

分类号： TP242.3

学校代码:10363

密 级： 公开

学 号： 2220130102



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于肌电意图识别的协作型
上肢康复机器人运动控制研究

论 文 作 者 包琪

校 内 导 师 刘玉飞（副教授）

校 外 导 师

专业学位类别 人工智能

研究方向（领域） 机器人智能作业系统

论文提交日期： 2025 年 5 月 20 日

分类号：TP242.3

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2220130102

安徽工程大学

基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制研究

RESEARCH ON UPPER LIMB REHABILITATION MOTION CONTROL BASED ON COLLABORATIVE ROBOTS AND MYOELECTRIC INTENTION RECOGNITION

学 生 姓 名：包琪

指 导 教 师：刘玉飞（副教授）

专业学位类别：人工智能

研 究 方 向：机器人智能作业系统

答辩时间：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：包慎

日期：2025年5月20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：

包慎

日期：2025 年 5 月 20 日

指导教师签名：



日期：2025 年 5 月 20 日

基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制研究

摘 要

康复机器人在上肢运动障碍患者的康复治疗中具有重要的应用前景。现有上肢康复模式存在装置占地空间大、训练模式单一、康复运动控制方式忽略人体主动意图、患者主动参与度低等问题。本文提出一种基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制方法，通过肌电信号识别上肢手臂的运动意图并用以康复机器人的运动控制，为上肢康复机器人的系统设计和运动控制提供一种新的模式。本文主要的研究内容如下：

（1）基于协作机器人的上肢康复模式设计分析。针对现有上肢康复装置存在的柔性化程度低和占地空间大问题，设计一种基于协作机器人的协作型上肢康复机器人系统和上肢康复运动模式，并对上肢康复机器人系统的运动学和动力学轨迹特性进行分析。

（2）上肢表面肌电信号采集系统设计。针对表面肌电信号采集过程中存在的噪声干扰、信号不稳定等问题，设计一种上肢表面肌电信号采集系统，实现肌电信号数据的预处理，设计上肢表面肌电信号采集测试方案，通过时域指标和频域指标对采集数据进行特征信号提取。

（3）基于肌电信号的上肢康复运动意图识别。针对传统的康复运动控制方式存在忽略人体主动意图、患者主动参与度低等问题，设计了基于肌电信号的上肢康复运动意图识别方案。采用传统机器

学习方法和卷积神经网络对运动意图进行识别分析，确定了上肢康复运动意图识别算法，实现上肢康复运动意图识别。

（4）康复运动控制系统设计及实验测试。设计协作型上肢康复机器人运动控制系统，开发协作型上肢康复机器人运动控制系统的上位机程序，搭建协作型上肢康复机器人运动控制实验系统；通过上肢康复机器人运动控制实验测试，验证本文提出的基于肌电意图识别的上肢康复机器人运动控制方案的可行性。

关键词：上肢康复，协作机器人，肌电信号，意图识别，运动控制

RESEARCH ON UPPER LIMB REHABILITATION MOTION CONTROL BASED ON COLLABORATIVE ROBOTS AND MYOELECTRIC INTENTION RECOGNITION

ABSTRACT

Rehabilitation robots hold significant application prospects in the rehabilitation treatment of patients with upper limb motor dysfunction. Current upper limb rehabilitation paradigms suffer from issues such as excessive space occupation by devices, monotonous training modalities, neglect of human intentional control in motion strategies, and low active engagement of patients. This paper proposes a collaborative upper limb rehabilitation robot motion control method based on electromyographic (EMG) intention recognition, where EMG signals are used to identify the movement intentions of the upper limb and control the rehabilitation robot's motion. This approach provides a new model for the system design and motion control of upper limb rehabilitation robots. The main research contents of this paper are as follows:

(1) In the design and analysis of upper limb rehabilitation modes based on collaborative robots, this study addresses the limitations of current upper limb rehabilitation devices, including insufficient flexibility and excessive spatial footprint, by designing a collaborative robotic system for upper limb rehabilitation and corresponding rehabilitation motion

protocols. Furthermore, the kinematic and dynamic trajectory characteristics of the proposed robotic system are analyzed to evaluate its motion control performance and adaptability.

(2) Design of electromyography signal acquisition system on upper limb surface. In order to solve the problems of noise interference and signal instability in the process of surface EMG signal acquisition, a surface EMG signal acquisition system for the upper limb was designed to realize the preprocessing of EMG signal data, and a test scheme for the acquisition of EMG signals on the surface of the upper limb was designed, and the characteristic signals were extracted from the collected data through time domain indicators and frequency domain indicators.

(3) Upper limb rehabilitation exercise intention recognition based on electromyography signals. In order to solve the problems of ignoring the active intention of the human body and the low active participation of patients in the traditional rehabilitation exercise control methods, a rehabilitation exercise intention recognition scheme for upper limbs based on electromyography signals was designed. The traditional machine learning method and convolutional neural network were used to identify and analyze the motor intention, and the upper limb rehabilitation motor intention recognition algorithm was determined to realize the upper limb rehabilitation motor intention recognition.

(4) Design and experimental testing of rehabilitation motion

control system. Design the motion control system of the collaborative upper limb rehabilitation robot, develop the upper computer program of the motion control system of the collaborative upper limb rehabilitation robot, and build the motion control experimental system of the collaborative upper limb rehabilitation robot. Through the experimental test of upper limb rehabilitation robot motion control, the feasibility of the motion control scheme of upper limb rehabilitation robot based on electromyography intention recognition proposed in this paper was verified.

KEY WORDS: upper limb rehabilitation, collaborative robot, electromyographic signal, intention recognition, motion control

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.1.1 课题来源.....	1
1.1.2 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 康复机器人结构设计.....	2
1.2.2 康复机器人运动控制.....	5
1.3 主要研究内容.....	7
1.4 本章小结.....	8
第 2 章 基于协作机器人的上肢康复模式设计分析.....	9
2.1 协作型上肢康复机器人系统设计.....	9
2.2 上肢康复运动模式设计.....	9
2.3 协作型上肢康复机器人轨迹特性分析.....	10
2.3.1 运动学分析.....	11
2.3.2 动力学分析.....	14
2.3.3 仿真分析.....	20
2.4 本章小结.....	23
第 3 章 上肢表面肌电信号采集系统设计.....	24
3.1 上肢表面肌电信号采集系统设计.....	24
3.1.1 整体方案.....	24
3.1.2 采集设备.....	25
3.1.3 采集软件.....	26
3.2 上肢表面肌电信号采集测试.....	27
3.2.1 测试方案.....	27
3.2.2 测试流程.....	29

3.3 表面肌电信号降噪处理.....	30
3.3.1 噪声分析.....	30
3.3.2 巴特沃斯滤波器设计.....	31
3.4 表面肌电信号特征信号提取.....	33
3.4.1 时域指标.....	33
3.4.2 频域指标.....	34
3.5 本章小结.....	37
第 4 章 基于肌电信号的上肢康复运动意图识别.....	38
4.1 方案设计.....	38
4.2 运动意图识别.....	39
4.2.1 分类模型数据构建.....	39
4.2.2 传统机器学习算法.....	40
4.2.3 卷积神经网络.....	45
4.2.4 对比分析.....	46
4.3 本章小结.....	46
第 5 章 康复运动控制系统设计及实验测试.....	48
5.1 控制系统设计.....	48
5.2 实验系统.....	49
5.2.1 整体系统.....	49
5.2.2 硬件系统.....	49
5.2.3 软件系统.....	50
5.3 实验测试.....	57
5.4 结果分析.....	58
5.4.1 康复运动控制结果.....	58
5.4.2 康复效果评价.....	62
5.5 本章小结.....	63
第 6 章 结论与展望.....	64
6.1 结论.....	64
6.2 展望.....	65

参考文献.....	66
攻读硕士学位期间的主要学术成果.....	72
致谢.....	73

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

1.1.1 课题来源

本课题来源于安徽省高校优秀青年科研项目“弹性薄壁构件机器人磨抛系统柔顺交互控制机理研究”（项目号：2023AH030018）和校企合作产学研项目“医疗康复机器人系统关键技术研发”（项目号：HX2024-06-084）中有关机器人运动控制的相关内容。

1.1.2 研究背景及意义

国家通过《“健康中国 2030”规划纲要》、《关于加快推进康复医疗工作发展的意见》等政策，明确将康复医疗纳入公共卫生体系，并提出“每 10 万人口康复医师达 8 人”的目标。传统养老模式难以满足失能、半失能老人（约 4400 万）的医疗照护需求，护理院及社区疗养结合服务成为政策重点。传统康复治疗方式主要依靠康复治疗师以手动操作或借助一些传统的康复设备来为患者开展一对一的康复训练，然而在康复治疗师数量、康复效率以及医疗成本等层面，均难以契合患者的治疗需求^[1-3]。研究显示，超 90% 老年人倾向居家养老，智能康复设备^[4-6]（如远程监测系统、可穿戴设备）与人工智能技术^[7-9]的应用，显著提升了居家康复的可行性与效率，如图 1-1、图 1-2 所示。



图 1-1 传统康复治疗



图 1-2 智能康复设备

在当前社会背景下，我国面临日益严重的人口老龄化问题（60 岁及以上人口占比已达到 21.1%），同时慢性病的高发与残疾人群体的不断扩大（康复需求总人数超过 4.6 亿）促使康复服务需求显著增加^[10]。老年人群体尤其在术后

康复^[11]、慢性病管理及失能照护^[12-14]方面表现出迫切需求，而中青年群体因运动损伤与亚健康问题，亦逐渐成为新兴的康复服务需求主体^[15]。此外，随着居民健康意识的不断提升，康复服务逐渐从单纯的“治疗导向”模式向涵盖“预防-治疗-康复”全生命周期的综合模式转变，居家康复与社区康复等便捷的服务模式因其便利性而受到越来越多的青睐^[16]，如图 1-3 所示。



图 1-3 社区康复

康复机器人的发展需求是基于其特有的系统优势，这些优势可以有效缓解康复治疗师资源匮乏及人工康复过程中所遇到的时间和经济成本问题。协作机器人作为一种新型的机器人，能让患者与机器人之间的交流更加流畅，并且机器人操作简单、安全性较高、灵活性好，为上肢康复训练提供了新的可能性^[17,18]。本文基于协作机器人设计一种协作型上肢康复机器人系统，基于肌电意图识别开展协作型上肢康复机器人运动控制研究具有重要的理论意义和实际应用价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 康复机器人结构设计

康复机器人技术研究的核心目标在于实现多学科交叉融合，通过整合康复医学理论与智能机械工程原理，构建具备临床适应性的智能化康复辅助系统。康复装置作为康复机器人系统的物理载体，结构设计直接决定了设备的生物力学适配性、训练模式多样性及临床干预有效性。

崔祯等人针对绳牵引上肢康复机器人在人体交互时的动态稳定性问题，在综合考虑绳索的形变、摩擦和出绳点因素的基础上，设计了一种绳牵引上肢康

复机器人^[19]，如图 1-4 所示。何平等针对铝型材牵引生产时形成弯曲、拧扭等缺陷，设计一种具有高精度轻量化铝型材智能牵引机器人^[20]，如图 1-5 所示。对机器人本体轻量化结构出现问题进行了多次优化，满足了铝型材高效率恒张力牵引的生产要求。

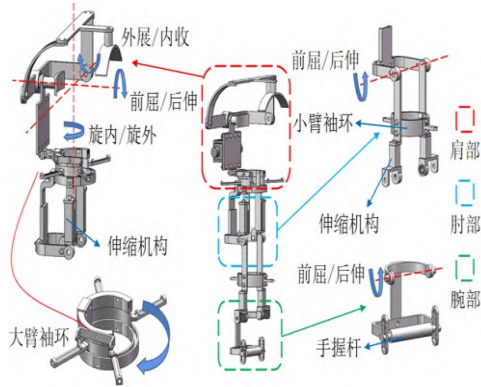


图 1-4 绳牵引上肢康复装置

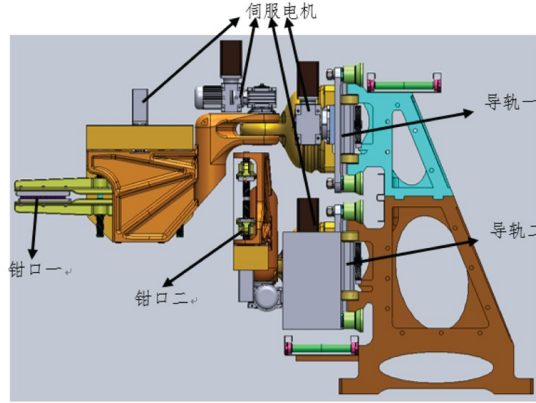


图 1-5 轻量化铝型材智能牵引装置

张恩惠等人设计的基于平面五杆机构的人体下肢康复装置^[21]，如图 1-6 所示，该装置具有简单可靠的特点，通过运动学分析以及软件仿真分析，满足了患者不同康复阶段的训练需求。唐耕设计了一种可以实现四种训练模式的肌力训练装置^[22]，如图 1-7 所示，以 STM32 控制器为核心，控制驱动器和伺服电机完成训练。

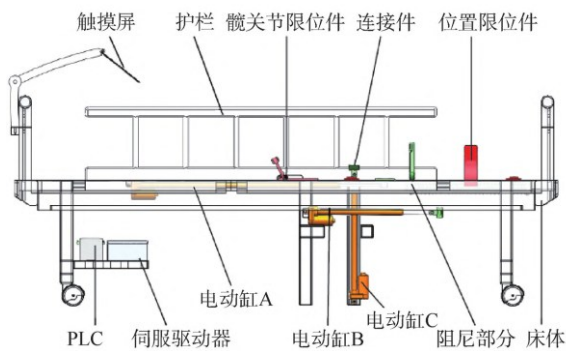


图 1-6 基于平面五杆机构的人体下肢康复装置



图 1-7 肌力训练装置

梁辉等人提出了一种 5R+异形 3-RPS 的混联上肢康复外骨骼机构^[23]，图 1-8 所示，可以实现 7 个自由度的上肢康复训练，解决了现有上肢康复外骨骼结构复杂以及腕部康复效果不佳的问题。Seddiki 讨论了封闭肌肉链中下肢康复装置的控制结构的设计^[24]，如图 1-9 所示，基本运动的顺序由相对于用户在设备上施加的努力测量的阈值触发，提高了用户在康复训练中的积极性，实现了完整

的康复训练。

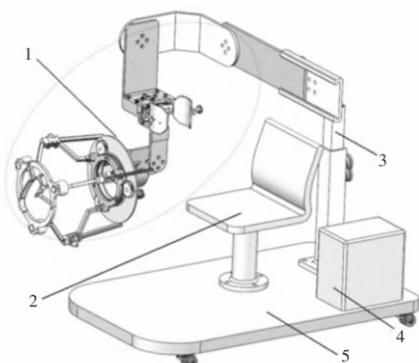


图 1-8 下肢康复装置

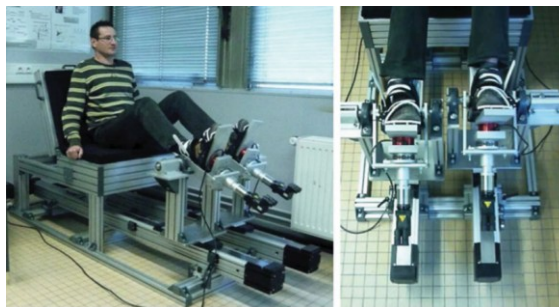


图 1-9 下肢康复外骨骼机构

Bardi 等人提出一种基于模型的张力控制器^[25]，如图 1-10 所示，在上肢电缆驱动中移除力传感器，用数据驱动的摩擦识别。Hao 等人在电缆驱动的手部外骨骼上配备双向力传感器^[26]，如图 1-11 所示，可实现单个手指关节的恒定速度伸展和弯曲，同时记录关节扭矩和角度。

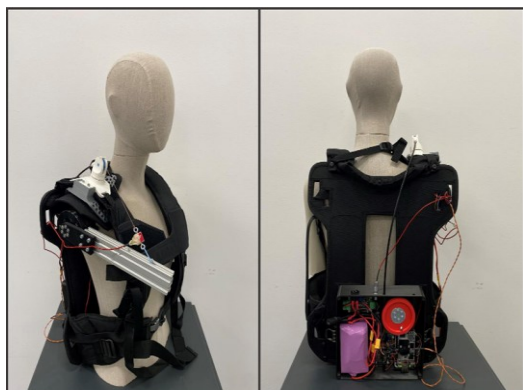


图 1-10 背部张力控制器

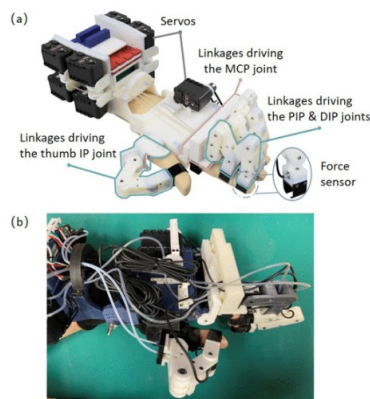


图 1-11 电缆驱动的手部外骨骼

Yu 等人介绍了一种采用连杆式设计的康复外骨骼^[27]，如图 1-12 所示，由气动肌腱驱动，驱动扭矩通过多个连杆传递到腿部矫形器，该控制器能够直接调整控制输入中的颤振强度，并通过引入非零代理质量和误差变换来确保系统瞬态/稳态性能。Kadokura 等人使用气动人工肌腱^[28]，如图 1-13 所示，根据其可变形的形态来检测步态阶段，其内部压力会随着佩戴者的步态而变化。

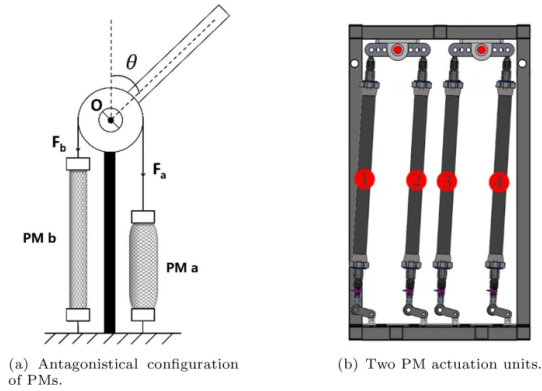


图 1-12 连杆式外骨骼

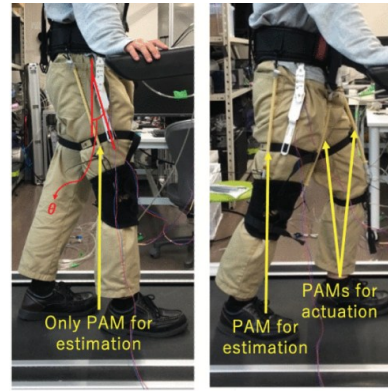


图 1-13 气动外骨骼

1.2.2 康复机器人运动控制

目前，临床上对于患者的康复训练模式主要有被动式康复训练、阻抗式康复训练和主被动式康复训练^[29]。其中，被动式康复训练模式是当患者进入早期康复训练阶段，且上肢完全丧失自主完成特定运动的能力时，上肢康复机器人将提供全面的辅助支持，协助患者通过外部动力来完成康复训练动作。阻抗式康复训练模式是在患者康复进程进入后期阶段，当患者具有相对较为全面的运动能力，借助机器人施加阻力来达成肢体的对抗训练。主被动式康复训练模式是当患者的身体恢复到一定程度并具备一定的自主运动能力，但其肌肉力量又不能够完成训练任务时，上肢康复机器人将提供适当的外部力量支持，协助患者完成康复训练。

传统康复机器人运动控制以预设程序和 PID 闭环反馈为主，虽能保障基础训练稳定性，但灵活性不足^[30]；智能化控制则通过自适应算法^[31]（如滑模控制）、模糊逻辑/神经网络^[32,33]等动态调整辅助策略，结合患者肌电信号、力传感器等多源数据实现个性化训练，如图 1-14 所示。近年来，意图驱动控制^[34-36]成为热点，利用肌电信号解码运动需求^[37,38]或通过脑机接口识别运动想象指令^[39,40]，如图 1-15、图 1-16 所示。

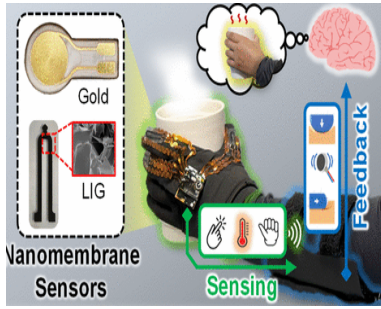


图 1-14 物理信号

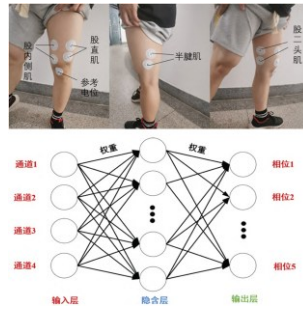


图 1-15 肌电信号



图 1-16 脑电信号

ROSSI 等人提出了一种分布式测量的交互力，该力主要作用在用户和机器之间接触的全空间内，插入一个硅胶传感器，可应用于不同的环境中^[41]。Federico 等人将弹性绳或弹簧组成的矫形器，可以使患者手指自主运动^[42]。张洋等人提出了以表面肌电信号预测人体平地行走状态，采用 DE 算法得出优化的样本种群进行 BP 神经网络模型的分类训练，正确率高达 86%^[43]。CLAROS 等人提出一种新的驱动系统，可以根据患者需要的接触力，提供合适大小的力^[44]。Liu 提出了一个基于 DL 的框架来识别复杂的表面肌电图信号，利用多途径方法获取原始表面肌电图信号，在时频域中处理它们，并使用多尺度卷积网络提取特征^[45]。然后并行分析处理后的表面肌电图特征以提高准确性。Karakullukcu 等人集成了两种运动的脑电图特征来训练特定主题的机器学习模型，解决了上肢在适应不同重量和调节握力方面的问题^[46]。

Beenish 引入了一种将三重浅层卷积神经网络与基于深度遗传算法适应度形成的通道选择方法相结合的新方法，用于复杂的肢体运动分类^[47]。Schulte 等人使用演示遗传算法的功能，并提出一个性能优于最先进的特征集的特征集，通过实验验证了基于遗传算法的选定特征的特征集优于最先进的特征集^[48]。Craig 等人探讨了使用无创脑电图解码语音特征的可行性，使用经过优化的深度学习模型（包括带和不带注意力模块的卷积神经网络和递归神经网络），最小化可训练参数并利用较小的输入窗口大小进行实时应用^[49]。Ma 等人设计了一种超高密度脑电图系统来解码手臂多向运动，提出了一种结合主成分分析和判别空间模式的空间过滤方法，对于上肢运动障碍者恢复独立的自理能力具有重要意义^[50]。马加翼等人提出了与神经信号源相匹配的拟人手腕驱动器和运动链的配置方法，构建了人造手腕拟人连续运动的智能控制系统，并做实验验证了可以通过神经信号操纵仿真手腕^[51]。

通过分析可以看出，现有的上肢康复机器人结构形式主要是以固定支撑和刚性结构为主，存在占地空间大、柔性化程度低、康复运动模式单一等问题，同时传统的康复运动控制方式忽略人体主动意图，患者主动参与度低。基于意图驱动康复机器人控制挑战集中于生物信号噪声抑制、算法实时性优化，未来康复机器人将向轻量化可穿戴、多模态数据融合及生物能驱动等方向发展。协作机器人具有高柔性、精确控制和适应性强等优势，能够解决传统康复机器人在灵活性、个性化治疗以及患者参与度等方面存在的不足，基于协作机器人的康复训练模式，患者可以更自然地与机器人进行互动，主动参与康复训练过程，从而提高患者的训练积极性和康复治疗效果。为此，本文设计一种基于协作机器人的协作型上肢康复机器人系统，通过肌电信号识别上肢手臂的运动意图并用以康复机器人的运动控制，为上肢康复机器人的系统设计和运动控制提供一种新的模式。

