

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目: 基于肌电协同和相干性的
下肢运动行为研究

研 究 生 陈超

专 业 控制工程

指导教师 高发荣 副教授

完成日期 2019 年 3 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

**基于肌电协同和相干性的下肢运动行为
研究**

研 究 生： 陈超

指导教师： 高发荣 副教授

2019 年 3 月

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

**Study on Motor Behavior of Lower Limbs
Based on Electromyographic Synergy and
Coherence**

Candidate: Chen Chao

Supervisor: Associate Prof. Gao Farong

March, 2019

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：

日期： 年 月 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各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：

日期： 年 月 日

指导教师签名：

日期： 年 月 日

摘 要

近年来,随着人口老龄化的加剧、残疾人数量的增加、康复机器人领域的发展等逐渐成为社会各界关注的热点。在人体下肢运动过程中,中枢神经系统控制多个肌肉-骨骼的协调,形成具有耦合性、低维度特性的控制单元模块。通过对这些模块间的相互作用以及相互影响进行分析,为康复医疗、人机交互等领域提供帮助。主要研究工作如下:

(1) 以日常行为活动中的蹲站与步态动作为基础,采集不同动作下的表面肌电信号。根据原始信号的噪声特点,选取经验模态分解、集合经验模态分解和局部均值分解 3 种消噪方法进行消噪处理,将分解的主要分量进行叠加来重构原始信号,最后对比消噪性能指标,选取最佳的方法。

(2) 针对 sEMG 信号的特征,对预处理后的信号提取其包络线并采用非负矩阵分解算法对其进行分解。在站-蹲与蹲-站动作下,正常组的 8 块和 6 块肌肉的肌电信号分别分解了 5 个和 4 个协同元与激活系数模块。由于肌肉容易受疲劳因素的影响,分析了正常组和疲劳组的协同与激活模块的影响,发现协同模块中对应的肌肉有所变化。步态运动下分解了 4 个模块,对协同结构间进行排列组合熵分析以及运动功能进行映射分析,得到的结果与肌肉的运动功能相符。

(3) 为了研究协同模块各参与肌肉之间的关系特性,对站-蹲与蹲-站模块中协同性比较明显的肌肉对,彼此间进行相干性分析;对步态运动中对应的肌肉对进行相干性分析,以及协同模块中的肌电信号进行频带局部能量与小波频谱分析。协同性较高的肌肉,彼此间相干性具有规律而且较稳定,分布在 sEMG 信号的主要频域范围内,协同性较低的相干性比较混乱无规律;同时发现协同作用对应的频带能量比较集中而且对应一起,频谱能量起始较高接着逐渐衰减。这些现象表明,模块中协同性较强的肌电信号规律性强,能量也较高。

本文以下肢运动行为为研究对象,对运动下的信号进行协同-相干性分析。通过协同关系探索信号相互间的规律性、相似性、能量分布等特点。该方法有助于理解下肢运动控制策略,对运动功能的定量分析以及人体下肢康复指导具有重要意义。

关键词: 运动行为, sEMG 信号, 包络线, 非负矩阵分解, 协同性分析, 相干性分析

ABSTRACT

In recent years, with the aggravation of population aging and the increase of the number of disabled people, the development of rehabilitation robots has gradually become a hot topic of social concern. During lower limb movement, the central nervous system controls the coordination of multiple muscles and bones, forming a control unit module with coupling and low-dimensional characteristics. By analyzing the interaction and interaction between these modules, it can provide help for rehabilitation medicine, human-computer interaction and other fields. The main work is as follows:

(1) Based on the squatting and gait movements in daily behaviors, this thesis collects the surface EMG signals under different actions and selects Empirical Mode Decomposition (EMD)、Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) and Local Mean Decomposition (LMD) according to the noise characteristics of the original signals. Three kinds of methods are used for denoising, and the main components of the decomposition are superimposed to reconstruct the original signal. Finally, the denoising performance index is compared and the optimized method is selected.

(2) According to the characteristics of the sEMG signals, the envelope signals are extracted from the pre-processed signal, and the envelope signals are decomposed by non-negative matrix decomposition algorithm. Under the Stand-Squat and Squat-Stand actions, the 8 and 6 blocks of the normal group were decomposed into 5 and 4 synergistic elements and activation coefficient modules respectively. Since the muscles were easily affected by fatigue factors, the normal group and fatigue were analyzed. The effects of the group's synergy and activation modules found that the corresponding muscles in the synergy module changed. Under the gait movement, four modules are decomposed, the entropy analysis and the motion function are mapped and analyzed between the collaborative structures, and the obtained results are consistent with the muscle function.

(3) In order to explore the synergy between modules and participate in the relationship between muscles. Coherence analysis is performed on the muscle pairs with obvious synergy in the Stand-Squat and Squat-Stand modules; coherence

analysis is performed on the corresponding muscle pairs in the gait movement, and the local energy of the band and wavelet spectrum analysis are performed by the signals in the synergistic module. Muscles with higher synergy have regular and stable coherence with each other. They are distributed in the main frequency domain of sEMG signals, and the coherence with lower synergy is more chaotic and irregular. In addition, it is found that the corresponding band energy of synergy is concentrated and corresponds to each other, and the spectrum energy starts higher and then gradually decreases. These show that the useful EMG signals with strong synergy in the module have strong regularity and high energy.

In this dissertation, the exercises of the lower limb movements were conducted to analyze the synergy-coherence of signals under exercise. In the synergistic modules, the regularity, similarity and energy distribution of signals were explored. This method is helpful to understand the control strategy of lower limb movement, and has significance for quantitative analysis of motor function and guidance of human lower limb rehabilitation.

Keywords: Motion behavior, sEMG signal, envelope, non-negative matrix factorization, synergy analysis, coherence analysis

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题背景与研究意义.....	1
1.2 国内外研究现状及发展趋势.....	2
1.2.1 人体下肢运动行为研究.....	2
1.2.2 肌电信号研究现状.....	5
1.3 肌电信号协同与相干性问题研究.....	6
1.3.1 肌肉协同性研究.....	6
1.3.2 肌电相干性研究.....	7
1.3.3 sEMG 信号运动疲劳研究	8
1.4 存在问题分析.....	9
1.5 本课题研究内容.....	10
第 2 章 下肢运动行为信息获取.....	11
2.1 下肢肌肉结构与肌电信息.....	11
2.1.1 肌电信号产生机理.....	11
2.1.2 下肢肌肉结构.....	12
2.1.3 下肢肌肉选取.....	13
2.1.4 表面肌电信号特点.....	13
2.2 下肢运动行为信息.....	14
2.2.1 下肢运动行为特点.....	14
2.2.2 动作行为获取.....	14
2.3 实验采集信息.....	15
2.3.1 实验采集设备.....	15
2.3.2 实验注意事项.....	16
2.3.3 实验方案设计.....	17
2.3.4 下肢肌肉的运动功能.....	18
2.4 活动段 sEMG 信号划分	19
2.5 本章小结.....	23
第 3 章 肌电信号的消噪处理.....	24

3.1 基于经验模态分解降噪方法.....	24
3.2 基于集合经验模态分解的降噪方法.....	25
3.3 基于局部均值分解的降噪方法.....	26
3.4 消噪性能.....	27
3.5 实验分析.....	27
3.5.1 经验模态分解降噪效果分析.....	27
3.5.2 集合经验模态分解降噪效果分析.....	29
3.5.3 局部均值分解降噪效果分析.....	30
3.6 本章小结.....	31
第 4 章 下肢运动的肌肉协同分析.....	32
4.1 sEMG 信号的包络信号分析	32
4.2 肌肉协同作用.....	32
4.2.1 协同作用原理.....	32
4.2.2 协同结构间相似性评估.....	34
4.2.3 协同运动的排列组合熵分析.....	34
4.2.4 协同结构间功能性映射.....	35
4.3 主成分分析与非负矩阵分解对比.....	35
4.4 疲劳因素对协同模块影响分析.....	36
4.5 实验结果与分析.....	37
4.5.1 站-蹲与蹲-站任务下包络线提取.....	37
4.5.2 站-蹲和蹲-站下协同-激活模块分析.....	38
4.5.3 疲劳下的站-蹲与蹲-站任务分析	40
4.5.4 步态运行下的协同性分析.....	42
4.5.5 协同模块功能性映射与评估.....	45
4.6 本章小结.....	47
第 5 章 下肢运动的 EMG-EMG 相干性分析	48
5.1 EMG-EMG 相干性分析	48
5.2 EMG-EMG 的小波相干性原理	48
5.4 小波分解的频带局部能量特征.....	50
5.5 实验结果与分析.....	51
5.5.1 下肢运动的 EMG-EMG 相干性	51
5.5.2 步态运动下的 sEMG 信号小波相干性	54
5.5.3 步态下协同模块的频带局部能量提取.....	56
5.5.4 协同模块对应的小波频谱分析.....	58

5.6 本章小结.....	60
第 6 章 总结及展望.....	61
6.1 研究总结.....	61
6.2 研究展望.....	62
致 谢.....	63
参考文献.....	64
附录：攻读学位期间参加的科研项目和成果.....	70

第 1 章 绪论

1.1 课题背景与研究意义

针对人口老龄化的加剧，残疾人数量的增加，康复机器人领域的发展等痛点问题。在 2017 年 8 月，由中国民政部发布的《2016 年社会服务发展统计公报》统计报告中，60 周岁以上人口已达 23086 万人，占总人口的 16.7%，来自专业领域的权威专家采用数据进行预测，到 2040 年以后老龄化数量将达到 4 亿，此外，在中国残疾人联合会最新的数据统计中，各类残疾人数已达 8502 万，占总人口的 6.21%，其中肢体残疾的比例最大，达到 2472 万人，肢体残疾使得生活能力下降，给家庭和社会都带来沉重负担^[1]。对于这些痛点问题，国家的政策措施一直在落实，“十二五”、“十三五”规划，围绕人口老龄化、助残康复、老年人医疗康复等问题，逐渐健全体制，全方位推进和加强残疾事业的稳定发展^[2]。在“中国制造 2025”的强国战略中，国家政府侧重在机器人领域的发展，尤其在关系人们日常生活的康复机器人领域得到新的浪潮^[3]。伴随着机器与人的交互日益增多，人机交互接口技术为残疾人以及康复领域的发展提供至关重要作用。因此如何对患者进行有效的康复治疗，已经成为当今社会的热点问题和科研课题。

下肢作为人体的重要组成部分，对运动系统发挥着重要的作用。人体下肢运动行为，中枢神经系统（Central Nervous System, CNS）起主导作用。骨骼-肌肉为执行命令的组织结构，构成完善的运动系统，使得人类能够完成日常活动（Activity of Daily Life, ADL）动作。随着人工智能技术的快速发展以及机器人产业领域发展，尤其是人机交互在智能假肢方面越来越得到社会各界的关注。

sEMG 信号是从神经元传递至肌肉，并通过动作电位叠加形成的。它蕴含丰富的信息，且反应运动意图的一种生物电信号。根据患者的运动行为意图对其进行康复训练，对日常行为的研究有着重大意义^[4]。因此利用表面肌电信号作为控制信号作用在人体的下肢运动，从而实现人机交互与智能假肢的结合，使得康复效率大大提高。sEMG 信号的下肢运动是神经中枢系统控制下的复杂运动，由关节-骨骼-肌肉组合来实现运动行为。目前肌电假肢控制主要是基于模式分类或拟合的方法，通过采集皮肤表面的肌电信号，进行预处理与消噪处理，然后特征的提取与分类器的构建，从而来识别肢体的行为动作，或者通过采集的肌电信号用来估计运动意图以及关节运动角度等方面。融合表面肌电信号、加速度信号、角度压力信号等多传感器采集的信号，并进行多特征的融合分析也是现今比较热门的应用。

然而，下肢的运动是由神经-肌肉激活、生物力学输出的一个复杂多自由度的运动。微弱的肌肉收缩在时域表现出较大的信号变化，这使得肌肉彼此间的规律性、相似程度、稳定性等不是很明显。因此任何简单的动作仅通过单块肌肉是无法完成的，需要中枢神经系统协调控制多块肌肉共同完成。肌肉之间如何协调作用控制关节运动，如何诠释运动机理作用，动作下的肌肉如何相互配合运作等特点的研究，更好的诠释了运动控制策略。将研究成果应用于智能假肢、康复工程、运动科学等领域，因此该方向的研究有着很好的应用前景和研究意义。

针对上述有关下肢运动行为的特性。本文以协同理论为基础对健康人的站-蹲与蹲-站动作进行协同性分析，同时考虑疲劳因素对协同模块的影响，将正常组与疲劳组进行对比分析；对步态运动进行协同元和激活系数的提取，根据每个步态动作阶段的肌肉参与程度，对步态的 4 个运动功能进行评估。最后对协同性高低肌肉对进行相干性分析；协同模块中肌肉彼此间进行小波频谱与频带能量分析；该研究有助于分析运动功能与执行规律，为运动协调机制和神经控制机制的研究打下基础，对人体运动学，智能假肢控制，助残康复，运动功能的定量分析和临床上的功能性评估等提供了新方法。

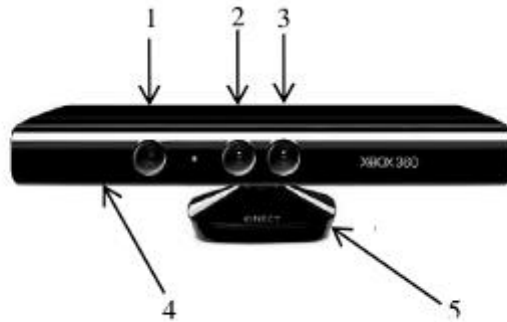
1.2 国内外研究现状及发展趋势

1.2.1 人体下肢运动行为研究

下肢运动是一个复杂的运动过程，由一些基本动作单元组合而成，运动时 sEMG 信号可以表现出肌肉的参与情况，以及肌肉的收缩表明其运动意图^[5]。因此通过 sEMG 信号与下肢运动之间的关系，辨识运动情况。

(1) 基于计算机视觉研究：1895 年，Braun 和 Fischer 等人利用照相机技术采集行走的关节角度与位移，并进行分析，开启了下肢行为研究的先河^[6]。然而，单一的固定相机出现采光和遮挡等问题。2010 年 6 月，微软公司发明的 3D 效果体感摄像机 Kinect，如图 1.1 所示，标号 1、2、3 分别为红外摄像机、彩色摄像头和红外摄像头，标号 4 是麦克风阵列，具有四个麦克风，能采集声音和去噪作用，最终确定声源位置，标号 5 是马达，可通过程序控制并调整 Kinect 的角度以及方向，竖直方向角度范围 $\pm 28^\circ$ ，水平为 57° ，实际范围在 1.2~3.5 米的距离^[7]。近年来，不少专家学者利用深度摄像机（Kinect）广泛用于体感系统或者游戏中，Kinect 机器人系统来准确监测人类步态行为^[8]。FM Hasanuzzaman、黄安杰等人^[9, 10]提出将深度学习理论融入计算机视觉模型中，用来监测日常生活活动，该模型可以识别 12 种类型的活动，并且识别率达到 81.8%。由于计算机视觉成本昂贵并对环境要求较高、容易受光线、安装位置以及角度、遮挡等因素的影响，尤

其涉及采集者的隐私等。伴随传感器技术的发展，传感器的集成度逐渐提高，可穿戴传感器装置具有携带方便、感知运动敏感等优点，逐渐应用于科研方面。



1. 红外投影机 2. 彩色摄像头 3. 红外摄像头 4. 麦克风阵列 5. 马达
图 1.1 Kinect 机械结构

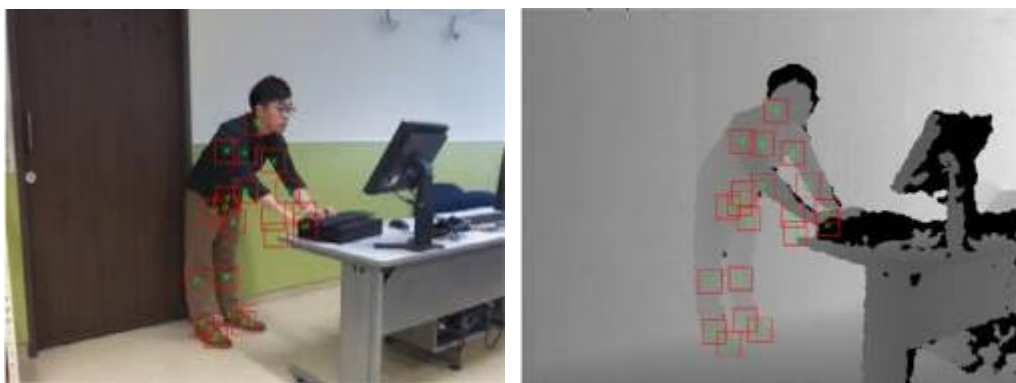


图 1.2 基于视觉的行为感知示意图

(2) 基于可穿戴传感器的方法：可穿戴式传感器配备了协调器，可以采集与分析人体产生的各种原始数据信号，例如运动时产生的加速度信号（Acceleration, ACC）、表面肌电信号、压力信号、心率信号等生理信号。图 1.3 所示，将射频识别（RFID）、陀螺仪、加速度传感器、录音器等多类型传感器佩戴在人身上或者与皮肤接触，可以用来检测日常活动一些运动和生理指标。如今，穿戴式传感器越来越小，轻巧的设计，穿戴灵活方便，支持户外等优点。Nyan 等人^[11]通过将陀螺仪传感器用来检测侧向和后向跌倒动作，结果显示在跌倒动作中具有 100% 的敏感度，特异性却只有 92%，其实特异性较低容易得到较高的误报概率，原因在于陀螺仪传感器受到扭矩扰动进而产生误差角速度。相对于惯性传感器，生物信号传感器具有实时反映行为状态与运动意图的优点，同时可以克服上述传感器的不足。

医疗 Bittium 生物监测仪，如图 1.3 (c) 所示，便携式无线数据记录仪是由芬兰 Mega 公司研发的，它可以同时采集 sEMG 信号和其他生理信号，最大优点在于可以同步其他传感器。

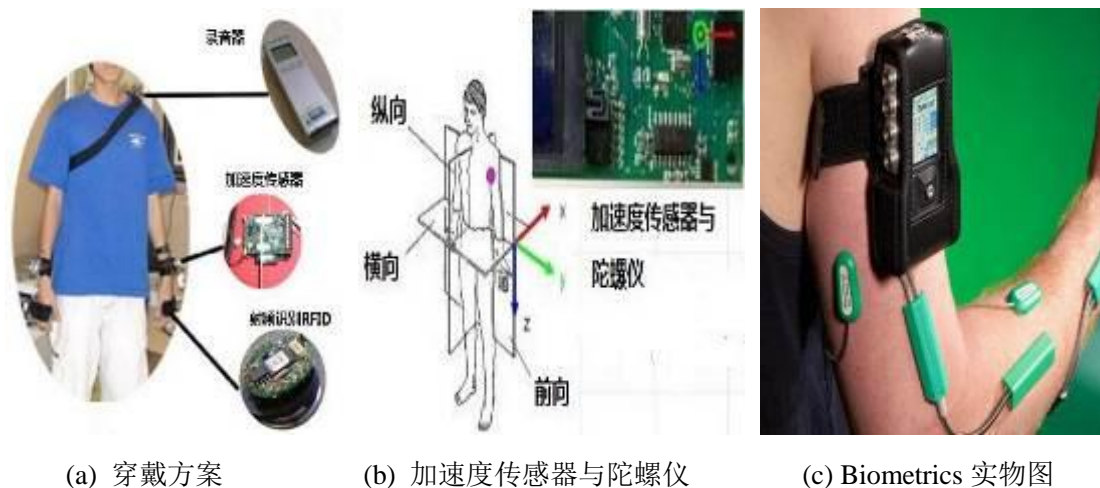


图 1.3 基于可穿戴式传感器行为感知

(3) 基于智能假肢以及外骨骼的方法：智能假肢要求佩戴的装置具有自适应控制功能，要求下肢传感器实时采集的数据迅速判断此刻的运动模式，然后经过姿态预测算法，在迅速判断运动模式基础上，实现对肢体下一时刻的状态实时地预测，同时将结果实时反馈给控制系统实现自适应效果。2007 年德国柏林工业大学研制的外骨骼康复机器人 TUPLEE，用来帮助大腿完成膝关节的屈伸动作^[12]。如图 1.4 左边所示，大腿的 sEMG 信号是由 6 个肌电电极所采集，角度和力的测量通过关节处的传感器测量。图右边为经典的 Hill 模型用来估计下肢的力矩模型，通俗的讲，将采集的 sEMG 信号估计出其对应的力矩大小，通过力矩的比例控制外骨骼肌的输出，通过力矩的反馈与校正处理，使得系统能够实时检测。

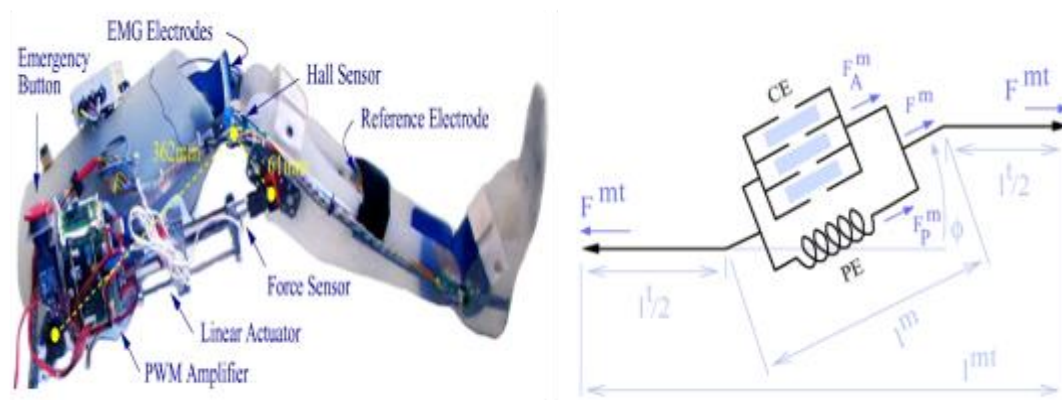


图 1.4 TUPLEE 外骨骼机器人模型

ReWalk 是美国 Argo Medical Technologies 公司研发的一款辅助人进行一些日常活动的外骨骼机器人，如图 1.5 (a) 所示，通过下肢的穿戴设备实现对日常活动的辅助，助力行动，并为损伤后的康复提供帮助^[13]。沈金虎等人^[14]设计了一个检测系统带有超声波传感器，如图 1.5 (b) 所示，针对步态进行分析，采用超声波检测下肢超声波的距离，实现对步态的频率与长度的确定，从而实现步态

的特征分析。2014 年 9 月,由北京大学研究人员研发的智能膝下假肢“风行者”^[15],如图 1.5 (c) 所示,由电机装置和控制系统组成动力踝关节,同时传感器能够根据地理环境实现对下肢动作的准确识别与实时控制。例如在走路、上下楼梯、站蹲、坐站等日常活动中,主动调整踝关节角度,自适应完成任务。



(a) 外骨骼机器人 ReWalk

(b) 下肢康复机器人

(c) “风行者”智能膝下假肢

图 1.5 智能假肢与机器人

本文作为下肢运动行为方向的研究,将选用实验室设备 Trigno 传感器系统与便携式表面肌电采集仪 Data Link SX230-1000,该系统将在后续章节进行详细介绍。

1.2.2 肌电信号研究现状

sEMG 信号具有微弱性、低频特性、非线性、时变性、模糊性等特点^[16]。通过运动单元的动作电位在时间与空间上的叠加形成肌电信号。中枢神经系统控制肌肉-骨骼的运动,sEMG 信号反应运动控制策略以及肌肉的参与情况等。不同肌肉产生的电信号传递着不同的动作及实施的力度大小等信息。

1.2.2.1 肌电信号的消噪处理

针对 sEMG 信号的非线性、非平稳、时变等特性,以及微弱的生物电信号特征,使得 sEMG 信号极容易受到许多因素的干扰。在实验过程中需要首先保证皮肤表层污垢、分泌的汗液、毛发、肌肉疲劳等因素的影响,然后在对噪声的干扰等进行处理。影响 sEMG 的噪声分为环境噪声干扰、系统本身干扰以及移动尾迹噪声干扰^[17-19]。

环境噪声干扰主要是实验采集中的电磁干扰,这种是固定频率的噪声,有手机信号的干扰,工频信号的干扰等,一般是 50Hz 频率的噪声叠加形成。系统本身的干扰主要是因为通道之间的干扰,容易让信号彼此间形成基线漂移现象^[20],因此信号处理之前需要减去均值信号。移动尾迹噪声使得信号的幅值变高,并且持续时间短等特征,可以通过阈值查找法,将其置为零,也可以优选小波去噪方法。

由于 sEMG 信号的频率最高 500Hz，一般主要能量集中在 200Hz 以下，所以可以选择带通滤波的方法进行消噪，从而刻画出真实有效的数据。

1.2.2.2 肌电信号的特征提取

sEMG 的特征分为 4 大类，即时域、频域、时频域和非线性特征^[21]。最常见和使用最多的要属时域特征，其特征的大多基于信号幅值，方法较简单，且复杂度小。时域特征代表有：平均绝对值（Mean Absolute Value, MAV），方差（Variance, VAR），过零点数（Zero Crossing, ZC）和威尔逊振幅（Willison Amplitude, WAMP）等参数特征。由于时域特征处理的是平稳信号，而 sEMG 是非平稳特性，处理信号时其复杂度也增加了，同时信号针对幅度的，从而导致干扰性变差。频域特性相对稳定些，代表有：平均功率频率（MPF），中值频率（MF）等。频域特征大多通过功率谱密度得到的，在 sEMG 信号中频域可以针对疲劳进行分析，但频域在经过傅里叶变换以后，产生局限性，通过将时间和频率的组合形成了时频域方法，表面含义是在不同时刻处频率的变化信息^[22]。时频域代表有：小波变换（Wavelet Transform, WT），短时傅里叶变换（STFT）等。时频方法分析结合时域与频域特征，尤其可以针对非平稳信号的分析。非线性特征代表：各种熵以及相关维度等。在分析时间序列信号时，可以构建的动力学模型或者设计相应的实验范式，提取 sEMG 信号的本质特性，通过熵值的分析，提取其复杂度，反应信号的本身属性。

1.3 肌电信号协同与相干性问题研究

步态协同运动是通过神经系统自适应募集一系列的肌肉协同激活命令来控制骨骼肌完成各种动作任务，而表面肌电信号由皮肤表面的动作电位叠加形成，与肢体的运动存在着关联性。肌肉协同分析借助肢体运动时的 sEMG 信号来分析动作特性和感知行为模式，而随着肌肉相互间的协同作用使得 sEMG 信号之间的相干性也发生剧烈变化，因此可以通过分析信号间的协同与相干性来揭示中枢神经系统（CNS）运动控制策略、以及对运动功能或者康复效果的评估^[23]。

1.3.1 肌肉协同性研究

在人体运动过程中，多个肌肉-骨骼的自由度协同在一起，通过中枢神经系统作用，形成具有耦合、低维度特征的控制单元即为协同元（Synergy）^[24]。协同元是生成肢体动作的构造块，同时也反应每个模块中单块肌肉的相对贡献程度，而中枢神经系统通过控制激活系数来关联协同元，不同肌肉产生不同程度的激活，通过信号幅值的变化，产生相应的动作。协同作用是由多块肌肉产生，同时多组协同中可能出现同一块肌肉。近些年来肌肉协同分析在运动康复工程领域^[25]、肌电接口交互^[26]、运动训练等相关领域得到运用，并取得了可喜的进步。

