

分类号: TP242.3

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2220110127



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于表面肌电信号的下肢外骨骼机器人
运动识别研究

论 文 作 者 刘祥
校 内 导 师 汪步云 教授
校 外 导 师 杨志凯 工程师
专业学位类别 机械
研究方向(领域) 智能机器人

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号：TP242.3

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110127

基于表面肌电信号的下肢外骨骼机器人运动识别研究

**RESEARCH ON MOTION RECOGNITION OF LOWER
LIMB EXOSKELETON ROBOT BASED ON SURFACE EMG
SIGNALS**

学 生 姓 名：	刘祥
校 内 导 师：	汪步云 教授
校 外 导 师：	杨志凯 工程师
专 业 学 位 类 别：	机械
研究方向（领域）：	智能机器人

论文答辩日期： 2025 年 5 月 9 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。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。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：刘祥

日期：2025年5月16日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

保密 ☐，在__年解密后适用本版权书。

不保密 ☒。

学位论文作者签名：刘祥

日期：2025年5月16日

指导教师签名：刘祥

日期：2025年5月16日

基于表面肌电信号的下肢外骨骼机器人 运动识别研究

摘要

助力型下肢外骨骼机器人是一种可以帮助穿戴者进行助力行走，并且能够有效提升下肢运动障碍患者行走能力的智能化装备。这种智能化设备可以帮助下肢具有行走障碍的患者恢复行走能力，提高其生活质量。随着社会老龄化的加重和生活水平的提高，下肢运动障碍患者的数量正在迅速增加。因此作为一种前沿的康复治疗工具，下肢外骨骼机器人能够为下肢行走障碍的患者带来新的希望。随着科技的进步和应用的普及，助力型下肢外骨骼机器人这一领域将会不断的发展进步，将为更多运动障碍患者提供恢复行走的能力。本文通过利用表面肌电信号能够提前预判人体的动作来提升下肢运动状态的识别能力，使下肢外骨骼机器人能够更加稳定行走，具体研究内容如下：

（1）对人体的下肢结构与步态进行具体的研究并分析，并根据人体下肢肌肉特点和相应的功能，使用下肢表面肌电信号采集设备用于实时采集下肢肌电信号。在信号采集方案设计中，需确定合适的电极位置、信号采集时的开始与停止和规范化操作，以确保信号的准确性和一致性。在信号处理阶段，使用常见的滤波器进行噪声去除。通过这些设计和处理流程，可以有效地提取和分析表面肌电

信号，为后续的运动分析提供可靠数据支持。

(2) 针对肌电信号存在的噪声信号干扰等问题，本文提出了一种基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案，在去除肌电信号噪声的同时，保留其关键信息特征。

(3) 通过比较不同的动作意图分类模型对人体下肢的 4 类运动状态的分类效果。其中 SVM 模型的识别正确率仅为 80.67%，而 BP 神经网络的识别准确率达到了 92.5%。在此基础上，通过遗传算法对 BP 神经网络模型的参数进行优化，优化后的 GA-BP 模型的分类正确率达到了 98.5%，结果表明，GA-BP 模型在下肢运动模式的分类中具有更高的分类正确率。

(4) 最后，利用 MATLAB 的 APP Designer 模块设计了一款可以对肌电信号预处理、特征提取以及分类识别于的应用软件，简化了肌电信号处理以及动作意图识别的流程。

关键词：下肢外骨骼机器人，表面肌电，滤波降噪，下肢运动识别，分类器

RESEARCH ON MOTION RECOGNITION OF LOWER LIMB EXOSKELETON ROBOT BASED ON SURFACE EMG SIGNALS

ABSTRACT

The assisted lower limb exoskeleton robot is a kind of intelligent equipment that can help the wearer to perform assisted walking and can effectively enhance the walking ability of patients with lower limb motor disabilities. This intelligent equipment can help patients with walking disorders in the lower limbs to restore their walking ability and improve their quality of life. With the aging of society and the improvement of living standards, the number of patients with lower limb movement disorders is increasing rapidly. Therefore, as a cutting-edge rehabilitation therapy tool, lower limb exoskeleton robots can bring new hope to patients with lower limb walking disorders. With the advancement of science and technology and the popularization of applications, the field of assisted lower limb exoskeleton robots will continue to develop and progress, and will provide more patients with movement disorders with the ability to resume walking. In this paper, by using the surface electromyographic signals to predict the

human body's movements in advance to improve the recognition ability of the lower limb movement state, so that the lower limb exoskeleton robot can walk more stably, the specific research content is as follows:

(1) The lower limb structure and gait of the human body are specifically studied and analyzed, and according to the muscle characteristics and corresponding functions of the human lower limb, the lower limb surface EMG signal acquisition equipment is used for real-time acquisition of lower limb EMG signals. In the design of the signal acquisition program, it is necessary to determine the appropriate electrode position, the start and stop of signal acquisition and standardized operation to ensure the accuracy and consistency of the signal. In the signal processing stage, common filters are used for noise removal. Through these design and processing processes, surface EMG signals can be effectively extracted and analyzed to provide reliable data support for subsequent motion analysis.

(2) Aiming at the problems such as noise signal interference in EMG signals, this paper proposes a wavelet-based thresholding combined with adaptive thresholding and EMD decomposition denoising scheme, which removes the noise of EMG signals while retaining their key information features.

(3) By comparing the effectiveness of different action intent classification models in classifying four types of movement states of human lower limbs. The recognition accuracy of SVM model is only 80.67%, while the

recognition accuracy of BP neural network reaches 92.5%. On this basis, the parameters of the BP neural network model were optimized by genetic algorithm, and the classification correct rate of the optimized GA-BP model reached 98.5%, which showed that the GA-BP model had a higher classification correct rate in the classification of lower limb movement patterns.

(4) Finally, the APP Designer module of MATLAB was used to design an application software that can pre-process, extract features and classify and recognize EMG signals, which simplifies the process of EMG signal processing and action intent recognition.

KEY WORDS: lower limb exoskeleton robot, surface EMG, filtering and noise reduction, lower limb movement recognition, sorter

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景和意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 下肢外骨骼机器人运动识别研究现状	2
1.2.2 人机运动意图识别算法在下肢外骨骼机器人系统中的应用	10
1.3 主要研究内容及章节安排	13
1.4 本章小结	14
第 2 章 下肢运动分析与表面肌电信号采集	15
2.1 引言	15
2.2 人体下肢结构与步态特征分析	15
2.2.1 人体下肢关节运动分析	15
2.2.2 人体步态相位分析	16
2.2.3 下肢肌肉系统分析	17
2.3 表面肌电信号的信息采集	18
2.3.1 肌电信号采集系统的构建	18
2.3.2 表面肌电信号采集模块的设计	19
2.3.3 表面肌电信号采集过程	21
2.4 本章小结	22
第 3 章 肌电信号的去噪算法研究与特征分析	23
3.1 引言	23
3.2 肌电信号的噪声特点	23
3.3 表面肌电信号的滤波去噪声算法研究	24
3.3.1 基于巴特沃斯滤波器去噪方案	24
3.3.2 基于小波变换去噪方案	28
3.3.3 基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案	29

3.4 表面肌电信号的特征提取.....	31
3.4.1 时域特征分析.....	31
3.4.2 频域特征分析.....	33
3.5 本章小结.....	34
第 4 章 基于表面肌电的下肢运动模式识别研究.....	35
4.1 引言.....	35
4.2 下肢运动识别分类器设计.....	35
4.2.1 分类器输入数据构建.....	35
4.2.2 基于 SVM 的分类器设计.....	35
4.3 基于 BP 神经网络的分类器设计.....	39
4.3.1 BP 神经网络概述.....	39
4.3.2 BP 神经网络结构设计.....	40
4.3.3 激活函数与损失函数.....	40
4.3.4 实验结果与分析.....	41
4.4 基于遗传算法优化 BP 神经网络的分类算法.....	44
4.5 特征降维对分类效果的影响研究.....	47
4.5.1 基于 PCA 算法的特征降维.....	47
4.5.2 实验结果分析.....	49
4.6 本章小结.....	50
第 5 章 下肢动作意图识别的软件设计与实验验证.....	51
5.1 引言.....	51
5.2 软件的介绍与功能分析.....	51
5.3 功能模块的设计与应用.....	53
5.3.1 预处理模块.....	53
5.3.2 特征提取模块.....	55
5.3.3 分类识别模块.....	56
5.4 实验验证.....	57
5.4.1 实验准备.....	57
5.4.2 实验过程.....	58

5.4.3 实验结果与分析	58
5.5 本章小结	60
第 6 章 总结与展望	61
6.1 论文总结	61
6.2 研究展望	62
参考文献	63
致谢	70

第 1 章 绪论

1.1 研究背景和意义

可穿戴下肢助力装置作为典型的人机交互装置，其核心技术融合了生物力学特性与仿生机械结构设计原理。该装置涉及跨学科技术集成，涵盖生物机电一体化设计、多模态信息感知系统、自适应控制算法及智能决策算法等创新领域^[1]。其仿生支撑架构通过动态载荷分配系统，实现了人体下肢力学承载的优化，结合伺服驱动单元、多源传感网络及实时运动控制模块，构建出具有自主决策能力的智能助行体系^[2, 3]。它能够帮助行动障碍患者重新拥有行走能力、并为穿戴者提供更强的肢体力量以承受更大负载，在很多方面具有较高的应用价值。作为一种人机交互智能装备^[4]，其主要应用领域包括医疗、民用和军事^[5]，基于功能方面的不同，下肢外骨骼装置可分为三大技术类别：功能型、负载型和助力型。功能型系统主要为神经损伤患者提供运动功能替代方案，实现基础生活能力维持；负载型装置聚焦于神经肌肉功能恢复，通过周期性生物力学刺激促进运动功能重塑；助力型系统则面向健康人群设计，通过生物力学耦合机制实现运动效能提升及代谢效率优化^[6]。本文重点针对助力型外骨骼系统在康复医学领域的创新应用展开探讨。通过构建基于动态负荷调控策略的下肢助力装置，结合人体给予反馈机制，可形成肌肉神经协同训练模式^[7]。这种技术路径不仅突破了传统康复训练在时间和空间上的限制，更为运动功能障碍患者提供了渐进式、个性化的功能恢复方案，提高了患者的行走能力^[8]，减少并发症的发生，提高康复效果，在军事训练领域，增强士兵的体能和负载能力^[9]，提高作战能力，同时可模拟不同作战环境，提升训练效果。

当前助力型外骨骼机器人虽展现出显著的产业化潜力与社会医疗价值，但其人机协同运动控制仍存在关键性技术瓶颈。研究数据显示，现有系统的感知模块对运动意图的识别准确率普遍低于 82%，主要是由于传统惯性测量单元在生物力学信号采集方面的局限性。这种技术缺陷会导致设备产生 150-200 ms 的相位延迟，高于人体神经肌肉系统 100 ms 的生理响应阈值。通过研究分析表明，助力型外骨骼装置与穿戴者间的动力学耦合失配会导致两个方面的问题^[10]，首

先在支撑相早期无法建立有效的力矩传递路径^[11]，导致能量传递效率下降 37%-45%；其次，摆动相末期的轨迹跟踪误差超过 $\pm 5^\circ$ ，可能会导致异常的步态模式^[12]。研究测试表明，这种控制延迟不仅使代谢消耗增加 28%，更可能造成胫骨前肌等肌肉群的过度激活，增加运动损伤风险。针对以上问题，本文重点对于人体的表面肌电信号进行研究^[13]，对表面肌电信号进行采集后，对于肌电信号受到的各种干扰，设计了基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解方案对肌电信号中的噪声去除，表现出更好的波形保真度，有效的保留信号关键特性，为后续的运动识别研究提供了良好的数据特性，经过处理后的肌电信号，虽包含了人体步态运动的特征信息，但对应特征点的空间分布规律并不直观，还需对其进行聚类划分处理，并从划分结果中识别出人体步行状态^[14]。因此，在 BP 神经网络分类模型的基础上又提出一种基于遗传算法（Genetic Algorithm, GA）优化 BP 神经网络，建立的 GA-BP 下肢运动分类模型，进一步增强下肢外骨骼机器人运动状态的识别能力^[15]。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 下肢外骨骼机器人运动识别研究现状

近年来，随着智能装备技术的迅速发展，医疗机器人在运动康复功能领域研究取得了巨大突破。新型可穿戴式下肢康复机器人逐步取代传统康复器械^[16]，对运动功能患有障碍的人群改善及老年群体辅助训练中表现出良好的应用前景^[17]。国际市场上，以 Ekso Bionics 为代表的系列产品已成功在实际生活中得到了应用。我国科研团队虽在该领域发展相对滞后，但通过持续创新已在机械构型优化、智能控制算法、多模态信息感知等关键技术部分取得了一系列突破^[18]。目前，相关研究机构已构建起涵盖设计理论、工程实现及临床验证的完整技术体系，为自主研发智能化康复装备奠定了坚实基础。

（1）外骨骼助行稳定性国外研究现状

西班牙 Technaid 公司研发的第三代下肢康复外骨骼 Exo-H3 如图 1-1 所示于 2019 年 5 月正式发布。该装置采了用轻量化设计理念，整体质量仅有 14 kg，其拥有的创新性柔性连接架构突破了传统外骨骼刚性框架的局限性。通过嵌入式预置步态数据库驱动多关节协同运动系统，该设备可以模仿人体实现拟人化步态，并且支持与其它助行器具连接使用，帮助神经损伤患者实现运动功能障碍

的助力行走及老年群体的康复训练。在控制体系方面, Exo-H3 配备多通道无线通信协议, 具有 Wi-Fi 和蓝牙等通信功能, 用户能够通过移动终端应用程序实现步频调节、动力参数配置及体位动作控制来实现一系列站立、抬腿等基本动作。其核心优势在于模块化开放式平台设计, 研究者可依据临床需求重新设计运动控制算法, 并针对个体差异进行人机交互策略的优化^[19, 20]。这种可扩展特性使其不仅是一种康复辅助器具, 更是一种探索神经运动康复机制的重要实验平台。

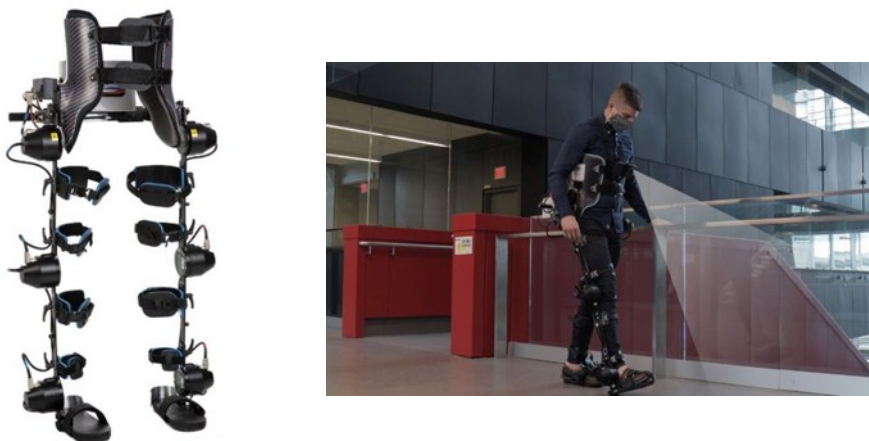


图 1-1 Technaid 公司研发的 Exo-H3 下肢外骨骼机器人

法国 RB3D 公司研发的最新型的“大力神”(HERCULE)外骨骼, 如图 1-2 所示, 该项目由法国武器装备总署投资, 于 2012 年进行研制, 可用于军队也可用于民用市场, 这种外骨骼不仅能够增强使用者的负重能力, 并且由于其具有辅助支撑能力, 士兵能够进行更长久的作战。该外骨骼系统采用仿生下肢机构与脊柱承托结构相结合的模块化设计方案, 其核心组件包含机电一体化驱动单元、多模态传感器网络及嵌入式控制系统^[21]。经人体工程学优化设计, 系统具备 100 kg 有效载荷承载能力, 通过动态载荷分配算法可将 90%以上负重传递至地面支撑点。实验数据显示, 穿戴者在背负标准载荷时, 下肢肌肉激活度降低 42%, 躯干代谢消耗减少 37%, 显著提升负重移动效率^[22]。该外骨骼另外一个优点就是在于不需要采用无线电控制, 就能够直接检测到肢体动作, 随后根据肢体的意图来辅助穿戴者执行这一动作。就其他类型外骨骼机器人而言, “大力神”外骨骼采用了一系列的专利技术, 具有出色的质量和性能。



图 1-2 法国 RB3D 防务公司研发的 HERCULE 外骨骼

荷兰特代尔夫特理工大学 Project MARCH 团队研发的可穿戴式下肢外骨骼机器人“MARCH IVc”外骨骼机器人，如图 1-3 所示，该机器人在髋部和膝部使用旋转关节，同时还在髋部和踝部使用四个直线关节（直线旋转复合关节）。这种动力关节组合模仿人类的肌肉骨骼系统^[23]，并提供更大的自由度，可以实现更高级的步态。该外骨骼机器人有八个关节，每个关节使用两个编码器，可提供更高的分辨率，从而有利于实现更佳的控制效果。



图 1-3 Project MARCH 团队研发的 MARCH IVc 外骨骼

美国加州伯克利研究团队研发的 BLEEX 外骨骼机器人是一种下肢外骨骼机器人，如图 1-4(a)所示，拥有两个拟人腿，单腿有 7 个自由度，其质量约为 45 kg，当穿戴者穿戴上此装备后，在负重为 35 kg 的情况下，仍然可以进行轻松的

日常活动。这款外骨骼的最大突破是在每条腿上均大量集成了不同类型的传感器，可以实时获得人体的运动信息，并基于最小化人体交互作用设计控制策略，通过液压驱动关节运动，最大限度的贴合人体运动规律。该团队于 2007 年时研发了另外一种具有更强负载能力的液压传动外骨骼机器人 HULC，如图 1-4(b)所示，该外骨骼系统采用模块化人体工程学设计，显著的优化了穿戴效率，不仅在续航能力方面有所提升，该外骨骼系统通过动态载荷分配算法实现了 90 kg 有效载荷的承载性能优化，其仿生力学结构可将穿戴者的载荷通过生物力学转移至地面接触点^[24, 25]，为现代化单兵作战系统提供了重要的技术支持。



(a) BLEXX

(b) HULC

图 1-4 加州伯克利大学自主研发的 BLEEX 和 HULC 动力外骨骼

日本藤田医科大学研发的仿生助行系统，如图 1-5 所示，创新性地构建了多模态神经运动康复技术平台。该装置采用仿生滑轨机构与多关节伺服驱动单元融合设计^[26]，通过髌-膝-踝三自由度协同驱动系统实现生理步态重建。其核心技术包含三种生物力学补偿模式：肌力增强模式、步态修正模式及平衡辅助模式，配合智能动态平衡调节系统，可实现 1.3 m/s 的最大步行速度与 60 分钟持续工作时间。创新设计的轮椅适配接口突破了传统外骨骼的空间局限性^[27]，通过机械连接装置实现助行模式与移动坐姿模式的切换。特别开发的触觉反馈拐杖不仅可以作为平衡辅助装置，还可以通过压力传感网络实时监测重心偏移，形成闭环运动控制机制。



图 1-5 日本藤田保健卫生大学研发 WPAL 外骨骼机器人

美国雷神科技集团开发的第二代全身助力系统 XOS2，如图 1-6 所示。代表了军用外骨骼领域的技术标杆。该装置构建了多模态感知网络与混合驱动系统的集成架构，其仿生驱动系统融合了高压液压伺服驱动与柔性肌腱传动技术。通过分布式部署的关节角度编码器、表面肌电采集阵列及足底压力传感模块，系统可实时获取多维生物力学信息。基于模糊自适应控制算法构建的决策中枢，能够快速地完成运动意图解码与动力输出决策^[28]，实现人机协同运动。该装置开发的智能功率管理单元使系统在满载工况下的持续工作时间延长至 2.5 小时，单兵作战效能提升指标显著提升。其配备的生物力学反馈调节和控制理论设计的自适应控制器，可以实现人体运动意图的实时识别与姿态调节^[29]，其响应延迟也显著低于传统操纵杆控制方式，这种技术突破为未来单兵作战系统的人机融合提供了重要技术储备。



图 1-6 雷神公司自主研发的 XOS2 外骨骼

（2）外骨骼助行稳定性国内研究现状

我国外骨骼机器人技术领域的系统化研究相对滞后，相关基础理论探索与工程化研发工作于 21 世纪初期才逐步展开。目前，随着国家科技创新能力的持续提升，该领域已形成完整的产学研协同研究创新体系，以傅利叶智能、大艾机器人为代表的高新技术企业已实现多款下肢康复外骨骼产品的市场化应用。同时，清华大学、中科院自动化所等科研机构在步态识别、人机交互等关键技术方面取得突破性进展，相关研究成果已成功转化应用于临床康复治疗^[30]。这种突破发展标志着我国在外骨骼机器人领域已从技术落后转变为自主研发阶段^[31]。

成都布法罗科技集团于 2017 年成功实现首款下肢助力外骨骼系统的工程化突破，该装置基于生物力学原理构建，如图 1-7 所示，该外骨骼重约 19 kg，该外骨骼系统采用双侧电机协同驱动方案，可以精确的控制髋、膝等关节运动轨迹，从而为下肢运动功能障碍患者提供助力行走辅助。该装置系统还支持多种运动模式，包括上楼、平地行走、阶梯跨越以及深蹲训练等功能模块，可配合助行装置来实现稳定支撑。同时，其智能控制系统集成了运动意图识别算法^[32]，能够实时检测肌电信号并预判用户将要进行的动作。在续航方面，该装置采用了高能量密度电池组，单次充电可持续工作 5 小时，满足日常康复训练及生活辅助需求。