1.3 主要研究内容

本文从两个方面对国内外研究现状进行论述，针对存在的问题进行分析，对基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制问题进行研究，主要在以下几个方面开展研究工作：

第 1 章：结合基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制研究存在的问题，介绍课题的研究背景及意义，分析现有的康复装置、康复运动控制的研究现状，提出本课题的研究思路和研究内容。

第 2 章：开展基于协作机器人的上肢康复模式设计分析，设计一种基于协作型上肢康复机器人系统，并对上肢康复机器人系统的运动学和动力学轨迹特性进行分析。

第 3 章：开展基于上肢表面肌电信号的采集系统设计，针对该采集系统设计一套基于上肢表面肌电信号的采集测试方案，并对上肢表面肌电信号进行采集测试，将采集的肌电信号数据通过巴特沃斯滤波器进行去噪处理，使用时域和频域进行特征提取。

第 4 章：开展基于表面肌电信号的意图识别，使用自建的数据集，分析传统学习算法（线性判别、朴素贝叶斯分类器、最近邻分类器和支持向量机）与

卷积神经网络，并对其准确率进行对比，确定准确率最高的算法进行意图识别。

第 5 章：开展基于肌电信号和意图识别，基于 LABVIEW 软件设计并搭建了一套协作型上肢康复机器人运动控制系统，选取多位被试者对实验系统进行验证，实现了基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人的运动控制。

第 6 章：总结与展望。对本文的研究内容进行概述，结果进行总结，并展望课题的后续研究方向。

1.4 本章小结

本章对现有上肢康复机器人结构设计和康复运动控制进行阐述，总结分析现有上肢康复机器人康复训练模式存在的不足，提出开展基于协作机器人的上肢康复机器人系统设计及运动控制研究，介绍了课题的主要研究内容。

第2章 基于协作机器人的上肢康复模式设计分析

本文针对现有上肢康复装置存在的空间利用率不足、占地空间大和训练模式单一等问题，设计一种基于协作机器人的协作型上肢康复机器人系统，提高上肢康复训练模式的柔性化程度。本章主要开展基于协作机器人的上肢康复模式设计分析，设计一种基于协作型上肢康复机器人系统，并对上肢康复机器人系统的运动学和动力学轨迹特性进行分析。

2.1 协作型上肢康复机器人系统设计

本研究所探讨的上肢康复机器人系统由协作型机器人与人体上肢手臂构成，其主要功能为利用协作机器人推动患者的上肢进行康复训练。如图2-1所示为协作型上肢康复机器人系统示意图，在康复机器人的辅助下，通过运动意图识别能够使患者主动参与上肢康复训练过程，从而改善上肢功能障碍。

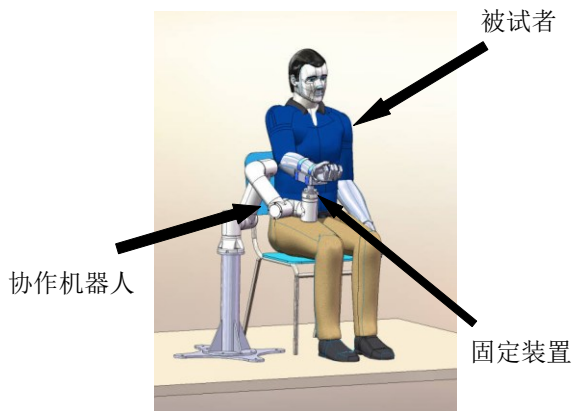


图 2-1 协作型上肢康复机器人系统示意图

2.2 上肢康复运动模式设计

通过查阅资料和文献，针对上肢近端康复需求，本文设计以下三种上肢康复训练动作：

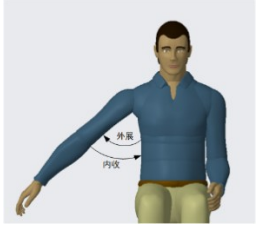
（1）肩关节左右摇摆：被试者保持肘关节伸展，以肩关节为轴心，在冠状面内完成外展（向外摆动）与内收（向内复位）运动。模拟日常穿衣、取物等动作，重点恢复肩关节外展内收功能及稳定性。

(2) 肩关节上举：把上肢固定在身体侧面，然后以恒定速度向上抬起，直到达到最大角度，然后慢慢回到原来的位置，同时注意肩胛骨的协同运动。改善肩关节活动度。

(3) 肘关节推拉：把胳膊弯成直角，将小臂匀速地往前伸，伸直到胳膊和地面平行；接着，再以同样的速度，回到最初弯成直角的样子。加强肱二头肌拮抗收缩能力，重建肘关节运动控制。

这三种康复运动模式是患者在进行康复训练过程中，最常使用的训练姿势，具有实际的应用价值。此外，所选康复运动模式对应的肌肉群体较为清晰，便于对肌电信号进行解析和辨识。本文主要针对被动式康复训练和主被动式康复训练过程中，肩关节左右摇摆、肩关节上举和肘关节推拉三种康复训练模式进行分析，如表 2-1 所示。

表 2-1 三种康复训练模式

训练模式	运动形式	动作示例
内收外展	肩关节左右摇摆	
前屈后伸	肩关节上举	
伸展屈曲	肘关节推拉	

2.3 协作型上肢康复机器人轨迹特性分析

协作型上肢康复机器人轨迹控制是确保康复训练效果的关键因素，不仅影响康复训练的效率和安全性，还直接关系到患者的康复效果。本文将对上肢康复机器人的运动学特性和动力学特性进行分析。

2.3.1 运动学分析

上肢康复协作机器人的运动学分析是康复训练轨迹规划和运动控制的基础。本文采用的是协作型机器人，有六个自由度。根据提出的康复训练协作机器人的结构，采用 D-H 法建立协作机器人的连杆坐标系如图 2-2 所示，协作机器人的 D-H 参数如表 2-2 所示。

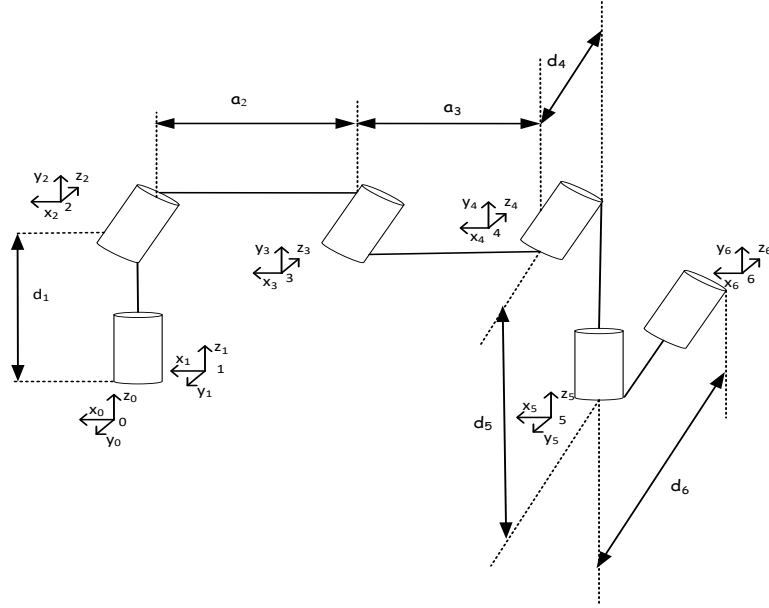


图 2-2 上肢康复协作机器人坐标系

表 2-2 上肢康复协作机器人 D-H 参数表

连杆 i	$\theta_i / (^\circ)$	$d_i / (\text{mm})$	$a_{i-1} / (\text{mm})$	$\alpha_{i-1} / (^\circ)$
1	θ_1	d_1	0	0
2	θ_2	0	0	$\pi/2$
3	θ_3	0	a_2	0
4	θ_4	d_4	a_3	0
5	θ_5	d_5	0	$\pi/2$
6	θ_6	d_6	0	$-\pi/2$

得到坐标系[i-1]与坐标系之间的齐次变换矩阵为:

$${}^i T_{i-1} = \text{Rot}(X_{i-1}, \alpha_{i-1}) \text{Trans}(X_{i-1}, a_{i-1}) \text{Rot}(Z_i, \theta_i) \text{Trans}(Z_i, d_i)$$

$$= \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ s\theta_i c\alpha_{i-1} & c\theta_i c\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1} & -d_i s\alpha_{i-1} \\ s\theta_i s\alpha_{i-1} & c\theta_i s\alpha_{i-1} & -c\alpha_{i-1} & d_i c\alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

其中， c 、 s 分别表示 $\cos$ 、 $\sin$ 运算， a_i 、 d_i 、 θ_i 、 α_i 机械臂 D-H 参数中的 a_i 、

d_i 、 θ_i 、 α_i 。将表中的 D-H 参数代入上式中，可得到机器臂末端坐标系与机械臂基坐标系之间的齐次变换矩阵：

$${}^0T_6 = {}^0T_1 {}^1T_2 {}^2T_3 {}^3T_4 {}^4T_5 {}^5T_6 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

该矩阵方程中，等式左边的元素是已知的。由 $({}^0T_1)^{-1} {}^0T_6 = {}^1T_6$ 即：

$$\begin{bmatrix} c\theta_1 & -s\theta_1 & 0 & 0 \\ s\theta_1 & c\theta_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & p'_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & p'_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & p'_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

可得

$$\begin{cases} p'_x = c_1 p_x + s_1 p_y \\ p'_y = -s_1 p_x + c_1 p_y \\ p'_z = p_z \end{cases} \quad (2-4)$$

推出 $\theta_1 = \text{atan2}(p_y, p_x)$ ；

通过上述推导方法，计算得到：

$$\begin{cases} n_x = c_6 (s_1 s_5 + c_{234} c_1 c_5) - s_{234} c_1 s_6 \\ n_y = -c_6 (c_1 s_5 - c_{234} c_5 s_1) - s_{234} s_1 s_6 \\ n_z = -c_{234} s_6 - s_{234} c_5 c_6 \\ o_x = -s_6 (s_1 s_5 + c_{234} c_1 c_5) - s_{234} c_1 c_6 \\ o_y = s_6 (c_1 s_5 - c_{234} c_5 s_1) - s_{234} c_6 s_1 \\ o_z = s_{234} c_5 s_6 - c_{234} c_6 \\ a_x = c_5 s_1 - c_{234} c_1 s_5 \\ a_y = -c_1 c_5 - c_{234} s_1 s_5 \\ a_z = s_{234} s_5 \\ p_x = a_3 c_{23} c_1 - d_4 s_1 + a_2 c_1 c_2 - d_6 c_5 s_1 - d_5 s_{234} c_1 + d_6 c_{234} c_1 s_5 \\ p_y = d_6 (c_1 c_5 + c_{234} s_1 s_5) + d_4 c_1 + a_3 c_{23} s_1 + a_2 c_2 s_1 - d_5 s_{234} s_1 \\ p_z = d_1 + d_5 (s_{23} s_4 - c_{23} c_4) - a_3 s_{23} - a_2 s_2 - d_6 s_5 (c_{23} s_4 + s_{23} c_4) \end{cases} \quad (2-5)$$

其中， $s_i = \sin\theta_i$ ， $c_i = \cos\theta_i$ ， $s_{23} = \sin(\theta_2 + \theta_3)$ ， $c_{23} = \cos(\theta_2 + \theta_3)$ ，

$s_{234} = \sin(\theta_2 + \theta_3 + \theta_4)$ ， $c_{234} = \cos(\theta_2 + \theta_3 + \theta_4)$ 。

根据式（2-5）可以分析康复协作机器人的末端训练轨迹与机器人关节轨迹之间的关系。

（1）内收外展

患者在进行肩关节的内收外展康复训练时，需将患侧手臂的肩肘关节尽量向前伸展，同时保持手臂在同一水平面上，将患肢上举至与头顶齐平，然后缓慢放下。在此训练过程中，得到人体上肢的康复训练轨迹以及康复机器人关节 1、关节 2、关节 3 角度的变化曲线，如图 2-3 所示。

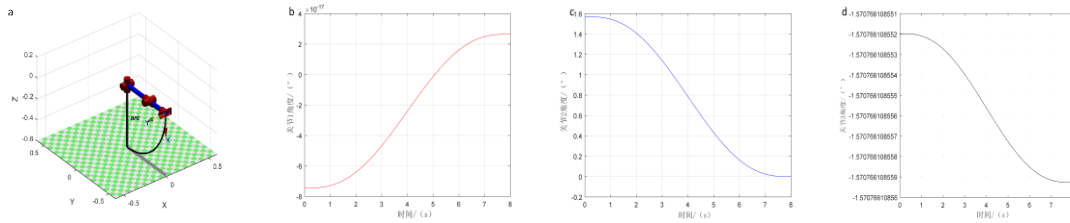


图 2-3 内收外展康复训练轨迹特性：（a）康复训练轨迹；（b）机器人关节 1；（c）机器人关节 2；（d）机器人关节 3

（2）前屈后伸

患者在进行肩关节的前屈后伸康复训练时，患者应缓慢而平稳地将患肢向上抬起至与身体形成 90° ，在此过程中需要保持患肢在同一水平面上，然后左右晃动患肢。在此训练过程中，得到人体上肢的康复训练轨迹以及康复机器人关节 1、关节 2、关节 3 角度的变化曲线，如图 2-4 所示。

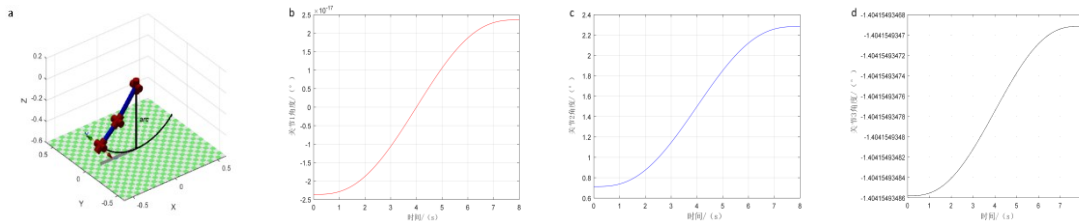


图 2-4 前屈后伸康复训练轨迹特性：（a）康复训练轨迹；（b）机器人关节 1；（c）机器人关节 2；（d）机器人关节 3

（3）伸展屈曲

患者在进行肘关节的伸展屈曲康复训练时，患者需弯曲手肘，将上肢放置于胸口齐平，接着向前推动肘关节，直至肘关节伸直，在此过程中，肩部向前伸展，随后再缓慢地将肘关节拉回到胸前，使其恢复至初始的屈曲状态。在此训练过程中，得到人体上肢的康复训练轨迹以及康复机器人关节 1、关节 2、关

节 3 角度的变化曲线，如图 2-5 所示。

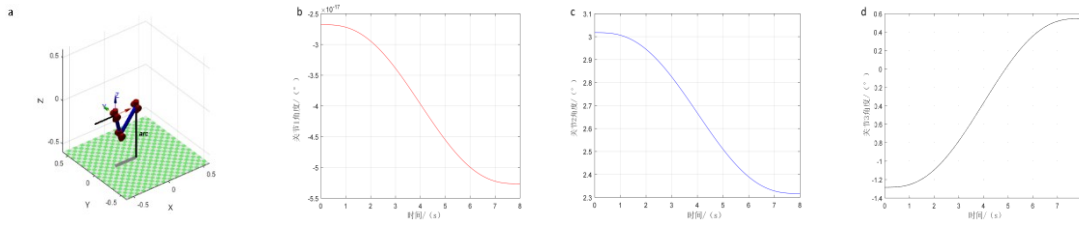


图 2-5 伸展屈曲康复训练轨迹特性：（a）康复训练轨迹；（b）机器人关节 1；（c）机器人关节 2；（d）机器人关节 3

2.3.2 动力学分析

通过前面分析可知，康复训练过程机器人的末端轨迹主要由前三个关节决定，为了分析康复训练过程人机耦合力矩特性，选取康复机器人的前三关节建立简化动力学模型进行分析动力学分析。考虑上肢手臂的作用，将机器人与上肢手臂等效为整体康复机器人系统。在分析过程中，忽略人体与机器人之间会产生接触力与摩擦力，将上肢手臂的重力作用在机器人连杆的质心上，患者在进行主动运动时，有垂直于手臂向上的主动力 F ，建立的上肢康复训练机器人连杆受力分析模型如图 2-6 所示。

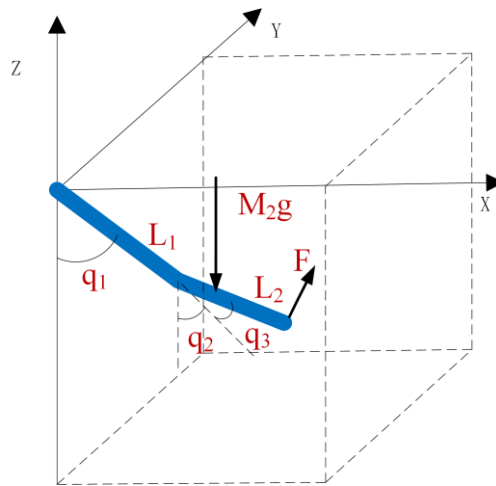


图 2-6 上肢康复训练机器人受力分析模型

其中，

q_1 表示人体上肢与 XOZ 平面的夹角；

q_2 表示上臂与 Z 轴的夹角；

q_3 表示前臂与上臂的夹角；

m_i 表示机器人第 i 段质量；

M_i 表示人体上肢第 i 段质量；

$$D'_i = \frac{m_i d_i + M_i D_i}{m_i + M_i}, \quad d_i \text{ 表示机器人第 } i \text{ 段质心到关节的距离, } D_i \text{ 表示人体上}$$

肢第 i 段长度质心到关节的距离, D'_i 表示机器人系统第 i 段质心到关节的距离;
 L_i 表示机器人第 i 段的长度。

通过图 2-6 分析结构的运动特点, 连杆 1 的第一个关节绕着 Z 轴运动, 连杆 1 与 XOZ 平面的角度为 q_1 ; 连杆 1 与连杆 2 在 XOZ 平面与 YOZ 平面上的投影如下图 2-7、图 2-8 所示。

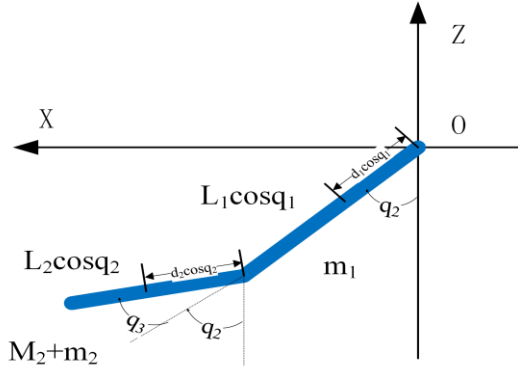


图 2-7 连杆在 XOZ 平面的投影

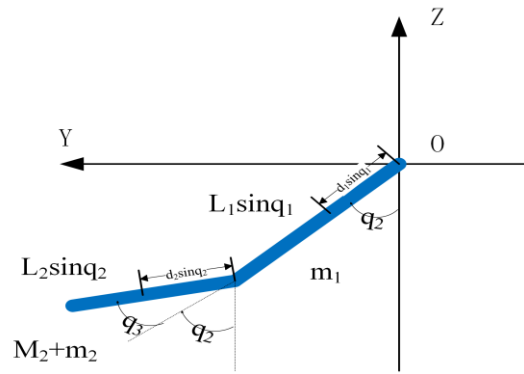


图 2-8 连杆在 YOZ 平面的投影

动力学建模是描述物体运动和相互作用的过程, 以及它们与力、质量和运动方程之间的关系。拉格朗日方法基于能量守恒原理, 通过定义系统的拉格朗日函数, 利用拉格朗日方程建立系统的动力学模型。该方法适用于多体系统, 可以考虑非线性约束和广义坐标。因此, 本文采用拉格朗日法。

机器人的拉格朗日函数 L 定义为:

$$L = E_K - E_P \quad (2-6)$$

式中, E_K 为系统的总动能; E_P 为系统的总势能。

对于上式的系统总动能 E_K 需要所有杆件的动能求和才能得到, 即:

$$E_K = \sum_{i=1}^n E_{Ki} \quad (2-7)$$

其中, 第 i 个杆件的动能表示为 E_{Ki} , 其定义为:

$$E_{Ki} = \frac{1}{2} m_i v_i^T v_i + \frac{1}{2} \omega_i^T I_i \omega_i \quad (2-8)$$

式中, m_i 表示人机系统第 i 个部分的质量, $m_i = M'_i + M_i$, v_i 表示第 i 个杆件的速度, ω_i 表示第 i 个杆件的旋转的角速度, I_i 表示第 i 个杆件的转动惯量。

拉格朗日函数 L 中的系统总势能 E_P 为该系统内所有杆件的质心向量 $r_{0,ci}$ 的相关函数，并且设定坐标原点为势能的相对零点。其定义为：

$$E_P = \sum_{i=1}^n m_i g^T r_{0,ci} \quad (2-9)$$

式中， g 为重力加速度的三维列向量。

根据拉格朗日方程，得到 N 连杆机器人的拉格朗日方程表示如下：

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial E_K}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial L}{\partial q_i} = \tau_i (i=1, 2, \dots, n) \quad (2-10)$$

式中， q_i 为关节角度； $\dot{q}_i$ 为关节角速度； τ_i 为关节驱动力矩； n 为机器人的连杆数量。

计算机器人各连杆的动能。由上图 2-7、图 2-8 可知，连杆 L_1 质心位置为：

$$\begin{cases} x_1 = d_1 \cos q_1 \sin q_2 \\ y_1 = d_1 \sin q_1 \sin q_2 \\ z_1 = d_1 \cos q_2 \end{cases} \quad (2-11)$$

同理可求连杆 L_2 的质心位置为：

$$\begin{cases} x_2 = L_1 \cos q_1 \sin q_2 + d_2 \cos q_1 \sin(q_2 + q_3) \\ y_2 = L_1 \sin q_1 \sin q_2 + d_2 \sin q_1 \sin(q_2 + q_3) \\ z_2 = L_1 \cos q_2 + d_2 \cos(q_2 + q_3) \end{cases} \quad (2-12)$$

将上述式子对时间 t 求导可获得各部件的速度：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = d_1 [-\dot{q}_1 \sin q_1 \sin q_2 + \dot{q}_2 \cos q_1 \cos q_2] \\ \dot{y}_1 = d_1 [\dot{q}_1 \cos q_1 \sin q_2 + \dot{q}_2 \sin q_1 \cos q_2] \\ \dot{z}_1 = -d_1 \dot{q}_2 \sin q_2 \end{cases} \quad (2-13)$$

$$\begin{cases} \dot{x}_2 = L_1 (-\dot{q}_1 \sin q_1 \sin q_2 + \dot{q}_2 \cos q_1 \cos q_2) + d_2 [-\dot{q}_1 \sin q_1 \sin(q_2 + q_3) \\ \quad + (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \cos q_1 \cos(q_2 + q_3)] \\ \dot{y}_2 = L_1 (\dot{q}_1 \cos q_1 \sin q_2 + \dot{q}_2 \sin q_1 \cos q_2) + d_2 [\dot{q}_1 \cos q_1 \sin(q_2 + q_3) \\ \quad + (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin q_1 \cos(q_2 + q_3)] \\ \dot{z}_2 = -\dot{q}_2 L_1 \sin q_2 - d_2 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin(q_2 + q_3) \end{cases} \quad (2-14)$$

