

★全日制专业型研究生

浙江省硕士学位论文

论文题目：基于 sEMG 下肢肌肉疲劳性状的协同
与相干性研究

专业名称：控制工程

研究方向：模式识别与智能系统

摘要

肌肉疲劳是日常生活中常见的生理现象，当人体持续运动时会导致肌肉疲劳，表面肌电信号（sEMG）会发生变化，由于 sEMG 信号可以无损害的进行实时采集，其幅值的变化可以反映肌肉疲劳的过程，因此被广泛应用于肌肉疲劳的评估中。本文以下肢运动的 sEMG 为基础，具体从以下几个部分进行研究：

首先，本文基于下肢日常行为动作中的持续站-蹲为基础，设计实验方案，并对下肢肌肉的 sEMG 信号进行采集。利用小波包阈值、小波阈值和小波模极大值的消噪方法对采集到的 sEMG 信号进行消噪处理，以信噪比、均方根误差作为消噪性能的评价指标，结果表明小波模极大值法进行 sEMG 信号的消噪是最佳的选择。

其次，基于 sEMG 人体下肢运动疲劳进行分析，探究 sEMG 信号的时域特征、频域特征以及非线性特征随时间变化的特点，计算出肌肉进入疲劳状态的时间区间，划分出正常组和疲劳组，并分析疲劳前后各个特征的变化特点。结果表明，随着肌肉疲劳的产生，时域特征中积分肌电值和均方根能更好的表征肌肉疲劳的变化规律，非线性特征中的模糊熵对肌肉疲劳更加的敏感。

然后，针对正常组和疲劳组的 sEMG 分别进行肌肉协同分析，对预处理后 sEMG 信号进行包络线的提取，采用非负矩阵分解算法得到协同结构矩阵和激活系数矩阵，分析不同动作下肌肉协同模块的变化情况。结果表明，肌肉疲劳时，在 W2 模块中外腓肠肌始终参与运动，保持人体的稳定；在 W4 模块中肌肉疲劳时小腿的胫骨前肌起作用，而此时大腿的股直肌和股内侧肌不再参与运动。研究发现，不同运动模式下，肌肉间的组合方式发生变化，进而探究神经控制运动的机制和肌肉间的相互配合方式。

最后，为了进一步探究肌肉间的耦合强度，对正常组和疲劳组的肌肉进行肌间相干性分析。探究协同模块中协同肌肉对和非协同肌肉对在 α , β , γ 频段的显著面积差异，并通过相干性值分析肌间的耦合特性。结果表明，正常组肌间的耦合特性高于疲劳组，且协同性肌肉间的耦合特性高于非协同肌肉对。研究发现，肌肉间的耦合强度随着肌肉疲劳程度的增加而降低，协同模块中具有协同作用的肌肉对，其肌间的耦合特性较强且内在联系越紧密。

本文以下肢日常行为动作中的持续站-蹲为基础，对下肢运动过程中肌肉疲劳性状进行协同-相干性分析。探究肌肉处于正常和疲劳状态下肌肉的参与程度，以及协同模块中 sEMG 信号的差异性，相似性，规律性等。该研究有助于为下肢运动障碍的患者和体育训练的运动员们进行功能分析和评价提供科学依据，也为

医疗康复领域以及人机交互等领域提供帮助。

关键词： 下肢运动，sEMG，肌肉疲劳，非负矩阵分解，肌肉协同，肌间相干性

ABSTRACT

Muscle fatigue is a common physiological phenomenon in daily life. When the human body continues to exercise, it will cause muscle fatigue, and the surface electromyography signal (sEMG) will change. Since the sEMG signal can be collected in real time without damage, the change in its amplitude can reflect The process of muscle fatigue is therefore widely used in the assessment of muscle fatigue. This article is based on the sEMG of leg movement, and the specific research is carried out from the following parts:

Firstly, based on the continuous standing-squatting in the daily behaviors of the lower limbs, this paper designs an experimental plan and collects the sEMG signals of the lower limb muscles. The denoising method of wavelet packet threshold, wavelet threshold and wavelet modulus maximum is used to denoise the collected sEMG signals. The signal-to-noise ratio and root mean square error are used as the evaluation indicators of denoising performance. The results show that the wavelet modulus is extremely high. The large value method is the best choice to denoise the sEMG signal.

Secondly, based on the analysis of sEMG human lower limb exercise fatigue, the time domain characteristics, frequency domain characteristics and nonlinear characteristics of the sEMG signal change with time are explored, and the time interval for the muscles to enter the fatigue state is calculated, and the normal group and the fatigue group are divided. And analyze the characteristics of changes before and after fatigue. The results show that with the occurrence of muscle fatigue, the integrated EMG value and root mean square in the time domain feature can better characterize the change law of muscle fatigue, and the fuzzy entropy in the nonlinear feature is more sensitive to muscle fatigue.

Then, perform muscle synergy analysis for the sEMG of the normal group and the fatigue group, extract the envelope of the preprocessed sEMG signal, use the non-negative matrix decomposition algorithm to obtain the synergy structure matrix and the activation coefficient matrix, and analyze the muscle synergy under different actions The change of the module. The results show that when the muscles are fatigued, the external gastrocnemius in the W2 module always participates in the exercise to maintain the stability of the human body; when the muscles are fatigued in the W4 module, the tibialis anterior muscle of the calf works, and at this time the rectus femoris and medial femoris muscles of the thigh no longer Participate in sports. Studies have

found that the combination of muscles changes under different exercise modes, and further explores the mechanism of nerve control of movement and the way of cooperation between muscles.

Finally, in order to further explore the coupling strength between muscles, the muscles of the normal group and the fatigue group were analyzed for intermuscular coherence. Explore the significant area difference between the cooperative muscle pair and the non-cooperative muscle pair in the alpha, beta, and gamma bands in the synergy module, and analyze the coupling characteristics between the muscles through the coherence value. The results showed that the coupling characteristics of the normal group were higher than those of the fatigue group, and the coupling characteristics of the cooperative muscles were higher than that of the non-cooperative muscle pairs. Studies have found that the coupling strength between muscles decreases with the increase of muscle fatigue. The muscle pairs that have a synergistic effect in the synergy module have stronger coupling characteristics and tighter internal connections.

This dissertation, based on the continuous standing-squatting in the daily behaviors of the lower limbs, the synergy-coherence analysis of the muscle fatigue traits during the exercise of the lower limbs is conducted. Explore the degree of muscle participation in normal and fatigue states, as well as the difference, similarity, and regularity of sEMG signals in the synergy module. The research helps to provide scientific basis for functional analysis and evaluation of patients with lower limb movement disorders and sports training athletes, and also provides help in the fields of medical rehabilitation and human-computer interaction.

Keywords: lower limb movement, sEMG, muscle fatigue, non-negative matrix factorization, muscle synergy, intermuscular coherence

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状及发展趋势.....	2
1.2.1 康复机器人的研究.....	2
1.2.2 运动疲劳研究.....	3
1.2.3 肌肉协同的研究.....	4
1.2.4 相干性的研究.....	5
1.3 存在的问题分析.....	6
1.4 本课题的研究内容.....	6
第 2 章 下肢运动与肌电信号的采集.....	8
2.1 人体下肢运动与肌肉结构.....	8
2.1.1 肌电信号的产生机理.....	8
2.1.2 表面肌电信号的特点.....	8
2.1.3 下肢肌肉结构及其功能分析.....	9
2.1.4 下肢肌肉的选取.....	10
2.2 肌电信号的采集.....	10
2.2.1 受试者的选择.....	11
2.2.2 实验采集设备.....	11
2.2.3 实验操作流程.....	12
2.2.4 实验方案的设计.....	13
2.3 本章小结.....	13
第 3 章 肌电信号的消噪方法.....	14
3.1 噪声种类分析.....	14
3.2 信号消噪方法.....	14
3.2.1 小波阈值消噪.....	15
3.2.2 小波包阈值消噪.....	18
3.2.3 小波模极大值消噪.....	19
3.3 消噪效果的评价标准.....	20
3.4 消噪结果分析.....	20
3.5 本章小结.....	23

第 4 章 人体下肢运动过程中肌肉疲劳的分析.....	24
4.1 肌肉疲劳分析.....	24
4.2 sEMG 信号的分析方法	24
4.2.1 时域分析法.....	24
4.2.2 频域分析法.....	25
4.2.3 非线性分析法.....	25
4.3 实验结果分析.....	29
4.3.1 时域、频域分析.....	29
4.3.2 非线性分析.....	35
4.4 本章小节.....	40
第 5 章 人体下肢运动过程中肌肉的协同与相干性分析.....	41
5.1 sEMG 包络线的提取	41
5.2 肌肉协同分析方法.....	41
5.2.1 非负矩阵分解.....	42
5.2.2 肌肉协同数目的确定.....	42
5.3 肌肉间相干性分析.....	43
5.3.1 显著性阈值.....	44
5.3.2 显著面积分析.....	44
5.4 实验结果分析.....	44
5.4.1 sEMG 的预处理及包络线的提取	44
5.4.2 协同结构的确定.....	46
5.4.3 协同模块的结果分析.....	48
5.4.4 相干性分析.....	49
5.5 本章小结.....	52
第 6 章 总结与展望.....	54
6.1 研究总结.....	54
6.2 研究展望.....	54
参考文献.....	56
附录：攻读学位期间参加的科研项目和成果.....	61

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

截至 2019 年底,依据中国民政部发布的《2019 年民政事业发展统计公报》的数据可知,我国公民年龄在 60 岁及以上的老年人约有 2.53 亿,占总人数的 18.1%,其中,年龄为 65 周岁以上的老年人约有 1.7 亿,占总人数的 12.6%^[1]。此外,根据中国残联发布的最新数据可知,我国约有 0.85 亿残疾人,其中肢体残疾人约有 0.24 亿,占据我国总残疾人总数的 29.08%,肢体残疾使得生活自理能力下降,给家人朋友和社会带来较大的负担^[2]。国家一直以来非常重视人口老龄化及残疾人的生活及身体状况,一系列政策措施在“十二五”期间得到了落实^[3],推动残疾人康复事业的蓬勃发展,在“十三五”规划中,积极开展针对老年人康复的研究,并致力于改善各类残疾人的生活质量。目前我国残疾人数量的增加,以及人口老龄化的加剧,如何帮助运动功能障碍的患者进行有效的康复训练,是当今社会所面临的问题。

在日常生活中,老年人由于自身机能不断退化,包括肌肉、骨骼、神经系统等,进而容易出现运动不协调及运动功能障碍等问题。老年人的腿部力量是最先衰弱的,容易出现跌倒,摔伤等意外情况,造成肢体上的损伤,严重的会导致肢体残疾。另外,由于地震、洪水、火灾、交通事故、意外事故以及各类疾病等事件,肢体截肢的患者人数不断增多,使得生活自理能力下降,为了更好的恢复肢体运动功能,使用智能假肢或者进行有效的康复训练。随着社会、科学技术的进步,残疾人的生活质量得到了保障,康复机器人、助老助残等残障事业为残疾人提供健全的社会服务体系,特别是近年来,伴随着人工智能领域^[4]、人机交互领域^[5]及生物医学工程领域^[6]的快速发展,使更多的残疾人享受到了科学技术发展的益处。深入研究各类助残服务系统,研发一些康复辅助产品,进一步来改善残疾人的生活质量。

人体下肢运动是由大脑神经中枢、骨骼、肌肉、关节共同作用下完成的一系列复杂运动。下肢运动过程中,通过肌肉的收缩和舒张在皮肤表面会形成动作电位也就是表面肌电信号^[7] (surface electromyography, sEMG), 其是一种生物电信号。生物电信号属于生物医学工程类别,常见的有肌电信号 (electromyography, EMG) ^[8], 脑电信号 (electroencephalography, EEG) ^[9], 心电信号 (electrocardiography, ECG) ^[10]等,其中,肌电与脑电信号的应用研究最为广泛。sEMG 信号可以体现出某些特定肌群的活跃度^[11],采集比较方便且安全,可以更

好的对肢体运动进行监测和控制，广泛应用于人机交互、智能假肢控制以及医疗康复领域。下肢在持续进行运动的过程中，肌肉会出现疲劳现象，肌肉疲劳会影响到肌肉参与运动的情况。对于肢体运动障碍的患者，由于长时间不运动导致在进行康复训练过程中肌肉更易产生疲劳。对于脑瘫患者由于中枢神经损伤，在进行康复训练时无法及时判断肌肉疲劳，从而造成肌肉二次损伤。sEMG 信号能实时的反映肌肉的生理信息，被广泛应用于肌肉疲劳的分析中。通过肌肉协同分析，探讨疲劳前后肌肉的参与模式变化情况，进而揭示中枢神经系统控制运动的规律。

本文以日常行为动作中的站-蹲为基础，分析下肢肌肉运动至疲劳的过程中，sEMG 信号时域特征，频域特征以及非线性特征指标的变化特点。探讨肌肉疲劳前后各个肌肉参与运动的变化情况，揭示中枢神经系统的运动控制规律。对人体运动学、助老助残、康复训练、运动功能评估提供了依据，为下肢运动障碍的患者和体育训练的运动员们，预防下肢肌肉疲劳带来的肌肉损伤具有实际的研究意义。

1.2 国内外研究现状及发展趋势

1.2.1 康复机器人的研究

随着我国机器人技术的发展，康复机器人被广泛的应用在医疗康复领域。在同一空间内，患者和康复机器人进行康复训练任务，逐步恢复患者的运动能力。根据不同患者的不同病情，康复机器人可以提供不同的训练方式，其包括主动训练和被动训练等方式进行康复训练。患者能回归生活的关键是其能恢复独立行走的能力，因此下肢的康复训练通常是康复过程中的首要需求。自二十世纪以来，由于下肢康复机器人技术的不断变化，国内外研发出许多类型的康复机器人，其主要分为以下几类：依据用途来分，可以分为手指、踝关节、上肢、下肢等；依据实现的技术来分，可以分为外骨骼型、末端型、悬挂型；依据训练的方式来分，可以分为步行式、坐卧式，具体如图 1.1 所示。



(a) 美国 EKso GT



(b) 瑞士 Hocoma 康复系统



(c) 瑞士 LOKOMAT



(d) 瑞士 ARMin

图 1.1 下肢康复机器人

图 1.1(a)是行走式外骨骼下肢康复机器人^[12]，其在一定程度上，能够辅助患者进行下肢行走。图 1.1(b)是坐卧式下肢康复机器人^[13]，可以通过调整脚的末端位置和接触力来实现的。图 1.1(c)是悬挂式外骨骼下肢康复机器人^[14]，由于它可以将患者腿和肩带连接起来，具有更好的稳定性，能够很好的帮助患者在跑步机上轻松的行走。图 1.1(d)是拥有 6 个自由度的上肢康复机器人^[15]，可以完成上肢绝大多数的运动，以满足运动功能障碍的患者进行康复训练。

1.2.2 运动疲劳研究

肌肉疲劳是日常生活中常见的生理现象，直观的感受为肌肉酸痛，浑身无力。而从生理学上讲，肌肉疲劳表现为肌肉运动系统的做功或者肌肉产生的最大收缩力及兴奋性有所下降^[16, 17]。肌肉在运动过程中产生疲劳时，会引起 sEMG 信号的变化，sEMG 蕴含了人体下肢运动相关联的丰富信息，能够反映出肌肉的生理状态。通过对 sEMG 信号特征的分析可以检测肌肉疲劳的变化，从而能够提前预防肌肉疲劳，防止肌肉在一定程度上的损伤。日常生活中，人们因为过度的使用肌肉完成某个重复的动作从而会造成肌肉疲劳，对自身产生较大的安全隐患，如疲劳驾驶，假肢穿戴疲劳，体育训练疲劳等。肌肉疲劳的分析在医疗康复、人机交互、体育科学等领域得到广泛的应用。

人体 sEMG 信号的幅值大小及频率可以用来反映肌肉疲劳的变化进程，以 sEMG 信号为基础的研究越来越多，包括对肌肉疲劳的判断。文献^[18]研究认为在疲劳驾驶的过程中，sEMG 可以有效的反映肌肉疲劳的生理信息。文献^[19]受试者驾驶拖拉机时，探究肌肉疲劳与工作负荷的关系。文献^[20]通过近红外光谱对持续捏动作下引起的肌肉疲劳对大脑活动的影响，结果表明，运动皮层中的氧-血红蛋白值没有显著差异，运动前皮层在肌肉疲劳期间被特异性激活。文献^[21]提取了联合收获机驾驶人腰部的 sEMG，采用时域、频域以及样本熵分析肌肉疲劳状况，发现 120 分钟驾驶员腰部的竖脊肌产生疲劳现象。文献^[22]研究 5 名受试者的下肢肌肉在 400 米的跑道上，通过三种跑步类型来采集下肢 5 块肌肉的 sEMG 信

号,并计算 sEMG 信号时频域特征中的瞬时平均频率、瞬时中值频率来评估肌肉疲劳现象。文献^[23]研究在上身不同负荷情况下,计算四种不同条件对 sEMG 信号中值频率的斜率的影响进行腰肌的疲劳分析。文献^[24]通过使用 sEMG 和多尺度样本熵进行肌肉疲劳分析。肌肉疲劳的判定无论是在医疗康复领域还是在体育科学领域都有着非常重要的意义。因此,近年来利用 sEMG 对肌肉疲劳的研究受到了越来越多的学者关注。

1.2.3 肌肉协同的研究

肌肉协同(muscle synergy)是中枢神经系统控制各个骨骼肌进行协调运动的最小单位^[25, 26],人体在运动的过程中,需要多个肌肉-骨骼的相互协调来完成,不同的动作肌肉的参与情况不尽相同,通过中枢神经系统发挥作用,形成一个控制单元使其具有耦合和低维度特征,即协同元^[27](Synergy)。协同元是人体动作的构造块,也是每个模块相应的单块肌肉的贡献程度,协同元是通过中枢神经系统来控制激活系数进行关联的,每个肌肉参与运动的情况不同,会产生不同程度的激活。近些年来,肌肉协同的研究被广泛应用在人机交互领域^[28],医疗康复领域^[29],体育运动训练^[30]等领域。

在人机交互领域,采用肌电采集仪来完成 sEMG 信号的采集实验,运用肌肉协同理论来分析人体的运动行为。我国肢体残疾人数占据总人口的绝大多数,而 sEMG 由于操作简单,包含的信息丰富,容易获取,抗干扰等优点,被广泛应用于人机交互领域中的智能轮椅,智能假肢,以及康复机器人等。文献^[31]通过使用肌肉协同模型参数,在与人机交互的实验过程中来估计上肢的力量。文献^[32]通过使用神经肌肉骨骼模型,进行分析人类如何协调其肌肉以实现站立运动的。文献^[33]基于表面肌电信号运用肌肉协同理论建立模型,提取多个自由度和比例控制信息,为提供多自由度的肌电假体控制奠定了基础,在人机交互领域得到了很好的运用。

在医疗康复领域,肌肉损伤会带来一定的运动功能障碍,使募集到的协同结构发生变化^[34, 35],通过对运动功能障碍的患者进行运动模式和协同元数目分析,采用康复机器人对患者进行康复训练,使患者逐渐恢复一定的运动功能。文献^[36]通过将人工智能和机器智能相结合,辅助运动功能障碍的患者进行功能康复,人机智能协同被广泛应用于医疗康复机器人领域。文献^[37]通过对偏瘫患者在步行过程中的研究,结果表明肌肉协同可以很好的揭示中枢神经系统运动控制的内在模式。随着老龄化的加剧,助残事业的发展,康复机器人的研究受到科学学者的青睐。

在体育运动训练领域,通过不同的运动模式展现出肢体运动的协同控制方式,同时反应在每个肌肉群中参与运动的单块肌肉的贡献程度上^[38, 39]。就健康人而

言,其进行一些日常行为动作时,需要多块肌肉相互协调,相互配合才能顺利的完成这些动作。而对于一些中枢神经系统受损的患者而言,其完成每个动作时,可能一些肌肉不能够很好的协调起来,就会导致患者的运动功能受到一些阻碍,难以完成每个动作。文献^[40]通过测量在不同机械约束下的蹬踏运动过程中的表面肌电图和曲柄旋转角度,来研究双腿的肌肉协调性与蹬踏机制之间的关系,该研究表明蹬踏过程中双腿上的肌肉协作具有不同的作用,可以有效的解释双腿如何通过约束踏板进行蹬踏。文献^[41]研究人体沿直线和曲线轨迹行走时,是否共享相同的神经运动组织,进一步探究如何通过行走条件对这种组织进行微调,将肌肉协同元作为直线条件来进行分析,结果表明,直线行走和曲线行走具有独特的运动指令,从而使运动学策略适应新的生物力学需求。随着人工智能和机器学习的快速发展,基于 sEMG 信号的肌肉协同研究变得更加深入,识别率在一定程度上也得到很大的提高

1.2.4 相干性的研究

相干性分析 (coherence analysis) 表示在频域范围内两个信号的相似程度^[42, 43]。当肌肉被激活后,肌肉之间连贯性可以通过肌间的相干性进行表示。根据信号源为肌电信号(EMG)和脑电信号 (EEG) 的不同主要分为三大类研究:

基于 EEG-EMG 的相干性研究。EEG-EMG 之间的相干性是表示处于各个频率下的关联性,与此同时,EMG 信号也被称作为皮层肌肉相干性(Corticomuscular Coherence, CMC)。文献^[44]研究了健康人和中风患者的下肢膝关节屈伸动作下的 EEG-EMG 信号的相干性分析,结果表明,在相同运动方式下,中风患者患侧的 EEG-EMG 相干性在频段 gamma 处有较大的差异性,随着中风患者慢慢的康复过程中,患侧的 EEG-EMG 相干性在频段 gamma 处的差异逐渐的减小。文献^[45]通过脑电信号和 EMG 建立皮层-肌肉功能网络,研究脑和脊髓的运动控制方法和肢体运动控制的组织和协调机制。