在运动康复领域,由于肌肉协同编码的神经结构损伤,会导致一定的运动功能障碍,同时募集到的协同结构改变或者协同数目减少等^[27]。通过对运动模式的分析,协同元的数量等进行健康状况的评估,中风患者采用康复机器人对上肢患处进行康复训练并跟踪研究,随着康复阶段的加深,中风患者的患侧肌肉协同结构逐渐恢复和正常人一样^[28, 29];通过对协同元的对比进行量化评估分析,以及康复训练的指导,同时为临床治疗提供新方法。

在人机交互控制领域,对于人机交互的肌电信号接口中,运用协同理论实现动作行为的控制。当今社会肢体残疾占有较大的比重,而康复中基于 sEMG 信号的轮椅、假肢、机器人控制都在人机交互领域。为了辅助康复训练,利用肌电控制使患者完成自主运动进而改善患者运动功能,采用肌电控制驱动功能电刺激(FES)、虚拟游戏康复训练等^[30]。文献[31]通过肌肉协同理论推出 sEMG 信号的数学量化公式,针对肌肉力和激活系数之间的关系,建立了肌肉协同产生模型,为多自由度的控制奠定了基础,也是人机交互领域的很好应用。

在运动训练领域,肢体动作的协同控制方式通过大量的有节奏的运动模式或离散的运动模式表现出,并反应在肌肉群中单块肌肉的相对贡献程度^[32]。健康人的协同动作需要多块肌肉的协同配合才能顺利完成,而对于神经系统损伤患者的运动就会出现一些肌肉不能协调起来,导致相应的运动功能障碍。文献[33]在跑步机上以不同速度爬行,探讨人体肢体内和肢体间肌肉协调机制,采用非负矩阵分解提取每个肢体上的协同作用,结果表明肢体内协调在人类爬行时相对稳定,不同速度下的协同结构保持良好的一致性,揭示了协同运动的基本控制机制^[34]。文献[35]从肌间协同-耦合的联合角度出发,分析不同受试者间的差异。结果表明,协同性较高的肌肉间耦合关系较强,揭示了神经控制运动规律与肌肉相互配合方式,为运动障碍患者的功能分析和评价提供了科学依据。文献[36]研究是否直线和曲线走路共享相同的神经-运动组织,通过非负矩阵研究肌肉协同作用,固定肌肉协同元或激活系数来应用于直线条件,这个研究表明,直线和曲线走路共享控制指令,将动力学策略应用于新的生物力学。前人的研究提供了很好的理论基石和依据,对于以 sEMG 信号技术为基础的人机交互方面的研究需要更加深入化。而随着机器学习和人工智能的火热相对于协同方面的研究更加精细化、识别率等方面也得到很好的提高。

1.3.2 肌电相干性研究

肌肉通过激活以后,肌肉间的同步一致性可以通过肌肉之间的相干性来表现。相干性一般分为时域与频域两种,时域相干性反应在两信号的相位差检测,本文中肌肉间的相干程度体现在频域,分析神经系统控制下肌肉间的相互影响以

及运动功能间的联系^[37]。目前相干性分析在探索人体运动神经控制的肌肉活动以及生物医学领域广泛应用，主要信号源为脑电（Electroencephalograph, EEG）信号和肌电（EMG）信号，可分三类研究：EEG-EEG 相干性研究、EEG-EMG 相干性研究和 EMG-EMG 相干性研究。

脑区之间的相干性（EEG-EEG）。以中枢神经系统角度出发，通过其相干性指标来揭示脑功能网络间的功能性连接与同步振荡，从而用来查找脑疾患者的病因，为脑病患者的康复提供理论支撑^[38]。Kukke 等人^[39]通过肌张力障碍的患者与正常人对比，研究发现在静息的时候，患者的 EEG-EEG 相干性明显比正常人小，且患者随着病情的加重而逐渐减小。Serrien 等人^[40]研究中指出，在 α 频段中，抽动症患者的前额叶和中额叶区间具有高度的相干性，并进一步分析，在脑卒中患者的康复阶段，同侧皮层代表着与动作任务相关的运动信息，这种研究发现很好的解释了神经元的功能代偿行为^[41]。

脑-肌（EEG-EMG）之间的相干性。EEG 与 EMG 相干性是在各种频率下的关联性，同时对于 sEMG 信号也称为皮层肌肉相干性（Corticomuscular Coherence, CMC）。通过相干性分析可以用来检测神经对肌肉的支配情况，频段值的变化可以定量评估神经病变导致的疾病严重程度^[42]。马培培等人^[43]研究在中风患者的下肢完成“屈”和“伸”动作时的 EEG-EMG 的相干性，分析发现在运动功能康复阶段，患者的健康处与病患处的相干性差异值会逐渐减小。Tatsuya 等人^[44]通过 CMC 分析，用来评估中风后患者的同侧与对侧大脑运动皮层间的功能连接，发现对侧大脑的运动皮层与肌肉之间存在功能性耦合关系，皮质脊髓通路的强度影响着病变对远近端肌肉的影响。

肌肉之间（EMG-EMG）的相干性。反应两块肌肉在动作下频率范围的关联情况。文献[45]通过肌肉间的相干性分析脑瘫患儿与正常儿童步态异常的原因，利用多变量 AR 模型对比分析不同组间的差异性指标以及相干程度指标的影响。文献[46]分析在运动疲劳时，主动肌与拮抗肌同步下的输入特征变化情况，并对疲劳的负荷持续时间增加对相干性的影响，以及不同频段的显著性差异分析，同时肢体的运动控制与中枢神经系统下的命令是不可分的。

1.3.3 sEMG 信号运动疲劳研究

由于连续的运动势必导致肌肉产生肌力下降，不能维持所需的功率输出，这是疲劳的宏观表现^[47]。一般肌肉疲劳阶段分为不疲劳阶段、过度疲劳和极度疲劳阶段^[48]。内分泌系统的生化指标测量，如耗氧量、血流等^[49]指标可以反应肌肉疲劳状况，sEMG 信号的疲劳研究一直是学者不容忽视的问题，sEMG 信号的幅值与频率可以反应疲劳的过程。

(1) 时域与频域指标。有学者经过研究发现,在最大随意收缩范围内, iEMG 随着时间的增长而出现正比现象, 相关研究表明, 当肌肉疲劳时, 中值频率 MF 与平均功率频率 MPF 频域指标下降, 同时高频处的信号相应减少, 低频信号相应增加, 还伴随着功率谱向左移动的现象^[50]。

(2) 幅频联合分析法。融合 sEMG 信号的时域与频域特征来分析肌肉疲劳的指标影响, 同时也考虑 sEMG 信号的频率和振幅^[51]。原理如图 1.6 所示, 张非若等人将此方法应用于上肢的肌肉疲劳研究中, 通过实验数据得出结果, 表明在运动过程期间, 肌肉经历了如下四个阶段, 疲劳、恢复、负荷减少以及负荷增加阶段^[52]。

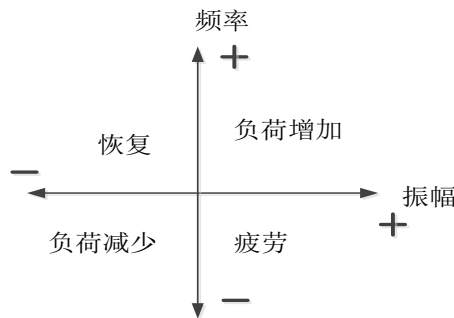


图 1.6 幅频联合分析法

图中, 加号具有增加意义, 减号具有减少意义。当负荷加重时, 相应的频率与振幅增加; 频率下降, 振幅增加, 表明此时肌肉处于疲劳状态; 当频率和振幅都下降, 表明肌肉未尽全力, 对应着负荷减少; 当振幅减少, 频率增加, 表明肌肉处于恢复阶段^[53]。

(3) 时频分析方法。有学者^[54]提出利用小波变换将信号分解成不同的频段, 由不同频段的能量来反应疲劳前后的变化情况。胡淑娴等人^[55]通过希尔伯特-黄变换得到的瞬时频率变化情况, 应用于运动中的疲劳分析, 从而得到不疲劳阶段、疲劳以及极度疲劳阶段。

1.4 存在问题分析

人体的下肢运动是一个复杂的运动过程, 由一些基本动作组合而成, 下肢的运动模式主要通过中枢神经系统控制的多肌肉-骨骼共同完成的运动系统。对于肌肉协同理论所阐述的, 特定运动功能是由每一个肌肉协同构成的。基于下肢动作的肌电方法研究成果斐然, 但是也存在一些问题:

(1) 大多只针对协同性或者相干性研究, 基于协同-相干性的同步研究较少。

(2) 激活系数作为特征反应人体运动意图, 需要充分解耦以后, 才能进行特征分析, 但没有其他信息融合分析, 导致识别率不高。

(3) 对于协同模块间的频域研究, 相互间的作用以及存在的一些规律等还需深入分析。

(4) 个体差异性导致的协同结构间的功能性不稳定, 以及模块间存在的一些因素的影响。

1.5 本课题研究内容

本文旨在日常活动中的步态与蹲站运动下的 sEMG 信号进行分析, 对比一些消噪方法, 包络线的提取, 协同元与激活系数模块的提取, 分析模块间的特点以及运动功能映射, 最后对协同模块中参与的肌肉进行相干性分析。本文总共分为如下六个章节:

第 1 章 概述了下肢运动行为的课题背景和研究意义。主要包括肌电信号的消噪处理、特征提取的优缺点以及适用范围, 肌肉协同与相干性, 肌肉疲劳信号分析与指标进行阐述与总结。重点对协同与相干性的现状研究。

第 2 章 从下肢运动行为信息的采集入手, 对肌电信号产生机理以及特征进行分析, 尤其是肌肉的结构分布, 运动功能, 行为动作等。对信息采集的实验范式进行设计, 针对日常活动中的蹲起与步态动作进行信号的采集, 同时肌肉选取的方法依据动作下的肌肉贡献度来确定的。对活动段 sEMG 信号的划分总结了三种方法, 分析其优点与弊端。

第 3 章 肌电信号消噪方法的介绍, 通过经验模态分解 (EMD)、集合经验模态分解 (EEMD) 和局部均值分解 (LMD), 三种方法进行对比分析对应的信噪比和均方根误差两个指标, 结果表明 LMD 分解具有较好的消噪效果。

第 4 章 针对消噪过后的信号, 提取其包络线; 考虑信号的特点, 采用非负矩阵分解算法对站-蹲与蹲-站、步态运动进行分解, 根据 VAF 指标来重构原始信号, 最终得到协同元与激活系数模块, 并对协同结构间进行排列组合熵分析和功能性映射, 这些结果与肌肉的生理功能相符, 同时也证明了结果的准确性; 展开分析疲劳下站-蹲与蹲-站的模块间的一些变化。

第 5 章 研究协同模块中肌肉之间的关系特性, 采用相干性分析进行比较。小波相干性分析了 sEMG 信号的频域范围, 接着步态与蹲站下的每个模块中协同性较高的肌肉对与协同性较低的, 进行相干性分析, 最后对步态运动对应下的协同模块中的信号进行频带局部能量与小波频谱进行分析, 发现协同作用中的规律。

第 6 章 归纳并总结了本文的科研成果, 提出了一些尚存或需要改善的问题, 最后对协同-相干性方面的后续工作进行展望。

第 2 章 下肢运动行为信息获取

人体的下肢运动是一个复杂的运动，不仅由一些基本动作组成而且需要多块肌肉的相互参与。下肢的运动模式主要通过中枢神经系统、骨骼关节和肌肉联合控制的。人的日常运动行为如走路、跑、蹲起、上下楼梯等，通过对这些动作的分解，得到基本的运动单元模块，利用获取的模块信息，实现动作模式的细分与协同控制等，为临床诊断、智能假肢控制、医疗康复等领域提供重要的信息。

2.1 下肢肌肉结构与肌电信息

2.1.1 肌电信号产生机理

骨骼关节、神经和肌肉是组成人体运动系统的重要元素，而日常生活中经由神经系统调节骨骼肌中的肌纤维来控制肌肉的收缩或舒张^[56]。下肢运动产生机理一般是由脊髓发出运动指令传输到脑干，接着把指令发送给大脑皮层的中枢神经系统（CNS），而后神经纤维中的轴突与肌肉中的肌纤维发生耦合作用，然后产生反射现象，刺激控制运动的神经元使其产生电脉冲，沿着轴突传给肌纤维产生运动信号，并响应给下肢的各个关节，使其产生外在的作用^[57]。系统之间相互作用关系以及肌电信号形成机理过程如图 2.1 所示。

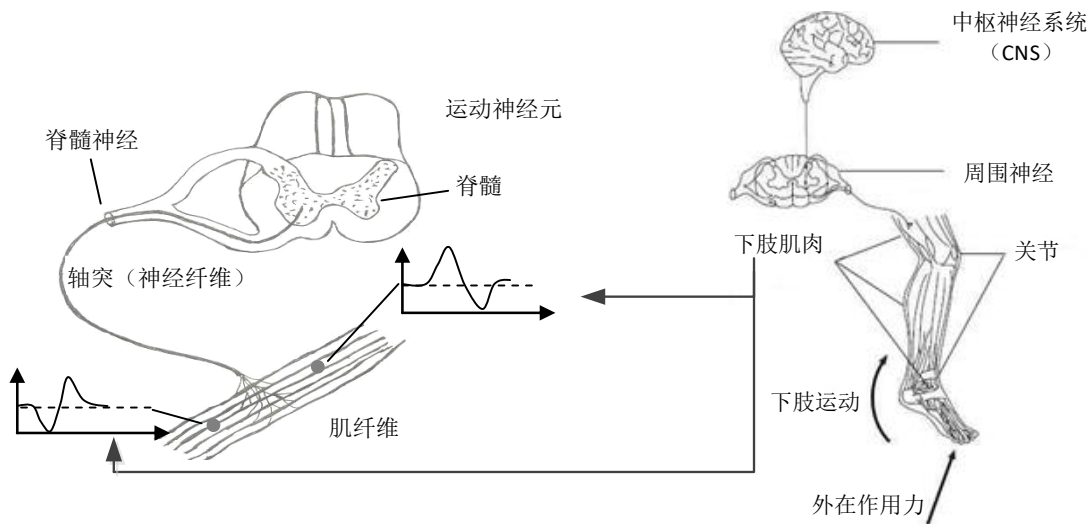


图 2.1 系统间关系以及肌电信号形成机理

多块肌肉协同在一起才能完成不同动作模式，只靠控制单块肌肉是无法完成基本动作的。通过中枢神经系统控制，随后建立肌肉激活模式序列，当肌肉被激活后，肌纤维信号比较活跃，使得肌肉群舒展，通过控制关节的动作，从而改变下肢运动意图。

2.1.2 下肢肌肉结构

下肢运动行为主要通过 CNS 控制骨骼，产生相应的关节动作进而刺激肌肉等完成下肢的基本运动^[58]。下肢有 3 大关节为髋、膝和踝关节，在其两侧分布着 62 块骨头。下肢的肌肉是由分布在大腿、小腿、足部、以及部分臀部的肌肉群组成^[59]。如图 2.2 所示为下肢主要肌肉群分布情况。

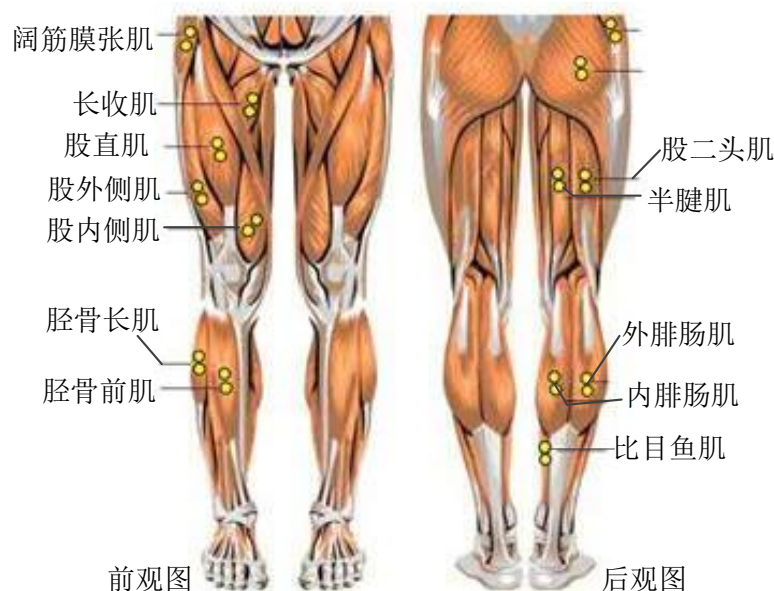


图 2.2 下肢主要肌肉群分布

大小腿中的肌肉群负责完成下肢动作，在相应的动作过程中，肌肉的参与比重都不相同，激活阶段也不相同^[60]。具体如下：

(1) 股直肌 (Rectus Femoris, RF)：分布在大腿最前面，主要功能为控制髋、膝关节的弯曲与伸展。

(2) 股内侧肌 (Vastus Medialis, VM)：紧挨着膝关节上面分布，分别在股直肌的两边，主要功能是负责膝关节动作的伸展。

(3) 长收肌 (Adductor Longus, VL)：分布大腿内侧和股直肌上方，主要功能是负责大腿的一些动作和髋关节的微屈动作。

(4) 阔筋膜张肌 (Tensor Fasciae Latae, TF)：分布在大腿最上面且在外侧。负责髋关节的弯屈动作。

(5) 半腱肌 (Semitendinosus, ST)：位于大腿后侧，偏大腿内侧，脂肪层较厚，分布范围较长。负责是髋、膝关节的伸展与弯屈动作。

(6) 胫骨前肌 (Tibialis Anterior, TA)：分布在小腿的前侧，肌肉较明显，踝关节背屈，以及一些其他的日常动作。

(7) 内腓肠肌 (Gastrocnemius Medialis, GM)：分布在小腿后面的内、外侧的肌肉，两块肌肉在一起，有着连接脚后跟跟腱的效果，在脚的摆动与支撑阶段起作用。

(8) 比目鱼肌 (Soleus, SO)：位于最底端的肌肉，在腓肠肌的下面，负责足部的旋转以及抬起动作。

2.1.3 下肢肌肉选取

表面肌电信号是动作下肌肉的收缩，导致肌纤维产生的生物电信号，然后经过叠加产生的。对于研究不同动作下的肌电信号，由于肌肉位置选取不同，运动功能不同，肌肉的收缩强度以及放松程度等都不相同。对于本文下肢动作行为分析，使得肌肉的选择很重要。

实验中肌肉的选取依据各块肌肉在特定时间下完成某动作的贡献程度。某一块肌肉的积分肌电值除以其在整个动作中选取的所有肌肉的积分肌电值总和^[61]。如公式 (2.1) 所示。

$$r_i = \frac{\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} |x_j|}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} |x_j|} \quad (2.1)$$

上式中， k 为肌肉的个数， N_i 为样本点数， x_j 是为第 j 个样本点。

由于单纯的动作比较容易识别且识别率非常高，对日常下肢的行为动作识别意义不大，因此本文仅考虑下肢动作下的肌肉之间如何相互协同配合以及相互间的关系等。

2.1.4 表面肌电信号特点

下肢运动是神经中枢系统控制下的复杂运动，由关节-骨骼-肌肉组合来实现运动行为。微弱的肌肉收缩在时域表现出较大的信号变化，通过将 sEMG 信号用于下肢运动行为分析，揭示运动控制策略以及运动产生机理。

sEMG 信号具有三个明显的特点：

(1) 幅值特点。肌肉的收缩程度表现为幅值的大小。健康人的峰值一般为 1~3mv。肢体残疾患者的幅值较小，比健康人减少几倍甚至几十倍。

(2) 频域特点。动作产生的 sEMG 信号可分解为不同的频率。分布在不同位置的肌肉，产生的频率也会不同，总之，肌电信号的频率分布在 0~500Hz 之间，信号的主要频率在 20~250Hz 之间。

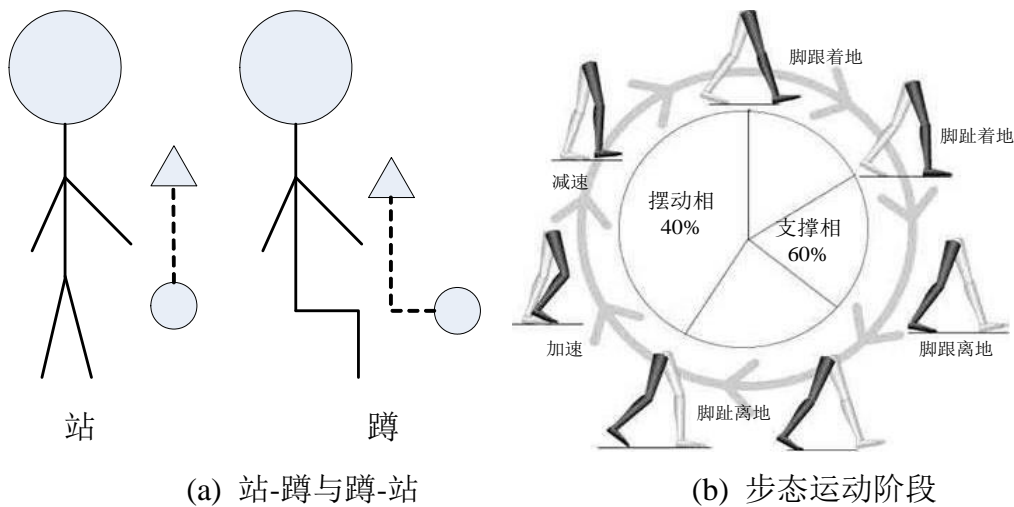
(3) 差异性。不同动作下，肌肉的收缩不同，肌电信号的时频特性和功率谱分布等指标，都具有明显的差异性，可应用于人机交互接口研究和肌肉协同性的分析。

2.2 下肢运动行为信息

人体日常行为的动作种类较多，而且对应动作的表现形式存在差异性，通过对运行行为的研究，需要具备许多领域的知识与学者的共同努力。同时需要在不同动作模式或实验范式下，不同信号或者特征的相结合研究。本文将动态行为动作分为站-蹲、蹲-站动作和步态运动行为两种类型。

2.2.1 下肢运动行为特点

站-蹲与蹲-站动作是典型的日常行为，动作表现为多关节的组合运动，以膝关节的屈伸运动使得相应肌肉群协调动作，同时大腿与小腿的肌群共同维持动作，简易模型如图 2.3 (a)。步态是下肢运动的一个复杂的动作过程。完整的步态周期从单侧脚跟着地到该侧脚跟再次着地的过程，支撑相与摆动相组成步态周期^[62]。步态通常也可以被细分成许多阶段，完整的步态周期可以分为如图 2.3 (b) 所示的阶段。



(a) 站-蹲与蹲-站 (b) 步态运动阶段

图 2.3 人体步态阶段分析

在步态完整的周期中，根据脚跟与脚尖着地情况，可以分为脚跟、脚趾的着地与离地阶段，相对应于支撑期的支撑前、中、后 3 个阶段。

2.2.2 动作行为获取

运动信息分析是下肢运动行为研究的基础。采用图像或视频信息获取步态的方法，可以通过高清摄像头或者 Kinect 深度摄像机，采集运动中的图像序列信

息，可应用于安防监控，机器视觉等。但面临存储空间大，成本昂贵，遮挡等问题。

三维运动系统通过捕捉发光点（Marker 点）目标的位置信息，通过足够多的相机并以环绕方式同步拍摄，能够准确确定空间运动点的空间位置，从而记录下肢运动行为轨迹信息，以图像的形式展现在显示界面上，同时输出运动的时序信息，可以对采集的图像信息或实时数据信息进行处理和分析^[63]。

生物电信息如加速度信号、足底压力信号等反映了运动空间的速度变化、运动轨迹、重心变化等情况，如果单独使用一种信号信息不能较好的反应人体的下肢运动行为，因此有学者将采集的关节角度、压力信号、加速度信号等进行融合处理，提取其特征进行分析，取得不错的效果。由于 sEMG 信号属于生物电信号，能反映人体的运动意图以及内在生理信息，针对步态阶段的运动信息，通过分析不同阶段的肌肉参与情况以及各肌肉的运动功能，可以定量描述下肢运动行为，具有现实的可行性。

2.3 实验采集信息

本文主要研究日常生活中的动作，以站-蹲、蹲-站和平地行走的三组动作为例展开分析。采用便携式表面肌电采集仪 Data Link SX230-1000，Trigno 无线采集器，三维运动捕捉 Vicon 系统。

2.3.1 实验采集设备

根据单块肌肉参与某个动作的贡献程度，使用便携式表面肌电仪采集右大腿与小腿的肌肉信号，利用运动捕捉系统的摄像头记录发光点的空间运动信息以及足部运动轨迹。



(a) Data Link 采集仪 (b) 表面电极和电极贴

图 2.4 肌电信号采集设备

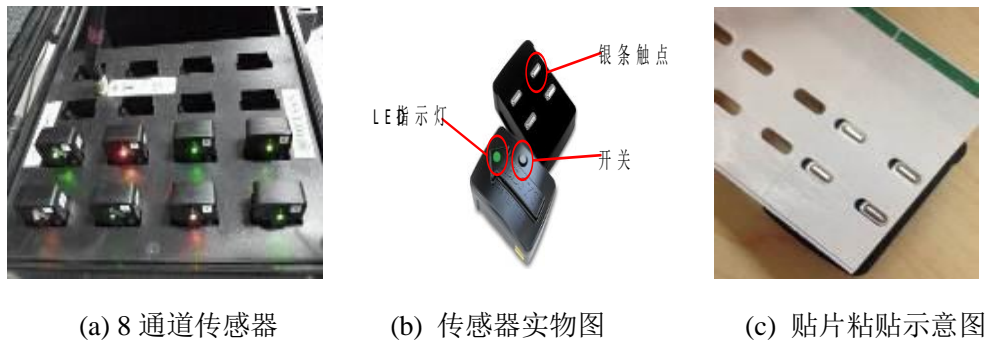


图 2.5 Trigno 无线采集仪

表面肌电信号的采集分为有线和无线的两种仪器，如图 2.4 (a) 所示的表面肌电采集仪 Data Link SX230-1000，采样频率 1000Hz，2.4 (b) 为表面电极与电极贴片。Trigno 无线肌电传感器实物如图 2.5，利用 4 个银条触点与皮肤亲密接触，保证银条与皮肤之间无空隙，这样才能很好的采集 sEMG 信号。传感器的粘贴使用配套的粘性接口贴片如图 2.5 (c) 所示，该粘性接口不要覆盖 4 个银条触点，防止影响采集效果。

2.3.2 实验注意事项

本文主要研究站-蹲、蹲-站与平地行走的下肢运动行为。考虑个体差异因素的影响，本实验采集 11 名健康成年男性受试者的表面肌电信号，这些成年人没有步态异常状况或者家族遗传史。

实验过程和注意事项。首先，对实验者的身体指标数据（年龄，身高，体重等）进行记录，准备好本实验所需的材料（消毒酒精、电极贴纸等），按照解剖中记录的肌肉位置；然后，通过不断屈伸动作查找肌肉，将选取的肌肉依次编号。最后，用 95% 的酒精蘸上棉花对皮肤表层污垢进行清理，必要时可剔除表面毛发。通过酒精的清理很重要，不仅能够减小皮肤间的阻抗作用，还能增强贴片与皮肤的粘性。