分析图可以得到连杆 i 的角速度 ω_i ($i=1, 2$) 分别为：

$$\omega_1 = \dot{q}_2 \quad (2-15)$$

$$\omega_2 = \dot{q}_2 + \dot{q}_3 \quad (2-16)$$

本文研究的康复训练模式的三种形式，无论是内收外展、前屈后伸还是伸展屈曲，两连杆都是在同一个平面内运动。主动力 F 作用在末端，对机器人的关节会产生额外的力矩。即采用拉格朗日方法建立康复训练系统人机耦合动力学方程如下：

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + \tau_F \quad (2-17)$$

取平面 O-XY 为零势能面，运动副之间的摩擦及能量损失不计，则机器人总动能 E_K ：

$$E_K = E_{K1} + E_{K2} \quad (2-18)$$

根据系统势能 E_{Pi} 的计算公式，求得系统各部分的势能分别为：

$$E_{P1} = -m_1 g d_1 \cos q_2 \quad (2-19)$$

$$E_{P2} = -m_2 g [L_1 \cos q_2 + d_2 \cos(q_2 + q_3)] \quad (2-20)$$

机器人总势能 E_P ：

$$E_P = E_{P1} + E_{P2} \quad (2-21)$$

根据得到的总动能和总势能，可得到拉格朗日函数 L 为：

$$\begin{aligned} L &= E_K - E_P \\ &= \frac{1}{2} m_1 d_1^2 (\dot{q}_1^2 \sin^2 q_2 + \dot{q}_2^2) + \frac{1}{2} I_1 \dot{q}_1^2 + \frac{1}{2} I_2 \dot{q}_2^2 \\ &\quad + \frac{1}{2} m_2 [\dot{q}_1^2 L_1^2 \sin^2 q_2 + L_1^2 \dot{q}_2^2 + \dot{q}_1^2 d_2^2 \sin^2(q_2 + q_3) + d_2^2 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3)^2] \\ &\quad + 2 \dot{q}_1^2 L_1 d_2 \sin q_2 \sin(q_2 + q_3) + 2 \dot{q}_2 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) L_1 d \cos q_3 + \frac{1}{2} I_3 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3)^2 \\ &\quad + m_1 g d_1 \cos q_2 + m_2 g [L_1 \cos q_2 + d_2 \cos(q_2 + q_3)] \end{aligned} \quad (2-22)$$

根据拉格朗日方程式，求出两个关节的 $\frac{\partial L}{\partial q_i}$ ， $\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i}$ ， $\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i}$ 分别为：

$$\left\{ \begin{aligned}
 \frac{\partial L}{\partial q_1} &= 0 \\
 \frac{\partial L}{\partial q_2} &= m_1 d_1^2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \cos q_2 + m_2 [L_1^2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \cos q_2 + d_2^2 \dot{q}_1^2 \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) \\
 &\quad + L_1 d_2 \dot{q}_1^2 (\cos q_2 \sin(q_2 + q_3) + \sin q_2 \cos(q_2 + q_3))] - m_1 g d_1 \sin q_2 - m_2 g L_1 \sin q_2 \\
 &\quad - m_2 g d_2 \sin(q_2 + q_3) \\
 \frac{\partial L}{\partial q_3} &= m_2 [d_2^2 \dot{q}_1^2 \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) + L_1 d_2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \cos(q_2 + q_3) \\
 &\quad - L_1 d_2 \dot{q}_2 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin q_3] - m_2 g d_2 \sin(q_2 + q_3) \\
 \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_1} &= m_1 d_1^2 \dot{q}_1 \sin^2 q_2 + m_2 [L_1^2 \dot{q}_1 \sin^2 q_2 + d_2^2 \dot{q}_1 \sin^2(q_2 + q_3) \\
 &\quad + 2L_1 d_2 \dot{q}_1 \sin q_2 \sin(q_2 + q_3)] + I_1 \dot{q}_1 \\
 \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_2} &= m_1 d_1^2 \dot{q}_2 + m_2 [L_1^2 \dot{q}_2 + d_2^2 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) + L_1 d_2 (2\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \cos q_3] + I_2 \dot{q}_2 + I_3 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \quad (2-23) \\
 \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_3} &= m_2 d_2^2 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) + m_2 \dot{q}_2 L_1 d_2 \cos q_3 + I_3 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \\
 \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_1} \right) &= m_1 d_1^2 (\ddot{q}_1 \sin^2 q_2 + 2\dot{q}_1 \dot{q}_2 \sin q_2 \cos q_2) + m_2 L_1^2 (\ddot{q}_1 \sin^2 q_2 + 2\dot{q}_1 \dot{q}_2 \sin q_2 \cos q_2) \\
 &\quad + m_2 d_2^2 [\ddot{q}_1 \sin^2(q_2 + q_3) + 2\dot{q}_1 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3)] + I_3 \ddot{q}_1 \\
 &\quad + 2m_2 d_2 L_1 [\ddot{q}_1 \sin q_2 \sin(q_2 + q_3) + \dot{q}_1 \dot{q}_2 \cos q_2 + \dot{q}_1 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin q_2 \cos(q_2 + q_3)] \\
 \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_2} \right) &= m_1 d_1^2 \ddot{q}_2 + I_1 \ddot{q}_1 + m_2 L_1^2 \ddot{q}_2 + m_2 d_2^2 (\ddot{q}_2 + \ddot{q}_3) \\
 &\quad + m_2 d_2 L_1 [-\dot{q}_3 (2\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin q_3 + \cos q_3 (2\ddot{q}_2 + \ddot{q}_3)] \\
 &\quad + I_2 \ddot{q}_2 \\
 \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_3} \right) &= m_2 d_2^2 (\ddot{q}_2 + \ddot{q}_3) + m_2 L_1 d_2 (\ddot{q}_2 \cos q_3 - \dot{q}_2 \dot{q}_3 \sin q_3) + I_3 (\ddot{q}_2 + \ddot{q}_3)
 \end{aligned} \right.$$

将上述式子代入到拉格朗日方程中可得到机器人连杆的驱动力矩 τ_i ，进而表示为以下方程形式：

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) \quad (2-24)$$

式中， $M(q)$ 为机器人惯性矩阵； $C(q, \dot{q})$ 为离心力和科式力项； $G(q)$ 为重力项。表达式中对应的各项结果为式（2-25）所示。

$$M(q) = \begin{bmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & c \\ 0 & c & d \end{bmatrix} \quad C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} e \\ f \\ g \end{bmatrix} \quad G(q) = \begin{bmatrix} 0 \\ h \\ i \end{bmatrix} \quad (2-25)$$

其中，

$$\begin{cases}
a = m_1 d_1^2 \sin^2 q_2 + (m_2 + M_2) L_1^2 \sin^2 q_2 + (m_2 + M_2) d_2^2 \sin^2(q_2 + q_3) \\
\quad + 2(m_2 + M_2) L_1 d_2 \sin q_2 \sin(q_2 + q_3) + I_1 \\
b = m_1 d_1^2 + (m_2 + M_2) L_1^2 + m_2 d_2^2 + 2(m_2 + M_2) L_1 d_2 \cos q_3 + I_2 + I_3 \\
c = (m_2 + M_2) d_2^2 + (m_2 + M_2) L_1 d_2 \cos q_3 \\
d = (m_2 + M_2) d_2^2 + I_3 \\
e = 2m_1 d_1^2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 \sin q_2 \cos q_2 + 2(m_2 + M_2) L_1^2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 \sin q_2 \cos q_2 \\
\quad + 2(m_2 + M_2) d_2^2 \dot{q}_1 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) \\
\quad + 2(m_2 + M_2) L_1 d_2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 \cos q_2 + 2(m_2 + M_2) L_1 d_2 \dot{q}_1 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin q_2 \cos(q_2 + q_3) \quad (2-26) \\
f = -(m_2 + M_2) L_1 d_2 (2\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \dot{q}_3 \sin q_3 - (m_2 + M_2) d_1^2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \cos q_2 \\
\quad - (m_2 + M_2) L_1^2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \cos q_2 - (m_2 + M_2) d_2^2 \dot{q}_1^2 \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) \\
\quad - (m_2 + M_2) L_1 d_2 \dot{q}_1^2 \sin(2q_2 + q_3) \\
g = -(m_2 + M_2) L_1 d_2 \dot{q}_2 \dot{q}_3 \sin q_3 - (m_2 + M_2) d_2^2 \dot{q}_1^2 \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) \\
\quad - (m_2 + M_2) L_1 d_2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \cos(q_2 + q_3) + (m_2 + M_2) L_1 d_2 \dot{q}_1 (\dot{q}_2 + \dot{q}_3) \sin q_3 \\
h = (m_2 + M_2) g d_1 \sin q_2 + (m_2 + M_2) g L_1 \sin q_2 + (m_2 + M_2) g d_2 \sin(q_2 + q_3) \\
i = (m_2 + M_2) g d_2 \sin(q_2 + q_3)
\end{cases}$$

根据 GB/T 17245-2004^[52]中最新的成年人人体质心的数据，以 50 KG 的被试者为例，计算得到上臂和前臂质量分别为 1.33 KG 和 0.57 KG。将患者的小臂由重力而产生的力作用在机械臂离末端最近的连杆上。在 MATLAB 的 SIMULINK 中，建立机械臂的仿真模块，在仿真模块中使用上述计算出的力矩表达式（2-25），仿真得出人体质量对上肢康复机器人关节力矩的影响。

为深入解析康复训练过程中的人机交互特性及人体上肢运动对机器人关节力矩输出特性的影响，本文构建了包含人体上肢生物力学参数与机器人结构的耦合动力学模型。针对上肢康复训练中常见的三种运动模式上肢内收外展、前屈后伸和伸展屈曲三种康复训练模式进行仿真分析。如图 2-9、图 2-10、图 2-11 所示为康复训练过程机器人的关节力矩特性曲线。可以看出，考虑人体耦合作用时康复训练过程机器人关节力矩变化趋势基本一致，但机器人关节力矩大小存在一定的偏差，可以看出，忽略人体上肢耦合作用将导致分析结果存在一定的误差。

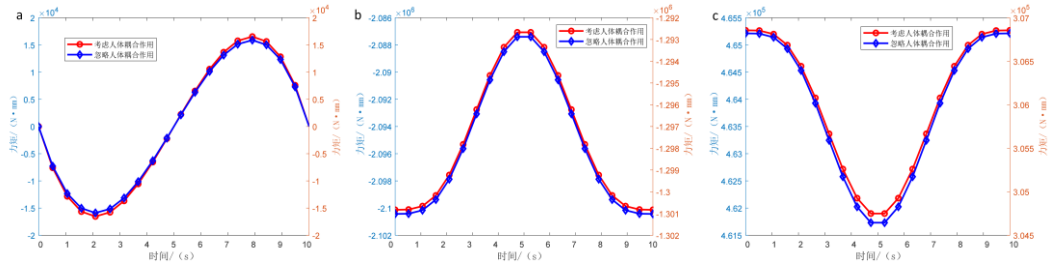


图 2-9 内收外展关节力矩特性：（a）关节 1 力矩特性（b）关节 2 力矩特性（c）关节 3 力矩特性

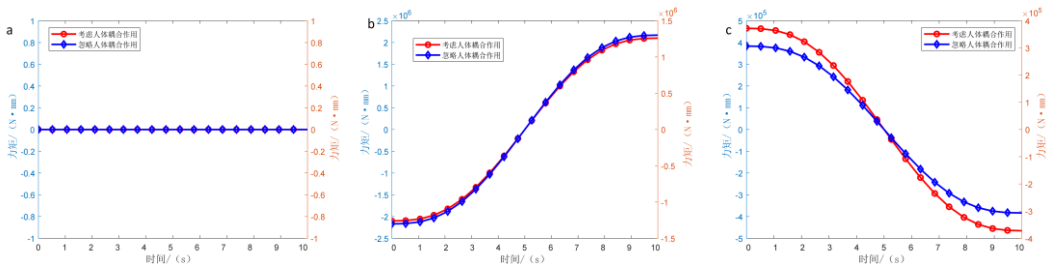


图 2-10 前屈后伸关节力矩特性：（a）关节 1 力矩特性（b）关节 2 力矩特性（c）关节 3 力矩特性

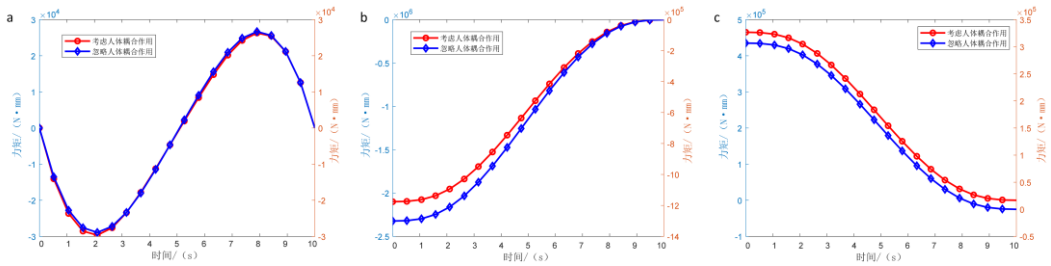


图 2-11 伸展屈曲关节力矩特性：（a）关节 1 力矩特性（b）关节 2 力矩特性（c）关节 3 力矩特性

2.3.3 仿真分析

为了进行上肢康复协作机器人的运动学仿真分析，本文采用 MATLAB 中的 APPDESIGNER 开发了上肢康复训练运动学分析软件，结果如图 2-12 所示。在搭建的康复训练运动学分析软件界面中给定康复训练轨迹的起始点和终止点，能够求解得到在该康复训练模式下机器人的关节轨迹数据。本文对常见的肩关节的上举、左右摇摆以及肘关节的推拉康复训练模式进行运动仿真分析。

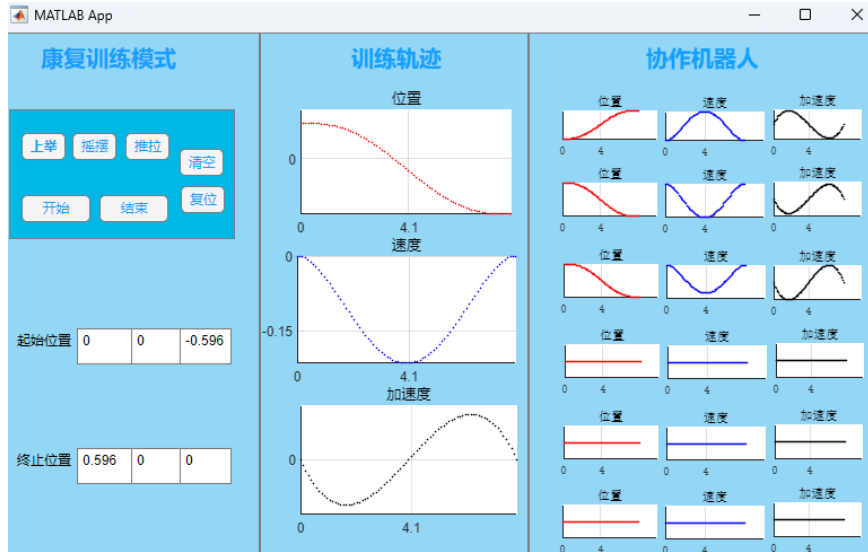


图 2-12 上肢康复训练运动学分析软件界面

结合动力学方程，搭建上肢康复训练虚拟样机模型，结合前面建立的康复训练运动学分析软件求解，进一步验证康复训练过程人机耦合作用。上肢康复机器人训练虚拟样机动力学仿真流程如图 2-13 所示。首先，基于 ADAMS 软件建立康复机器人简化虚拟样机模型，在各个关节之间的添加约束；在设计的康复训练运动学分析软件界面中给定康复训练轨迹的起始点和终止点，求解得到该康复训练模式下机器人的关节轨迹数据；在 ADAMS 虚拟样机模型中，其运动学激励配置方法如下：首先将机械臂各关节的轨迹数据嵌入 SPLINE 样条函数模块中。在驱动函数定义阶段，采用三次样条插值算法 CUBSPL 构建连续可微的运动学方程，该函数满足二阶导数连续条件，数学表达式配置为 CUBSPL (time,0,SPLINE_1,0)。基于建立的上肢康复训练机器人虚拟样机模型，对上肢内收外展、前屈后伸和伸展屈曲三种康复训练模式进行仿真分析，如图 2-14、图 2-15、图 2-16 所示为三种康复训练模式机器人关节力矩特性虚拟样机仿真结果曲线。可以看出，虚拟样机仿真过程中考虑人体耦合作用时康复训练过程机器人关节力矩变化趋势基本一致，机器人关节力矩大小存在一定的偏差，虚拟样机仿真分析与理论分析结论是一致的，均能够说明康复训练过程人机耦合作用以及人体上肢对机器人关节力矩特性具有重要影响。

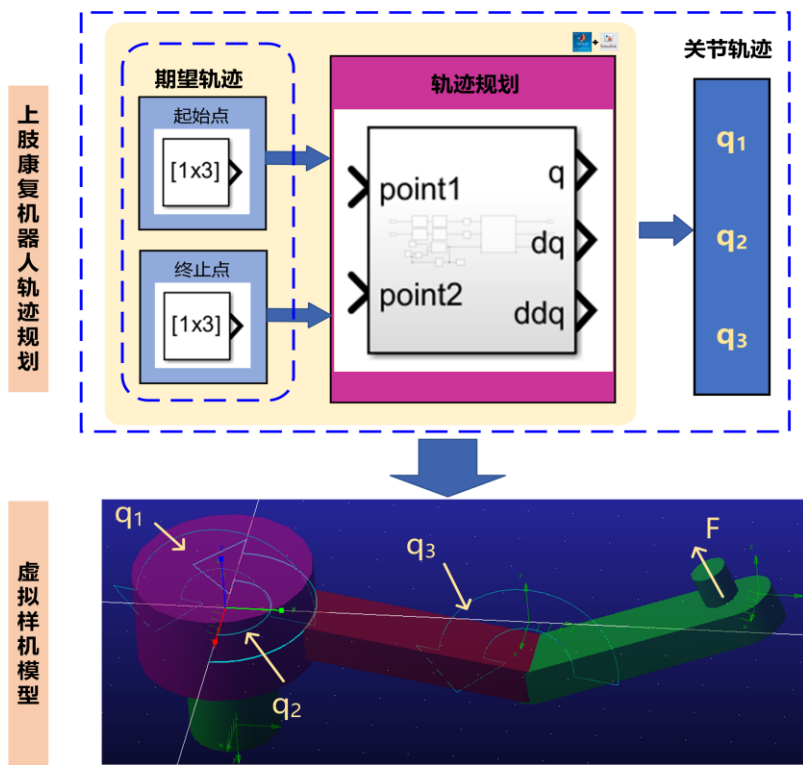


图 2-13 上肢康复机器人虚拟样机动力学仿真流程图

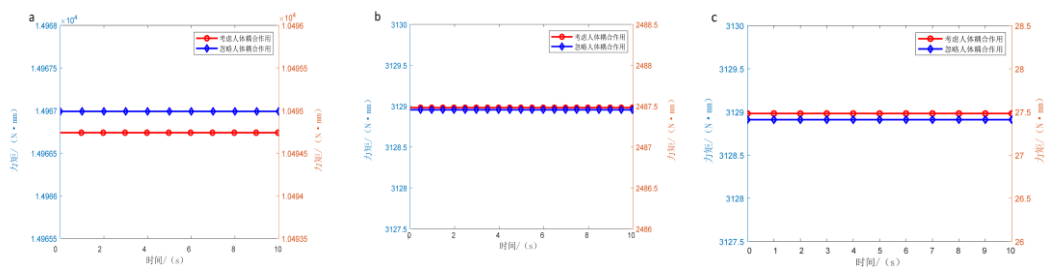


图 2-14 内收外展关节力矩特性：（a）关节 1 力矩特性（b）关节 2 力矩特性（c）关节 3 力矩特性

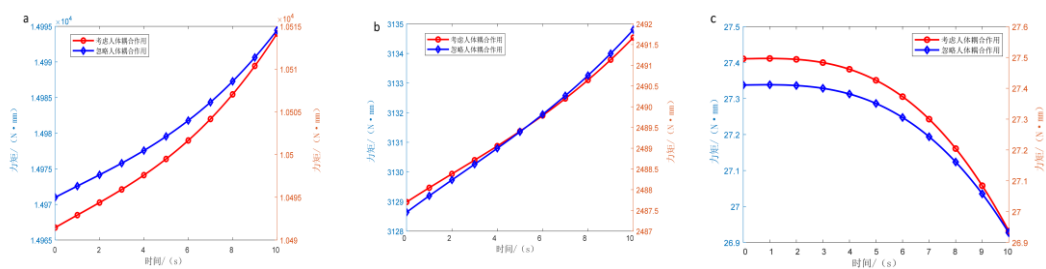


图 2-15 前屈后伸关节力矩特性：（a）关节 1 力矩特性（b）关节 2 力矩特性（c）关节 3 力矩特性

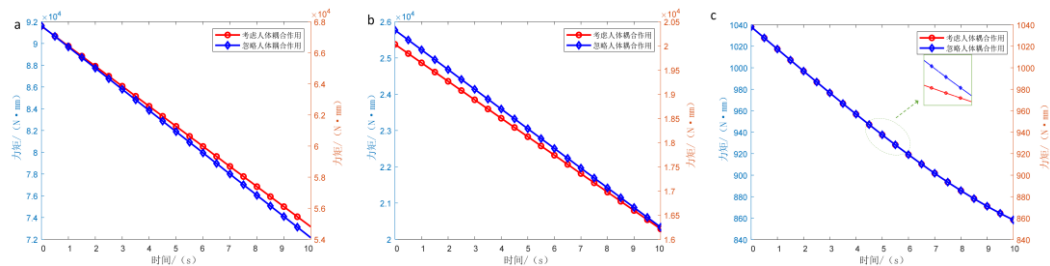


图 2-16 伸展屈曲关节力矩特性：（a）关节 1 力矩特性（b）关节 2 力矩特性（c）关节 3 力矩特性

2.4 本章小结

本章设计了协作型上肢康复机器人系统，对常见的肩关节左右摇摆、肩关节上举和肘关节推拉三种康复训练模式进行运动学分析，采用 MATLAB 软件的 APPDESIGNER 开发上肢康复训练软件界面，能够对常见的肩关节左右摇摆、肩关节上举和肘关节推拉三种康复训练模式进行运动学仿真分析，并通过 MATLAB 软件和 ADMAS 软件进行动力学特性仿真分析，为后续康复训练过程的运动控制提供基础。

第3章 上肢表面肌电信号采集系统设计

本文的目标是基于协作型上肢康复机器人系统，通过肌电意图识别实现协作型上肢康复机器人运动控制。本章主要开展上肢表面肌电信号的采集系统设计，针对采集过程制定了一套测试方案，根据巴特沃斯滤波器对肌电信号进行处理，并对处理过的数据进行特征信号提取，为后续康复训练运动意图识别算法的实现提供数据支持。