基于 EEG-EEG 的相干性研究。文献^[46]通过音乐诱发情绪从前额叶皮层获取 EEG 信号,并对 EEG-EEG 之间进行相干性的回归分析。文献^[47]通过比较儿童中风患者与健康志愿者的脑电信号图,分析静息状态下 EEG 的频谱功率以及 EEG-EEG 的相干性,结果表明,中风患者的 EEG-EEG 的相干性低于健康人,这可能由于患者的功能结构发生了变化导致了肌张力障碍。

基于 EMG-EMG 的相干性研究。EMG-EMG 的相干性主要表现在运动过程中每两块肌肉间频域范围内的相互关联性。文献^[48]通过研究对抗性肘关节肌间的一致性探索持续等距疲劳收缩过程中,共收缩性肘关节肌肉的疲劳相关肌电图相干分析。文献^[49]在下肢行走过程中,通过对小儿脑瘫患者参与运动的主要肌肉的 sEMG 信号进行多变量 AR 模型的相干性研究,通过研究频段的肌间特性和变化

规律，将有助于理解肢体在运动过程中的组织和运动控制的机理。

1.3 存在的问题分析

人体下肢运动是极其复杂多变的，它是通过一些基本的动作组合起来的，主要通过中枢神经系统控制骨骼-肌肉来完成运动的。肌电信号能反映出人体运动意图以及人体内在生理信息的信号，在临床医学研究、人体运动评估、下肢假肢控制、运动训练以及人机交互等领域都有着重要的应用。近年来，随着人工智能、机器学习、大数据和计算机技术的快速发展，基于 sEMG 的肌肉疲劳和肌肉协同方面的应用也在不断的扩展，同时，随着肌电信号的深入研究，各方面的问题也不断的呈现出来，仍面临一些问题，主要有以下几点：

- (1) 不同动作下肌肉协同内在结构的变化尚不明确，需要进一步探究肌肉协同的变化特征。
- (2) 基于 sEMG 信号的肌肉疲劳分析，探究肌肉疲劳对下肢运动的影响。
- (3) 不同个体之间的差异性导致的肌肉协同结构的功能不稳定，以及协同模块间的相互作用。

1.4 本课题的研究内容

本文主要以日常行为动作中的连续蹲-站下的 sEMG 为基础，对肌肉疲劳前后各个参与运动的变化情况进行分析，本论文的研究内容如下：

第一章 绪论。首先介绍了论文的研究背景及研究意义，然后阐述了国内外的研究现状，最后引出本论文的研究内容。

第二章 设计实验并完成 sEMG 信号的采集。对肌电信号的产生机理进行分析，制定实验方案，并根据人体解剖图中肌肉的位置，采用肌电采集仪器完成 sEMG 信号的采集。

第三章 对 sEMG 信号进行消噪处理。根据 sEMG 信号的噪声特点，采用小波阈值法、小波包阈值法以及小波模极大值法进行信号的消噪处理，以信噪比（SNR）和均方根误差（MSE）作为消噪性能的评价指标进行分析。

第四章 下肢肌肉疲劳的分析。通过对 sEMG 信号的时域特征的 iEMG 和 RMS 频域特征的 MPF 和 MF 以及非线性特征的熵值进行分析，探究肌肉从正常状态到疲劳状态的时间转折点，划分正常和疲劳区间，并进一步分析疲劳前后各个肌肉的特征变化。

第五章 对正常组和疲劳组进行肌肉协同与相干性分析。对消噪之后的 sEMG 进行包络线的提取，根据解释方差 VAF 来确定肌肉协同的数目，采用 NMF 算法对 sEMG 信号进行矩阵分解，提取协同元和激活系数，分析正常组和疲劳组肌肉的参与程度的变化。并对协同模块中协同性较高的肌肉进行肌间相干性的分

析，探讨其在 α , β , γ 频段肌肉间的耦合强度。

第六章 总结与展望。

第 2 章 下肢运动与肌电信号的采集

人体的下肢运动是一个极其复杂的运动，需要多块肌肉的共同参与，才能完成日常生活中的一些基本动作。人体下肢运动是由肌肉、骨骼关节、大脑等共同控制的，人体下肢运动离不开肌肉的伸缩和舒张，肌肉的参与程度可以通过 sEMG 表现出来。

2.1 人体下肢运动与肌肉结构

2.1.1 肌电信号的产生机理

生物运动解剖学中可以看出人体运动系统是由一套完整的神经系统和功能健全的骨骼肌组成的^[50]。人体运动过程中，通过运动神经中枢发出电信号，由运动神经元把大脑皮层的运动指令传递给骨骼肌，指导相应的骨骼肌收缩和放松，从而引导人体下肢关节的运动。人体下肢肌肉运动过程中参与运动的肌肉会出现伸缩，神经元的细胞体将会产生相应的冲动，并经过轴突进行传递至肌纤维处与运动终板相融合，在肌肉与神经的接触点处会释放一定量的乙酰胆碱成份，这种化学物质使得肌纤维细胞膜的通透性增加，导致肌纤维处的细胞膜出现去极化现象，进而形成动作电位。表面肌电信号就是人体下肢在运动过程中，引起肌肉的收缩和舒张运动，通过肌电采集仪在人体皮肤表面测得的随时间变化的电信号。肌电信号的产生机理如图 2.1 所示：

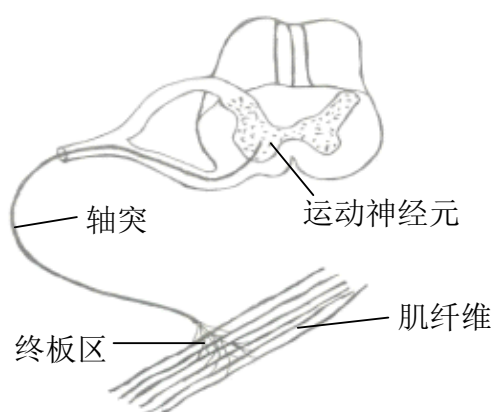


图 2.1 sEMG 信号的产生机理图

2.1.2 表面肌电信号的特点

sEMG 是在人体下肢在运动过程中，引起肌肉的收缩和舒张运动，通过肌电采集仪在人体下肢皮肤表面测得的随时间变化的电信号。对于不同个体的 EMG 信号会有一定的差异，即使是同一个体其不同位置处肌肉的 EMG 信号也会有差

异，但是 sEMG 信号都具有一定的规律性，具体描述如下：

(1) 微弱性：sEMG 是一种极其微弱的信号，对于健康人而言，sEMG 的幅值范围通常在 0~5mV 左右，而对于肢体运动功能障碍的患者而言，sEMG 的幅值范围一般不大于 350uV。

(2) 低频性：sEMG 信号的频率大部分集中在 0 至 1000Hz 的范围内，而有效的 sEMG 信号的频率通常分布在 0~500Hz 的范围内，大多数 sEMG 信号的频率分布在 20~250Hz 的范围内。

(3) 差异性：当下肢运动情况不相同，各块肌肉的收缩程度也有一定的差异，人体 sEMG 信号的时域频域特征与功率谱分布也有显著的区别。

2.1.3 下肢肌肉结构及其功能分析

人体下肢运动主要是通过 CNS 来控制骨骼，并产生相应的一些关节动作，进而通过刺激相关肌肉群来完成日常活动中的一些基本的下肢运动^[51]。下肢是维持人体正常站立、直立行走的关键的身体部位，其位于腹部的下方主要包括各个部位的关节、肌肉、骨骼、臀部、大腿、小腿、足部等^[52]。其中下肢关节主要包括膝关节、髋关节、踝关节，在其两侧分布着 62 块骨头，下肢骨骼主要有股骨、胫骨、腓骨、髌骨和足部的一系列骨骼等。如图 2.2 所示为人体下肢主要肌肉的生物解剖图中的肌肉的分布情况。

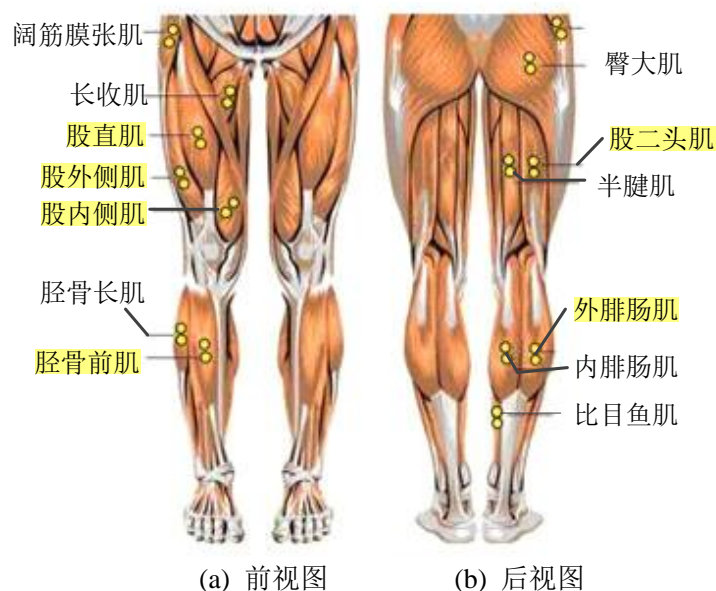


图 2.2 腿部肌群分布图

人体下肢运动过程中，不同的肌肉参与运动的情况有所不同，其发挥的作用也不同。下肢运动过程中，主要参与的肌肉有足部肌肉群、小腿肌肉群、大腿肌肉群、胯部肌肉群等^[53]，各肌肉群的功能描述如下：

(1) 髋部肌肉群主要包括前后两个肌群，其功能是参与人体下肢髋部的相关运动、大腿屈伸摆动以及旋转等动作，维持人体正常站立、直立行走。

(2) 大腿肌肉群的主要功能是负责大腿的伸展、弯曲以及膝关节的运动等，主要包括的肌肉有股直肌、股外侧肌、股二头肌、股内侧肌、半腱肌等。

(3) 小腿肌肉群的主要功能是负责小腿的屈伸、摆动、踝关节的转动以及足部内外翻转等。主要包括的肌肉有比目鱼肌、胫骨前肌、内腓肠肌、外腓肠肌等。

(4) 足部肌肉群主要的功能是在足部肌肉在与地面进行接触的过程中起作用，有利于缓解地面的反作用力对人体下肢关节、骨骼的伤害，维持人体运动的稳定。

2.1.4 下肢肌肉的选取

下肢的运动是通过大腿肌肉和小腿肌肉共同完成的，不同的运动模式肌肉参与情况会有所不同，不同的肌肉发挥的作用也不尽相同。根据正常人体下肢各肌肉在人体解剖学中的位置和对应的功能作用，本文选取了人体下肢运动的六块肌肉进行 sEMG 信号的采集，肌肉的选取具体的如表 2.1 所示。

表 2.1 下肢选取的肌肉及其功能

肌肉名称	功能
股直肌(Rectus Femoris, RF)	髋关节处弯曲大腿，稳定膝部伸展腿部
股外侧肌(Vastus Lateralis, VL)	膝关节伸肌，控制髌骨朝外上方移动。
股内侧肌(Vastus Medialis, VM)	膝关节伸肌，控制髌骨使其朝内上方移动
胫骨前肌(Tibialis Anterior, TA)	伸踝关节屈肌，可以使足背屈。
股二头肌(Biceps Femoris, BF)	膝关节弯曲，小腿转向，髋关节伸展
腓肠肌外侧(Lateral Gastrocnemius, LG)	踝关节伸肌，站立时防止身体向前倾斜。

2.2 肌电信号的采集

下肢运动是极其复杂的，本文主要针对日常行为运动中站和蹲的动作进行研究，通过采集不同动作下的 sEMG 进行分析。采用美国 DELSYE 公司的 Trigno 进行 sEMG 的采集，对相应肌肉所黏贴位置的传感器进行编号，如下表 2.2 所示：

表 2.2 传感器编号

传感器编号	肌肉位置	传感器编号	肌肉位置
1	胫骨前肌	4	股二头肌
2	腓肠肌外侧	5	股直肌
3	股外侧肌	6	股内侧肌

2.2.1 受试者的选择

本实验选取 6 名健康男性志愿者作为受试者，编号分别为 G1-G6，且受试者均为实验室在校研究生，平均年龄（ 24 ± 1.06 ）岁，平均身高（ 1.71 ± 0.5 ）m，平均体重（ 68 ± 5.5 ）kg。受试者均身体健康，无肢体和精神方面的疾病，无肌肉骨骼病史，无心脑血管疾病等，双腿步态正常且无任何的疾病史，且都是右利手。所有受试者在实验之前都了解相关实验流程并自愿参加本次肌电采集实验。所有的受试者在进行实验采集的前 1 天内均未参与剧烈运动，从而排除因过度运动导致肌肉疲劳对实验结果的影响。如表 2.3 所示，记录了受试者的性别，年龄，身高，体重，健康程度。

表 2.3 受试者的基本信息记录表

编号	性别	年龄	身高(cm)	体重(kg)	健康程度
G1	男	24	165	59	健康
G2	男	23	180	75	健康
G3	男	25	173	61	健康
G4	男	24	175	70	健康
G5	男	25	167	62	健康
G6	男	24	169	60	健康
平均值	\	24 ± 1.07	171 ± 4.13	64 ± 4.11	\

2.2.2 实验采集设备

本文采用 DELSYE 无线表面肌电采集仪对人体下肢表面肌电信号进行实验数据的采集，该肌电采集系统操作简单，数据精准可靠，被广泛应用于医疗康复领域，体育科学领域，科研领域等。其具体实物如图 2.4 所示。



图 2.3 肌电采集系统

如图 2.3 所示, 该 DELSYE 无线表面肌电采集系统可同步采集 16 通道的信号, 并且每个通道是相互独立的。并利用与皮肤密切接触的 4 个银条触点进行传输, 肌电信号的采样频率为 2000Hz/s。

2.2.3 实验操作流程

(1) 记录每位受试者的基本信息 (性别, 年龄, 身高, 体重等), 根据生物解剖图中对应的肌肉位置, 受试者进行腿部屈伸来寻找对应的肌肉位置, 经过多次测试进而确定肌肉的位置, 并对每块肌肉依次进行编号。

(2) 放置电极前需要使用蘸有酒精的棉花对腿部测试部位的表面皮肤进行常规清理, 对被测部位剔除表面的毛发。对被测部位的表面皮肤进行处理是非常关键的, 它不仅可以清除皮肤表面的角质杂物, 减小皮肤和相应肌肉间的阻抗作用, 还可以增强皮肤与贴片之间的粘性。

(3) 在对应的肌肉位置粘贴表面电极贴片时, Trigno 无线传感器应沿着肌纤维行走的方向进行粘贴。传感器带有箭头标识, 可以帮助我们确定传感器的正确粘贴方向。

(4) 在整个实验过程中, 断开所有不必要的电源开关, 保持外界环境相对安静。

(5) 待受试者动作稳定之后, 再开始记录实验数据。

2.2.4 实验方案的设计

受试者在进行肌电测试之前，先让受试者熟悉实验流程及实验操作方案，且需要穿着宽松的短裤以便传感器的黏贴，嘱咐受试者放松心情，待受试者充分休息之后，开始进行实验。实验开始前，打开传感器上的按钮开关，使 LED 指示灯变为绿色。传感器上的 4 个银条触点通过接触皮肤表面进行采集肌肉的表面肌电信号，肌电信号通过配套的电脑显示屏进行显示，采集界面显示了各个传感器的编号及对应肌肉的肌电信号。采集界面如图 2.4 所示：

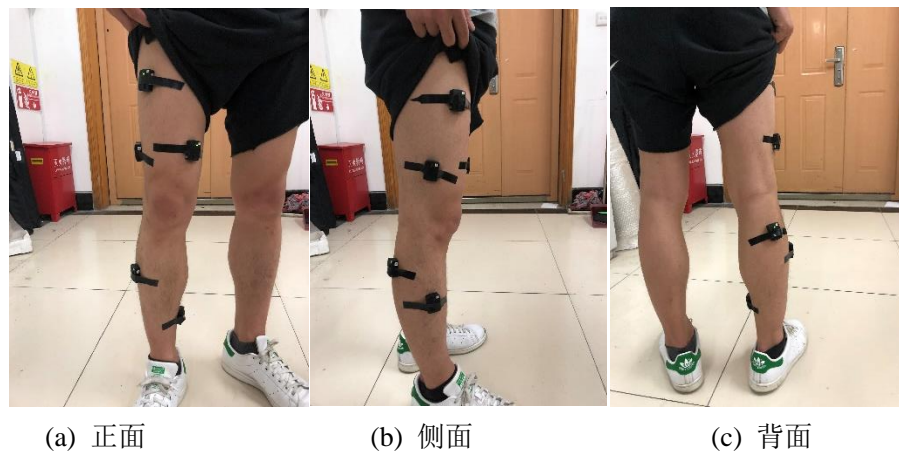


图 2.4 传感器的实物图

测试时，受试者保持放松状态，注视正前方，手臂向前伸直且掌心相对，下蹲至最低点时大腿和地面接近平行，随即起身还原，实验的过程中要求受试者腰背挺直。具体的实验流程如下：

- (1) 正常深蹲：实验开始前 3 秒受试者保持静止，3 秒之后开始蹲下然后起身，每个动作保持匀速采集 30 秒，每采集一组后休息 2 分钟，每人采集 3 组。
- (2) 待充分休息后，实验开始前 3 秒受试者保持静止，3 秒之后受试者进行 200s 的匀速深蹲动作，每采集一组后休息 20 分钟，，每人采集 3 组。

2.3 本章小结

本章节以日常行为动作中的站-蹲为研究对象，对人体下肢运动的产生机理、下肢肌肉的结构及其功能进行分析，选取了下肢 6 块肌肉进行 sEMG 的采集。在实验采集之前，进行了实验方案的设计，包括受试者的选择，实验的采集设备以及实验方案等。

第3章 肌电信号的消噪方法

sEMG 信号是极其微弱的一种生物电信号，它和神经系统的肌肉活动有着紧密的关联，蕴含了人体下肢运动相关联的丰富信息。实验的采集过程中可能会混杂噪声，根据噪声的特点，采用相应的消噪方法对 sEMG 信号进行消噪处理。

3.1 噪声种类分析

在采集 sEMG 信号的过程中易受到电磁噪声，工频噪声，环境噪声等各种噪声对实验的干扰，另外也有自身生理因素，使得采集的肌电信号混有噪声，例如皮肤出汗导致传感器移动；皮肤厚度和软组织的改变对实验的影响，其噪声的种类主要有以下几种：

(1) 工频干扰：主要是由于实验采集过程中电源开关，各种电子设备等产生的工频干扰。

(2) 移动伪迹噪声：主要是由于在实验采集的过程中，人体自身的呼吸以及受试者不断的运动使得皮肤表面的传感器松动，传感器与皮肤之间发生了相对位移等引起的运动伪迹干扰。

(3) 环境噪声：由于实验一般处于相对复杂的电磁环境下进行的，容易对实验的采集设备产生电磁干扰现象。

(4) 多通道串扰：在进行肌电信号的实验采集时，通常使用多通道的传感器进行采集实验，使得采集的肌电信号相互间存在多通道串扰的现象。

(5) 白噪声：主要是由于一些电子器件的热效应而对 sEMG 信号产生的干扰，且其分布在整个频率范围内。

(6) 脉搏信号：主要是由于在实验采集过程中受到心跳信号的干扰。

sEMG 信号的噪声可能会影响到实验的结果，在进行数据分析前，需对混有噪声的信号进行消噪等预处理。

3.2 信号消噪方法

小波变换是指在不同的尺度上将原始 sEMG 信号进行分解，依次分离出噪声信号和有效的 sEMG 信号，然后进行小波重构还原得到真正的 sEMG 信号^[54]。

假定肌电信号的有效信号为 $f(t)$ ，对 $f(t)$ 进行小波变换得：

$$WT_f(a,b) = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \int f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (3-1)$$

式 (3-1) 中， a 表示的是尺度因子， b 表示的是时频因子， $\psi(t)$ 表示的是基小

波。

基于小波变换进行消噪的方法主要分为以下几种：

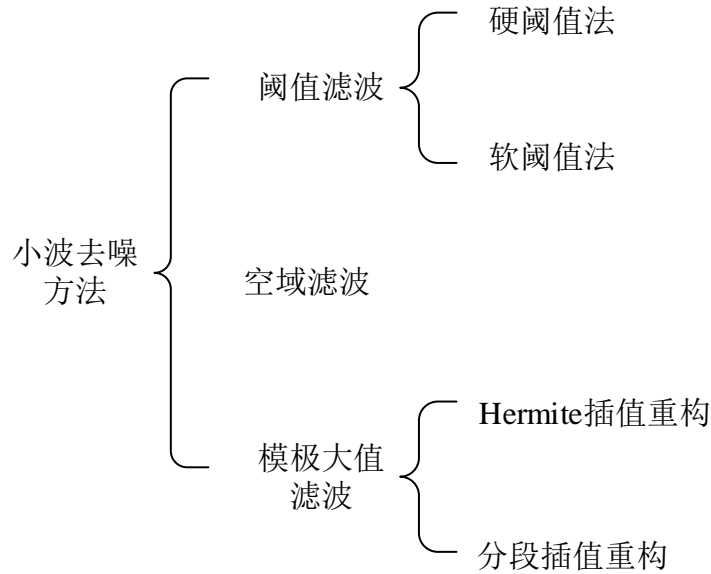


图 3.1 小波消噪

3.2.1 小波阈值消噪

小波阈值消噪是基于小波变换的基础上，将信号通过小波分解进一步来获得每一层的小波系数，且每一层的小波系数表示每一个分解频段相对应的信号特征^[55]，其消噪的过程主要分为：sEMG 信号的分解、选取阈值、sEMG 信号的重构。