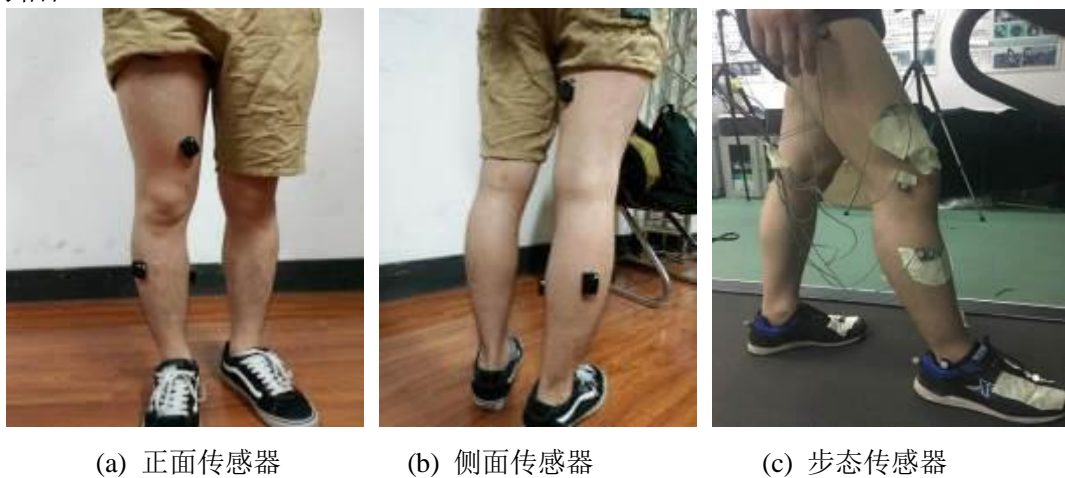


图 2.6 传感器粘贴示意图

将表面电极贴在标记的肌肉位置，正负电极沿着肌肉的纹理方向进行粘贴，接着对软件的采集环境进行安装配置，同时对传感器进行校准。采取试凑法，先对采集的几组数据的界面进行显示，看其是否存在漂移、奇异值等；存在可能由于肌肉选取位置不准或者贴片与皮肤间有空隙等问题，接着对问题进行解决，重新寻找肌肉位置再贴，直到信号比较稳定。

站-蹲与蹲-站采用 Trigno 无线机电传感器，蹲起动作不会因为外接线影响采集效果。为了考虑协同结构的影响选取不同肌肉进行分析，选取的肌肉不同于步态运动下的肌肉，其传感器粘贴如图 2.6（a）和 2.6（b）所示。步态下的实验者采集情况如图 2.6（c）所示。

2.3.3 实验方案设计

站-蹲与蹲-站实验范式如图 2.7 所示：因为无线采集仪方便、小巧，蹲起动作不会因为外接线影响采集效果。实验者保持双腿迈开与肩膀同宽，保持上半身直立状态完成站-蹲与蹲-站动作，每个动作保证匀速 2-3 秒，每采集 1 组后休息 2 秒，一位实验者采集 4 组，接着实验者持续站和蹲动作，直到肌肉疲劳酸痛，无法完成动作，紧接着对其进行疲劳阶段数据采集，最后结束。

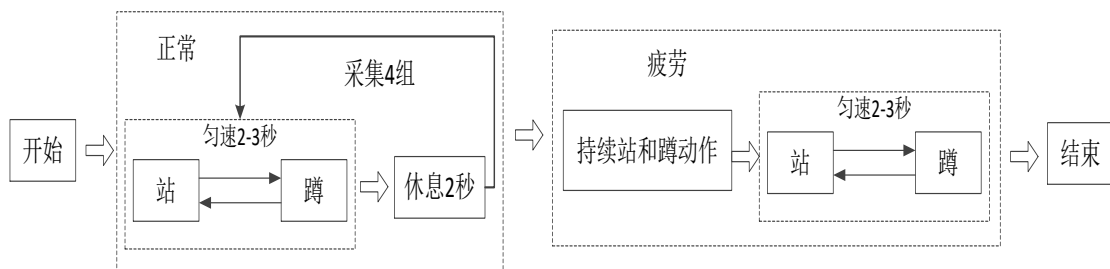


图 2.7 站-蹲和蹲-站下的采集范式

步态实验范式如图 2.8 所示：采集之前对实验者有过一定的规范动作讲解与培训练习。受试者在跑步机上以 1.3m/s 的速度匀速行走，为了保证信号的平稳性以及肌肉间的充分解耦或激活作用。在实验开始采集者运动 20 秒后，才开始记录数据，每个人的采集时间不能超过 60 秒，采集一组后，休息 5 分钟，避免疲劳影响。



图 2.8 步态采集实验范式

步态运动在三维运动捕捉 Vicon 系统装置下的实验采集示意图，如图 2.9 所示。

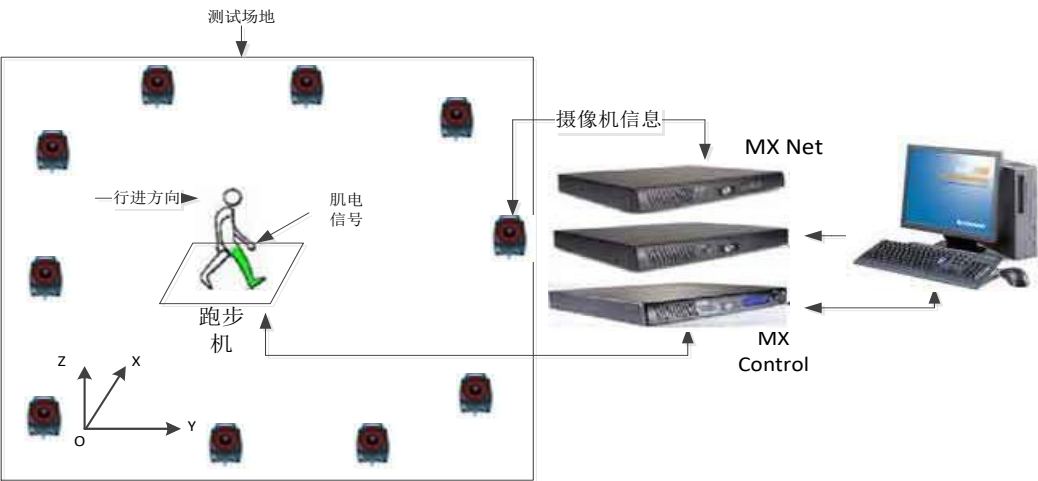


图 2.9 动作捕捉下的步态采集系统

站-蹲与蹲-站选取 Trigno 无线肌电仪来完成。Delsys 公司的 Trigno 无线传感器的采集界面集传感器如图 2.10 所示。



图 2.10 表面肌电信号采集界面

采集数据之前可设置传感器通道个数及传感器采集频率、采集时间等，创建保存采集数据的文件夹，确定信息后进入工作界面。采集界面中显示各个传感器所采集的 sEMG 信号以及通道数量等，采集的肌电信号比较明显且周期性较好。

2.3.4 下肢肌肉的运动功能

根据下肢运动时肌肉的贡献程度，在站-蹲与蹲-站动作下，选择大腿和小腿共 8 块肌肉，肌肉的选取与运动下的肌肉功能如表 2.3 所示。

步态运动下同步采集下肢 8 块肌肉的肌电信号以及三维运动捕捉信号。其 8 块肌肉选取按大腿到小腿顺序。步态下的肌肉选择如表 2.4 所示。

表 2.3 站-蹲与蹲-站下肌肉选取及功能

序号	肌肉名称	功能
1	股内侧肌(VM)	膝关节伸肌，髌关节弯曲
2	股二头肌（BF）	膝关节弯曲，小腿转向，髌关节伸展
3	半腱肌(SE)	膝关节弯曲，小腿转向，髌关节伸展
4	比目鱼肌(SO)	踝关节伸肌，足跖屈，维持站立
5	胫骨前肌(TA)	踝关节屈肌，足背屈
6	腓肠肌外侧(LG)	踝关节伸肌，足部摆动和支撑
7	股外侧肌(VL)	膝关节伸肌，髌关节弯曲
8	股直肌(RF)	膝关节伸肌，伸小腿，髌关节屈肌，屈大腿

表 2.4 步态运行下的肌肉选择

通道		肌肉中文名称	英文简称
右大腿	Ch1	股内侧肌	VM
	Ch2	半腱肌	SE
	Ch3	长收肌	AL
	Ch4	阔筋膜张肌	TFL
	Ch5	股直肌	RF
右小腿	Ch6	胫骨前肌	TA
	Ch7	内腓肠肌	GM
	Ch8	比目鱼肌	SO

2.4 活动段 sEMG 信号划分

sEMG 信号的划分是所有后续工作的重要一部分。只有划分好动作区与非动作区的信号，才能有效的进行特征信号的提取以及模式分类等。

(1) 通过信号幅值滑动法划分

在步态运动中，加速度信号（ACC）变化最大时刻发生在脚跟着地瞬间，数据方面体现为加速度信号的波形峰值变化，这样两峰值之间的部分为一个步态周期。根据实验室的采集仪器 ACC 的采样频率为 150Hz，而 sEMG 的信号采样频率为 2000Hz，实验中加速度和肌电信号同步采集，从而由加速度信号确定步态起始点并线性映射到 sEMG 信号上。

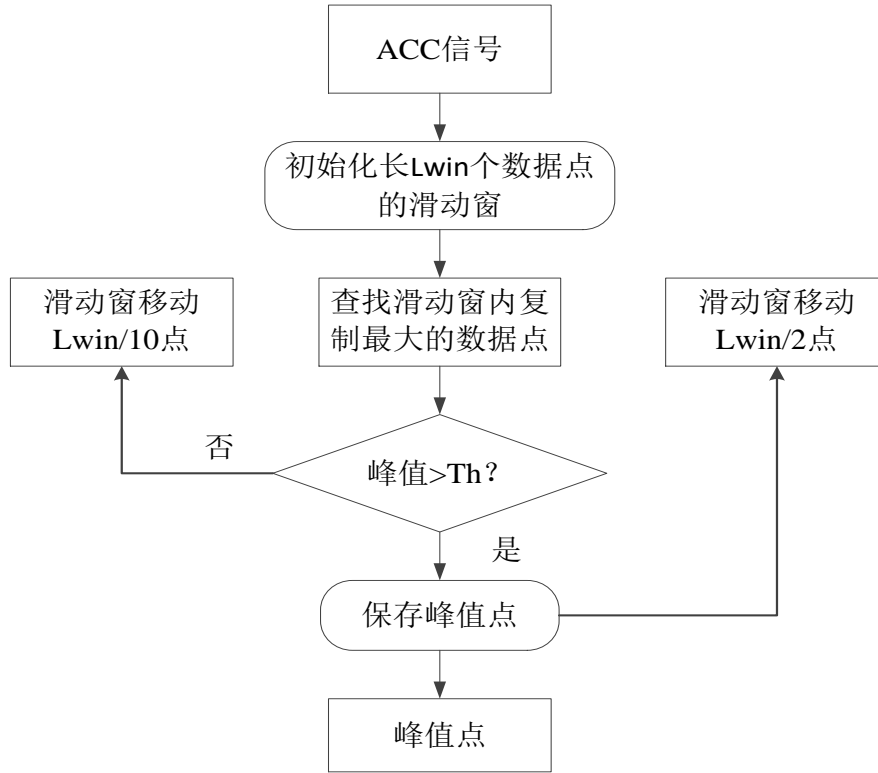


图 2.11 幅值滑动分割流程图

滑动时间窗的窗长为 $Lwin$ ，其阈值 Th 选取参考下式。

$$Th = \overline{ACC} + 0.5std(ACC) \quad (2.2)$$

\overline{ACC} 为 ACC 信号的均值， $std(ACC)$ 为标准差。以四通道 sEMG 信号为例，计算其在 t 时刻的平均绝对值为公式 (2.3)，接着计算 64 点平滑窗移动的平均平方和为公式 (2.4)。

$$EMG(t) = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 |x_i(t)| \quad (2.3)$$

$$EMG_M(t) = \frac{1}{W} \sum_{i=t-w+1}^t EMG(i)^2 \quad (2.4)$$

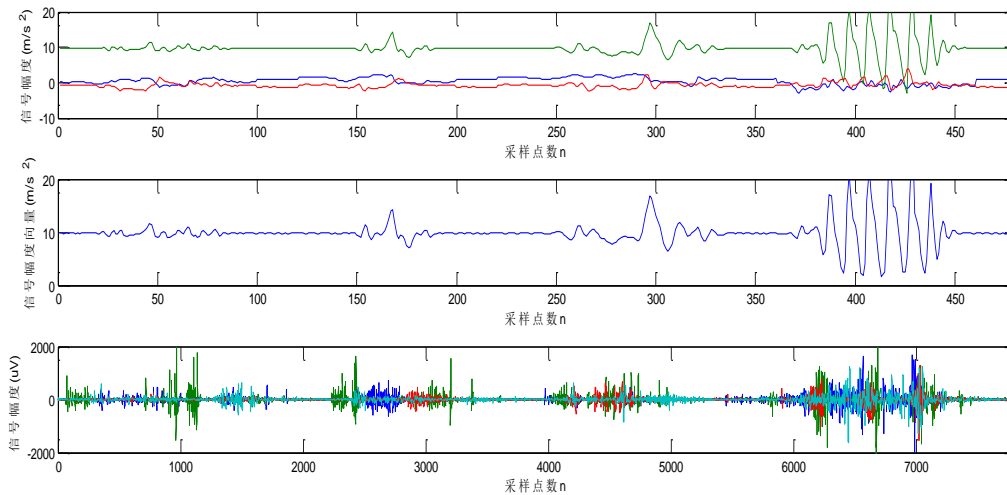


图 2.12 肌电信号幅值滑动

基于 sEMG 信号幅值的方法对活动段的数据划分稳定性较好,尤其对连续动作比较有效,处理时间迅速,实时效果好。

(2) 能量阈值的 sEMG 信号分割法

sEMG 信号的窗口能量作为肌肉动作的开始和结束的判别标准,阈值的选取是个关键一步,针对非动作区域信号采用小波变换技术进行滤波,并提出分割阈值自动调节方法依据分割点特征。此方法具有不考虑测试者自身和环境因素,不需要人工设定初值。该方法流程图如 2.13 所示。

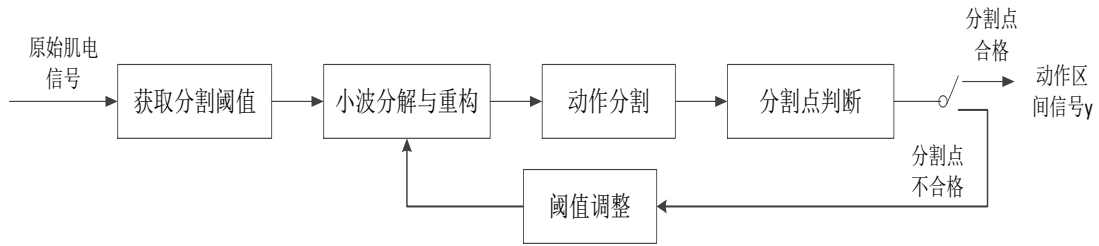


图 2.13 能量阈值分割法

该方法解决了人工反复试验设定分割阈值的麻烦,并利用小波变换滤波降低分割难度,并根据运动始末点特征,利用阈值调节函数,使得分割结果更加准确。此方法比较复杂,计算量非常大,不适合在线实时处理。

(3) 高斯能量阈值划分

下肢运动的真实情况由能量阈值表现出来,因此可以划分动作区与非动作区。本文以 sEMG 信号为例进行分析,对 sEMG 信号进行拟合,由正态分布的性质设定活动段的开始和结束阈值,从而实现拟合函数对 sEMG 信号的有效划分。针对特定时间段内的 sEMG 信号,计算其对应的能量,如下式:

$$E = \int_t^{t+\Delta t} f(t)^2 dt \quad (2.5)$$

其中, sEMG 信号为 $f(t)$, t 时刻对应的能量值为 E 。公式 (2.5) 可以利用式 (2.6) 来近似代替。

$$E = \int_t^{t+\Delta t} |f(t)| dt \quad (2.6)$$

如果能量值 E 等于幅值绝对值,那么需要满足 Δt 足够的小。本文是以信号的简化形式标记的,如公式 (2.7),为多通道 sEMG 信号的最大绝对值幅值点。

$$E = \max(|f_1(t)|, |f_2(t)|, \dots, |f_n(t)|) \quad (2.7)$$

上式中, $f_i(t)$ 为 t 时刻对应的第 i 个信号的幅值。

如图 2.14 为完整步态下的 sEMG 信号,图 2.15 为该步态下的拟合函数曲线。

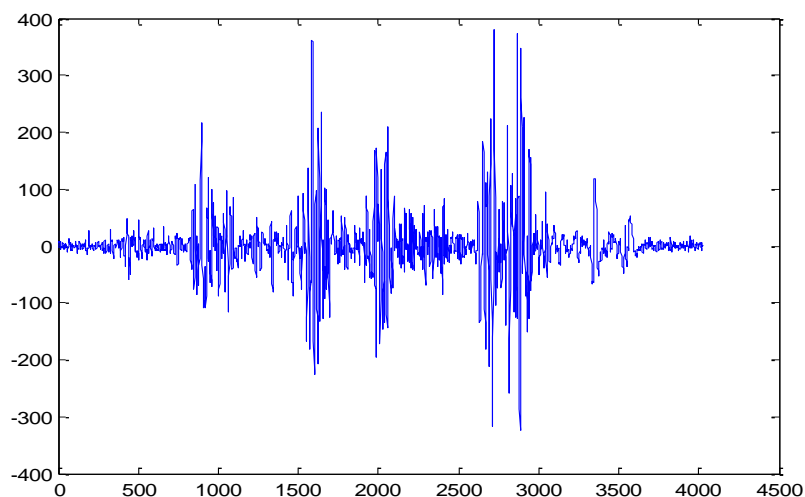


图 2.14 完整步态的 sEMG 信号

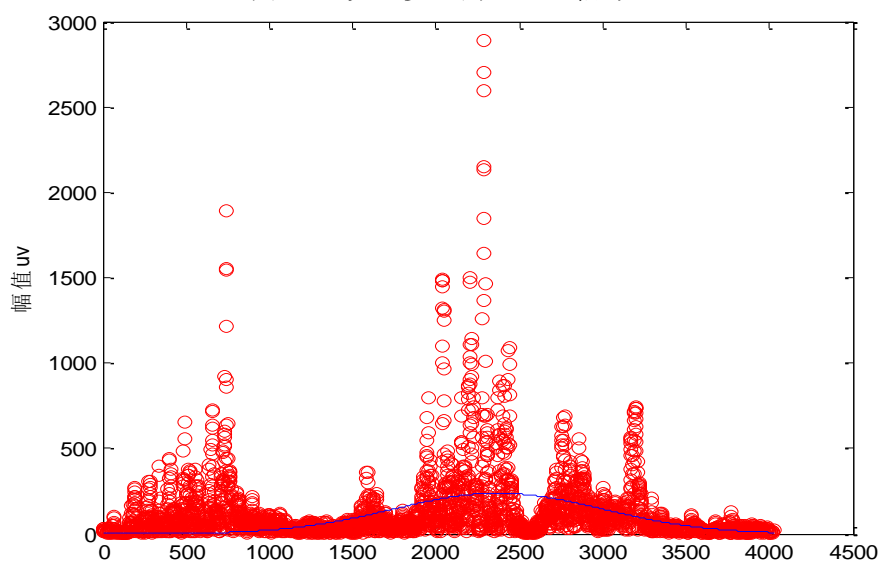


图 2.15 完整步态下的 sEMG 信号拟合图

通过分析图 2.15 可得，蓝色的曲线代表能量曲线，对应于相应的动作，该曲线满足正态分布曲线，从而可将多通道的 sEMG 信号能量曲线拟合成对应的高斯函数，对应的公式如下：

$$E(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2.8)$$

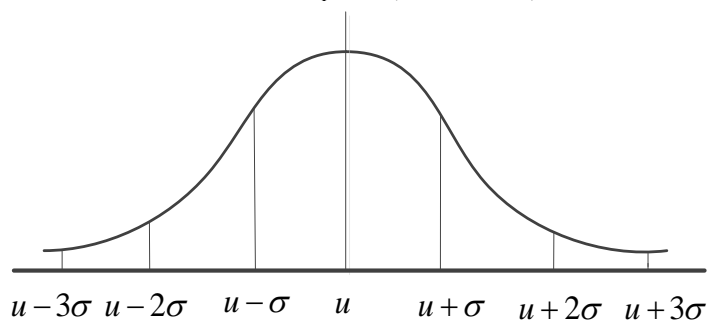


图 2.16 高斯函数信号特性

高斯函数有如图 2.16 的正态分布特点。本文以 $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$ 作为活动段的区间。动作开始执行满足 $E(x)$ 大于活动开始时的阈值 $E(\mu - 2\sigma)$ ，活动结束条件为连续 n 个采样的样本低于截止阈值 $E(\mu + 2\sigma)$ 。

2.5 本章小结

本章综合阐述了下肢运动产生信号的机理，下肢肌肉的选取，sEMG 信号的特点以及实验方案。首先，从下肢基本生理结构与运动机理描述信号产生过程。其次，介绍了通过动作下肌肉贡献度来选取肌肉以及肌电信号的特点和获取方式。然后，详细介绍了实验采集设备，尤其是实验前的准备工作与注意事项是必不可少的，对两种实验范式下的运动行为站-蹲、蹲-站与步态进行规范设计。最后，介绍了划分信号的活动段与非活动区域的方法，并分析其利弊，为后续章节对信号的处理埋下伏笔。

第3章 肌电信号的消噪处理

sEMG 信号蕴含肢体运动信息，由于其是一种复杂，微弱且低频的生物电信号，所以极易受到许多种类的噪声干扰，使得采集的信号有效信息得到掩盖，继而导致后续的特征提取不准确以及进行模式识别精度也降低等。本章对几种降噪方法对比分析，为后续的研究工作奠定基础。

3.1 基于经验模态分解降噪方法

针对 sEMG 的非线性以及非平稳性等特性，有学者提出的经验模态分解（Empirical Mode Decomposition, EMD）算法应用于信号降噪方面。EMD 分解为本征模态函数（Intrinsic Mode Function, IMF），IMF 是基于时间序列建立的时间尺度函数，包含了原信号的局部特征，同时也阐述了 EMD 是一种对数据进行平稳化处理的方法，且具有一定的自适应性。

消噪关键在于对每一个 IMF 去噪后，然后对其进行原信号信息的重构。但是，EMD 算法存在两个弊端：(1) 数据处理范围比较窄，对于多元时间序列的信号不能处理，仅针对一元时间序列数据进行处理。(2) 对于比较复杂的数据容易在频域形成模态混叠现象，这使得分解的 IMF 数量不固定，其物理意义也比较模糊。

EMD 能够自适应的把原始信号分解成依照频率由大到小的 IMF 分量和一个残余分量：

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (3.1)$$

其中， $X(t)$ 为给定的原始信号， $c_i(t)$ 为信号 $X(t)$ 分解后对应的第 i 个 IMF 分量， $r_n(t)$ 为其残余分量。

具体方法如下：

- (1) 首先找到原始信号 $X(t)$ 的极值点，通过样条插值法求得上下包络线；
- (2) 数据的上下包络的平均值计为 m_1 ，让原始信号减去 m_1 得到新的函数 h_1 ，其对应公式为 $h_1 = X(t) - m_1$ ，可以理解为原始信号减去低频信号，剩下的就是高频成分，最后判断 h_1 是否满足 IMF 分量，满足就为第一个 IMF 分量，记作 $c_1 = h_1$ 。
- (3) 如果不属于就重新进行分解，重复上述步骤，一直到满足 IMF 条件，循环次数为 k ，就得到 $h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k}$ ，此时 $c_1 = h_{1k}$ 。

(4) 将第一个 IMF 分量去掉, 得到低频数据函数为: $r_1 = X(t) - c_1$, 将低频的函数 r_1 作为分解对象, 重复上面所有步骤, 得到 EMD 分解的第二个 IMF 分量 c_2 , 重复执行得到 n 个 IMF 分量。满足如下公式:

$$\begin{cases} r_1 - c_2 = r_2 \\ \vdots \\ r_{n-1} - c_n = r_n \end{cases} \quad (3.2)$$

(5) 当循环结束时, r_n 是一个单调函数, 分解过程中判断 r_n 是否单调, 如果单调, 那么就终止循环过程。

3.2 基于集合经验模态分解的降噪方法

针对模态混叠效应以及多元信号振荡等痛点, 采用集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 成功解决这类痛点问题。首先将高斯白噪声加入时域, 接着依据适合的参考尺度, 将原始信号分布到这些尺度上, 算法过程如图 3.1 所示。

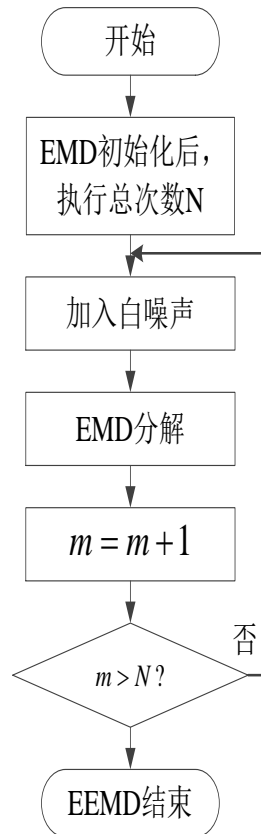


图 3.1 EEMD 算法的消噪流程

在 $X(t)$ 中添加高斯白噪声 $n_m(t)$, 其中白噪声的标准差取为原始信号的 0.1~0.4 倍, 于是得到将要分解的序列 $Y_1(t)$:

$$Y_1(t) = X(t) + n_m(t) \quad (3.3)$$

接着对 $Y_1(t)$ 进行 EMD 分解, 得到 IMF 分量, 然后重复上述步骤, 进行 N 次 EMD 分解, 得到分解后的各 IMF 值, 对其求平均值, 分解结果如下:

$$\overline{X(t)} = \sum_{j=1}^I c_j + r_n(t) \quad (3.4)$$

其中, c_j 为 EEMD 分解后的第 j 个 IMF 分量。

最后计算原始信号与重构信号的误差 e , 理想的分离效果是 e 最小的时候, 表达式如下:

$$e = X(t) - \overline{X(t)} \quad (3.5)$$

3.3 基于局部均值分解的降噪方法

为了从原始信号中分离出包络信号与纯调信号^[64], 引入局部均值分解 (Local Mean Decomposition, LMD), 将信号分解成多个乘积函数 (Production Functions, PFs), 然后将其分离出来, 得到信号的时频分布。LMD 算法步骤如下:

(1) 计算信号 $X(t)$ 的所有局部极值点 n_i , 并将两个相邻值的均值 $m_i = \frac{n_{i+1} + n_i}{2}$ 用折现连接起来, 最后通过平滑处理, 形成局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。

(2) 计算包络估计值 $a_i = \frac{|n_{i+1} - n_i|}{2}$, 利用 MA 按上述步骤, 生成局部包络函数 $a_{11}(t)$ 。

(3) 得到分离信号 $h_{11}(t) = X(t) - m_{11}$, 对其进行解调得到信号 $s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)}$ 。

(4) 重复以上步骤得到 $s_{11}(t)$ 的包络信号 $a_{12}(t)$, 判断 $a_{12}(t) = 1$ 是否成立, 成立则停止计算, 此时 $s_{12}(t)$ 就是第一个纯频率调制信号, 不成立将 $s_{11}(t)$ 作为原始信号然后经过不断迭代上述过程直到满足 $a_{1n}(t) \approx 1$, 则跳到下一步。

