑色水平线表示置信水平。“*”表示两组之间有显著性差异 $p < 0.05$ ）。在文献^[45]的基础上，将 28 对肌肉分为 4 组，包括对照组和中风组的协同肌肉对、中风组的协同肌肉对、对照组的协同肌肉对和对照组和中风组的非协同肌肉对（图 5.4）。在两组（黄色）确定的协同肌肉对中，发现卒中患者 AD-MD 肌肉之间的相干性强度与对照组相比显著降低（ $p_{\alpha}=0.011$ ）。此外，AD-PD 肌肉对（蓝色）仅在脑卒中患者中被确认为协同肌肉，在脑卒中患者的伽玛带显

示出显著更高的 ($p_{\text{gamma}} = 0.023$) 相干强度相反, 仅在对照组中被鉴定为协同肌肉的 AD-PECTclav 肌肉对, 在对照组 (紫色) 的 α 带处产生显著更高的 ($p_{\text{alpha}} < 0.01$) 相干强度。最后, 对照组和患者组在大多数非协同性肌肉对 (白色) 上没有显著差异 ($p > 0.05$), 除了 BRD-TRllong 对在 β 和 γ 波段显示出显著更高的 ($p_{\text{beta}} = 0.014$, $p_{\text{gamma}} < 0.01$) 相干强度。

5.3 中风患者运动功能评价

5.3.1 传统评价量表方法

现阶段临床工作中常见的评价方法, 如对肢体运动功能障碍的检查, 主要有肌力评级法, Brunnstrom 分期法^[61]、运动功能 (Fugl-Meyer 量表评定)^[62]、以及日常生活能力 (Bathel 指数量表评定)^[63]进行评价。其中 Brunnstrom 分期法主要分六期如附录 A 所示。孙定炯^[64]等人利用醒脑开窍针刺法与 Brunnstrom 分期法相结合对中风后手功能障碍进行分析。Fugl-Meyer 量表主要对上肢运动功能进行评价, 总分为 64 分, 卢寨瑶^[65]等人利用 Fugl-Meyer 量表对采取偏瘫实用训练技术进行康复治疗的患者进行治疗前后的对比分析, 有效的对患者的肢体运动功能进行评价。张雪敏^[66]等人对 Barthel 指数量表进行扩展, 在某种程度上体现力中风患者运动功能和认知功能的状态, 可以全面的评估日常生活活动能力。本文主要借助 Fugl-Meyer 量表作为运动功能评价的一个指标, 其上肢运动功能评价主要如附录 A 所示。

现阶段存在的一些量表式的评价方法, 虽然可以良好的评价运动障碍患者的运动功能以及日常生活活动能力, 但是无法从神经科学的角度, 深层次的分析运动障碍的原因, 随着研究的不断深入, 肌肉激活模式和肌间耦合等方面知识的推出, 对运动功能的评价产生了深入的影响, 利用协同-耦合的联合分析, 可以从神经控制的角度对运动功能进行评价并对康复进行有效的指导。

5.3.2 评价方案设定

本文根据 5.3.1 中介绍的传统的量表评价方法, 综合中风患者的信息 (表 2-2 所示), 并结合 5.2.3 得到的中风患者肌间协同-耦合分析结果, 选取频带的显著性面积指标。基于皮尔森系数相关性分析协同肌肉在多频段耦合特征指标与临床 Fugl-meyer 量表评分之间的相关性, 分析与 Fugl-Meyer 量表与协同肌肉对耦合特征关系的显著性变化趋势, 验证了协同肌肉对耦合特征可以作为中风患者运动功能评估的辅助指标, 为协同肌肉对耦合特性指标在中风患者运动功能评价中应用奠定了理论基础, 并为中风患者提供良好的康复指导。