小波阈值消噪是通过小波变换将采集到的原始 sEMG 信号的小波系数进行分解得到 sEMG 信号的高频部分和低频部分^[56]，其中高频部分一般包含了原始 sEMG 信号绝大部分的噪声，低频部分的信号一般是有用 sEMG 信号。紧接着仅对低频部分进行再次分解，并依次对低频部分的 sEMG 信号进行分解，直到满足相应的要求为止。此处以三级分解为示例，小波系数进行多层分解的示意图，如图 3.2 所示。

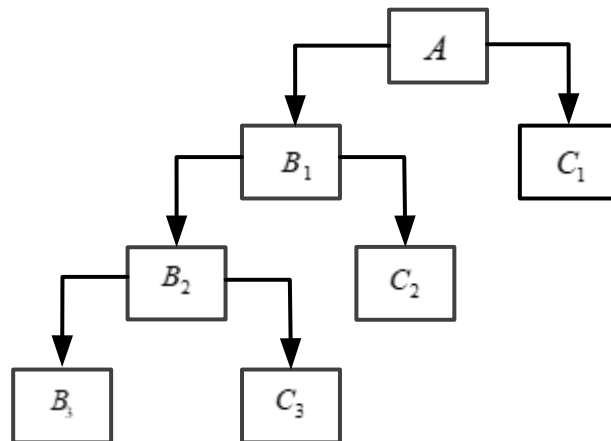


图 3.2 信号三级分解示意图

图 3.2 是肌电信号的小波三级分解示意图，其中是 B_i 表示低频部分， C_i 表示高频部分。小波分解首先根据频率将信号 A 平均分解成 B_1 和 C_1 ，其中 B_1 代表的是低频信号，而 C_1 代表的是高频信号；接着对低频信号 B_1 进行分解，分解为 B_2 和 C_2 ；最后对低频信号 B_2 进行三级分解，分解为 B_3 和 C_3 ，信号被三级分解完之后，产生了 B_3 、 C_3 、 C_2 、 C_1 这四段信号。其分解之后的小波系数之间的关系如下：

$$s = B_3 + C_3 + C_2 + C_1 \quad (3-2)$$

设一组含有噪声的原始表面肌电信号的数据长度为 N ，在对肌电信号进行处理时，我们通常将肌电信号描述成一维的信号：

$$f(i) = s(i) + e(i) \quad (3-3)$$

其中， $i = 0, \dots, N-1$ ， $f(i)$ 表示原始 sEMG 信号， $s(i)$ 表示有用的肌电信号， $e(i)$ 表示噪声信号。

阈值函数和阈值的设置决定了小波阈值消噪的效果，其中阈值函数和阈值设置的具体描述如下：

1、阈值函数的选择

小波阈值函数主要包括两种阈值函数，分为硬阈值函数（Hard）和软阈值函数（Soft）。

(1) 硬阈值函数

$$\hat{\eta}_{j,k} = \begin{cases} \eta_{j,k} & |\eta_{j,k}| \geq \lambda_j \\ 0 & |\eta_{j,k}| < \lambda_j \end{cases} \quad (3-4)$$

其中， $\lambda_j = \sigma_j \sqrt{2 \log(n_j)}$ 表示阈值， σ_j 表示噪声的偏差， n_j 表示待处理的小波系数的长度， $\eta_{j,k}$ 表示阈值处理之前的小波系数， $\hat{\eta}_{j,k}$ 表示经过阈值处理之后的小波系数。硬阈值函数示意图如图 3.3 所示：

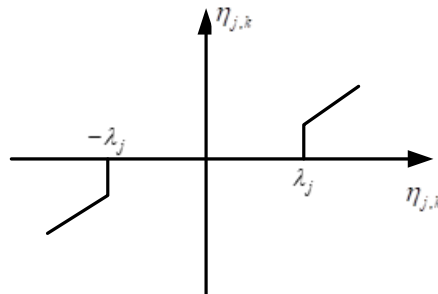


图 3.3 硬阈值函数图

(2) 软阈值函数

$$\hat{\eta}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\eta_{j,k})(|\eta_{j,k}| - \lambda_j) & |\eta_{j,k}| \geq \lambda_j \\ 0 & |\eta_{j,k}| < \lambda_j \end{cases} \quad (3-5)$$

其中, $\lambda_j = \sigma_j \sqrt{2 \log(n_j)}$ 表示阈值, σ_j 表示噪声的偏差, n_j 表示待处理的小波系数的长度, $\eta_{j,k}$ 表示阈值处理之前的小波系数, $\hat{\eta}_{j,k}$ 表示经过阈值处理之后的小波系数, $\text{sgn}(\eta_{j,k})$ 表示符号函数, 软阈值函数如图 3.4 所示:

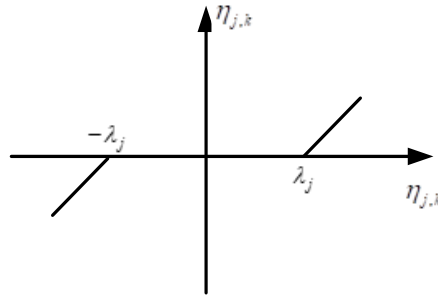


图 3.4 软阈值函数图

从图 3.3 和图 3.4 可以看出, 无论是硬阈值函数还是软阈值函数, 都是具有一定的缺陷。硬阈值函数在 $-\lambda_j$ 和 λ_j 处均不可导, 这将会导致在重构信号时出现很明显的震荡, 使得消噪后的信号将变得不光滑。软阈值函数处理之后的信号小波系数具有很大的变化, 使得到的信号出现失真的现象。

2、小波阈值的选取

利用小波对肌电信号进行消噪的过程中, 小波阈值的选择是很重要的一步。若选的阈值太小, 那么阈值处理后的小波系数会含有较多的噪声分量, 消噪效果不好; 若选的阈值太大, 可能会把原始 sEMG 信号中有用的信号去除掉, 从而造成一些信号的失真。用于确定阈值的准则主要有以下几种:

(1) *stein* 无偏似然估计阈值准则

stein 无偏似然估计法主要用于最小化均方根误差的无偏似然估计。计算公式如下:

$$\begin{cases} \text{Rigrsure}(\lambda) = \frac{\|d_\lambda - d\|^2 + (D - 2D_0)\sigma^2}{D} \\ \lambda^s = \arg \min_{0 \leq \lambda \leq \sqrt{2 \log N}} \text{Rigrsure}(\lambda) \end{cases} \quad (3-6)$$

其中, D 表示小波系数的数目, D_0 表示置 0 的小波系数的数目, d 表示原始的小

波系数， d_λ 表示进行 λ 阈值后的小波系数， λ^s 表示 *Rigrsure* 最小化后的阈值。

(2) 固定阈值准则

固定阈值也称全局通用阈值，其计算公式如下：

$$\begin{cases} \lambda = \sigma \sqrt{2 \log N} \\ \sigma = \frac{\text{median}(|w_i|)}{0.6745} \end{cases} \quad (3-7)$$

其中， σ 表示标准偏差， N 表示信号的长度， w_i 表示第 i 层信号的小波系数。

(3) 全局阈值准则

全局阈值可以用作为极小极大阈值的替代，且全局阈值要比极小极大阈值要大，其计算公式如下：

$$\lambda^u = \sqrt{2 \log n} \quad (3-8)$$

其中， λ^u 表示全局阈值， n 表示信号的长度大小。

(4) 极大极小阈值准则

极大极小阈值算法是在最大故障可能性中寻找最小值的一种算法，其具体的计算公式如下：

$$\lambda^m \approx C_1 + C_2 \log(n) / \log(2) \quad (3-9)$$

其中， C_1 为常数， C_2 为常数， n 表示信号长度大小。

(5) 启发式阈值准则

启发式阈值是自适应阈值和全局阈值准则结合之后的阈值，其计算公式如下：

$$\lambda^h = \begin{cases} \lambda^u & s < \gamma \\ \min(\lambda^s, \lambda^u) & s \geq \gamma \end{cases} \quad (3-10)$$

其中， $s = \sum_i (x_i^2 - 1) / N$ ， $\gamma = (\log(N) / \log(2))^{3/2} / \sqrt{N}$ 。

3.2.2 小波包阈值消噪

小波包阈值和小波阈值都是基于小波变换进行消噪的，而小波阈值法进行 sEMG 信号消噪时是将原始 sEMG 信号进行分解，从而获得信号的高频部分和低频部分。接着仅对低频部分的信号继续进行多层分解，以达到要求为止^[57]。小波包阈值消噪时，首先将原始 sEMG 信号进行分解，得到信号的高频部分和低频部分，同时对高频部分和低频部分进行连续的多层分解，以达到要求为止。此处以三级分解为例，小波包阈值消噪的分解示意图，如图 3.5 所示。

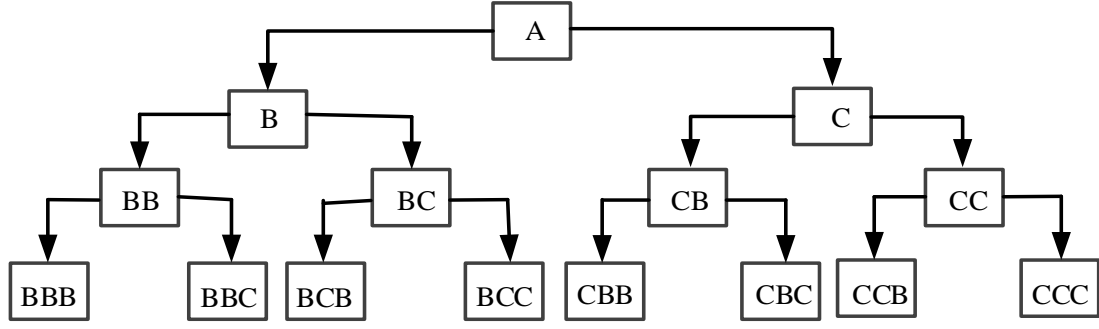


图 3.5 小波包阈值分解示意图

小波包阈值分解之后的小波系数:

$$A = BBB + BBC + BCB + BCC + CBB + CBC + CCB + CCC \quad (3-11)$$

3.2.3 小波模极大值消噪

小波模极大值消噪是基于小波变换的基础上进行的,它主要是根据 sEMG 信号与噪声信号的模极大值所对应的小波系数随尺度变换的特性^[58],将信号与噪声分离开,并保留有用的信号,具体的步骤如下所示:

(1) 将采集到的原始 sEMG 信号进行小波变换,选取适当的小波基。并对肌电信号作 4 层的小波系数分解得到尺度为 s 且位置在 x 处的离散的小波变换 $Wf(s, x)$ 。

(2) 计算 *Lipschitz* 指数,设 n 为一个非负整数,且 $\alpha \in [n, n+1]$,若存在多项式 $g_n(l)$, 常数 K 和 $l_0 > 0$, 对任意的 $l < l_0$ 均满足下式:

$$|f(x_0 + l) - g_n(l)| \leq K |l|^\alpha \quad (3-12)$$

(3) 除去噪声信号的模极大值点, 并且保留有用信号的模极大值点。若 $\frac{\partial Wf(s_0, x)}{\partial x}$ 在 $x = x_0$ 有零点, 则称该点 (s_0, x_0) 为局部极值点。若在 x_0 的某一领域 $(x_0 - \delta, x_0 + \delta)$ 内的任意一点 x 满足: $|Wf(s, x)| \leq |Wf(s, x_0)|$, 说明该点 (s_0, x_0) 为小波变换的模极大值点。小波尺度 j 和信号 *Lipschitz* 指数 α 之间的关系为:

$$\log_2 |Wf(2^j, x)| \leq \log_2 h + \alpha j \quad (3-13)$$

式 (3-13) 中, a 为信号的 *Lipschitz* 指数, j 为小波尺度, $h \in R^n$ 。当 $\alpha > 0$ 时, 小波模极大值随着小波的尺度 j 的增大而逐渐增大, 当 $\alpha < 0$ 时, 小波模极大值随着小波的尺度 j 的增大而逐渐减小。在采集的原始 sEMG 信号的 $\alpha < 0$, 而有效

信号的 $\alpha > 0$ 。因此，利用噪声信号和有效信号的模极大值，随小波尺度 j 的变化趋势可以有效的将噪声和有效信号进行分离。

3.3 消噪效果的评价标准

为了进一步分析 sEMG 信号的消噪效果，本文分别采用了信噪比（Signal-Noise-Ratio, SNR）和均方根误差（Mean Square Error, MSE）进行 sEMG 信号消噪效果的评价，具体表达式如下：

(1) 信噪比：

$$\text{SNR} = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^N x(i)^2}{\sum_{i=1}^N (x(i) - s(i))^2} \right) \quad (3-14)$$

(2) 均方根误差：

$$\text{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - s(i))^2} \quad (3-15)$$

式 (3-14) 和式 (3-15) 中， N 表示 sEMG 信号的数据长度， $x(i)$ 表示原始 sEMG 信号， $s(i)$ 表示消噪之后的肌电信号。信噪比越大表明噪声信号的分量越小，信号就越接近于真实信号；均方根误差越小，则表明两信号间的相似程度越高，噪声信号的分量越小。

3.4 消噪结果分析

将采集到的原始 sEMG 信号采用小波阈值法、小波包阈值法以及小波模极大值法进行消噪，且三种消噪方法参数的选取为：(1) 小波阈值消噪时选取了小波 db4、软阈值函数和 *stein* 无偏似然估计阈值进行分析。(2) 小波包阈值消噪时选取了小波 db4 和自适应软阈值进行分析。(3) 小波模极大值消噪时选取了 sym8 对原始 sEMG 信号进行迭代。本文以股内侧肌为例，原始 sEMG 信号 3 种消噪算法的消噪结果如图 3.6 所示：

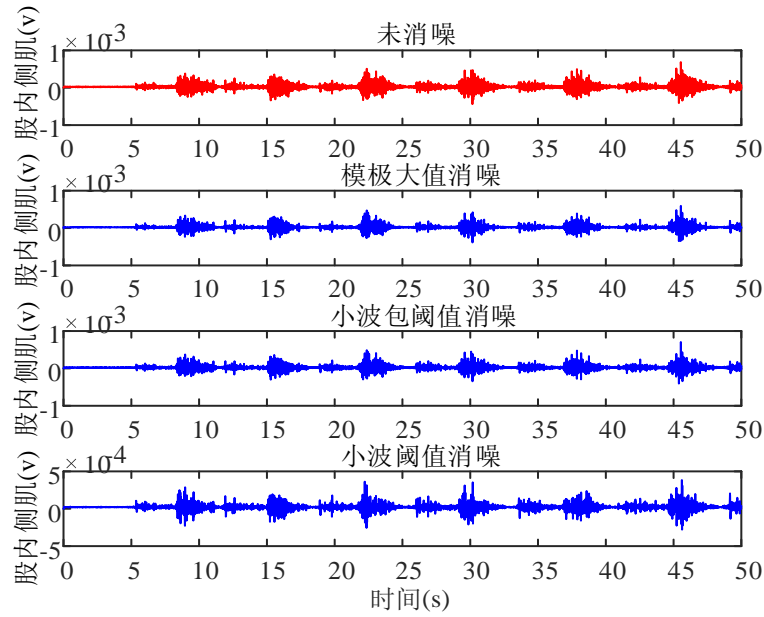


图 3.6 消噪效果图

由图 3.6 可以看出，原始 sEMG 信号在没有消噪之前毛刺较多，不光滑；消噪之后，sEMG 信号的毛刺减少了很多，曲线变得更加的光滑，噪声信号得到了很好的滤除。根据消噪效果的评价标准 SNR 和 MSE 的计算公式，分别计算三种消噪方法的 SNR 和 MSE 的数值，其结果如表 3.1 所示：

表 3.1 三种消噪方法的 SNR 和 MSE

肌肉名称		小波阈值法	小波包阈值法	小波模极大值法
胫骨前肌 (TA)	SNR	111.1390	115.3898	116.6921
	MSE	0.001796	0.002539	0.001782
腓肠肌外侧 (LG)	SNR	104.3528	94.2441	106.0635
	MSE	0.0008874	0.0016932	0.0008175
股外侧肌 (VL)	SNR	103.9800	99.8196	103.7227
	MSE	0.00051915	0.0011227	0.0003828
股二头肌 (BF)	SNR	106.5424	94.0958	111.5597
	MSE	0.0005841	0.001373	0.0003413
股直肌 (RF)	SNR	113.8497	106.0584	119.5669
	MSE	0.002916	0.003843	0.002452
股内侧肌 (VM)	SNR	101.8336	96.9094	117.1459
	MSE	0.0006532	0.001918	0.0005114
平均信噪比		106.9496	101.0862	112.4585
平均误差		0.00122598	0.00208148	0.00104783

从表 3.1 可以看出, 在三种消噪方法中从信噪比来讲, 小波模极大值法的平均信噪比大于其他两种消噪方法的信噪比, 平均信噪比达 112.1251, 小波阈值法的信噪比次之, 而小波包阈值法的信噪比最小为 101.0862。从平均误差来讲小波模极大值算法平均均方根误差最小, 平均误差达 0.00104783, 而小波包阈值法的平均均方根误差最大为 0.00208148, 对于原始 sEMG 信号的消噪方法中, 小波模极大值消噪方法优于小波阈值法和小波包阈值法。

为了更直观的比较三种消噪方法的 SNR 和 MSE 的变化趋势, 采用二维图形进行表示, 具体如图 3.7 所示:

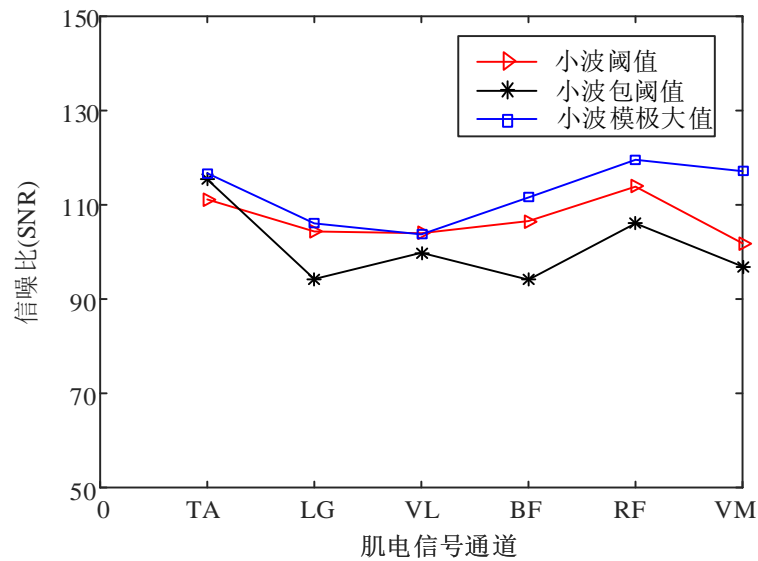


图 3.7 三种消噪方法的信噪比

在图 3.7 中, 我们可以看出小波模极大值消噪方法中信噪比总体相对较大, 在胫骨前肌处, 小波包阈值的信噪比大于小波阈值的信噪比, 而在其他肌肉处, 小波包阈值的信噪比均小于小波阈值的信噪比。

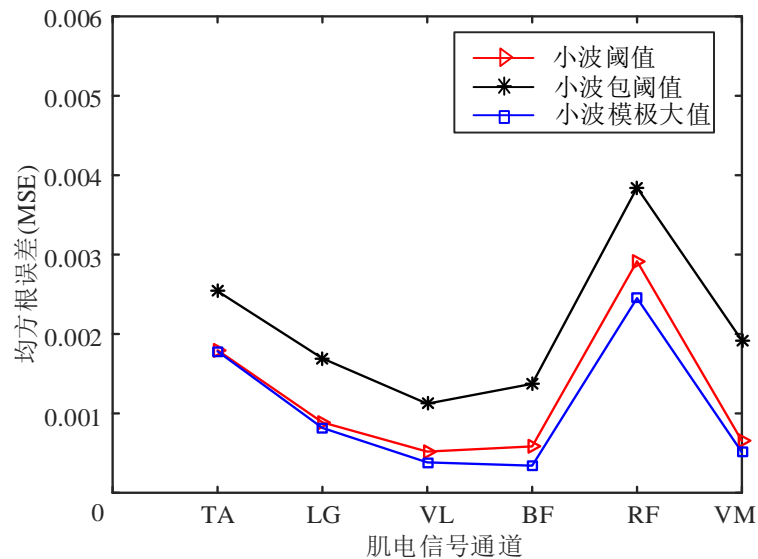


图 3.8 三种消噪方法的均方根误差

图 3.8 中，我们可以看出均方根误差总体相对较小，而在股直肌处信噪比最大，且此处小波包阈值的均方根误差大于其他两种算法，说明了在股直肌处含有较大的噪声。综合 SNR 和 MSE 性能指标，本文在 sEMG 信号的消噪方法中消噪效果依次为：小波模极大值法>小波阈值法>小波包阈值法，最终本文选择小波模极大值法进行 sEMG 信号的消噪。

3.5 本章小结

本章节主要对原始 sEMG 信号进行消噪处理，根据 sEMG 的产生机理和噪声信号的特点，分别采用小波模极大值消噪法、小波阈值消噪法、小波包阈值消噪法对原始 sEMG 信号进行消噪处理。为了进一步分析 sEMG 信号的消噪效果，选取信噪比和均方根误差两个评价指标进行分析。