图 1-7 成都布法罗机器人科技有限公司研发的外骨骼机器人 AIDER

由北京大艾机器人科技有限公司研发的 AiWalker 系列智能康复系统，如图 1-8 所示，于 2018 年正式投入临床应用，该系统包含下肢外骨骼训练装置和智能移动平台两大核心模块^[32]。针对脊髓损伤、脑卒中及运动神经元疾病等引发的下肢运动功能损伤，该设备通过生物力学参数智能调节系统，实现患者身高

适配误差小于 2 cm、步态周期调整精度达 0.1 秒的个性化配置。该装置采用了模块化快速穿戴的设计，基于人体工程学原理构建的三维力场加载装置，可在步态支撑相产生符合正常生理力线的地面反作用力。临床数据显示，该技术使治疗师劳动强度降低 63%，训练效率提升 2.8 倍。其紧凑型结构设计能够支持室内走廊训练、治疗室循环训练及户外平地行走等多场景应用，突破传统康复设备的空间限制。患者可以使用其创新性的控制算法支持下的三种训练模式：基于拐杖的自主行走、依靠助行器的引导训练以及通过移动台架的减重步行。通过实时采集患者的肌电信号和运动学参数，该装置可调整辅助力矩，促进神经运动通路的适应性重建。这种多模态训练体系为运动功能障碍患者提供了良好的康复条件。



图 1-8 AiWalker&AiLegs 下肢外骨骼康复训练机器人

上海傅里叶科技有限公司设计了一款具有反馈功能的下肢外骨骼 Fourier X2，如图 1-9 所示，该外骨骼拥有 4 个动力单元和 6 个力学传感器，分布在大腿、小腿和足底，通过这 10 个传感器形成了一套感知结构，可以直接识别人的运动意图，从而根据力度的大小调整动力方面的输出，能够实现多种运动模式^[33]。傅利叶智能拥有独特的力反馈控制算法，能够更好的实现人机交互，将外骨骼机器人与人相连接，其运动轨迹也可以根据穿戴者的力度大小以及外部不断变化的环境而实时调整。同时，Fourier X2 型外骨骼系统采用轻量化仿生结构设计，其驱动系统由高扭矩密度伺服驱动单元与行星齿轮减速机构组成，具备很高的扭矩输出特性。该装置搭载的嵌入式运动控制平台集成了实时运动规划算法与生物力学参数采集模块，能够基于模型预测控制（MPC）框架实现步态相位误差补偿^[33]。

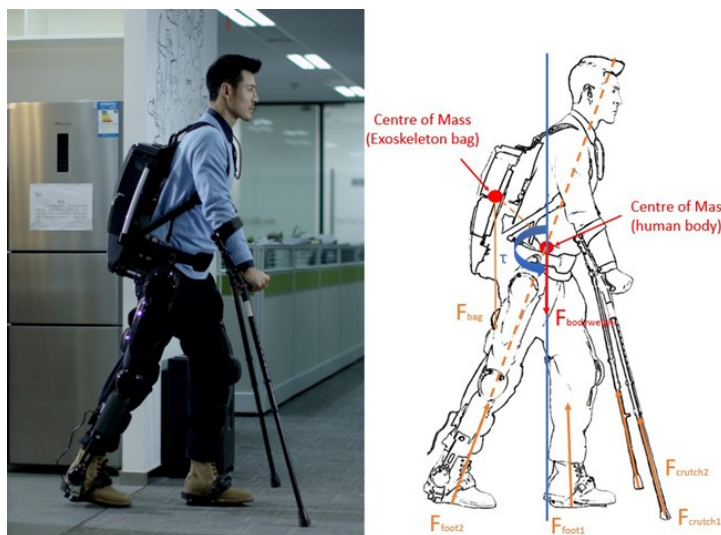


图 1-9 上海傅里叶 Fourier X2

深圳迈步机器人科技有限公司新型研发的下肢外骨骼康复机器人 H 系列，如图 1-10 所示。是该领域最先使用柔性驱动器作为动力方面的输出，用于下肢运动功能障碍者的助行康复训练。其能够及时根据患者恢复情况，提供更加全面完善的康复训练，使步行康复训练更加安全、高效、主动。BEAR-H1 拥有 6 个作为动力结构辅助关节，包括双侧髋、膝、踝，和髋部等关节^[33, 34]，通过这些动力结构，可实现自然步态，同时，该机器人还拥有许多传感器，可以实时检测到人体当前的运动状态，并且使用者可以通过迈步机器人研发的 AI 算法来预测人体的运动意图，例如运动时的步频、抬腿或站立、左腿还是右腿这些方面，这些人体运动时的信息都会被采集并用于该下肢外骨骼机器人。



图 1-10 深圳市迈步科技有限公司研发的 BEAR-H1 外骨骼

杭州程天科技研发的 UGO 型下肢助力系统，如图 1-11 所示，构建了分布式生物力学感知网络，其多源信息采集系统在髋-膝-踝运动链关键节点部署了高精度角度编码器与六维力传感器。特别设计的足底压力分布检测模块包含 52 个独立传感单元，可实现步态周期内地面反作用力的实时监测与动态补偿，使得

该下肢外骨骼集成了人体运动意图识别算法与多源信息融合机制，可以实时检测到生物力学信号与运动学参数，实现步态频率与运动稳定性的自适应调节。该装置采用了分布式传感器网络，可精确捕捉使用者的运动特征，并基于模式识别技术预测动作意图，实现更加自然的人机协同运动，而无需外部控制指令输入。在环境感知方面，该装置配备了基于卷积神经网络的视觉识别模块^[35, 36]，可实时构建三维环境地图并实时监测动态障碍物。当检测到存在碰撞风险时，系统会触发相应的安全保护机制，从而调整运动轨迹，必要时能否及时启动紧急制动程序。这种智能避障功能可以提升训练过程的安全性和可靠性。



图 1-11 杭州程天科技外骨骼 UGO

伴随社会人口结构的老龄化趋势加剧，下肢运动功能受损患者数量呈现显著上升态势。在辅助移动及康复医疗领域，下肢外骨骼机器人技术已取得突破性进展，为相关患者提供了有效的治疗手段，同时也在老龄人群中发挥着重要作用。外骨骼机器人已在过去十年间取得了突破性进展，随着科技和社会的需求，未来对下肢外骨骼机器人的期待也在变高，但是在下肢外骨骼机器人的发展过程中，依然有很多需要解决的技术难题，如穿戴的便携性、智能化操控、一体化的结构设计，通过改进控制算法和结构设计，有效提升了运动功能受损群体的康复效果。这种技术改良不仅改善了患者的步态表现，还显著提高了人机交互体验，为下肢功能障碍者的日常活动提供了更优质的支持。

1.2.2 人机运动意图识别算法在下肢外骨骼机器人系统中的应用

外骨骼机器人系统的运动控制效能主要取决于对人体运动意图的精确识别与实时响应。该系统需要持续采集使用者的生物力学信号，包括下肢关节运动学参数（如角度、角速度等）以及运动模式特征。这些数据的识别精度、实时

性和鲁棒性将直接影响设备的辅助性能。具体而言,运动意图识别算法的可靠性不仅关系到外骨骼系统的动态稳定性,更决定了运动功能障碍患者在使用过程中的安全保障水平^[37]。因此,开发高效的意图识别机制对于提升外骨骼机器人的临床应用价值具有重要意义。随着人工智能的迅速发展,各类机器学习算法也开始应用在下肢的运动状态识别分类研究。

在生物信号采集方面有表面肌电信号传感器和脑电传感器,通过测量特定肌肉激活和脑域的激活程度以提前预测人机运动意图。在运动模式识别研究领域,GAO 研究组通过改进信号预处理技术,从降噪后的肌电数据中提取了五个关键特征参数,并运用人工蜂群算法优化支持向量机分类器^[38]。实验结果表明,该方法不仅使步态识别准确率提升了 3.18%,同时显著提高了识别系统的鲁棒性。这些研究成果为基于生物电信号的运动意图识别提供了新的技术思路。Jiaqing Liu 等人^[39]提出了一种应用双用途自编码器引导的时间卷积网络(DA-TCN)的基于表面肌肉电信号的下肢外骨骼机器人运动检测模型,在不建立特征方程的基础上,在运动意图识别技术研究中,多项创新方法取得了显著成果。俄勒冈大学的 Jin 等学者^[40]提出了一种基于步态周期的时域特征提取方法,通过构建时间分析窗口对 5 名下肢截肢患者的表面肌电信号进行处理,成功实现了 7 种运动模式的分类,识别准确率达到 97.9%。另一方面,北京大学王启宁教授团队^[41]开发了新型电容传感技术,通过检测肌电信号的变化趋势来预测人体运动意图,该方法可精确识别 11 种不同的步态模式,分类准确度保持在 95%以上。值得注意的是,相关研究中的最优方法已实现 99%的连续识别准确率,展现了良好的应用前景。在生物物理学信号方面,机械传感器如薄膜压力传感器(FSR)、惯性测量单元(IMU)、地面反作用力(GRF)传感器等,基于力和位置测量人机运动学和动力学数据。Lee Ming-Chan 等^[42]研制出一种压阻式触觉传感器(PRTS, piezoresistive tactile sensor)测量足底压力,并结合采用力比因子的模糊逻辑控制方法预测人类行走意图,能准确区分人体正常步态和非正常步态。J. S. Park 等人^[43]设计了一种装有力感应电阻的鞋垫装置,利用测得步态过程中的压力中心前后的比值将步态相位分成 8 个阶段并识别出两脚之间重心的转换。L. Meng 等人^[44]提出了一种不需要精准校对惯性测量单元(IMU)的步态反馈方法,采用双层模型实现了步态姿态和摆动相位的同步检测和踝关节角度的测量,步态相

位识别精度超过 95%，延迟响应低于 20 ms。Y. C. Han 等人^[45]使用在小腿上的 IMU 测量，提出了一种检测正常及异常鞋跟撞击、脚尖撞击和脚尖脱落的方法，并针对传统 FSRS 方法进行了验证。步态相位检测的平均绝对误差小于等于 2 个样本差异，相当于 20 ms 的误差。Shuo Ding 等人^[46]利用 IMU 提出了一种基于局部搜索窗口和固定阈值的步态事件在线检测算法，将检测触地相和弹起相的最小平均时间误差分别缩小到 -10 ms 和 19 ms。Zhu Chenyao 研究团队创新性地将惯性测量技术与多元支持向量机相结合，开发出一套用于踝足复合运动识别的智能人机交互系统^[47]。该系统的核心在于其通用识别模型，实验数据显示其响应时间仅为 14.1 ± 4.5 ms，同时保持了 $85.3\% \pm 7.89\%$ 的识别准确率。这种多自由度运动识别方案为人机交互领域提供了新的技术路径，特别是在下肢运动功能辅助方面展现出显著优势。Semwal 等人^[48]提出一种混合深度学习模型并与集成学习相结合，利用放置在胸部，左大腿和右大腿上的惯性测量单元获取人体运动学信息，在人类行走等多种状态识别可以达到 99.34% 的分类准确率。

目前，也有学者尝试凭借多种传感器通过多模态信息融合的方法来更好的识别人体运动意图。Jiaqi Wang 等人^[49]利用 IMU 和足底压力传感器提出了一种基于遗传算法（GA）和卷积神经网络的（CNN）的下肢外骨骼运动识别算法，该方法的识别准确率在 93% 以上，且在线识别的平均计算量为 5.41 ± 0.89 ms。V. Bijalwan 等人^[50]结合微软 Kinect V2 传感器和惯性测量单元获得人体正常行走过程中的下肢关节角度，对于可穿戴下肢外骨骼机器人的研发具有重要的意义。芝加哥康复中心的 Tkach 研究团队^[51]在运动意图识别领域取得重要突破，其研究表明通过整合生物电信号与表面肌电信号的多模态信息，可显著提升下肢损伤患者的运动状态识别效果。实验数据显示，采用这种融合识别策略后，系统对站立、斜坡行走以及阶梯运动等几种常见运动模式的识别准确率得到明显改善，识别误差控制在 6% 以内。这一研究成果为提升下肢功能障碍患者的运动识别精度提供了新的技术途径。综上所述，基于物理传感技术的人体运动信息采集系统可精确获取使用者的运动学参数，为运动意图的准确识别提供了可靠的数据基础，但数据是在实际的人体运动开始后获得的，这导致人机交互存在延迟情况。因此，从人体表面肌电信号出发，通过生物信号传感器能在人类运动之前收集到信号，以此提升运动状态识别的准确性。

1.3 主要研究内容及章节安排

论文的主要研究目标是对采集的肌电信号进行滤波去除干扰后，提出一种基于遗传算法优化 BP 神经网络，建立的 GA-BP 下肢运动分类模型，对下肢外骨骼机器人的运动状态进行识别分类。论文共分为 6 章，技术路线如图 1-12 所示，主要研究内容如下：

第 1 章 本研究首先阐述了外骨骼机器人技术的应用背景及价值，系统梳理了该领域在国内外的研究进展与性能评估。针对现有外骨骼系统在运动意图识别方面存在的技术难题，本文进行了深入分析，并在此基础上明确具体的研究方向与创新点。通过对比分析国内外相关研究成果，本文旨在探索提升外骨骼机器人人机交互性能的有效途径。

第 2 章 对人体下肢结构与步态进行分析，从生理结构方面对下肢表面肌电信号的产生进行分析，阐述了肌电信号采集设备，构建了肌电信号传感器信息检测平台。

第 3 章 对采集的肌电信号的滤波去噪声算法进行研究，对于肌电信号所受到的干扰，提出小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案，有效提升信号的质量，为后续的特征提取和分析提供清晰的数据基础。此外，通过时、频域特征分析对采集到的表面肌电信号进行了特征提取，为后续的运动意图的识别分类提供了基础。

第 4 章 针对下肢 4 类运动状态的识别，设计分析了几种不同类型的分类模型，包括 SVM、BP 神经网络，以及在此基础上提出的基于遗传算法优化 BP 神经网络而得到的 GA-BP 分类模型，并比较了不同分类模型对不同运动状态的分类准确率。

第 5 章 基于 MATLAB 的 App Designer 功能开发了一套肌电信号处理系统，实现了信号降噪、特征提取和模式识别等功能模块，并通过实验验证了该系统的可行性和有效性。

第 6 章 对论文内容进行总结，并指出后续需要进一步研究和完善的地方。

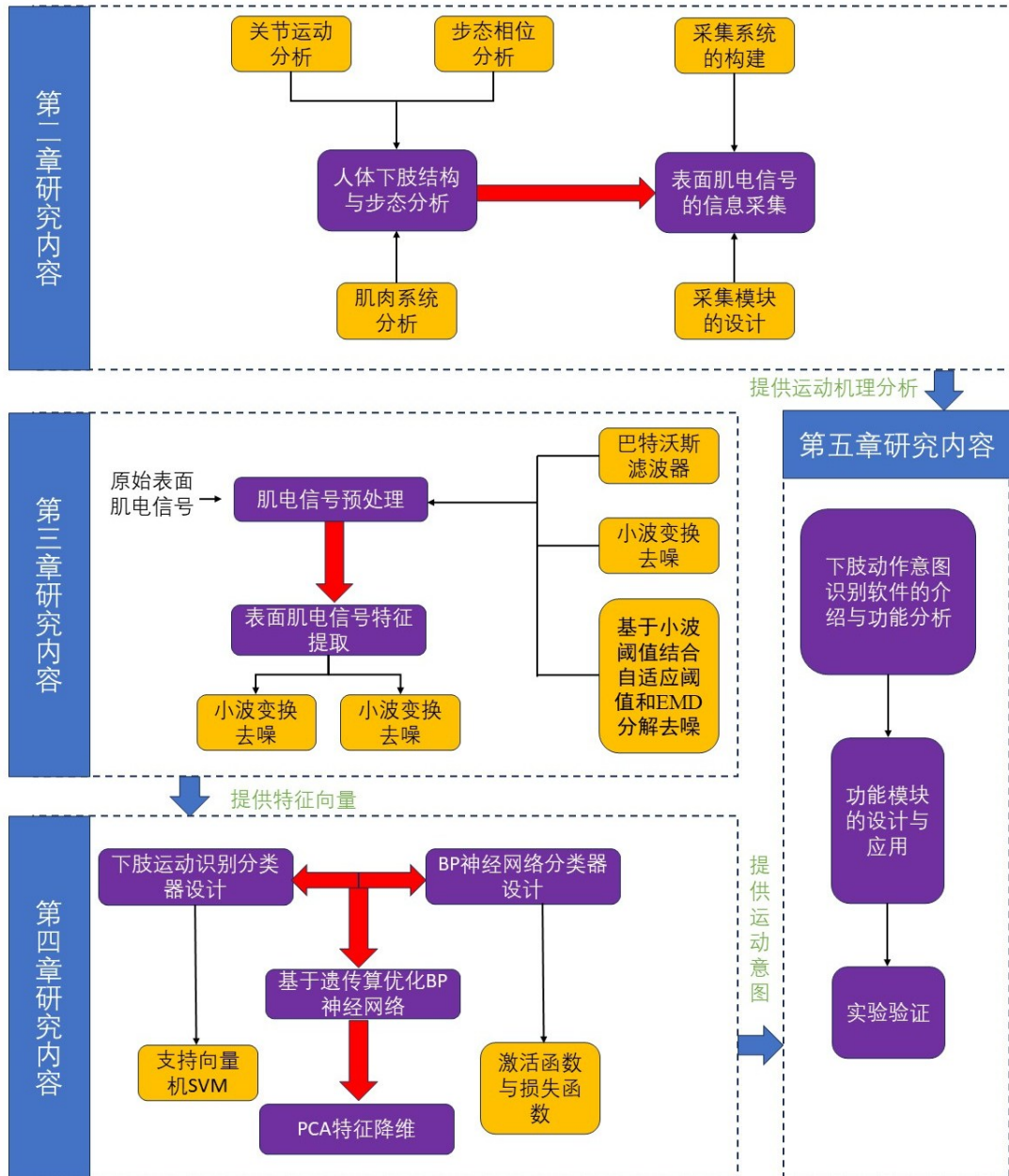


图 1-12 技术路线

1.4 本章小结

本章节系统阐述了外骨骼机器人技术的研究价值与应用前景，并描述了该领域在国内外的最新研究进展。针对当前下肢外骨骼所遇到的技术挑战，本文通过深入分析现有系统的局限性，旨在为提升外骨骼机器人的运动意图识别能力提供新的研究思路，提出了一种基于遗传算法优化 BP 神经网络得到的 GA-BP 分类模型，有效的提高了运动状态识别的准确率，有助于提高下肢外骨骼助行过程中的稳定性。

第2章 下肢运动分析与表面肌电信号采集

2.1 引言

本节首先对人体下肢的生物力学特性进行系统性分析，重点研究了步态周期中各关节的运动规律。基于解剖学特征和运动学参数，建立了下肢运动信息数据库。为确保数据采集的准确性和可靠性，设计并搭建了一套基于表面肌电传感技术的可穿戴式信息采集平台。该平台可以通过肌电传感器实时获取下肢运动过程中的生物电信号，为后续的运动意图识别提供了可靠的数据支持。

2.2 人体下肢结构与步态特征分析

2.2.1 人体下肢关节运动分析

从运动解剖学的来看，人体下肢的运动主要发生在三个相互垂直的基准平面内^[52]。其中，矢状面沿人体前后方向延伸，将躯体分为左右两部分；冠状面（又称额状面）平行于前额方向，区分身体前后；水平面则与地面平行，划分上下区域。这三个基准平面两两相交形成三条轴线：前后走向的矢状轴、垂直方向的纵轴以及左右延伸的冠状轴。这些解剖学基准为描述和分析人体运动姿态提供了重要的空间参考系，如图 2-1 所示。

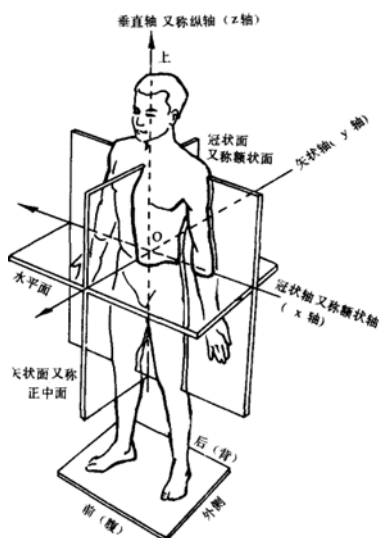


图 2-1 人体基本切面和基本轴

从解剖学角度来看，人体下肢运动功能主要依赖于髋、膝、踝三个关节的协同作用。髋关节作为典型的三自由度球窝关节，可实现屈伸、外展内收以及

旋转等多维度运动。膝关节作为人体最大的滑车关节，由股骨远端、胫骨近端和髌骨构成，其独特的解剖结构使其在承担主要体重负荷的同时，能够完成屈伸运动并允许小幅度的旋转。踝关节则在维持人体平衡和姿态控制方面发挥关键作用，其稳定性和灵活性对步态调节具有重要意义。这三个关节的协调配合确保了人体能够完成各种复杂的运动功能^[53]，如图 2-2 所示。