3.1 上肢表面肌电信号采集系统设计

3.1.1 整体方案

如图 3-1 所示，搭建了上肢表面肌电信号采集系统。首先，进行信号采集的准备工作，目的是让被试者了解康复训练动作；然后，需向被试者详细说明注意事项，并指导其在信号采集前完成相关准备工作，包括对上肢表面相关肌肉皮肤的清洁、肌电片的正确粘贴以及上肢康复训练动作的练习；在完成上述准备后，被试者开始进行肌电信号的采集。在获取肌电信号后，利用 MATLAB 软件对保存的原始肌电信号数据进行去噪处理以获得所需的肌电信号数据。最后，根据处理后的肌电信号数据，通过时域指标和频域指标进行特征值提取。

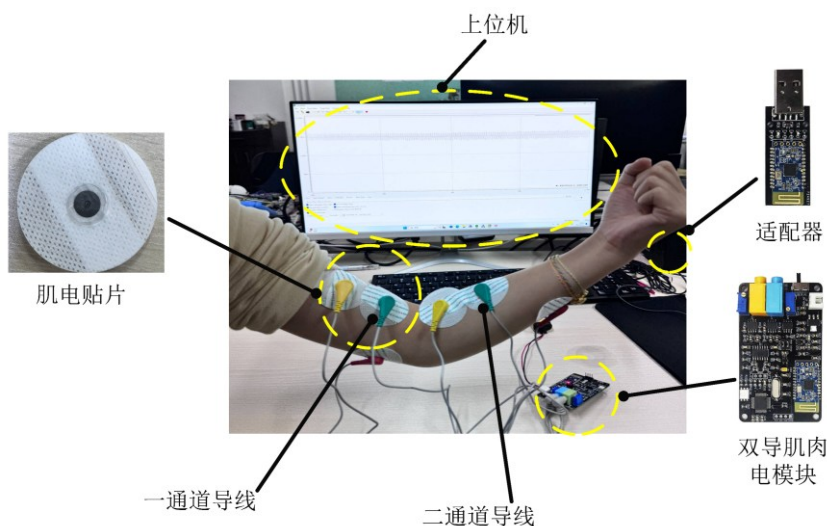


图 3-1 上肢表面肌电信号采集系统

3.1.2 采集设备

在肌电信号采集领域常用的采集手段，如图 3-2 所示，主要为针电极采集与湿电极采集，各电极的优缺点详见表 3-1。针电极采集方式需要使用到针头，对操作的依赖性较高，需特定人员将电极插入特定肌肉进行肌电信号，这一操作需要很强的专业能力，且会给患者带来一定的影响。湿电极采集方式则不会出现上述问题，无需很强的专业能力，具有无创的显著优势，操作过程简便，更易为患者所接受。

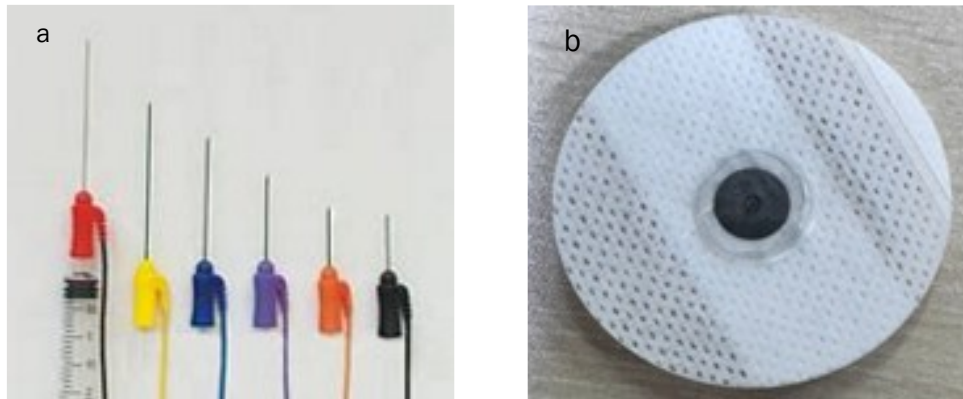


图 3-2 肌电信号采集方式：（a）针电极（b）湿电极

表 3-1 两个电极优缺点

电极名称	优点	缺点
针电极	采集的肌肉位置精确，信噪比高	给患者带来伤口
湿电极	对患者没有伤害，获取的信号质量较好	湿电极的凝胶利用率比较低

在综合考虑到康复训练过程中表面肌电信号采集的质量，以及采集操作的便利性与安全性等多方面因素，实验研究使用一次性湿电极作为信号采集方式，该电极操作简便，且不会对患者造成伤害。

本文采用的是双导肌肉电 EMG 传感器，相较于其他传感器（如六通道），双导传感器的结构简单，硬件组件较少，制造成本显著低于多导设备；体积更小，佩戴更轻便，适合长时间使用或移动场景；干扰源较少，更容易通过滤波和增益调节优化信号质量；成本敏感、需求单一，能以较低的复杂度达成目标。

双导肌肉电模块（如图 3-3 所示）主要包括前端数据的采集以及后端对信号的处理。前端采集电路获取人体手臂的电信号，通过后端对通道的信号放大和

滤波，最后输出仿真采集信号，并在上位机上显示波形。肌肉电信号的波形图可通过滤波器直接观测^[53]，并通过蓝牙发送肌肉电功率值、肌肉电均值和肌肉力量值等数据至上位机界面。该肌电采集设备使用 RGB 彩灯进行简单的动作识别。轻轻挥动手臂，只有绿灯在闪烁；用力挥动手臂，可以看到红绿灯相间的闪烁。

该双导肌肉电 EMG 传感器根据表面肌电信号的产生机理，设计了表面肌电信号采集系统，实现了对微弱表面肌电信号的放大和滤波，并通过 USB 通讯接口模块将采集到的肌电信号发送至上位机^[54]。



图 3-3 双导肌肉电 EMG 传感器

3.1.3 采集软件

本文所使用的采集软件为设备配套的表面肌电信号采集上位机，可以实时显示表面肌电信号的肌肉电功率值、肌肉电均值和肌肉力量值等数据。如图 3-4 所示，可以实现八组数据同时在该上位机界面中显示波形。



图 3-4 表面肌电信号采集上位机界面

如图 3-5 所示，在表面肌电信号采集上位机中，使用上位机中的“串口选择”，选择肌电设备对应的串口；点击“Open”按钮，可以进行表面肌电信号的采集，得到表面肌电信号的实时波动情况。在上位机的“Plot”选项中，根据功能需求选择需要展示的波形图即可；在上位机的“Record”选项中，可以选择表面肌电信号的存储位置。

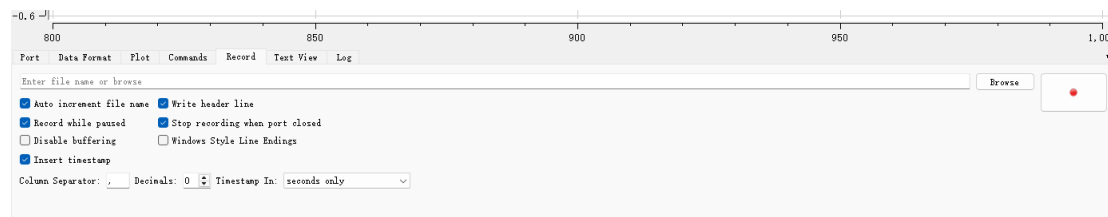


图 3-5 “Record”界面显示

3.2 上肢表面肌电信号采集测试

3.2.1 测试方案

在进行表面肌电信号的采集工作之前，设计一套合理的肌电采集测试流程是至关重要的，流程设计的好坏将直接影响数据质量。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，被试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。这一过程包括实验对象的选择、实验环境的设置、电极粘贴和模式选择。

(1) 实验对象：肌电信号采集的被试者由实验室的八位成员组成，年龄在 24-26 岁，身高在 158-178 cm。被试者在测试前，无肌肉疾病史和无神经系统疾病。

(2) 实验环境：为了避免其他因素对实验结果的影响，应保持实验室的安静，尽量降低其他电子设备的噪声和电磁因素，避免外界噪声干扰。

(3) 电极粘贴：本文研究康复训练动作采集所涉及的相关肌肉群处于肱桡肌和肱二头肌附近，因此需把电极安置在这两块肌肉的附近区域。在开展肌电信号采集工作前，首先要对被试者相关肌肉部位的皮毛、油脂等予以清理，并使用浓度为 75% 的酒精进行二次清洁，待酒精挥发后，在预定部位固定电极，并轻轻按压以确保电极稳固附着。最后借助肌电信号传输线将肌电片与采集设备连接起来，即可完成准备工作。佩戴方式如图 3-6 所示。

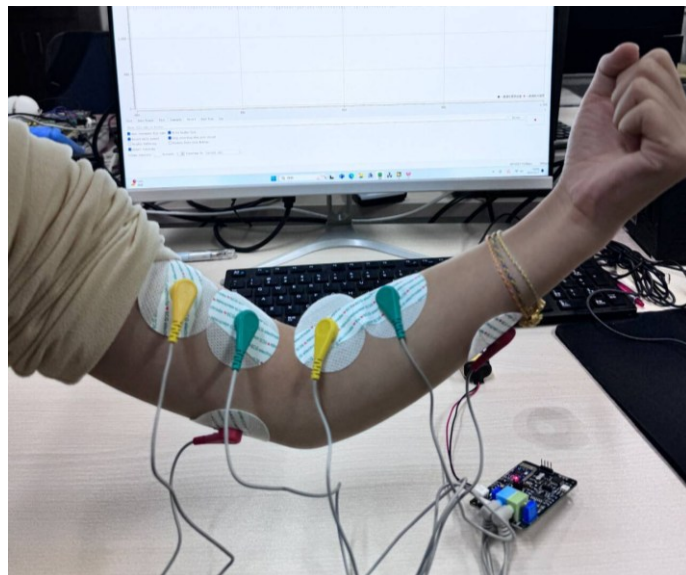


图 3-6 佩戴方式图

由于肌电信号采集器的设置，各个颜色的贴片要求如下表 3-2 所示：

表 3-2 三种贴片的位置

颜色	贴片位置
黄色	测量端，贴在肌肉发力最明显的位置
绿色	接地，紧挨着黄色贴片
红色	贴在没肌肉发力的地方

(4) 模式选择：针对肩关节左右摇摆、肩关节上举和肘关节推拉等三种康复运动模式，如下图 3-7 所示。

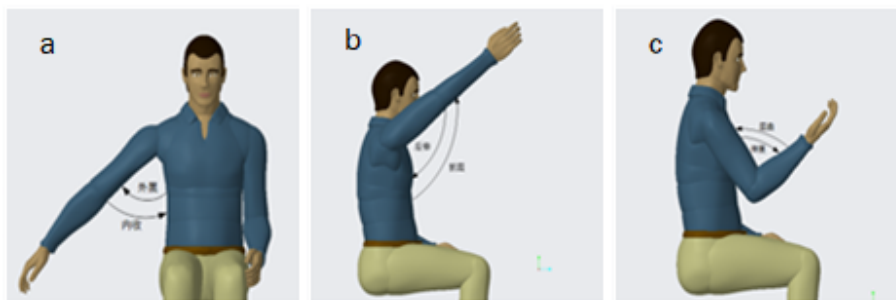


图 3-7 三种康复运动模式：（a）肩关节左右摇摆（b）肩关节上举（c）肘关节推拉

3.2.2 测试流程

在采集前，被试者需提前了解设定的三种常见的康复运动模式并加以练习，以避免被试者在进行数据采集时出现错误；在采集过程中，被试者需要听从测试人员的引导，根据选择的康复运动模式做出对应的康复训练动作。待测试人员发出“开始测试”的指令后，被试者需按照规定的康复运动模式开始运动；做完一次康复运动训练后，被试者需等待测试人员下达“采集结束”指令，方可放松，结束本次康复训练动作采集。在测试过程中，每次重复测量前，应让患者休息 3 分钟，防止肌肉疲劳对实验结果产生影响。在整个采集期间，测试人员需要语言指导被试者完成整个动作流程，并针对每个康复运动模式，重复采集五次。上肢表面肌电信号具体采集流程图如下图 3-8 所示。

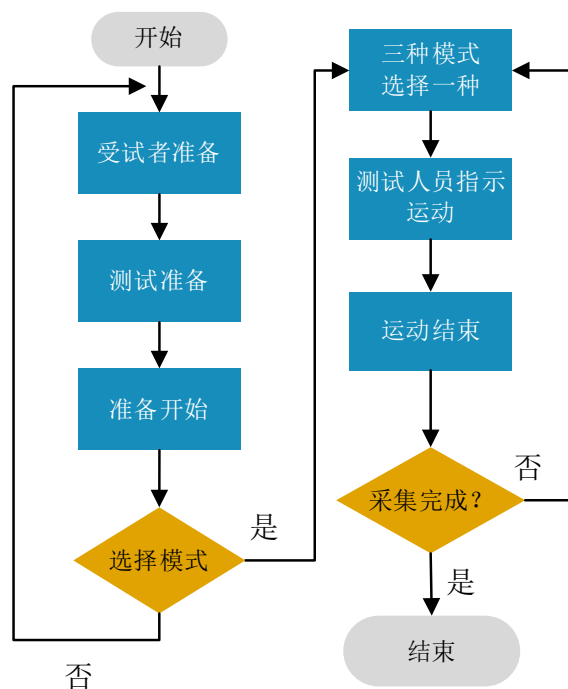


图 3-8 上肢表面肌电信号具体采集流程图

上肢表面肌电信号采集完成后，按照如图3-9所示的流程对表面肌电信号进行处理，主要包括原始肌电信号去噪和特征提取，在此基础上建立上肢表面肌电信号数据集。

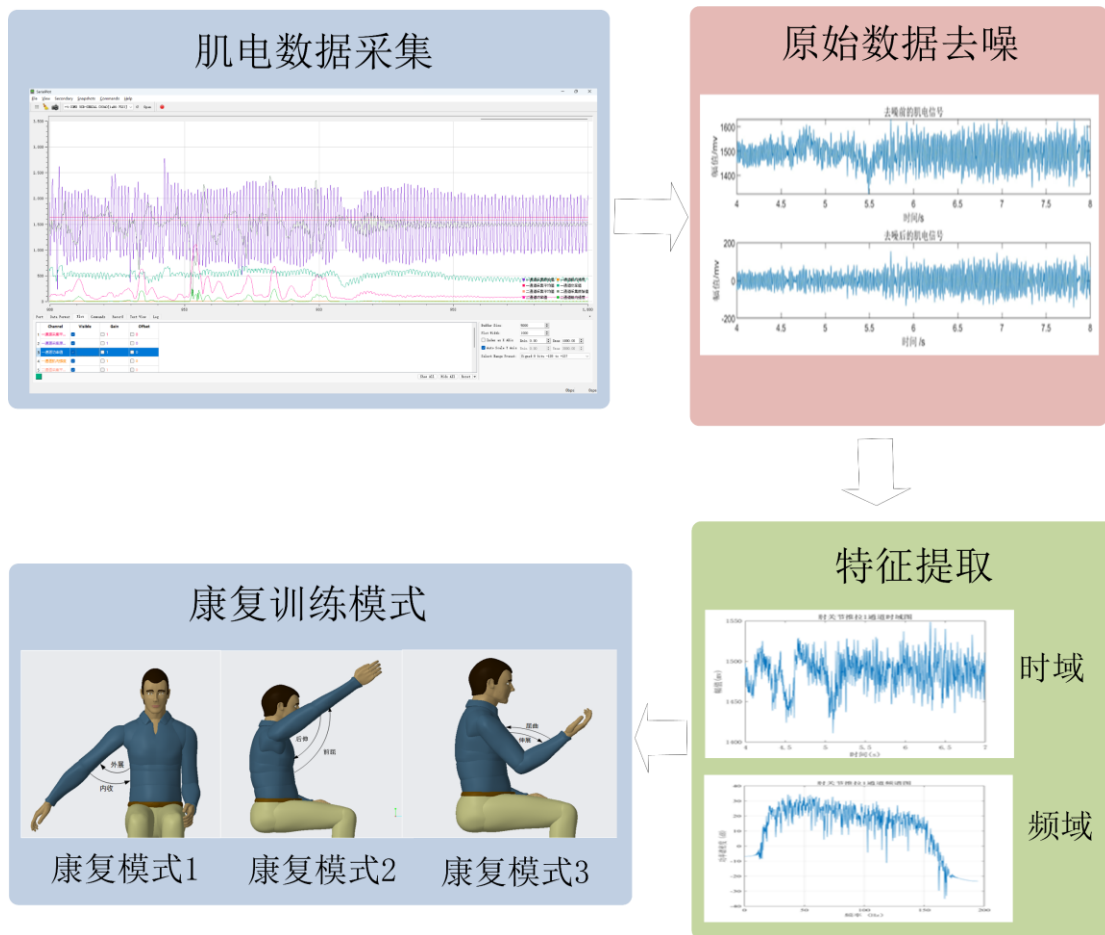


图 3-9 上肢表面肌电信号采集处理流程图

3.3 表面肌电信号降噪处理

肌电信号是评估肌肉功能的重要生物电生理指标，在医疗康复运动中具有显著的临床应用价值。然而，在实际应用中，肌电信号的采集往往受到多种噪声的干扰，这会显著降低信号的准确性。这些噪声在信号采集和传输过程中与目标信号混合，导致信号失真和分析误差。因此，研究干扰噪声的特性及其抑制技术，对于提升肌电信号的质量具有重要的理论与实践意义。

3.3.1 噪声分析

表面肌电信号在采集过程中容易受到各种噪声的影响，导致信号质量下降，

进而影响信号分析和应用^[55]。噪声主要来源包括：

(1) 工频干扰 (50/60 Hz 及其谐波)：通常是指源自交流电源的电磁干扰。由于大多数医疗设备和实验室设备采用交流电源供电，电源线产生的电磁辐射会在 50 Hz 或 60 Hz 的频率下引发干扰。这种干扰会经由电极传导至表面肌电信号中，呈现为周期性尖峰，从而导致信号失真。为了有效消除此类噪声，可采用 50/60 Hz 陷波滤波器。该滤波器能够在不影响其他频率成分的情况下，去除 50 Hz 或 60 Hz 的干扰信号，从而提升肌电信号的质量和分析的可靠性。

(2) 运动伪迹：主要是由于电极与皮肤之间的相对位移所引起的低频波动。这种相对位移会导致接触阻抗发生变化，从而引入低频波动。当电极与皮肤接触界面会发生摩擦或拉伸，会导致接触阻抗的非线性变化。此外，肌肉收缩引起的皮肤形变也会改变电极-皮肤表面的电势分布。为了有效消除这种低频干扰，可以设计并应用高通滤波器，以滤除低频成分，提升信号的纯净度和分析的准确性。

(3) 基线漂移：是一种由呼吸或皮肤阻抗缓慢变化所引起的常见信号干扰现象。在生理信号监测过程中，被试者的呼吸运动，容易导致电极与皮肤接触的微小变化，进而引发基线漂移。同时，皮肤表面的汗液分泌或温度变化也会改变接触阻抗。这些变化会干扰信号的稳定性，影响后续分析的准确性。为了有效消除基线漂移，可以采用高通滤波器或自适应滤波器等方法，以提升信号的质量和可靠性。

(4) 电子噪声：放大器本体噪声是一种关键的电子噪声。这种噪声源于电子设备本身，尤其是放大器的固有特性，其幅度极低，通常低于 5 μV ，并且具有宽频特性，覆盖较广的频率范围。放大器噪声虽然幅度较小，但由于其宽频特性，可能会对微弱的生理信号产生一定的掩盖和干扰，从而影响信号的检测和分析精度。为了降低这种噪声的影响，可以采取多种措施，如优化放大器的设计、采用低噪声的电子元件、提高电路的屏蔽和接地效果等。此外，通过信号处理技术，如滤波、平均等方法，也可以在一定程度上减少电子噪声对生理信号的干扰，从而提高信号的质量和可靠性。

3.3.2 巴特沃斯滤波器设计

在低通滤波器中，巴特沃斯滤波器^[56]是较为人所熟知的滤波器。巴特沃斯

滤波器的设计目标是实现最平坦的幅度响应，即在通带内信号幅度变化最小。巴特沃斯滤波器的截止频率定义了通带与阻带的界限，而其阶数则决定了过渡带的宽度。阶数越高，过渡带越窄，但滤波器的复杂度和计算成本也相应增加。巴特沃斯滤波器广泛应用于信号处理领域，用于去除噪声和分离信号中的不同频率成分。巴特沃斯滤波器的传递函数如式（3-1）所示：

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

在式（3-1）中， $H(s)$ 是滤波器的传递函数， K 是增益常数，一般情况下 $K=1$ 。 s 是复频率变量， ω_c 是滤波器的截止频率（在 rad/s 中）， n 是滤波器的阶数。

在本文中，采用四阶巴特沃斯带通滤波器（频段范围：20-150 Hz），以实现有效滤除高低频噪声。其中，低通截止频率设定为 150 Hz，主要目的在于抑制肌电信号中的高频干扰成分；高通截止频率设定为 20 Hz，则是为了消除基线漂移以及运动伪迹的不良影响；4阶设计，在通带平坦度与过渡带陡峭度间取得平衡，避免高阶滤波引起的显著相位失真；带通类型，保留肌电信号特征频段（典型分析范围 20-500 Hz，此处根据设备噪声特性限制为 150 Hz）。经过改进的巴特沃斯滤波器具备通带平坦、过渡带陡峭的优良特性，这使得它能够有效地保留信号的主要成分，更加契合本肌电采集设备的采样频率要求。通过采用该滤波器对肌电信号进行滤波处理，能够显著提升信号的质量和分析的可靠性。使用该滤波器对表面肌电信号进行滤波处理，对比如图 3-10 所示：

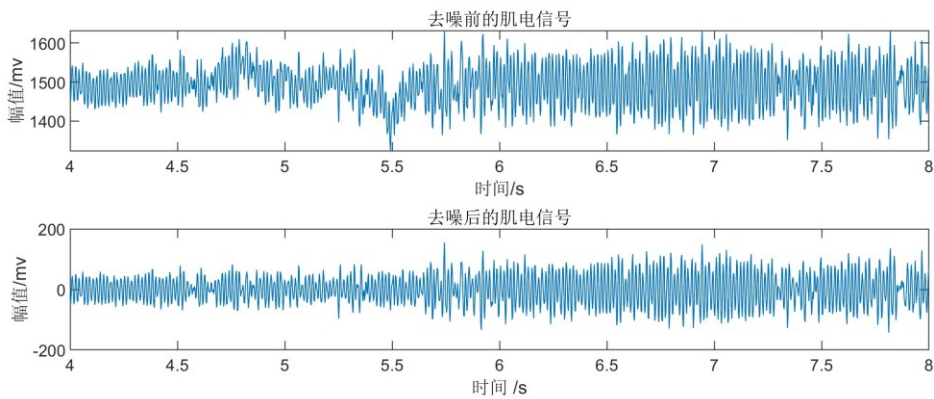


图 3-10 巴特沃斯滤波器去噪对比图

3.4 表面肌电信号特征信号提取

肌电信号是一种通过电极从皮肤表面获取的生物电信号，能够有效反映肌肉的活动状态。其信号波动与肌肉收缩的程度具有密切的关联，能够提供肌肉活动的实时反馈。此外，肌电信号还能够展示肌肉疲劳过程的动态变化。为了深入分析肌肉的特征性变化，本文在表面肌电信号特征提取方面主要采用时域和频域相关指标^[57]，以便更全面地揭示肌肉活动的规律性特征。

3.4.1 时域指标

(1) 均方根值 (RMS)：均方根值反映了信号的幅值强度，常用于衡量肌电信号的总体能量。可以为肌肉活动的强度提供定量描述。均方根值能够反映出信号的波动性，通常用于评估肌肉的工作负荷和疲劳状态。计算公式如式 (3-2) 所示。