第 4 章 人体下肢运动过程中肌肉疲劳的分析

人体下肢在连续深蹲动作的过程中，肌肉在一段时间内持续收缩后会逐渐进入肌肉疲劳状态，使得肌肉的最大收缩力以及肌肉的兴奋性有所下降。sEMG 能够反映出肌肉的生理信息，可以有效的进行肌肉疲劳分析，基于 sEMG 的肌肉疲劳检测被广泛的应用在医疗康复、人机交互、运动科学领域。

4.1 肌肉疲劳分析

人体在进行日常活动的过程中，随着运动时间和强度的增加，身体会出现气喘、心跳加剧、出汗等，从而会出现肌肉疲劳的现象。运动性疲劳是一个综合性、多因素、复杂性的机制，检测肌肉疲劳的指标有心率、血乳酸、尿蛋白、血红蛋白含量、最大摄氧量以及 sEMG 的变化等，而由于 sEMG 信号可以实时无损采集，其与肌肉疲劳的生理变化过程存在着紧密的联系，被广泛应用在肌肉疲劳的研究中。本文对下肢运动中持续站-蹲的动作进行肌肉疲劳分析，具体的深蹲动作如图 4.1 所示。



图 4.1 持续深蹲动作图

4.2 sEMG 信号的分析方法

4.2.1 时域分析法

时域分析 (time domain) 是将 sEMG 信号看作是时间的函数，将肌电信号视为平稳的，反映了肌电信号振幅随着时间变化的情况。本文采用时域特征指标中的积分肌电值 (integrated Electromyogram, iEMG) 和均方根 (root mean square, RMS) 进行分析人体下肢运动过程中肌肉的疲劳，计算公式如下：

(1) 积分肌电值 (iEMG)

$$iEMG = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (4-1)$$

(2) 均方根 (RMS)

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4-2)$$

式 (4-2) 中, x_i 为表面肌电信号的时间序列, N 为数据长度。

4.2.2 频域分析法

频域分析 (frequency domain) 是通过对原始 sEMG 的自相关函数通过快速傅里叶变换 (fast fourier transform, FFT) 将时域的肌电信号转化为频域的肌电信号, 从而进一步得到 sEMG 信号功率谱密度 (power spectral density, PSD)。频域分析被广泛地应用在肌肉疲劳分析与疾病诊断。本文采用频域特征指标的平均功率频率 (mean power frequency, MPF) 和中值频率 (median frequency, MF), 进行分析人体下肢运动过程中肌肉的疲劳, 计算公式如下:

(1) 平均功率频率 (Mean Power Frequency, MPF)

$$\text{MPF} = \frac{\int_0^{+\infty} fP(f)df}{\int_0^{+\infty} P(f)df} \quad (4-3)$$

(2) 中位频率 (Median Frequency, MF)

$$\int_0^{\text{MF}} P(f)df = \int_{\text{MF}}^{\infty} P(f)df = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} P(f)df \quad (4-4)$$

式 (4-3), 式 (4-4) 中, f 表示 sEMG 信号的频率, $P(f)$ 表示 sEMG 信号的功率谱。

4.2.3 非线性分析法

传统的时域分析、频域分析适合处理线性平稳的肌电信号, 而实际上 sEMG 信号是非平稳的随机信号。本文采用熵值进行肌肉疲劳的分析, 熵描述信号的复杂度, 熵值越大说明 sEMG 信号中所含的信息越复杂。采用非线性特征中的近似熵, 样本熵以及模糊熵对下肢运动过程中肌肉的疲劳进行检测, 进一步探究肌肉疲劳的转折点, 划分出正常组和疲劳组, 具体分析如下:

1、近似熵

近似熵 (Aproximate Entropy, ApEn) 是一种用于度量 sEMG 信号复杂性的方法, 该算法的具体描述如下:

(1) 肌电信号数据长度为 N 的时间序列是 $u(i)$, 分别取 6 个通道的肌电信号

连续 m 样本序列，构成 m 维矢量，即 $X^m(1)$ 到 $X^m(N-m+1)$ ，其表达式为：

$$X^m(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] \quad (4-5)$$

式 (4-5) 中， $i = 1, 2, 3 \dots (N-m+1)$ 。

(2) 矢量 $X^m(i)$ 和矢量 $X^m(j)$ 间的距离使用 $d[X^m(i), X^m(j)]$ 来表示，由各坐标对应的数值的绝对值差值的最大值来决定的，其计算公式为：

$$d[X^m(i), X^m(j)] = \max |u(i+k) - u(j+k)| \quad (4-6)$$

式 (4-6) 中， $0 \leq k \leq m-1; i, j = 1, 2, 3 \dots (N-m+1); i \neq j$ 。

(3) 定义相似容限 r 的阈值大小，统计 $d[X^m(i), X^m(j)] < r$ 的数目并计算与矢量大小的总和之间的比值 $C_i^m(r)$ ，对 $C_i^m(r)$ 先取对数然后再求平均值，结果记为 $\phi^m(r)$ ，其表达式如下：

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r) \quad (4-7)$$

(4) 继续重构 $m+1$ 维矢量， $m+1$ 代替上式的 m ，得到 $\phi^{m+1}(r)$ ，其表达式如下：

$$\phi^{m+1}(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m} \ln C_i^{m+1}(r)}{N-m} \quad (4-8)$$

(5) 则近似熵 $ApEn$ 的表达式为：

$$ApEn(m, r, N) = \phi^{m+1}(r) - \phi^m(r) \quad (4-9)$$

其中， \ln 表示自然对数， m 一般取 1 或者 2，本文选取的 $m=2, r=0.25*SD$ (SD 为原数据的标准差)。

2、样本熵

样本熵 (Sample Entropy, SampEn) 是时间序列中不规则性的度量^[59]，样本熵算法是对近似熵的一种改进算法，具体描述如下：

(1) 给定 sEMG 信号的数据长度 N 的时间序列是 $u(i), i = 1, 2, 3 \dots N$ ，嵌入维数为 m ，根据肌电信号的时间序列 $u(i)$ 进行重构 m 维的时间序列 X^m ，取肌电信号

连续 m 个样本序列，构成 m 维矢量，即 $X^m(1)$ 到 $X^m(N-m+1)$ ，其表达式为：

$$X^m(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] \quad (4-10)$$

式 (4-10) 中， $i = 1, 2, 3, \dots, (N-m+1)$ 。

(2) 两矢量 $X^m(i)$ ， $X^m(j)$ 之间的距离用 $d[X^m(i), X^m(j)]$ 表示，两矢量间的距离由其各坐标对应的数值的绝对值差值的最大值来决定的，其计算公式为：

$$d[X^m(i), X^m(j)] = \max |u(i+k) - u(j+k)| \quad (4-11)$$

式 (4-11) 中， $0 \leq k \leq m-1; i, j = 1, 2, 3, \dots, (N-m+1); i \neq j$ 。

(3) 定义相似容限 r 的阈值大小，对于 $1 \leq i \leq N-m+1$ ，统计 $d[X^m(i), X^m(j)] < r$ 的数目 $\text{num}\{d[X^m(i), X^m(j)] < r\}$ ，其中 $1 \leq j \leq N-m+1$ ， $i \neq j$ ，两矢量的相似概率定义为 $\phi_i^m(r)$ ，其计算公式如下：

$$\phi_i^m(r) = \frac{\text{num}\{d[X^m(i), X^m(j)] < r\}}{N-m} \quad (4-12)$$

累加 $N-m+1$ 个 $\phi_i^m(r)$ ，根据式 (4-12)，计算两个时间序列在相似容限 r 下匹配 m 个点的概率 $\phi^m(r)$ ，其计算公式如下：

$$\phi^m(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m+1} \phi_i^m(r)}{N-m+1} \quad (4-13)$$

式 (4-13) 中， $i, j = 1, 2, 3, \dots, (N-m+1), i \neq j$ ，通常 $r = 0.1 \sim 0.25$ ， SD 表示肌电信号时间序列的标准差。

(4) 使用 $m+1$ 来代替式 4-13 中的 m ，可以得到 $\phi^{m+1}(r)$ ，其表达式为：

$$\phi^{m+1}(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m} \phi_i^{m+1}(r)}{N-m} \quad (4-14)$$

式 (4-14) 中， $i, j = 1, 2, 3, \dots, (N-m+1), i \neq j$

(5) 则样本熵 $SampEn$ 的表达式为：

$$SampEn(m, r, N) = -\ln\left[\frac{\phi^{m+1}(r)}{\phi^m(r)}\right] = \ln\left[\frac{\phi^m(r)}{\phi^{m+1}(r)}\right] \quad (4-15)$$

其中， \ln 表示自然对数， m 一般取 1 或者 2，通常 $r=0.1\sim 0.25$ 。本文选取的 $m=2, r=0.25*SD$ (SD 为原数据的标准差)。

3、模糊熵

模糊熵 (Fuzzy Entropy, FuzzyEn) 反映了系统混沌程度的一种非线性特征，在时间序列在矢量维数发生变化时，产生新模式的概率大小，被广泛应用于图像处理，聚类分析，运动疲劳，疾病信号的检测等领域，通过模糊熵算法来对采集到的 6 块肌肉的肌电信号进行肌肉疲劳的判定。该算法的具体描述如下：

(1) 给定肌电信号数据长度为 N 的时间序列 $\{u(i)\}, 1 \leq i \leq N$;

(2) 相空间构建一组维数为 m 维的矢量 X^m ，公式如下：

$$\begin{cases} X^m(i) = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\} - u_0(i) \\ u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j) \end{cases} \quad (4-16)$$

其中， $i, j=1, 2, \dots, N-m+1$ ， $u_0(i)$ 是矢量 $X^m(i)$ 对应肌电信号的均值。

(3) 定义 $d[X^m(i), X^m(j)]$ 为矢量 $X^m(i)$ 和矢量 $X^m(j)$ 之间的距离，其计算公式为：

$$d_{ij}^m = d[X^m(i), X^m(j)] = \max\{|u(i+k) - u_0(i)| - |u(j+k) - u_0(j)|\} \quad (4-17)$$

其中， $0 \leq k \leq m-1; i, j=1, 2, \dots, N-m+1; i \neq j$ 。

(4) 引入隶属指数函数 $Y(x, n, r)$ ，其表达式如下：

$$Y(x, n, r) = \begin{cases} 1 & x=0 \\ \exp[-\ln(2) * (x/r)^n] & x>0 \end{cases}, \quad (4-18)$$

(5) 选取参数 N, r ，定义 D_{ji}^m 为矢量 $X^m(i)$ 和矢量 $X^m(j)$ 之间的相似度，其表达式如下：

$$D_{ij}^m = Y(d_{ij}^m, N, r) = \exp[-\ln(2) * (d_{ij}^m / r)^n] \quad (4-19)$$

其中， $i, j=1, 2, \dots, N-m; i \neq j$ ； r 表示相似容限。

(6) $\phi^m(m, N, r)$ 为相似性函数其表达式如下：

$$\varphi^m(m, N, r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \left(\frac{1}{N-m} \sum_{j=1, i \neq j}^{N-m+1} D_{ij}^m \right) \quad (4-20)$$

使用 $m+1$ 来代替式(4-20)中的 m ，可以得到 $\varphi^{m+1}(m, N, r)$ ：

$$\varphi^{m+1}(m, N, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, i \neq j}^{N-m} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (4-21)$$

式（4-21）中， $i, j = 1, 2, 3 \dots (N-m+1), i \neq j$

(7) 则模糊熵 *FuzzyEn* 的表达式为：

$$FuzzyEn(m, N, r) = \ln \left[\frac{\varphi^m(m, N, r)}{\varphi^{m+1}(m, N, r)} \right] \quad (4-22)$$

式（4-22）中， \ln 表示自然对数， m 通常取 1 或者 2； r 表示相似容限度，一般取值在 0.1-0.25 范围之内，本文选取的 $m=2, r=0.25*SD$ (SD 为原数据的标准差)。

4.3 实验结果分析

4.3.1 时域、频域分析

受试者在下肢持续深蹲的过程中，实验采集数据的总时长为 200s，采样频率为 2000Hz。以股内侧肌为例，记录受试者从开始深蹲到第一次肌肉收缩，其对应的原始 sEMG 波形如图 4.2 所示。

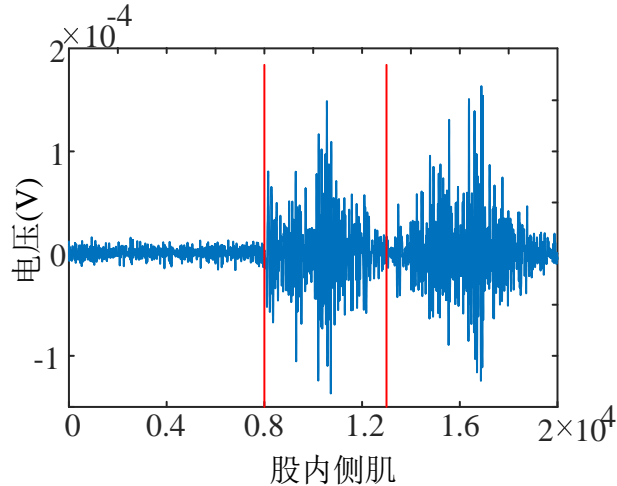
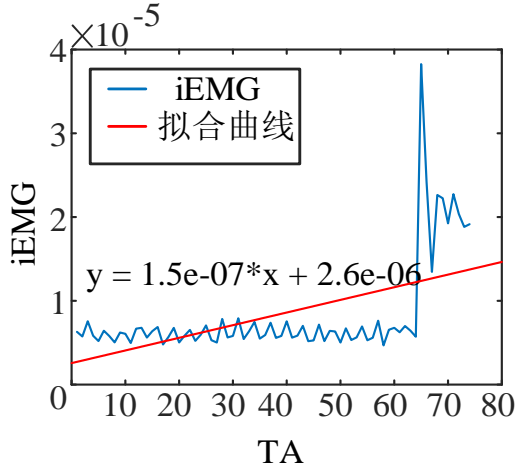


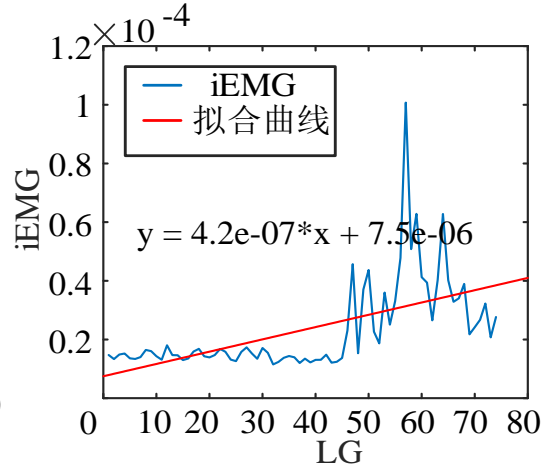
图 4.2 原始肌电信号

图 4.2 中红色垂直线表示实验采集过程中，肌肉第一次开始收缩从数据点 8000 开始，即该点对应的时间为 4.15s，从该点开始进行实验数据处理。由于数据较多，为了方便分析，对数据进行了分段处理。以肌肉第一次收缩点 8000 为起始点，数据总长度为 378000 个采样点，每隔 5000 个采样点的数据分为一组即

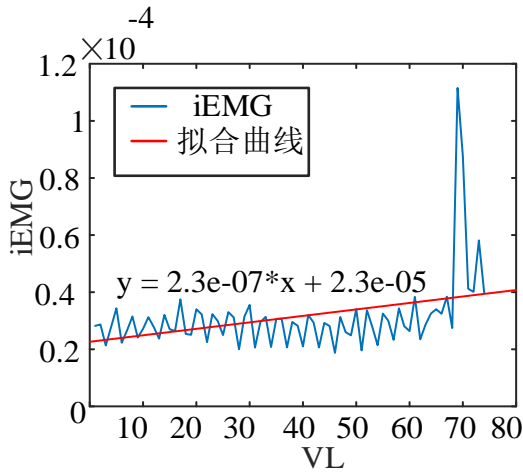
一帧，总共分为 74 帧，分别计算每一帧 sEMG 的各个特征指标。根据上述特征提取方法，肌肉从非疲劳状态到疲劳状态的 sEMG 所提取的参数 IEMG, RMS, MPF, MF 随时间变化的曲线如图所示。



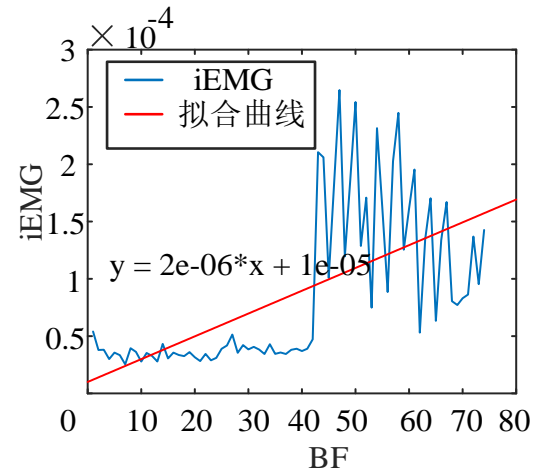
(a)



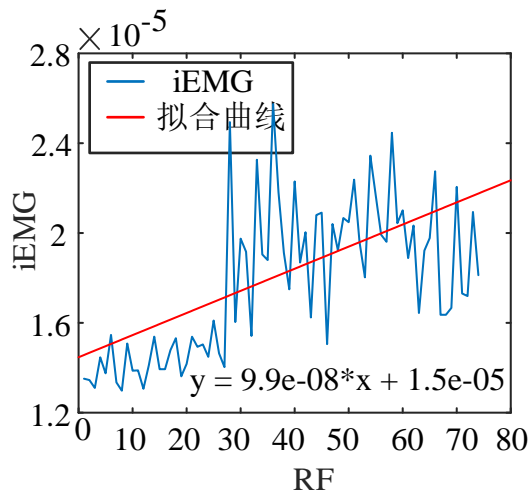
(b)



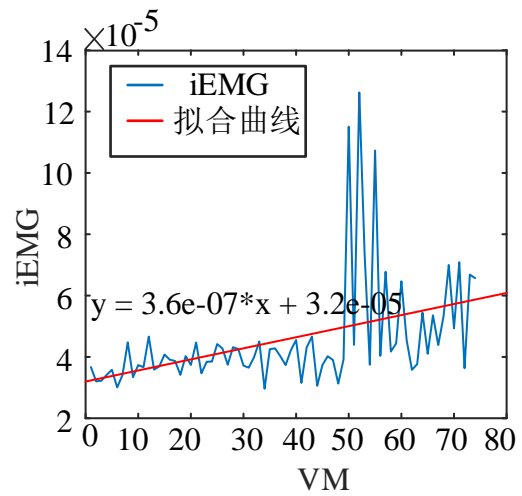
(c)



(d)



(e)



(f)

图 4.3 各肌肉的 iEMG 特征

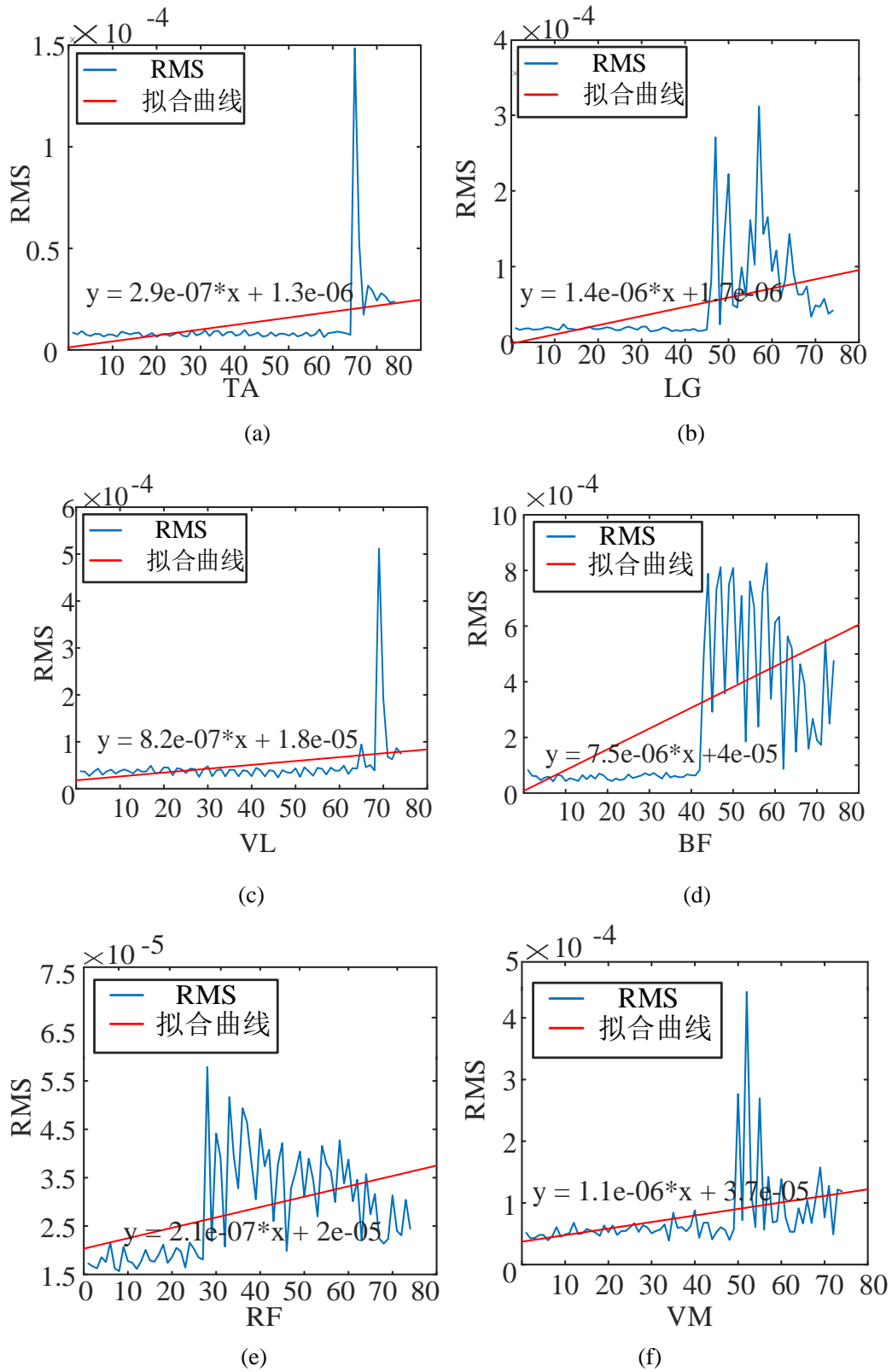


图 4.4 各肌肉的 RMS 特征

图 4.3、图 4.4 中，横坐标表示帧序号，纵坐标表示对应的时域特征值，在非疲劳状态下站-蹲的运动过程中，人体下肢各个肌肉 sEMG 信号的 IEMG 和 RMS