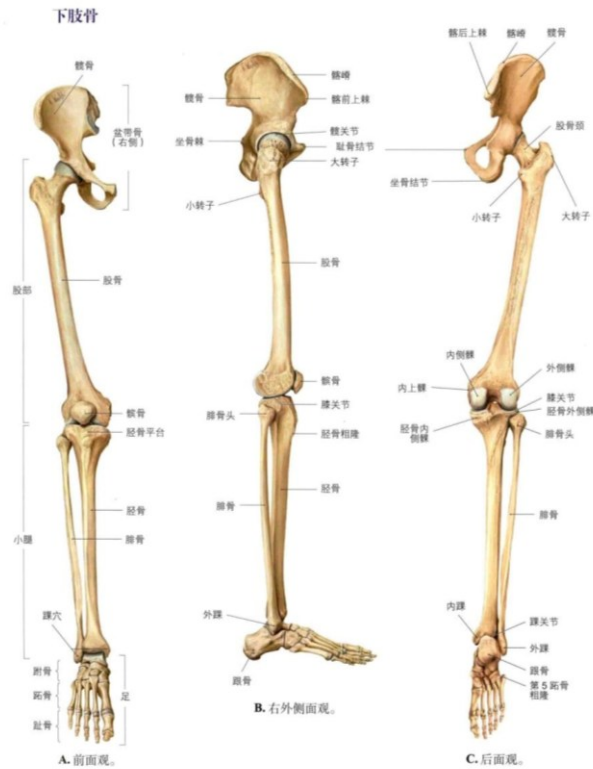


图 2-2 人体下肢骨骼结构及关节

通过基于人体下肢解剖结构的分析表明，髋、膝、踝关节的协同作用使下肢能够适应多种环境下的运动需求^[54]。在各类日常活动中，平地行走作为最基本的运动模式，充分体现了下肢各关节的协调机制与生物力学特性。这种自然的步态模式为外骨骼机器人的结构设计与控制策略提供了重要的生物力学参考依据^[55]，对提升外骨骼机器人稳定性能具有重要的指导意义。

2.2.2 人体步态相位分析

步态是人类步行时表现出的运动模式与行为特征的综合体现，其形成依赖于包括髋、膝、踝及足部等多个下肢多个关节的协调运动。通过研究步行过程中的运动学参数，步态分析成为分析人体运动规律的重要方式^[56]。对于存在下肢功能障碍的患者而言，这种分析方法不仅能够客观评估其运动能力，还可为

制定个性化的康复方案提供科学依据^[57]，在临床康复医学领域具有重要的应用价值。

人体步态相位可以划分成多种样式，大多数都是基于单腿进行描述，即在行走时一侧的足跟着地到该侧足跟再次着地的过程通常被称为一个步态周期。在行走过程中每个步态周期都包含一系列标准姿位的转移，通常把这种标准姿位的变化划分出各个不同时段，称之为步态相位。完整的步态周期包含支撑期和摆动期两个主要阶段，并可进一步细分为 8 个连续的子阶段。首先，该周期始于右足着地阶段（A），随后经历左足离地（B）、左足前摆初期（C）、左足前摆末期（D）、左足着地（E）、右足离地（F）、右足前摆初期（G）和右足前摆末期（H）等过程。这些阶段循环重复，最终完成从单侧支撑到双侧支撑的完整步态循环。这种精细的划分方法为深入分析步态特征提供了系统的研究框架，各步态相位分别对应的字母如表 2-1 所示。

表 2-1 步态相位划分表

符号	步态相	符号	步态相	符号	步态相
A	右脚触地相	B	左脚弹起相	C	左脚摆动相前期
D	左脚摆动相后期	E	左脚触地相	F	右脚弹起相
G	右脚摆动相前期	H	右脚摆动相后期		

通过对正常步态的时间参数分析可知，单个步态周期中各相位的持续时间分布具有显著特征。其中，支撑期和摆动期各占 40%，而着地期和离地期则分别占 10%。从支撑模式来看，双足同时着地的阶段约占整个周期的 20%，而单足支撑的时间占比达到 80%。图 2-3 展示了各步态相位的时间比例及其相互转换关系，为理解步态周期的时间特征提供了直观的参考依据。

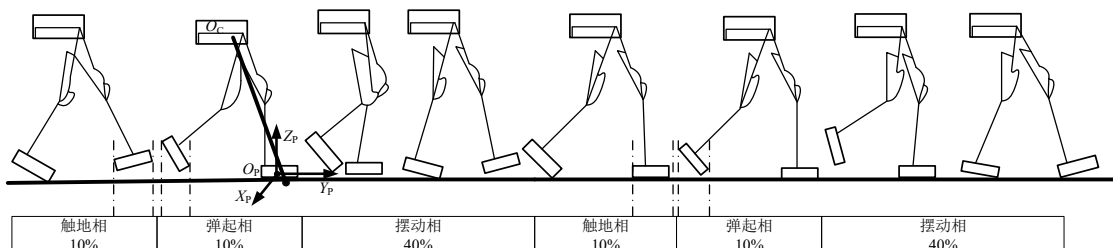


图 2-3 步态相位的划分

2.2.3 下肢肌肉系统分析

人体下肢运动功能的实现依赖于骨骼肌系统的协同作用，这一生理过程会

产生具有运动意图表征价值的生物电信号。从神经生理学角度来看，运动指令的传递始于大脑皮层运动神经元的兴奋，通过轴突传导至神经肌肉接头，促使乙酰胆碱的释放。这种神经递质改变了肌细胞膜的通透性，引发动作电位并形成可检测的电位差。表面肌电传感器正是基于这一原理，通过检测肌肉活动时的电生理变化来获取运动信息。但是，实验研究表明，肌电信号的采集易受环境干扰和设备特性的影响，导致测量结果与真实生理信号存在偏差。尽管肌电信号具有频率较低、模式相似等特征，但其仍能有效反映运动状态。从解剖学角度，下肢肌群可分为大腿和小腿两个主要部分，每个部分又可细分为前侧和后侧肌群，这些肌群的协调收缩是实现复杂运动功能的基础。下肢主要肌肉如图 2-4 所示。

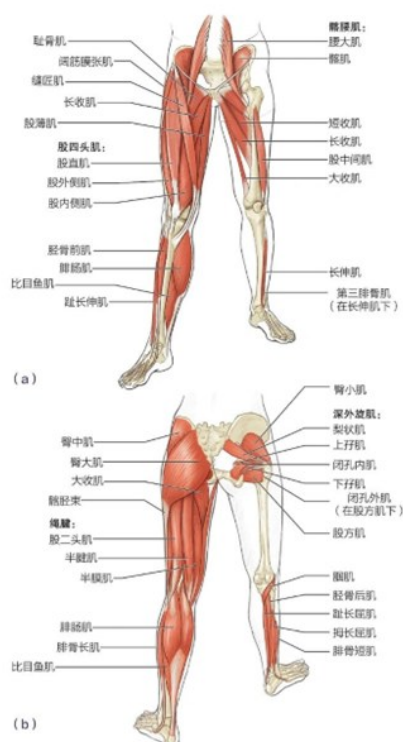


图 2-4 人体下肢主要的肌肉

2.3 表面肌电信号的信息采集

2.3.1 肌电信号采集系统的构建

基于前文对人体下肢运动机制的分析，本研究设计并搭建了一套基于表面肌电传感技术的运动信息采集平台。考虑到下肢运动涉及复杂的生物力学特性和神经肌肉控制机制，该系统的构建集合了肌电信号的采集与运动学参数分析

功能，为研究下肢运动特征提供了可靠的技术手段，为增强下肢外骨骼运动状态的识别能力打下了基础。

肌电采集系统如图 2-5 所示，采用思知瑞科技有限公司的表面肌电传感器，该传感器采用先进的测量技术和高灵敏度的电极，能够准确捕捉肌肉产生的微弱电信号，提供高精度的测量结果。同时，该肌电信号传感器支持多通道测量，可以同时测量多个肌肉的电信号，可以提供更全面的肌肉活动数据。

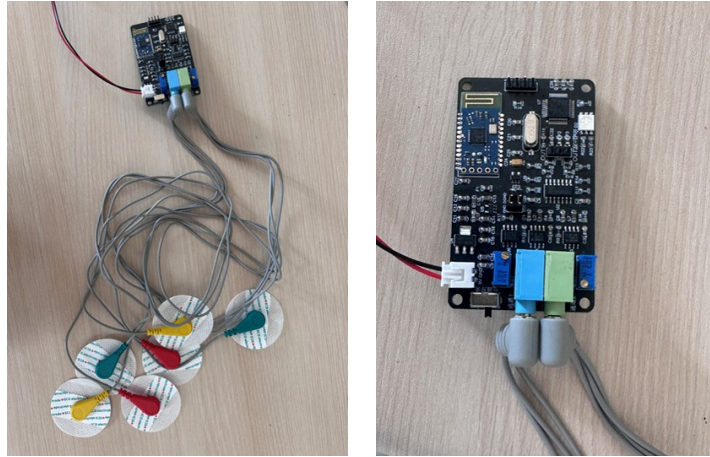


图 2-5 表面肌电信号采集系统

2.3.2 表面肌电信号采集模块的设计

肌电信号作为肌肉活动的生物电表征，能够有效反映肌群的生理状态。通过运用时频域分析方法对采集到的肌电数据进行处理，可以提取出具有代表性的特征参数。这些特征参数与肌肉功能状态之间存在显著的相关性，为评估运动过程中的肌肉激活模式提供了依据。为了确保采集到的表面肌电信号具有较高的精度和较少的噪声干扰，本文重新设计了表面肌电信号采集模块。对于频域来说，表面肌电信号的频率范围通常在 20Hz-500Hz 之间，而且不同肌肉的信号频率也有所不同。

表面电极可分为干电极与湿电极两类。干电极借助导电金属或聚合物制成的导电材料，与人体皮肤直接接触以采集信号，此方式能确保电极与皮肤实现良好贴合。而湿电极是利用其表面的导电凝胶来采集信号，该凝胶可稳定吸附于皮肤表面，从而能够采集到质量相对优良的信号，不同电极的优缺点如表 2-2 所示，由于氯化银湿电极，导电性能良好且对皮肤刺激较小，能够提供稳定的电接触。本研究选取该电极作为采集方式，从而确保采集到质量相对优良的肌电信号。

表 2-2 下肢外骨骼机器人各种电极优缺点

电极名称	优点	缺点
干电极	采集位置精确，采集到的信号稳定质量高，信噪比高	对人有创伤，基线漂移大
湿电极	无创无痛、相比于干电极与皮肤接触性更好，获取的信号质量较好	存在凝胶枯竭问题，空间分辨率低

由于设备的适配性直接影响数据的质量，所以在进行表面肌电信号采集前，必须选择合适的采集设备。在记录肌电信号时，需考虑选取多样化的实验对象，如身高、体重和性别等差异，以减少在运动意图识别过程中可能出现的过拟合问题。此外，在肌电信号测试的全过程中，参与者必须严格按照测试人员的指导进行操作，以确保所收集数据的有效性和可靠性。对表面肌电信号的采集处理流程如图 2-6 所示。

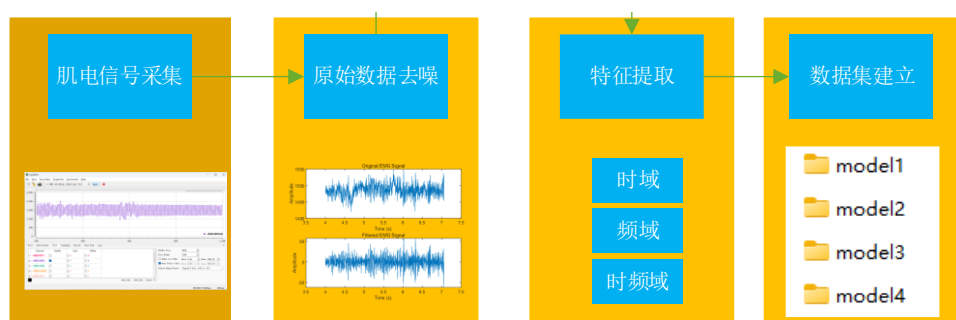


图 2-6 肌电信号采集处理流程图

(1) 实验对象：数据采集实验参与者由实验室 8 名学生（6 男 2 女）组成，年龄介于 22-26 岁，身高范围为 160-180 cm。所有受试者在实验前未进行任何剧烈运动，未出现任何肌肉不适或酸痛的症状。

(2) 实验环境：严格控制实验室环境，以减少电子设备产生的噪声和电磁干扰对实验结果的潜在影响。实验室应保持，避免外界噪声的干扰。同时，实验人员的动作应受到规范，防止无关动作引起肌肉信号的干扰，从而确保所采集的肌电信号具有较高的质量。

(3) 电极粘贴：通过对信号源肌肉位置的分析，本研究下肢动作信号采集所涉及的相关肌肉群处于股二头肌、腓肠肌、股内侧肌附近。因此需把电极安置在这几块肌肉的附近区域，但无需对每块肌肉的位置进行精确标定。在开展

肌电信号采集工作前，首先要对实验对象相关肌肉部位周边的体毛、油脂以及死皮等予以清理。随后，涂抹适量浓度为 75% 的酒精，对电极贴片的粘贴点附近的皮肤进行清洗。待酒精完全挥发后，将电极粘贴至目标部位，并轻轻按压，确保电极牢固附着。最后借助肌电信号采集线将电极与采集设备连接起来，即可完成准备工作。佩戴方式如 2-7 所示。

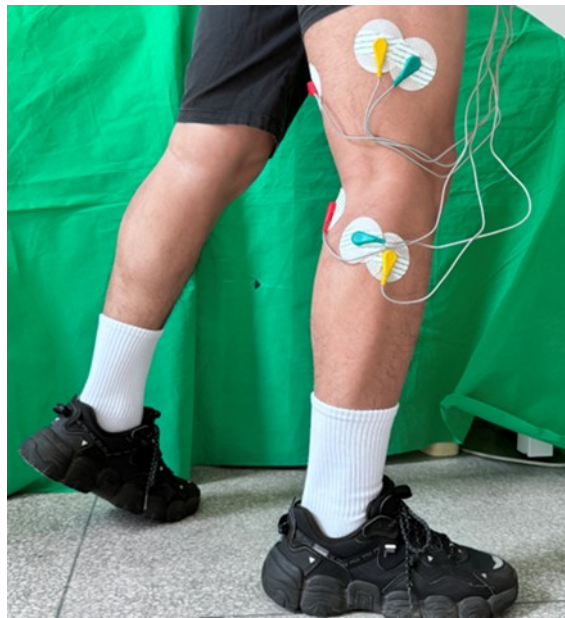


图 2-7 肌电信号佩戴方式图

由于肌电信号采集器的设置，各个颜色的贴片要求如表 2-3 所示：

表 2-3 三种贴片的位置

颜色	贴片位置
黄色	肌肉发力最明显的位置
绿色	接地，紧挨着黄色贴
红色	尽量贴没肌肉发力的地方，作为一个参考

2.3.3 表面肌电信号采集过程

在采集前，需要受试者提前熟悉设定的运动模式并不断练习，以避免受试者出现动作出错的情况；在采集过程中，需要听从测试人员的引导，受试者需要根据选择的运动模式做出对应的运动动作。为规避此类状况发生，在采集数据前，受试者需于初始位置维持 5 秒的静止状态。待测试人员发出开始测试的指令后，受试者启动预先设定的带有目标位置的屈膝动作，抵达目标位置后需保持 2 秒。随后，待测试人员下达结束指令，受试者方可终止本次动作流程。

在整个实验期间，测试者需持续给予受试者语音引导，助力其到达指定位置并停留 2 秒。针对每个动作，均需重复采集 3 次数据。在测试进程中，每次重复测量前，应让患者休息 3 分钟，以消除肌肉疲劳对实验结果的潜在影响。下肢表面肌电信号具体采集流程图如 2-8 所示。

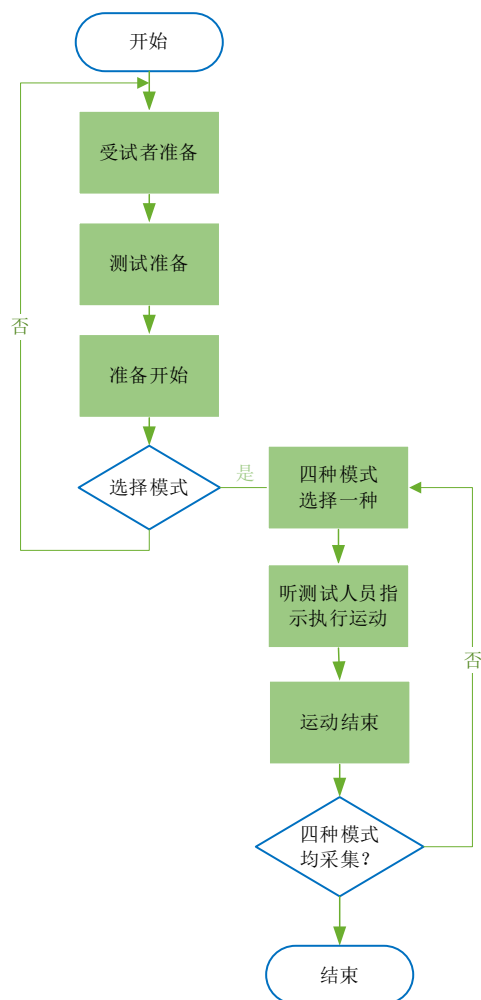


图 2-8 下肢表面肌电信号具体采集流程图

2.4 本章小结

基于运动生物力学理论，本章系统研究了人体下肢的运动机制。通过分析步态周期中的运动学特征，建立了完整的步态相位划分体系，为分析下肢运动的规律提供了理论依据，并以此构建了以肌电信号传感器为基础的信息检测平台，为后续提高运动过程中的运动状态识别准确率以及提升下肢外骨骼助行稳定性打下基础。

第3章 肌电信号的去噪算法研究与特征分析

3.1 引言

在使用表面肌电信号对人体穿戴下肢外骨骼后的运动状态进行识别的实验过程中，肌电信号对于其分析具有重要应用。肌电信号是由肌肉活动所产生的电生理信号，广泛用于运动控制、康复训练和疾病诊断等领域。然而，肌电信号在采集过程中往往会受到多种噪声的干扰，例如工频干扰、运动伪迹以及电极接触噪声等，这些噪声会掩盖信号中的重要特征，影响信号分析的准确性和可靠性。因此，对肌电信号的去噪处理是实现高质量信号分析的关键步骤。去噪算法的研究旨在抑制噪声干扰、保留有效的肌电信号特征，并为后续的特征提取、模式识别和信号分类提供更清晰的数据基础。本章将系统介绍肌电信号去噪的常用算法、滤波技术及其性能评价，进一步探讨去噪后的信号特征分析方法，为肌电信号处理在下肢外骨骼机器人的应用中提供理论依据。

3.2 肌电信号的噪声特点

表面肌电信号是一种由肌肉纤维在收缩和放松过程中产生的生物电信号，其频率范围通常在 6Hz 到 500Hz 之间，然而，由于肌电信号的生物本质及其采集环境的复杂性，表面肌电信号在采集和处理过程中会受到多种噪声的影响^[58]，这些噪声成分不仅降低了信号的准确性，还增加了信号分析与模式识别的难度^[59]。因此，深入分析肌电信号中的噪声特点，对于设计有效的去噪方法和特征提取算法具有重要意义。肌电信号的噪声主要包括以下几种：

工频干扰通常是肌电信号中最常见的噪声类型之一。由于肌电信号采集设备通常在实验室、医院等受电网供电的环境中进行，电磁辐射和供电设备的运行会在采集电极和放大器电路中感应出 50Hz（或 60Hz）的周期性噪声。这类干扰通常具有较强的频率特征，在频域分析中表现为明显的单频峰值。这种周期性干扰会直接叠加到肌电信号的原始波形中，使得信号失真，尤其是在进行频域分析或特征提取时，工频噪声可能掩盖重要的生理特征，导致分析结果不准确。为了抑制工频干扰，常用的方法包括设计陷波滤波器（如 50Hz 或 60Hz 的陷波滤波器），或使用带通滤波器选择特定频带，从而减弱工频噪声的影响。

运动伪迹是指肌电信号采集过程中，由于肌肉的挤压、肢体运动或电极位置的微小变化所导致的信号波动。由于肌肉活动本身与肌电信号密切相关，运动伪迹具有与肌电信号相似的特征，通常难以通过简单的滤波手段去除。运动伪迹通常表现为低频波动或突发性的幅度变化，主要集中在 0 至 20Hz 的频率范围。运动伪迹的特点在于其非周期性、随机性和高幅度，导致其容易叠加在有效信号中，影响后续特征提取的准确性。针对此类噪声，常用的去噪方法包括使用自适应滤波器或小波变换，以期在不同频率尺度下分离出伪迹成分，从而提取出更加纯净的肌电信号^[60]。

电极接触噪声是在肌电信号采集过程中，由于电极与皮肤之间的接触不稳定或接触电阻变化引起的噪声。这种噪声常见于佩戴表面电极的采集系统中，特别是在测试过程中电极未完全贴合皮肤或电极胶水失效的情况下。电极接触噪声表现为间歇性、非周期性的突发信号，其幅度较大且波形变化不定。该噪声对肌电信号的影响较为显著，因为其不规则性和高幅度特性会直接导致信号失真，干扰有效肌电信号的识别。为减少电极接触噪声的影响，通常在采集时确保电极贴合良好，并定期更换或调整电极。此外，信号预处理过程中可以使用小波变换分解信号，从中去除突发性噪声成分。

基线漂移是肌电信号中的低频噪声成分，通常由皮肤电阻、呼吸运动、体液波动等引起。基线漂移会导致信号整体偏移，从而影响肌电信号在低频段的准确性。基线漂移噪声的频率通常低于 1Hz，但它对时域信号和频域分析均有显著影响，使得肌电信号的幅值变化不再稳定。处理基线漂移噪声的方法包括高通滤波和小波变换分解，通过消除或校正低频漂移成分，保持信号基线的稳定。

肌电信号中的噪声成分多样、分布复杂，对不同类型的噪声特征有明确的识别和理解，是后续去噪处理的前提。针对不同噪声特点，选择合适的滤波技术、信号分解与重构方法，是提高肌电信号分析准确性的重要措施。

3.3 表面肌电信号的滤波去噪声算法研究

3.3.1 基于巴特沃斯滤波器去噪方案

在肌电信号处理中，去噪是一个重要步骤，能有效提升信号的质量，为后续的特征提取和分析提供清晰的数据基础。巴特沃斯滤波器作为一种经典的滤

波方法，以其平坦的频率响应而著称，能够有效地抑制噪声而不过多削弱信号的主要成分。因此，巴特沃斯滤波器在肌电信号处理的去噪方案中广泛应用。本文将详细介绍巴特沃斯滤波器来对表面肌电信号进行滤波去噪。