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

其中， x_i 是第 i 个采样点的信号值， N 是信号总的采样点数。

(2) 平均绝对值 (MAV)：平均绝对值是信号在一个时间窗口内的绝对值的平均值，用于表征信号的平均能量。可以反映肌肉的活动强度，尤其是在持续的低强度收缩状态下，稳定性较好，适用于慢性疲劳监测。计算公式如式 (3-3) 所示。

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

其中， x_i 是第 i 个采样点的信号值， N 是信号总的采样点数。

(3) 过零率 (ZC)：过零率描述的是信号通过零点的频率，能够反映信号的变化速率和频率特性，适用于动态动作的识别。过零率较高通常表示信号变化较快，在一些快速的运动中尤为显著；而在肌肉疲劳过程中，信号的过零率通常会下降。计算公式如式 (3-4) 所示。

$$ZC = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |\text{sign}(x_i) - \text{sign}(x_{i+1})| \quad (3-4)$$

其中， x_i 是第 i 个采样点的信号值， $\text{sign}(x_i)$ 是信号的符号函数（若 $x > 0$ ，

则为 1；若 $x < 0$ ，则为 -1；若 $x = 0$ ，则为 0）， N 是信号总的采样点数。

（4）方差（variance）：衡量随机变量或一组数据离散程度的度量。计算公式如（3-5）所示。

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{sig}(n_i) - \mu)^2 \quad (3-5)$$

3.4.2 频域指标

（1）中值频率（MF）：中值频率是指在肌电信号的功率谱中，累计能量达到 50% 的频率。反映了信号的频率特性，尤其是在肌肉疲劳过程中，肌肉活动的频率通常会发生变化。随着肌肉疲劳的加剧，高频成分衰减，而低频成分的能量增多，因此中值频率的变化常用于评估疲劳程度。计算方法如下：

- 1）首先，计算肌电信号的功率谱。
- 2）其次，计算累积能量，即将功率谱的各个频点的功率累加。
- 3）最后，找到能量累积到 50% 的频率点，该频率即为中值频率。

计算公式：假设 $P(f_k)$ 是功率谱中频率 f_k 对应的功率， $\sum_{k=1}^M P(f_k)$ 为功率谱总功率。计算公式如式（3-6）所示：

$$\sum_{k=1}^{k_{mf}} P(f_k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M P(f_k) \quad (3-6)$$

（2）平均功率频率（MPF）：平均功率频率是功率谱的加权平均频率，考虑了每个频率点的功率与频率的关系。平均功率频率可以反映肌肉信号的频谱分布，疲劳过程中，随着高频成分的衰减，平均功率频率通常会降低。平均功率频率作为一个量化的频率特征，广泛应用于肌肉疲劳分析。计算公式如式（3-7）所示：

$$MPF = \frac{\sum_{k=1}^M f_k P_k}{\sum_{k=1}^M P_k} \quad (3-7)$$

其中， f_k 是频率点 k 的频率值； P_k 是频率点 k 对应的功率值； M 是功率谱中频率点的总数。

平均功率频率通过加权平均频率计算，使得信号中功率较大的频率点对结果的影响更大。通常，随着肌肉疲劳的加重，平均功率频率值会下降，高频信号成分的能量会减少。

(3) 最大功率谱密度 (MAXP)：最大功率谱密度是指肌电信号功率谱中，频率范围内出现的最大功率值。反映了信号在某一频率段内的能量集中程度。最大功率谱密度可以用来衡量肌肉在某个频段的活跃程度，通常，信号的最大功率谱密度对应的频率是信号频率特性的重要指标之一。计算公式如式 (3-8) 所示：

$$P_{max} = \max(P(f_k)) \quad (3-8)$$

其中： $P(f_k)$ 是频率 f_k 对应的功率值； M 是功率谱中频率点的总数； P_{max} 是功率谱中最大功率值所在的频率点的功率密度。

利用 MATLAB 软件对表面肌电信号数据进行读取，其中一位被试者三种康复训练动作表面肌电信号的两通道时域信息如图 3-11 至图 3-16 所示，频域信息如图 3-17 至图 3-22 所示。

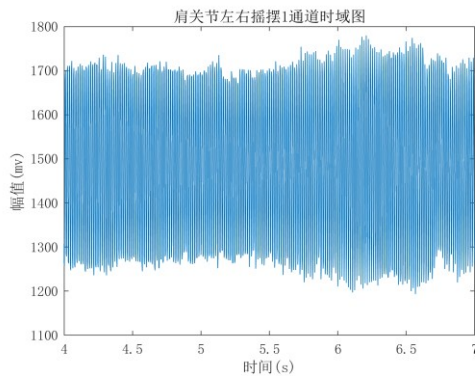


图 3-11 肩关节左右摇摆 1 通道时域图

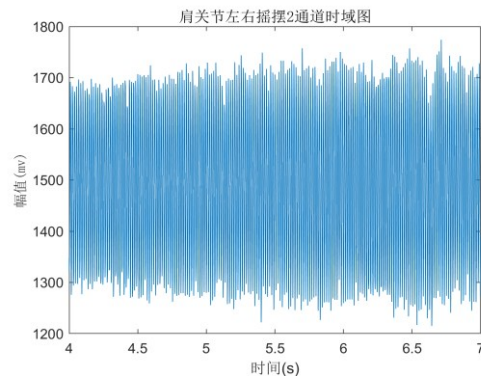


图 3-12 肩关节左右摇摆 2 通道时域图

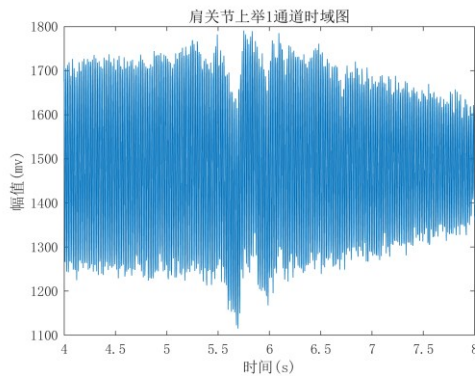


图 3-13 肩关节上举 1 通道时域图

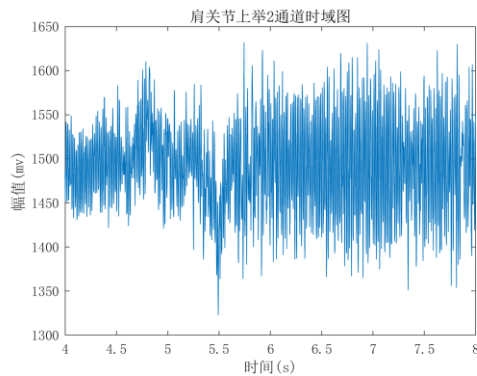


图 3-14 肩关节上举 2 通道时域图

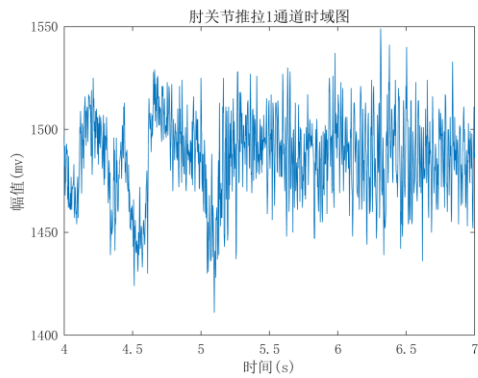


图 3-15 肘关节推拉 1 通道时域图

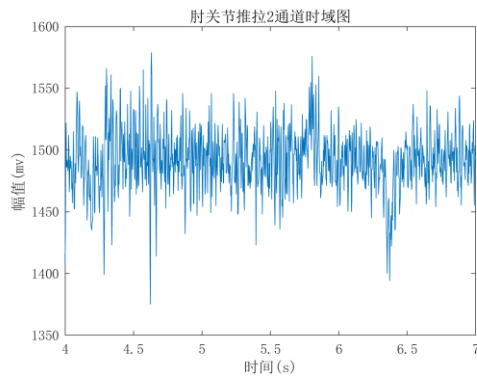


图 3-16 肘关节推拉 2 通道时域图

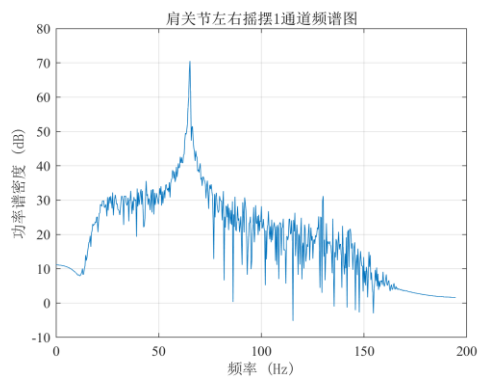


图 3-17 肩关节左右摇摆 1 通道频域图

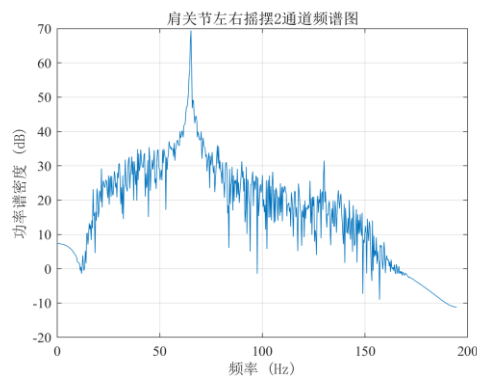


图 3-18 肩关节左右摇摆 2 通道频域图

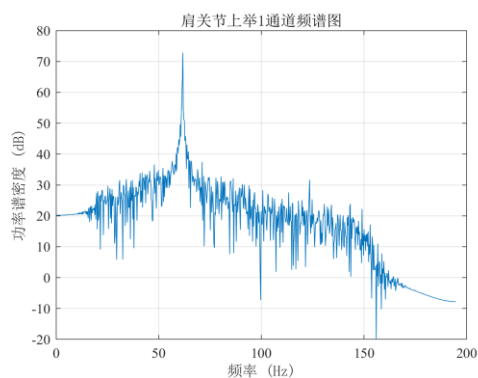


图 3-19 肩关节上举 1 通道频域图

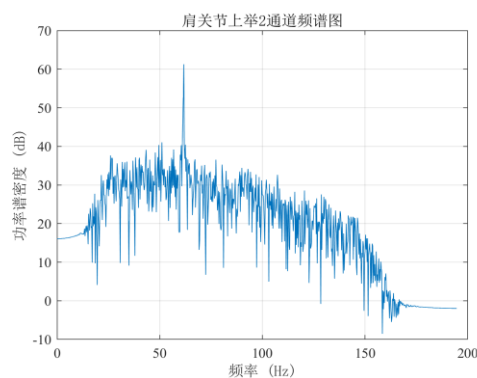


图 3-20 肩关节上举 2 通道频域图

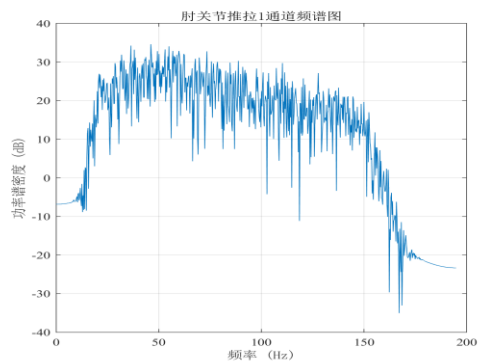


图 3-21 肘关节推拉 1 通道频域图

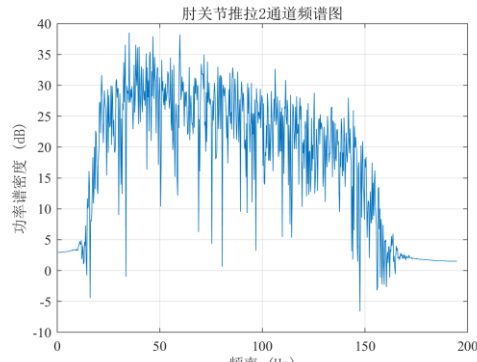


图 3-22 肘关节推拉 2 通道频域图

3.5 本章小结

本章针对表面肌电信号采集过程中常见的噪声干扰、信号不稳定以及数据处理复杂等问题，设计一套基于上肢表面肌电信号的采集系统方案，使用该采集系统对上肢表面肌电信号进行采集，将采集的肌电信号数据通过巴特沃斯滤波器进行去噪处理，使用时域指标和频域指标对处理过后的肌电信号进行特征提取，为后续运动意图识别与机器人控制研究提供了基础。

第4章 基于肌电信号的上肢康复运动意图识别

本章针对传统的康复运动控制方式存在忽略人体主动意图、患者主动参与度低等问题，基于协作型上肢康复机器人系统和上肢表面肌电信号的采集系统，开展基于上肢表面肌电信号的运动意图识别方法，通过对比分析不同分类模型对三类常见上肢康复训练动作的运动意图识别能力，确定适合用于上肢康复训练的分类器模型，为后续基于肌电意图识别的康复运动控制提供支持。

4.1 方案设计

本文对比不同的意图识别算法，在第三章创建的数据集的基础上，使用传统机器学习和卷积神经网络，选出最优的算法进行运动意图识别。上肢康复运动意图识别流程图如图 4-1 所示。

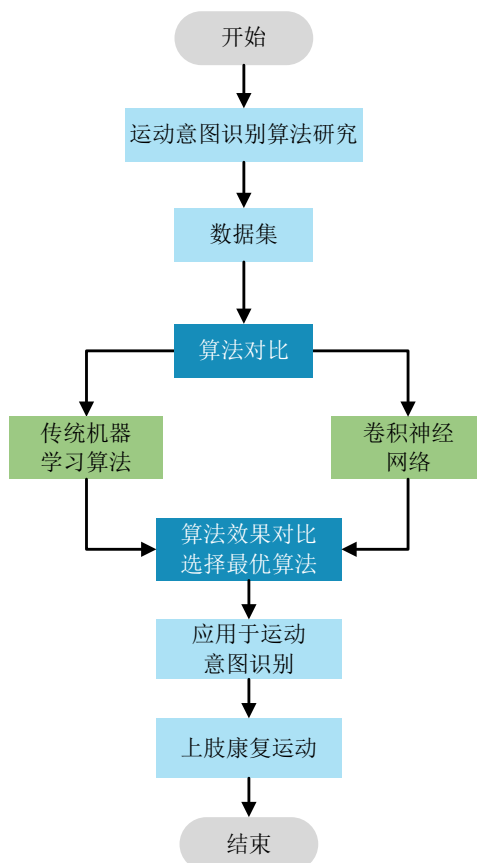


图 4-1 上肢康复运动意图识别流程图

4.2 运动意图识别

本文研究的是三种常见的上肢康复训练模式的运动意图，这些意图涵盖了肩关节左右摇摆、肩关节上举以及肘关节推拉三种动作，每一种运动意图都对应着特定的上肢肌肉活动模式，且在康复过程中具有不同的应用价值和意义。

在评估过程中，运动意图识别的准确率是一个核心指标。一个高精度的识别模型能够确保患者在训练过程中做出正确的康复训练动作，避免出现因误解而导致的运动损伤或康复效果不佳的情况。为了实现对上肢康复运动意图的准确识别，本文在分类模型数据构建的基础上，采用传统机器学习算法和卷积神经网络进行运动意图识别。

4.2.1 分类模型数据构建

肌电信号采集实验采集了两个通道的表面肌电信号，分别对应肱桡肌和肱二头肌，用以实现肩关节左右摇摆、肩关节上举以及肘关节推拉这三种比较常见的上肢康复训练模式。对采集得到的肌电信号通过巴特沃斯滤波器进行去噪、特征值提取，并将特征对应的标签作为分类模型的输入数据进行模型训练和动作意图预测。本文选取的时域特征分别为均方根值、平均绝对值、过零率和方差，选取的频域特征分别为中值频率、平均功率频率、最大功率谱密度。每个通道提取这七种特征，两个通道共计 14 维特征。取一位被试者的三种常见上肢康复运动模式表面肌电信号对应的时域特征值和频域特征值分别如表 4-1 和表 4-2 所示。

表 4-1 表面肌电信号的时域特征值

时域特征	通道	肩关节左右摇摆	肩关节上举	肘关节推拉
均方根	1	0.17	0.20	0.10
	2	0.10	0.10	0.41
平均绝对值	1	0.15	0.01	0.10
	2	0.09	0.01	0.39
过零率	1	333	384	351
	2	327	305	367
方差	1	0.03	0.01	0.00
	2	0.01	0.01	0.01

表 4-2 表面肌电信号的频域特征值

频域特征	通道	肩关节左右摇摆	肩关节上举	肘关节推拉
中值频率	1	64.71	63.98	69.48
	2	64.76	62.97	68.99
平均功率频率	1	64.75	57.13	60.94
	2	60.94	59.41	63.22
最大功率谱密度	1	64.75	47.61	59.79
	2	65.13	57.89	63.60

然后将提取到的特征分别贴上对应康复训练运动意图的标签，作为分类模型的数据输入样本进行训练模型和预测结果。不同康复训练模式相对应标签如表 4-3 所示。

表 4-3 不同康复训练模式相对应标签

训练模式	对应标签
肩关节左右摇摆	康复训练模式 1
肩关节上举	康复训练模式 2
肘关节推拉	康复训练模式 3

采用传统机器学习和卷积神经网络算法，基于表面肌电信号进行运动意图识别，将识别出的运动意图采用不同运动模式对应的标签进行表示；针对识别的运动意图结果，采用混淆矩阵进行分析。

4.2.2 传统机器学习算法

传统机器学习算法作为基于数据驱动算法类型，旨在从海量数据中探寻潜在规律与模式，以达成对新数据的预测或分类。该类算法通常依赖手工设计的特征与模型，如线性判别、朴素贝叶斯分类器、最近邻、支持向量机、神经网络等。在文本分类、图像识别、语音识别及推荐系统等诸多领域，这些算法常常需要进行大量的特征工程及参数调整，均取得了较为显著的成果。

（1）线性判别

线性判别分析是一种在降维和分类任务中很经典的统计学习方法。它的核心思想是通过一个线性变换，将高维数据映射到低维空间，这样既能简化数据，又能保留数据的类别特征。线性判别的目标是，尽量拉开不同类别之间的距离，同时让同一类别内的样本更加紧密地聚在一起，从而提升分类的准确性和效率

[58]。在 MATLAB 里面，使用的判别类型为线性，可依托 Statistics and Machine Learning Toolbox 实现高效的分类与特征降维，用 ZSCORE 函数对数据集进行标准化，调用统计与机器学习工具箱中的 FITCDISCR 函数，直接输入数据矩阵和标签向量即可自动完成线性判别分析模型训练。

基于第三章建立的肌电信号数据集应用该算法，得到的混淆矩阵如图 4-2 所示，使用该算法得到分类结果的准确率为 87.0%。其中，第一行：真实标签 1 的样本中，正确预测为标签 1 的概率是 98.6%，错误预测为标签 2 的概率是 1.4%。第二行：真实标签 2 的样本中，错误预测为标签 1 的概率是 13.9%，正确预测为标签 2 的概率是 70.8%，错误预测为标签 3 的概率是 15.3%。第三行：真实标签 3 的样本中，错误预测为标签 1 的概率是 5.6%，错误预测为标签 2 的概率是 2.8%，正确预测为标签 3 的概率是 91.7%。

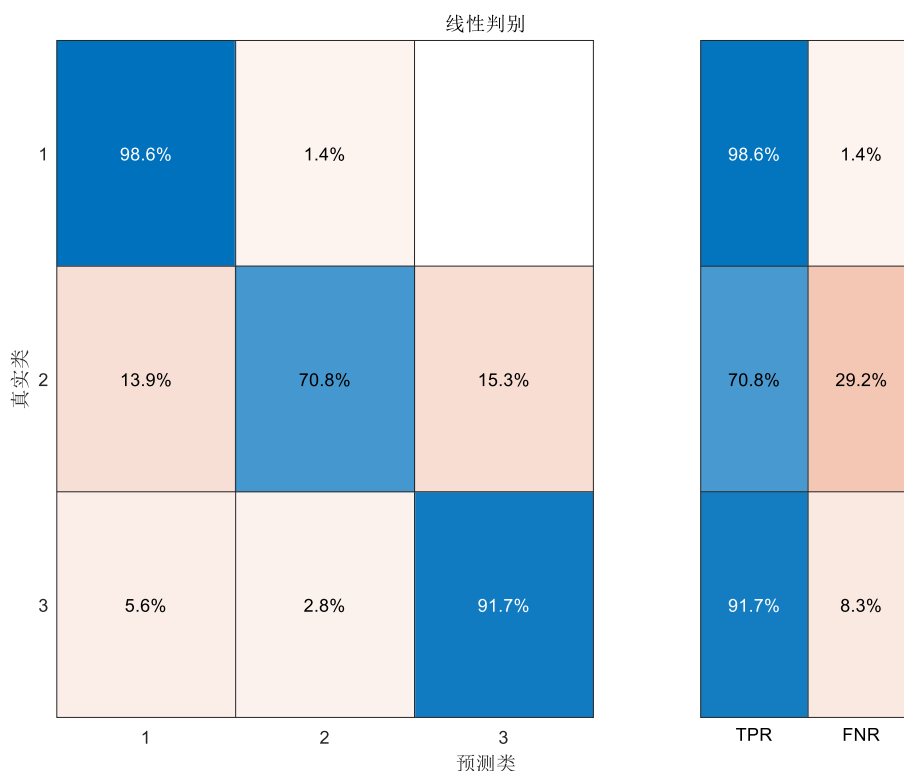


图 4-2 线性判别混淆矩阵

(2) 朴素贝叶斯分类器

朴素贝叶斯分类器是一种依托于贝叶斯定理及特征条件独立性假设的分类算法。该方法的基本逻辑在于，通过对已有训练样本的分析，获得各个类别的先验概率和条件概率，从而对新的样本进行后验概率的计算，最终将概率最高的类别确定为该样本的分类结果[59]。在开始相关任务之前，需要先进行数据的

整理和准备，包括确定各种特征属性并对这些属性进行合理的分类。通过手工操作，对某些待分类的项目进行分类，从而形成一个训练样本的集合；其次将该训练集中所包含的所有特征向量输入到支持向量机分类器中进行识别；然后，计算每个类别在训练样本中的出现频率，并据此确定类别的先验概率；最后，为每一个特征计算其在各个类别中的条件概率，根据所得到的结果，结合相应的先验知识，完成对待分类样本所属类别的判断。利用贝叶斯定理，对指定的待分类样本进行了后验概率的计算，以确定每个类别的后验概率。比较待分类样本属于每个类别的后验概率，选择后验概率最大的类别作为预测结果。

在 MATLAB 里面，使用的分布类型为正态分布，假定特征独立。基于数据集使用该算法进行分类识别，得到的混淆矩阵如图 4-3 所示，使用该算法得到分类结果的正确率为 76.9%。其中，第一行：真实标签 1 的样本中，正确判断为标签 1 的概率是 90.3%，错误判断为标签 2 的概率是 8.3%，错误判断为标签 3 的概率是 1.4%。第二行：真实标签 2 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 12.5%，正确判断为标签 2 的概率是 69.4%，错误判断为标签 3 的概率是 18.1%。第三行：真实标签 3 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 6.9%，错误判断为标签 2 的概率是 22.2%，正确判断为标签 3 的概率是 70.8%。