曲线呈现上下波动且比较稳定的趋势变化，随着时间的增加肌肉达到疲劳状态，IEMG、RMS 曲线呈现不断上升的变化趋势，并且其幅值均大于非疲劳状态的幅值，这是由于运动过程中随着肌肉疲劳程度的增加，为了维持原有的运动，会募集更多的运动单元参与运动，使得时域特征值增加。时域特征中的 IEMG、RMS 曲线有大致相同的变化规律，可选其一作为评价标准。

根据 IEMG、RMS 曲线拟合相应的线性方程，公式中的斜率均大于 0 可以看出，随着运动时间的增加肌肉疲劳程度不断的加深，通过各个肌肉线性方程的斜率进行比较能更好的判断出不同受试者的耐力，线性方程的斜率越小则说明该受试者 sEMG 信号的时域特征变化较小，耐力相对较大，肌肉抗疲劳的能力比较强。反之，若线性方程的斜率越大则说明此受试者 sEMG 信号的时域特征变化比较大，耐力相对较小，抗疲劳的能力比较弱。

时域特征的 IEMG 和 RMS 曲线有一个突变点，对比受试者感受到肌肉疲劳的时间相接近，执行某个动作时肌肉的参与程度不同，不同肌肉达到疲劳状态的时间也有所不同，具体如下表 4.1 所示：

表 4.1 sEMG 的数据分析

	TA	LG	VL	BF	RF	VM
转折点	65	47	69	43	28	50
时间 区间	170s~172s	124s~126s	181s~183s	113s~115s	74s~76s	131s~133s

由表 4.1 可知，在下肢运动过程中，不同肌肉参与运动的程度不同，各个肌肉达到疲劳状态的时间点也会不同。由于特征提取中是以 5000 个数据点为一帧进行分析的，相应的转折点对应的是一个时间区间，而不是具体的某个时间点。例如，胫骨前肌（TA）在帧序号为 x65 时 IEMG 和 RMS 曲线出现跳变点，此处对应的数据点是从 328000 开始至 333000 个采样点，即相应的折点时间区间为 170s-172s，这与受试者感知到的肌肉疲劳相接近。

接着将时域进行快速傅里叶变换，根据式（4-3）和式（4-4）绘制出 MPF 和 MF 随时间的变化曲线，具体如图 4.5 所示：

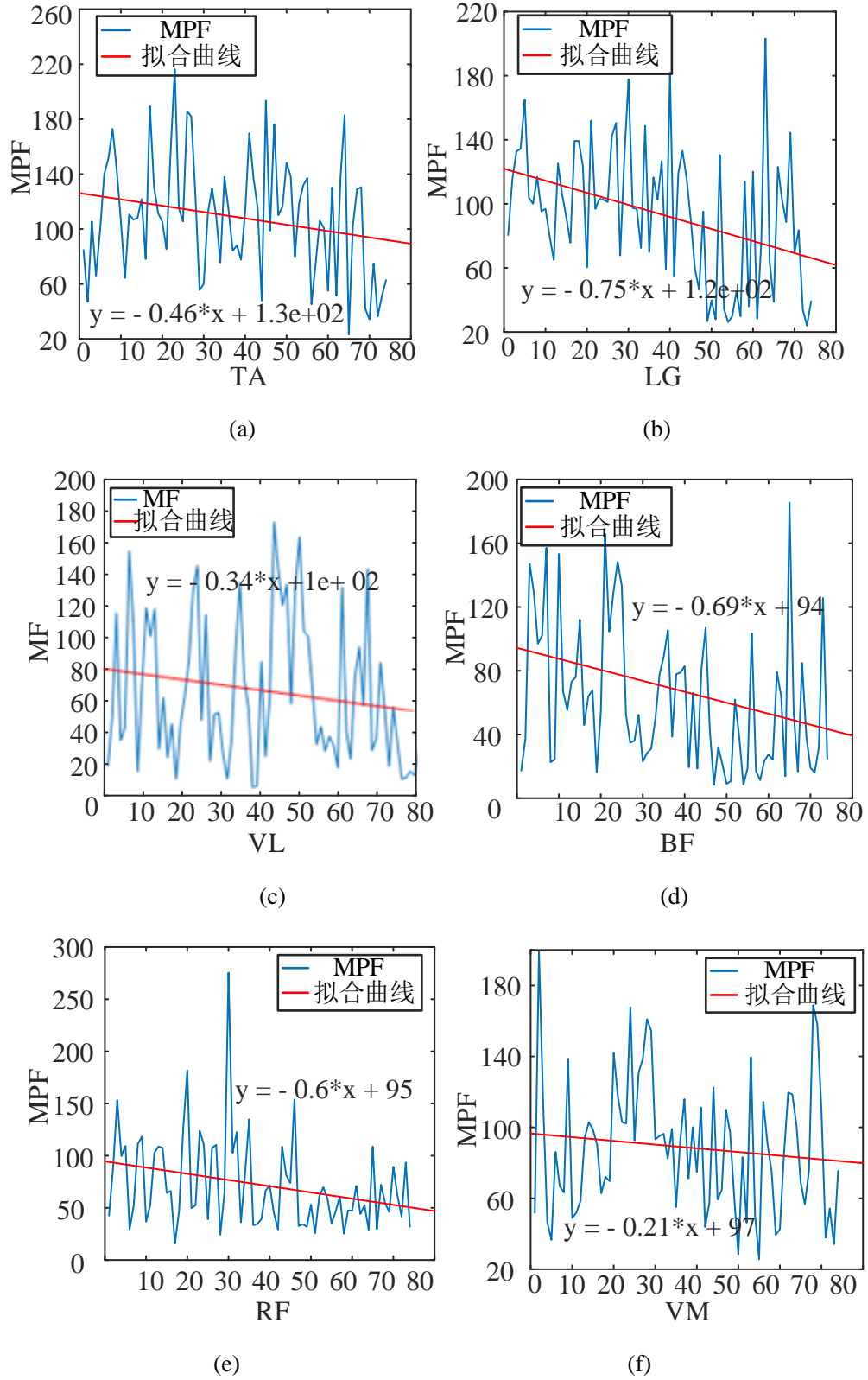


图 4.5 各肌肉的 MPF 特征曲线

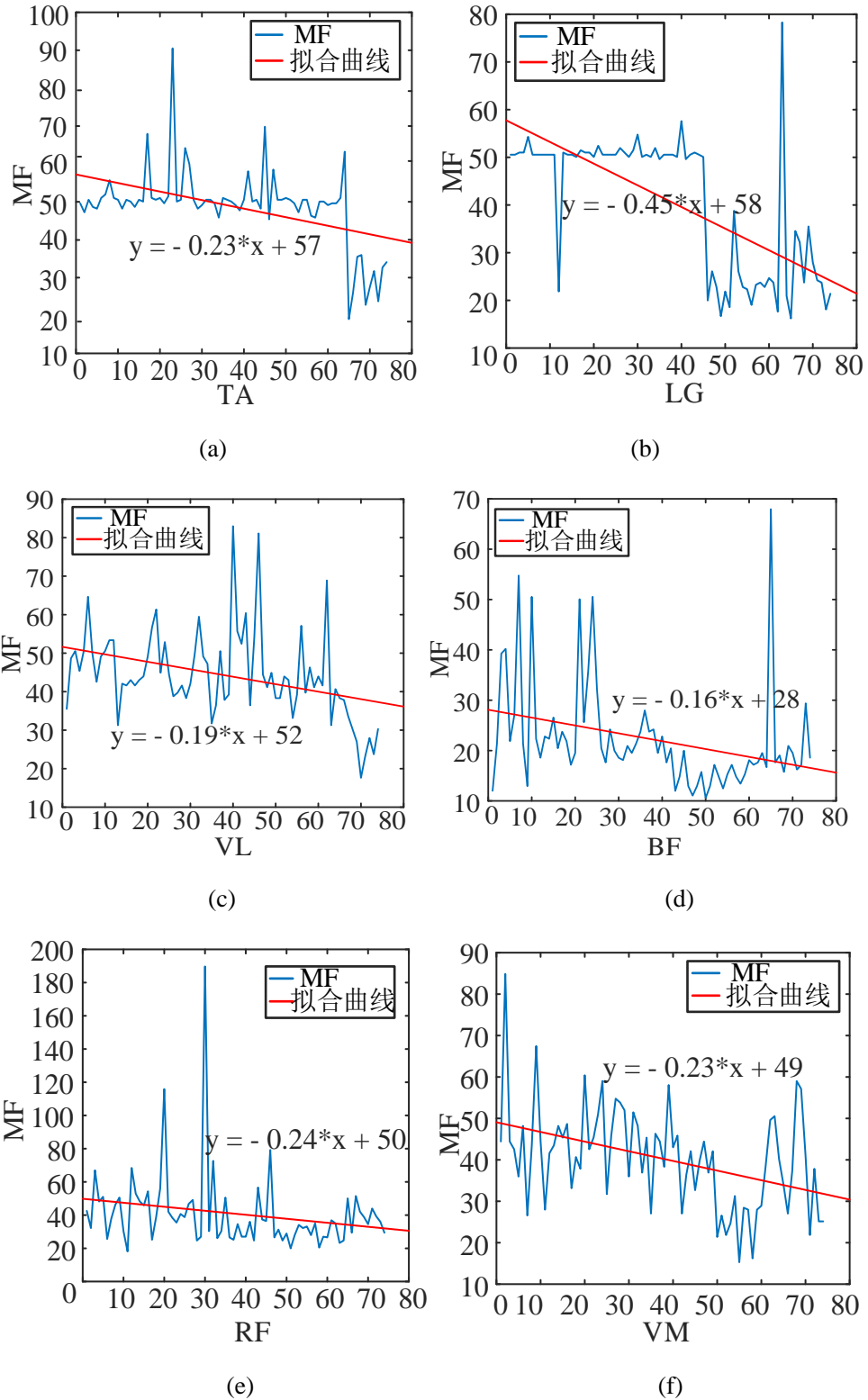


图 4.6 各肌肉的域 MF 特征曲线

图 4.5 和图 4.6 分别是 MPF、MF 的幅值大小随着时间变化的曲线图，由图可以看出，在人体下肢运动过程中，sEMG 信号频域特征中的 MPF、MF 随运动时间的增加总体呈现出下降的变化趋势，在进行傅里叶变换之后肌电信号的频谱

会发生不同程度的左移。根据 MPF、MF 曲线拟合直线的斜率均小于 0，说明随着肌肉疲劳的产生，MPF、MF 总体逐渐减小的变化规律。而由于自身因素以及温度等一些外在因素的影响，个别的肌肉的变化趋势不是特别的显著甚至出现局部上升的变化趋势，使得频域特征不能很好的用于肌肉疲劳的评价中。

本文以时域特征中 sEMG 出现转折点处为肌肉进入疲劳状态，在肌肉处于转折点处，选取前后相同长度的帧序号来计算疲劳前后 IEMG、RMS、MPF、MF 的平均值。

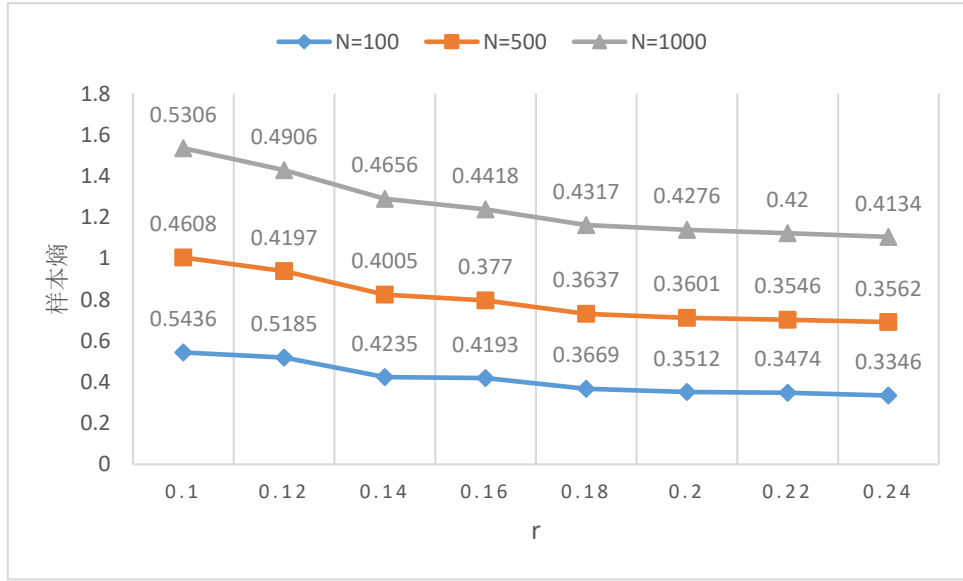
表 4.2 时域和频域特征平均值

肌肉 编号	疲劳前				疲劳后			
	IEMG	RMS	MP	MF	IEMG	RMS	MPF	MF
TA	6.29	8.23	98.23	50.55	20.32	28.47	73.80	30.02
LG	14.34	19.68	108.45	49.905	37.16	95.59	69.42	25.99
VL	32.97	54.46	74.55	36.16	53.37	96.64	41.61	24.59
BF	39.09	75.38	77.47	24.14	145.94	478.15	52.06	18.15
RF	15.53	19.98	85.5	46.18	20.81	36.43	72.55	40.60
VM	40.16	58.57	95.29	42.87	57.16	112.95	82.18	33.09

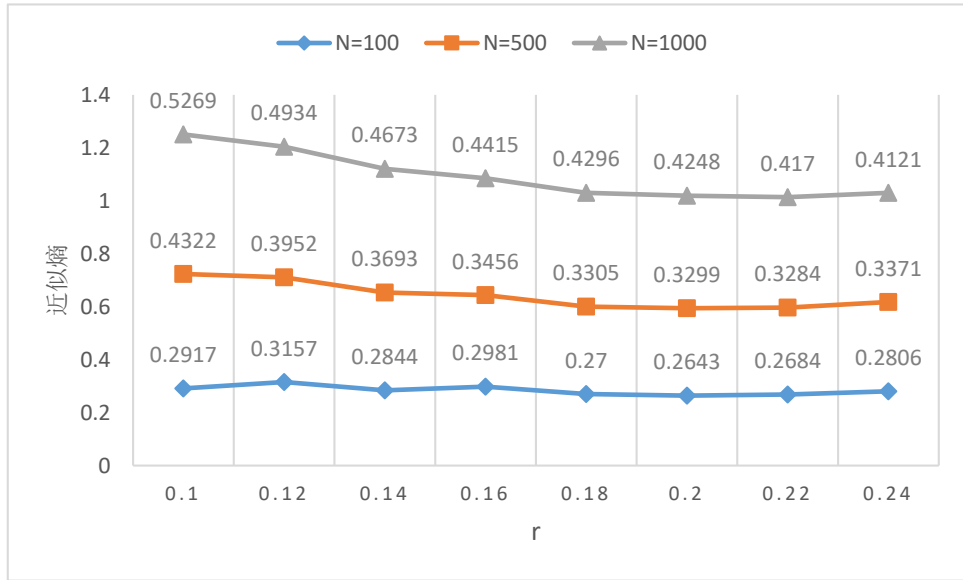
表 4.2 中的数据可以看出，时域指标 IEMG、RMS 在肌肉疲劳前和肌肉疲劳后的数值是增大的，而频域指标 MPF、PF 在肌肉疲劳前和肌肉疲劳后的数值是减小的。

4.3.2 非线性分析

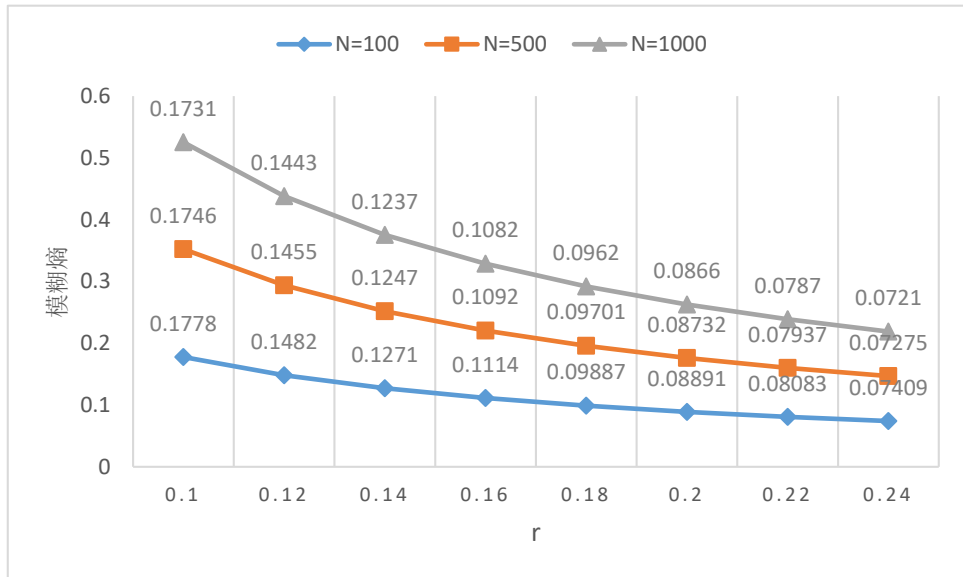
根据样本熵，模糊熵以及近似熵的定义，本文对 6 个通道的表面肌电信号的熵值变化进行分析。以胫骨前肌为例，取不同数据段 N 和不同相似容限 r 分别计算了样本熵，模糊熵以及近似熵的值，其计算结果如图 4.7 所示：



(a) 样本熵



(b) 近似熵

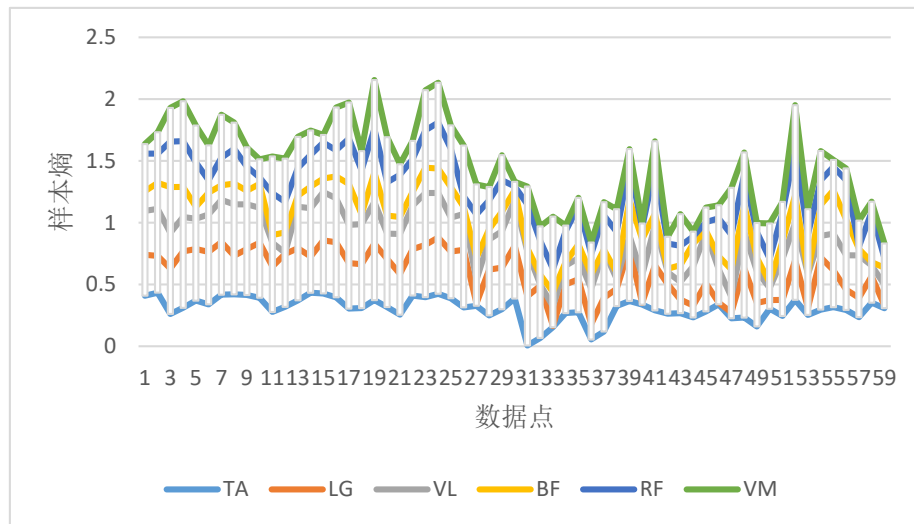


(c) 模糊熵

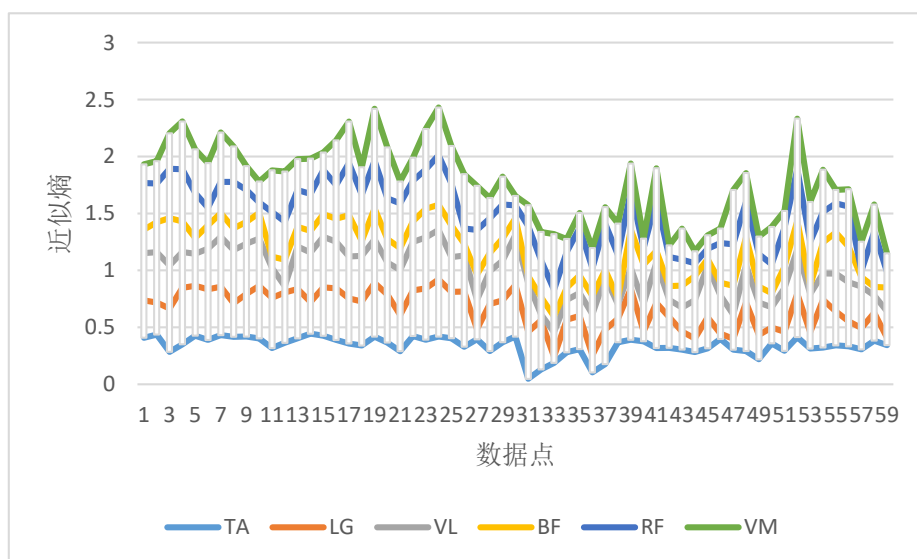
图 4.7 肌电信号在不同 r 下的熵值

由图 4.7 可以看出, 当数据段 N 相同时, 随着 r 的增加, 熵值逐渐减小后趋于稳定。当 r 固定不变时, 随着数据段 N 增大, 熵值是增加的。本文选择了近似熵, 样本熵以及模糊熵的熵值变化均趋于稳定的参数 $r=0.25$, $m=2$ 进行分析 6 通道信号的熵值变化。