巴特沃斯滤波器是一种平滑滤波器，其设计目标是在通带内具有平坦的增益响应，不出现任何波纹，且在频率接近截止频率时，增益逐渐下降。巴特沃斯滤波器的频率响应平滑且稳定，这意味着它可以有效滤除不需要的高频或低频噪声，保留原始信号的主要特征。在去除肌电信号的噪声时，巴特沃斯滤波器可以用作低通、高通、带通或带阻滤波器，以抑制特定频段的噪声干扰。巴特沃斯滤波器的传递函数可通过设计满足以下条件的滤波器来实现。对于一个 n 阶的巴特沃斯滤波器，其传递函数 $H(s)$ 定义为：

$$|H(j\omega)| = \frac{H_0}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}} \quad (3-1)$$

其中：

H_0 是滤波器的最大增益。

ω 是信号的角频率。

ω_c 是滤波器的截止角频率（即通带频率的上限或下限）。

n 是滤波器的阶数。

该传递函数表示滤波器的频率响应为一个递减函数。当频率接近截止频率时，滤波器的增益迅速衰减。较高阶数的巴特沃斯滤波器具有更陡峭的频率衰减边界，因此可以更有效地抑制噪声，但可能引入相位延迟。其中，低通巴特沃斯滤波器经常用于去除高频噪声，如工频干扰（50Hz 或 60Hz）及其他高频成分。设定截止频率 f_c 低于噪声频段，则高频部分会被衰减，而信号的主要成分将得以保留。

在设计一个低通滤波器时，其归一化传递函数 $H(s)$ 的形式为：

$$H(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{\omega_c}\right)^{2n}} \quad (3-2)$$

式中：

$s = j\omega$ 是复频率变量。

在数字滤波器的设计中，巴特沃斯滤波器的频率响应可以通过双线性变换

将连续时间的传递函数 $H(s)$ 转换为离散时间的传递函数 $H(z)$ ，用于在离散系统中实现滤波。滤波器的阶数 n 和截止频率 ω_c 是巴特沃斯滤波器设计的两个关键参数。阶数决定了滤波器的陡峭程度，较高的阶数可以更迅速地衰减不需要的频段，但也会导致信号相位偏移和计算量增加。

一般而言，选择截止频率 f_c 时，需要确保其位于信号和噪声的频率范围之内。例如，肌电信号的主要频率成分集中在 20 至 500Hz 之间，而工频噪声在 50 或 60Hz 左右。因此，设计低通滤波器时，可以选择低于 500Hz 的截止频率，以便去除高频噪声。

在 MATLAB 中可以利用 `butter` 函数设计巴特沃斯滤波器对肌电信号去噪处理。伪代码如下：

巴特沃斯滤波器伪代码步骤

输入参数：

fs:采样频率

fc:截止频率

order:滤波器的阶数

步骤：

1.归一化截止频率：

计算归一化截止频率 $\omega_c_normalized = fc/(fs/2)$

2.设计巴特沃斯滤波器：

调用巴特沃斯滤波器设计函数, 使用滤波器阶数和归一化截止频率：

`[b,a]=butter(order,  $\omega_c\_normalized$ , 'low')`

其中：

b,a 是巴特沃斯滤波器的滤波系数

3.应用滤波器：

使用滤波系数 b 和 a 对原始信号 `raw_signal` 进行滤波处理：

`filtered_signal=filter(b,a,raw_signal)`

输出：

`filtered_signal`:滤波后的信号

基于 MATLAB 平台实现的巴特沃斯带通滤波器频率特性如图 3-1 所示，该滤波器具有 20Hz 至 400Hz 的有效通带范围。

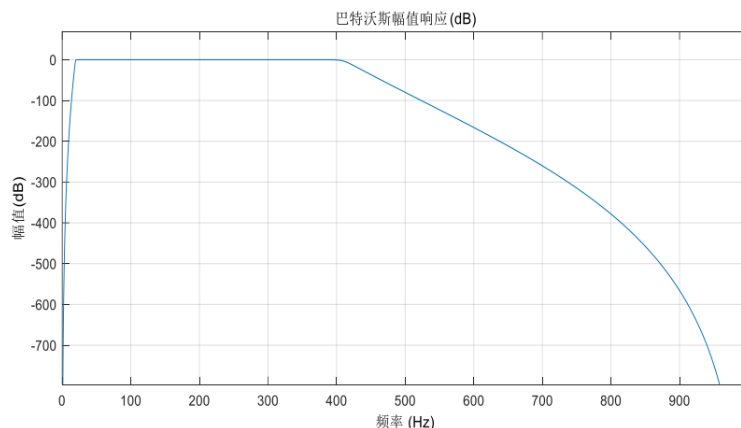


图 3-1 巴特沃斯带通滤波器幅频响应图

巴特沃斯滤波器在频域的幅度响应可以描述为：

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}} \quad (3-3)$$

该频率响应表明，在通带内，滤波器的增益接近 1，信号得以通过；而在高于截止频率的频率范围内，增益迅速下降，信号幅度被大幅削弱。在实际的肌电信号去噪中，这种平滑的频率响应能够有效消除高频噪声的影响，保持信号的主要成分。由此可看出巴特沃斯滤波器在肌电信号去噪中具有显著优势，特别是其通带内平坦的增益响应可以保证信号在滤波过程中不失真。滤波前后肌电信号的波形与频谱图如图 3-2 所示：

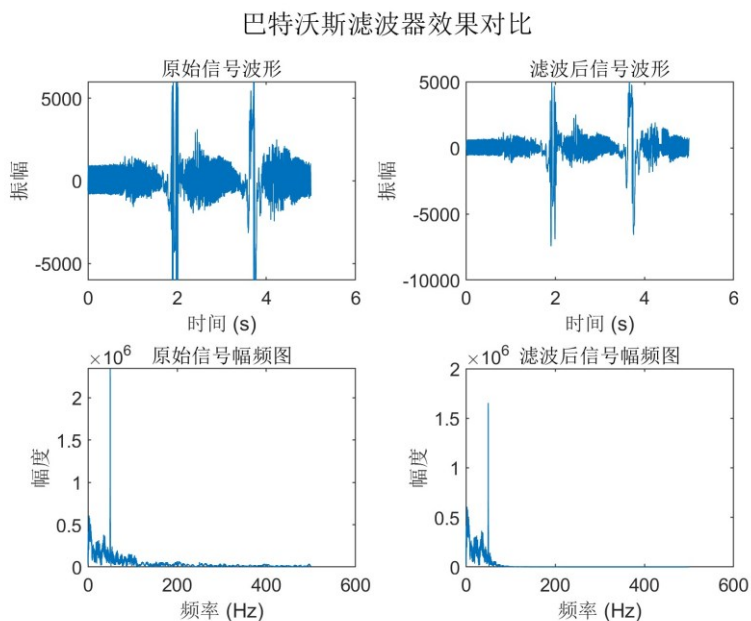


图 3-2 滤波前后肌电信号的波形与频谱图

3.3.2 基于小波变换去噪方案

小波阈值去噪是一种基于小波变换的信号处理技术^[61]，主要用于去除信号中的噪声，同时尽量保留原始信号的有用信息。其基本思想是利用小波变换将信号分解到不同的尺度和频带，然后通过对噪声部分进行抑制，从而实现降噪的目的。

作为一种先进的信号处理技术，小波分析方法通过将原始信号分解为多个时频分量，实现了对信号特征的精确提取。对于一个信号 x_t ，经过小波变换后，可以分解为高频细节系数和低频逼近系数，由于噪声一般具有较高的频率，分布在小波变换的高频细节系数中，而信号的主要信息集中在低频或特定高频范围内。由于小波阈值去噪技术在信号处理领域的广泛应用及其有效性，本节选择该方法对肌电信号进行预处理。通过设置合理的阈值参数，该方法能够有效滤除肌电信号中的噪声成分，同时保留有用的生理特征信息。使用小波阈值去噪法对肌电信号进行滤波降噪的一般需要以下几个步骤：

在肌电信号预处理过程中，小波变换的核心步骤是选择合适的基函数对原始信号进行多尺度分解。由于 Harr 小波函数具有计算简单、正交性好的特点，本节将采用 Harr 小波作为分析工具。除 Harr 小波外，常用的基函数还包括 Daubechies 系列、Coiflets 系列以及 Symlets 系列等，这些基函数各具特性，其降噪效果因信号特征而异，因此需要根据具体应用场景进行合理选择。

小波分解的层数是影响去噪效果的另一个关键参数^[62]。随着分解层数的增加，信号与噪声的分离程度会相应提高，但过度的分解可能导致信号失真。实验表明，在大多数实际应用中，分解层数通常控制在 5 层以内，具体层数的确定需要综合考虑信号特性和降噪效果之间的平衡关系。本节通过 Harr 小波对肌电信号进行滤波处理后效果如图 3-3 所示：

Harr小波不同分解层次的去噪效果

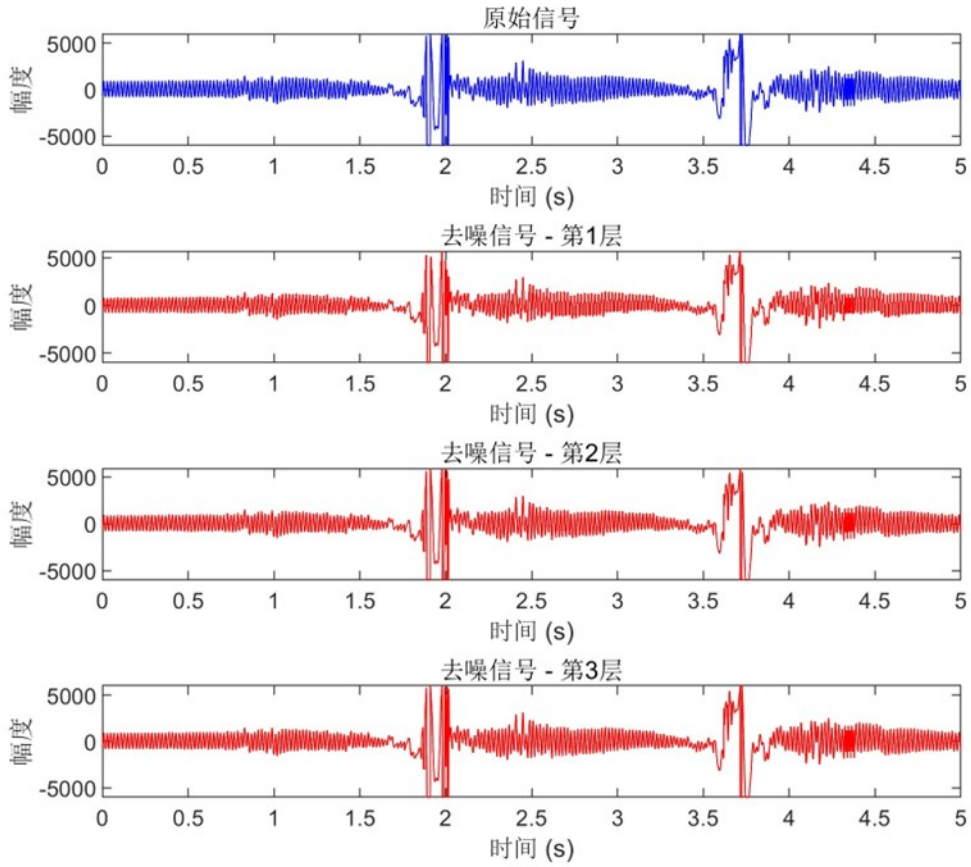


图 3-3 Harr 小波滤波去噪效果图

通过去噪效果的对比发现，随着小波分解层数的递增，信号的降噪效果表现显著改善。通过优化参数设置，不仅能够有效平滑信号波形，还在高频噪声抑制方面表现出良好性能。通过频谱分析显示，该方法对工频干扰具有明显的抑制作用。但是，时域波形分析表明，经过处理的信号中仍存在显著的心电干扰成分和基线漂移现象，这些低频噪声成分的处理仍需进一步优化。因此，小波阈值去噪效果较为一般，还需进一步改善肌电信号去噪方法。

3.3.3 基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案

为去除肌电信号（EMG）的噪声，同时保留其关键信息特征，本文提出一种基于改进小波阈值去噪的优化方法，结合自适应阈值和经验模态分解（EMD）技术，以增强去噪效果。去噪步骤如图 3-4 所示：

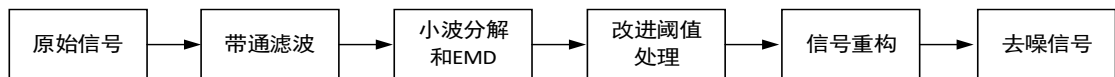


图 3-4 基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解流程图

首先通过对采集的原始肌电信号进行采样和滤波处理，采样频率设为 1-2kHz，以满足 Nyquist 采样定理要求，使用带通滤波器（20-500Hz）滤除工频干扰和直流分量后对信号幅值进行归一化处理，范围限定在 $[-1,1]$ ，以便后续小波分解的稳定性。对预处理后的肌电信号选择适合的肌电信号特性的生物学小波基（如 Symlets 或 Daubechies 小波），将预处理后的信号进行多尺度小波分解，分解层数 J 根据信号特征自动选择，一般取 4-6 层。为增强其去噪效果，在基于小波分解的基础上对原始信号进行经验模态分解，分离出不同的本征模态函数（IMF）。将低频模态和低频模态分别处理，进一步提升信号和噪声分离的效果。

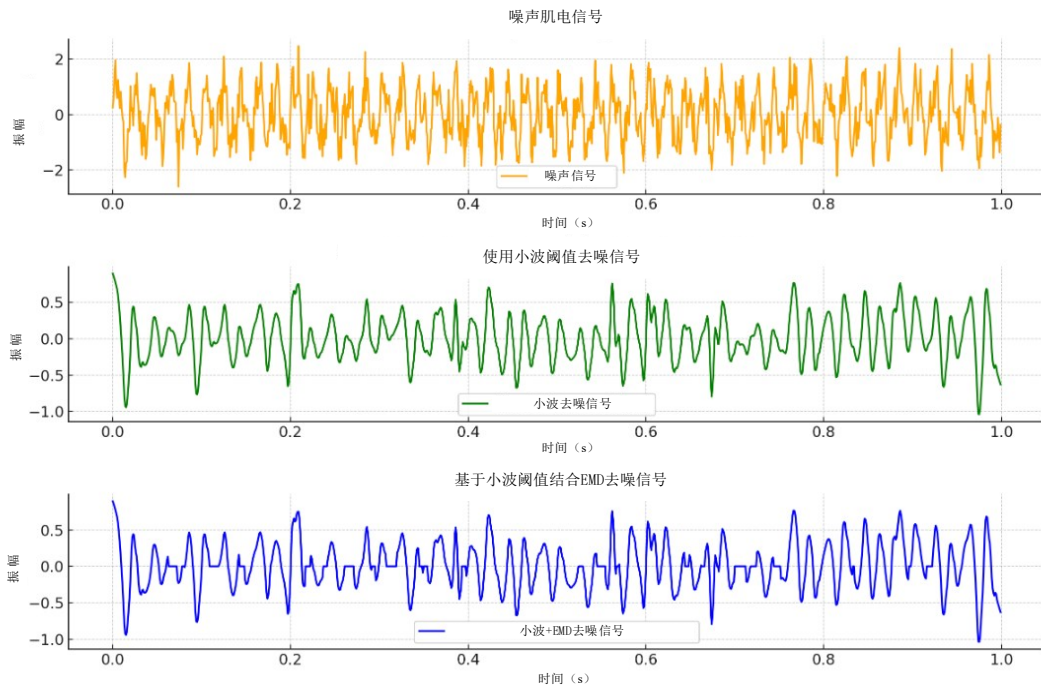


图 3-5 不同方案去噪信号效果图

通过图 3-5 可以看出原始的加噪肌电信号，信号中包含显著的随机噪声，且噪声影响了信号的整体波形特征。经过小波阈值处理后的信号，噪声得到了明显的抑制，但部分信号特征可能存在平滑过度的问题。而基于改进小波阈值与 EMD 联合处理的最终去噪结果，信号的主要特征得以保留，同时噪声被进一步去除，表现出更好的波形保真度。

由此可以看出结合小波分解和 EMD 的特点，增强对非平稳信号的适应能力，使得在噪声强度较高的条件下，仍能有效保留信号关键特性。通过分析可以发现本文提出的基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案的滤波效果更

好，本文将采用此种滤波方式。

3.4 表面肌电信号的特征提取

在模式识别系统中，原始数据往往因维度高、信息冗余等问题难以直接用于分类任务。通过特征提取技术，可以显著提升数据的可区分性和计算效率，这对提高识别准确率具有重要作用。本研究采用时域和频域分析方法对肌电信号进行特征提取，这两种方法因其计算复杂度低、实时性好而被广泛应用。为确保特征参数的可靠性和连续性，本节将采用滑动窗口技术对信号进行处理^[63]。如图 3-6 所示，该方法包含两个关键参数：分析窗口长度和滑动步长。其中，滑动步长通常设置为窗口长度的 50%-75%，具体取值可根据信号特性进行优化。这种处理方式不仅能够充分利用信号的时间序列信息，还能有效降低采样误差和随机干扰的影响，从而提高特征参数的稳定性和可靠性。这种方法不仅能够有效提升运动状态识别的准确率，同时能够增强系统的鲁棒性和抗干扰能力。

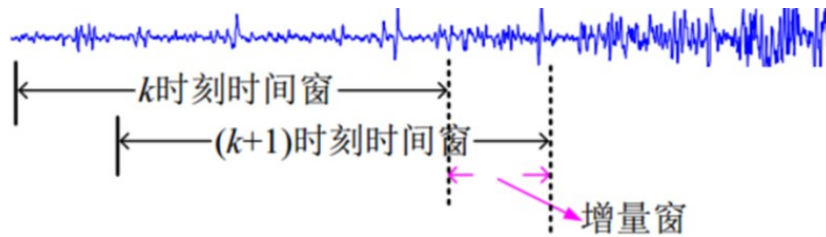


图 3-6 增量窗与时间窗方式提取特征

在完成肌电信号的预处理后，重点从时域和频域两个维度进行特征参数提取。为提升特征提取的准确性和稳定性，采用滑动窗口技术对信号进行处理，通过设置合理的时间窗口和滑动步长来获取相应的特征参数。其中时间窗口长度为 500，增量窗口长度为 20。

3.4.1 时域特征分析

时域分析方法通过计算信号的统计特征，为运动意图识别提供了直观且易于获取的特征参数，这些参数在生物电信号处理领域得到广泛应用。频域分析则采用快速傅里叶变换将时域信号转换为频域表示，通过分析信号的能量分布特征来提取频域特征参数，这种方法能够表现出信号的频率组成特性。本文将肌电信号阈值分解后，分别提取 MAV(绝对值均值)，VAR(方差)，RMS(均方根)，Peak Value(峰值)，ZC(过零点数)这五种时域特征和 MF(中值频率)

和 MPF（平均功率频率）这两种频域特征，具体的表达式如下。

（1）绝对值均值：是通过对信号幅值取绝对后进行求和平均计算得到的统计量，其数学表达式可表示为：

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (3-4)$$

（2）方差：作为描述信号波动特征的统计量，反映了信号值与其算术平均值的离散程度，可用于表征信号的能量分布特性，其数学表达式可描述为：

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - MAV)^2 \quad (3-5)$$

（3）均方根：通过对信号进行平方、均值计算和开方运算得到的特征参数，该指标能够有效反映信号在特定时间区间内的能量水平，其数学表达式可表示为：

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3-6)$$

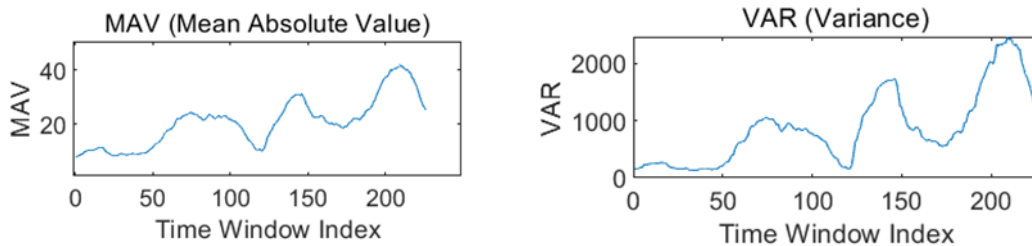
（4）峰值(Peak Value)：该特征为信号中的最大绝对值，反映信号的振幅，可以看出信号的极限波动，可以用来判断信号的幅度是否过大或是否有异常，其计算公式为：

$$\text{Peak Value} = \max(|x(i)|) \quad (3-7)$$

（5）过零点数 (ZC)：是信号分析中的一个常用时域特征，主要用于衡量信号在时间域中经过零值的频率，即信号的零交叉点数量。零交叉点通常指的是信号从正值变为负值或从负值变为正值的瞬间，其计算公式为：

$$Z = \sum_{t=1}^{N-1} (\text{sign}(x(t)) \neq \text{sign}(x(t+1))) \quad (3-8)$$