(5) 包络信号相乘得到 $a_i(t) = \prod_{q=1}^n a_{iq}(t)$ 。然后通过计算包络函数 $a_i(t)$ 和纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 相乘, 得到原始信号对应下的第一个 $PF_1(t)$ 值。

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (3.6)$$

第一个值 $PF_1(t)$ 是原始信号的最高频成分, 包络信号 $a_1(t)$ 此时就代表其瞬时幅值, 此时瞬时频率即:

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}(t))]}{dt} \quad (3.7)$$

(6) 从 $X(t)$ 去除 $PF_1(t)$ 得到新的信号 $u_1(t)$, 将 $u_1(t)$ 重复上述步骤, 直到 $u_k(t)$ 为单调函数或者常数时停止。

$$\begin{cases} u_1(t) = X(t) - PF_1(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = X_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (3.8)$$

因此，原始信号 $X(t)$ 可以通过式 (3-11) 重构。

$$X(t) = \sum_{p=1}^k PF_k(t) + u_k(t) \quad (3.9)$$

其中 $u_k(t)$ 是残留信号， k 是 PF 成分数量。

3.4 消噪性能

在本文中，均方根误差 (MSE) 和信噪比 (SNR) 被用作评价指标，用以评估三种方法的消噪效果。均方根误差是原始的 sEMG 信号与消噪后的 sEMG 信号间的方差均方根，而信噪比为原始 sEMG 信号除以噪声的值，公式如下：

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M [q(n) - \hat{q}(n)]^2}{M}} \quad (3.10)$$

$$SNR = 10 \log \left[\frac{\sum_{m=1}^M q(n)^2}{\sum_{m=1}^M [q(n) - \hat{q}(n)]^2} \right] \quad (3.11)$$

公式 (3.10) 和 (3.11) 中， $q(n)$ 和 $\hat{q}(n)$ 分别为原始的肌电信号和估计的信号， M 为信号长度。如果 MSE 越小， SNR 越大，此时信号的消噪结果越好，一般用 MSE 和 SNR 两个指标来评价消噪效果。

3.5 实验分析

通过实验室的 Trigno 无线采集系统，其采样频率为 2000Hz，采集表面肌电信号作为实验数据，由于通道数较多，重复且繁琐，以站-蹲下的胫骨前肌为例进行分析，对 3000 个采样点的 sEMG 信号进行消噪处理。

3.5.1 经验模态分解降噪效果分析

采用 EMD 算法进行 sEMG 信号消噪，其分解的 IMF 分量如图 3.2 所示。

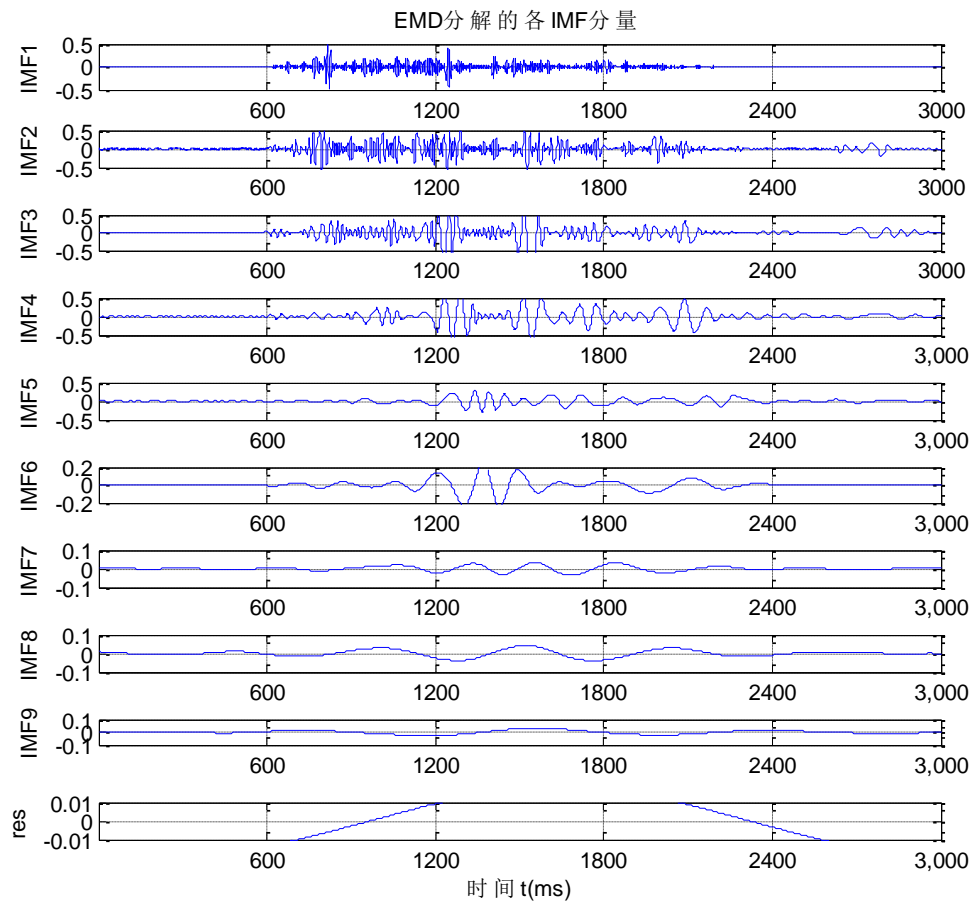


图 3.2 EMD 分解得到的各 IMF 分量

经过 EMD 分解最终得到 9 层 IMF 分量和 1 层剩余分量,可以看出信号分解的 IMF 分量在逐渐衰弱, EMD 消噪后的信号与原始 sEMG 信号相对比如图 3.3 所示。

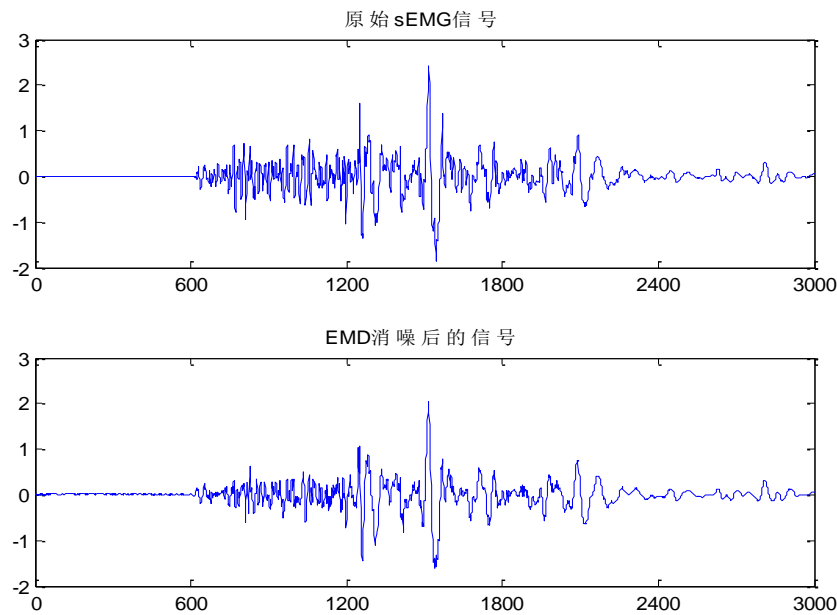


图 3.3 原始信号与 EMD 消噪后对比

3.5.2 集合经验模态分解降噪效果分析

本章节为了得到时间尺度上的样本特征 IMF，通过 EEMD 分解，并引入希尔伯特-黄变换（HHT），用 Hilbert 变换来度量每个 IMF 分量，公式如下。

$$X(m) = \sum_{j=1}^J a_j(t) e^{i \int w_j(t) dt} \quad (3.12)$$

上式， $a_j(t)$ 代表着第 j 个 IMF 分量的解析幅值。

对公式（3.12）中的实部进行展开得到 Hibert 谱，具体公式如下。

$$H(w, t) = \text{Re} \sum_{j=1}^J a_j(t) e^{i \int w_j(t) dt} \quad (3.13)$$

由于 HHT 谱的频率为瞬时频率，因此对式（3.13）的值进行时间方向的积分运算，得到边际谱，公式如下。

$$H(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} H(w, t) dt \quad (3.14)$$

sEMG 信号在时间上的积分就是 HHT 边际谱，其幅值判断了某一频率在真实的 sEMG 信号中是否存在。EEMD 分解得到的 IMF 分量如图 3.4 所示。

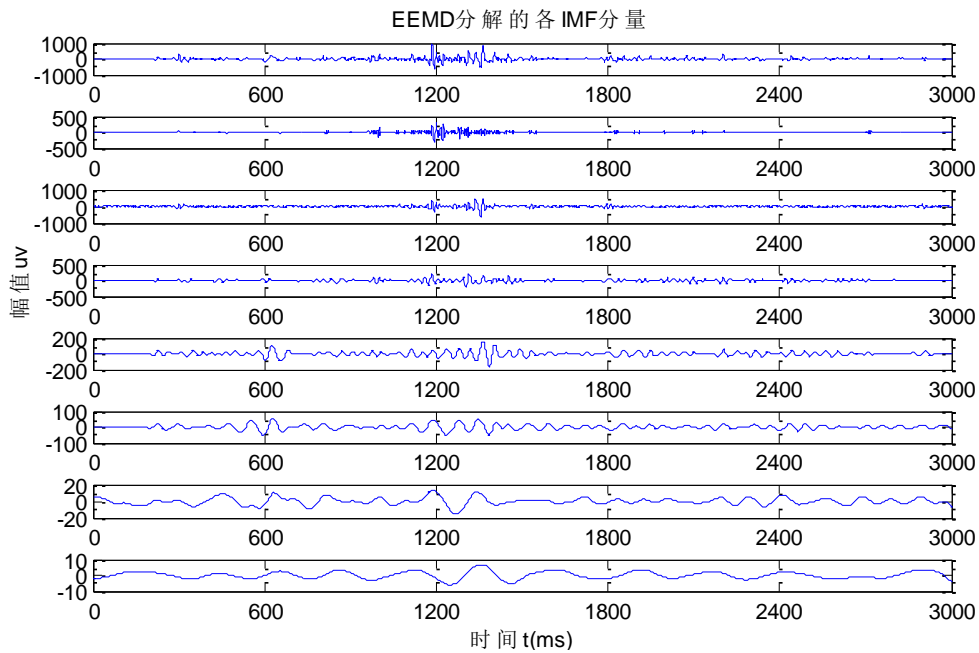


图 3.4 sEMG 信号的 EEMD 分解结果

sEMG 信号的瞬时频率由 HHT 变换得到，每个 IMF 分量是否有效需要通过有效度函数 $E_i = n_i / N$ （ n_i 为第 i 个 IMF 分量中有用频率的点数， N 表示为总点数）进行衡量，IMF 分量满足 $E_i > 60\%$ 时为有效的，如表 3.1 为各 IMF 分量^[65]。

表 3.1 各 IMF 分量

IMF 分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
E_i	0.7713	0.7530	0.8653	0.9547	0.9362	0.6635	0.0690	0.0080

很明显,从上表 3.1 可以看出前六层 IMF 分量都大于 60%为有效分量,需要拿这六层 IMF 分量来重构原始 sEMG 信号,最终得到降噪以后的信号。

3.5.3 局部均值分解降噪效果分析

一般在前几个 PF 成分代表着原始 sEMG 信号的主要能量,前四个 PF 成分如图 3.5 所示。从图 3.3 中可以看出,原始信号的大部分能量都集中在了 PF1 成分,依次衰减,PF 分量越来越弱,按照上文描述的原理,以有效度大于 60%为基准,如表 3.2 所示。可以看出前两个 PF 分量都大于 60%作为有效分量,所以需要用这两个分量来重构原始的 sEMG 信号,最终得到了降噪后的信号。

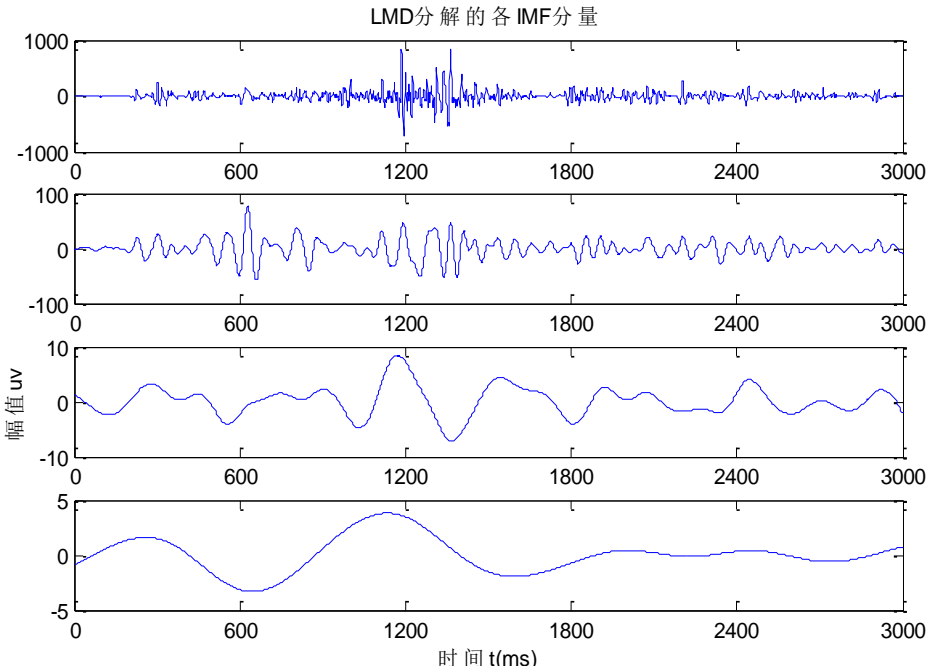


图 3.5 sEMG 信号的 LMD 分解

表 3.2 各 PF 分量的有效度

PF 分量	PF ₁	PF ₂	PF ₃	PF ₄
E_i	0.9743	0.7687	0.5227	0.0293

为了对比 3 种方法的消噪效果,计算原始 sEMG 信号和重构的 sEMG 信号的均方根误差参数和信噪比参数,得到表 3.3 的降噪数据指标。

表 3.3 EMD、EEMD、LMD 降噪效果对比

方法	MSE	SNR
EMD	0.1183	8.34
EEMD	0.0952	15.34
LMD	0.0185	29.45

由表 3.3 可以看出，通过主要分量的叠加得到重构信号，通过原始 sEMG 信号与原始信号得到两个指标。从图中数据看出 LMD 降噪方法的 MSE 值最低和 SNR 值最高。LMD 优于 EMD 与 EEMD 降噪方法，且得到的消噪效果较好。

3.6 本章小结

本章对原始 sEMG 信号进行预处理，对 3 种消噪方法进行详细论述。首先，采用 EMD 分解含有噪声的信号，降低其高频 IMF 分量来重构信号。其次，针对 EMD 的混叠效应，加入白噪声，引入 EEMD 和 LMD 两种消噪方法。最后，对比这 3 种方法的消噪指标（均方根误差和信噪比），结果表明 LMD 分解效果较好，不仅减少了均方根误差，而且信噪比也提高了。

第 4 章 下肢运动的肌肉协同分析

在人体运动过程中，肌肉协同作用分析运动特征和感知行为模式，揭示中枢神经系统（CNS）运动控制策略，以通过肢体运动期间的 sEMG 评估人体运动功能。在日常活动过程中，sEMG 之间的相干性通常会随着肌肉之间的协同作用而发生剧烈变化，并且伴随着由“动”到“静”的活动状态转换。

4.1 sEMG 信号的包络信号分析

分析下肢肌肉协同提取的基础是 sEMG 信号的包络提取，通常 sEMG 的包络信息代表着肌肉活跃度^[66]。由于采集装置自带有软件滤波功能，针对运行中产生的伪迹噪声，其频谱集中在低频段 0~20Hz，通过 Butterworth 滤波器将其去除，本文采用的截至频率分别为 20Hz 和 450Hz，提取流程如图 4.1 所示：

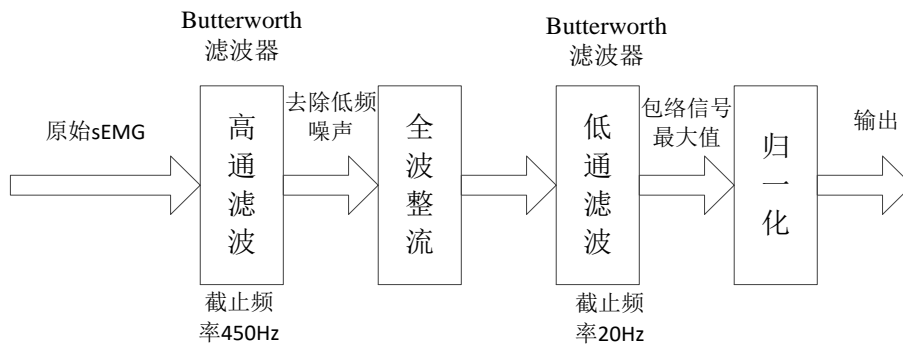


图 4.1 提取流程图

首先，将原始 sEMG 信号用高通滤波器去除尾迹噪声，接着再全波整流处理去除均值，然后采用低通滤波器消除低频信号，最后信号的包络信息对应着的最大值采用归一化进行处理，得到其包络线信号。

4.2 肌肉协同作用

4.2.1 协同作用原理

下肢的运动是多关节的复杂运动，由基本动作组成，同时动作中产生的多肌肉间的协同作用形成相应的动作。sEMG 信号的通过矩阵公式表达如下：

$$M_{N \times T} = W_{N \times K} \times H_{K \times T} + E_{N \times T} \quad (4.1)$$

对应的量化公式如下：

$$M_{N \times T} \approx W_{N \times K} \times H_{K \times T} = [w_1 \quad w_2 \quad \cdots \quad w_K] \times \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \cdots \\ h_K \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^K w_i h_i \quad (4.2)$$

式(4.2)中 $M_{N \times T}$ 为 sEMG 信号的包络矩阵 (N 代表肌肉的数目, T 代表为样本的时间序列长度), $W_{N \times K} = [w_{i1}, w_{i2}, \cdots, w_{in}] (i = n)$ 为协同结构矩阵, w_{in} 幅值大小表示肌肉在组合模式中的贡献程度, 是一个大小为 $n \times 1$ 维的向量; K 为肌肉协同元的个数; $H_{K \times T} = [h_{1j}, h_{2j}, \cdots, h_{kj}] (j = t)$ 为激活系数矩阵, 表示每一个肌肉协同对一块肌肉整体激发的贡献; $E_{N \times T}$ 为噪声信号; 对于独立动作协同元 W_i 和激活系数 H_i 分别对应上式中的独立动作 1 到 6, $i = 1, 2, \cdots, k$ 。NMF 算法的基矩阵维数即协同个数 K 是未知的, 一般由解释方差 (variability accounted for, VAF) 系数大小来度量^[67], 如公式 (4.3) 所示:

$$VAF = 1 - \frac{\sum_{i,j} (M - M_r)_{ij}^2}{\sum_{i,j} M_{ij}^2} \quad (4.3)$$

上式中, M 和 M_r 分别为原始矩阵与重构矩阵, VAF 值在 0~1 之间, 重构误差越小对应的 VAF 值越大且对应的精度越高。 VAF 值大于设定的阈值时, 确定协同模块的个数, 可以重建原始肌电信号^[68]。 VAF 选取肌肉协同算法如图 4.2 所示。

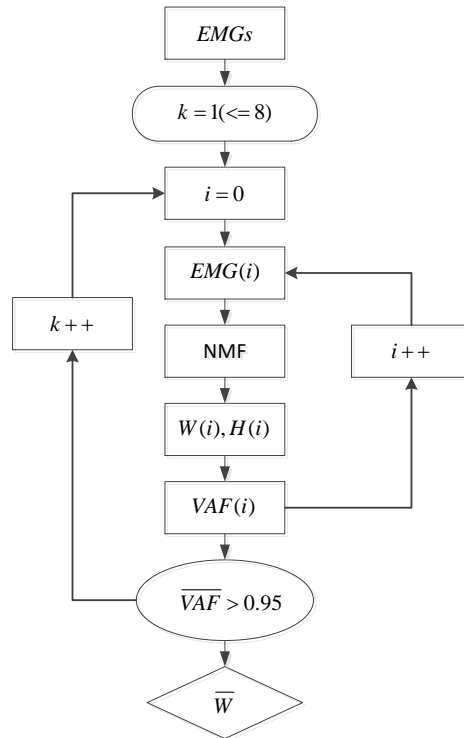


图 4.2 肌肉协同的算法流程

在图 4.2 中, 对于 n 个步态周期的肌电信号包络信息由 $EMGs$ 表示, 肌肉协同模块的个数为 k , \overline{VAF} 为 VAF 的均值, 一个采集者的肌肉系统矩阵最终为 \overline{W} , 并对 i 个 VAF 值进行 t 检验, 当满足 \overline{VAF} 显著大于 0.95 时, 此 K 值为肌肉协同的数目^[67]。

4.2.2 协同结构间相似性评估

相似的协同结构能够反映运动共有的功能, 而特有的协同则表征任务的差异。不同个体间肌肉协同具有高度的相似性, 由于每组可能使用肌肉协同效应不同, 主观比较这种方法解决了大的问题, 对总数据变异贡献的差异重组一组协同增效指标和系数高于另一组。高相关性表明中枢神经系统 (CNS) 协同激活相同组的肌肉。对于两个肌肉协同作用 $W = [w_1, w_2, \dots, w_{n1}]$ 与 $W^* = [w_1^*, w_2^*, \dots, w_{n2}^*]$ ($n1$ 与 $n2$ 分别代表肌肉协同数目, 其中 $n1 < n2$), 结构相似通过 Pearson 相关系数 (r) 来度量其相似性。当 $r > 0.8$ 时, 认为其相似, 如公式 (4.4)、(4.5) 所示:

$$r(X, Y) = \frac{m \sum_{i=1}^m x_i y_i - \sum_{i=1}^m x_i \sum_{i=1}^m y_i}{\sqrt{m \sum_{i=1}^m x_i^2 - (\sum_{i=1}^m x_i)^2} \sqrt{m \sum_{i=1}^m y_i^2 - (\sum_{i=1}^m y_i)^2}} \quad (4.4)$$

$$r_w(W, W^*) = \frac{1}{n1} \sum_{k=1}^{n1} \max \left[r(W_k, W_l^*) \middle| \begin{matrix} n2 \\ l=1 \end{matrix} \right] \quad (4.5)$$

其中, 公式 (4.4) 一般判断两个矩阵的相似程度, 公式 (4.5) 比较协同结构矩阵矩阵的相似程度, 取值越接近 1 表示相似性越大。

4.2.3 协同运动的排列组合熵分析

根据 sEMG 信号的微弱性、低频性、非线性、干扰性等特性, 本文选用非线性动力学中的排列组合熵特征分析动作下信号间的复杂程度, 排列组合熵的非线性与鲁棒性对分析 sEMG 信号的复杂性很适用。其公式计算如表 4.1 所示:

表 4.1 排列组合熵计算公式

序号	描述	公式
1	构 n 维矢量	$X_i = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+n-1)]$
2	递增排序	$[x(i+j_1-1) \leq x(i+j_2-1) \leq \dots \leq x(i+j_n-1)](j_1, j_2, \dots, j_n)$
3	顺序概率统计	$p(\pi) = \frac{\#\{t 0 \leq t \leq T-n, (x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+n-1}) \text{ 排列组合方式为 } \pi\}}{T-n+1}$
4	排列组合熵	$H(n) = - \sum_{\pi=1}^{n!} p(\pi) \ln(p(\pi))$

表中, 连续的 n 个样点序列为 $(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+n-1})$, $\#$ 表示序列中排列情况 π 出现的次数, 排列组合熵描绘了时间序列的 n 个连续值比对信息, 且该熵值与事件序列随机性成正比, 与信号规则大小成反比^[69]。

4.2.4 协同结构间功能性映射

对于肌肉协同理论所阐述的, 特定运动功能是由每一个肌肉协同构成的。本文将功能性结构矩阵 $F_{n \times m}$ 与协同结构矩阵 W 相乘可实现协同结构功能对应, 此转换过程称为功能性映射, 通过此功能可以求得肌肉间彼此组合所对应的运动功能, 以及能够区分脑瘫、运动功能障碍等病人和健康人的功能性指标^[70]。

当协同结构矩阵 $w_m (1 \leq i \leq 8)$ 的幅值大于设定的阈值时, 认为第 i 块肌肉处于激活状态记为 1, 小于阈值没被激活记为 0, 得到矩阵 $F_{m \times n}$ 。本文求得为 $F_{8 \times 4}$ 并对其求转置可得到功能性结构矩阵 $F_{4 \times 8} = [f_1, f_2, f_3, f_4]$, 然后对协同结构矩阵 $W_{8 \times 4}$ 即本文提取的协同元, 通过功能性映射可得到 $F_{W_{4 \times 4}}$ 矩阵, 对于矩阵 F_W 当对角线元素的幅值在对应的行和列中都为最大值时, 则该协同结构矩阵 W 对应着正常的功能。如果存在差异或者非最大值时, 认为该协同结构功能性缺失。

4.3 主成分分析与非负矩阵分解对比

在肌肉协同分析中, 主成分分析 (PCA) 与非负矩阵分解 (NMF) 都可以对矩阵进行线性分解, PCA 算法^[71]是将原始信号数据经过线性的变换, 变为一组线性无关的信号数据。给定样本 $f(E)_{N \times T}$, 由 N 维特征向量, T 为样本点个数, 则样本的均值为:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(E)_i \quad (4.6)$$

其对应的样本协方差矩阵公式为:

$$Q = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (f(E)_i - \bar{x})(f(E)_i - \bar{x})^T \quad (4.7)$$

Q 的特征值与特征向量分别记为 λ_i 和 v_i , 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 选取前 m ($m \leq N$) 个特征向量组成一个主成分矩阵, 如下式:

$$W = (v_1, v_2, \dots, v_m) \quad (4.8)$$

式中, v_i 为主成分权重系数对应的向量, 当满足贡献程度 $\alpha \geq 90\%$ 进而确定了 m 的值, α 为贡献程度可表述为信息量的大小。

$$\alpha = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (4.9)$$

根据上面的公式 (4.2) 可以反推得到得分系数矩阵:

$$\mathbf{H} = (h_1, h_2, \dots, h_m) \quad (4.10)$$

非负矩阵分解将矩阵分解为两个非负的矩阵，其求解的标准形式对应的优化问题如下面公式：

$$\begin{cases} \min_{W, H} \frac{1}{2} \|\mathbf{M} - \mathbf{WH}\|_F^2 \\ \text{s.t. } \mathbf{M} \geq 0, \mathbf{W} \geq 0, \mathbf{H} \geq 0 \end{cases} \quad (4.11)$$

上式中， $\|\cdot\|_F^2$ 为 Frobenius 范数，矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 为非凸矩阵，NMF 算法具有收敛特性^[72]，因此可以通过乘法的迭代规则对 \mathbf{W}_{ik} 与 \mathbf{H}_{kj} 矩阵进行优化，如下式：

$$\mathbf{W}_{ik} \leftarrow \mathbf{W}_{ik} * \frac{(\mathbf{M} \times \mathbf{H}^T)_{ik}}{(\mathbf{W} \times \mathbf{H} \times \mathbf{H}^T)_{ik}} \quad (4.12)$$

$$\mathbf{H}_{kj} \leftarrow \mathbf{H}_{kj} * \frac{(\mathbf{W}^T \times \mathbf{M})_{kj}}{(\mathbf{W}^T \times \mathbf{W} \times \mathbf{H})_{kj}} \quad (4.13)$$