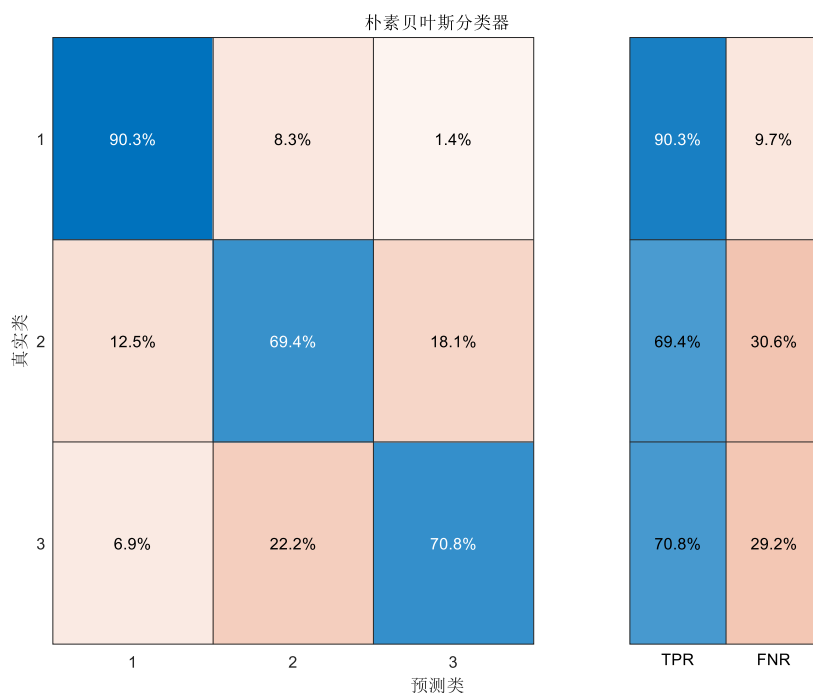


图 4-3 朴素贝叶斯混淆矩阵

(3) 最近邻分类器

最近邻算法是一种基础的监督学习模型，广泛应用于分类与回归任务。最近邻算法的操作方式是基于一个有明确标记的样本集合（也称为训练集），而每一个数据点都配备代表其种类的标签。为使分类器具有较高分类性能，提出一种基于统计学习理论和欧氏距离度量的改进方法，用于识别未知类别中的数据。在处理没有标注的新数据时，该算法采取了以下步骤：首先，将新数据的特征与训练集中每个数据点的特征进行比较；其次，计算出新数据与训练集中各数据点之间的欧氏距离，通过这个欧氏距离将待分类数据和已分类数据分离开来；然后，该算法选择与新数据最接近的 K 个样本（在大多数情况下， K 的数值不应超出 20），将这些样本分别放入不同的分类器之中进行识别和分析；最后，基于这 K 个样本中出现频次最高的类别，对新的数据进行了分类和归属。

在 MATLAB 里面，使用的邻居数为 1。基于最近邻分类器对数据集进行分类识别，得到的混淆矩阵如图 4-4 所示，使用该算法得到分类结果的正确率为 85.2%。其中，第一行：真实标签 1 的样本中，正确判断为标签 1 的概率是 84.7%，错误判断为标签 2 的概率是 11.1%，错误判断为标签 3 的概率是 4.2%。第二行：真实标签 2 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 8.3%，正确判断为标签 2 的概率是 79.2%，错误判断为标签 3 的概率是 12.5%。第三行：真实标签 3 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 2.8%，错误判断为标签 2 的概率是 5.6%，正确判断为标签 3 的概率是 91.7%。

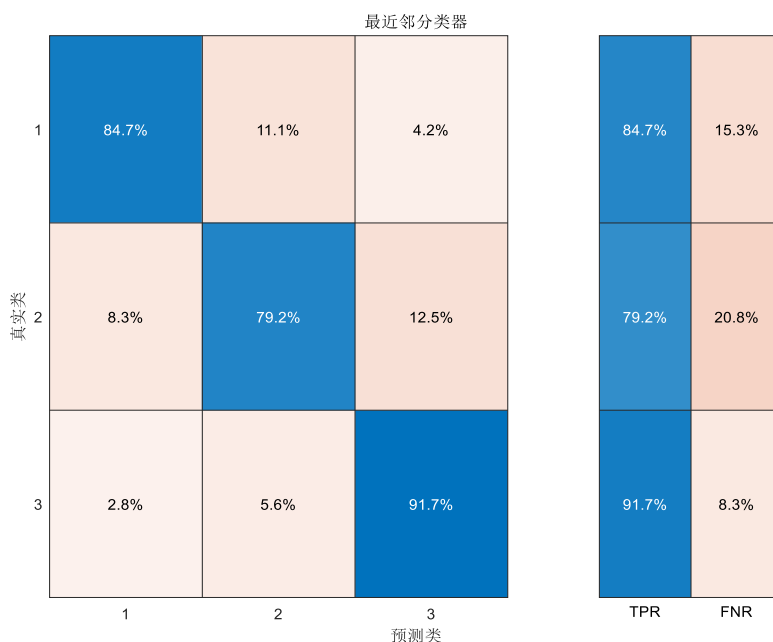


图 4-4 最近邻分类器混淆矩阵

(4) 支持向量机

支持向量机是一种强大的二元分类工具，广泛应用于各种分类任务中。其核心思想是通过在特征空间中构建一个最大间隔的超平面，将不同类别的数据点进行有效区分。为了处理多分类问题，支持向量机通常采用一对其余的策略，即将每个类别与其他类别进行比较，从而实现多类别的分类任务。在分类新样本时，采用决策投票机制，各个二分类器独立进行判断。每个分类器根据其模型输出的概率，为样本选择最可能的类别。最终，综合各个二分类器的结果，选出概率最高的类别作为新样本的最终分类结果。

在 MATLAB 里面，使用的核函数为线性。基于支持向量机分类器对数据集进行分类识别，得到的混淆矩阵如图 4-5 所示，使用该算法得到分类结果的正确率为 83.3%。其中，第一行：真实标签 1 的样本中，正确判断为标签 1 的概率是 83.3%，错误判断为标签 2 的概率是 11.1%，错误判断为标签 3 的概率是 1.4%。第二行：真实标签 2 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 5.6%，正确判断为标签 2 的概率是 81.9%，错误判断为标签 3 的概率是 8.3%。第三行：真实标签 3 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 2.8%，错误判断为标签 2 的概率是 12.5%，正确判断为标签 3 的概率是 84.7%。

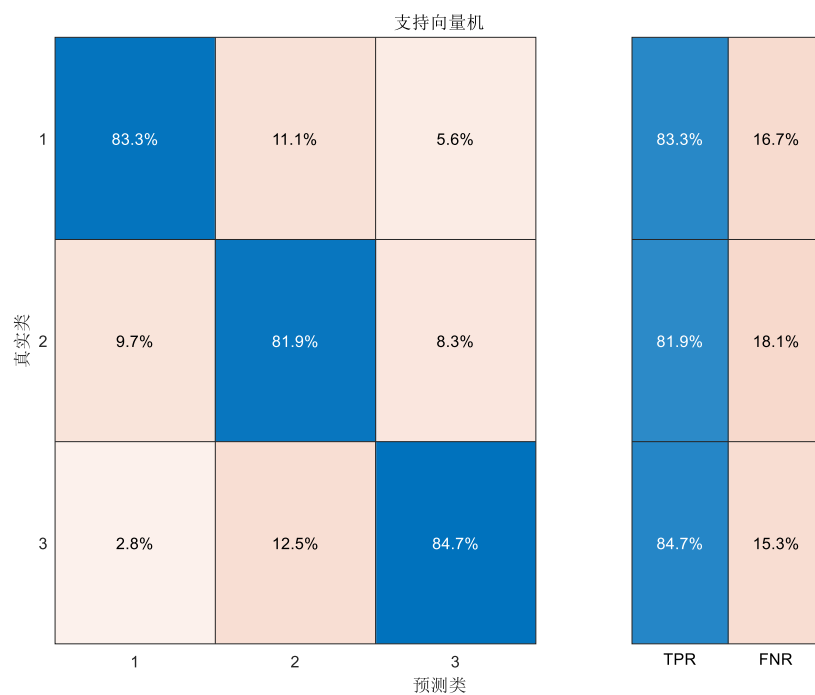


图 4-5 支持向量机混淆矩阵

4.2.3 卷积神经网络

相较于传统康复训练评估方法，深度学习不再依赖于物理治疗师的经验判断，从而避免了主观性强和量化困难等问题。此外，针对表面肌电信号的非平稳特性和个体差异性带来的特征工程复杂等问题，深度学习通过构建端到端的学习框架，实现了从原始肌电信号到动作分类的智能映射。深度卷积神经网络在技术实现层面，通过仿生学机制对传统信号处理方式进行了革新。

针对上肢康复训练中的运动模式分类需求，在 MATLAB 里面，卷积神经网络针对一维时序数据设计，输入层接收尺寸为[num_dim,1,1]的单通道数据（num_dim 为特征维度）。网络包含两个卷积块：第一块使用 16 个尺寸为[2,1]的卷积核进行“same”填充，经批归一化和 ReLU 激活后，通过[2,1]窗口的最大池化（步长[2,1]）压缩特征；第二块将卷积核数量增至 32 个，保留相同填充与激活归一化流程。最终通过全连接层映射到类别数（num_class），经 Softmax 输出概率并由分类层计算损失。训练采用 Adam 优化器，初始学习率 0.001，每 100 轮下降至 5%（L2 正则化系数 0.0001），最大训练 1000 轮，数据每轮打乱且关闭验证监控，支持训练进度可视化。基于卷积神经网络对数据集进行分类识别，得到的混淆矩阵如图 4-6 所示，使用该算法得到分类结果的正确率为 89.4%。其中，第一行：真实标签 1 的样本中，正确判断为标签 1 的概率是 93.1%，错误判断为标签 2 的概率是 4.2%，错误判断为标签 3 的概率是 2.8%。第二行：真实标签 2 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 11.1%，正确判断为标签 2 的概率是 84.7%，错误判断为标签 3 的概率是 4.2%。第三行：真实标签 3 的样本中，错误判断为标签 1 的概率是 2.8%，错误判断为标签 2 的概率是 6.9%，正确判断为标签 3 的概率是 90.3%。

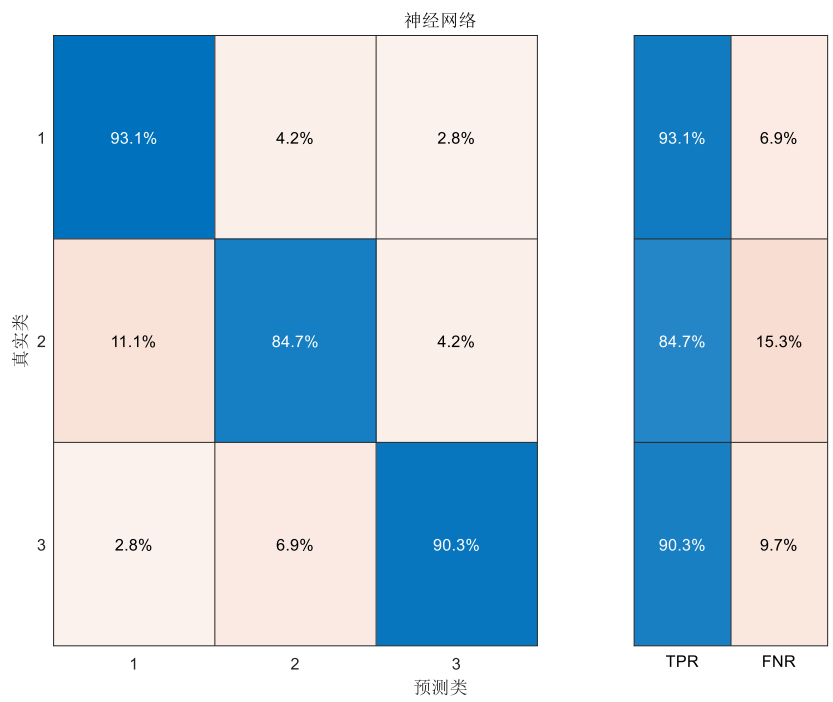


图 4-6 神经网络混淆矩阵

4.2.4 对比分析

从表 4-4 中可以看出，在使用卷积神经网络时，正确率最高，达到了 89.4%。卷积神经网络在处理上肢表面肌电信号的分类任务中表现最佳，卷积神经网络能够有效地提取信号的空间特征和时间特征，进而提高分类的准确性。其他算法如支持线性判别、朴素贝叶斯分类器、最近邻分类器和支持向量机的正确率分别为 87.0%、76.9%、85.2%和 83.3%。这些结果表明，卷积神经网络在处理这类任务时具有明显的优势。

表 4-4 上肢康复运动意图识别算法对比

识别算法	正确率（%）
线性判别	87.0
朴素贝叶斯分类器	76.9
最近邻分类器	85.2
支持向量机	83.3
卷积神经网络	89.4

4.3 本章小结

本章以实现上肢康复运动意图识别为目标，开展了基于表面肌电信号的运

动模式分类算法研究。通过两通道肌电采集设备采集不同动作模式下的肌电信号，采用线性判别、朴素贝叶斯分类器、最近邻分类器、支持向量机等传统机器学习算法进行分类性能评估，结果表明卷积神经网络在三种常见的康复训练模式分类任务中准确率可达到 89.4%，其集成学习特性对个体差异性具有较强鲁棒性，为基于肌电意图识别的康复运动控制提供支持。

第5章 康复运动控制系统设计及实验测试

为了验证基于肌电意图识别的康复运动控制效果，本章根据第四章确定的上肢表面肌电信号运动意图识别方法，开展协作型上肢康复机器人运动控制研究，设计协作型上肢康复机器人运动控制系统，开发协作型上肢康复机器人运动控制系统的上位机程序，搭建协作型上肢康复机器人运动控制实验系统，进行协作型上肢康复机器人运动控制实验测试。

5.1 控制系统设计

本文设计的基于肌电信号康复运动意图的康复机器人运动控制流程图如图 5-1 所示。首先，采集被试者的肌电信号，使用滤波器对原始肌电信号进行去噪，以提高表面肌电信号的质量。其次，选用特征提取方法对处理过的肌电信号进行关键运动信息特征的提取。基于这些特征，结合卷积神经网络算法，进一步对康复运动意图进行识别。在实现运动意图的识别后，控制系统可基于 TCP 通信将目标控制指令实时传输至机器人终端，进而驱动机器人执行预设的康复训练动作。该闭环控制过程能够为被试者提供较为精准的康复训练引导，通过人机协同交互机制助力其完成个性化康复训练目标。

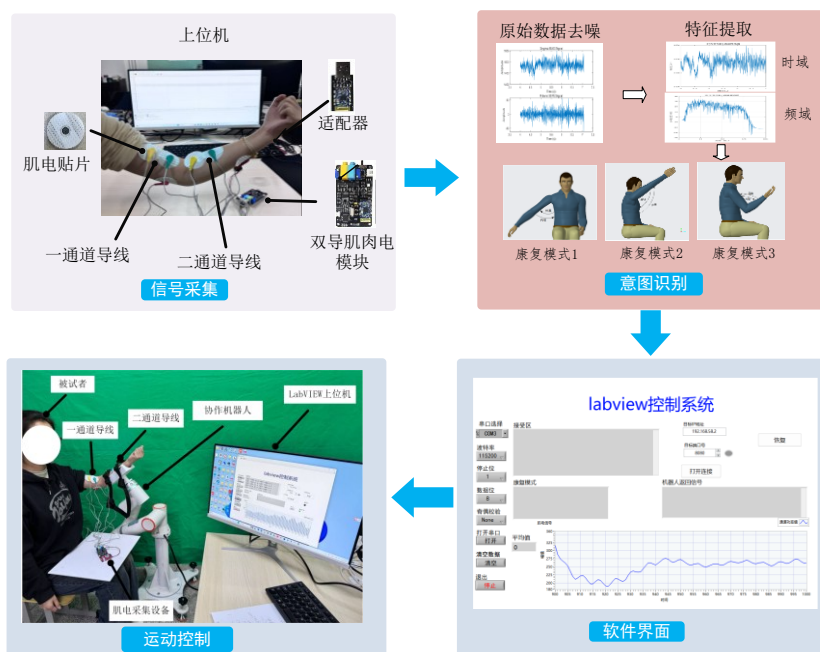


图 5-1 基于康复运动意图的康复运动控制系统流程图

5.2 实验系统

5.2.1 整体系统

整体系统如图 5-2 所示，由协作机器人、表面肌电采集设备、MATLAB 软件和 LABVIEW 软件组成。被试者在指定肌肉位置贴上表面肌电贴片后，按照实验要求做出相应康复训练动作，表面肌电采集设备实时采集肌肉电信号并保存。MATLAB 软件调用保存的肌电信号数据，进行滤波器去噪、特征提取和模式识别，得到康复训练模式。LABVIEW 软件通过数据接口接收 MATLAB 生成的康复控制模型，对其进行实时解析与格式转换，生成协作机器人可识别的控制指令序列并完成数据传输。协作机器人基于接收到的指令执行对应的康复训练动作序列，从而实现对被试者的康复训练辅助。

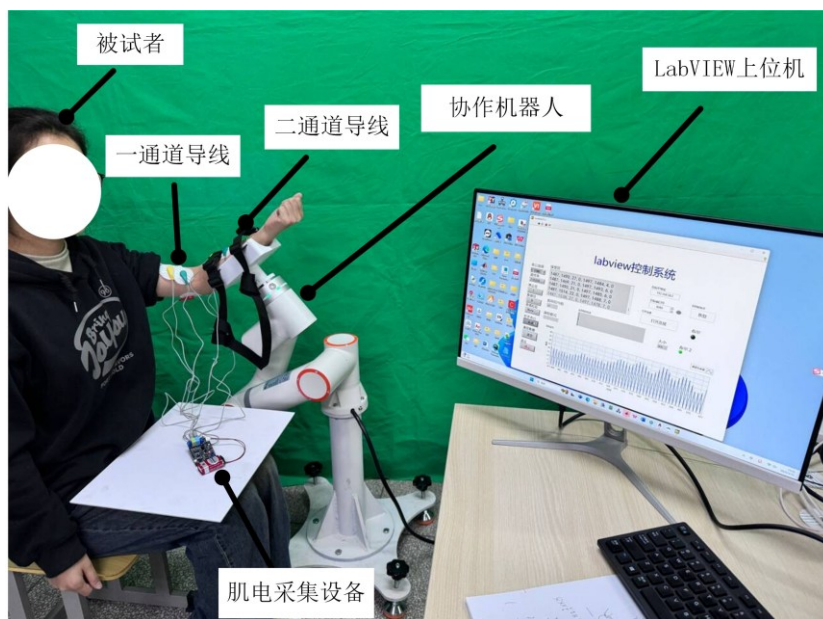


图 5-2 整体系统图

5.2.2 硬件系统

协作机器人：本实验选用的协作机器人为法奥意威（苏州）机器人系统有限公司生产的 FR3 型协作机器人。此机器人的相关信息如表 5-1 所示。

表 5-1 FR3 型协作机器人相关信息

产品名称	协作机器人
产品型号	FR3
负载能力	3 KG
工作半径	622 mm
本体质量	14 KG
额定输入电压	220 VAC/单相/50 Hz
额定输出电压	48 VDC
输出短路额定值	48 V 22 A

其搭载了该公司自主研发的实时控制系统，具备显著的工业级精度，运行稳定性良好。该协作机器人配备自带的网页上位机，采用图形化编程模式，并融合零力示教与多轴联动等先进技术，其能够适配多种应用场景，支持基于 ROS 的二次开发，同时可兼容多种通讯协议方式。如下图 5-3 所示。



图 5-3 FR3 协作机器人

肌电采集设备：双导肌肉电 EMG 传感器，主要包括前端数据的采集以及后端对信号的处理。前端采集电路获取人体手臂的电信号，通过后端对通道的信号放大和滤波，再输出仿真采集信号，并在上位机上显示波形，如 3.1.2 节采集设备所示。

5.2.3 软件系统

实验涉及的协作型机器人 FR3，其上位机系统如图 5-4 所示，在该界面中，采用了 TPD（轨迹规划控制）功能，旨在控制机器人轨迹的规划过程。通过这

一功能，可以对机器人进行有效地运动轨迹规划与调整，以实现更高效的任务执行和操作精度。

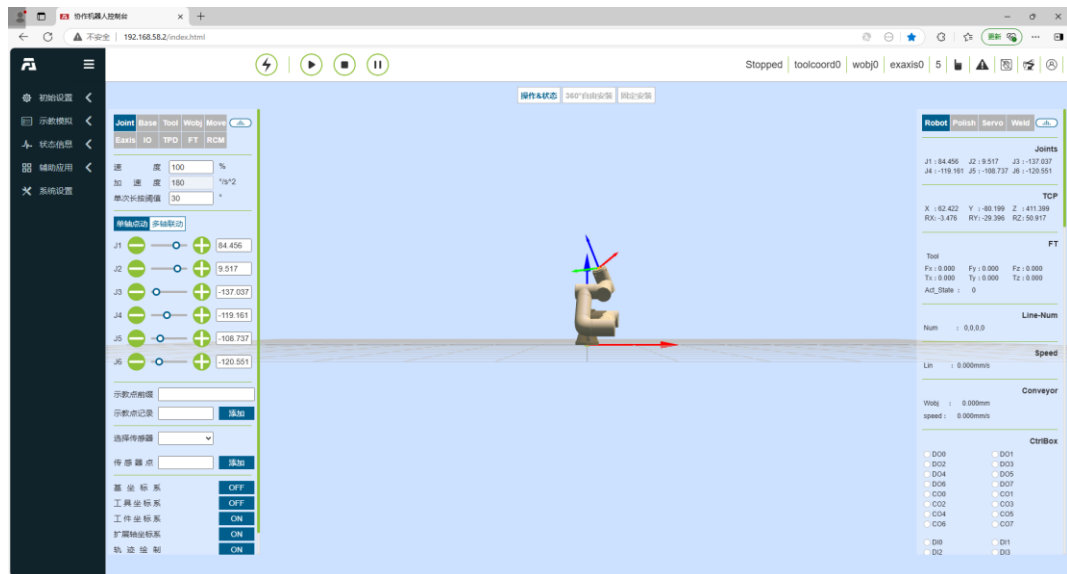


图 5-4 FR3 上位机界面

为实现系统的人机交互功能，采用 LABVIEW 作为系统的上位机平台。该平台可为基于肌电信号意图识别的协作式上肢康复机器人运动控制领域的科学研究与工程应用提供坚实的技术支撑。依托 LABVIEW 的图形化编程环境与实时数据处理能力，该控制系统可实现对协作式上肢康复机器人的精准运动控制，并构建人机协同的实时交互界面，从而为康复训练的个性化与智能化发展提供技术赋能。LABVIEW 具有以下特点：

(1) 图形化编程架构：采用 G 语言构建程序逻辑，通过连线连接各个需要的功能，能够实现数据传递，使信号处理流程可视化程度有效提升。图形与其所对应的含义一致，如本章节需要的文件保存，直接在文件类下面就直接能找到与之对应的模块；需要进行 MATLAB 调用，使用 MATLAB script 节点，即可调用 MATLAB 算法。方便快捷的图形化编程，大大的提高了编程效率。

(2) 多线程与并行处理：当不同模块进行并行执行操作时，LABVIEW 能够自动将各模块分配至不同线程，使其同步运行，以此提升程序的执行效率，减少程序运行耗时。相较于文本语言，在并行处理数据方面存在一定的难度，而 LABVIEW 则更易于达成这一功能。如在 LABVIEW 中进行肌电信号波形图展示时，可以同时展示多个波形图。