上述肌电信号提取的 5 个时域特征值如图所示 3-7 所示，其中时间窗口长度为 500，增量窗口长度为 20。



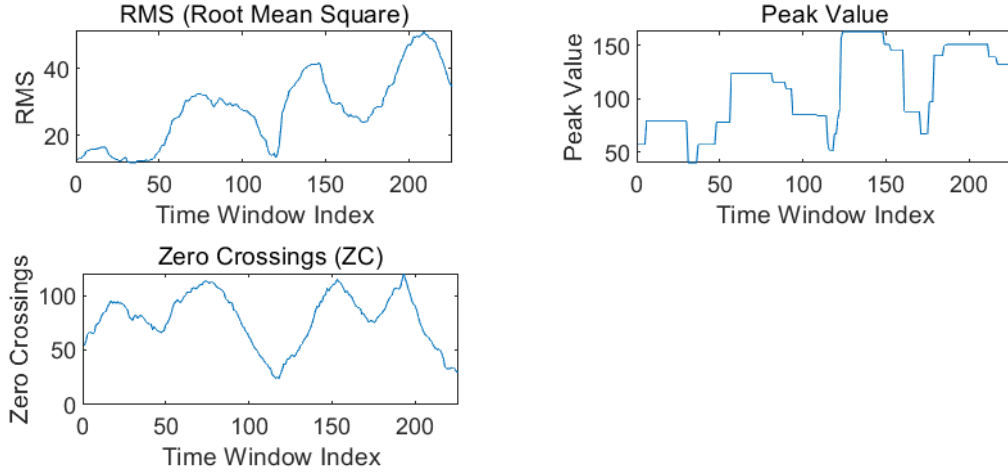


图 3-7 提取的 5 类肌电信号时域特征

3.4.2 频域特征分析

通过上述时域频域特征提取方法得到后的数据构建得到特征样本矩阵 φ_c 。

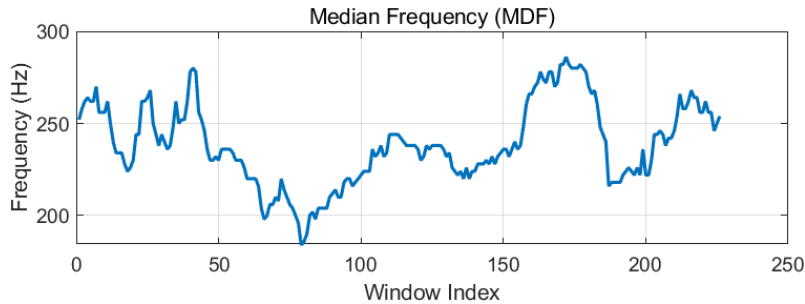
(1) 中值频率 (Median Frequency, MF) :

中值频率是表面肌电信号频谱特性的重要参数，其计算基于信号的功率谱密度分布。与直接使用频谱图相比，基于功率谱的特征提取方法具有更好的稳定性。该参数将功率谱分为能量相等的两个部分，能够有效反映信号的能量分布特征。当中值频率值较低时，表明信号的低频成分占主导地位，这为分析肌肉疲劳状态提供了重要依据。而中值频率越高，说明肌肉中高频分量的比重越大，肌肉的运动状态和疲劳程度也越高，中值频率的计算见式(3-9):

$$\int_0^{MDF} P(f)df = \int_{MDF}^{\infty} P(f)df \quad (3-9)$$

(2) 平均功率频率: 该特征是指肌肉收缩期间产生的肌电信号的功率频率分布的平均值，可以用于评估肌肉收缩的力量和疲劳程度，计算公式为:

$$MPF = \frac{\int_0^{\infty} f \cdot PSD(f)df}{\int_0^{\infty} PSD(f)df} \quad (3-10)$$



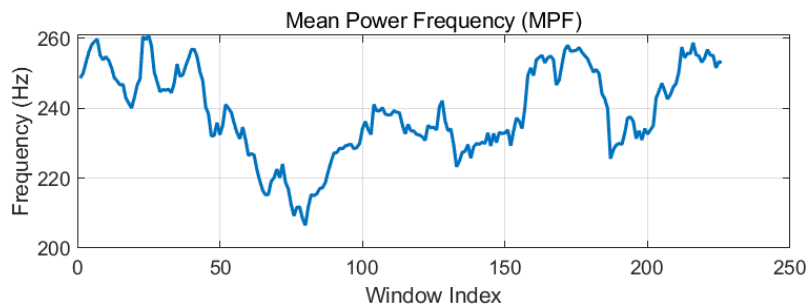


图 3-8 提取的 2 类肌电信号频域特征

上述同样是在时间窗口长度为 500，增量窗口长度为 20 的情况下提取的两类频域特征如图 3-8 所示。

3.5 本章小结

本章首先对采集的肌电信号的滤波去噪声算法进行研究，基于巴特沃斯滤波器和小波变换，提出小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案，有效提升信号的质量，为特征提取和分析提供清晰的数据基础。此外，对时、频域特征分析，并提取了 MAV(绝对值均值)，VAR(方差)，RMS(均方根)，Peak Value(峰值)，ZC(过零点数)这五种时域特征和 MF(中值频率)和 MPF(平均功率频率)这两种频域特征，为后续的运动意图的识别分类提供了基础。

第 4 章 基于表面肌电的下肢运动模式识别研究

4.1 引言

经提取出的特征向量，虽包含了人体步态运动的特征信息，但对应特征点的空间分布规律并不直观，需对其进行聚类划分处理，并从划分结果中识别出人体步行状态。因此，本章节将针对四种典型运动模式，系统评估不同分类算法在模式识别准确率方面的性能表现，旨在提升下肢外骨骼机器人运动状态识别的准确性和可靠性。

4.2 下肢运动识别分类器设计

4.2.1 分类器输入数据构建

在完成肌电信号的预处理和特征提取后，需要为每个样本标注相应的运动模式标签，以便用于分类模型的训练和测试^[64]。本实验采集了 3 通道表面肌电信号，对应下肢的股二头肌、腓肠肌、股内侧肌。

对每个通道的预处理信号，分别提取时域和频域特征参数。时域特征包括 MAV 用来反映信号能量、VAR 反映表征信号波动和 RMS 描述信号强度，频域特征则选用中值频率 MDF 来表征信号的频谱特性。每个通道提取 4 个特征，3 个通道共获得 12 维特征向量。特征提取过程中，时间窗口长度设为 500 ms，滑动步长为 20 ms。

将提取的特征向量与对应的运动模式标签关联后，按 7:1:2 的比例划分为训练集、验证集和测试集。表 4-1 详细列出了四种运动模式及其对应的标签信息：

表 4-1 不同运动模式所对应标签

运动模式	对应标签
上楼	1
上坡	2
跑步	3
平地	4

4.2.2 基于 SVM 的分类器设计

支持向量机（SVM）是一种典型的学习算法，主要用于解决二分类问题。该算法的核心思想是在特征空间中寻找一个最优分离超平面，该平面不仅能够

准确划分训练样本，还能使不同类别样本之间的几何间隔最大化。原理如图 4-1 所示， $w \cdot x + b = 0$ 则为寻找的分离超平面，在线性可分的数据集中，存在无穷多个超平面，其关键在于找到一个最优的超平面，从而使得不同数据的超平面与最近分界面的距离最大。

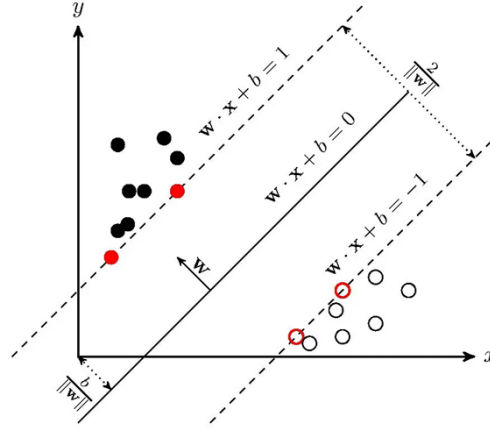


图 4-1 支持向量机原理图

核函数通过将原始特征空间映射到高维空间，利用内积运算评估样本间的相似性度量。该方法使得支持向量机能够在变换后的高维空间中构造线性分类超平面，从而解决原始空间中的非线性分类问题。常用的核函数类型包括：

线性核函数 (Linear Kernel)：当数据线性可分时，线性核函数非常有效。适用于高维稀疏数据，在数据本身呈现线性分布时，线性核能提供较高的精度。

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (4-1)$$

多项式核函数 (Polynomial Kernel)：将通过多项式核函数实现特征空间的非线性映射，该方法能够有效度量高维空间中样本点之间的相似性关系。

$$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i \cdot x_j + r)^d \quad (4-2)$$

径向基核函数 (RBF Kernel, Radial Basis Function Kernel)：用于非线性数据分布。RBF 核可以将低维空间的数据映射到高维空间，使其线性可分。在复杂非线性问题上往往能取得非常高的精度，但依赖于超参数 γ 和惩罚参数 C 的优化。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (4-3)$$

Sigmoid 核函数 (Sigmoid Kernel)：可以有效地评估特征空间中样本点之间的相似性程度。该方法通过非线性映射，为样本间的相似度计算提供了一种有效的数学工具。

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i \cdot x_j + r) \quad (4-4)$$

支持向量机在步态相位识别中的应用原理是基于高维空间映射的非线性分类方法。该方法通过寻找最优分类超平面，最大化不同类别样本间的间隔距离，从而实现准确的模式识别。给定训练数据集 $X = \{X_1, \dots, X_N\}$ ，其对应类别标签 $y = \{y_1, \dots, y_N\}$ ，其中每个样本 $X_i = \{x_1, \dots, x_N\}$ ，包含多个特征，类别标签 $y \in \{1, -1\}$ 分别代表正负样本。

对于非线性可分的数据，可通过核技巧进行处理。径向基核函数 RBF 因其仅需调节一个参数且能将数据映射到无限维空间，成为处理非线性可分问题的有效工具。在表面肌电信号分析和运动模式识别中，RBF 核函数，如式 4-5 所示，因其良好的非线性处理能力而得到广泛应用。

$$K(X_1, X_2) = \exp\left(-\frac{\|X_1 - X_2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4-5)$$

则最优分类超平面为：

$$f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^N K \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b] \quad (4-6)$$

基于训练完成的 SVM 分类器，对测试集的四种种下肢运动模式进行识别分类，所得分类结果的混淆矩阵如图 4-2 到 4-5 所示：

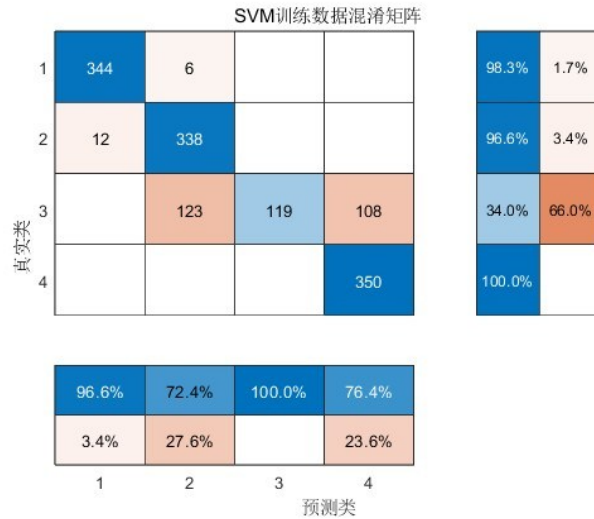


图 4-2 SVM 训练集混淆矩阵图

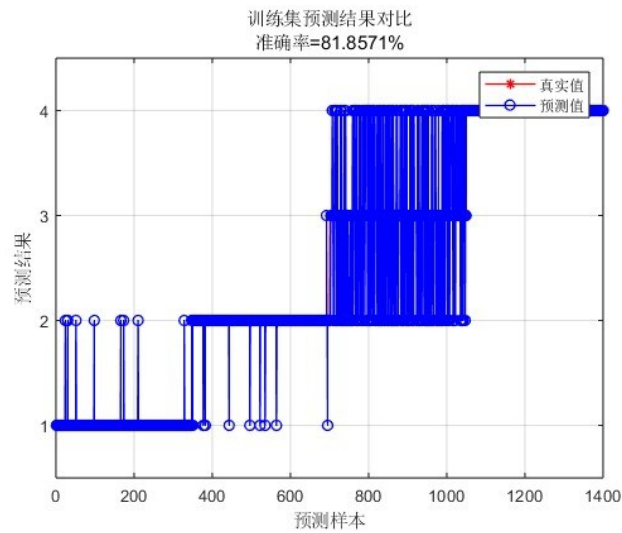


图 4-3 SVM 训练集预测结果对比图

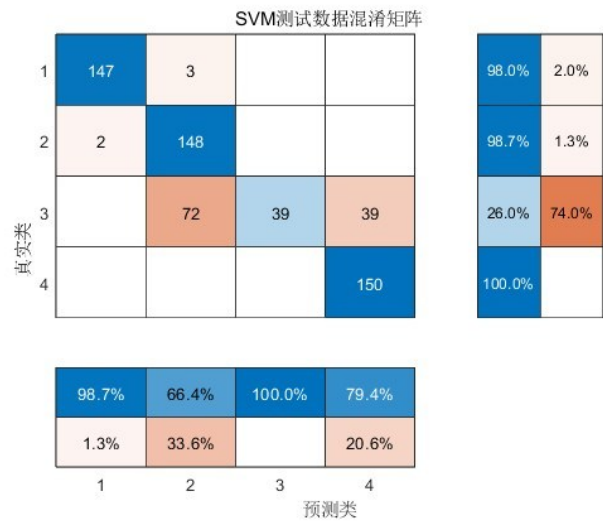


图 4-4 SVM 测试集混淆矩阵图

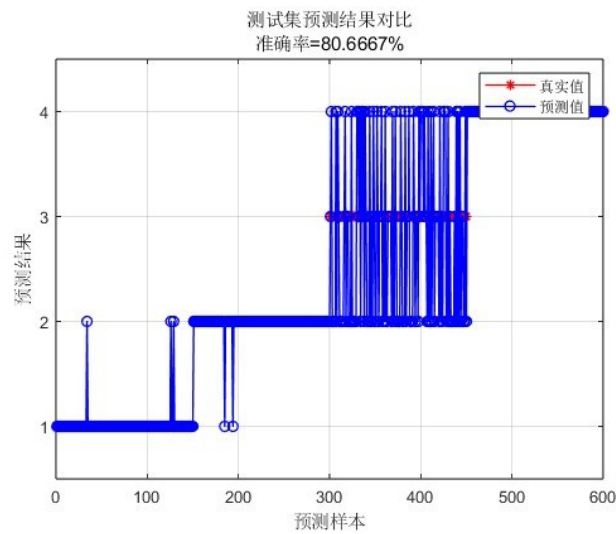


图 4-5 SVM 测试集预测结果对比图

最终得到 SVM 对下肢 4 类运动模式的分类正确率为 80.67%，SVM 在分类任务中虽然具有强大的性能，但在面对大规模数据集、多分类问题以及参数选择时存在一定的局限性。在此次分类识别中，SVM 分类效果一般。

4.3 基于 BP 神经网络的分类器设计

4.3.1 BP 神经网络概述

BP 神经网络（Back Propagation Neural Network）是一种多层前馈神经网络，使用误差反向传播算法进行一系列训练。BP 神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成，每一层由若干个神经元构成。神经元之间通过权重连接，信号从前一层传递到后一层，经过激活函数处理后输出。

BP 神经网络的训练过程包括前向传播和反向传播两个阶段。在前向传播阶段，输入信号先经过输入层传递到隐藏层，再传递到输出层，最终得到输出结果。在反向传播阶段，用输出结果与实际的目标值之间进行比较，计算误差，并通过梯度下降法调整权重，以最小化误差。BP 算法通常应用于多层前馈神经网络，其训练过程分为前向传播与反向传播两个阶段：

（1）前向传播：输入样本通过输入层经隐藏层逐层传递至输出层，计算各层神经元的激活值。对于第 l 层神经元，其输入 $z^{(l)}$ 与输出 $a^{(l)}$ 可表示为：

$$z^{(l)} = W^{(l)}a^{(l-1)} + b^{(l)} \quad (4-7)$$

$$a^{(l)} = f(z^{(l)}) \quad (4-8)$$

其中 $W^{(l)}$ 为权重矩阵， $b^{(l)}$ 为偏置向量， $f(\cdot)$ 为激活函数（如 ReLU、Sigmoid 等）。

（2）反向传播：从输出层开始，计算损失函数 L 对网络输出的误差，并通过链式法则反向传播至各层，逐层计算梯度。对于输出层，误差项为 $\delta^{(L)}$ ：

$$\delta^{(L)} = \frac{\partial L}{\partial a^{(L)}} \cdot f'(z^{(L)}) \quad (4-9)$$

对于隐藏层 l ，误差项递推公式为：

$$\delta^{(l)} = (W^{(l+1)})^T \delta^{(l+1)} \cdot f'(z^{(l)}) \quad (4-10)$$

最终，权重与偏置的梯度更新公式为：

$$\frac{\partial L}{\partial W^{(l)}} = \delta^{(l)} (a^{(l-1)})^T \quad (4-11)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b^{(l)}} = \delta^{(l)} \quad (4-12)$$

参数更新公式为：

$$W^{(l)} = W^{(l)} - \eta \frac{\partial L}{\partial W^{(l)}} \quad (4-13)$$

$$b^{(l)} = b^{(l)} - \eta \frac{\partial L}{\partial b^{(l)}} \quad (4-14)$$

其中 η 为学习率，控制参数更新步长。

4.3.2 BP 神经网络结构设计

针对下肢 4 类运动意图分类问题，构建了一个三层 BP 神经网络结构，其中输入层包含 12 个神经元节点，用于处理 3 通道肌电信号提取的 12 维特征向量；输出层设置 4 个节点，分别对应四种下肢运动模式的分类结果，同时采用 Softmax 函数实现多分类；隐藏层节点数通过实验优化确定。该神经网络模型如图所示 4-6 所示：

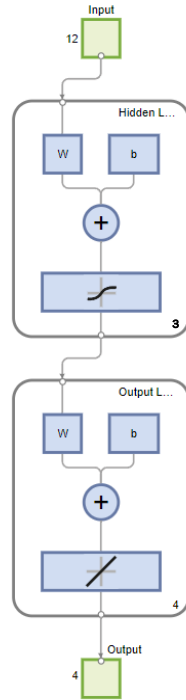


图 4-6 BP 神经网络模型图

4.3.3 激活函数与损失函数

在隐藏层中，采用 ReLU（Rectified Linear Unit）激活函数以缓解梯度消失问题，其表达式为：

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (4-15)$$

损失函数采用交叉熵损失，其表达式为：

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m y_{ij} \log(\hat{y}_{ij}) \quad (4-16)$$

其中， N 为样本数量， m 为类别数量， y_{ij} 为样本 i 在类别 j 上的真实标签， $\hat{y}_{ij}$ 为样本 i 在类别 j 上的预测标签。

4.3.4 实验结果与分析

通过迭代式的误差反向传播过程，神经网络依据梯度下降法逐层调整连接权值。这一优化过程将不断重复，直至达到预设的终止条件，如达到最大迭代次数或误差收敛阈值。经过充分训练后，网络模型将获得最优的权值参数，使其输出结果能够更好地逼近目标值，从而提高模型的预测精度和泛化能力。

在神经网络优化过程中，通过反向传播算法逐层调整网络参数，当训练达到预设的迭代次数或误差收敛标准时，即可获得具有确定权值的高精度模型。经过充分训练后，网络的预测输出与期望输出之间的偏差显著减小，模型的性能得到有效提升。

基于训练完成的 BP 神经网络，对测试集样本进行分类识别实验。图 4-7 至 4-14 展示了单隐藏层结构下，不同节点数 6、12、18、24 对应的分类结果可视化。