该算法的非负性是通过上面公式（4.12）和公式（4.13）之间进行交替优化得到的，也是最优解^[73]。

PCA 分解既有正值也有负值，对于矩阵分析不利。非负矩阵分解（NMF）将包络矩阵分解得到两个非负的矩阵，分别为协同元与激活系数矩阵。其中，协同元矩阵 \mathbf{W}_i 反映了各块肌肉在某一动作下的参与程度，得到的激活系数矩阵 \mathbf{H}_i 对该协同模块的激活程度， \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的交替优化既能保证其非负性又能得到全局最优解。非负矩阵分解针对表面肌电信号的生理电信号，更易于对下肢运动行为进行肌肉层面的分析^[74]。

4.4 疲劳因素对协同模块影响分析

运动性疲劳是指神经肌肉系统做功能力下降，外界表现为不能保持既定的运动强度继续运动的现象，这是一种正常的生理现象是一种暂时性的下降^[75]。sEMG 信号的时域和频域特征指标一般都可以表现出运动疲劳的现象。由于 sEMG 信号是非平稳且随机的信号，sEMG 信号的 IEMG 曲线缓慢持续上升同时 RMS 也增加，增加的幅度由动作电位的持续时间所决定的^[76]。

衡量肌肉的活跃程度通常可以用肌电信号功率谱的中值频率 MF、平均功率频率 MPF 等频率参数，其常被用来判别肌肉疲劳程度。sEMG 信号的频域特征是伴随着负荷时间的增加而下降，运动时肌电信号的频谱曲线会发生不同程度的左移，同时肌电信号的 MPF 和 MF 值下降。

表 4.2 正常与疲劳下的站-蹲与蹲-站的 MPF、PF 参数影响

肌肉 序号	正常站-蹲		疲劳站-蹲		正常蹲-站		疲劳蹲-站	
	MPF	PF	MPF	PF	MPF	PF	MPF	PF
VM	212.980	94.375	200.777	78.375	242.51	130.25	240.012	124.757
SO	260.774	153.375	245.194	138.625	147.264	141.585	139.994	130.582
TA	262.799	168.375	260.065	169.375	204.137	76.213	200.199	53.559
LG	205.783	103.875	197.506	80.625	236.181	123.786	233.982	113.495
VL	223.07	105.375	221.744	103.125	251.311	139.320	240.209	129.61
RF	222.333	124.875	194.796	100.125	134.890	244.822	139.914	146.763

疲劳确定方法主要包括以下步骤：采用无线表面肌电采集系统，采集站-蹲和蹲-站任务下，正常组和疲劳组的表面肌电信号。本文在站-蹲和蹲-站任务下，为了进一步讨论疲劳对协同关系以及模型的影响，对比正常组和疲劳组下肌肉参与的相同和异常情况。通过对比正常组和疲劳组的研究发现运动协同控制的关系，并揭示运动功能与执行规律。为了进一步研究疲劳因素对协同结构和活化系数的影响。在疲劳中，功率谱主要从高频漂移到低频，而 MF 和 MPF 值也相应减小如表 4.2 中所示，两个指标都有所降低。实验中采集的 sEMG 信号能够满足这些特征。

4.5 实验结果与分析

4.5.1 站-蹲与蹲-站任务下包络线提取

下肢肌肉协同提取的基础是 sEMG 信号的包络信号提取。通常 sEMG 信号的包络信息代表着肌肉活跃度，本文采用 Butterworth 滤波器，通过低通与高通滤波（截止频率 20、450Hz）的预处理。如图 4.3 所示的 8 块正常组站-蹲与蹲-站的包络线。如图 4.4 所示，为正常组 6 块肌肉的站-蹲和蹲-站包络线提取。

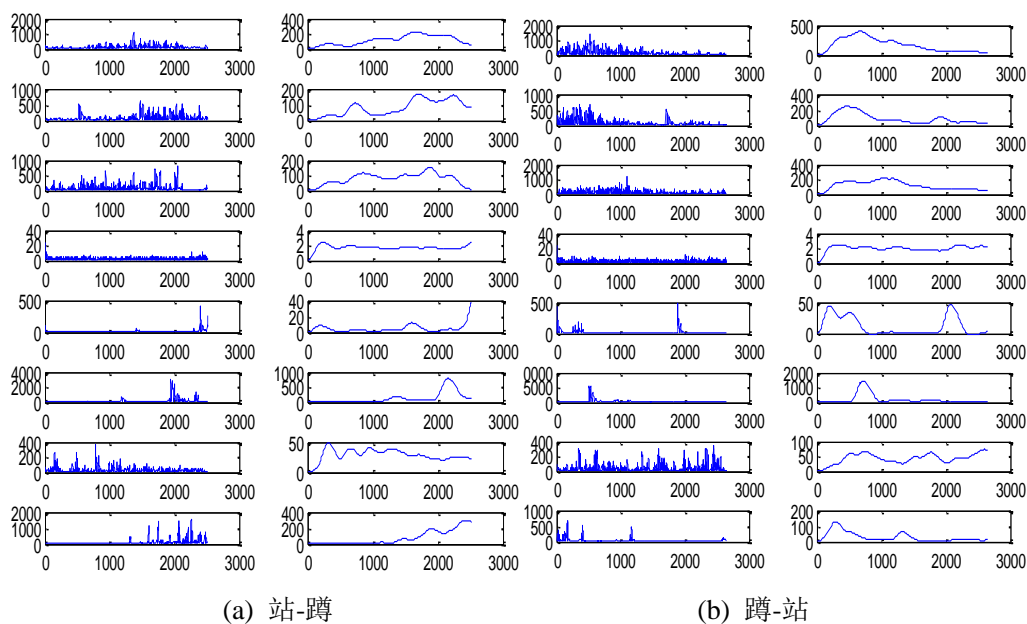


图4.3 正常组8块肌肉参与下的包络线提取

由于2号股二头肌和3号半腱肌的功能基本一致，都能实现膝关节弯曲，小腿转向，髌关节伸展功能，主要是这两块肌肉位于大腿后面，脂肪层较厚，sEMG信号位于皮肤深层，测量的信号比较微弱。本文采用8块肌肉与6块肌肉对比，同时也为了简化计算的复杂度考虑。

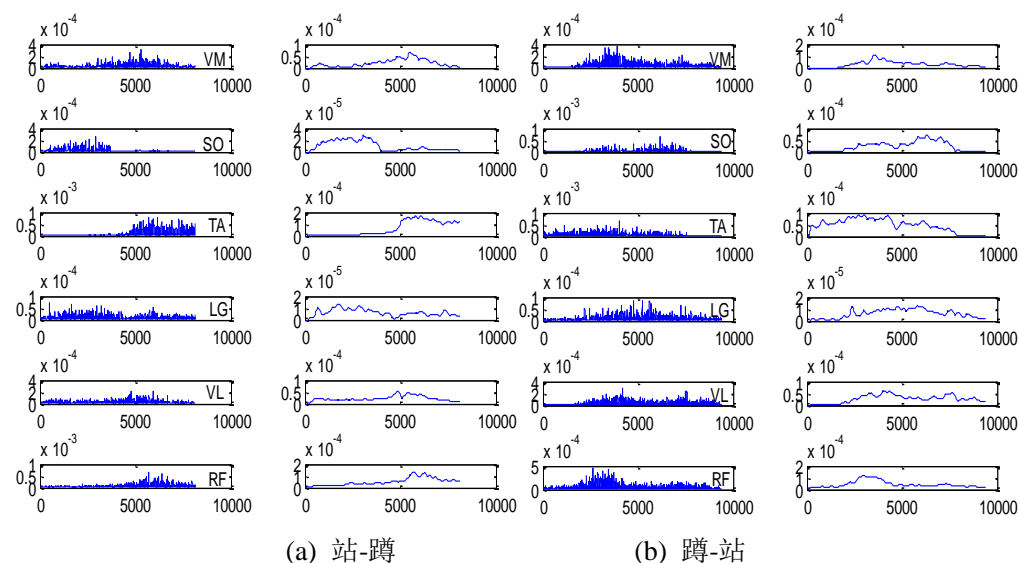


图4.4 正常组6块肌肉的站-蹲和蹲-站包络线提取

4.5.2 站-蹲和蹲-站下协同-激活模块分析

对健康成人蹲起动作提取的矩阵进行重构，8块肌肉可募集5个基本的功能性协同模块，6块肌肉可以募集4个协同模块，如图4.5和4.6所示。

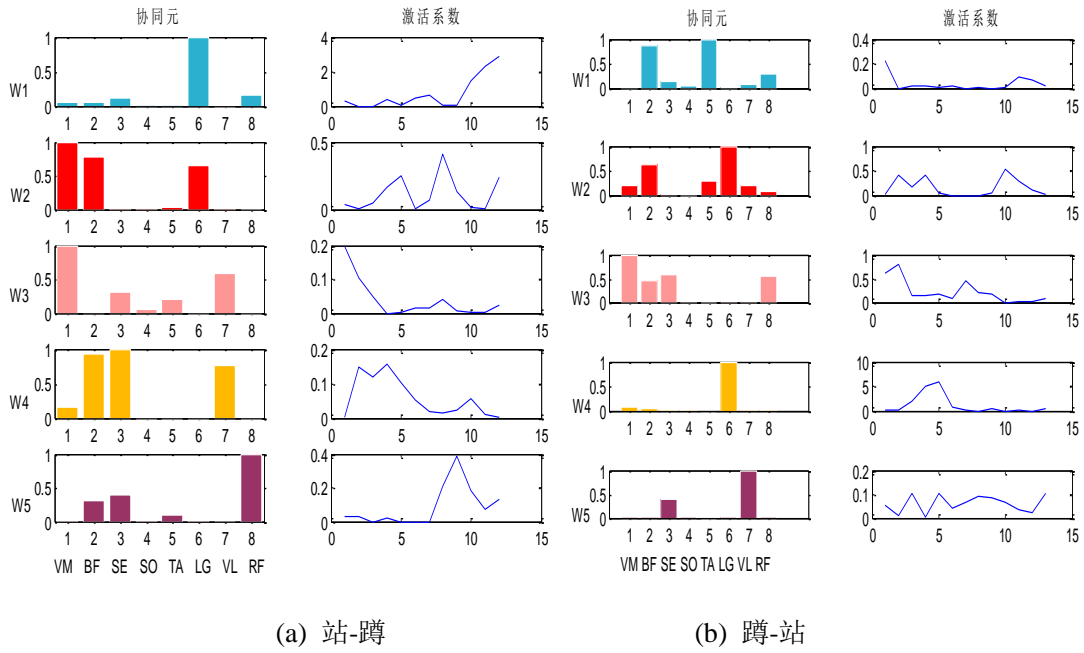


图4.5 正常组8块肌肉下的协同元与激活系数模块提取

从图 4.5 (a) 可以看出，在站-蹲动作下，W2 和 W4 模块的协同性较明显，W2 模块中具有协同性的肌肉为 VM、BF 和 LG，W4 模块中具有协同性的肌肉为 BF、SE 和 VVL。从图 4.5 (b) 可以看出，在蹲-站动作下，W1、W2 和 W3 模块的协同性较明显，W1 模块中具有协同性的肌肉为 BF 和 TA；W2 模块中具有协同性的肌肉为 BF 和 LG；W3 中 VM、BF、SE 和 RF，其他模块中肌肉间的协同关系不明显。

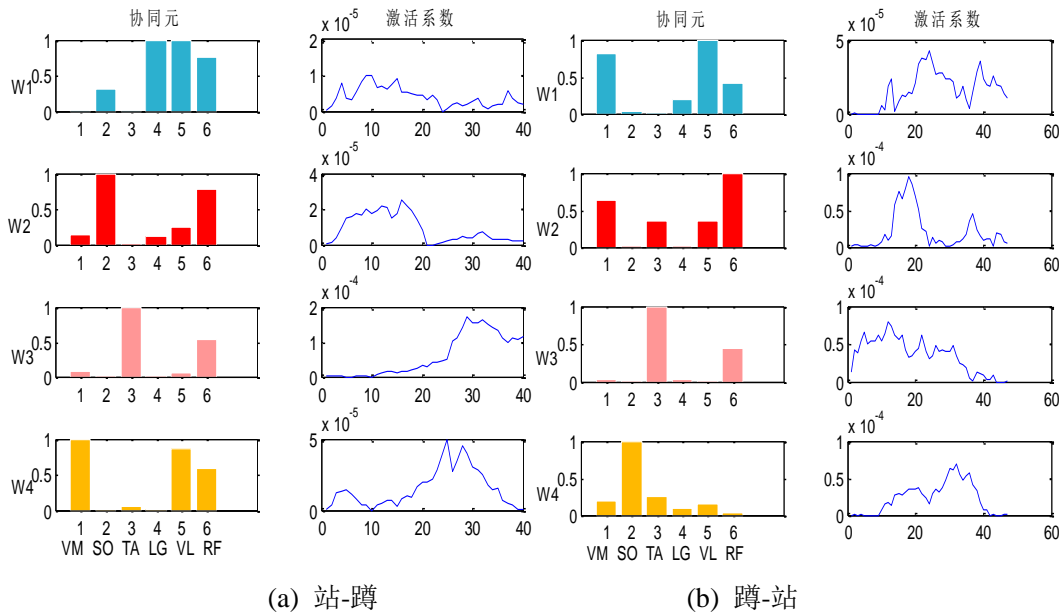


图4.6 正常组6块肌肉下的协同元与激活系数提取

表4.3 站-蹲下协同性高低肌肉的均值与标准差

动作	协同性肌肉（均值 \pm 标准差）	非协同性肌肉（均值 \pm 标准差）
站-蹲	0.1677 \pm 0.2604	0.0944 \pm 0.0722
蹲-站	0.1800 \pm 0.1046	0.0749 \pm 0.0310

对上述的协同性较强的肌肉与协同性较弱的肌肉求均值与标准差如表 4.3 所示，动作时协同性强的肌肉（协同）均值与标准差普遍大于协同性较弱（非协同）的。

上述提取的协同模块与生理肌肉的功能相一致，反应了肌肉的参与情况。由于运动下肌肉都会受到疲劳因素的影响，所以疲劳下的协同模块分析也是很有必要的，为了减少复杂度与计算量，以 6 块肌肉为例，展开分析。

4.5.3 疲劳下的站-蹲与蹲-站任务分析

分析下肢肌肉协同提取的基础是 sEMG 信号的包络提取。通常 sEMG 的包络信息代表着肌肉活跃度，采用低通与高通滤波（截止频率 20、450Hz）的预处理，图 4.7 分别为疲劳任务下的站-蹲和蹲-站包络线的提取。

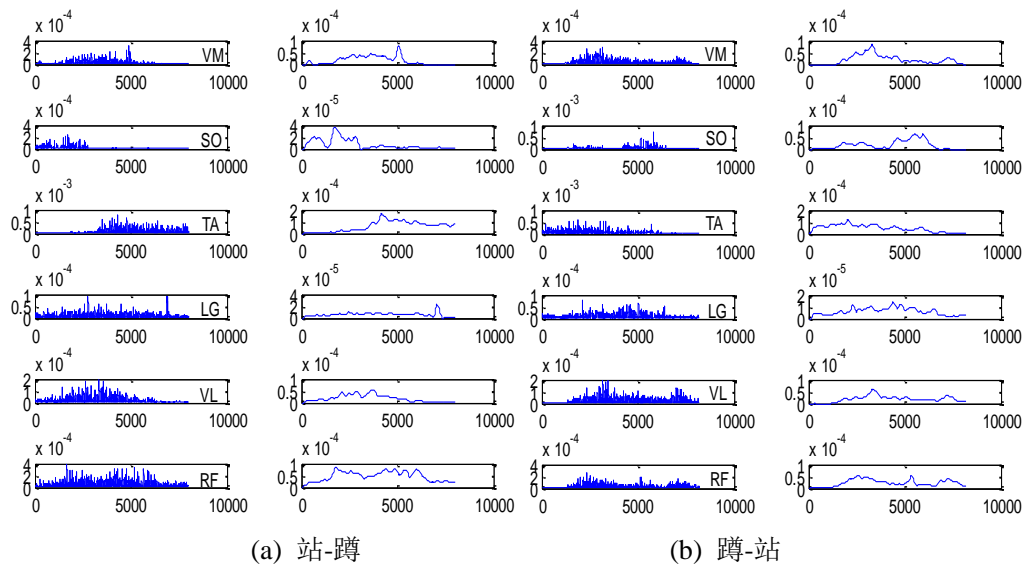


图4.7 疲劳组6块肌肉的站-蹲和蹲-站包络线提取

对健康成人蹲起动作提取的矩阵进行重构，可募集 4 个基本的功能性协同结构。本文提取蹲起动作下的 4 个协同模块，对应的协同元与激活系数如图 4.8 所示：

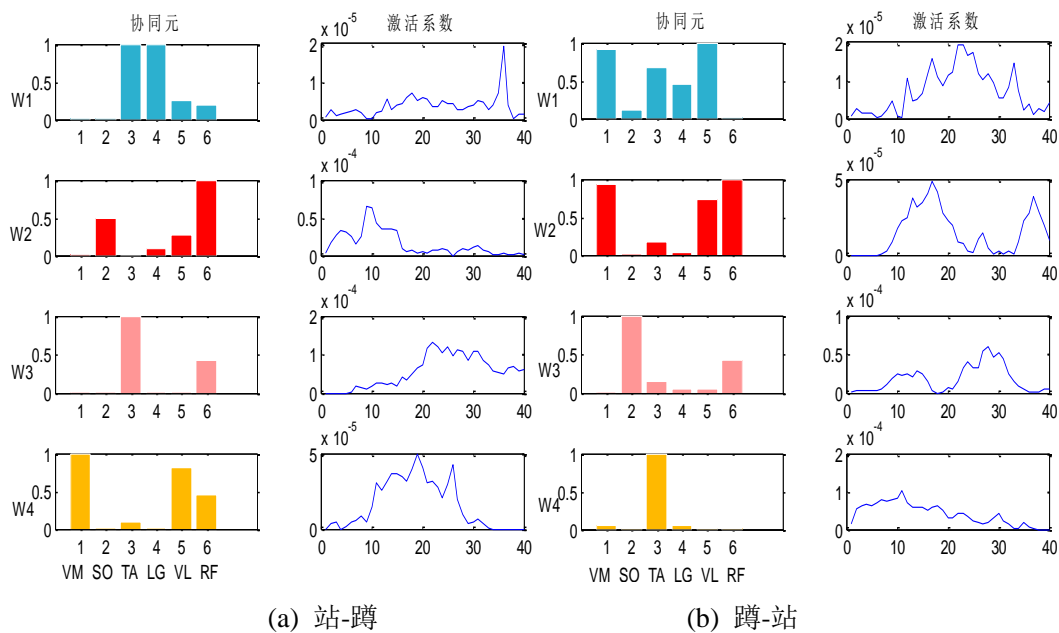


图4.8 疲劳组站-蹲和蹲-站协同元与激活系数提取

表4.4 正常组与疲劳组6块肌肉下的协同性较高的模块

	正常站-蹲	疲劳站-蹲	正常蹲-站	疲劳蹲-站
协同模块 W1	腓肠肌外侧(LG)、股外侧肌(VL)、股直肌(RF)	胫骨前肌(TA)、腓肠肌外侧(LG)	股内侧肌(VM)、股外侧肌(VL)	股内侧肌(VM)、胫骨前肌(TA)、股外侧肌(VL)
协同模块 W2	比目鱼肌(SO)、股直肌(RF)		股内侧肌(VM)、股直肌(RF)	股内侧肌(VM)、股外侧肌(VL)、股直肌(RF)
协同模块 W3				
协同模块 W4	股内侧肌(VM)、股外侧肌(VL)、股直肌(RF)	股内侧肌(VM)、股外侧肌(VL)、		

与特定动作相对应，每个通道具有不同程度的贡献，并且肌肉激活的程度不相同。可以看出^[77]，主要肌肉的参与在从站-蹲和蹲-站提取的四个协同-激活模块中是相似的。这与模块中的肌肉与表 2.3 中的肌肉的生理功能的比较一致。在蹲下运动下，受试者的膝盖开始弯曲，上腿部肌肉（VL，RF，VM）施加力，并且小腿肌肉（LG，SO，TA）在运动结束时支撑身体的重力。站-蹲和蹲-站是膝盖和髋关节的伸展，参与协同模块的肌肉对应于人体解剖结构，该模块响应其行为特征。

通过疲劳下的协同-激活模块的提取，从表4.4中的正常组与疲劳组的6块肌肉，协同性较高的模块的协同肌肉对比较，疲劳下的模块特征肌肉对有变化和正常

组有差异。如果仅将激活系数用作控制信号，则可能存在一些偏差，这与肌肉协同理论一致。由于在两个任务下，仅能从时域上反应肌肉间的参与情况，肌肉间的稳定性、规律性以及相互间相似程度不明显，通过对协同性的肌肉和非协同性的肌肉进行频域相干性分析，在下一章节中展开。

4.5.4 步态运行下的协同性分析

对原始信号消噪以后，减去基准值即静止下采集的信号，通过上面介绍的方法，先用高通滤波处理，然后再全波整流处理，接着采用低通滤波处理，最后将信号的最大值进行归一化，得到图 4.9 所示的包络线信号。

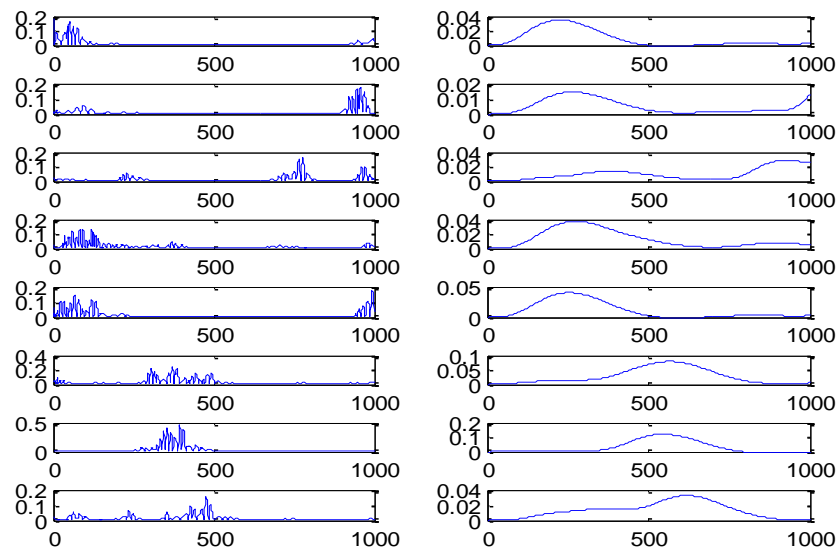


图 4.9 步态下 sEMG 信号的包络线提取

上图为一个步态周期的 8 块肌肉的预处理和包络线提取，横轴代表信号的时间序列点，纵轴代表信号的幅值大小，左边信号为去均值以后的，右边为最大值归一化的包络线信息，sEMG 信号信息可由包络线信息取代，可以更有效的分析信号。

sEMG 信号随着步态运动，具有周期性变化特点，因此可以对单个周期的步态信号进行分析，动作段的信号有效划分采用 2.4 节中提到的高斯能量阈值方法，进行周期性的划分。通过非负矩阵分解算法对提取的包络信号进行分解，按协同作用原理提取肌肉协同的算法进行原始信号包络信息的重构。

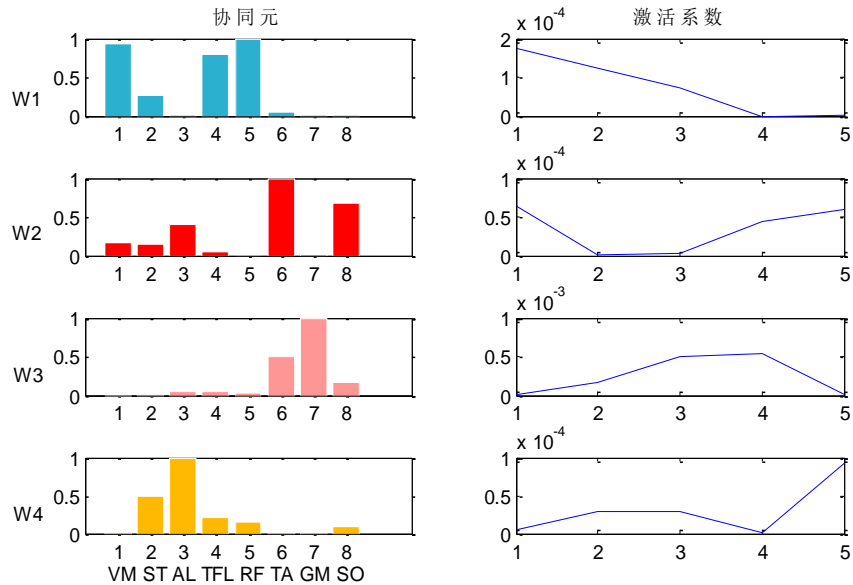
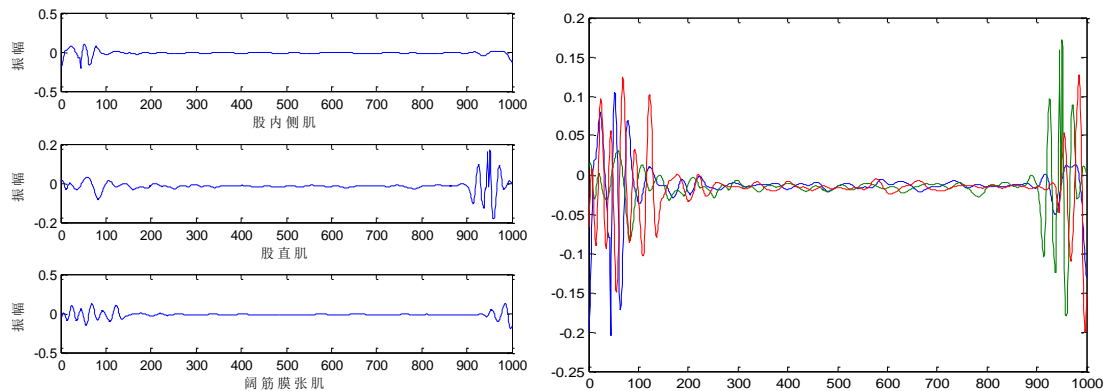
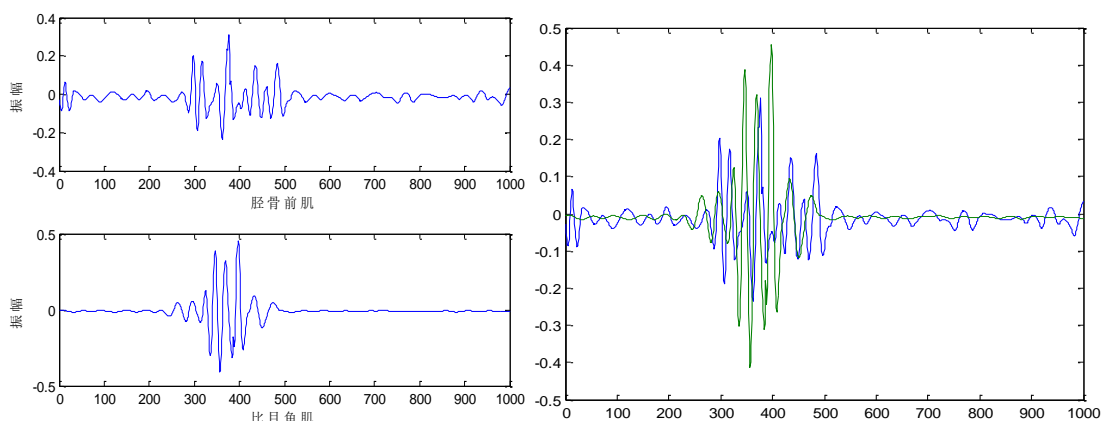