5.3.3 评价结果及分析

为了进一步分析协同肌肉对之间的相干性和传统的 Fugl-Meyer 量表的评分之间的关系,选取中风受试者在 alpha、beta、gamma 频段下的显著性面积指标,与 10 位中风受试者的 Fugl-Meyer 评分进行皮尔森相关性分析,其结果如图 5.5 所示。基于皮尔森相关性分析可以看出,在 alpha、beta 和 gamma 频段的相关性系数均与 Fugl-meyer 量表得分存在显著相关关系,且在 3 个频段内均呈现正相关。在 alpha 段的相关性系数为 $R = 0.7941$, 并且存在显著性相关 ($p = 0.006 < 0.05$), 在 beta 段的相关性系数为 $R = 0.7096$, 并且存在显著性相关 ($p = 0.021 < 0.05$), 在 gamma 段的相关性系数为 $R = 0.7569$, 并且存在显著性相关 ($p = 0.011 < 0.05$), 这些结果均表明基于肌间协同-耦合分析的频带耦合特征可以用于中风患者运动功能评价指标。

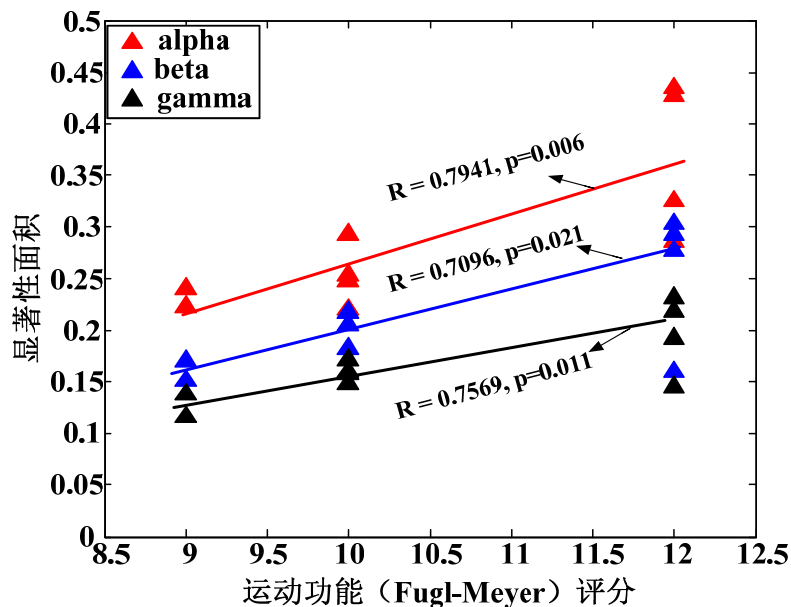


图 5.5 中风患者显著性面积与 Fugl-Meyer 评分的相关性分析

对比健康受试者的协同肌肉对的耦合特征, 中风患者 AD-MD 和 AD-PECTclav 肌肉之间的相干性强度在 alpha 段与健康受试者相比显著降低。因此可以看出中风受试者整体的协同肌肉对相比于健康受试者有显著性减少, 与基于皮尔森相关性分析肌间协同-耦合分析的频带耦合特征和 Fugl-Meyer 评分得出的结果相一致, 随着运动功能的康复, Fugl-Meyer 评分逐渐变高, 协同肌肉对之间的耦合情况也随之升高。中风患者在 alpha、beta 及 gamma 频段中随着运动功能恢复, 耦合的增强也表明了协同-耦合分析可以良好的刻画运动功能评价的信息, 并且针对特定的肌肉对可以看到其耦合特征的差异, 可以为康复提供针对性的理论依据。

5.4 总结

本章主要应用第 4 章提出的肌间协同-耦合分析方法,分析采集的 3 维力的产生实验下的中风患者的数据,并与健康受试者的数据进行对比分析。实验结果表明:利用表面肌电信号的肌间协同-耦合分析方法,结果表明中风患者 AD-MD 肌肉之间的相干性强度与对照组相比显著降低。此外,AD-PD 肌肉对(蓝色)仅在脑卒中患者中被确认为协同肌肉,在脑卒中患者的伽玛带显示出显著更高的相干强度相反,仅在对照组中被鉴定为协同肌肉的 AD-PECTclav 肌肉对,在对照组(紫色)的 α 带处产生显著更高的相干强度。能够较为准确的判断患者在神经控制运动过程中与健康人在肌肉协同性中的差异,以及其协同肌肉对的耦合关系的变化;本文主要针对中风患者的肌间耦合的平均值进行分,并根据中风患者的 Fugl-meyer 评分表的得分情况,利用皮尔森相关系数。建立 alpha、beta、gamma 三个频段内显著性面积指标和运动功能评分之间的联系,并发现中风患者随着 Fugl-meyer 评分逐渐变高,协同肌肉对之间的耦合情况也随之升高,因此利用本文给予的肌间协同-和肌间耦合分析可以将协同肌肉的耦合性特征作为中风患者上肢运动功能的一个理论依据,并且针对不同的病人得到相应的评价报告,为之提供有效的康复指导。