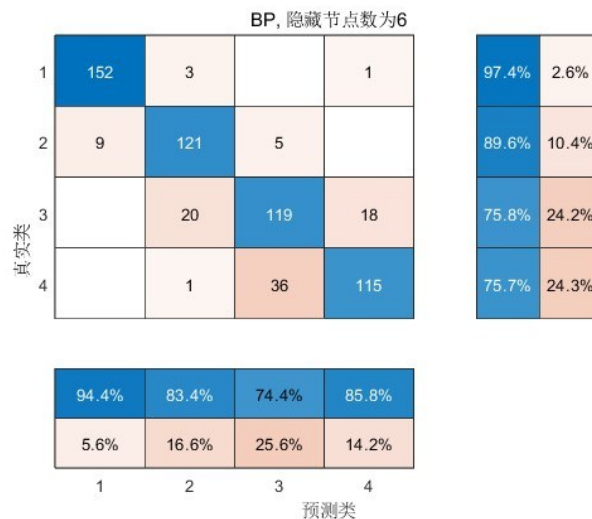


图 4-7 BP 神经网络隐藏节点数为 6 时的混淆矩阵

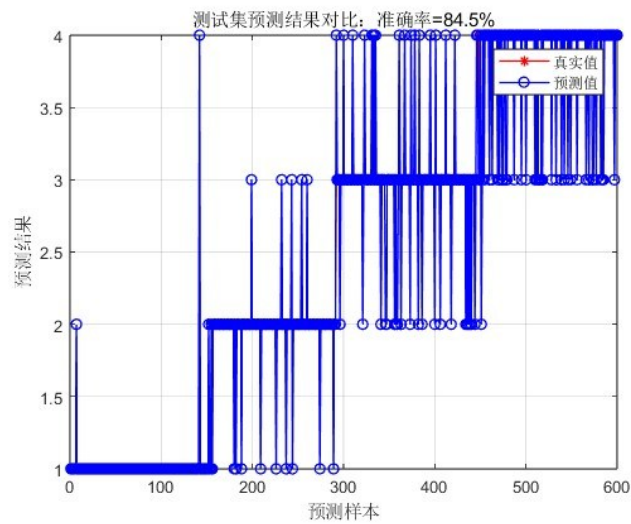


图 4-8 BP 神经网络隐藏节点数为 6 时的预测结果

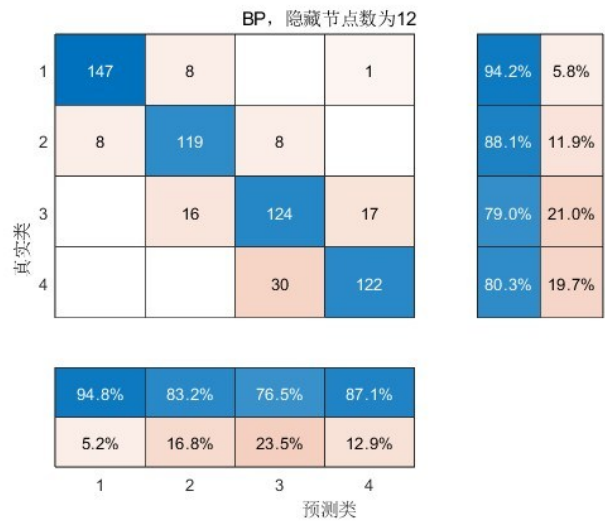


图 4-9 BP 神经网络隐藏节点数为 12 时的混淆矩阵

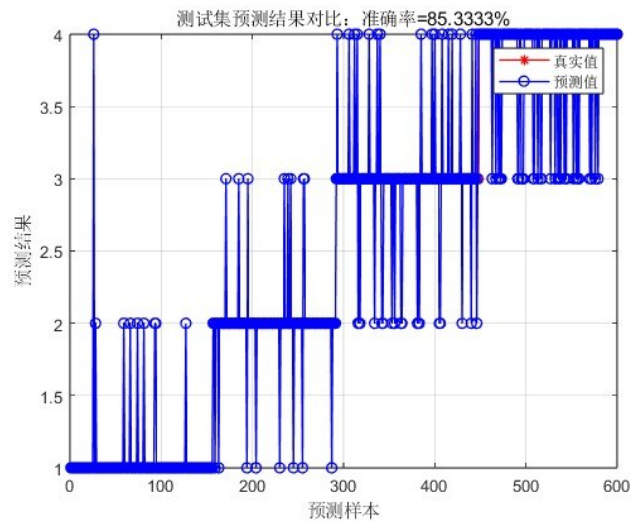


图 4-10 BP 神经网络隐藏节点数为 12 时的预测结果

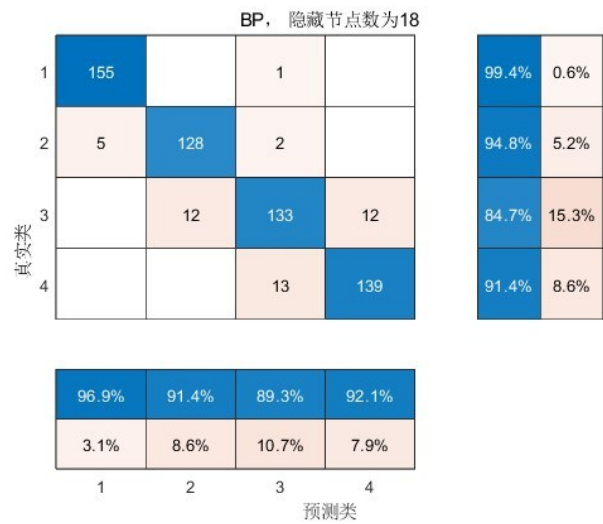


图 4-11 BP 神经网络隐藏节点数为 18 时的混淆矩阵

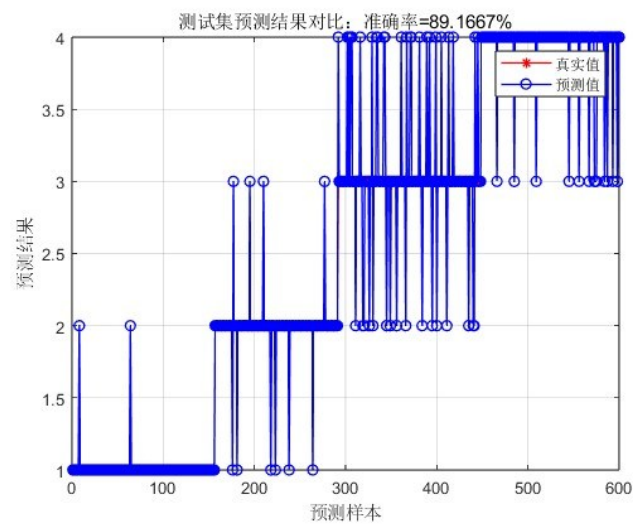


图 4-12 BP 神经网络隐藏节点数为 18 时的预测结果

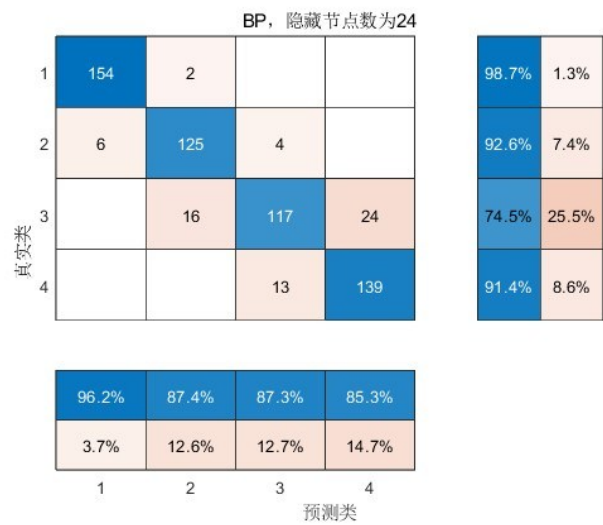


图 4-13 BP 神经网络隐藏节点数为 24 时的混淆矩阵

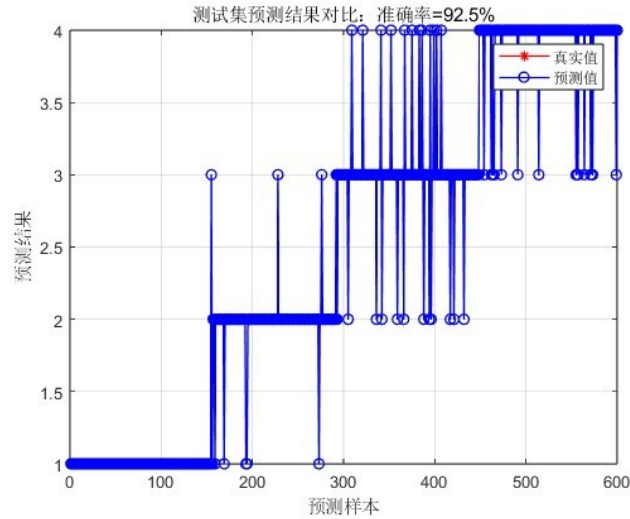


图 4-14 BP 神经网络隐藏节点数为 24 时的预测结果

为探究神经网络隐藏层节点数量对分类效果的影响，分别设置了 6、12、18、24 四个节点数进行对比识别。实验结果表明，随着节点数的增加，模型对四种下肢运动模式的识别准确率呈上升趋势，分别达到 84.5%、85.33%、89.17% 和 92.5%。同时，模型训练时间也相应变长。经过多次迭代发现，当节点数增至 24 时，分类准确率趋于稳定，维持在 92%-93% 区间。进一步增加节点数不仅无法显著提升性能，反而可能导致准确率下降。因此，最终确定采用 24 个隐藏层节点的 BP 神经网络结构进行测试集分类。。

4.4 基于遗传算法优化 BP 神经网络的分类算法

BP 神经网络是一种经典的前馈神经网络模型，具有强大的非线性拟合能力，适用于复杂的分类问题。然而，BP 神经网络在训练过程中容易陷入局部最优解，导致收敛速度慢且分类精度不稳定。为了克服这一问题，本节提出基于遗传算法（Genetic Algorithm, GA）优化 BP 神经网络的分类模型（GA-BP 模型），以提高模型的全局搜索能力和分类性能。

在上一节中，基于 BP 神经网络训练的模型在下肢 4 类运动模式的分类识别取得了较好的效果，但由于 BP 算法基于梯度下降法进行参数更新，容易陷入局部最优解，导致训练误差无法进一步降低，且在处理复杂数据集时，BP 网络需要大量的迭代才能收敛，训练时间较长，可能会使模型的分类效果逐步下降。对于此种情况，本节将基于遗传算法（Genetic Algorithm, GA）优化 BP 神经网络，建立 GA-BP 下肢运动分类模型，通过优化后的模型对下肢 4 类运动模式的

肌电数据进行分类测试，进一步提高模型的分类准确率。

作为一种仿生优化算法，遗传算法借鉴自然界生物进化机制，通过模拟选择、交叉和变异等遗传操作，实现种群适应度的持续优化和全局最优解的搜索。从随机生成的初始种群开始，每个个体代表了一个潜在的解决方案，通常用编码的形式表示。每个个体都会被赋予一个适应度评分，这个评分反映了个体解决问题的能力。基于适应度评分，选择操作允许适应度较高的个体有更大机会被选中参与下一代的繁殖过程。选中的个体通过交叉操作配对并交换它们的部分基因，产生新的后代个体。这个过程模拟了生物的繁殖过程，有助于组合来自不同个体的优秀特征。通过设置适当的概率参数，对个体基因进行随机变异操作，这种方法能够增加种群的遗传多样性，有效避免算法陷入局部最优，从而提高全局搜索能力。通过选择、交叉和变异操作生成的新个体构成新一代种群，然后重复上述过程，直到最终条件达到最大迭代次数或找到满意的解。

在 GA-BP 模型中，遗传算法用于优化 BP 神经网络的初始权重和学习率，将 BP 神经网络的初始权重和学习率编码为遗传算法的染色体，可以将所有权重和学习率按顺序排列成一个实数向量作为个体的基因。而适应度函数用于评估 BP 神经网络的性能，通常采用分类准确率或误差函数值作为适应度指标。适应度函数如式 4-17 所示：

$$Fitness = \left(1 - \frac{\text{分类错误率}}{\text{总样本数}}\right) \times \frac{1}{(1 + \alpha \times \text{模型复杂度} + \beta \times \text{运行时间})} \quad (4-17)$$

根据适应度值，采用轮盘赌选择法从当前种群中选择适应度较高的个体。然后采用单点交叉或均匀交叉方式，对选出的父代个体进行交叉操作，生成新的子代个体，继续将新生成的子代个体进行随机变异，以一定的概率调整权重和学习率的值，增加种群的多样性，最后将遗传算法优化后的权重和学习率作为 BP 神经网络的初始参数，进行 BP 网络的训练。

本文使用上述遗传算法优化 BP 神经网络构建 GA-BP 模型，通过不断迭代以寻求最优解，优化过程中适应度值的变化情况如图 4-15 所示：

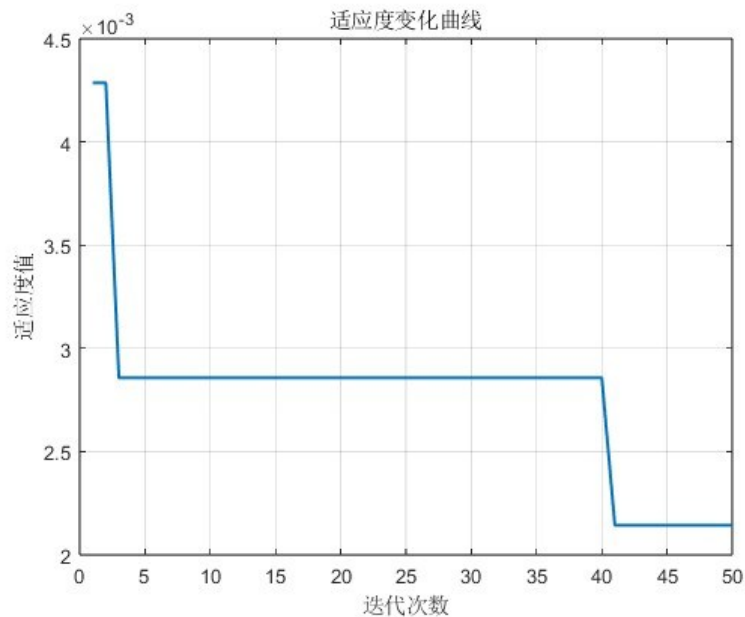


图 4-15 优化迭代次数曲线图

通过分析发现在大约第 40 次迭代时，适应度值出现明显下降，表明算法找到了更优的解，在第 40 次迭代后，适应度值趋于稳定，说明算法可能已经收敛到一个较优的解。

基于遗传算法优化后的 BP 神经网络模型，对测试集中的四种下肢运动模式进行识别分类，其分类结果如图 4-16 和图 4-17 所示：

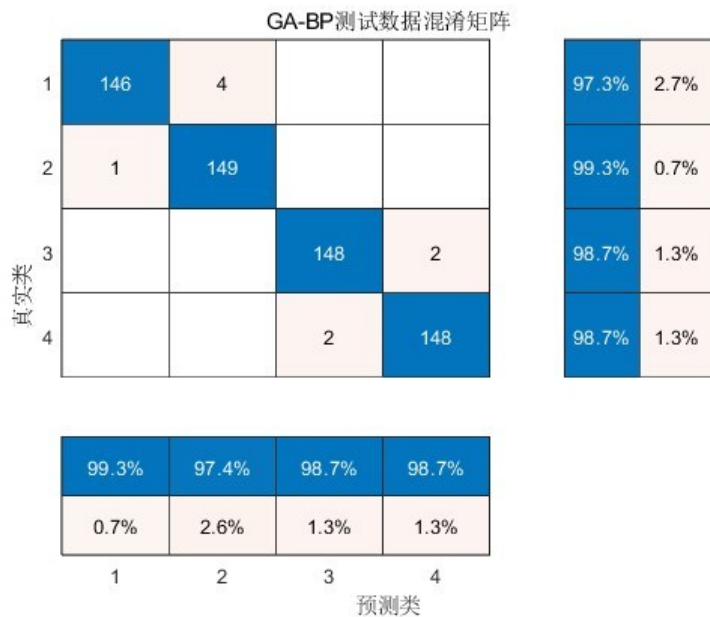


图 4-16 GA-BP 模型测试集混淆矩阵图

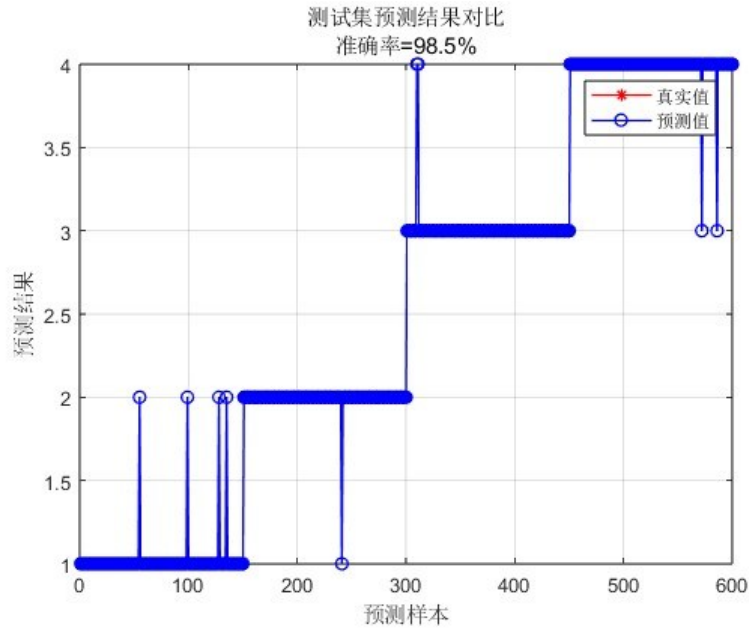


图 4-17 GA-BP 模型测试集预测结果图

经过遗传算法优化的 GA-BP 模型的最终分类正确率为 98.5%，在 3 类模型中最佳识别效果最佳。

4.5 特征降维对分类效果的影响研究

4.5.1 基于 PCA 算法的特征降维

由于肌电信号特征维度较高且存在一定相关性，通过降维技术处理可以提取主要特征，去除噪声干扰，避免维度灾难，从而增强模型的泛化能力，提升分类准确率。此外，降维后的数据有助于优化 SVM、BP 神经网络、GA-BP 等分类模型的性能，提高肌电信号识别的精度和稳定性，同时增强数据的可视化能力，便于进一步分析。主成分分析法（PCA）是机器学习和数据分析中常用的特征降维技术。PCA 的核心思想是通过线性变换将数据投影到新的坐标系下，新的坐标系是通过最大化数据的方差来确定的。这种方法能够在保持数据重要信息的同时减少特征维度，达到降维效果，从而提高模型性能。该方法的目标是在 G 维特征空间中构建 D 个相互正交的单位基向量，通过将原始特征投影到这组基向量上，实现特征间协方差为零且方差最大化的优化目标。假设原始特征向量的表达式为 4-1 所示，其中 M 为样本数， N 为特征维数。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1N} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{M1} & X_{M2} & \cdots & X_{MN} \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

PCA 算法的初始步骤是对特征数据进行标准化处理，以消除不同维度间的差异。具体而言，将每个特征值减去其均值后除以标准差，从而得到标准化后的特征矩阵 $\mathbf{Y}$ 。

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (4-2)$$

式 4-2 中 μ_j 为特征向量第 j 维均值， σ_j 为特征向量第 j 维标准差，且 $M > i$ ， $N > j$ 。在特征标准化处理后，算法通过构建协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 来量化特征间的相关性。该方法是通过寻找使投影方差最大化的最优方向，将降维问题转化为极值求解问题。由于特征维度间存在相关性，因此采用协方差作为度量指标，其计算公式如下所示：

$$\mathbf{C} = \frac{\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T}{N-1} \quad (4-3)$$

接着计算协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 的特征值 λ 和特征向量 μ ：

$$\mathbf{C}\mu = \lambda\mu \quad (4-4)$$

在 PCA 算法中，特征值 λ 反映了数据在主成分方向上的方差大小，每个特征值都对应一个特征向量。通过将特征值按降序排列，选取前 k 个最大特征值对应的特征向量构成投影矩阵 $\mathbf{P}$ 。最终，通过线性变换 $\mathbf{Z} = \mathbf{P}\mathbf{X}$ ，将原始高维数据降至 k 维空间。

最后主成分数量的确定依据累计方差贡献率进行评估，其计算公式如式 4-4 所示。该指标反映了前 k 个主成分所解释的方差在总方差中的占比，是评估降维效果的重要参数。在实际应用中，通常选择累计贡献率超过 95% 的主成分作为新的特征子空间，这种方法在保证信息完整性的同时，成功实现了数据降维和冗余消除的目标。

$$M_k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (4-5)$$

4.5.2 实验结果分析

通过 PCA 降维技术，将包含 12 个维度的肌电信号特征集进行降维处理。随后，使用上节的四种分类模型对降维后的数据进行识别与分类，并统计不同特征维度下对应的分类精度，最终获得分类准确率随特征维度变化的对应关系如图 4-18 所示：

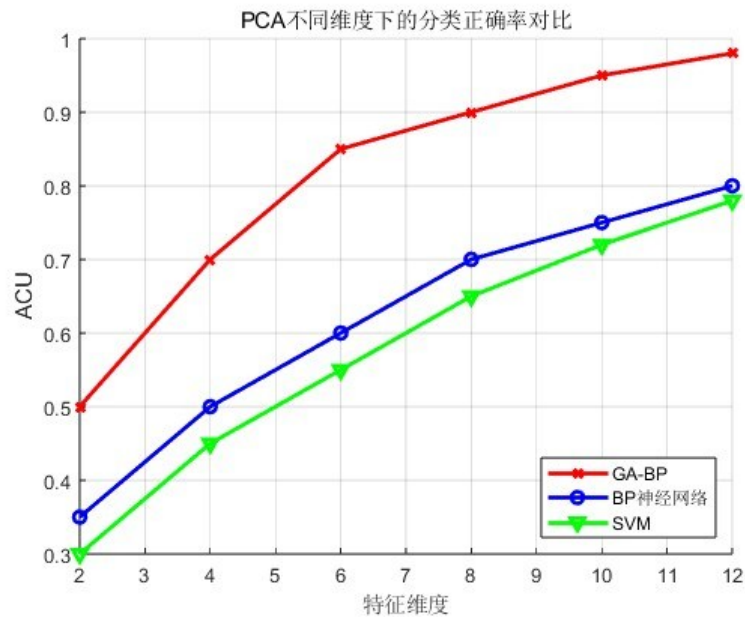


图 4-18 PCA 降维后不同维度下的分类正确率对比

通过图 4-18 可以发现在不同特征维度下，PCA 降维后采用三种分类模型 SVM、BP 神经网络和 GA-BP 进行分类的正确率对比情况。随着特征维度的增加，三种分类方法的正确率均呈上升趋势，表明 PCA 降维保留的主要信息对分类效果有积极影响。其中，GA-BP 分类模型在所有特征维度下的正确率均高于 BP 神经网络和 SVM，说明遗传算法优化的 BP 网络具有更强的学习能力和泛化能力。BP 神经网络的分类正确率次之，且随着特征维度的增加，其分类性能逐步提高。而 SVM 分类器的正确率最低，尤其是在低维度特征下，其分类能力较弱，但在维度较高时其正确率也有一定程度的提升。