图 4.10 步态下协同元与激活系数模块提取

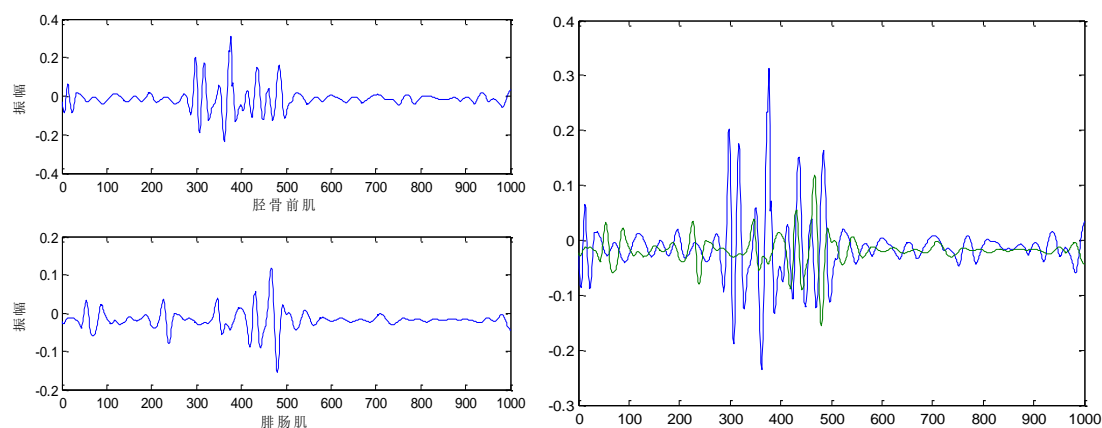
通过非负矩阵分解不断重构原始信号（包络信号），本文得到了 4 个协同元个数，分别为 W1、W2、W3、W4 四个模块，激活系数体现协同元的能量大小或者激活程度大小。协同元横轴分别代表 8 块肌肉，按通道的顺序排放的。在 W1 模块中股内侧肌、阔筋膜张肌、股直肌相对比较明显；在 W2 模块中胫骨前肌、比目鱼肌比较明显；在 W3 模块中胫骨前肌、内腓肠肌比较明显；在 W4 模块中半腱肌、长收肌比较明显。将每个模块中参与的肌肉情况与生理解剖学的肌肉对应的功能相一致。在一个步态周期中，协同运动募集的协同元在其 4 个阶段对应的肌电信号如图 4.11 所示：



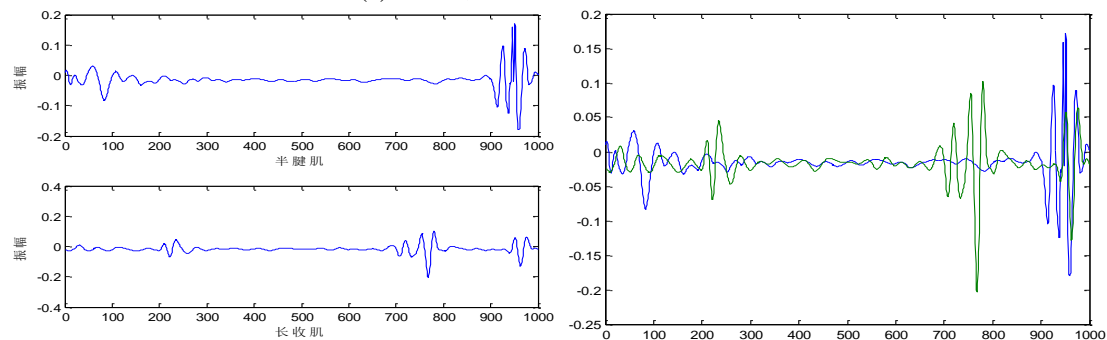
(a) 协同模块 W1 对应的肌电信号



(b) 协同模块 W2 对应的肌电信号



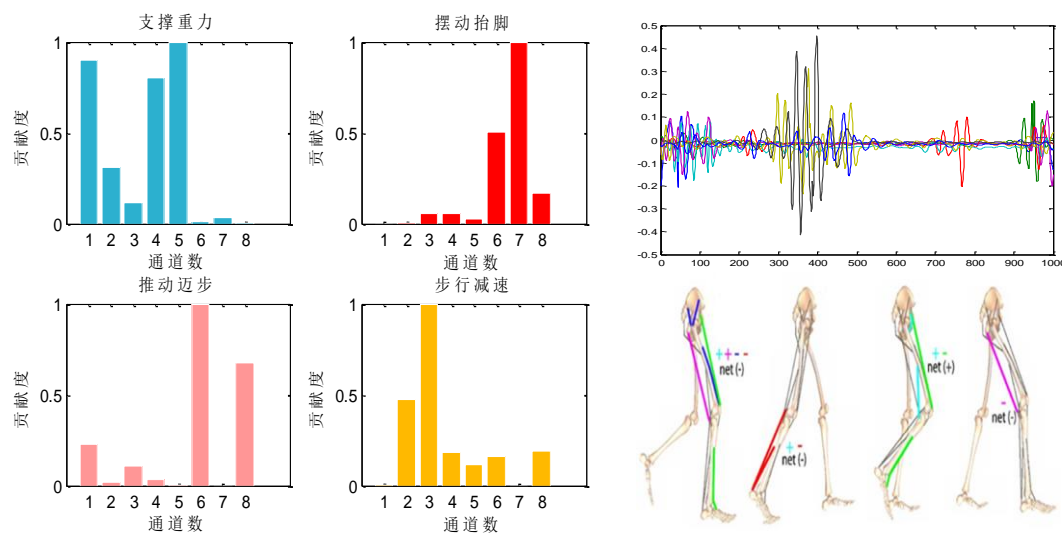
(c) 协同模块 W3 对应的肌电信号



(d) 协同模块 W4 对应的肌电信号

图 4.11 (a)(b)(c)(d)分布的协同模块所对应的肌电信号

从图 4.11 中可以验证，分解的协同模块是正确的，即在运动每个阶段，分别有几块肌肉一起来参与动作。左边的几块肌肉同一时刻一起动作达到耦合程度，形成右边的肌电信号图，上述对应的信号叠加基本都吻合一起。对协同模块参与情况进行分析，依据一个周期步态的运动功能进行描述，即从同侧脚跟着地到再次脚跟着地所经历的运动过程，如图 4.12 所示。



(a) 步态运动 4 个功能的贡献度 (b) 步态行为对应幅值与能量分布

图 4.12 步态协同运动的肌肉贡献度和幅值能量变化

4 个协同模块分别对应步态协同运动过程的贡献程度，协同 1 负责支撑重力的功能，主要肌肉有股内侧肌、股直肌、阔筋膜张肌；协同 2 负责推动迈步功能，主要肌肉有胫骨前肌、比目鱼肌；协同 3 负责摆动抬脚功能，主要肌肉有胫骨前肌、内腓肠肌；协同 4 负责步行减速功能，主要肌肉有半腱肌、长收肌。sEMG 信号的幅值能反应信号的大小，从图 4.12 (b) 可以看出推动迈步阶段信号能量较大，摆动抬脚阶段的信号能量相对较弱和其复杂度对应。

4.5.5 协同模块功能性映射与评估

根据上面提取的步态运动的 4 个协同元，其对应的 4 个子功能进行复杂度分析，分析每个区间的 sEMG 信号的排列组合熵。排列组合熵反应 n 维矢量中的 sEMG 信号的波动信息也是其复杂度的度量形式，针对步态协同的 4 个激活段划分，从图 4.13(a)可以看出 H3 黄色图标的波动较大即在摆动抬脚阶段(60%-85%)信号的熵值较大，揭示该阶段信号的复杂度较高。在图 4.13 (b) 中的协同结构间的相似性通过公式 (4.6) 和 (4.7) 中得出，可以看出在模块 W2 和模块 W3 中的相似性最高。从运动功能可以看出在支撑重力阶段、推动迈步阶段和步行减速阶段信号相对稳定。

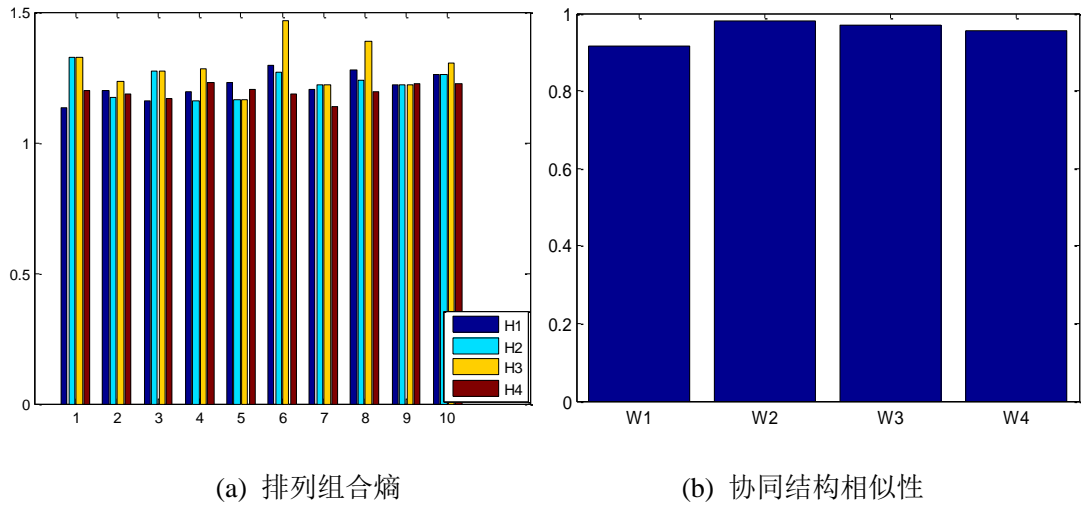


图4.13 激活系数对应的排列组合熵与协同结构相似性

结合协同信号的复杂性，本文针对协同结构提出步态运动功能评估方法，采用正常人步态的协同结构的完整性，为了验证健康成人募集来的 4 个协同结构对应步态运动的子功能和个体差异性，将健康成人提取的协同结构，进行功能性映射转化为 F_w 矩阵的对应线元素幅值是否在对应行列中都为最大值，结果如图 4.14 所示：

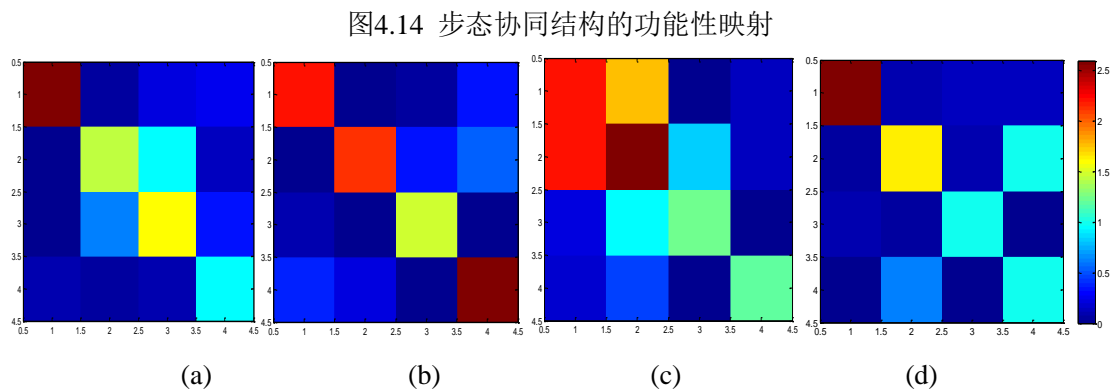
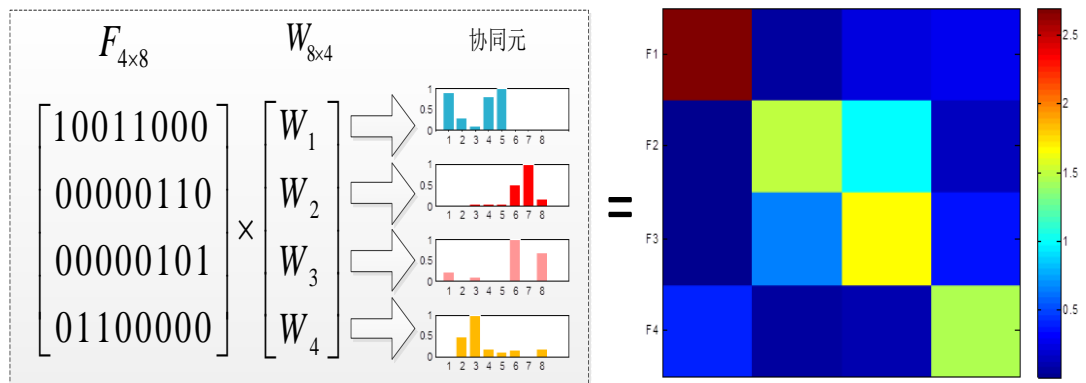


图4.15 步态协同结构的功能性差异

其中图 4.14, $W_{8 \times 4}$ 矩阵为本文提取的协同结构矩阵对应上面的量化公式 $W_{N \times K}$ 即 8 通道也就是 8 块肌肉, 4 位提取的协同个数, W_1 、 W_2 、 W_3 、 W_4 对应本文提取的协同元。 $F_{4 \times 8} = [f_1, f_2, f_3, f_4]$ 的设定在上文中提到, f_1 对应着协同 1 负责支撑重力的功能, 有股内侧肌、股直肌、阔筋膜张肌; f_2 负责推动迈步功能, 主要肌肉有比目鱼肌、腓肠肌; f_3 负责摆动抬脚功能, 主要肌肉有胫骨前肌、比目鱼肌; f_4 负责步行减速功能, 主要肌肉有半腱肌、长收肌。图 4.15 可以看出不同个体之间具有差异性, 但对角线的元素幅值在其对应的行列中都为最大, 说明协同结构能够映射步态运动功能。

4.6 本章小结

本章就下肢运动中 sEMG 信号进行包络线提取, 矩阵分解算法的选取, 协同性分析以及协同结构间的功能性映射进行论述。首先, 以协同理论为基础, 对正常组的站-蹲与蹲-站两组动作进行包络线信号的提取, 并采用非负矩阵分解算法对协同元以及激活系数的提取, 进一步与疲劳组的进行对比分析。然后, 对步态下的运动行为进行协同性分析, 并计算每个运动功能模块的肌肉贡献程度。对协同结构间进行排列组合熵分析, 相似性评估和功能性映射。最后得到, 每个协同模块的肌肉参与情况与生理现象一致, 正常组与疲劳组的协同结构中肌肉对存在差异; 步态中摆动抬脚阶段复杂度和协同模块间相似度较高, 同时协同结构能够映射步态运动功能。

第 5 章 下肢运动的 EMG-EMG 相干性分析

针对肌肉较小的收缩引起时域较大的变化,使得协同模块间规律性不明显和稳定性较差。由于在两个任务下,仅能从频域上反应肌肉间的参与情况,但肌肉间的稳定性、规律性以及相互间相似程度不明显,通过对协同性的肌肉和非协同性的肌肉进行频域相干性分析。协同-相干关系的研究可作为一种探索肌肉活动相互间关系的手段,有助于理解中枢神经系统的下肢运动控制策略,为人体下肢康复指导以及评估都有很大的研究意义。

5.1 EMG-EMG 相干性分析

相干性分析 (Coherence Analysis) 本质为在频域内分析两目标信号相似度的研究^[78]。某频率下的两个信号的相干系数值是通过功率谱密度与互谱密度的函数变化得到的^[46]。相干系数值没有单位且属于 0~1 间实数, 0 或 1 分别表征两目标信号的功率谱为非线性或完全线性关系。目前相干性分析在生物医学领域得到充分的运用, 尤其是探究人体运动神经控制肌肉活动方面。

$$R_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{|P_{xx}(f)| \cdot |P_{yy}(f)|} \quad (5.1)$$

其中, f 代表的是频率, $P_{xy}(f)$ 代表的是两肌电信号在某个通道某个频率上的相干性值, $P_{xx}(f)$ 、 $P_{yy}(f)$ 分别代表的是 X、Y 的自功率频谱。

上述方法得到的相干性值是否具有现实的可行性,通过相干函数的可信区间对应的阈值来得到,对应公式如下:

$$cl = 1 - (1 - \alpha)^{\frac{1}{L-1}} \quad (5.2)$$

式中, α 代表着显著性程度, L 为数据的长度, 本文的 $\alpha=0.95$, 有意义的相干为大于 cl 阈值的, 非真实的相干为小于 cl 阈值的。

5.2 EMG-EMG 的小波相干性原理

小波相干性是研究 sEMG 信号随时间动态变化以及信号相互作用的有效工具。为了揭示 sEMG 信号的时域序列的联系, 以及探索在共同频段或时间间隔过程中存在的联系, 采用小波相干性来评估时间与频率上的 EMG-EMG 的互相关行为。小波相干性分析是由交叉小波变化衍生而来, 是由 Torrence 等人 (1998) 提出的正式定义^[79], 首先以两个时间序列的信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 作为交叉小波变换, 其连续的变换为 $W_x(a,b)$ 和 $W_y(a,b)$, 如公式 (5.3) 所示:

$$W_{xy}(a,b) = W_x(a,b)W_y^*(a,b) \quad (5.3)$$

式中， a 代表索引位置， b 为尺度值， $*$ 表示共轭复数。交叉小波变换定为 $|W_{xy}(a,b)|$ ，也代表了每个尺度上的时间序列间的局部协方差。对于具有较高公共功率区域对应的时间尺度中的时间序列，可以由交叉小波功率谱来诠释。时间和尺度的局部相关性度量是相干性的主要作用，但是对于时空尺度上共同作用的区域，不一定会存在最高功率。于是，将归一化后的平滑交叉小波谱的绝对值定义为小波相干性，在每个在时间序列上选择的平滑单元小波功率谱的乘积作为该平滑交叉小波频谱。则其小波相干系数表示如下：

$$R_{xy}(a,b) = \frac{|S(W_{xy}(a,b))|}{\left[S(|W_x(a,b)|^2) S(|W_y(a,b)|^2) \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (5.4)$$

上式中， b 表示平滑参数。在不平滑的情况下，小波的相干性将等于 1。此外，小波相干系数在 $0 \leq R_{xy}(a,b) \leq 1$ 的范围内，当 $R_{xy}(a,b)$ 的值接近零时表示弱相关，而值接近 1 时确认存在较强相关性

5.3 协同模块的小波频谱分析

检测信号的不规则点与奇异点是小波分析的常用方法，对于 sEMG 信号的非线性、平稳性的特点，使得信号经常伴随奇异点等。小波分析思路是将研究对象分解到不同尺度的空间，然后进行分析，最后根据需要进行重构，是一种在频率窗和时间窗都可以改变的时频局部化分析法^[80]。信号的稳定性可以用小波能量谱来描述。由 $c_n = d_{n-1} + d_{n-2} + \dots + d_{n-m} + c_{n-m}$ ，得到 c_n 是小波分解，其中 c_n 是 $c \in L^2(\mathbb{R})$ 的非常逼近值。小波分解与重构算法示意图分别为下图所示。

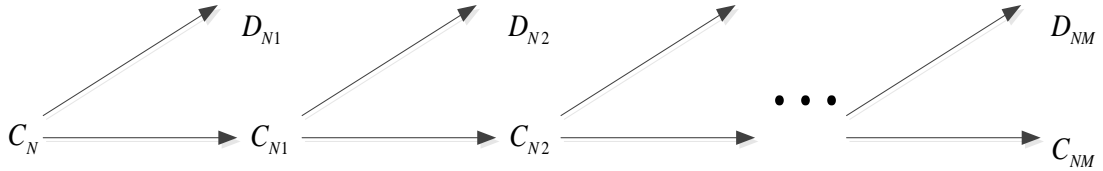


图 5.1 小波分解算法示意图

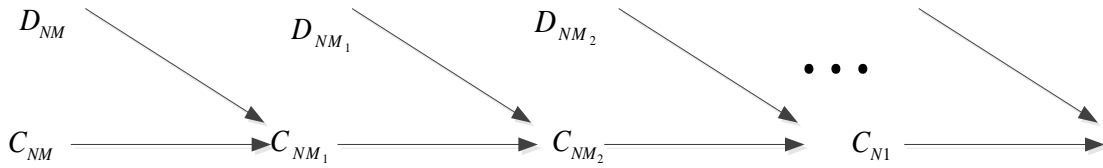


图 5.2 重构算法示意图

$$\begin{cases} C_{k,j-1} = \sum_l a_{l-2k} C_{lj} \\ D_{k,j-1} = \sum_l b_{l-2k} C_{lj} \end{cases} \quad (5.5)$$

$$\begin{cases} C_{kj} = \sum_l [p_{k-2l} C_{l,j-1} + q_{k-2l} D_{l,j-1}] \\ C_j = C_{kj} \in l^2 \end{cases} \quad (5.6)$$

小波分解与重构算法如上式 (5.5) 和 (5.6) 所示, 其中, a_k, b_k 为分解序列, p_k, q_k 为重构序列。

5.4 小波分解的频带局部能量特征

非平稳与时变特性是 sEMG 信号的典型特性, 频带局部能量是以小波分解为基础展开的, 主要针对信号的频率时变性, 用来展现某个时间段的信号对应的某个频带的能量大小, 为准确地分析和处理非平稳时变信号提供了有效方法^[81]。

由于 sEMG 的频带位于 0 ~ 500Hz 之间, 本文对其进行 3 层小波包分解, 则在尺度 3 上有 $2^3 = 8$ 个频带, 各频带对应频率范围如表 5.1 所示。

表 5.1 各频带对应的频率范围

频带序号	频率范围/Hz
1	0-62.5
2	62.5-125
3	125-187.5
4	187.5-250
5	250-312.5
6	312.5-375
7	375-437.5
8	437.5-500

在小波包分解的过程中, 随着分解层数的增加, 要求信号的高频和低频成分的分解更加精细。信号经过 N 层小波包分解得到 2^N 个从低到高的特征信号, 原始信号能量由各频带的信号能量总和组成^[82]。基于小波包分解的频带局部能量 E_{Nj} 可定义为:

$$E_{Nj} = \int |Q_{Nj}(t)|^2 dt = \sum_{j=1}^N |d_l^{j,n}|^2 \quad (j=1, 2, \dots, N) \quad (5.7)$$

$$E_{Nj}^i = \int_{t_1}^{t_2} |Q_{Nj}(t)|^2 dt = \sum_{L=M_1}^{M_2} |d_l^{j,n}|^2 \quad (5.8)$$

Q_{Nj} 为特征信号, $d_l^{j,n}$ 为 Q_{Nj} 第 l 个离散点系数, i 为 Q_{Nj} 的时间段对应的序号; t_1 、 t_2 为开始和结束时刻, M_1 、 M_2 为 Q_{Nj} 的 t_1 、 t_2 时刻对应的离散点的下标, 且满足 $0 \leq M_1, M_2 \leq M$ 。此时频带局部能量的特征提取如下:

(1) 对消噪后的 sEMG 信号进行 N 层小波分解, 得到特征信号 $Q_{Nj}(j=1, 2, \dots, N)$, 然后根据上述公式求得各个频带的局部能量序列 $\{Q_j | j=1, 2, \dots, N_m\}$ 。

(2) 构造特征向量。通过求得的能量序列, 确定其对应的特征向量 $P=\{Q_1, Q_2, \dots, Q_{N_m}\}$, 根据上式求得 Q_{dj} , 则其归一化后的向量为 $P'=[E_1/E_{dj}, E_2/E_{dj}, \dots, E_{N_m}/E_{dj}]$ 。

5.5 实验结果与分析

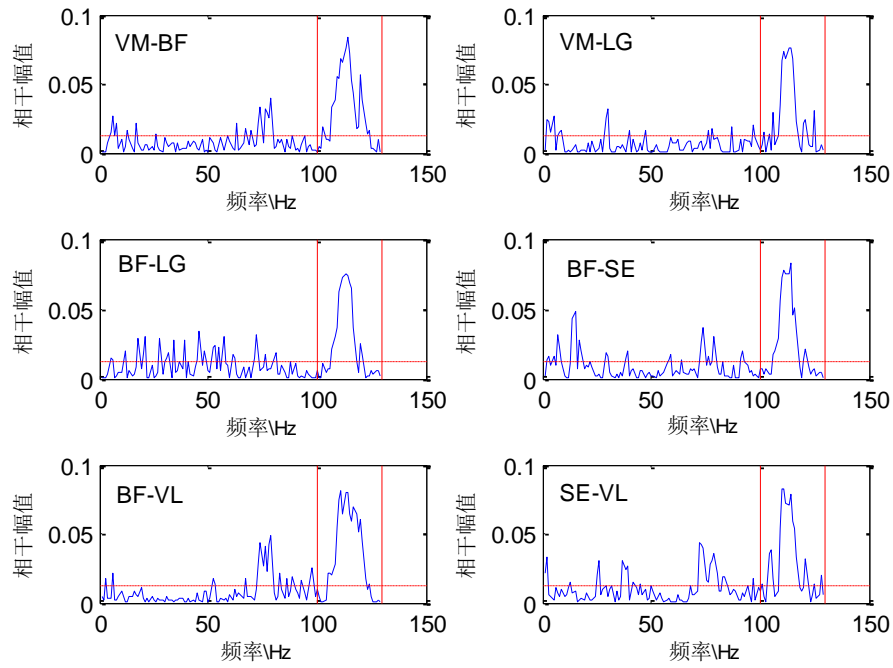
5.5.1 下肢运动的 EMG-EMG 相干性

对正常组的 8 块肌肉的站-蹲与蹲-站动作下, 对协同模块中肌肉之间的相互作用, 相互影响, 规律性等进行相干性分析。参照上一章节图 4.5 中提取的协同元与激活系数模块, 可以看出在模块中协同性较高的肌肉对如表 5.2 所示。

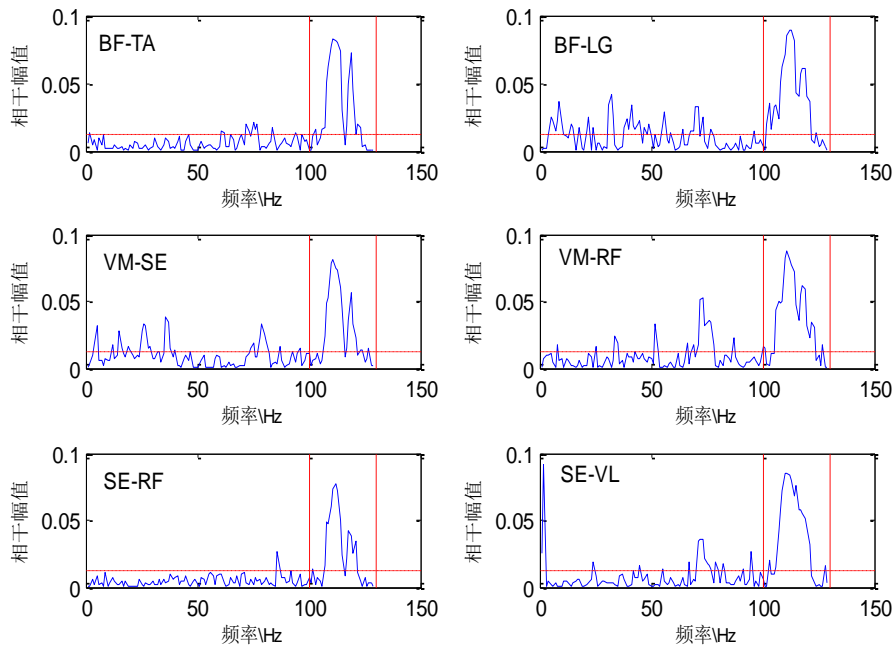
表 5.2 正常组 8 块肌肉下的协同性较高的模块

	站-蹲协同性较强肌肉	蹲-站协同性较强肌肉
协同模块 W1		股二头肌 (BF)、胫骨前肌(TA)
协同模块 W2	股内侧肌(VM)、股二头肌 (BF) 和腓肠肌外侧(LG)	股二头肌 (BF)、腓肠肌外侧 (LG)
协同模块 W3		股内侧肌(VM)、半腱肌(SE)、股直肌(RF)
协同模块 W4	股二头肌 (BF)、半腱肌(SE)和股外侧肌(VL)	
协同模块 W5		