6 总结与展望

6.1 总结

肌电信号中蕴含有很多关于运动相关的信息，因此为了加强对上肢运动功能评价的准确性和可靠性，众多专家学者将肌电信号引入对运动功能评价中。本课题主要对现有的肌电分析方法进行改进和融合，定量对中风患者进行运动功能评价。设计了上肢在不同握力以及 3 维力的产生的两种实验范式，并分别使用本文提出的两种耦合分析方式进行分。首先提出一种多通道分析方法对耦合关系研究提供新思路，其次将肌间协同与耦合相结合，不仅可以对中枢神经系统的控制方式进行验证，而且发现了肌间协同与耦合内在关联。进一步对比分析中风患者与健康人协同模块和协同肌肉耦合性的差异，将前面分析出的协同-耦合特征与患者的 Fugl-meyer 评分结果相结合，对中风患者的运动功能评价提供新的方向。本课题主要研究内容如下：

(1) 首先实验范式进行设计，即不同握力(5%、20%、40%、60%、80%MVC)的采集实验，以及三维空间下 54 个均匀分布的点，和每个点对应的力的产生实验，然后分别用本课题提出的方法对采集到的肌电信号进行有效的分析。

(2) 多通道肌电耦合分析，针对传统的相干性分析方法仅仅局限于两通道之间的耦合分析，本文提出基于非负矩阵分解和复杂网络的肌间耦合分析方法。将非负矩阵分解方法引入到肌间耦合分析的频段提取中，有效提取运动控制的主要作用频段及对应的耦合性信息，并构建不同条件下的肌肉网络，利用复杂网络的特征对肌肉的耦合性进行整体的评估。将该方法应用于健康人上肢不同握力下多通道表面肌电信号的耦合分析中，研究发现不同握力下肌肉的激活程度存在显著性差异；肌间耦合在 10~20Hz 频段上较为显著；且在 10~20Hz 频段上耦合程度随着握力的增加呈现显著性变化。表明中枢神经系统在维持不同握力的控制模式有所差异，着力量的增大肌间耦合性也显著增加，为运动功能障碍的诊断和康复效果的评价提供依据。

(3) 肌间协同-耦合分析，针对单独的耦合分析只能反映神经信息传递，未能考虑到运动过程中协同效应，而协同分析只能反映多个肌肉的解剖时空协调，未能揭示肌肉协同形成的神经生理机制，提出非负矩阵-一致性分析。前者提取了具有协同关系的运动模块，后者定量分析协同肌肉对和非协同肌肉对的耦合关系。分别从中枢神经控制运动模式和神经信息传递两个方面的有效结合对运动功能评价进行了有效的定量分析。利用该算法对 3 维空间中力的产生动作下表面肌电信号进行分析，研究发现着力量的增大协同肌肉对之间均表现出显著耦合关

系，并且耦合性显著增强；三维八个子空间内，各个协同肌肉对耦合性不存在显著性差异，较好的匹配了肌肉协同控制的模型。表明该方法可以有效地对神经控制方式进行深入研究。

(4) 利用前文提出的肌间协同-耦合分析方法对中风患者在 3 维空间中力的产生实验下肌电信号进行分析。并将其协同模块和协同肌肉对的耦合性与健康受试者的结果进行对比，提取协同肌肉对的显著性面积指标与 Fugl-Meyer 评分进行皮尔森相关系数分析。研究表明中风患者在协同模块中的 ADD 模块有显著变化，以及协同肌肉均存在较高耦合性，并且 α 、 β 、 γ 三个频段内显著性面积指标与运动功能评分成正比。表明该方法可以对运动障碍患者的运动功能评价提供理论支撑。