其次，在 PCA 降维后，对比降维前后的可视化分析如图 4-19 所示，发现降

维后的肌电信号特征的聚类效果更加明显。

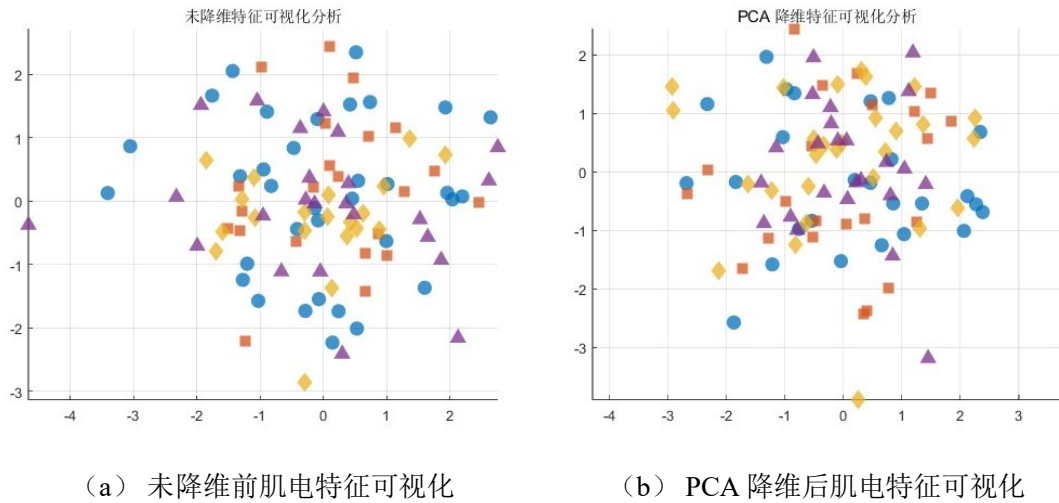


图 4-19 肌电特征可视化

其次，在 PCA 降维后,对比降维前后的可视化分析如图 4-19，发现降维后的肌电信号特征的聚类效果更加明显。

综上所述，通过 PCA 降维技术能够有效减少数据维度并保留关键信息，从而提高分类性能。同时，GA-BP 分类器在肌电信号模式识别任务中表现最佳，BP 神经网络次之，SVM 的分类效果相对较差。这进一步验证了遗传算法优化 BP 神经网络在肌电信号分类识别任务中的优势。

4.6 本章小结

本章基于采集的 3 个通道共计 12 维肌电特征，设计了 SVM、BP 神经网络两种分类模型，其中 SVM 的识别准确率为 80.67%，识别准确率较低，BP 神经网络识别准确率达到 92.5%，在此基础上将遗传算法与 BP 神经网络相结合，构建了 GA-BP 优化模型。该模型利用遗传算法的全局搜索能力优化神经网络的初始权值和超参数，显著提升了传统 BP 网络易陷入局部极值和收敛效率低的问题。最终经过优化的 GA-BP 模型的分类正确率为 98.5%，实验结果表明，GA-BP 模型在下肢 4 类运动模式的分类中具有更高的分类正确率和更快的训练速度，验证了该模型的有效性和可行性。

第5章 下肢动作意图识别的软件设计与实验验证

5.1 引言

随着科技的持续发展，MATLAB 的 App Designer 因其直观易用的界面和强大的功能，已发展成为一种可以实现快速界面开发以及高效可视化集成开发的工具^[65]。自 MATLAB R2016a 版本发布以来，App Designer 已成为其核心组件之一。该工具采用类 MATLAB 语法实现图形用户界面设计，为开发者提供了便捷的可视化编程环境，支持快速构建交互式应用程序并生成可执行文件，充分体现了其工程实用价值。除了基本的界面设计功能外，App Designer 还集成了自动布局管理、自适应界面、调试测试工具和版本控制等高级特性，显著提升了开发效率和软件质量。基于此，本章运用 App Designer 开发了一套肌电信号处理系统，实现了信号降噪、特征提取和模式识别等功能模块，并通过实验验证了该系统的可行性和有效性。

5.2 软件的介绍与功能分析

本软件是基于 MATLAB 的 App Designer 工具开发的一款下肢运动状态识别应用程序。它具有更直观的用户界面和丰富的功能，可以实时监测和分析下肢肌肉的运动状态。软件的主要功能包括：原始肌电信号的预处理、特征提取、分类识别。通过对下肢多个肌肉部位的肌电信号进行采集和分析，软件能够实现对下肢多种运动状态的准确识别，如屈膝、伸膝、踝关节背屈等。软件的设计遵循模块化原则，各个功能模块相互独立又紧密协作，设计的软件流程图如图 5-1 所示，确保了软件的质量性和可靠性。同时，软件的操作流程简洁明了，用户只需通过调整相应的参数设置，即可完成从信号降噪处理到运动状态识别的全过程，极大的提高了运动状态识别的准确率，可以及时应对下肢外骨骼机器人运动过程中状态识别不准确的问题。

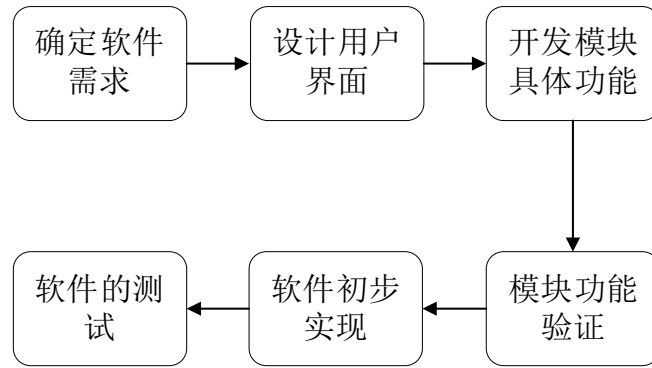


图 5-1 软件的设计的设计流程图

基于本文实验的需求，该软件包含了以下三大功能：

（1）原始肌电信号的降噪处理。此功能可以使用户获取到比较适合后续处理和分析的肌电信号数据。该功能能够针对原始肌电信号执行预处理操作，该模块的主要功能是通过信号处理技术抑制噪声干扰，提高信号的信噪比。系统提供了多种预处理算法和可调参数，用户可根据具体需求进行选择和配置，从而获取更合适的肌电信号数据，以便更准确地进行后续分析和应用。

（2）肌电信号的特征参数提取功能。用户可对完成预处理的信号进行特征分析，获取具有代表性的运动特征信息，选取能够有效表征肌肉状态和活动信息的关键特征的过程，通过提取这些特征，可以有效地描述肌电信号的特性，为后续的信号分析、分类和应用提供重要的数据。

（3）运动状态的分类识别。该模块提供了多种模式识别算法的选择，用户可根据需求选用支持向量机、BP 神经网络等分类器，实现对不同运动状态下肌电信号的准确分类与识别，分类后的结果可以直接显示在软件界面中，用户可以更直观的分类比较不同算法的分类准确率。

基于上述功能需求，本软件进行了不同功能的界面设计，如图 5-2 所示，规划了 3 个不同的界面模块，每个模块都可以实现特定的功能，以满足用户在肌电信号处理与分析过程中的多样化需求。

当用户启动软件后，首先进入的是软件的主界面。该主界面在设计上遵循了简洁明了的原则，采用了清晰的布局和直观的操作指引。用户在主界面上可以轻松找到并选择自己需要的模块，通过简单的点击操作，就能快速调用相应模块的子界面，从而使用该子界面所提供的丰富功能。这种设计为用户提供了一个便捷、高效的操作环境，让用户能够根据自己的实际需求，灵活地切换和

使用不同的功能模块，从而更好地完成肌电信号的处理与分析任务。同时，主界面还具备良好的兼容性和扩展性，能够适应不同用户群体的操作习惯，并为后续软件功能的更新和扩展提供支持。

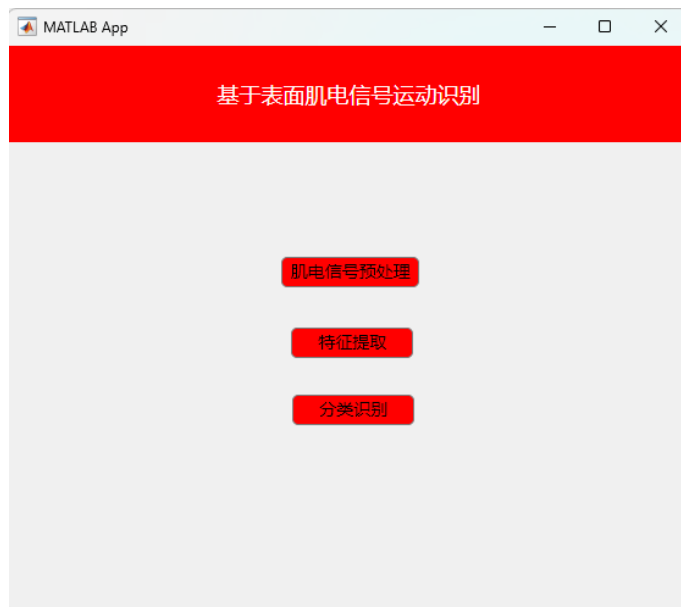


图 5-2 软件的主界面

5.3 功能模块的设计与应用

基于功能需求分析，本软件采用模块化设计理念，将系统划分为三个核心功能模块：信号预处理单元、特征提取单元和模式识别单元，各模块相互独立又协同工作，共同构成了完整的肌电信号分析系统。用户在软件主界面可以通过点击三个不同的 `button` 按钮，便捷地调用各个模块。通过这种模块化的设计，使软件具有更好的选择性与便捷性，有利于后续的升级与优化提供。在本节内容中，将针对各个模块的具体功能设计和实现做一个具体说明，便于清晰地了解软件的设计与实现原理。

5.3.1 预处理模块

预处理模块是软件的重要组成部分，其主要功能是对原始肌电信号进行滤波、去噪处理，以提高信号的质量和后续分析的准确性。该模块提供了多种滤波器设计方法，包括巴特沃斯滤波器以及基于小波变换的去噪算法等。如图 5-3 所示，为肌电信号预处理模块的界面显示，用户可以根据实际需求选择合适的滤波器类型和参数设置，对肌电信号进行有效的预处理。例如，通过巴特沃斯滤波器可以有效去除肌电信号中的高频噪声和基线漂移，而小波变换去噪算法

则能够更好地保留信号的细节特征。预处理后的信号更加平滑，信噪比显著提高，为后续的特征提取和分类识别奠定了良好的基础。

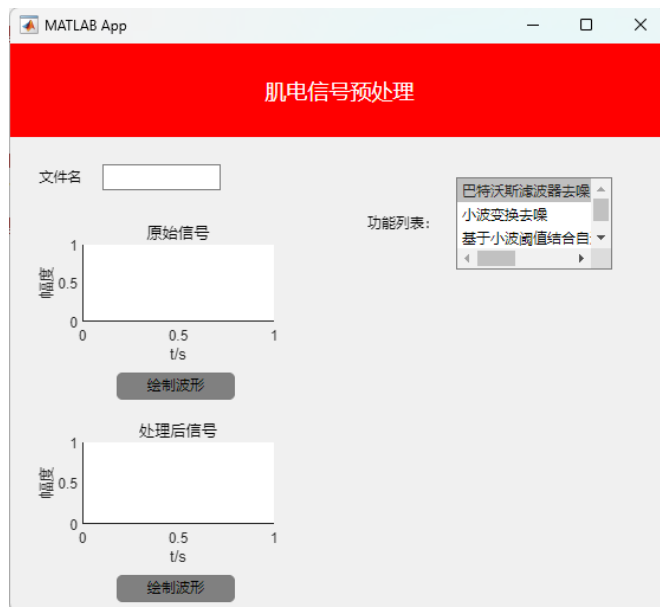


图 5-3 肌电信号预处理子界面

该肌电信号预处理子界面包含了一个编辑字段控件、两个坐标区控件、两个按钮控件和一个列表框控件。通过导入肌电信号数据文件，界面中文本控件会显示当前所导入的肌电信号数据。在导入所采集的肌电信号数据后可以通过点击绘制波形按钮在两个坐标区绘制和显示图形，并可以直观的比较原始的肌电信号图谱和经过处理后的肌电信号图谱。

在肌电信号预处理界面中，包含了对肌电信号预处理的功能，选取功能列表中的预处理功能对肌电信号进行处理，其中的功能包括巴特沃斯滤波去噪、小波变换以及基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解去噪方案，通过选取后的功能，则会进入该功能下的参数选择界面，如图 5-4 所示，为选取的巴特沃斯滤波器的参数设置界面。



图 5-4 巴特沃斯滤波器参数设置界面

选择正确的参数后，点击启动按钮会对原始的肌电信号进行预处理，处理后的数据也可以通过保存按钮保存为多种格式的文件，为后续的特征提取提供重要数据。

5.3.2 特征提取模块

该模块的核心功能是对预处理后的肌电信号进行特征参数提取，所获得的特征向量将作为后续模式识别模块的输入数据，为运动状态分类提供关键的特征信息，直接影响到运动状态识别的准确性。本软件提供了多种时域和频域特征提取方法，包括 MAV(绝对值均值)，方差(VAR)，RMS(均方根)，峰值 (Peak Value)，过零点数 (ZC) 这五种时域特征和 MF (中值频率) 和 MPF (平均功率频率) 等时域特征。用户可以根据具体的运动状态和肌肉类型选择合适的特征组合，以获得最佳的分类效果。例如，在识别下肢屈膝和伸膝运动时，RMS 和 MF 特征能够较好地反映肌肉的收缩强度和频率变化，从而有效地区分不同的运动状态。此外，特征提取模块还支持自定义特征计算函数的添加，进一步增强了软件的灵活性和适用性。如图 5-5 所示为特征提取模块的界面。

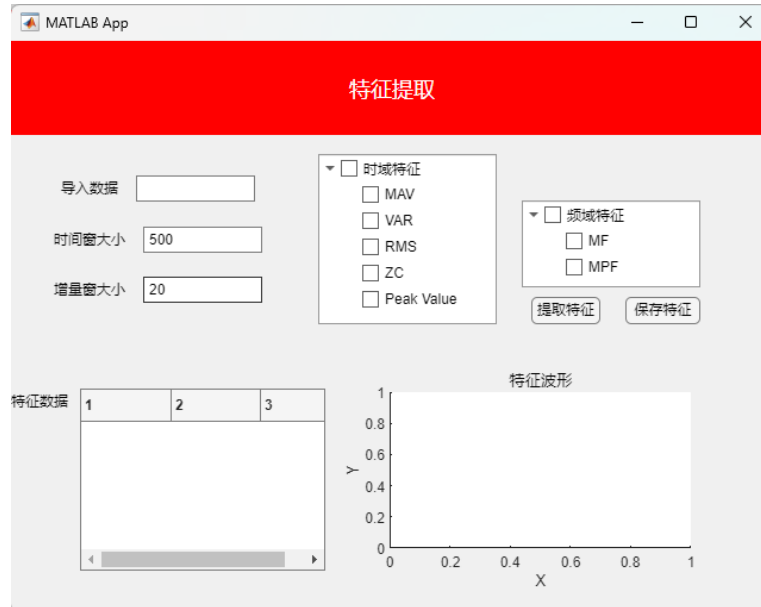


图 5-5 特征提取模块界面

特征提取模块界面包含三个文本框、两个树形控件、一个绘图区域和一个表格组件。用户首先导入预处理后的肌电数据，文件名将自动显示在指定文本框中。在特征提取前，需在时间窗和增量窗文本框中设置窗口参数，并通过树形控件选择时域或频域特征类型。系统支持用户根据实验需求灵活组合特征参数。点击"特征提取"按钮后，提取结果将实时显示在表格中，同时绘图区域会同步展示特征波形，为用户提供直观的可视化分析。在进行特征提取后，所提取的特征数据可以通过点击保存特征按钮将数据保存在本地文件中。

5.3.3 分类识别模块

分类识别模块是软件的核心部分，其功能是基于提取的特征信息，利用机器学习算法对下肢运动状态进行分类识别，并显示识别的结果。分类识别模块界面如图 5-6 所示，本界面集成了多种分类算法，包括支持向量机、BP 神经网络以及基于遗传算法优化 BP 神经网络的分类算法（GA-BP）等。用户可以根据数据集的特点和分类需求选择合适的分类器，并对模型参数进行优化设置。例如，GA-BP 模型通过遗传算法对 BP 神经网络的参数进行自动优化，能够有效提高分类准确率，适用于复杂的运动状态识别任务。

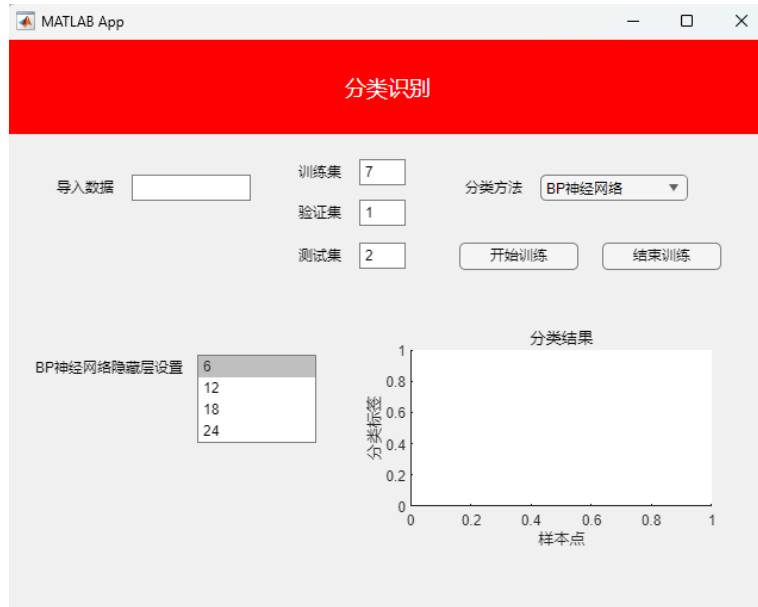


图 5-6 分类识别模块界面

分类识别模块界面是由四个文本控件、两个按钮控件、一个下拉框控件、一个坐标区控件和一个列表框控件组成，首先导入特征提取后的地特征数据，导入完成后，选择相应的分类识别算法后点击开始训练，对于 BP 神经网络的分类，还可以进行相应的隐藏层数的选择以此调整最佳的分类效果。

此外，该模块还可将训练集、验证集与测试集按照不同的比例进行划分以此对比确定最优的训练集、验证集与测试集的划分，当分类方法选择完成后，点击开始训练按钮，即可在坐标区显示该模型的分类结果。最后可通过对比不同分类模型的识别效果，得到 GA-BP 模型具有最佳的分类识别效果。

5.4 实验验证

5.4.1 实验准备

为了验证软件的实用性和有效性，我们设计了一系列实验。实验对象为 8 名健康的志愿者，在穿戴实验室下肢外骨骼设备后，如图 5-7，分别进行了下肢在上楼、上坡、跑步和平地四种运动模式的实验测试。使用专业的肌电信号采集设备对志愿者下肢多个肌肉部位的肌电信号进行采集，包括股直肌、腓肠肌、和股二头肌等。采集到的肌电信号以数字形式存储，随后导入到本软件中进行处理和分析。实验过程中，严格控制环境因素和采集参数，确保数据的可靠性和可重复性。同时，为了评估软件的性能，我们还准备了一套标准化的测试数据集，用于对比不同分类模型的效果。

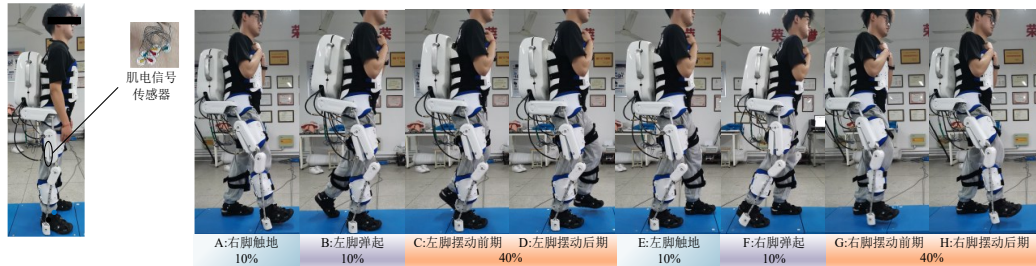


图 5-7 穿戴下肢外骨骼后的肌电信号采集

5.4.2 实验过程

在实验过程中，首先利用预处理模块对原始肌电信号进行滤波和去噪处理，确保信号的质量。然后，通过特征提取模块提取肌电信号的时域和频域特征，形成特征向量。最后，使用分类识别模块对特征向量进行分类识别，分别采用支持向量机、BP 神经网络、基于遗传算法优化 BP 神经网络三种分类模型进行实验。此外，为了评估不同特征组合对分类效果的影响，我们还分别使用了单一特征和多种特征组合进行分类实验。

5.4.3 实验结果与分析

为了验证设计的软件的可行性与可靠性，首先，通过信号预处理模块对采集的原始肌电数据进行滤波降噪处理，有效去除工频干扰等噪声成分。接着利用特征提取模块从处理后的信号中提取具有代表性的特征参数，为后续的模式识别提供有效的特征输入，最后将提取的数据导入 GA-BP 模型中使其进行分类识别。在对肌电信号提取后得到的不同特征数据集中的分类正确率如图 5-8 所示。

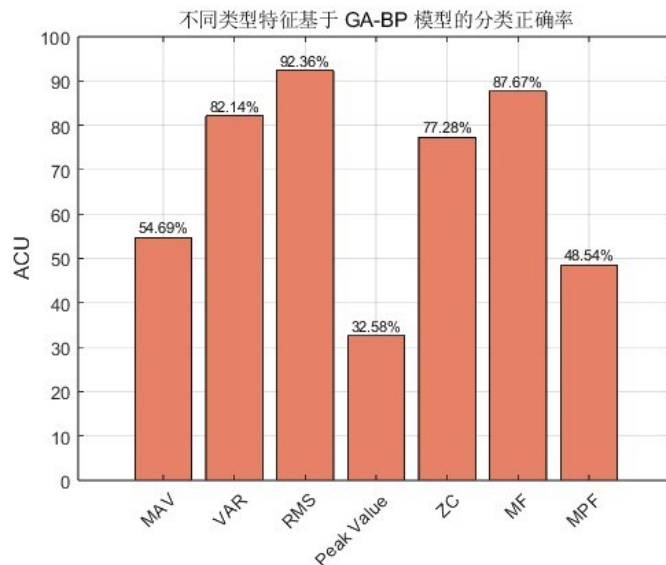


图 5-8 不同类型特征基于 GA-BP 模型的分类正确率

实验结果表明，在 GA-BP 分类模型中，时域特征 RMS 对四种下肢运动模式的区分能力最为显著，其识别准确率达到 92.36%；相比之下，Peak Value 特征的分类性能最不理想，准确率仅为 32.58%。