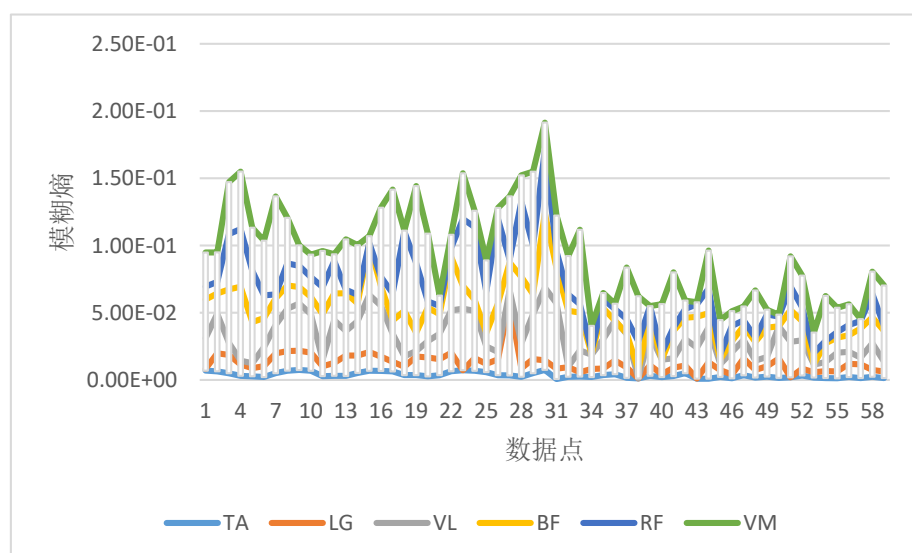
将预处理后的肌电信号分别采用近似熵, 样本熵以及模糊熵进行分析处理, 首先根据时域指标变化趋势来实时的显示肌肉状态, 确定肌肉的从非疲劳状态到疲劳状态的变化区间, 选取合适的肌电信号进行熵值分析。由于原始数据量比较大, 选取了时域特征所对应疲劳点的前后相同数据长度进行分析, 每隔 1000 个数据点为一组, 共分为了 59 组即 59 帧, 分别计算了近似熵, 样本熵以及模糊熵的熵值, 并画出肌肉从非疲劳状态到疲劳状态对应熵值的变化曲线, 如图 4.8 所示:



(a) 样本熵



(b) 近似熵



(c) 模糊熵

图 4.8 三种算法的熵值变化曲线

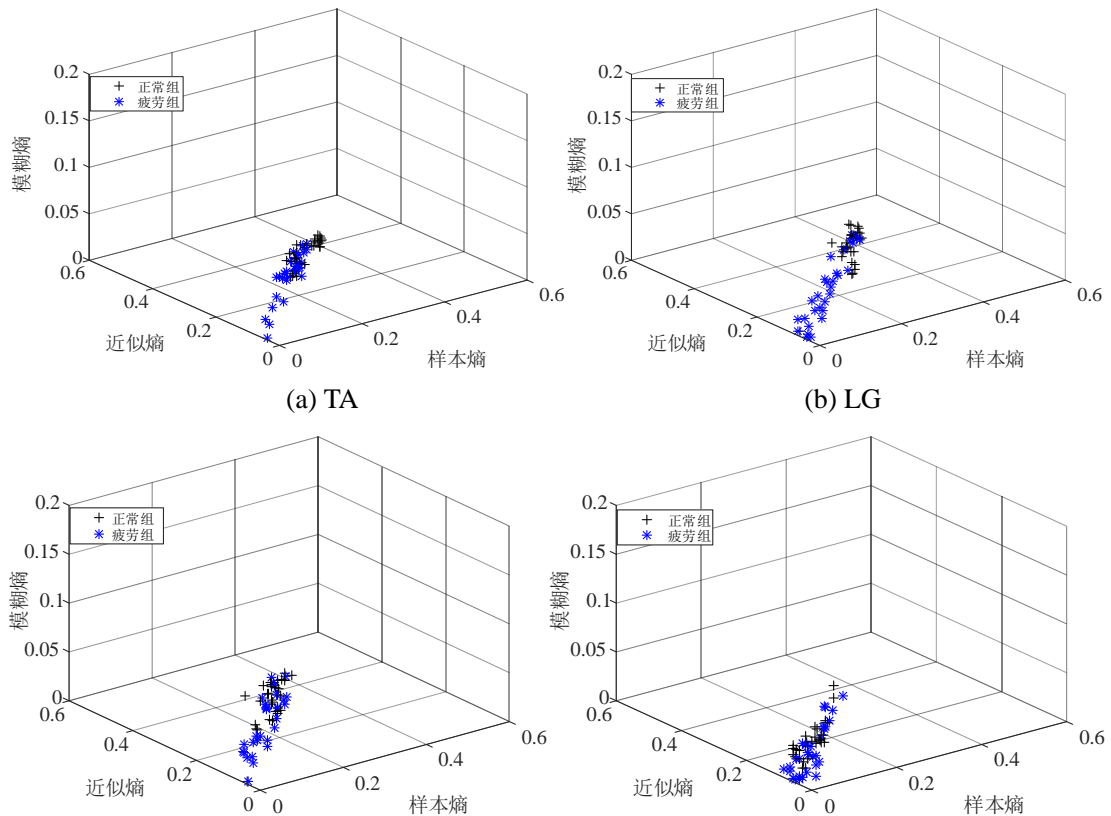
从图 4.8 中可以很好的看出，肌肉从非疲劳状态到疲劳状态的过程中，6 通道肌电信号的熵值随着运动时间的增加而较小。近似熵、样本熵的熵值大小在肌肉达到疲劳之后是减小的，但熵值总体还是相对较大，减小的不是很显著。而模糊熵的熵值在肌肉达到疲劳状态之后下降的非常明显，并且之后模糊熵的熵值变化趋于相对稳定呈现规律性变化。模糊熵表征信号的复杂度，复杂度越大此时对应的熵值也越大，而模糊熵的值总体是先迅速减小后趋于稳定，说明肌肉疲劳时的时间序列的复杂程度是趋于稳定状态的。肌肉疲劳的数据点在帧序号为 x31 左右，这和时域分析的疲劳点相近，而近似熵、样本熵疲劳的点的判定不是很明显，不易于区分。综合以上三种熵值的分析，模糊熵对肌肉疲劳分析更敏感，效果更好。

分别计算出肌肉处于非疲劳状态和疲劳状态下的近似熵, 样本熵以及模糊熵的平均值, 如下表所示:

表 4.3 疲劳前后三类熵值的平均值

肌肉 编号	疲劳前			疲劳后		
	ApEn	SampEn	FuzzyEn	ApEn	SampEn	FuzzyEn
TA	0.3844	0.3586	0.0049	0.2987	0.2548	0.0022
LG	0.3986	0.3794	0.0117	0.2465	0.2091	0.0062
VL	0.3671	0.3074	0.0245	0.2825	0.2293	0.0155
BF	0.2111	0.1624	0.0251	0.1702	0.1280	0.0139
RF	0.3362	0.2652	0.0252	0.2929	0.2263	0.0086
VM	0.3103	0.2356	0.0309	0.2207	0.1507	0.0202

表 4.3 中可以看出, 6 通道肌电信号的近似熵, 样本熵, 模糊熵的熵值在疲劳前后均呈现减小的规律且均为正值, 说明在不同运动阶段 sEMG 信号是非线性变化的。而三种熵值的幅值均小于 1, 说明 sEMG 信号呈现一定的规律性和周期性。熵值表征了 sEMG 信号的非线性混沌特性, 为了更直观的观察各个肌肉三类熵值的变化情况, 本文采用了三维散点图来表示近似熵, 样本熵以及模糊熵的熵值分布图。



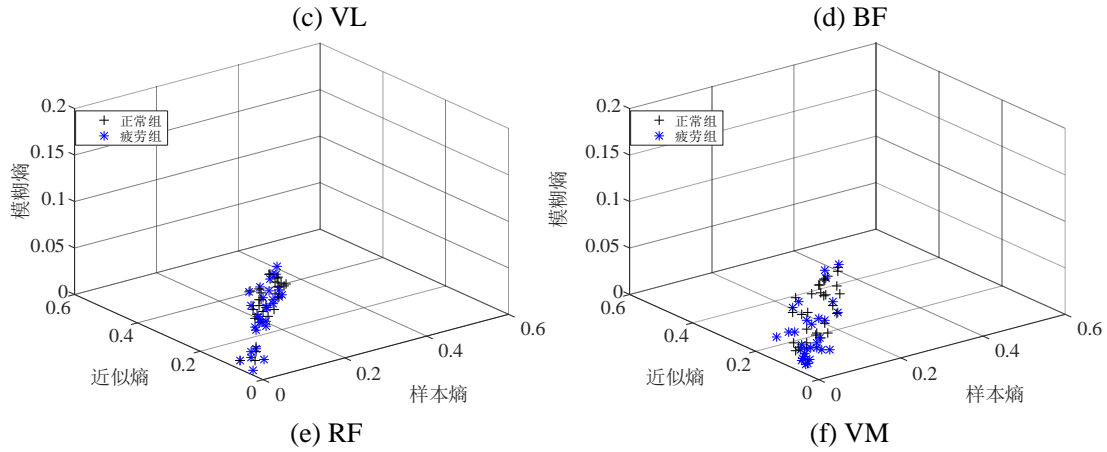


图 4.9 三种熵值的三维分布图

图 4.9 是 6 通道肌电信号的样本熵，近似熵以及模糊熵的三维分布图，肌肉从非疲劳状态到疲劳状态的过程中，肌电信号的三类熵值总体上是逐渐减小的。胫骨前肌，外腓肠肌，股外侧肌和股直肌在疲劳前后三类熵值的变化相对比较集中，且有规律的减小。而股二头肌和股内侧肌在疲劳前后三类熵值的变化有些杂乱，但总体上三类熵值也是减小的。

4.4 本章小节

本章节主要对下肢肌肉疲劳现象进行分析。人体在持续不断的深蹲的过程中，肌肉会逐渐产生疲劳，皮肤表面的 sEMG 信号会发生变化，sEMG 能够反映出肌肉的生理信息，可以有效的进行肌肉疲劳的判定。通过对 sEMG 信号的时域特征、频域特征以及非线性特征进行分析，探讨随着时间的增加，肌肉疲劳前后各个特征的变化规律，并划分出正常组和疲劳组，分析疲劳前后各个特征的变化特点。

第 5 章 人体下肢运动过程中肌肉的协同与相干性分析

为了进一步探究肌肉疲劳对下肢运动行为产生的影响,本文使用非负矩阵分解算法来获取肌肉具有协同作用的模块,探究下肢站-蹲的运动过程中肌肉的协同模式以及肌肉的协同数目等,分析肌肉疲劳前后各个肌肉参与运动的情况,进而采用相干性来分析肌肉间的耦合强度。

5.1 sEMG 包络线的提取

人体下肢肌肉运动过程中,对肌肉协同进行分析的基础是 sEMG 包络线的提取, sEMG 信号的包络线表示人体运动过程中肌肉参与的活跃程度^[60],进行 sEMG 信号包络线的提取之前,需要对 sEMG 信号进行预处理。首先,将肌电信号采用 3 阶 Butterworth 高通滤波器除去尾迹噪声,接着使用全波整流去除均值,然后采用 3 阶的 Butterworth 的低通滤波器来去除低频部分的 sEMG 信号,最后对预处理之后的 sEMG 信号采用最大值归一化进行处理分析,从而得到 sEMG 信号的包络线信息。

5.2 肌肉协同分析方法

人体下肢运动过程中,不只是依靠单块肌肉参与就能完成的,而是需要在中枢神经系统的支配下,与该运动相关联肌肉的共同协调才能完成对应的动作。肌肉协同被认为是中枢神经系统募集的最小单位,其可以灵活地支配多个骨骼肌协调收缩,从而来完成各种日常活动,具体步骤如下:

(1) 首先,采集下肢运动过程中参与运动的多块肌肉的表面肌电信号,对采集到的 sEMG 信号进行消噪、滤波、最大值归一化等预处理。

(2) 其次,采用矩阵分解算法对原始 sEMG 信号进行矩阵分解,公式如下:

$$M_{i \times r} = W_{i \times n} C_{n \times r} + E_{i \times r} \quad (5-1)$$

式 (5-1) 中, $M_{i \times r}$ 为原始 sEMG 信号的包络线矩阵, $W_{i \times n}$ 为肌肉的协同结构矩阵, $C_{n \times r}$ 为肌肉的激活系数矩阵, $E_{i \times r}$ 为 sEMG 的噪声部分, n 表示肌肉的协同数目, i 表示参与采集的肌肉数目, r 表示 sEMG 信号的数据长度。

(3) 最后,对分解得到的肌肉协同结构矩阵进行分析,肌肉协同的具体分析流程如图 5.1 所示。

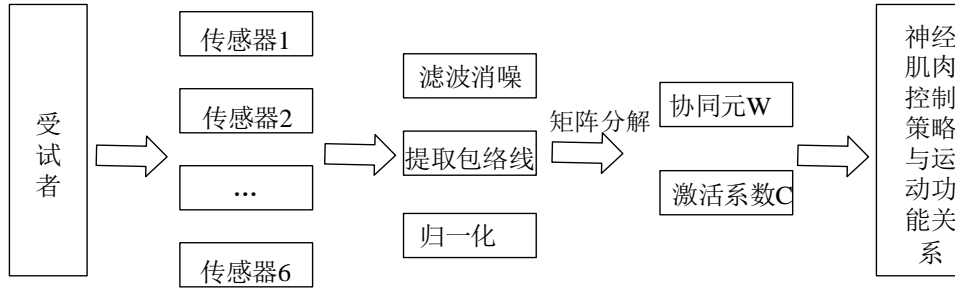


图 5.1 肌肉协同分析的流程图

5.2.1 非负矩阵分解

非负矩阵分解 (Non-negative Matrix Factorization, NMF) 由 Seung 和 Lee 在 1999 年的《Nature》被提出来的^[61], 其分解得到的矩阵均为非负的, 被广泛应用于肌肉激活的模式分析。对于给定的非负矩阵 M , 通过 NMF 算法得到非负矩阵 W 和 C , 满足: $M \approx WC$, 进而将非负矩阵 M 分进行解得到两个非负矩阵元素的乘积形式。由于 NMF 算法的非负约束, 其分解出来的协同元和激活系数均是非负的, 对肌肉的激活具有很好的解释性, 更适合于协同分析。NMF 算法获得协同结构矩阵的具体步骤如下:

$$M_{i \times r} \approx (WC)_{ir} = \sum_{t=1}^n W_{i \times n} C_{n \times r} = W_{i \times n} C_{n \times r} = M^*_{i \times r} \quad (5-2)$$

式 (5-2) 中, $M_{i \times r}$ 为原始 sEMG 信号的包络线矩阵, $W_{i \times n}$ 为肌肉的协同结构矩阵, i 表示肌肉通道的数目, r 表示 sEMG 信号的数据长度, n 表示肌肉协同的数目, $C_{n \times r}$ 为激活系数矩阵, $M^*_{i \times r}$ 为 sEMG 信号的重构矩阵。

NMF 的求解可写为标准形式下的优化问题:

$$\min E(W, C) = \frac{1}{2} \|M - WC\|_F^2, \text{st. } W \geq 0, C \geq 0 \quad (5-3)$$

通过乘法的迭代规则分别对 W, C 进行迭代:

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} * \frac{(M \times C^T)_{ik}}{(W \times C \times C^T)_{ik}} \quad (5-4)$$

$$C_{kj} \leftarrow C_{kj} * \frac{(W^T \times M)_{kj}}{(W^T \times W \times C)_{kj}} \quad (5-5)$$

5.2.2 肌肉协同数目的确定

根据式 (5-1) 可以看出提取肌肉协同的过程就是要找到合适的肌肉协同数目 n 的过程, 肌肉的协同数目 n 确定之后, 肌肉的协同结构矩阵 $W_{i \times n}$ 和激活系数

矩阵 $C_{n \times r}$ 就可以确定下来。为了确定分解过程中最小的肌肉协同的数目 n ，将分解得到的矩阵 $W_{i \times n}^*$ 和矩阵 $C_{n \times r}^*$ 进行 sEMG 信号的重构，计算每一个 n 值下重构的包络信号矩阵 M_{ir}^* 。根据原始矩阵 M_{ir} 和重构矩阵 M_{ir}^* 的数据，运用解释方差^[62] (Variability Accounted For, VAF) 的计算方法进一步确定肌肉的协同数目 n 的值，计算公式如下：

$$VAF = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum (M_{ir} - M_{ir}^*)^2}{\sum M_{ir}^2} \quad (5-6)$$

式 (5-6) 中，RSS 为残差平方和，TSS 为总平方和， M_{ir} 为原始 sEMG 信号矩阵， M_{ir}^* 为重构的 sEMG 信号矩阵。VAF 的取值范围为(0,1)，VAF 的数值越大表明原始 sEMG 信号矩阵 M_{ir} 和重构的 sEMG 信号矩阵 M_{ir}^* 越接近，说明重构 sEMG 信号矩阵 M_{ir}^* 的精度越高，由此可以看出，当 VAF 的数值大于设定阈值时，可以认为此时的肌肉协同数目 n 能够充分的重建原始的 sEMG 信号。

5.3 肌肉间相干性分析

相干性分析是描述两个信号之间在频域上的线性关系以及两个信号之间的相互依赖程度。肌间的相干性展示了在人体下肢运动过程中肌肉间的紧密联系，如果两信号间的相干性越大，说明两信号间的相互依赖程度越强。通过 NMF 分解获得肌肉的协同模块，并对协同性比较强的肌肉对和非协同性的肌肉对模块分别进行相干性分析。设 $x(t)$ 和 $y(t)$ 为两组肌电信号的时间序列，在频率 f 处的相干函数用 $C_{xy}(f)$ 表示，其计算公式如下：

$$C_{xy}(f) = \frac{|R_{xy}(f)|^2}{R_{xx}(f)R_{yy}(f)} \quad (5-7)$$

式 (5-7) 中， $R_{xy}(f)$ 表示两时间序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 在频率 f 上的互功率谱密度函数，可以表示为：

$$R_{xy}(f) = \text{Re}[R_{xy}(f)] + j \text{Im}[R_{xy}(f)] = |R_{xy}(f)| e^{j\theta_{xy}(f)} \quad (5-8)$$

式 (5-8) 中， f 表示频率， $\theta_{xy}(f)$ 表示的是在频率 f 处两肌电信号之间的相位差， $R_{xx}(f), R_{yy}(f)$ 表示两肌电信号 $x(t), y(t)$ 在某一频率上的自功率谱， $C_{xy}(f)$ 表示两

时间序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 在频域内的线性相关性，其取值范围为 0~1 之间的实数，如果 $C_{xy}(f)=0$ ，说明两时间序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 在频率 f 上不存在相干关系，彼此独立；如果 $C_{xy}(f)=1$ ，说明两时间序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 在频率 f 上是完全线性相关的；如果 $C_{xy}(f)$ 的取值范围在 0-1 之间，说明两时间序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 在频率 f 上是部分线性相关的，可能存在一些非线性关系。

5.3.1 显著性阈值

为了判断两信号间的相干性程度，通过设定显著性阈值 S 来进行描述分析。当相干性值大于设定的阈值 S 时，认为两肌电信号相干性显著，显著性相干阈值 $S(\alpha)$ 对应的计算公式如下：

$$S(\alpha)=1-(1-\alpha)^{\frac{1}{L-1}} \quad (5-9)$$

式 (5-9) 中， L 表示选取 sEMG 信号的数据长度； α 表示置信水平，当 α 的值大于显著性阈值 S 时，表示两个肌肉间的相干性是显著的。

5.3.2 显著面积分析

为了描述不同条件下每个频段中 sEMG 信号之间的相干性差异，定义了相干显著面积 A ，其表示的区域为显著性阈值 S 和相干性曲线之间围成的面积，具体的计算公式如下：

$$A=\sum_f \Delta f *(C_{xy}(f)-S) \quad (5-10)$$

式 (5-10) 中， Δf 表示频率的分辨率；本文分别取肌电信号的 Alpha 频段（5-15Hz），Beta 频段（15-35Hz）和 Gamma 频段（35-60Hz），计算各频段的显著面积 A_{α} ， A_{β} ， A_{γ} 。通过显著面积来描述 Alpha 频段，Beta 频段，Gamma 频段在不同情况下的相干性。 A 的数值越大，表示此频段内肌肉间相干性越显著。