(3) 交互式执行与调试：在项目开发进程中，LABVIEW 作为一款交互性

的编程语言，有着很强的人机交互功能，编程人员可高效且便捷地对函数库中的各类函数进行编程操作。在基于肌电意图识别的协作型机器人运动控制系统中，编程人员可以根据自己的需要选择需要的模块进行调试。在设计的用户界面可以自己设置串口参数、打开串口、TCP 通信的各个参数，实行人机交互。

本文构建的运动意图识别系统利用 LABVIEW 软件进行上位机的设计，并通过网络连接实现与下位机之间的指令交互，以达到对人体表面肌电信号进行运动意图的识别。该系统的主要功能涵盖了与下位机之间的串口数据通讯、数据保存、曲线绘制、TCP 通讯及指令发送等多个方面。其中，数据保存功能确保肌电信号在变化过程中的全部数据被有效保留，便于后续的查阅与分析。曲线绘制功能帮助用户清晰直观地看到肌电信号在整个运动意图形成过程中的变化趋势，进而加深对运动意图识别中肌电信号动态变化的理解。TCP 通信功能确保将上位机与协作机器人通信，实现协作机器人带动用户进行康复训练。指令发送功能可以将上位机处理过后得到的指令发送给协作机器人，无需额外的指令控制协作机器人，大大的提升了运动意图识别系统的易用性。

上位机软件的前面板设计如图 5-5 所示，该系统为用户提供了直观且便利的操作界面，可使用户实时监测表面肌电信号的动态变化。具体操作涵盖运动意图识别系统串口参数的设定、与协作机器人的 TCP 通信，以及使协作机器人回归初始状态。并且，串口参数和 TCP 通信参数均可于前面板进行配置，以此保障上位机与下位机间通信的稳定与可靠。此外，为更直观呈现表面肌电信号的变化进程，上位机软件前面板增设了肌电信号曲线绘制功能。

labview控制系统

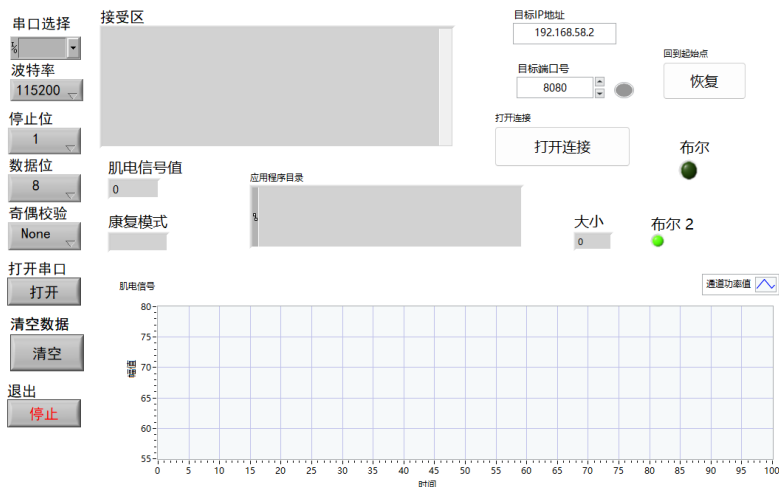


图 5-5 运动意图识别软件前面板

图 5-6 为上位机软件主程序的工作流程。在 WHILE 循环内，包含了五个条件结构，分别是初始化条件、等待条件、数据处理条件、退出条件、停止条件。打开这个上位机软件时，首先是进行初始化条件，为保证得到的数据是最新的数据，对所有的数据进行初始化。在初始化完成后，需要用户根据界面的需求，选择相应的操作。此外，在进行表面肌电信号采集时，程序会自动将采集的数据保存在 EXCEL 表格中。

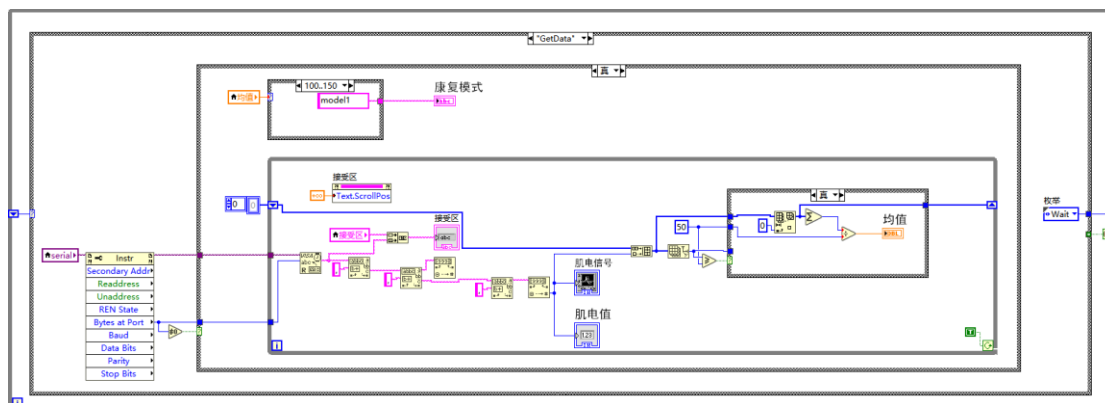


图 5-6 运动意图识别主程序框图

图 5-7 为串口参数配置程序框图。当“打开串口”按键被按下后，主程序将触发打开串口事件，进而执行串口配置程序。在前面板中，可以设置串口号、数据位、波特率、奇偶校验以及停止位等内容，实现上位机与肌电信号采集设备进行串口通讯。在开展串口配置工作时，务必确认所设定的参数与肌电信号采集设备的设定参数保持一致。

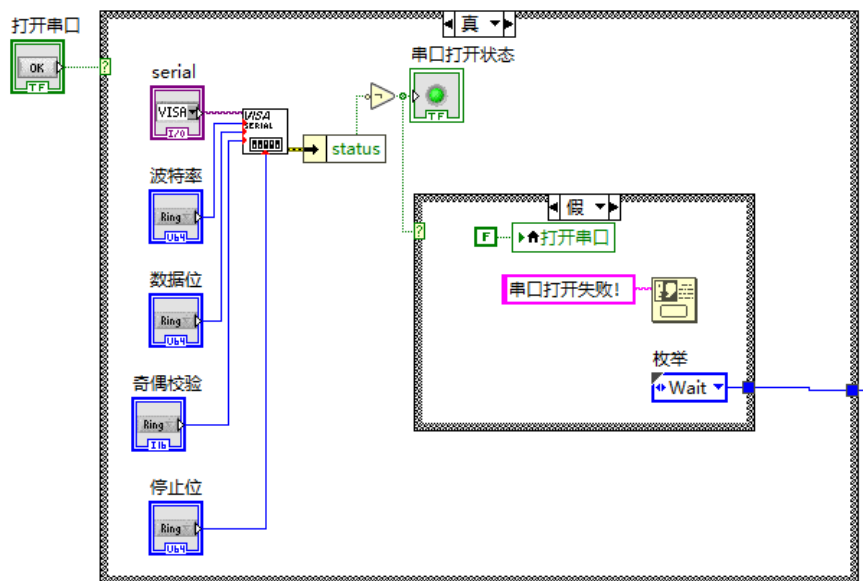


图 5-7 串口配置程序框图

图 5-8 为表面肌电信号采集图。当连接串口时，上位机将进入表面肌电信号采集，接收来自肌电信号采集设备的肌电信息。在这一过程中，系统会根据连线的顺序，依次执行每个图形所代表的事件，执行各项任务。程序执行过程中，在显示面板中可以看到表面肌电信号的实时波形图。由于采集设备会采集出冗余信息，运动意图识别系统会对采集到的肌电信号进行拆分，将需要的肌电信号保存至 EXCEL 表格。

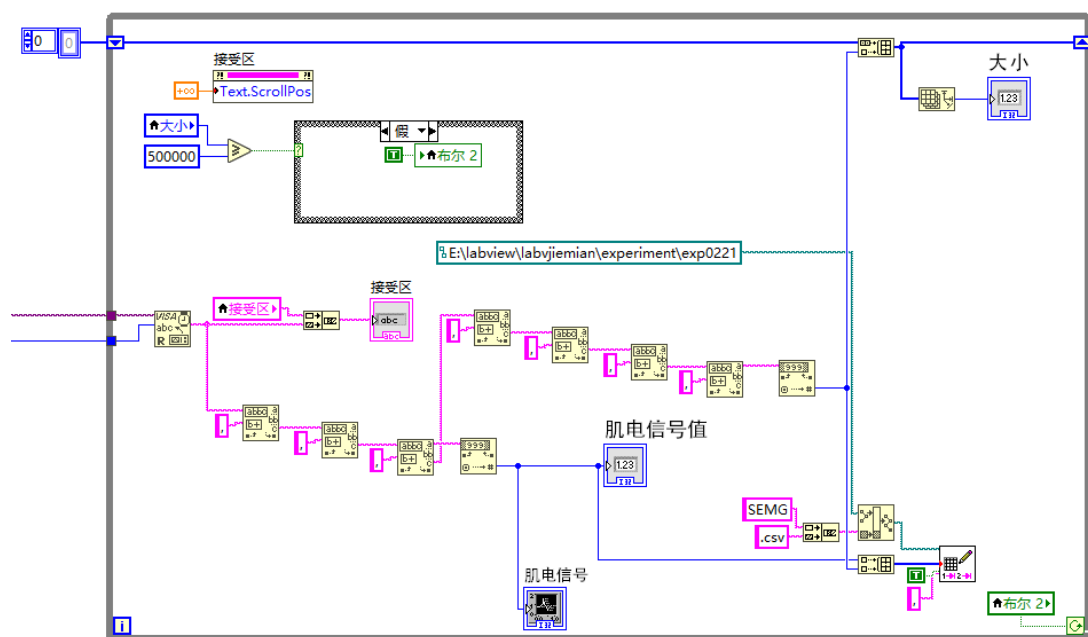


图 5-8 表面肌电信号采集图

图 5-9 为运动意图识别。将采集后表面肌电信号保存至 EXCEL 表格。运动意图识别子系统依托 LABVIEW 的 MATLAB Script 接口技术，调用 MATLAB 环境中构建的深度卷积神经网络模型。系统通过数据接口将标准化后的双通道肌电数据输入至卷积神经网络模型，经多层特征映射与全连接层计算，最终输出目标运动意图，完成从原始肌电信号到运动意图的端到端识别过程。

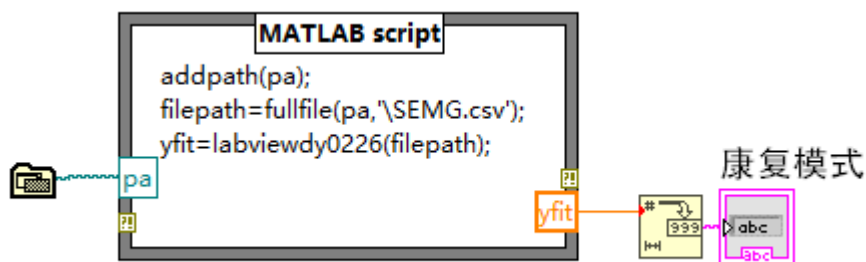


图 5-9 运动意图识别

图 5-10 为 TCP 通信程序框图。当“打开连接”按键被按下后，主程序将执行 TCP 通信连接程序。该程序的核心在于打开 TCP 连接模块的运用。该模块的外部输入参数包括目标 IP 地址和目标端口，可以通过前面板中的 TCP 通信参数设置板块对这些特定的参数进行设定。需要注意在配置 TCP 通信参数时，参数设定必须与使用的协作机器人 IP 地址和端口号一致，这里将目标 IP 地址设定为 192.168.58.2，目标端口号设定为 8080。

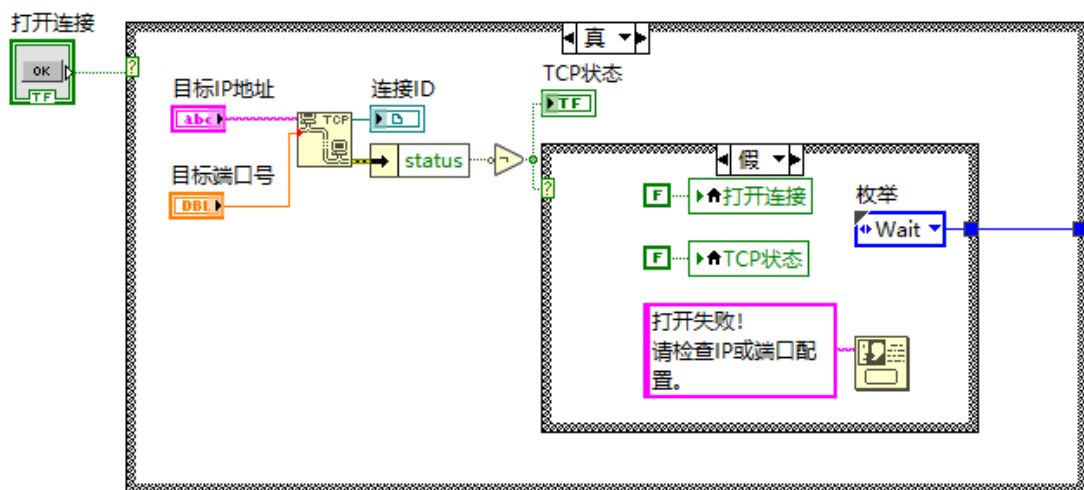


图 5-10 TCP 通信程序框图

图 5-11 为协作机器人运动控制。首先，LABVIEW 建立 TCP 通信，该模块负责接收经运动意图识别模块输出的分类结果，并与预设的控制指令进行协议

封装，生成符合机器人控制协议的指令数据帧。通过 TCP/IP 协议栈将指令数据帧传输至协作机器人控制器，协作机器人接收到指令数据后，基于内置的运动规划算法解析指令内容，驱动末端执行器完成预设的康复训练动作序列，通过人机协作接口引导患者完成康复训练。当整套动作序列执行完毕后，机器人控制系统将触发归位子程序，通过绝对定位算法使机械臂自动返回机械原点，此时，一个完整康复训练周期的结束。

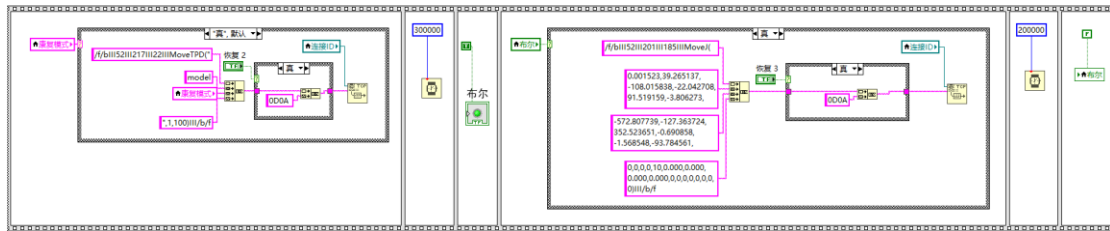


图 5-11 肌电信号意图识别程序部分框图

图 5-12 为 TCP 连接断开。在康复训练过程中，若遇突发情况需要暂停训练，通过人机交互界面触发紧急停止指令后，系统将立即终止 TCP 通信，使机器人执行安全归位动作并关闭康复训练系统。

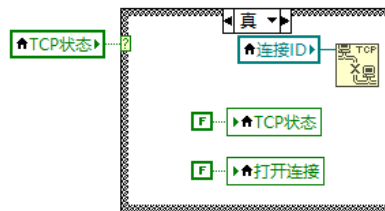


图 5-12 TCP 连接断开

图 5-13 为回到起始点操作。在结束一次康复训练流程，点击“回到起始点”按键，协作机器人就会根据此命令，将目前状态调整为初始状态，使得方便进行下一次的康复训练。

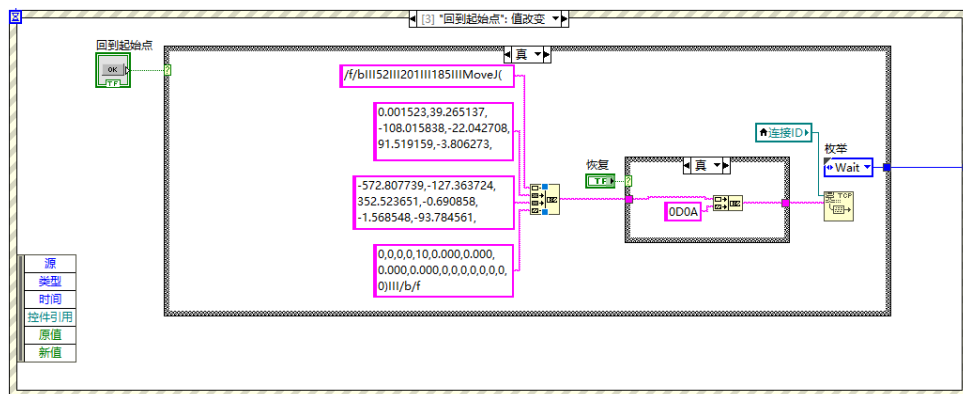


图 5-13 回到起始点

5.3 实验测试

(1) 被试对象

本文为了对康复训练结果进行综合评价，选取 10 名被试者进行康复训练实验测试，被试者身高体重分布如表 5-1 所示。

表 5-1 被试者基本信息

序号	性别	身高 (CM)	体重 (KG)
1	男	172	69
2	男	180	70
3	男	182	64
4	女	163	53
5	男	176	63
6	女	160	50
7	女	158	52
8	男	178	85
9	男	172	75
10	男	176	64

(2) 步骤流程

在开展基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制研究前，被试者需充分了解肩关节左右摇摆、肩关节上举以及肘关节推拉三个常见的康复训练动作，这可在确保被试者能够准确理解各项康复训练动作的运动轨迹和发力模式，以避免在康复训练过程中，机器人执行的动作与被试者的运动意图不一致，从而导致实验误差。待被试者熟练掌握上述动作后，可以自主选择一种舒适的坐姿，以确保运动意图得到充分展现。

在实验开始之前，需对各项参数进行配置。首先，选择 COM3 串口，设置波特率为 115200Hz，停止位为 1，数据位为 8，并且不进行奇偶校验。实验所使用的协作机器人法奥 FR3，其 IP 地址为 192.168.58.2，端口号为 8080。上述参数需在系统中设为默认值，以便于后续的实验操作。

在实验过程中，基于两通道的表面肌电信号采集设备与协作型机器人构建实验平台。在机器人识别出被试者的运动意图后，将自动启动相应的康复运动。在此过程中，被试者应避免出现抗拒性动作，以防止机器人运行错误，进而减

少对被试者可能造成的伤害风险。部分被试者实验测试过程如图 5-14 所示。

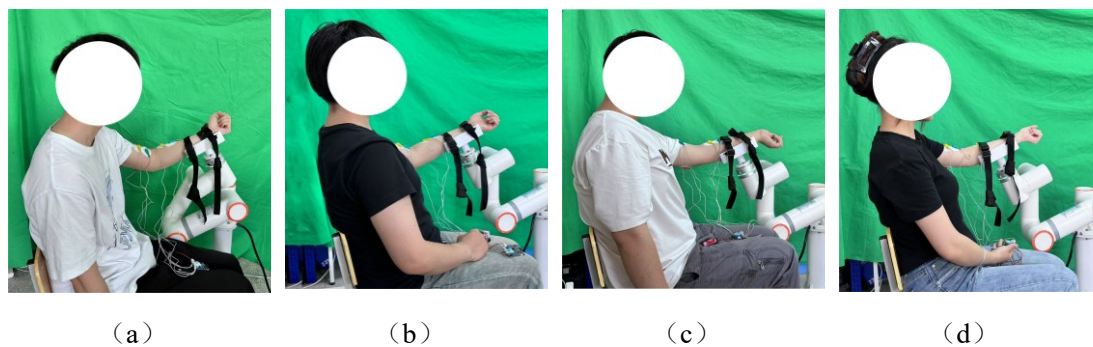


图 5-14 部分被试者测试图

5.4 结果分析

5.4.1 康复运动控制结果

根据运动意图识别结果，向机器人发送康复训练运动控制指令，控制机器人输出对应的康复运动动作，引导被试者完成相应的康复训练。将各个关节数据用图的形式展现出来，可以呈现出协作机器人在执行康复训练模式时各关节的运动轨迹与位姿变化，为分析协作型机器人的运动控制及人机协同提供了数据支撑。康复训练模式 1（肩关节左右摇摆）康复训练过程如图 5-15 所示，机器人关节运动轨迹如图 5-16 所示。

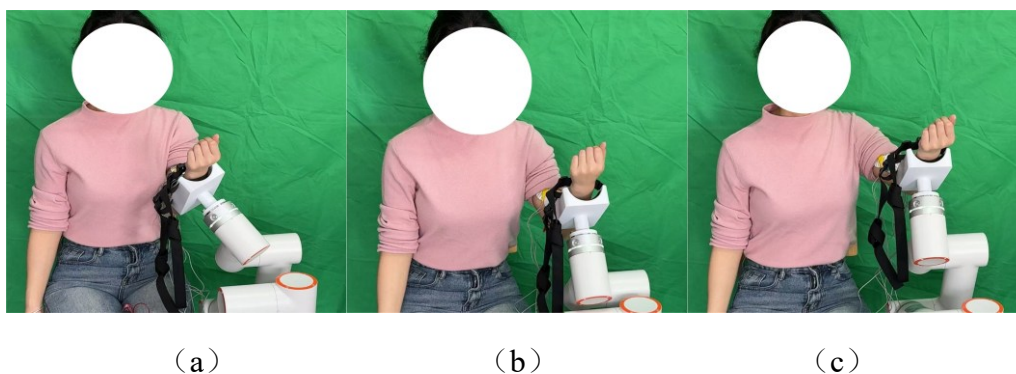


图 5-15 康复训练模式 1（肩关节左右摇摆）下康复训练过程图

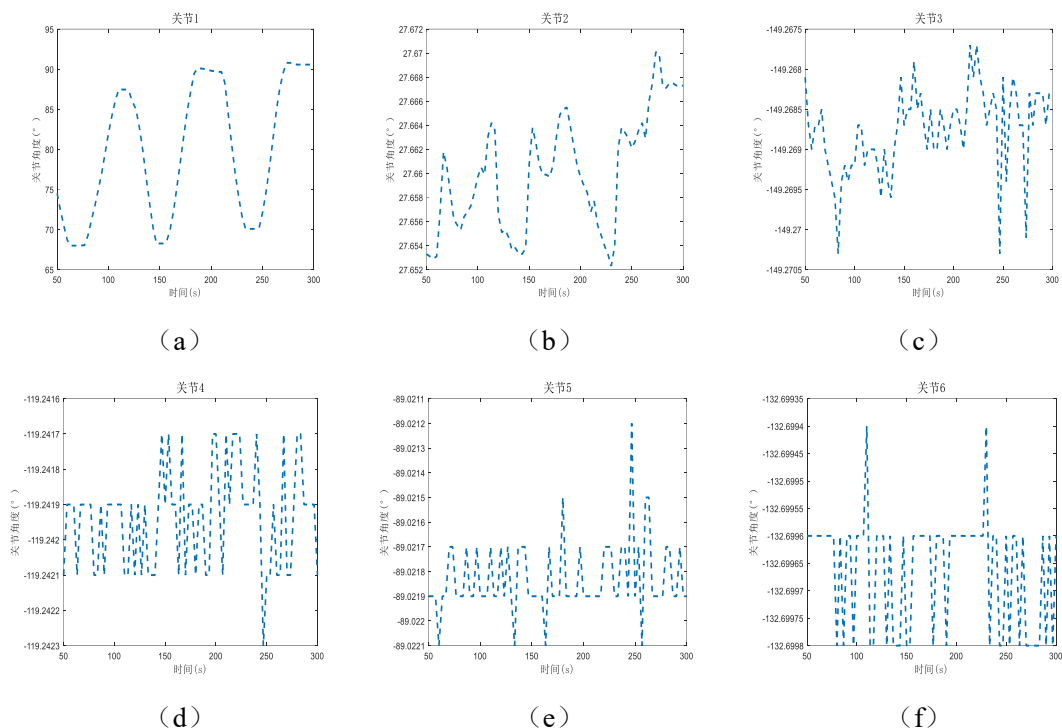


图 5-16 康复训练模式 1（肩关节左右摇摆）下机器人关节运动轨迹：（a）关节 1（b）关节 2（c）关节 3（d）关节 4（e）关节 5（f）关节 6

根据协作机器人得到的各个关节角度，在 MATLAB 里用创建的协作机器人模型模拟康复训练动作，得到的康复训练轨迹如图 5-17 所示。可以看出，协作机器人在进行肩关节左右摇摆这一康复训练动作时的康复运动轨迹与创建的协作机器人模型轨迹一致。