除此之外，虽然基于遗传算法优化后 GA-BP 模型在对于表面肌电信号的运动状态的识别过程中准确率达到 98.5%，但是所训练的肌电数据特征集全部来源于同一个肌电数据集，均是通过对总的数据集随机划分而来，并不可以验证优化后的模型对新的肌电数据所代表的运动状态分类识别的准确性，为验证模型对不同个体的适用性，即对不同的肌电数据集所代表的运动状态的分类识别准确率，本实验通过采集 4 名不同实验对象新的肌电数据集进行验证。

通过之前的采集方式，对 4 名不同实验对象进行肌电数据采集，同时使用本章设计的软件预处理以及特征提取模块对原始的肌电数据进行相应的处理后，得到用来预测的新的肌电数据集。最后通过软件中分类识别模块训练好的 GA-BP 模型对新的肌电数据集进行预测，得到的结果如图 5-9 所示：

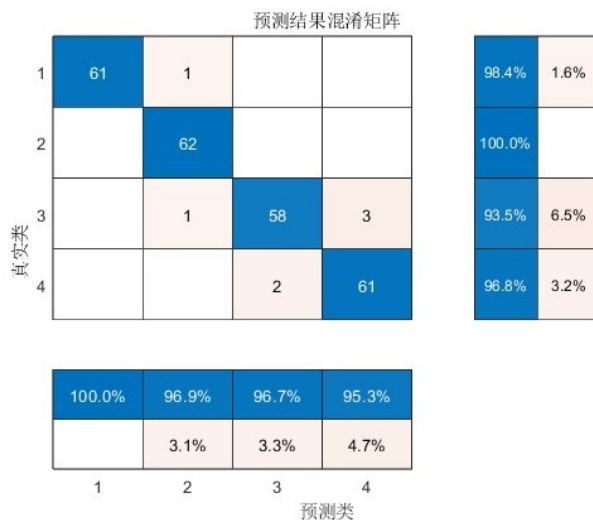


图 5-9 预测结果的混淆矩阵图

样本预测的实际结果如图 5-10 所示：

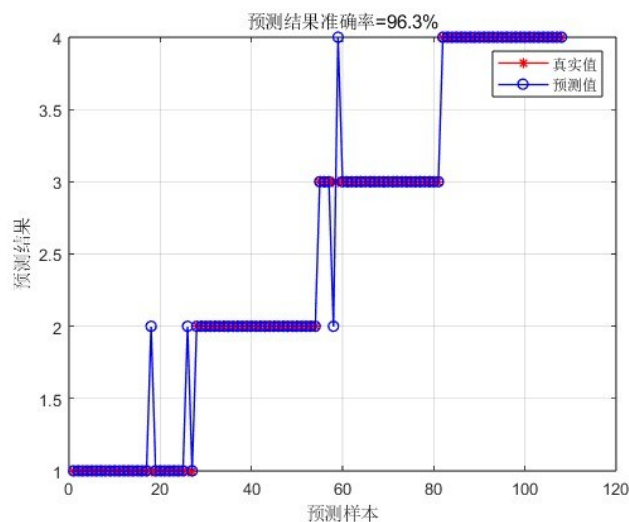


图 5-10 样本预测实际结果

最终通过将四名新的受试者作为测试对象，采用改进后的遗传算法优化后的 GA-BP 模型对新的肌电信号数据进行预测。得到该模型在下肢四种运动模式的分类识别中取得了 96.3% 的准确率。与前章在相同样本集下获得的识别准确率相比，差异仅在 3% 左右。验证了本文基于表面肌电信号的 GA-BP 模型在下肢运动状态识别中的适用性可靠性。

5.5 本章小结

本章详细介绍了下肢运动状态识别应用软件的设计与实现过程，并通过一系列实验验证了其可行性和有效性。软件基于 MATLAB 的 App Designer 工具开发，具有友好的用户界面和强大的功能，能够实现从肌电信号预处理到运动状态识别的全过程分析。此外，软件还提供了直观的坐标图功能，方便用户对实验结果进行分析。为下肢外骨骼机器人的运动状态的研究和应用提供了一个有效的工具。

最后，通过对 4 名新的实验对象采集的新的肌电数据，采用此软件分类识别模块中已训练好的 GA-BP 模型对处理后新的肌电数据集进行预测，得到的识别准确率为 96.3%，验证了优化后的 GA-BP 模型在下肢运动状态识别中的适用性与可靠性。

第 6 章 总结与展望

6.1 论文总结

在穿戴式下肢外骨骼机器人的运动过程中，对人体的运动状态判别是最重要的环节，而肌电信号的反应则可以超前于人体的实际动作，所以肌电信号可以为人体运动状态的预判而提供依据。因此本文基于表面肌电信号的下肢外骨骼机器人运动识别展开研究，通过分析人体下肢结构与步态特征，采集并处理表面肌电信号，最终实现了对下肢运动状态的高准确率识别。具体工作总结如下：

（1）从生物力学角度详细分析了人体下肢关节（髋、膝、踝）的运动机制与步态周期特征，将步态划分为支撑期与摆动期，并细分为 8 个子阶段。基于解剖学原理，选择股二头肌、腓肠肌和股内侧肌作为肌电信号采集的关键肌肉群。通过设计多通道表面肌电信号采集系统，构建了可穿戴式数据采集平台，并规范了电极贴附位置与皮肤预处理流程，确保信号采集的准确性和一致性。实验数据表明，该平台能够有效捕捉下肢运动时的生物电信号，为后续处理与分析提供了高质量的数据基础。

（2）针对肌电信号中的噪声问题，提出了一种基于小波阈值结合自适应阈值和 EMD 分解的去噪方案。通过对比巴特沃斯滤波器、传统小波去噪与改进算法的效果，验证了该方案在保留信号关键特征的同时显著提升了信噪比。在特征提取方面，采用滑动窗口技术提取时域特征（MAV、VAR、RMS、Peak、ZC）和频域特征（MF、MPF），并构建了 12 维特征向量。实验表明，RMS 与 MF 特征在区分不同运动模式时表现最优，为分类模型提供了高区分度的输入数据。

（3）针对运动状态识别准确率不高的问题，设计了 SVM、BP 神经网络和 GA-BP 分类模型。SVM 模型的识别准确率为 80.67%，BP 神经网络模型的识别准确率为 92.5%，而 GA-BP 模型的分类正确率达到了 98.5%。实验结果表明，GA-BP 模型在下肢运动模式分类中具有更高的准确率和更快的训练速度。

（4）基于 MATLAB 的 App Designer 工具，开发了一款集成信号预处理、特征提取与分类识别的交互式软件。软件支持多算法选择如巴特沃斯滤波、小

波去噪、GA-BP 分类等，并通过实验验证了其可行性。测试结果表明，GA-BP 模型在时域特征 RMS 下的分类准确率达 92.36%，显著优于其他特征组合。软件功能模块化设计与可视化界面，为用户提供了便捷的操作体验，降低了肌电信号处理的技术门槛。

6.2 研究展望

本文基于表面肌电信号对人体下肢的四种运动状态进行了分类识别研究，虽然在下肢外骨骼机器人运动识别方面取得了一定的成果，但在研究过程中仍存在一些不足之处，有待在未来的研究中进一步改进和完善，具体体现在以下几个方面：

（1）本文主要基于表面肌电信号进行人体运动状态的分类识别，但使用单一的肌电传感器容易受到外部干扰，导致肌电传感器输出错误的信号和数据，未来可以考虑融合更多的生物信号和机械传感器数据，以进一步提高运动识别的准确性和鲁棒性。

（2）目前的软件和算法在实时性和便携性方面还有待提高。未来还需优化算法，减少计算复杂度，开发便携式设备，以实现下肢外骨骼机器人在实际应用中的实时运动识别。

本文在基于表面肌电信号的下肢外骨骼机器人运动识别方面取得了一定的成果，但仍需在数据集扩展、多模态信息融合、实时性与便携性、临床应用验证和个性化康复训练等方面进行进一步研究，以推动下肢外骨骼机器人技术的发展和應用。

目前，我国在下肢辅助外骨骼机器人研发方面已取得了不错的成果，但就整体技术水平而言，现有的下肢助力外骨骼机器人仍存在一些不足，不能够更好地满足使用者的实际需求。未来，仍需在数据集扩展、多模态信息融合、实时性与便携性、临床应用验证和个性化康复训练等方面进行进一步研究，以推动下肢外骨骼机器人技术的发展和應用。

参考文献

- [1] YOUNG A J, FERRIS D P. State of the art and future directions for lower limb robotic exoskeletons [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 25(2): 171-82.
- [2] 李向新, 田岚, 郑悦, 等. 一种下肢运动意图识别算法性能实时测评系统[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41: 99-107.
- [3] 李龙飞, 朱凌云, 苟向锋. 可穿戴下肢外骨骼康复机器人研究现状与发展趋势 [J]. 医疗卫生装备, 2019, 40: 89-97.
- [4] ZHANG Y-P, CAO G-Z, LI L-L, et al. Interactive control of lower limb exoskeleton robots: A review [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(5): 5759-84.
- [5] 耿子贺. 骑乘式下肢助力外骨骼机器人运动控制研究 [D]; 山东建筑大学, 2022.
- [6] YU X, PEI Z. Feature Decoupling for Multimodal Locomotion and Estimation of Knee and Ankle Angles Implemented by Multi-model Fusion [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2024.
- [7] ESCALONA M J, BOURBONNAIS D, LE FLEM D, et al. Effects of robotic exoskeleton control options on lower limb muscle synergies during overground walking: An exploratory study among able-bodied adults [J]. Neurophysiologie Clinique, 2020, 50(6): 495-505.
- [8] 宋露露. 基于人体运动机理的下肢康复机器人逆动力学建模及仿人控制研究 [D]; 中原工学院, 2023.
- [9] 朴泓德. 适用于下肢助力型外骨骼机器人的步态分类研究 [D]; 延边大学, 2022.
- [10] ZHAO J, HOU H, NIU X, et al. Virtual torque control combining with modal decoupling research for hydraulic-driven lower limb exoskeleton robot [J]. ISA Transactions, 2025.
- [11] WANG Y, ZAHEDI A, ZHAO Y, et al. Extracting human-exoskeleton interaction torque for cable-driven upper-limb exoskeleton equipped with torque sensors [J]. IEEE/ASME Transactions on mechatronics, 2022, 27(6): 4269-80.

- [12] 王瑗琿, 胡宁宁, 喻俊, 等. 基于步态数据的机器人鲁棒自适应 PD 控制[J]. 控制工程, 2021, 28: 1738-46.
- [13] 汪步云, 缪龙, 吴臣, 等. 肌电和足压信息融合的外骨骼步态识别[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45: 278-87.
- [14] AKBARI M, MEHR J K, MA L, et al. Uncertainty-aware safe adaptable motion planning of lower-limb exoskeletons using random forest regression [J]. Mechatronics, 2023, 95: 103060.
- [15] ZHENG J, LI Z, HUANG L, et al. A GMM-DTW-based locomotion mode recognition method in lower limb exoskeleton [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(20): 19556-66.
- [16] NORONHA B, NG C Y, LITTLE K, et al. Soft, lightweight wearable robots to support the upper limb in activities of daily living: a feasibility study on chronic stroke patients [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2022, 30: 1401-11.
- [17] ZHANG S, FAN L, YE J, et al. An intelligent rehabilitation assessment method for stroke patients based on lower limb exoskeleton robot [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023, 31: 3106-17.
- [18] WANG W, ZHAO C, LI X, et al. Research on multimodal fusion recognition method of upper limb motion patterns [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [19] WANG G, LIU Y, LIU K, et al. sEMG data driven-based anti-disturbance control enables adaptive interaction of lower limb rehabilitation exoskeleton [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2024, 94: 106347.
- [20] LIAO H, CHAN H H-T, GAO F, et al. Proxy-based torque control of motor-driven exoskeletons for safe and compliant human-exoskeleton interaction [J]. Mechatronics, 2022, 88: 102906.
- [21] WANG W, REN H, SU S, et al. A Brain-Inspired Decision-Making method for upper limb exoskeleton based on Multi-Brain-Region structure and multimodal information fusion [J]. Measurement, 2025, 241: 115728.

- [22] CAO W, CHEN C, WANG D, et al. A lower limb exoskeleton with rigid and soft structure for loaded walking assistance [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 7(1): 454-61.
- [23] CAULCRICK C, HUO W, HOULT W, et al. Human joint torque modelling with MMG and EMG during lower limb human-exoskeleton interaction [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 7185-92.
- [24] ZHAN Y, ZHANG W, HOU Z, et al. Non-anthropomorphic passive load-bearing lower-limb exoskeleton with a reconfigurable mechanism based on mechanical intelligence [J]. Mechanism and Machine Theory, 2024, 201: 105753.
- [25] ZHOU L, CHEN W, CHEN W, et al. Design of a passive lower limb exoskeleton for walking assistance with gravity compensation [J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 150: 103840.
- [26] SHI D, ZHANG W, WANG L, et al. Joint-angle adaptive coordination control of a serial-parallel lower limb rehabilitation exoskeleton [J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2022, 4(3): 775-84.
- [27] LI H-C, MOFID O, MOBAYEN S, et al. Barrier function-based prescribed performance trajectory tracking control of wheelchair upper-limb exoskeleton robot under actuator fault and external disturbance: Experimental verification [J]. ISA transactions, 2025, 157: 530-42.
- [28] TSUKAHARA A, HASEGAWA Y, EGUCHI K, et al. Restoration of gait for spinal cord injury patients using HAL with intention estimator for preferable swing speed [J]. IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2014, 23(2): 308-18.
- [29] LONG Y, DU Z-J, WANG W-D, et al. Human motion intent learning based motion assistance control for a wearable exoskeleton [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 49: 317-27.
- [30] 李保坤, 陶珍钰, 卞云豪. 可穿戴式下肢外骨骼康复机器人设计与分析 [J]. 兰州工业学院学报, 2024, 31(05): 65-9.
- [31] 王华军, 胡连信, 王泽峰, 等. 下肢医疗康复外骨骼机器人的研究进展[J]. 医疗

- 卫生装备,2025,46: 88-100.
- [32] 俞志鹏. 下肢康复外骨骼人体运动意图识别研究 [D]; 中国科学技术大学, 2023.
- [33] 刘子旭. 液驱下肢外骨骼运动预测与虚拟力矩控制研究 [D]; 燕山大学, 2023.
- [34] 莫敦成, 王建生, 王宏民. 一种可穿戴式髋关节外骨骼的设计与仿真 [J]. 机械工程师, 2024, (10): 78-83.
- [35] LIU Q, WANG S, DAI Y, et al. Two-dimensional identification of lower limb gait features based on the variational modal decomposition of sEMG signal and convolutional neural network [J]. Gait & Posture, 2025, 117: 191-203.
- [36] VIDYASAGAR K C, KUMAR K R, SAI G A, et al. Signal to image conversion and convolutional neural networks for physiological signal processing: A review [J]. IEEE Access, 2024.
- [37] 吴臣. 下肢外骨骼机器人人机运动相融机理及其评价方法研究 [D]; 安徽工程大学, 2022.
- [38] GAO F, TIAN T, YAO T, et al. Human gait recognition based on multiple feature combination and parameter optimization algorithms [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021(1): 6693206.
- [39] LIU J, ZHOU X, HE B, et al. A novel method for detecting misclassifications of the locomotion mode in lower-limb exoskeleton robot control [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 7779-85.
- [40] XIONG H, DENG Y, FENG B, et al. Gaitgs: Temporal Feature Learning in Granularity And Span Dimension for Gait Recognition; proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), F, 2024 [C]. IEEE.
- [41] 王启宁, 郑恩昊, 许东方, 等. 基于非接触式电容传感的人体运动意图识别[J]. 机械工程学报, 2019, 55: 19-27.
- [42] MO Y, HAN H, LIU Y, et al. A tactile sensor based on piezoresistive effect and electromagnetic induction [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2022, 344: 113716.
- [43] PARK J S, LEE C M, KOO S-M, et al. Gait phase detection using force sensing

- p resistors [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(12): 6516-23.
- [44] MENG L, MARTINEZ-HERNANDEZ U, CHILDS C, et al. A practical gait feedback method based on wearable inertial sensors for a drop foot assistance device [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(24): 12235-43.
- [45] HAN Y C, WONG K I, MURRAY I. Gait phase detection for normal and abnormal gaits using IMU [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(9): 3439-48.
- [46] DING S, OUYANG X, LIU T, et al. Gait event detection of a lower extremity exoskeleton robot by an intelligent IMU [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(23): 9728-35.
- [47] ZHU C, LUO L, MAI J, et al. Recognizing continuous multiple degrees of freedom foot movements with inertial sensors [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2022, 30: 431-40.
- [48] SEMWAL V B, GUPTA A, LALWANI P. An optimized hybrid deep learning model using ensemble learning approach for human walking activities recognition [J]. The Journal of Supercomputing, 2021, 77(11): 12256-79.
- [49] WANG J, WU D, GAO Y, et al. Integral real-time locomotion mode recognition based on GA-CNN for lower limb exoskeleton [J]. Journal of Bionic Engineering, 2022, 19(5): 1359-73.
- [50] BIJALWAN V, SEMWAL V B, MANDAL T. Fusion of multi-sensor-based biomechanical gait analysis using vision and wearable sensor [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(13): 14213-20.
- [51] ABIDI M H. Multimodal data-based human motion intention prediction using adaptive hybrid deep learning network for movement challenged person [J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 30633.
- [52] 李正正. 基于生机信息融合的外骨骼机器人助行稳定性分析及步态优化研究 [D]; 安徽工程大学, 2023.
- [53] 兰旭腾. 穿戴式上肢康复机器人设计与交互控制方法研究 [D]; 长春工业大学, 2023.
- [54] 张鑫. 踝关节多自由度康复机器人研究 [D]; 北京石油化工学院, 2022.

- [55] 柳金康. 基于多源信息融合的人体下肢运动意图识别技术研究 [D]; 北方工业大学, 2023.
- [56] ASSOCIATION A S D C O C A W. 阿尔茨海默病与帕金森病步态分析的中国专家共识 [J]. 中华老年心脑血管病杂志, 2021, 23(11): 1141-5.
- [57] 黄孜君, 吴建美. 外骨骼式下肢康复训练器的设计探究 [J]. 南方农机, 2021, 52(05): 98-100.
- [58] RYU J, LEE B-H, KIM D-H. sEMG signal-based lower limb human motion detection using a top and slope feature extraction algorithm [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 24(7): 929-32.
- [59] WANG K, CHEN X, WU L, et al. High-density surface EMG denoising using independent vector analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(6): 1271-81.
- [60] AGOSTINI V, KNAFLITZ M. An algorithm for the estimation of the signal-to-noise ratio in surface myoelectric signals generated during cyclic movements [J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2011, 59(1): 219-25.
- [61] WANG J, SUN Y, SUN S. Recognition of muscle fatigue status based on improved wavelet threshold and CNN-SVM [J]. IEEE Access, 2020, 8: 207914-22.
- [62] RANI G J, HASHMI M F, MUHAMMAD G. Variational Mode Decomposition and Empirical Wavelet Transform-Based Feature Extraction and Ensemble Classifier for Lower Limb Movement Prediction with Surface Electromyography Signal [J]. IEEE Access, 2024.
- [63] CHIANG J, WANG Z J, MCKEOWN M J. A windowed eigenspectrum method for multivariate semg classification during reaching movements [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15: 293-6.
- [64] 王毓. 基于可穿戴数据人体下肢模式与相位识别的运动意图研究 [D]; 中国科学技术大学, 2023.
- [65] 曾超. 基于表面肌电信号的上肢动作意图识别 [D]; 电子科技大学, 2023.

攻读硕士专业学位期间学术成果

1.参加企业技术改造或新产品开发

[1] 第一作者. 下肢外骨骼机器人运动识别方案

2.申请的知识产权

[1] 第一发明人. 一种新型模块化下肢外骨骼装置 [P]. (在审)

致谢

行文于此，落笔终，已经写到了论文的最后章节，三年的硕士生涯也即将结束，三年的时光仿佛弹指一挥间，这三年来目光所及之处，皆是我度过的人生中最青春的年华，纵有万般不舍，但仍然心怀感激。

首先我要特别感谢我的导师汪步云老师、桃李不言，汪老师有着严谨的教学态度和丰富的学科知识，但却是刀子嘴豆腐心，对于我的决定总是给予理解和支持，对我很多不懂事的做法也始终给予包容，同时也教会了我很多做人的道理，这些都是我以后人生路上宝贵的经验，万语表达不了我对您的崇拜，在此，忠心的向汪老师表示感谢，我会牢记您告诫我的每一句话并时刻反省自己。

其次我要感谢我的家人，感谢家人对我二十多年的悉心照顾，让我无忧无虑的长大，衣食不愁，快乐健康的成长少不了家人的陪伴与支持，对我今后的路他们也义无反顾的支持我、信任我，同时还要感谢我的女朋友包琪对我的关心、理解和尊重，陪伴我度过了三年的研究生生活，让我拥有生活的动力，因为有你，我拥有了幸福和安心。

再者我要感谢我的朋友严翕然、史瑞方、盛浩、任思源，感恩相遇，有你们的存在使我这三年并不枯燥，感恩知己，我们一起努力，一起进步，虽然最终我们都会天各一方，但是希望你们能够前程似锦以梦马，不负韶华。能够陪伴在我身边的朋友们，希望你们无论之后是在哪里生活、哪里工作，能够健康快乐。

最后，诚挚的感谢各位评审专家和答辩组的各位老师，感谢你们付出的辛勤工作，为我的论文提出宝贵的建议和指导。

尚德敏学 唯实惟新