5.4 实验结果分析

5.4.1 sEMG 的预处理及包络线的提取

本文以一名受试者胫骨前肌的肌电信号为例，采用小波模极大值进行消噪得到了如图 5.2 所示预处理前后的 sEMG 和频谱图。

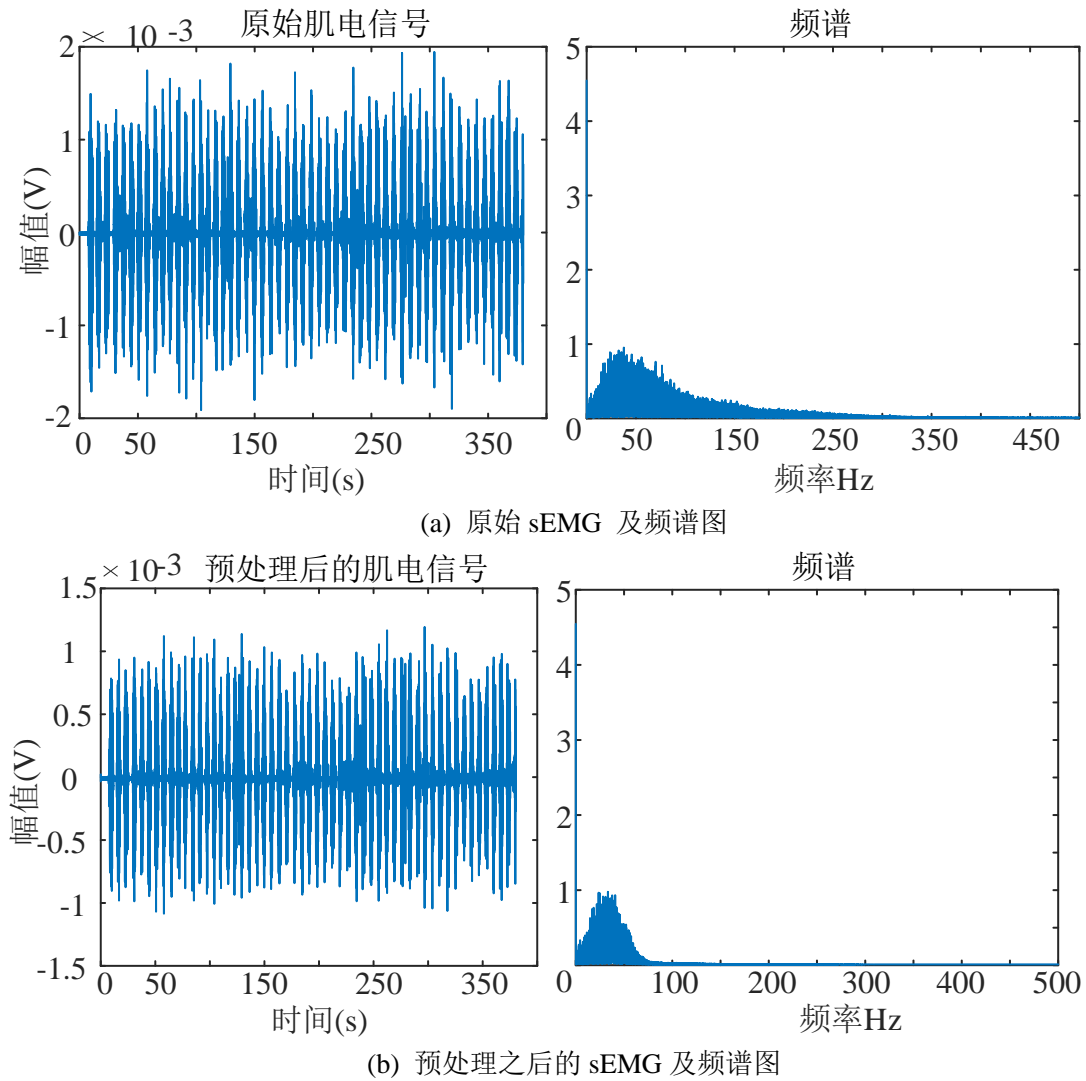
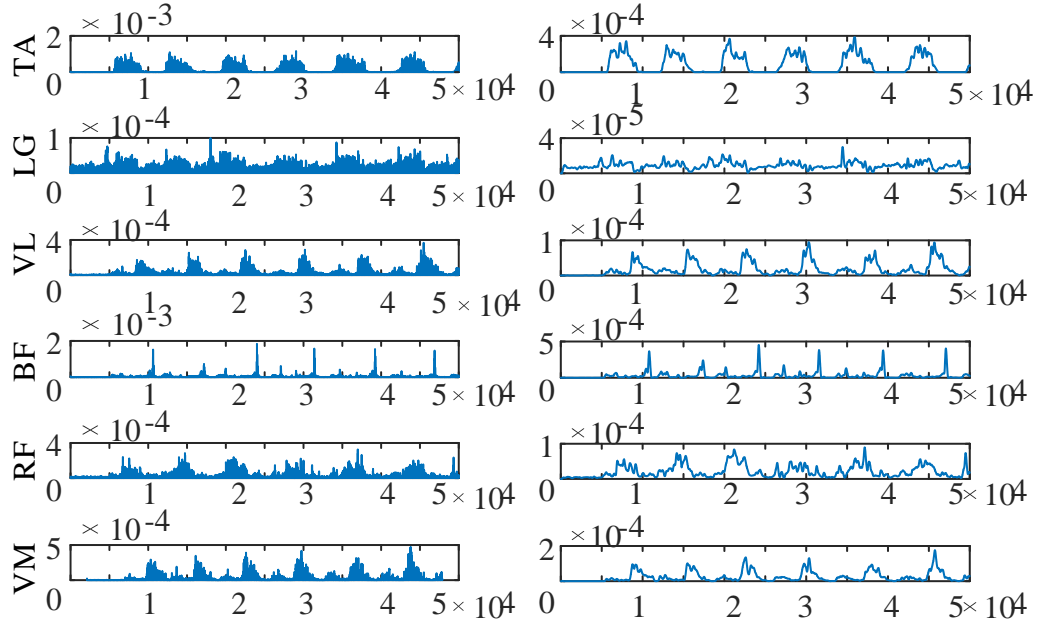


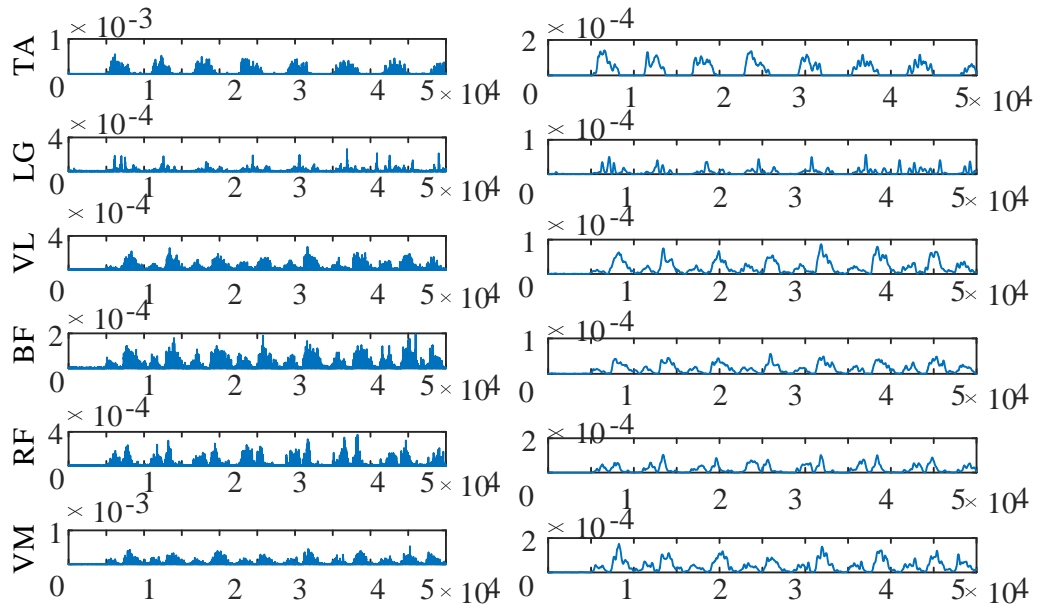
图 5.2 原始 sEMG 与预处理之后的 sEMG 频谱图

从上图 5.2 可以看出，原始 sEMG 信号的频谱主要集中在 10-250Hz 之间，通过小波模极大值进行消噪之后的 sEMG 信号的频谱主要集中在 10-80Hz 之间，工频干扰得到很好的滤除。

为了更好的分析 sEMG 信号的变化特征，本文对预处理后的 sEMG 信号进行包络线的提取，正常深蹲和疲劳深蹲的包络线信息，如图 5.3 所示。



(a) 正常组



(b) 疲劳组

图 5.3 sEMG 的包络线提取

图 5.3 中横坐标表示各通道肌电信号的时间序列，纵坐标表示各信号的幅值大小，左图表示信号去除均值之后的肌电信号，右图表示最大值归一化之后提取到的 sEMG 信号的包络线信息，其包络信息代表着人体下肢运动过程中肌肉参与运动的活跃程度。

5.4.2 协同结构的确定

在进行肌肉协同分析之前，需要确定肌肉协同模块的数目 n ，Clark 等人在

研究过程中发现当分解的协同模块的数目很少时，其不足以代表原始肌电信号^[63]。为了更好的重建肌电信号并且保留有用的信息，使用解释方差 VAF 来确定肌肉的协同数目 n 的值，其 VAF 的数值大于 0.95，且随着肌肉协同数目 n 的增加， VAF 数值的增量小于 0.01 时，认为此时的 n 值是有效的基矩阵分解列数。 VAF 的取值范围在 0~1 之间，当肌肉的协同数目 n 值相对较小时，此时的解释方差 VAF 的值也相对较小，其分解的模型只包涵了原始 sEMG 信号较少的有用信息。以其中一位受试者为研究对象，根据原始肌电信号和重构肌电信号来计算解释方差 VAF 的值，计算结果如图 5.4 所示：

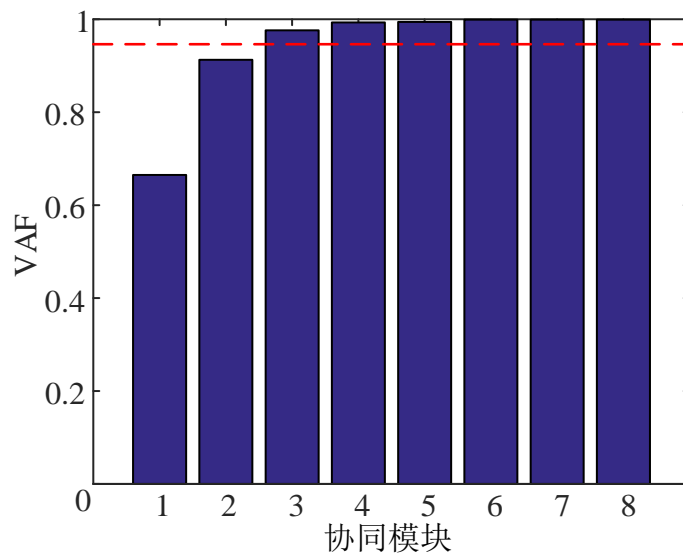


图 5.4 VAF 随协同模块的增加而增加

在图 5.4 中，红色虚线表示 VAF 的数值为 0.95，随着协同模块 n 的增加对应 VAF 的值也在发生变化，当 $n=4$ 时， $VAF=0.9931$ ，当 $n=5$ 时， $VAF=0.9942$ ，此时 VAF 的增量为 0.0011。当 n 分别为 6，7，8 时， VAF 的数值大小均为 0.9991 保持不变。受试者用序号 G1-G6 表示，计算出所有受试者的 VAF 值如表 5.1 所示。

表 5.1 所有受试者在不同协同模块下的 VAF 值

n	1	2	3	4	5	6	7	8
受试者								
G1	0.6650	0.9128	0.9762	0.9931	0.9942	0.9991	0.9991	0.9991
G2	0.6661	0.8786	0.9369	0.9929	0.9933	0.9939	0.9961	0.9987
G3	0.6787	0.8921	0.9562	0.9830	0.9938	0.9944	0.9980	0.9991
G4	0.6819	0.9115	0.9776	0.9954	0.9981	0.9990	0.9991	0.9991

G5	0.6664	0.9364	0.9696	0.9827	0.9966	0.9980	0.9986	0.9990
G6	0.6923	0.9207	0.9395	0.9838	0.9896	0.9907	0.9971	0.9992

从表 5.1 中可以看出, 当肌肉的协同模块数目 n 在不断的增大时, 此时 VAF 的值也在逐渐的增大。当肌肉的协同模块数目 $n=4$ 时, 其余受试者的 VAF 的增量满足条件, 随着协同模块 n 的继续增加, VAF 的增长量小于 0.01 没有出现显著性的增加。为了能充分的重构 sEMG 信号, 本文选择了肌肉协同模块数目 $n=4$ 进行后续的研究分析。

5.4.3 协同模块的结果分析

由上述分析可知, 本文选取肌肉的协同模块数目 n 为 4, 并采用 NMF 对原始 sEMG 信号进行矩阵分解得到 4 个协同结构 $W(W1, W2, W3, W4)$ 和对应的 4 个激活系数 $C(C1, C2, C3, C4)$ 。为了更好的分析肌肉协同结构矩阵 W 的权重值, 对协同结构矩阵进行了归一化处理。当肌肉的权重值 w_{mn} ($1 \leq m \leq i$) 大于 0.5 时, 说明此肌肉被激活并标记为 1, 反之表明此肌肉没有被激活并标记为 0。对受试者正常深蹲和疲劳深蹲动作提取到的肌电信号进行重构, 6 块肌肉可以募集到 4 个基本的功能性协同模块, 如图 5.5、图 5.6 所示。

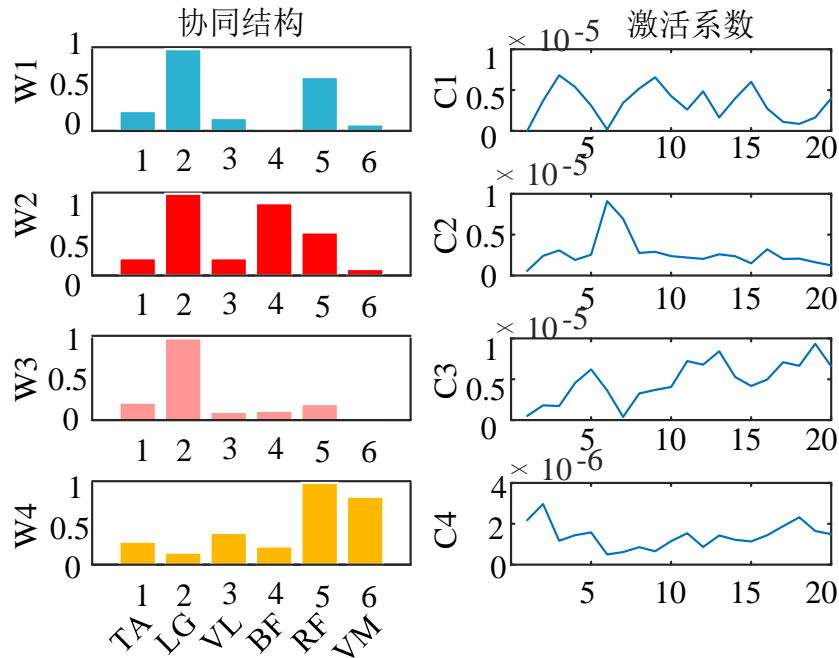
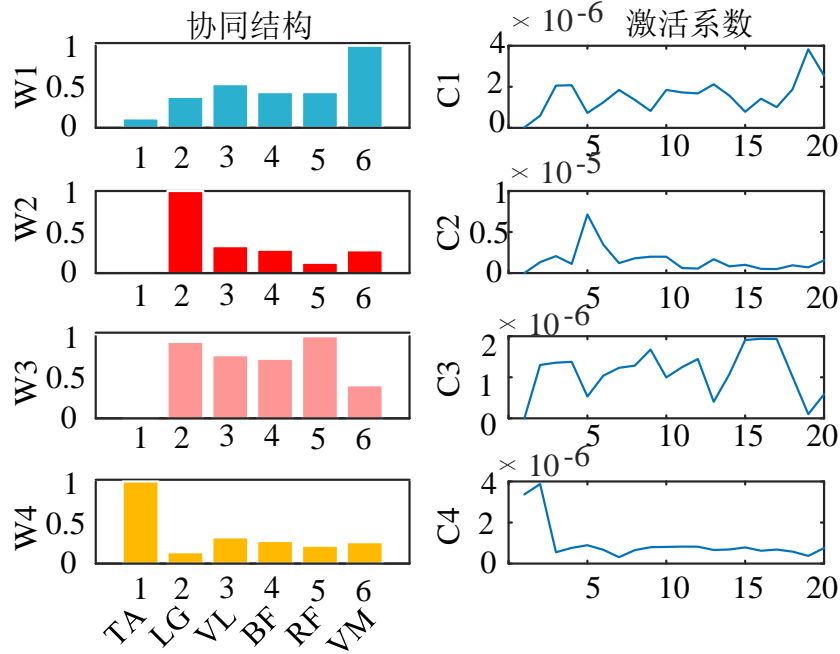


图 5.5 正常深蹲

图 5.5 中可以看出, 正常深蹲状态下协同模块 W1, W2 和 W4 中肌肉间的协同作用比较明显。在协同模块 W1 中, LG、RF 数值比较高肌肉被激活, 维持下

肢稳定；协同模块 W2 中 LG、BF 和 RF 肌肉被激活，膝关节弯曲开始下蹲；协同模块 W3 中 LG 数值比较高肌肉被激活，下肢运动的稳定性与之有关；协同模块 W4 中 RF 和 VM 肌肉被激活，膝关节伸肌起身恢复原状态。通过各个肌肉之间的相互协调，最终完成下肢的站-蹲动作。



(b) 疲劳深蹲

图 5.6 基于 NMF 的肌肉激活模型

由图 5.6 可以看出，疲劳深蹲状态下协同模块 W1，W3 中肌肉间的协同作用比较明显，其他协同模块不明显。由图 5.5 和图 5.6 可以看出，下肢肌肉从正常深蹲到疲劳深蹲的过程中，在协同模块 W1 中，外腓肠肌参与程度降低，运动功能减弱，支撑力下降，此时募集股外侧肌和股内侧肌来补偿运动所需；在协同模块 W2 中，大腿肌肉的股二头肌和股直肌失效不参与运动，而小腿肌肉的外腓肠肌始终参与运动，这可能与运动平衡有关；在协同模块 W3 中大腿用力参与运动的肌肉有股外侧肌、股二头肌和股直肌；在协同模块 W4 中大腿的股直肌和股内侧肌不起作用，此时小腿的胫骨前肌起作用。

5.4.4 相干性分析

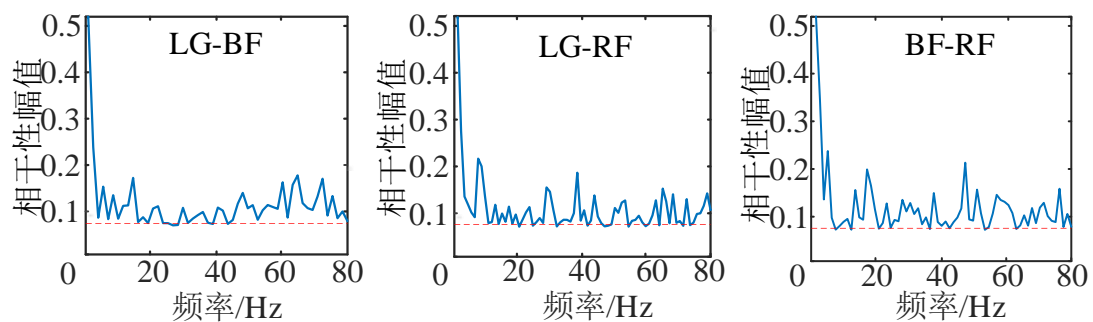
为了更好的观察相应肌肉之间的耦合特性，探究神经系统控制运动与肌群间的相互配合方式，从而揭示运动产生和执行的规律。采用非负矩阵分解算法提取了协同结构矩阵和激活系数矩阵，并对正常深蹲和疲劳深蹲状态进行肌间协同性研究。此外，对协同模块中协同性比较高的肌肉对和非协同性肌肉对均进行肌间相干性分析，并探讨 sEMG 信号分别在 alpha (5-15Hz) 频段、beta (15-35Hz)

频段以及 γ (35-60Hz) 频段的肌肉间的耦合强度。根据 5.4.3 章节得到的肌肉协同模块, 并利用肌间相干性来分析协同肌肉对和非协同肌肉对的差异, 分别选取正常组和疲劳组各自协同模块中, 协同性比较高的肌肉对和非协同性肌肉对进行肌间相干性分析, 具体选取的肌肉对如表 5.2 所示。