6.2 研究展望

运动功能评价指标的研究已经成为康复工程领域一个新的热点。研究者借助多种研究方法去探究神经中枢系统对肌肉运动的控制与响应机制，这为利用肌间协同和肌间耦合特征为患者制定和调整有效的康复方案打下坚实的基础。如想对运动功能评价有更深的挖掘，本文还存在一些值得研究的地方：

(1) 本文采集了多通道表面肌电信号，并结合肌间协同-耦合对 3 维稳定力的运动过程中，进行了健康受试者和中风患者的数据分析对比。针对健康受试者在力的产生过程中也做了相应的对比分析，但是并没有对中风患者在力的产生过程中进行协同-耦合分析。因此，接下来的研究，将中风患者的数据分析中加上时频分析，探究健康受试者和中风受试者在力的产生过程中的差异以及相似性。

(2) 在本文对肌间协同中提取的激活系数的解析较少。在接下来的研究中，应加入协同模块激活系数的指标^[67]，针对不同模块在不同时刻的激活进行组合，定性对协同模块内的协同肌肉进行耦合分析，进一步探究该指标在运动功能评价中的应用。

(3) 在运动功能评价方面，本文重点介绍了两种改进的肌间耦合分析方法，然后基于显著性面积与 Fugl-Meyer 评分表的相关性指标对运动功能进行评价，比较单薄，接下来的研究将深入探究肌间协同-耦合的关系，寻找更多的有效性指标和较多的临床指标进行对比分析，设计出更为全面的运动功能评价方案。

致谢

时光荏苒，今年是我在杭州电子科技大学学习和生活研究生生涯即将结束，两年半的时光，转瞬即逝，在这里我成长了很多。

值此论文完成之际，首先要感谢的是高云园老师。高老师作为我科研上的引路人，认真为我规划了研究方向，在科研上不断的引导我、启发我、鼓励我，在生活关心我，让我在科研进步的同时感受到亲人般的温暖。

在美国访学期间，收获了很多，感谢张老师和 jinsook 老师在科研上对我的指导，每周对我科研任务的跟进以及相关方法的讨论。其次感谢张川师兄和李日辉师兄对我平时的耐心指导，以及生活上对我们无微不至的照顾，以及一起生活学习的陈斌、曹月盈、胡月静，我们在生活上互帮互助，科研上相互鼓励！

感谢我的师兄苏慧需和同门陈强，我们在交流中不断进步，他们的科研成果给与了我莫大的启发，感谢尤伟航、曹国鲁等同学们的帮助，感谢你们的同舟共济。感谢我所有的师弟们，感谢你们对我的帮助，感谢室友蒋恩辉、金佳煜等来自深夜的学术探讨，感谢广东省工伤康复医院提供实验环境和实验设备以及帮我完成实验数据采集的所有志愿者同志。