分析站-蹲与蹲-站动作下的协同模块, 在站-蹲动作下, 协同模块 W2 中肌肉对: 股内侧肌 (VM)、股二头肌 (BF) 和腓肠肌外侧 (LG) 比较明显; 协同模块 W4 中的肌肉对: 股二头肌 (BF)、半腱肌 (SE) 和股外侧肌 (VL) 比较明显。同理, 在蹲-站动作下, 协同模块 W1 中的肌肉对股二头肌 (BF) 和胫骨前肌 (TA) 比较明显; W2 模块中股二头肌 (BF) 和腓肠肌外侧 (LG); W3 模块中股内侧肌 (VM)、半腱肌 (SE) 和股直肌 (RF) 比较明显。每个动作对应的肌肉对在每个阶段对应其运动功能。对这些协同性较明显的肌肉对进行彼此间的相干性分析如图 5.3 所示。



(a) 站-蹲下协同模块相干性曲线



(b) 蹲-站下协同模块相干性曲线

图 5.3 站-蹲与蹲-站下协同模块的肌肉组合相干性曲线

协同模块的提取，选取每个模块中协同性较高的肌肉对，进行相干性分析，结果表明协同性较高的肌肉彼此间相干性比较有规律而且较稳定，而且分布在 sEMG 信号的主要频域范围 100Hz-130Hz 之间，满足 sEMG 信号的主要频率区间范围，且在该期间相干性幅值最高，该频段蕴含着比较丰富的信息。

针对步态运动中提取的协同元与激活系数模块，4 个协同模块中肌肉对相互作用不明显，以每个模块中的最大贡献度的肌肉为研究对象，参考步态运动 4 个功能的贡献程度（大于 0.95），如第 4 章节的图 4.13（a）进行彼此相干性分析，每个模块中有一块肌肉即有 $C_4^2 = 6$ 种组合方式，则为肌肉长收肌(AL)、股直肌(RF)、胫骨前肌(TA)、内腓肠肌(GM)；这四块贡献度最大的肌肉两两组合的相干性曲线如图 5.4 所示。

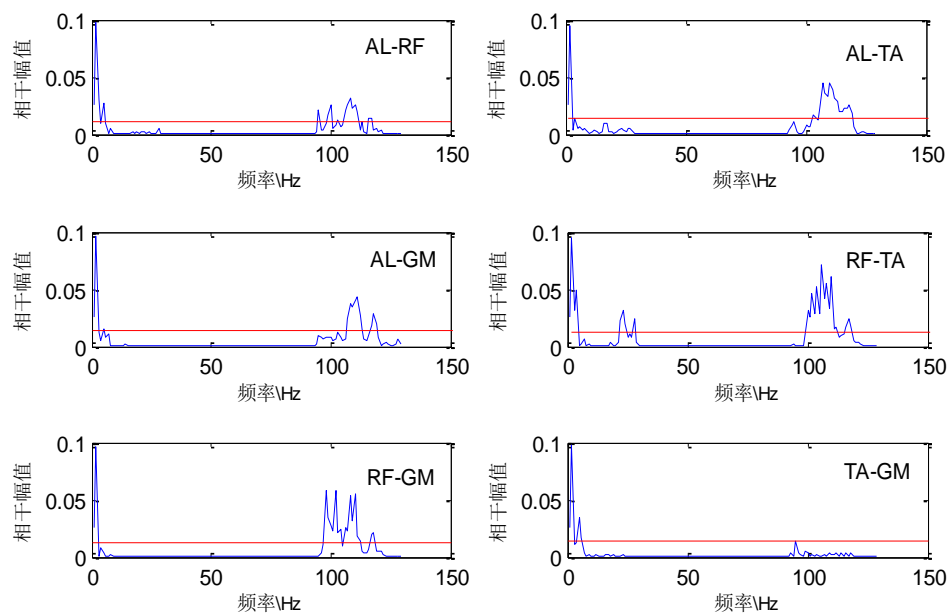


图 5.4 协同模块中贡献度最大的相干曲线

表 5.3 协同贡献高低肌肉的均值与标准差

协同性高肌肉	(均值±标准差)	协同性低肌肉	(均值±标准差)
长收肌(AL)	0.0230±0.0216	股内侧肌(VM)	0.0197±0.0234
股直肌(RF)	0.0251±0.0270	半腱肌(ST)	0.0213±0.0229
胫骨前肌(TA)	0.0336±0.0421	阔筋膜张肌(TFL)	0.0323±0.0209
内腓肠肌(GM)	0.0339±0.0691	比目鱼肌(SO)	0.0237±0.0193

步态运动的协同元与激活系数模块的提取在上一章节的图 4.5，在这 4 个模块中，单独的肌肉无法构成协同作用，可以看出模块中协同关系较强的肌肉对不太明显。选取 3 组协同性低的半腱肌与比目鱼肌(SE-SO)、内腓肠肌与比目鱼肌(GM-SO)、半腱肌与阔筋膜张肌(ST-TFL)，肌肉进行相干性分析，经过计算，可以给出各肌肉组合在频率和时间上的相干性曲线如图 5.5 所示：

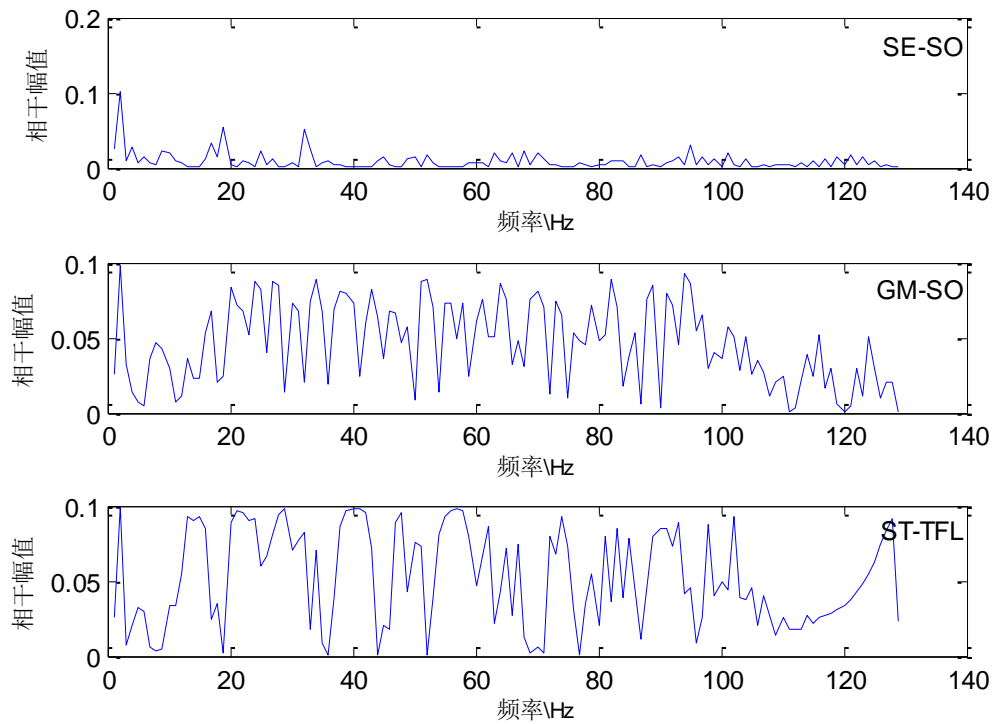
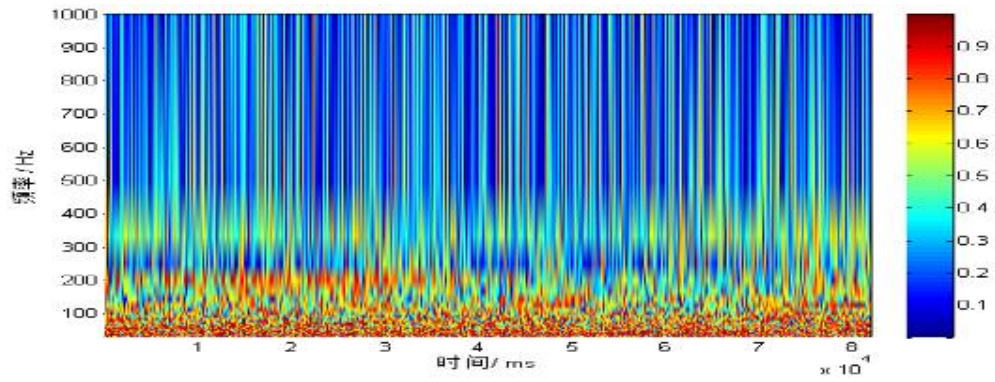


图 5.5 步态运动协同性低的肌肉相干曲线

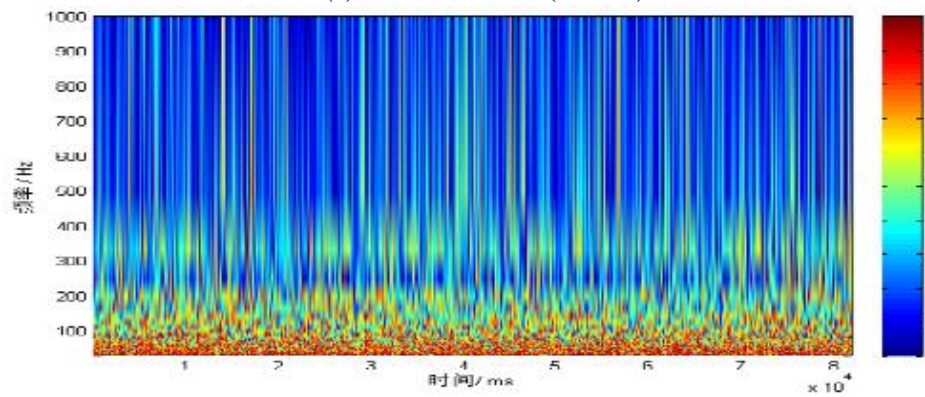
从图 5.4 可以看出 4 个子阶段协同肌肉对应的频段在 0-30Hz 之间和 90-130Hz 之间，即符合 sEMG 分布的频段，且其具有规律性。在 0-30Hz 频段信号的相干系数最大，即该频段的信号包含了有关神经控制的有用信息。从图 5.5 中可以看出协同性低的、协同性高与低的组合相干性曲线杂乱没有规律性。通过表 5.3 来对比协同性高低的均值与标准差，发现协同性高的值较协同性低的值大些。从协同-相干的关系分析，确定了 4 个阶段的主要参与肌肉长收肌(AL)、股直肌(RF)、胫骨前肌(TA)、内腓肠肌(GM)和第二章的肌肉选取的方法一致，即肌肉参与动作的贡献度；协同性较低的相干性比较混乱无规律，这可能与信号未充分解耦有关。

5.5.2 步态运动下的 sEMG 信号小波相干性

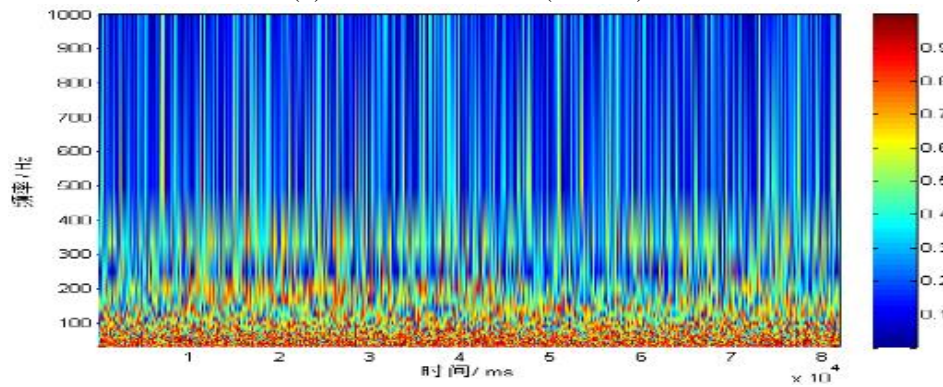
因为实验使用八块肌肉，即 $C_8^2 = 28$ 种组合方式使得计算量太大，每个协同子阶段占的比重最大的肌肉进行彼此相干性分析，即有 $C_4^2 = 6$ 种组合方式，对协同性高的肌肉长收肌(AL)、股直肌(RF)、胫骨前肌(TA)、内腓肠肌(GM)（动作贡献率最大的）进行 32 尺度的小波变换，使用高斯函数的 Morlet 小波作为小波基函数，通过 4 块肌肉的两两组合，利用小波系数计算彼此间的相干值，最终得到各肌肉组合在时间序列和频率上的相干性图，如下图所示：



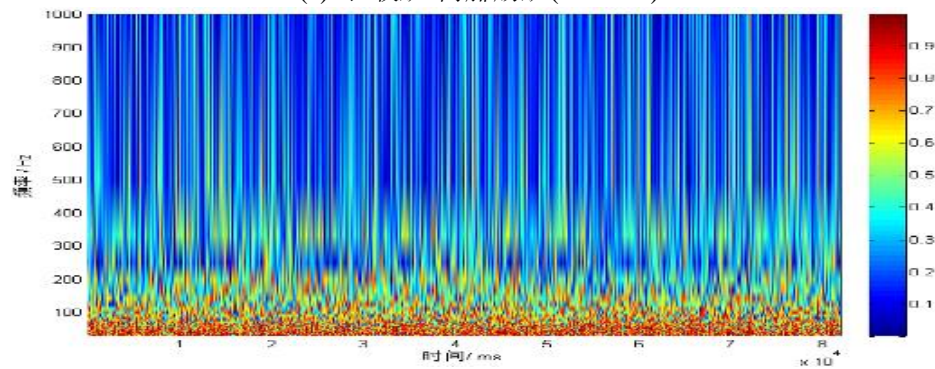
(a) 长收肌-股直肌(AL-RF)



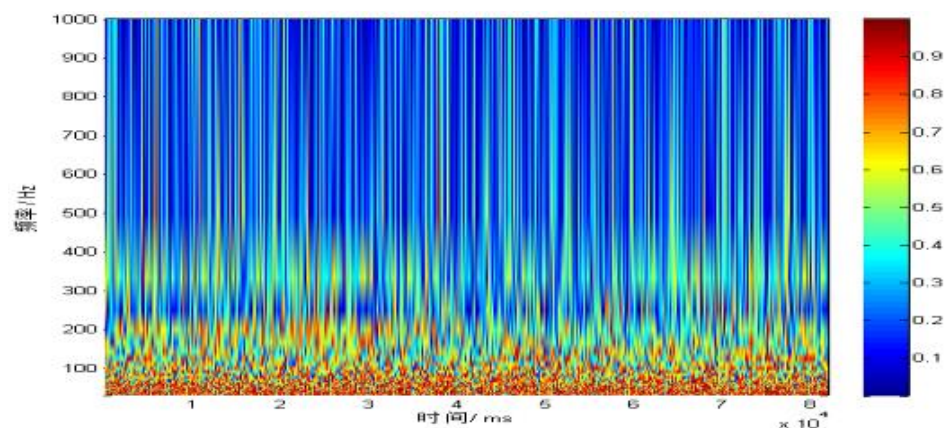
(b) 长收肌-胫骨前肌(AL-TA)



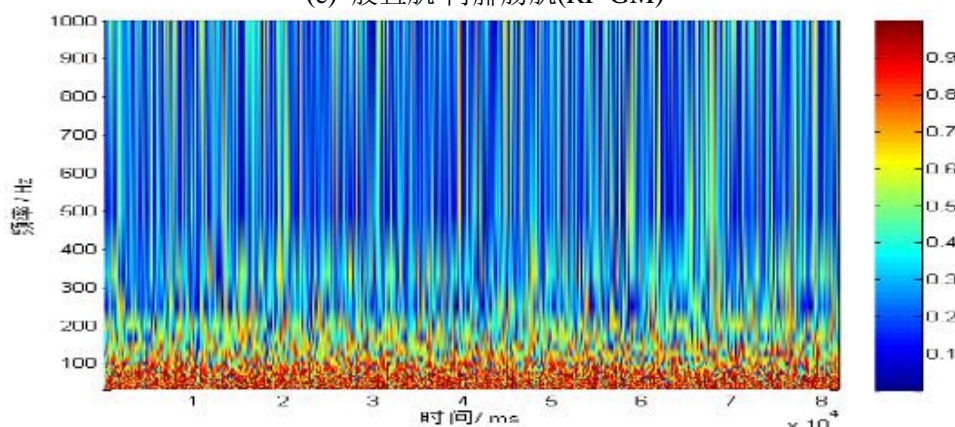
(c) 长收肌-内腓肠肌(AL-GM)



(d) 股直肌-胫骨前肌(RF-TA)



(e) 股直肌-内腓肠肌(RF-GM)



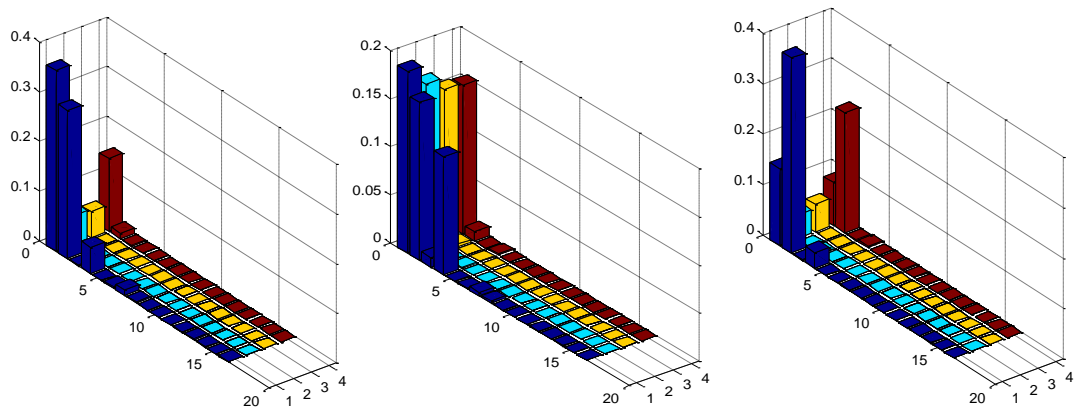
(f) 胫骨前肌-内腓肠肌(TA-GM)

图 5.6 EMG-EMG 的小波相干性

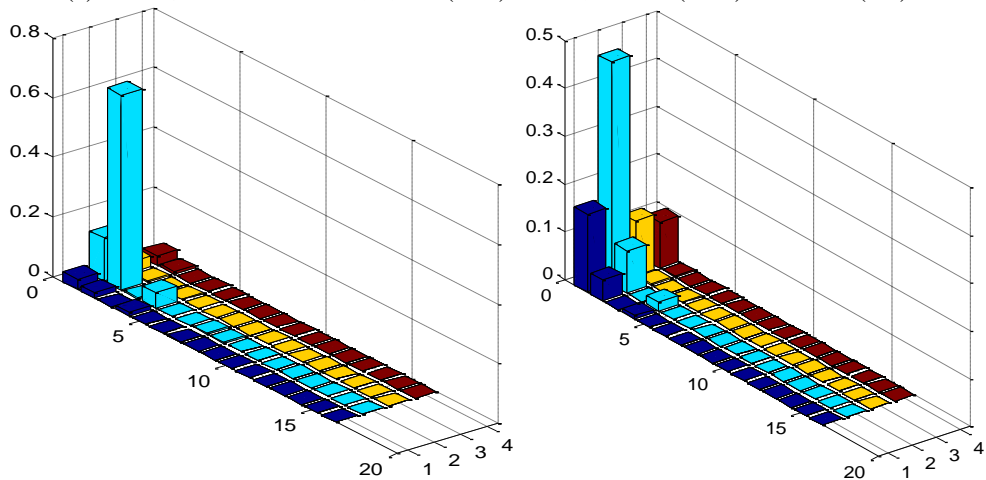
从上图可以看出，图形下面数据的红色比较集中，蓝色在上面集中，即肌肉组合的相干性值在 0.5~1 之间，分布在频率 0~250Hz 之间的最强。sEMG 的取值范围在 0~500Hz 之间可以通过上图来证明，同时也验证了 sEMG 是一种低频信号，绝大部分的能量在 250Hz 以下，在相干值小于 0.5 以下，随着频率值的增加，相干值逐渐衰减，表现为蓝色。在不同的运动行为下，每个阶段肌肉彼此之间存在差异性以及相似性程度可以通过相干性表现出来。

5.5.3 步态下协同模块的频带局部能量提取

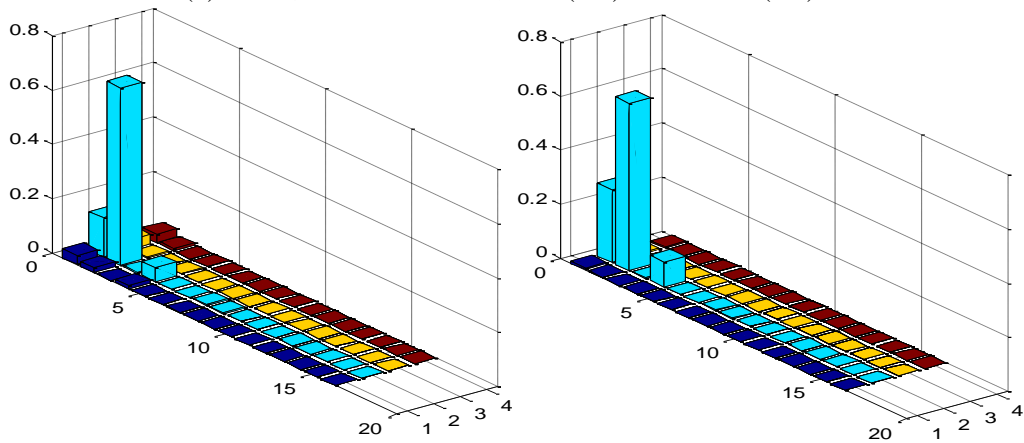
频带局部能量是在小波包分解理论上展开的，可以表征 sEMG 信号在某个频带的能量大小同时反映了信号频率的时变性。步态下协同模块的频带局部能量提取如图 5.7 所示。



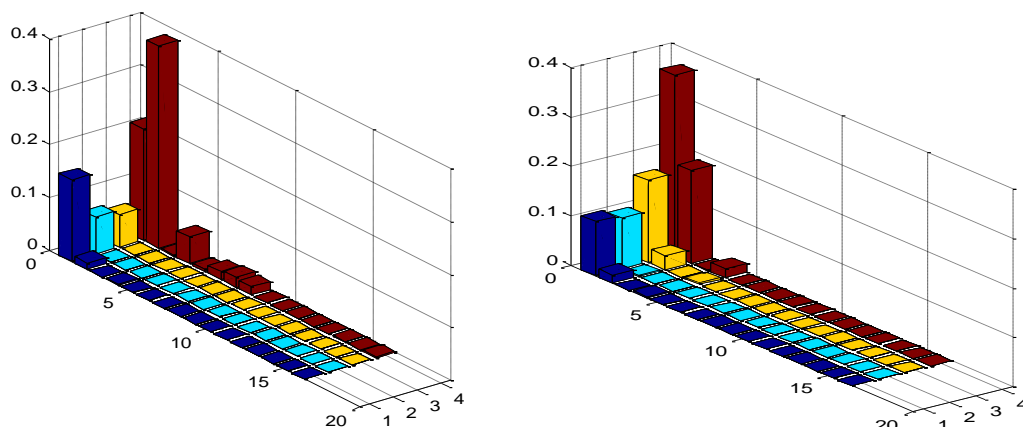
(a) 协同模块 W1 下的股内侧肌(VM)、阔筋膜张肌(TFL)、股直肌(RF)



(b) 协同模块 W2 下的胫骨前肌(TA)和比目鱼肌(SO)



(c) 协同模块 W3 下的胫骨前肌(TA)、内腓肠肌(GM)



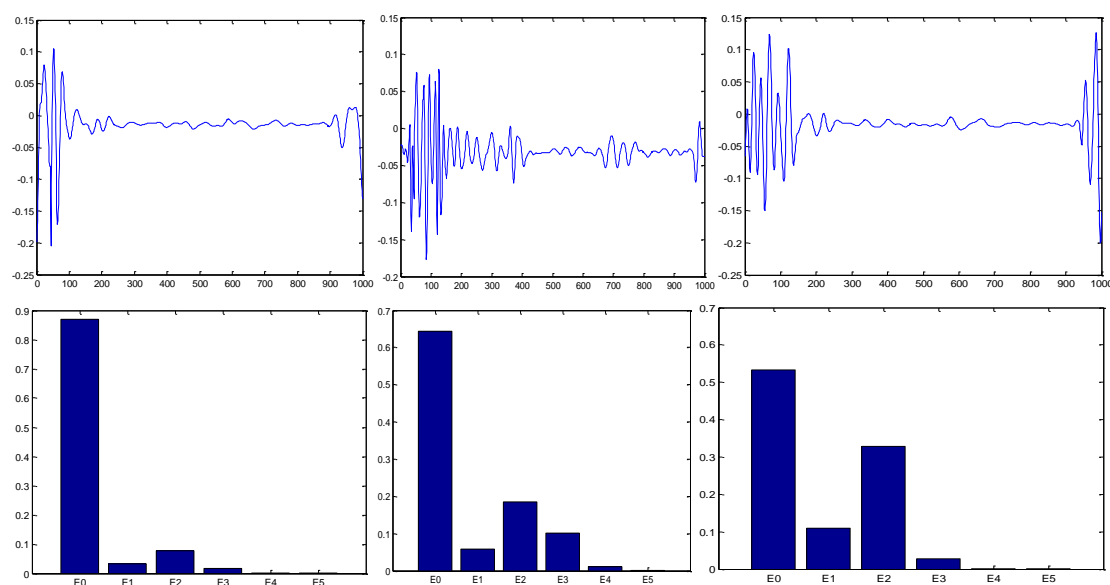
(d) 协同模块 W4 下的半腱肌(ST)、长收肌(AL)