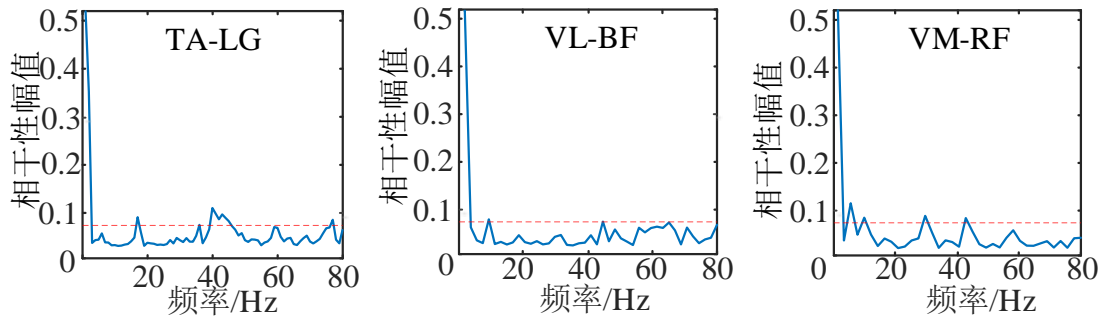
表 5.2 选取的正常组和疲劳组的肌肉对

	协同肌肉对	非协同肌肉对
正常组	外腓肠肌(LG)和股二头肌(BF) 外腓肠肌(LG)和股直肌(RF) 股二头肌(BF)和股直肌(RF)	胫骨前肌(TA)和外腓肠肌(LG) 股外侧肌(VL)和股二头肌(BF) 股内侧肌(VM)和股直肌(RF)
疲劳组	外腓肠肌(LG)和股外侧肌(VL) 股外侧肌(VL)和股二头肌(BF) 股外侧肌(VL)和股直肌(RF)	胫骨前肌(TA)和股外侧肌(VL) 股二头肌(BF)和股内侧肌(VM) 胫骨前肌(TA)和股二头肌(BF)

针对表 5.2 正常组和疲劳组的各肌肉对进行肌间相干性分析, 当肌间相干性的值大于显著阈值时, 认为肌间存在耦合关系。根据 5.3.2 章节中显著面积定义可知显著面积较大时, 肌肉之间的耦合特性就越强。正常深蹲状态下, 协同性肌肉对 LG-BF、LG-RF、BF-RF 和非协同性肌肉对 TA-LG、VL-BF、VM-RF 的相干性曲线如图 5.7 所示。



(a) 协同性肌肉对的相干性曲线



(b) 非协同性肌肉对的相干性曲线

图 5.7 正常组

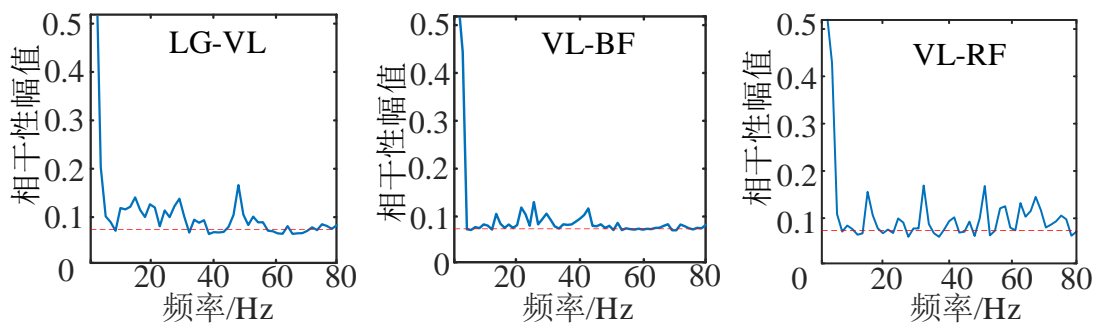
图 5.7 中，红色虚线表示显著性阈值，蓝色的曲线表示肌间相干性的值。正常深蹲状态下，具有协同作用的肌肉对 LG-BF、LG-RF、BF-RF 之间的耦合性较强，肌肉间的内在联系较紧密，其主要分布在显著阈值的上方；而非协同性肌肉对 TA-LG、VL-BF、VM-RF 之间的耦合性较弱，主要分布在显著阈值的下方。

根据 5.3.2 章节的显著面积公式，计算正常组中受试者分别在 α 频段、 β 频段和 γ 频段的显著性面积，如表 5.3 所示。

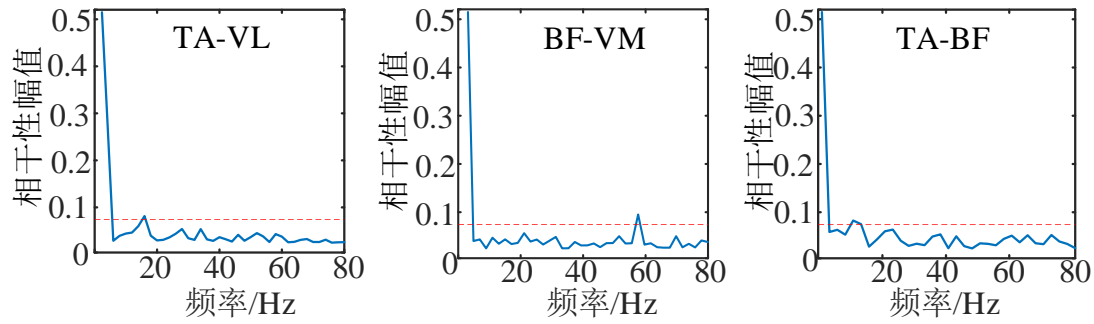
表 5.3 正常状态下的显著面积比较

频段	协同性肌肉	非协同性肌肉	p
	均值 \pm 标准差	均值 \pm 标准差	
α	0.0944 ± 0.0920	0.0258 ± 0.0231	0.0049
β	0.1125 ± 0.1037	0.0345 ± 0.0322	0.0074
γ	0.1359 ± 0.1266	0.0467 ± 0.0386	0.0037

从表 5.3 中可以看出，显著性水平 $p < 0.01$ ，正常组的肌肉协同模块中，肌肉协同性比较高的肌肉对之间的显著面积在 β 和 γ 频段相差 0.0234 ± 0.0229 ，且在 γ 频段肌肉间的显著性更加的明显。疲劳深蹲状态下，协同性肌肉对 LG-VL、VL-BF、VL-RF 和非协同性肌肉对 TA-VL、BF-VM、TA-BF 的相干性曲线如图 5.8 所示。



(a) 协同性肌肉对的相干性曲线



(b) 非协同性肌肉对的相干性曲线

图 5.8 疲劳组

由图 5.8 可以看出, 疲劳组的协同肌肉对和非协同肌肉对的相干性幅值波动变化较小, 总体低于正常组。协同肌肉对 LG-VL、VL-BF、VL-RF 相干性数值分布于阈值上方, VL-RF 的相干性数值较大, 说明 VL-RF 肌间耦合特性较强, 内在联系较紧密。而非协同肌肉对 TA-VL、BF-VM、TA-BF 相干性数值主要分布于阈值的下方且低于正常组的非协同肌肉间的相干性值。疲劳组的肌间耦合特性总体低于正常组, 说明肌肉疲劳后的肌间相互作用减弱。

利用显著面积公式来计算受试者在 alpha 频段、beta 频段和 gamma 频段的显著性面积, 如表 5.4 所示。

表 5.4 疲劳状态下的显著面积比较

频段	协同性肌肉	非协同性肌肉	p
	均值 \pm 标准差	均值 \pm 标准差	
alpha	0.0950 \pm 0.0921	0.0219 \pm 0.0233	0.0023
beta	0.1429 \pm 0.1324	0.0252 \pm 0.0241	0.0142
gamma	0.1156 \pm 0.1193	0.0246 \pm 0.0239	0.0235

从表 5.4 中可以看出, 显著性水平 $p < 0.05$, 疲劳组的协同模块中, 协同性比较高的肌肉对的显著面积在 alpha 和 beta 频段相差 0.0479 ± 0.0403 , 且在 beta 频段肌肉间的显著性比较明显。

人体下肢运动过程中, 由于中枢神经系统控制下肢运动的方式不相同, 表现为肌肉协同的模式和耦合特性的差异。在正常组和疲劳组的肌肉协同模块中, 协同性比较高的肌肉其肌肉之间的耦合特性越强且相互联系越紧密, 更好的揭示了神经系统控制运动的规律和疲劳前后各肌肉之间的相互配合方式, 进一步为运动功能障碍的患者提供指导和建议, 也为康复医疗提供科学依据。

5.5 本章小结

本章节针对疲劳前后的 sEMG 信号进行肌肉协同-相干性分析, 对正常深蹲

和疲劳深蹲动作下的 sEMG 信号进行包络线的提取, 采用 NMF 算法进行分解得到协同结构矩阵和激活系数矩阵, 并分析疲劳前后肌肉间的相互作用及运动的协调机制。探究协同模块中协同肌肉对和非协同肌肉对在 α , β , γ 频段的显著面积差异, 并通过相干性值分析肌间的耦合特性。

第 6 章 总结与展望

6.1 研究总结

下肢运动是一种极其复杂的过程，需要多个肌肉-骨骼的相互协调来完成的。在持续运动过程中，人体会感觉肌肉酸胀，肢体僵硬，四肢无力等疲劳现象，由于 sEMG 信号能反映出肌肉的生理信息，被广泛用于肌肉疲劳的评估中。本文以日常行为动作站-蹲的为基础，具体研究内容如下：

(1) 设计实验方案并对人体下肢表面肌电信号进行数据的采集，分别采用小波包阈值消噪，小波模极大值消噪和小波阈值对 sEMG 信号进行消噪，选取均方根误差和信噪比为评价指标，结果表明，sEMG 信号消噪效果为：小波模极大值法>小波阈值法>小波包阈值法，因此，选取小波模极大值法进行 sEMG 的消噪处理。

(2) 利用 sEMG 信号对肌肉疲劳进行分析。探究 sEMG 信号时域特征、频域特征以及非线性特征随时间变化的特点，计算肌肉进入疲劳时间区间，划分正常组和疲劳组。结果表明，随着肌肉疲劳的产生，时域特征的积分肌电值和均方根呈现逐渐增加的变化趋势，而频域特征的平均功率频率、中位频率以及熵值大小呈现减小的变化趋势。研究发现，积分肌电值和均方根能很好的表征肌肉进入疲劳的变化过程，非线性特征中的模糊熵对肌肉疲劳更加的敏感。

(3) 对正常组和疲劳组的 sEMG 进行肌肉协同分析，采用 NMF 算法进行矩阵分解，以获得协同结构矩阵和激活系数矩阵。结果表明，正常组和疲劳组的肌肉协同模块与激活模块发生不同程度的变化，正常组在 W1, W2 和 W4 协同模块中存在协同肌肉对，而疲劳组在 W1 和 W3 协同模块中存在协同肌肉对。研究发现，不同运动模式下，肌肉间的组合方式发生变化，并通过肌肉间的相互协调来完成不同的动作。

(4) 为进一步探究协同模块中各肌肉对之间的耦合特性，采用显著面积分析 alpha, beta, gamma 频段肌间的耦合强度。结果表明，正常组肌间的耦合特性高于疲劳组，且同一运动模式下具有协同性肌肉间的耦合特性高于非协同肌肉对。研究发现，肌肉间的耦合强度随着肌肉疲劳程度的增加而降低，协同模块中具有协同作用的肌肉对，其肌间的耦合特性较强且内在联系越紧密。

6.2 研究展望

本文基于肌肉疲劳的协同-相干性研究尚属于一个新的研究课题，详细讲述了下肢运动过程中肌肉产生疲劳的现象，对正常组和疲劳组协同模块中参与运动

的肌肉的变化进行分析,为进一步探究肌肉间的耦合强度,对协同模块中各肌肉对进行相干性分析。由于实验条件及时间有限,本课题仍有待完善。

(1) 本研究是以健康男性为研究对象,其肌肉比较发达,运动能力较强,以后研究中可以采集运动功能障碍患者的 sEMG 数据作对比实验。

(2) 本研究是对下肢肌肉的 sEMG 信号进行分析,今后的研究中可以结合脑机接口和人机交互领域进行探索。

参考文献

- [1] 李军. 发挥市场机制作用 加快中国养老服务业发展[J]. 老龄科学研究, 2020, 8(6): 5-12.
- [2] 林宝. 积极探索适合中国国情的养老模式[J]. 金融博览, 2020, 11(6): 18-20.
- [3] 唐钧. 中国老年服务的现状、问题和发展前景[J]. 国家行政学院学报, 2015(3): 75-81.
- [4] Li X, Zhang B, Wang K, et al. Development and application of artificial intelligence[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2020, 46(6): 583-590.
- [5] 王康, 翟弟华, 夏元清. 面向人机交互的运动想象脑电信号感知算法研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 31-37.
- [6] Fan Z, Wang X, Li C, et al. Research progress of healthcare medical engineering in the field of biomedical engineering[J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2020, 43(2): 135-138.
- [7] 杨红春, 王健, 张海红. 等长收缩诱发肌肉疲劳及恢复过程中表面肌电信号特征变化规律[J]. 生物物理学报, 2005, 21(5): 385-390.
- [8] Li X, Shin H, Zhou P, et al. Power spectral analysis of surface electromyography (EMG) at matched contraction levels of the first dorsal interosseous muscle in stroke survivors[J]. Clinical Neurophysiology, 2014, 125(5): 988-994.
- [9] Seo J H, Tsuda I, Lee Y J, et al. Pattern recognition in epileptic EEG signals via dynamic mode decomposition[J]. Mathematics, 2020, 8(4): 1-18.
- [10] Yosuke M, Yasuya I, Rei S, et al. The impact of the dominant frequency of body surface electrocardiography in patients with persistent atrial fibrillation[J]. Heart and vessels, 2020, 35(7): 967-976.
- [11] Deng Yanxia G F, Chen Huihui. Angle estimation for knee joint movement based on PCA-RELM algorithm[J]. Symmetry, 2020, 12(1): 130-.
- [12] Hyer E, Opheim A, Jrgensen V. Implementing the exoskeleton Ekso GT TM for gait rehabilitation in a stroke unit – feasibility, functional benefits and patient experiences[J]. Disability and Rehabilitation Assistive Technology, 2020(4): 1-7.
- [13] 黄磊. 基于 OpenSim 的人体下肢与康复机器人耦合仿真[D]. 天津: 天津大学, 2015.
- [14] 邱石. 基于运动解析的下肢康复机器人主动柔顺控制研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018.
- [15] Nef T M M, Riener R. ARMin: a robot for patient-cooperative arm

- therapy[J]. Medical & biological engineering & computing,, 2007, 45(9): 887-900.
- [16] Mooney M G, Cormack S, O'brien B J, et al. Impact of neuromuscular fatigue on match exercise intensity and performance in elite Australian football[J]. Journal of Strength & Conditioning Research, 2013, 27(1): 166-173.
- [17] Pakosz P, Konieczny M. Training induced fatigability assessed by sEMG in Pre-Olympic ice-skaters[J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 1-8.
- [18] Hostens I, Ramon H. Assessment of muscle fatigue in low level monotonous task performance during car driving[J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2005, 15(3): 266-274.
- [19] Vidhu K P, Tewari V K. Muscle fatigue as a measure of work stress in tractor operation[J]. Ergonomics for Rural Development, 2015, 30(5): 78-88.
- [20] A R T, B K F, B Y K, et al. Effect of muscle fatigue on brain activity in healthy individuals[J]. Brain Research, 2021, 1764: 1-6.
- [21] Zhu R. A study of lumbar muscle fatigue of combineHarvester drivers based on sEMG[J]. Industrial Engineering Journal, 2020, 23(1): 119-125.
- [22] Yousif H A, Norasmadi A R, Salleh A B, et al. Assessment of muscles fatigue during 400-meters running strategies based on the surface EMG signals[J]. Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering, 2019, 42: 1-13.
- [23] Rong H, Sean G. Lumbar muscle fatigue analysis using sorensen test with different upper body offload conditions[J]. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, 2018, 62(1): 879-881.
- [24] Cayot T E, Lauver J D, Scheuermann B W. The acute effects of bodyweight suspension exercise on muscle activation and muscular fatigue[J]. European Journal of Sport Science, 2017, 17(6): 681-689.
- [25] Deng Y G, Farong. Chen,Chao. Cao,Ying. Gait Motor function evaluation based on muscle synergy method[C]. 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Dali, 2019: 2072-2078.
- [26] 王东清. 基于肌肉协同的肌电模式识别方法研究与应用探索[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018.
- [27] 何勇, 施左. 训练轨迹对上肢肌肉协同的影响[J]. 北京生物医学工程, 2019, 38(5): 441-449.
- [28] 桂奇政, 孟明, 马玉良, 罗志增. 基于肌肉协同激活模型的上肢关节运动连续估计[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1405-1412.
- [29] 辜禹 陈, 刘倩等. 肌肉协同理论在小儿脑性瘫痪康复评定中的应用进展[J].

- 中国康复理论与实践, 2020, 26(6): 673-677.
- [30] 王乐军 徐, 马国强, 牛文鑫, 邱俊, 龚铭新, 王钰婷. 30 秒全力蹬踏自行车运动中下肢肌肉协同活动特征研究[J]. 中国运动医学杂志, 2020, 39(1): 3-11.
- [31] Chen S, Yi J, Liu T. Strength capacity estimation of human upper limb in human-robot interactions with muscle synergy models[C]. 2018 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2018: 1051-1056.
- [32] An Q, Ishikawa Y, Aoi S, et al. Analysis of muscle synergy contribution on human standing-up motion using a neuro-musculoskeletal model[C]. Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2015, 2015: 5885-5890.
- [33] Ning J E 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.
- [34] Tsang W W N H-C 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.
- [35] P. T. 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.
- [36] Zheng Y J X, Li G. Application of human-machine intelligence synergy in the field of medical and rehabilitation robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2373-2380.
- [37] Lim T, Yoon B, Jin Y, et al. Muscle synergy in hemiparetic patients during curved walking[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2018, 99(12): e208.
- [38] Binding P J 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.
- [39] 卜淑敏, 韩天雨. 全身振动训练在运动训练和康复领域中的应用及研究进展[J]. 北京体育大学学报, 2014, 37(8): 65-70.
- [40] Sato T, Kurematsu R, Tokuyasu T. Evaluation of pedaling skill based on muscle synergy in lower extremities during pedaling exercise[J]. Electronics and Communications in Japan, 2019, 102(10): 10-16.
- [41] Bejarano N C P 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.
- [42] Chao 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.
- [43] 王乐军, 陆爱云, 牛文鑫, et al. 运动诱发局部肌肉疲劳的肌电及脑电协同分析研究进展[J]. 中国运动医学杂志, 2014, 33(2): 165-170.
- [44] 马培培, 陈迎亚, 杜义浩, et al. 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.
- [45] Xi X, Sun Z, Hua X E A. Construction and analysis of cortical-muscular functional network based on EEG-EMG coherence using wavelet coherence[J]. Neurocomputing, 2021, 438: 248-258.
- [46] Shriram R, Baskar V V, Martin B, et al. Regression analysis of coherence between concurrent EEG-EEG and EEG cpgg signals from prefrontal cortex during music evoked emotions[J]. Journal of Information Science and Engineering, 2019, 35(3): 577-595.
- [47] Cortical activation and inter-hemispheric sensorimotor coherence in individuals with arm dystonia due to childhood stroke[J]. Clinical Neurophysiology, 2015, 126(8): 1589-1598.
- [48] Wang L, Lu A, Zhang S, et al. Fatigue-related electromyographic coherence and phase synchronization analysis between antagonistic elbow muscles[J]. Springer, 2014, 233(3): 971-982.
- [49] Feng H, Wang Q E A. EMG-EMG coherence analysis of lower limbs for children with cerebral palsy based on mAR model[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2014, 33(4): 349-354.
- [50] 李健, 李鑫. 人体解剖学[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
- [51] Shu T F E, Regis L, Et Al. Leptin regulates bone formation via the sympathetic nervous system[J]. Cell, 2002, 111(3): 305-317.
- [52] 郑潇. 肌电信号多类特征分析及在步态识别中的应用[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016.
- [53] Ta T N 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.
- [54] 宋方禹, 刘烨辉, 朱立华. 基于小波变换的肌肉疲劳表面肌电信号特征提取的研究[J]. 生物医学工程研究, 2019, 38(1): 91-94.

- [55] Sun Z, Xi X, Yuan C, et al. Surface electromyography signal denoising via EEMD and improved wavelet thresholds[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2020, 17(6): 6945-6962.
- [56] 李影. 基于 sEMG 的步态运动模式细分及其识别方法[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2018.
- [57] Shi Y, Zhang J, Jiao J, et al. Calibration analysis of High-G MEMS accelerometer sensor based on wavelet and wavelet packet denoising[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1-15.
- [58] Xu H, Sun S Z, Gui Z, et al. Detection of sub-seismic fault footprint from signal-to-noise ratio based on wavelet modulus maximum in the tight reservoir[J]. Journal of Applied Geophysics, 2015, 114: 259-262.
- [59] Pham T D Y H. Spatial-dependence recurrence sample entropy[J]. Physica A Statistical Mechanics and Its Applications, 2018, 494: 581-590.
- [60] 陈超. 基于肌电协同和相干性的下肢运动行为研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2019.
- [61] Lee D D, Seung H S. Learning parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- [62] Togo S, Imamizu H. Empirical evaluation of voluntarily activatable muscle synergies[J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2017, 11: 1-11.
- [63] Dj C, Lh T, Fe Z, 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.

附录：攻读学位期间参加的科研项目和成果

一、发表的学术论文

- [1] 第一作者, Gait Motor function evaluation *** muscle synergy method. ROBIO 2019. (已发表, EI)。
- [2] 第一作者, *** knee joint movement based on PCA-RELM algorithm. Symmetry, 2020. (已发表, SCI)。
- [3] 第一作者, 基于 *** 的协同与相干性研究 (已投稿)。

二、参加的科研项目

- [1] 不同鞋跟高度对 *** 表面肌电信号的影响, 学院科技立项, 负责人。
- [2] 基于 *** 的下肢疲劳协同与相干性研究, 研究生院科研创新基金项目, 负责人。
- [3] *** 校优秀论文培育基金, 负责人。
- [4] 基于 *** 人体行为建模与运动功能评价, 浙江省自然科学基金, 参与。