感谢我的家人在我攻读硕士学位期间的支持，感谢你们站在我的身后，给予我最有力的支持、最温暖的关怀。最后感谢曹月盈对我的支持和信任，我们一起努力和进步！

参考文献

- [1] Shibolet S, Lancaster M C, Danon Y. Heat stroke: A review[J]. Aviation Space and Environmental Medicine, 1976, 47(3): 280-301.
- [2] Blanc-Labarre C , Delpont B , Hervieu-Bègue M, et al. Acute management of ischemic stroke in 2017[J]. Revue De Medecine Interne, 2017, 39(6):408-413..
- [3] 杨志波, 梁婷, 王健, 等. 缺血性脑卒中中医辨证规律的研究综述[J]. 中西医结合研究, 2012(06): 43-44+47.
- [4] Patil V C, Jatal S, Rajput A, et al. Clinical and Imaging Profile of Ischemic Verses Hemorrhagic Stroke[J]. International Journal of Health Sciences and Research (IJHSR), 2015, 5(3): 49-58.
- [5] 李明芳. 脑卒中患者的临床护理[J]. 中外健康文摘, 2013(47):10-14.
- [6] 董强. 脑卒中防治中的降压治疗[J]. 中华高血压杂志, 2004 (10): 22-25.
- [7] Scholz D S, Liming W, Jonas P, et al. Sonification as a possible stroke rehabilitation strategy[J]. Front Neurosci, 2014, 8:332-240.
- [8] Van Dokkum L E H , Ward T , Laffont I . Brain computer interfaces for neurorehabilitation—its current status as a rehabilitation strategy post-stroke[J]. Annals of Physical and Rehabilitation Medicine, 2015, 58(1):3-8.
- [9] Krebs H I, Volpe B T, Williams D, et al. Robot-aided neurorehabilitation: a robot for wrist rehabilitation[J]. 2007, 15(3): 327-335.
- [10] Zimmermann R, Marchal-Crespo L. Detection of motor execution using a hybrid fNIRS-biosignal BCI: a feasibility study[J]. Journal of Neuroengineering & Rehabilitation, 2013, 10(1):4.
- [11] Murri L, Gori S, Massetani R, et al. Evaluation of acute ischemic stroke using quantitative EEG: A comparison with conventional EEG and CT scan[J]. Neurophysiologie Clinique, 1998, 28(3): 1-257.
- [12] Srivatsan S, Hu X, Jeon B, et al. Power spectral analysis of surface EMG in stroke: A preliminary study[C]. Neural Engineering (NER), 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on, 2013.
- [13] 高云园, 任磊磊, 张迎春, 等. 基于相干性的多频段脑肌电信号双向耦合分析[J]. 传感技术学报, 2017(10): 11-17.
- [14] Roh J, Rymer W Z, Perreault E J, et al. Alterations in upper limb muscle synergy structure in chronic stroke survivors[J]. Journal of Neurophysiology, 109(3): 768-781.

- [15] 马培培, 陈迎亚, 杜义浩, 等. 中风康复运动中脑电-肌电相干性分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2014(5): 971-977.
- [16] Babiloni C, Vecchio F, Bares M, et al. Functional coupling between anterior prefrontal cortex (BA10) and hand muscle contraction during intentional and imitative motor acts[J]. Neuroimage, 2008, 39(3): 1314-1323.
- [17] Brown, P. Coherent cortical and muscle discharge in cortical myoclonus[J]. Brain, 1999, 122(3):461-472
- [18] 李欣欣. 康复功能评价中肌间协同—耦合关系分析方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017:1-7.
- [19] 刘涛然. 人体表面肌电信号的特性研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2009:2-5.
- [20] 李成凯 席旭刚 王俊伟, 等. 表面肌电信号采集系统设计[J]. 杭州电子科技大学学报 (自然科学版), 2015 (35): 37.
- [21] 温月贤, 黄源鹏. 电针夹脊穴治疗中风偏瘫痉挛状态的临床研究[J]. 光明中医, 2010(10): 110-111.
- [22] 张红奎, 汪地, 杨浩, 等. 表面肌电信号采集及动作识别系统[J]. 机械设计与制造, 2013(8):38-40.
- [23] Gottlieb G L. Muscle activation patterns during two types of voluntary single-joint movement[J]. Journal of Neurophysiology, 1998, 80(4):1860-7.
- [24] Jesunathadas M, Laitano J, Hamm T M, et al. Across-muscle coherence is modulated as a function of wrist posture during two-digit grasping[J]. Neuroscience Letters, 2013(553): 68-71.
- [25] Geyer H, Herr H M. A Muscle-Reflex Model That Encodes Principles of Legged Mechanics Produces Human Walking Dynamics and Muscle Activities[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering A Publication of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2010, 18(3): 263-273.
- [26] Kerkman J N , Daffertshofer A , Gollo L L , et al. Functional connectivity analysis of multiplex muscle network across frequencies.[J]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2017, 2017:1567-1570.
- [27] Danna-Dos Santos A, Poston B, Jesunathadas M, et al. Influence of Fatigue on Hand Muscle Coordination and EMG-EMG Coherence During Three-Digit Grasping[J]. Journal of Neurophysiology, 2010, 104(6): 3576-3587.
- [28] 齐文靖. 基于相干分析的上肢肌电信号耦合方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018:2-6.
- [29] 杜义浩, 齐文靖, 邹策, 等. 基于变分模态分解-相干分析的肌间耦合特性[J]. 物理学报, 2017(06): 345-354.