图 5.7 步态下协同模块的频带局部能量

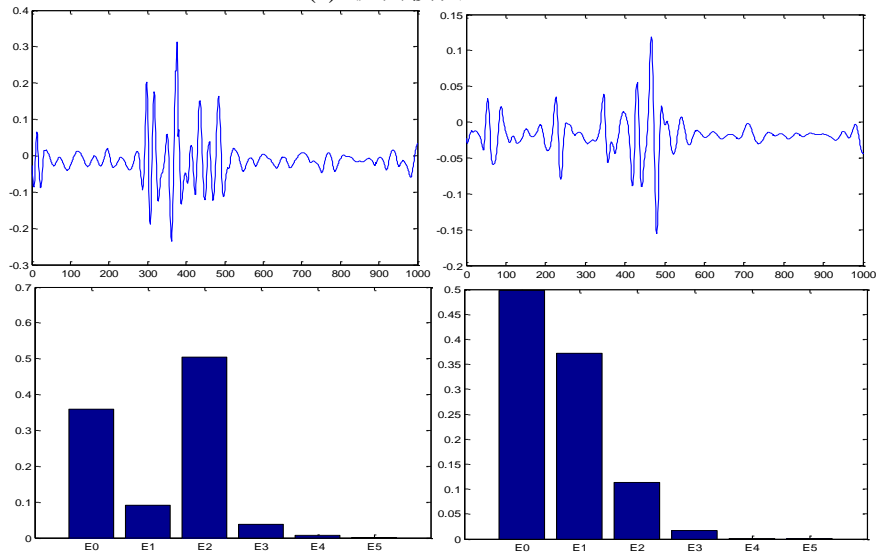
从上图可以看出,纵轴代表能量 E ,水平面分别代表频带序号与对应的模块,协同模块 W1、W2、W3、W4 每个模块的肌肉对的频带局部能量一致,即 sEMG 信号的频带局部能量符合协同分布。在 W1 模块中胫骨前肌(TA)、股内侧肌(VM)、股直肌(RF)作用于同一频段;在 W2 模块中半腱肌(SE)、阔筋膜张肌(TFL)作用于同一频段;同理 W3 模块中半腱肌(SE)和长收肌(AL)作用同一频段;W4 模块中比目鱼肌(SO)和腓肠肌外侧(LG)作用同一频段中。

5.5.4 协同模块对应的小波频谱分析

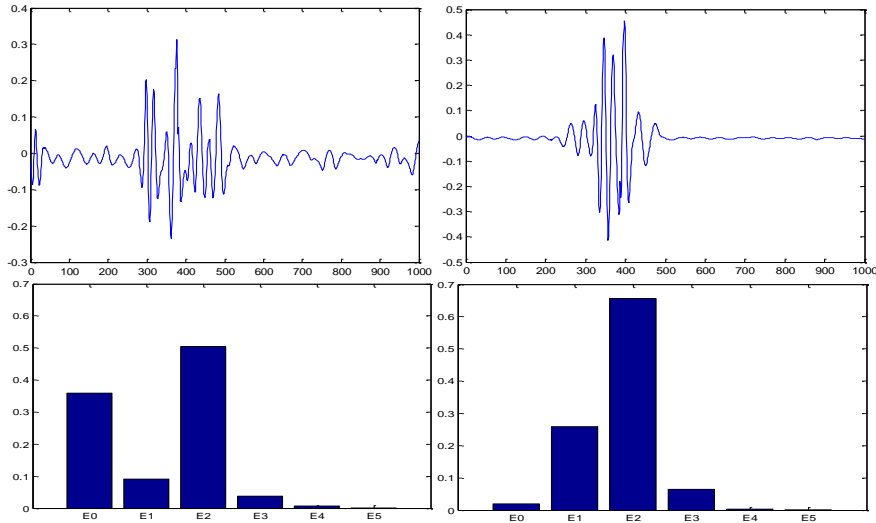
步态实验下采集的数据,经过预处理以后,经过 5 层小波分解,对协同模块 W1、W2、W3、W4 中的 sEMG 信号进行分析,通过小波的分解与重构特征频率的频段进行分析,如图 5.8 所示为协同模块对应的小波频谱,横轴为 $E0$ 、 $E1$ 、 $E2$ 、 $E3$ 、 $E4$ 、 $E5$ 能量编号,纵轴代表能量大小,每个能量条上面对应着其时间序列下的幅值信号图。



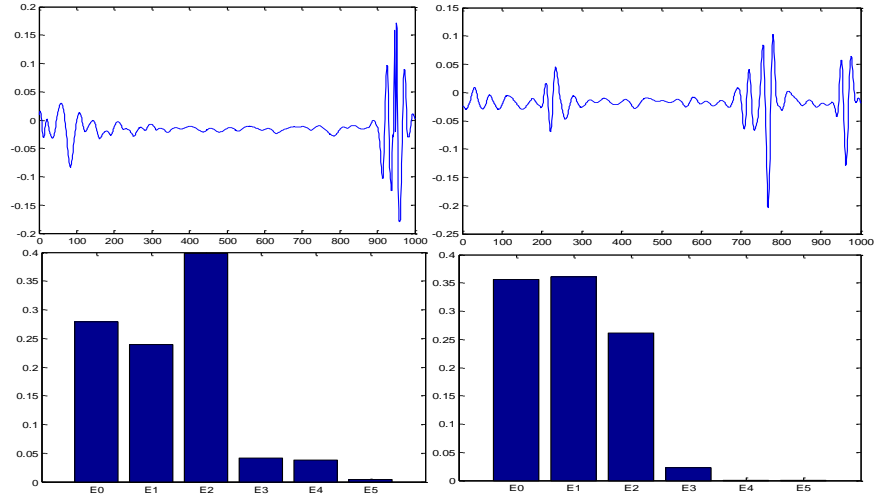
(a) 协同模块 W1



(b) 协同模块 W2



(c) 协同模块 W3



(d) 协同模块 W4

图 5.8 协同模块对应的小波频谱分析

表 5.4 协同模块下的频谱

	E0	E1	E2	E3	E4	E5
W1 (1 4 5)	0.87	0.03	0.08	0.02	0	0
	0.64	0.06	0.19	0.01	0	0
	0.53	0.11	0.33	0.03	0	0
W2 (6 8)	0.36	0.10	0.50	0.04	0	0
	0.50	0.27	0.21	0.02	0	0
W3 (6 7)	0.36	0.10	0.50	0.04	0	0
	0.22	0.16	0.60	0.02	0	0
W4 (2 3)	0.32	0.24	0.40	0.04	0	0
	0.36	0.36	0.26	0.02	0	0

本文针对步态下协同模块的 sEMG 信号进行分析,不仅可以实现信号的时频分析,也能将其频谱特征估计为时间函数。从图 5.8 中可以看出协同模块信号的幅值随着时间变化,同时对应的频谱能量也对应着变化。从图和表中可以看见,每块肌肉的能量和为 1,即 $E0+E1+E2+E3+E4+E5=1$ 。同一时刻协同模块下对应的肌电信号的频谱保持较好的一致性,这和频带的局部能量具有较好的一致性,一般在 E0 阶段下频谱值较大,接着逐渐衰弱,一般在 E4 和 E5 阶段下能量变为 0,协同的肌肉彼此间能量大小差异不大。

5.6 本章小结

本章主要针对协同模块中较明显的肌肉对,彼此间进行相干性分析,频谱分析和局部能量分析。首先,对站-蹲、蹲-站与步态运动的协同模块,肌肉对较明显或者贡献度大的进行相干性分析,协同性明显的规律性较好。然后,选取步态中的肌肉,进行频域内信号间相似度分析。引入小波相干性证明了信号的频段范围,以及信号活跃范围,随着频率增加其值逐渐降低,这和 sEMG 信号的固有的结论一致;最后,经过频带的局部能量与小波频谱分析得出,在时域与频域下,肌肉共同作用构成协同模块的局部能量与频谱对应一致。

第 6 章 总结及展望

6.1 研究总结

人体的下肢运动是一个复杂的运动过程，由一些基本动作组合而成。下肢的运动模式主要通过中枢神经系统控制的多肌肉-骨骼共同完成的运动系统。通过采集日常活动中的蹲站和步态运动中的 sEMG 信号，对其进行协同-相干性分析，并研究下肢运动行为特征。从肌间协同关系程度与肌肉相互配合协调运动机制出发，揭示运动功能与执行规律，为运动协调机制和神经控制机制的研究打下基础，对运动功能的定量分析和临床上的功能性评估提供了新方法。本文的研究过程中取得一定成果。

主要内容与创新点如下：

(1) 在信号动作区域划分与预处理方面，本文通过对比 3 种动作划分方法，最终选择高斯能量阈值划分动作区域，使得信号的分析更加准确。并依据动作下的贡献度选取肌肉，并对 sEMG 信号进行消噪处理。通过 EED、EEMD 与 LMD 分解得到时间尺度上的样本特征 IMF 和 PF 成分，利用这两个指标进行重构原始信号。计算原始信号和重构信号的均方根误差和信噪比，通过指标分析 LMD 分解效果较好。

(2) sEMG 信号的特征较多，本文针对肌电信号的微弱性、低频性、非线性等特点。首先，提取其包络线；接着，采用非负矩阵分解算法对其进行分解，根据 VAF 指标来重构原始信号。8 块和 6 块的肌肉在蹲站动作，分别分解了 5 个和 4 个模块，这些结果与肌肉的生理功能相符，同时也证明了结果的准确性；然后，由于肌肉容易受疲劳因素的影响，为了简化采取 6 块肌肉展开分析疲劳下的协同与激活模块的影响，发现协同模块中对应的肌肉有所变化。最后，步态运动分解了 4 个模块，对协同结构间进行排列组合熵分析和功能性映射，分为 4 个子功能阶段，在摆动阶段复杂性较高。

(3) 针对协同模块间的肌肉对彼此的关系特性，采用相干性分析进行比较。首先，对站-蹲与蹲-站、步态下的每个模块中协同性较高的肌肉对，进行相干性分析，结果表明协同性较高的肌肉彼此间相干性比较有规律而且较稳定，分布在 sEMG 信号的主要频域范围，协同性较低的相干性比较混乱无规律，这与信号未充分解耦有关；接着，对步态运动选取 4 个贡献度大的肌肉进行小波相干性分析，证明了 sEMG 信号的频域范围，主要能量分布以及频域的变化情况；最后，对步态运动对应下的协同模块中的信号，进行频带局部能量与小波频谱分析，发现协

同作用对应的频带能量较集中，而且都比较对应，频谱能量起始较高接着逐渐衰减。这些现象表明，模块中协同性较强的肌电信号是最具有规律性，能量也是最高的，也是最有用的。

6.2 研究展望

本文基于协同-相干性的研究在国内尚属一个较新的课题，详细论述了下肢运动行为中的协同现象的过程。在取得了一定的成果同时，对协同模块间的相干性进行分析，揭示一些规律性、相似性等指标。但由于实验条件以及研究生阶段时间有限，本课题仍有待拓展与完善。

（1）本研究以几个主要的日常生活动作，进行下肢运动行为分析。但是日常生活中的活动种类较多，因此对于大样本事件的研究需要更加详尽。

（2）本研究的受试者均为年轻健康男性，对于一些运动机能退化、神经损伤、运动功能障碍等群体可以进行一些对比。同时对于个体的一些差异性仍需进行详细的分析。

（3）本研究对提取协同模块后，进行肌肉间的相干性分析，以及其他方面的分析，得到一些成果。在人机交互中将其作为一种特征信号应用于助残康复，将会是一种比较好的研究方向。

致 谢

从考研后第一次接触实验室的人与环境已过去两年，一转眼，短暂的研究生生涯即将结束，回望研究生生活的点点滴滴，充实而有意义。在此向曾经关心、帮助、鼓励过我的同学们、老师们致以最诚挚的谢意！

首先要以最真诚的心意感谢导师高发荣。高老师工作认真，教学严谨，为我的小论文，大论文，科研项目以及科研竞赛等，给予充足的指导和支持。鼓励我们发散创新性思维，给了我们足够的创新空间和自主学习时间。并且也时时关心我们的生活以及毕业后的工作情况，与我们相处很融洽。两年多的时间里，我也犯过很多的错误，高老师都及时指正，使我避免犯更大的错误。高老师的严谨的治学态度、宽厚正直的待人准则、实事求是的优良作风让我受益匪浅，是我一生学习的榜样。

感谢在科研上指导过我的陈辉辉师兄和李影师姐，以及智能控制与机器人研究所的各位师兄师姐。感谢参与实验的同门孙纯岭同学，以及师门的师弟和师妹们，田太星、黎毅达，余俊，方健尔，曹月盈等同学，谢谢你们帮助我完成论文的数据采集和实验，为我的大论文提供了丰富的实验数据和内容，以及实验室的杨国雨、杨波、苏慧需等同学平时给我学习上的帮助。

感谢父母家人以及身边的好朋友对我学业的支持和理解，以及在生活中点点滴滴的帮助和关怀，你们的存在是我不懈努力的动力。感谢在研究生阶段遇到的所有人与物，让我感到无比的温暖和幸运。

参考文献

- [1] 第二次全国残疾人抽样调查领导小组. 2006 年第二次全国残疾人抽样调查主要数据公报[J]. 中国康复理论与实践, 2006, 12(12): 1013-1013.
- [2] 颜帅, 付国乐, 张昕. 往者不可谏 来者犹可追——中国科技期刊“十二五”回顾与“十三五”展望[J]. 科技与出版, 2016, 15(1): 27-38.
- [3] 梁慧刚, 黄可. 从“中国制造 2025”看医疗器械产业的发展[J]. 新材料产业, 2015(7): 28-31.
- [4] 丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(1): 13-25.
- [5] Wakeling J M, Uehli K, Rozitis A I. Muscle fibre recruitment can respond to the mechanics of the muscle contraction[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2006, 3(9): 533-542.
- [6] 姜海波. 人体下肢关节系统的生物力学行为研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2008.
- [7] Cippitelli E, Gasparrini S, Spinsante S, et al. Kinect as a tool for gait analysis: validation of a real-time joint extraction algorithm working in side view[J]. Sensors, 2015, 15(1): 1417-1434.
- [8] Gholami F, Trojan D A, Kovecses J, et al. Gait Assessment for Multiple Sclerosis Patients Using Microsoft Kinect[J]. Computer Science, 2015, 15(1): 1417-1434.
- [9] Hasanuzzaman F M, Yang X, Tian Y, et al. Monitoring activity of taking medicine by Incorporating RFID and video analysis[J]. Network Modeling Analysis in Health Informatics & Bioinformatics, 2013, 2(2): 61-70.
- [10] Mo L, Li F, Zhu Y, et al. Human physical activity recognition based on computer vision with deep learning model[C]. Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2016: 1-6.
- [11] Nyan M N, Tay F E, Tan A K. Distinguishing fall activities from normal activities by angular rate characteristics and high-speed camera characterization[J]. Medical Engineering & Physics, 2006, 28(8): 842-849.
- [12] Fleischer C, Reinicke C, Hommel G. Predicting the intended motion with EMG signals for an exoskeleton orthosis controller[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2005: 2029-2034.

- [13] Sale P, Franceschini M, Waldner A, et al. Use of the robot assisted gait therapy in rehabilitation of patients with stroke and spinal cord injury[J]. *European Journal of Physical & Rehabilitation Medicine*, 2012, 48(1): 111-126.
- [14] 沈金虎. 基于全方向下肢康复训练机器人的步态检测与分析[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2012.
- [15] 林楠. 智能动力小腿假肢[J]. *设计*, 2016(10): 68-69.
- [16] Stegeman D F, Blok J H, Hermens H J, et al. Surface EMG models: properties and applications[J]. *Journal of Electromyography & Kinesiology*, 2000, 10(5): 313-326.
- [17] 付聪, 李强, 李博. 表面肌电信号采集与降噪处理[J]. *现代生物医学进展*, 2011, 11(20): 3951-3953.
- [18] Stepp C E. Surface electromyography for speech and swallowing systems: measurement, analysis, and interpretation[J]. *J Speech Lang Hear Res*, 2012, 55(4): 1232-1246.
- [19] Kjellberg A, ., Tesarz M, ., Dallner M, . Facial EMG responses to noise[J]. *Perceptual & Motor Skills*, 1994, 79(1): 1203-1216.
- [20] 雷培源, 杨基海, 陈香. 基于三级滤波器的表面肌电信号降噪处理[J]. *北京生物医学工程*, 2011, 30(1): 62-66.
- [21] Kim J, Cho D, Lee K J, et al. A real-time pinch-to-zoom motion detection by means of a surface EMG-based human-computer interface[J]. *Sensors*, 2014, 15(1): 394-407.
- [22] 牟永阁, 彭承琳, 郑小林, 等. 肌肉动态收缩期间表面肌电信号的时频分析[J]. *生物物理学报*, 2004, 20(4): 323-328.
- [23] Marchis C D, Severini G, Castronovo A M, et al. Intermuscular coherence contributions in synergistic muscles during pedaling[J]. *Experimental Brain Research*, 2015, 233(6): 1907-1919.
- [24] Hu Y, Mak J N F, Lu W W, et al. Visualization of lumbar muscle contraction synergy using surface electromyography (sEMG) streaming topography[J]. 2004, 3(3): 2337-2340.
- [25] 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.
- [26] 董士海. 人机交互的进展及面临的挑战[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 16(1): 1-13.
- [27] Tsang W W N, Hui-Chan C W Y. Comparison of muscle torque, balance, and confidence in older tai chi and healthy adults[J]. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 2005, 37(2): 280-295.

- [28] Salman B, Vahdat S, Lamercy O, et al. Changes in muscle activation patterns following robot-assisted training of hand function after stroke[C]. Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010: 5145-5150.
- [29] Tropea P. Effects of early and intensive neuro-rehabilitative treatment on muscle synergies in acute post-stroke patients: a pilot study[J]. Journal of Neuroengineering & Rehabilitation, 2013, 10(1): 1-15.
- [30] Liu J, Zhang D, Sheng X, et al. Quantification and solutions of arm movements effect on sEMG pattern recognition[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2014, 13(5): 189-197.
- [31] Ning J, Englehart K B, Parker P A. Extracting simultaneous and proportional neural control information for multiple-DOF prostheses from the surface electromyographic signal[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(4): 1070-1080.
- [32] Binding P, Jinha A, Herzog W. Analytic analysis of the force sharing among synergistic muscles in one- and two-degree-of-freedom models[J]. Journal of Biomechanics, 2000, 33(11): 1423-1432.
- [33] Ma S, Chen X, Cao S, et al. Investigation on inter-limb coordination and motion stability, intensity and complexity of trunk and limbs during hands-knees crawling in human adults[J]. Sensors, 2017, 17(4): 629-644.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] Bejarano N C, Pedrocchi A, Nardone A, et al. Tuning of muscle synergies during walking along rectilinear and curvilinear trajectories in humans[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2017, 45(5): 1-15.
- [37] Fisher R J, Galea M P, Brown P, et al. Digital nerve anaesthesia decreases EMG-EMG coherence in a human precision grip task[J]. Experimental Brain Research, 2002, 145(2): 207-214.
- [38] 洪波, 杨福生, 岳小敏, 等. 基于多变量 AR 模型的脑电相干性分析及其在脑区协作机制研究中的应用[J]. 生物物理学报, 2001, 17(1): 105-113.
- [39] Kukke S N, Campos A C D, Damiano D, et al. Cortical activation and inter-hemispheric sensorimotor coherence in individuals with arm dystonia due to childhood stroke[J]. Clinical Neurophysiology, 2015, 126(8): 1589-1598.

- [40] Serrien D J, Michael O, Evans A H, et al. Motor inhibition in patients with Gilles de la Tourette syndrome: functional activation patterns as revealed by EEG coherence[J]. *Brain A Journal of Neurology*, 2005, 128(1): 116-125.
- [41] Serrien D J, Strens L H A, Cassidy M J, et al. Functional significance of the ipsilateral hemisphere during movement of the affected hand after stroke[J]. *Experimental Neurology*, 2004, 190(2): 425-432.
- [42] Gross J, Tass P A, Salenius S, et al. Cortico-muscular synchronization during isometric muscle contraction in humans as revealed by magnetoencephalography[J]. *J Physiol*, 2010, 527(3): 623-631.
- [43] 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.
- [44] Mima T, Toma K, Koshy B, et al. Coherence between cortical and muscular activities after subcortical stroke[J]. *Stroke; a journal of cerebral circulation*, 2001, 32(11): 2597-2610.
- [45] 冯辉, 王乾, 吴德, 等. 基于 mAR 模型的小儿脑瘫患者下肢肌电信号相干性分析[J]. *北京生物医学工程*, 2014, 33(4): 349-354.
- [46] 王乐军, 黄勇, 龚铭新, 等. 运动性肌肉疲劳过程中主动肌与拮抗肌 sEMG 相干性分析[J]. *体育科学*, 2011, 31(10): 79-84.
- [47] Bai F, Lubecki T M, Chew C M, et al. Novel time-frequency approach for muscle fatigue detection based on sEMG[C]. *IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, 2012: 364-367.
- [48] 李柏杨. 田径运动训练中的过度疲劳[J]. *中国组织工程研究*, 2005, 9(16): 182-203.
- [49] Bigland-Ritchie B, Woods J J. Integrated EMG and oxygen uptake during dynamic contractions of human muscles[J]. *Journal of Applied Physiology*, 1974, 36(4): 475-479.
- [50] 张肃, 郭峰, 王念辉, 等. 屈伸运动诱发下肢膝关节肌肉疲劳过程中表面肌电信号的特征分析[J]. *吉林大学学报:医学版*, 2014(6): 1241-1246.
- [51] 任见, 李传江, 翟润哲, 等. 上肢肌肉疲劳的 sEMG 信号特征分析[J]. *仪表技术*, 2015(12): 26-28.
- [52] 张非若. 重复性作业上肢肌肉疲劳的表面肌电实验研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2006.
- [53] 张双艺. 人体单肩负重行走肌肉表面电信号特性研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2013.
- [54] Sparto P, Parnianpour M, Ea, Jagadeesh J. Wavelet analysis of electromyography for back muscle fatigue detection during isokinetic constant-torque exertions[J]. *Spine*, 1999, 24(17): 1791-1798.
- [55] 胡淑娴, 施俊. 基于希尔伯特-黄变换的肌动图估计肌肉疲劳研究[J]. *生物医学工程学杂志*, 2011(2): 243-247.

- [56] Hudgins B, ., Parker P, ., Scott R N. A new strategy for multifunction myoelectric control[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1993, 40(1): 82-94.
- [57] 谭炎全, 戴慧寒, 蔡奇芳, 等. 脑卒中患者下肢不同运动时大腿肌群表面肌电信号特征及其中枢机制探讨[J]. 中国运动医学杂志, 2009, 28(5): 498-501.
- [58] Shu T, Florent E, Regis L, et al. Leptin regulates bone formation via the sympathetic nervous system[J]. Cell, 2002, 111(3): 305-317.
- [59] Ta T, Na B, Es L, et al. Influence of concurrent exercise or nutrition countermeasures on thigh and calf muscle size and function during 60 days of bed rest in women[J]. Acta Physiologica, 2010, 191(2): 147-159.
- [60] 单大卯, 魏文仪. 人体下肢解剖基准位肌肉功能参数的定量研究[C]. 全国体育科学大会, 2004.
- [61] 徐振君. 高跟鞋对青年女性下肢表面肌电特性影响研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2014.
- [62] Lie Y, Jianbin Z, Yang W, et al. Adaptive method for real-time gait phase detection based on ground contact forces[J]. Gait & Posture, 2015, 41(1): 269-275.
- [63] 晏剑云, 郑江滨, 李秀秀. 视频运动捕获系统中多标记点的三维跟踪算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(24): 206-207.
- [64] 程军圣, 张亢, 杨宇, 等. 局部均值分解与经验模式分解的对比研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(5): 13-16.
- [65] 朱海港. 基于肌电信号的跌倒辨识研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013.
- [66] Li Q, Li B. The muscle activity detection from surface EMG signal using the morphological filter[J]. Applied Mechanics & Materials, 2012, 195(1): 1137-1141.
- [67] Julien F, Fran H. Between-subject variability of muscle synergies during a complex motor skill[J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2012, 6(1): 49-58.
- [68] 汤璐. 小儿脑瘫运动功能障碍评估研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- [69] 袁明, 罗志增. 基于排列组合熵和聚类分析的 SEMG 识别方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(2): 107-109.
- [70] Ehrsson H H, Naito E, Geyer S, et al. Simultaneous movements of upper and lower limbs are coordinated by motor representations that are shared by both limbs: a PET study[J]. European Journal of Neuroscience, 2010, 12(9): 3385-3398.
- [71] Bakshi B R. Multiscale PCA with application to multivariate statistical process monitoring[J]. Aiche Journal, 2010, 44(7): 1596-1610.
- [72] Zhang D, Liu W. An efficient nonnegative matrix factorization approach in flexible kernel space[C]. IJCAI 2009, Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, Pasadena, California, USA, July, 2009: 1345-1350.

- [73] Shourijeh M S, Flaxman T E, Benoit D L. An approach for improving repeatability and reliability of non-negative matrix factorization for muscle synergy analysis[J]. *Electromyogr Kinesiol*, 2016, 26(1): 36-43.
- [74] 桂奇政. 多自由度肌电假肢的比例同步控制研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2017.
- [75] 王健, 刘加海. 肌肉疲劳的表面肌电信号特征研究与展望[J]. *中国体育科技*, 2003, 39(2): 4-7.
- [76] 王笃明, 王健, 葛列众. 静态负荷诱发肌肉疲劳时表面肌电信号(sEMG)变化与主观疲劳感之间的关系[J]. *航天医学与医学工程*, 2004, 17(3): 201-204.
- [77] Chen C, Gao F, Sun C, et al. Muscle synergy analysis for stand-squat and squat-stand tasks with sEMG signals[C]. *Chinese Conference on Biometric Recognition*, 2018: 545-552.
- [78] 李云萍. 基于皮层肌肉相干性的手部运动信息解码研究[D]. 天津: 天津医科大学, 2014.
- [79] Bloomfield D S, Mcateer R T J, Lites B W, et al. Wavelet Phase Coherence Analysis: Application to a Quiet-Sun Magnetic Element[J]. *Astrophysical Journal*, 2004, 617(1): 623-632.
- [80] 林敏, 周兆经. 基于小波包的瞬时信号去噪与频谱分析[J]. *电子测量与仪器学报*, 2000, 14(2): 1-5.
- [81] 王奉涛, 马孝江, 邹岩崑, 等. 基于小波包分解的频带局部能量特征提取方法[J]. *农业机械学报*, 2004, 35(5): 177-180.
- [82] Wang F. Local Power Feature Extraction Method of Frequency Bands Based on Wavelet Packet Decomposition[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2004, 3(1): 167-170.

附录：攻读学位期间参加的科研项目和成果

一、获得的竞赛奖励

- [1]. 第四届全国移动互联创新大赛, 全国一等奖, 2018
- [2]. 第十五届中国研究生数学建模竞赛, 全国二等奖, 2018
- [3]. 第四届中国研究生移动终端应用设计创新大赛, 全国二等奖, 2018
- [4]. 第十三届中国研究生电子设计商业计划书, 一等奖, 2018
- [5]. 第十三届中国研究生电子设计竞赛, 华东赛区二等奖, 2018

二、发表的学术论文

- [1]. 第一作者. Muscle Synergy Analysis for Stand-Squat and Squat-Stand Tasks with sEMG signals. Chinese Conference on Biometric Recognition. 2018. (EI)
- [2]. 第三作者. Estimation of ankle angle Based on Multi-Feature Fusion with Random Forest. Chinese Control Conference. 2018. (EI)

三、申请的发明专利

- [1]. 第一申请人(导师除外), 一种下肢肌肉协同运动的疲劳模块区分方法. 发明专利, 国家知识产权局, 申报

四、参加的科研项目

- [1]. 三维步态分析系统在运动功能评价中的作用, 学院研究生科技立项, 负责人
- [2]. 大型船舶动力系统运营全寿命周期故障预测与智能健康管理, NSFC-浙江两化融合联合基金, 参与