- [30] Charissou C, Vigouroux L, Berton E, et al. Fatigue- and training-related changes in ‘beta’ intermuscular interactions between agonist muscles[J]. *Journal of Electromyography & Kinesiology*, 2016, 27:52-59.
- [31] 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.
- [32] Degani A M, Leonard C T, Danna-Dos-Santos A. The use of Intermuscular Coherence Analysis as a novel approach to detect age-related changes on postural muscle synergy[J]. *Neuroscience Letters*, 2017, 656: 108.
- [33] Kamper D G, Fischer H C, Conrad M O, et al. Finger-thumb coupling contributes to exaggerated thumb flexion in stroke survivors[J]. *Journal of Neurophysiology*, 111(12): 2665-2674.
- [34] Andrea D A, Martin G, P. I Y, et al. Editorial: Modularity in motor control: from muscle synergies to cognitive action representation[J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 9.
- [35] Manickaraj N, Bisset L M, Devanaboyina V S P T, et al. Chronic pain alters spatiotemporal activation patterns of forearm muscle synergies during the development of grip force[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2017, 118(4):2132-2141.
- [36] Clark D J, Ting L H, Zajac F E, et al. Merging of Healthy Motor Modules Predicts Reduced Locomotor Performance and Muscle Coordination Complexity Post-Stroke[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2010, 103(2): 844-857.
- [37] Marta R, Mattia D A, Alessandro P, et al. Dimensionality of joint torques and muscle patterns for reaching[J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2014, 8:10.
- [38] 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*, 2016, 118(1):363-373.
- [39] Li X, Du Y, Yang C, et al. Merging of synergistic muscles and intermuscular coherence predict muscle coordination complexity[C]. *2016 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, 2016.
- [40] Jinsook R, Z. R W, F. B R. Evidence for altered upper extremity muscle synergies in chronic stroke survivors with mild and moderate impairment[J]. *Frontiers in human neuroscience*, 2015, 9:1-14.
- [41] Godlove J, Gulati T, Dichter B, et al. Muscle synergies after stroke are correlated with perilesional high gamma[J]. *Annals of clinical and translational neurology*, 2016, 3(12): 956-961.

- [42] De Marchis C, Severini G, Castronovo A M, et al. Intermuscular coherence contributions in synergistic muscles during pedaling[J]. *Experimental Brain Research*, 2015, 233(6): 1907-1919.
- [43] Hu G, Yang W, Chen X, et al. Estimation of time-varying coherence amongst synergistic muscles during wrist movements[J]. *Frontiers in neuroscience*, 2018, 12, 537.
- [44] Mayhew D, Bachrach B, Rymer W Z, et al. Development of the MACARM - a novel cable robot for upper limb neurorehabilitation[C]. *Rehabilitation Robotics, 2005 ICORR 2005 9th International Conference on*, 2005.
- [45] Roh J, Rymer W Z, Perreault E J, et al. Alterations in upper limb muscle synergy structure in chronic stroke survivors[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2013, 109(3): 768-781.
- [46] 班帅. 人体上肢表面肌电信号采集与处理的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2012:11-13.
- [47] 马静云. 康复运动中表面肌电信号分析方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2015:47-51.
- [48] 王春方, 孙长城, 张希, 等. 基于偏定向相干性(PDC)的脑卒中后抑郁症患者脑网络研究[J].2015(04): 4-10.
- [49] Ting L H, McKay J L. Neuromechanics of muscle synergies for posture and movement[J]. *Current Opinion in Neurobiology*, 2017, 17(6): 622-628.
- [50] 张启忠, 席旭刚, 马玉良, 等. 基于表面肌电信号的手腕动作模式识别[J]. *中国生物医学工程学报*, 2013, 32(3): 257-265.
- [51] Cheung V C K , Piron L , Agostini M , et al. Stability of muscle synergies for voluntary actions after cortical stroke in humans[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(46):19563-19568..
- [52] 陈静静, 张挺, 郑旭媛. 基于 Granger 因果分析的阿尔兹海默病静息态脑电网络连接特性的研究[J]. *航天医学与医学工程*, 2015, v.28(06): 10-15.
- [53] 郑行, 余青山, 高云园, 等. 基于传递熵与广义偏定向相干性的肌间耦合分析[J]. *航天医学与医学工程*, 2018, 31(05):54-60..
- [54] 陈玲玲, 李珊珊, 刘作军, 等. 基于表面肌电的下肢肌肉功能网络构建及其应用研究[J].2017 (3):407-417.
- [55] Lee S W, Landers K, Harris-Love M L. Activation and intermuscular coherence of distal arm muscles during proximal muscle contraction[J]. *Experimental Brain Research*, 232(3): 739-752.
- [56] 王春方, 孙长城, 张希, 等. 基于偏定向相干性(PDC)的脑卒中后抑郁症患者脑网络研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2015 (4): 4-10.
- [57] 尹宁. 基于脑电的磁刺激穴位复杂脑功能网络研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2013:10-15.

- [58] Roh J, Lee S W, Wilger K D. Modular Organization of Exploratory Force Development Under Isometric Conditions in the Human Arm[J]. Journal of Motor Behavior, 2019, 51(1): 83-99.
- [59] 陈晓玲. 面向脑卒中康复评估的神经肌肉功能耦合分析方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018:1-16.
- [60] Roh J, Rymer W Z, Beer R F. Evidence for altered upper extremity muscle synergies in chronic stroke survivors with mild and moderate impairment[J]. Frontiers in human neuroscience, 2015(9): 6-20.
- [61] 方定华. 中枢神经系统疾病的运动疗法和作业疗法[J]. 中国医刊, 1994(04): 10-11.
- [62] 张玉阁, 张通. 脑卒中偏瘫患者下肢 Fugl-Meyer 评分与步态参数的相关性研究[C]. 中华医学会第十八次全国神经病学学术会议, 2015.
- [63] 郭玉蓉. Barthel 指数评定量表在临床护理中的应用[J]. 医学信息, 2015(34): 345-345.
- [64] 孙定炯. 醒脑开窍针刺法结合 Brunnstrom 分期对脑卒中后手功能障碍的影响[J]. 时珍国医国药, 2018(07): 126-127.
- [65] 卢寨瑶. Fugl-Meyer 量表在脑卒中康复评定中的应用分析[J]. 临床医药文献电子杂志, 2016(11): 2032-2032.
- [66] 张学敏, 毕胜, 张嗣敏, 等. 扩展 Barthel 指数量表评定脑卒中 ADL 能力的效度研究[J]. 中国康复, 2019, 34(03): 24-27.
- [67] 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]. 2016, 37(6): 1405-1412.

附录 A Brunstrom 偏瘫运动功能评价

等级	上肢
I 期	松弛期，无任何运动
II 期	出现痉挛和联合反应
III 期	痉挛加重，可随意引起共同运动
IV 期	痉挛开始减弱出现一些脱离共同运动模式的运动
V 期	痉挛减弱，共同运动进一步减弱，分离运动增强
VI 期	痉挛基本消失，协调运动大致正常

附录 B 运动功能 (Fugl-Meyer) 评定量表

项目	0 分	1 分	2 分
1. 有无反射活动			
(1) 肱二头肌	不能引起反射		能引起反射
(2) 肱三头肌	不能引起反射		能引起反射
2. 屈肌协同运动			
(3) 肩上提	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(4) 肩后缩	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(5) 肩外展 $\geq 90^\circ$	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(6) 肩外旋	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(7) 肘屈曲	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(8) 前臂旋后	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
3. 伸肌协同运动			
(9) 肩内收、内旋	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(10) 肘伸展	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
(11) 前臂旋前	完全不能进行	部分完成	无停顿地充分完成
4. 伴协同运动的活动			
(12) 手触腰椎	没有明显活动	手仅可向后越过髂前上棘	能顺利完成
(13) 肩关节屈曲 90° 前臂旋前旋后	开始时手臂立即外展或肘关节屈曲	在接近规定位置时肩关节外展或肘关节屈曲	能顺利完成
(14) 肩 0° 屈肘 90° 前臂旋前旋后	不能屈肘或前臂, 不能旋前	肩肘位正确, 基本能旋前旋后	顺利完成
5. 脱离协同运动的活动			
(15) 肩关节外展 90° 肘伸直, 前臂旋前	开始时肘屈曲, 前臂偏离不能旋前	部分完成动作或肘关节屈曲或前臂不能旋前	
(16) 肩关节前屈举 臂过头肘伸直前臂中	开始时肘关节屈曲或肩关节外展	肩屈曲中途, 肘关节屈曲, 肩关节外展	
立位			
(17) 肩屈曲 $30^\circ-90^\circ$ 肘伸直前臂旋前旋后	前臂旋前旋后完全不能或肩肘为不正	肩肘位置正确基本能完成旋前旋后	

6. 反射亢进

(18) 查肱二头肌、至少 2-3 个反射明 1 个反射明显亢进或至 活跃反射≤1 个且无
 肱三头肌、指屈肌 3 显亢进 少 2 个反射活跃 反射亢进

反射

7. 腕稳定性

(19) 肩 0°, 肘屈 不能背屈腕关节达 可完成腕背屈, 但不能 施加轻微阻力可保持
 90°腕背屈 15° 抗拒阻力 腕背屈

(20) 肩 0°, 肘屈 不能随意屈伸 不能在全关节范围内主 能平滑不停顿的进行
 90°腕屈伸 动活动腕关节

8. 肘伸直, 肩前屈 30°时

(21) 腕背屈 不能背屈腕关节达 可完成腕背屈, 但不能 施加轻微阻力可保持
 15° 抗拒阻力 腕背屈

(22) 腕屈伸 不能随意屈伸 不能在全关节范围内主 能平滑不停顿的进行
 动活动腕关节

(23) 腕环形运动 不能进行 活动费力或不完全 正常完成

9. 手指

(24) 集团屈曲 不能屈曲 能屈曲但不充分, 能放 能主动屈曲和伸展
 松主动屈曲的手指

(25) 集团伸展 不能伸展 能放松主动屈曲的手指 能完全主动伸展

(26) 夹一支笔 完全不能 夹力微弱 能抵抗相当大的阻力

(27) 钩状抓握 不能保持要求位置 握力微弱 能抵抗相当大的阻力

(28) 侧捏 完全不能 捏力微弱 能抵抗相当大的阻力

(29) 圆柱体抓握 不能保持要求位置 握力微弱 能抵抗相当大的阻力

(30) 球形抓握 不能保持要求位置 握力微弱 能抵抗相当大的阻力

10. 协同能力与速度 (手指指鼻试验次)

(31) 震颤 明显震颤 轻微震颤 无震颤

(32) 辨距障碍 明显或不规则 轻度或规则 无

(33) 速度 较健侧长 6 秒 较健侧长 2-5 秒 两侧差别 2 秒

附录 C 作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

一、学术论文

- [1] 黄 威, 高云园, 张迎春, 余青山, 马玉良. 基于非负矩阵分解和复杂网络的肌间耦合分析[J]. 航天医学与医学工程, 2019(2). (已发表)
- [2] Wei Huang, Yunyuan Gao, Jinsook Roh, Yingchun Zhang. Alteration in intermuscular coordination and EMG-EMG coherence in the human upper extremity after stroke (American Society of Neuroradiology | ASNR, 已录用)
- [3] Yunyuan Gao, Wei Huang, Jinsook Roh, Rihui Li, Yingchun Zhang. Evaluation of the Post-stroke Alterations using Muscle Synergy and Coherence Analysis (Frontiers in Neurology, SCI二区, 在外审)

二、发明专利

- [1] 第二申请人(导师第一申请人)一种结合非负矩阵分解和复杂网络的肌间耦合分析方法(已公开)

三、研究生竞赛

- [1] 第十二届中国研究生电子设计竞赛, 华东赛区三等奖, 排名 3/5

四、参与科研项目

- [1] 基于复杂功能网络的多频段肌肉协同分析, 校研究生科研创新基金, 负责人
- [2] 基于相干性的多频段脑肌电信号双向耦合分析, 院科技立项, 负责人
- [3] 基于皮层-肌肉协同的上肢运动障碍评估研究, 国家自然科学基金, 参与