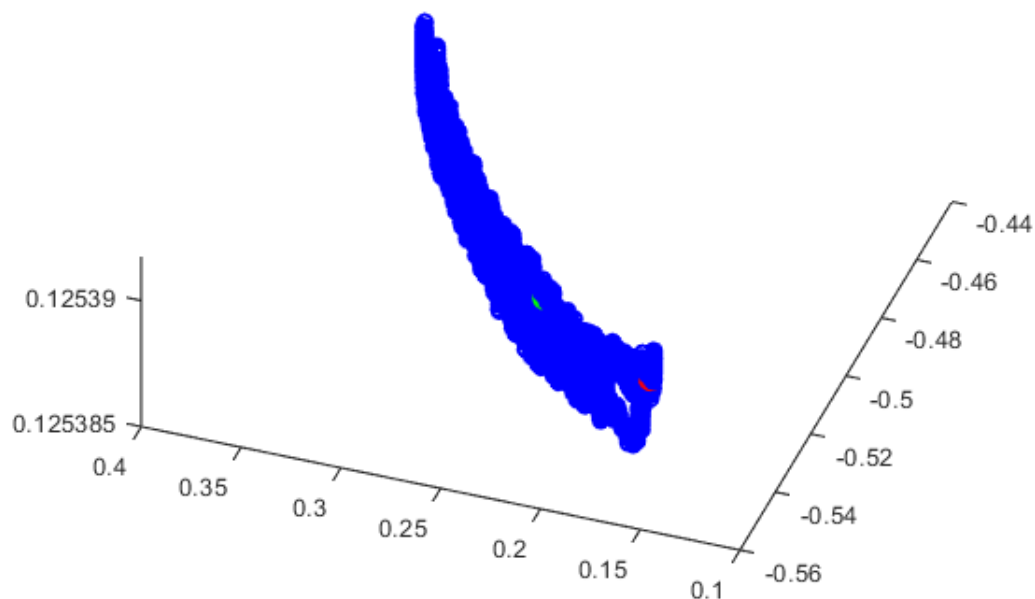


图 5-17 康复训练模式 1（肩关节左右摇摆）下模型运动轨迹图

康复训练模式 2（肩关节上举）康复训练过程如图 5-18 所示，机器人关节运动轨迹如图 5-19 所示。

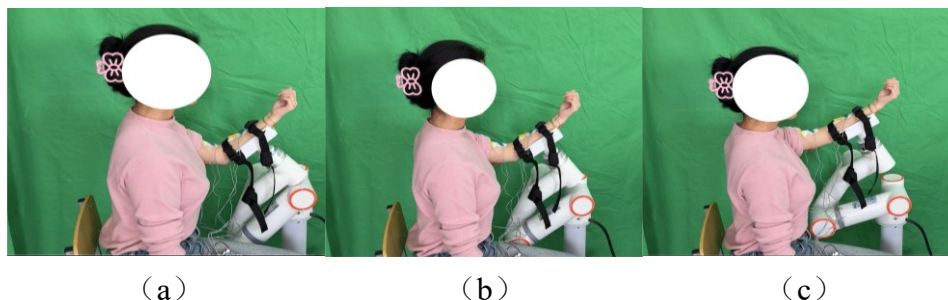


图 5-18 康复训练模式 2（肩关节上举）下康复训练过程图

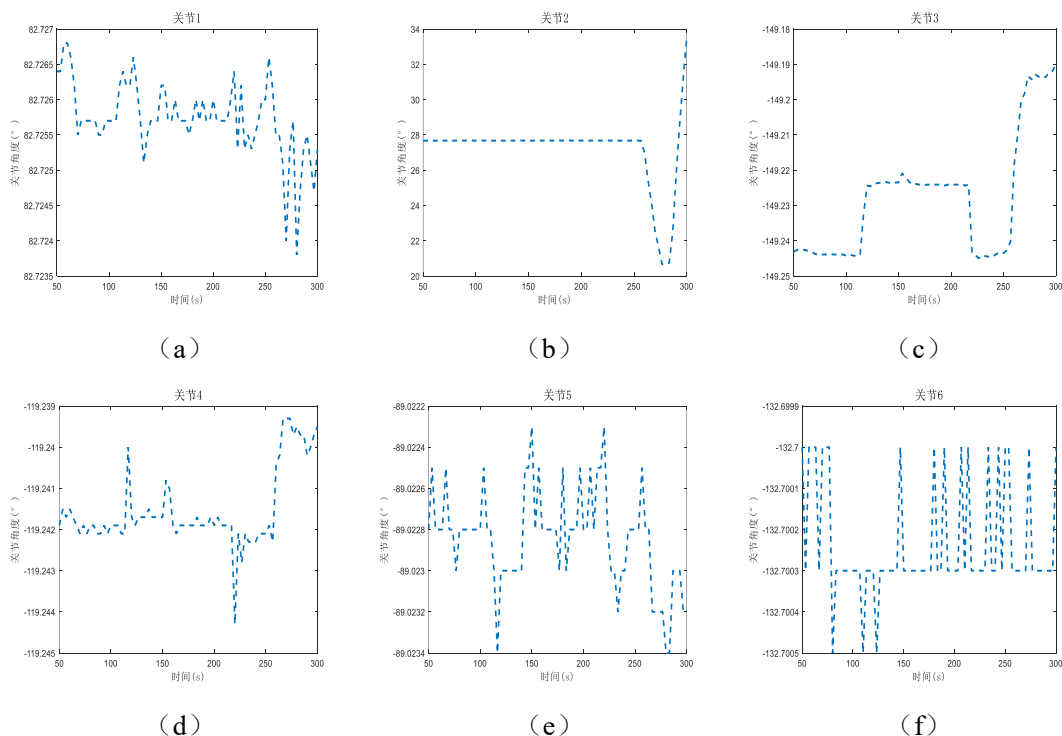


图 5-19 康复训练模式 2（肩关节上举）下机器人关节运动轨迹：（a）关节 1（b）关节 2（c）关节 3（d）关节 4（e）关节 5（f）关节 6

根据协作机器人得到的各个关节角度，在 MATLAB 里用创建的协作机器人模型模拟康复训练动作，得到的康复训练轨迹如图 5-20 所示。可以看出，协作机器人在进行肩关节上举这一康复训练动作时的康复运动轨迹与创建的协作机器人模型轨迹一致。

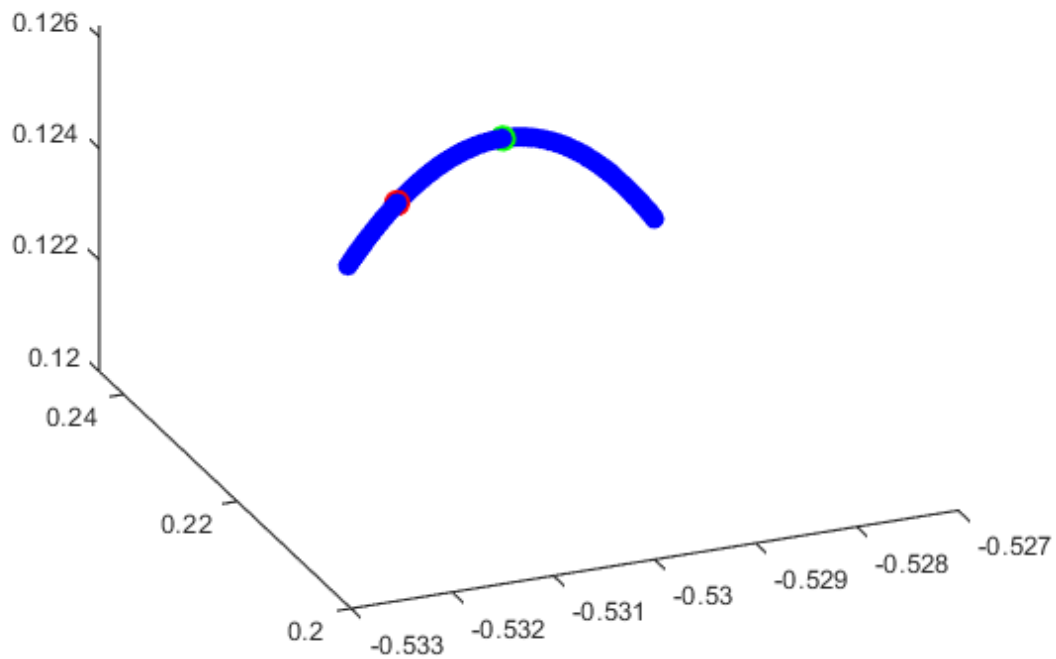


图 5-20 康复训练模式 2（肩关节上举）下模型运动轨迹图

康复训练模式 3（肘关节推拉）康复训练过程如图 5-21 所示，康复运动过程如图 5-22 所示。

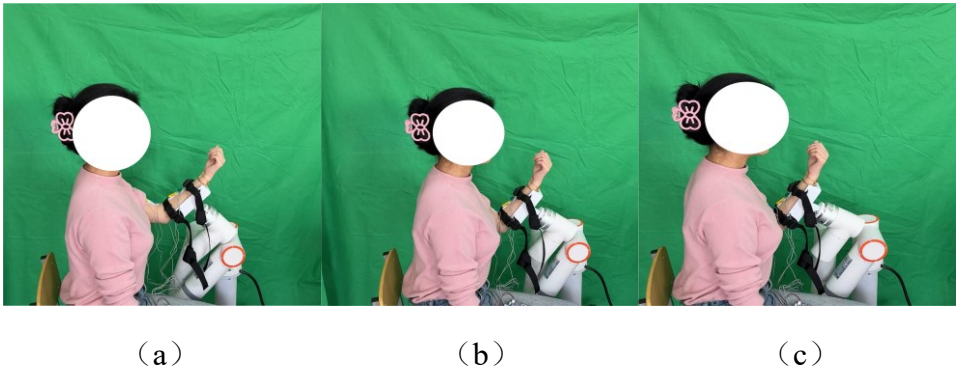
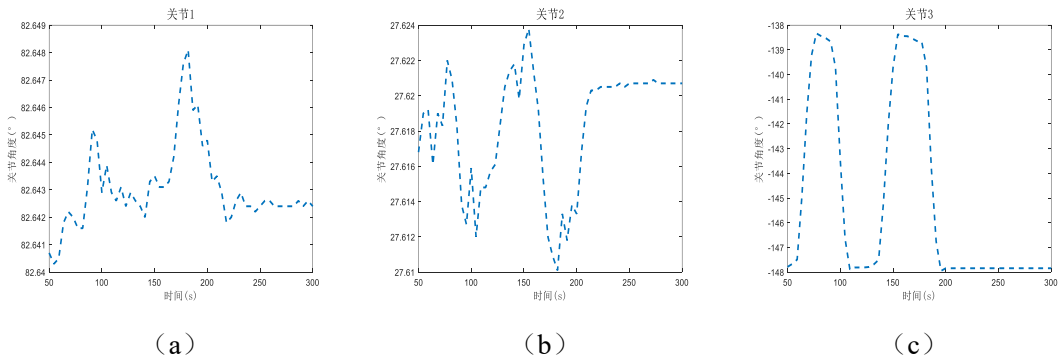


图 5-21 康复训练模式 3（肘关节推拉）下康复训练过程图



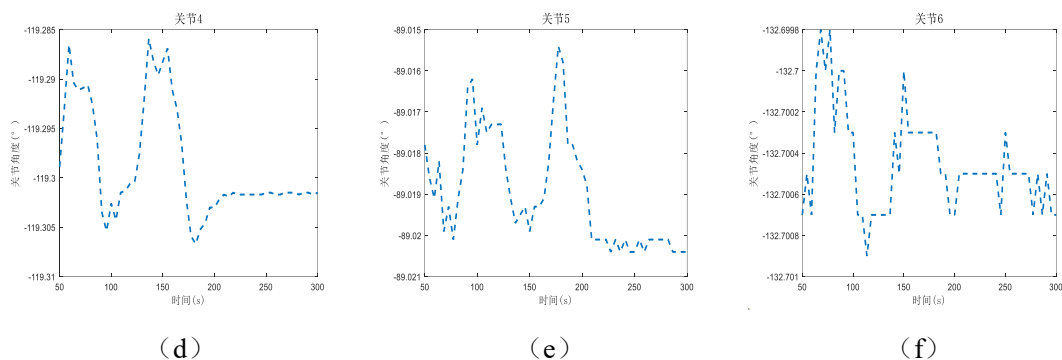


图 5-22 康复训练模式 3（肘关节推拉）下机器人关节运动轨迹：（a）关节 1（b）关节 2（c）关节 3（d）关节 4（e）关节 5（f）关节 6

根据协作机器人得到的各个关节角度，在 MATLAB 里用创建的协作机器人模型模拟康复训练动作，得到的康复训练轨迹如图 5-23 所示。可以看出，协作机器人在进行肘关节推拉这一康复训练动作时的康复运动轨迹与创建的协作机器人模型轨迹一致。

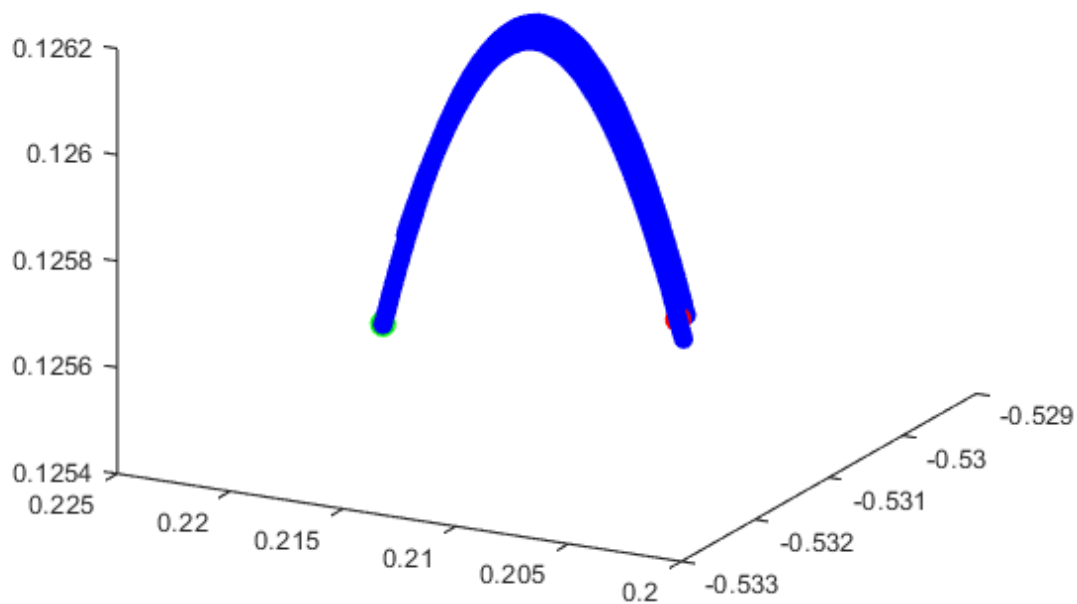


图 5-23 康复训练模式 3（肘关节推拉）下模型运动轨迹图

5.4.2 康复效果评价

为综合评价康复训练效果，在被试者完成康复训练实验测试后，同时填写《康复训练效果满意度评价表》。本文主要选取 10 名被试者进行康复训练实验测试，满意度评价结果统计如图 5-24 所示，大部分项目集中在“满意”区间，整体满意度较高；在“客户服务支持”这一项里，用户满意度达到了 90%。少

数项目在“非常满意”和“尚待改善”上有差异。

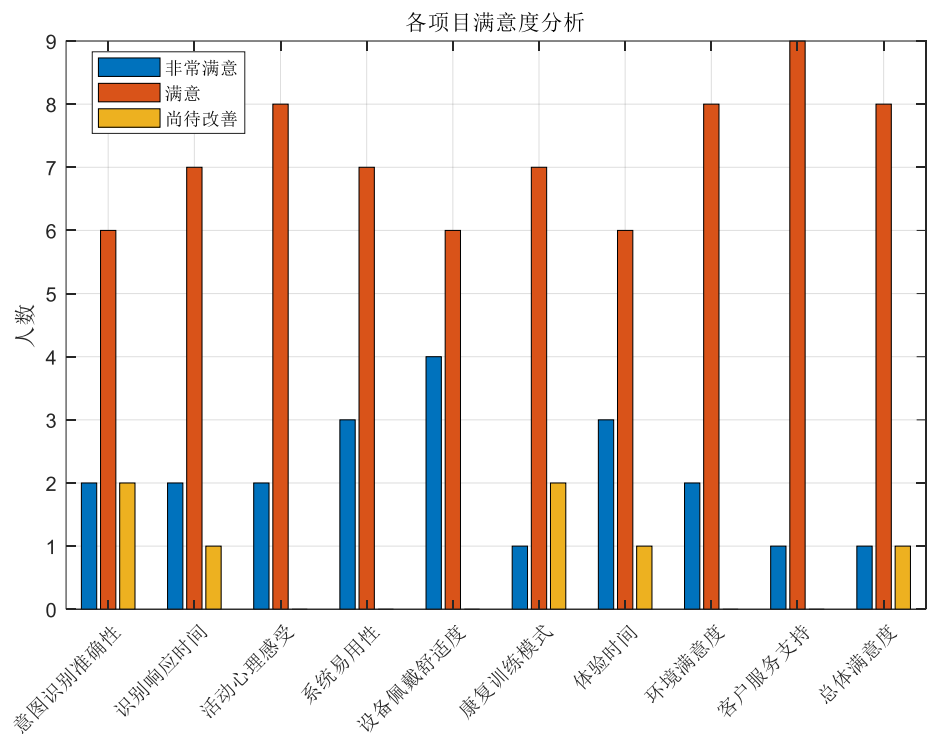


图 5-24 满意度评价结果统计图

5.5 本章小结

本章构建了基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制系统，针对三种常见的康复训练模式，进行了协作型上肢康复机器人运动控制的实验研究。在实验过程中，选择了不同的被试者进行实验测试，并对被试者康复训练感受进行评估，验证了基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制方案的有效性。

第 6 章 结论与展望

6.1 结论

本文在肌电信号的相关理论和研究基础上，从肌电采集设备的选择、表面肌电信号采集流程、滤波器去噪、特征提取和多种分类器的选择等方面进行研究，并搭建基于康复运动意图的康复运动控制系统，开展了基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制实验。主要结论如下：

（1）设计了一种基于协作机器人的协作型上肢康复机器人系统，并对上肢康复机器人系统的运动学和动力学轨迹特性进行分析。采用 MATLAB 软件的 APPDESIGNER 开发上肢康复训练软件界面，能够对常见的肩关节左右摇摆、肩关节上举和肘关节推拉三种康复训练模式进行仿真分析，求解得到康复训练过程不同训练轨迹下的机器人关节轨迹特性，为康复训练过程的运动控制和实时显示提供了软件基础。

（2）使用肌电采集设备设计采集测试流程，建立表面肌电信号数据集。针对表面肌电信号非平稳性和微弱性的特点，在康复运动模式和滤波器的设置以及算法的基础上，设计了一套基于上肢表面积电信号的采集系统，并对采集到的肌电数据分析处理得到特征值，为肌电意图识别提供了数据基础。

（3）基于协作型上肢康复机器人系统和上肢表面肌电信号的采集系统，开展了基于上肢表面肌电信号的运动意图识别方法，对比分析了不同分类模型对三类常见康复训练动作的运动意图识别能力，确定了卷积神经网络在三种常见康复训练模式分类任务中准确率可达到 89.4%，为基于肌电意图识别的康复运动控制提供支持。

（4）构建了基于肌电意图识别的协作型上肢康复机器人运动控制系统，进行了协作型上肢康复机器人运动控制实验研究。通过 10 名被试者对康复训练实验进行的测试以及进行满意度评价，对用户满意度评价表进行分析，大部分项目集中在“满意”区间，整体满意度较高；在“客户服务支持”这一项里，用户满意度达到了 90%。本文设计的协作型上肢康复机器人运动控制方案得到被试者认可，验证了系统的有效性。

6.2 展望

本文基于协作机器人和肌电意图识别的上肢康复运动控制研究，实现了上肢康复运动的意图识别，但依旧存在一定的不足，未来可以从以下几个方面进行深入探索：

（1）在构建表面肌电信号数据集时，现有研究存在样本规模有限、被试者群体异质性不足等问题，具体表现为性别构成单一、体质量分布集中以及年龄跨度狭窄。这种样本代表性的局限可能削弱机器学习算法的泛化性能。后续研究需重点探索数据库的扩展途径：一方面需要扩充多场景下的生物电信号样本量，另一方面应优化被试者群体的结构特征，通过平衡性别比例、扩大体质量区间和覆盖多年龄段人群等方法，构建具有统计学意义的标准化数据集，从而增强分类模型在不同生理特征人群中的适应性。

（2）本文所研究的康复训练模式只考虑了三种康复训练模式，未能涵盖更多的康复训练模式类型。未来的研究可以考虑增加康复训练模式类型，进一步提高识别精度。另外，在本实验中，仅对康复训练模式的单一动作进行了识别，未对康复训练模式执行时的角度信息、速度信息进行分析，未来可以增加加速度信息，并分析不同角度的加速度对康复训练模式识别准确率的影响。

参考文献

- [1] Jing Q, Xing Y, Duan M, et al. Study on the rehabilitation therapist estimation under institutional perspective by applying the workload indicators of staffing needs in the aging context [J]. *Frontiers in Public Health*, 2022, 10.
- [2] Gower V, Aprile I, Falchini F, et al. Cost analysis of technological vs. Conventional upper limb rehabilitation for patients with neurological disorders: An italian real-world data case study [J]. *Frontiers in Public Health*, 2024, 12: 1445099.
- [3] King D, Curtin M. Occupational therapists' use of advocacy in brain injury rehabilitation settings [J]. *AUSTRALIAN OCCUPATIONAL THERAPY JOURNAL*, 2014, 61(6): 446-457.
- [4] 刘忠良, 张坤, 魏彦龙, 等. 康复机器人系统的研究现状与展望 [J]. *机器人外科学杂志*, 2023, 4(06): 497-506.
- [5] Ning Y, Wang H, Tian J, et al. Design, optimization, and analysis of a human-machine compatibility upper extremity exoskeleton rehabilitation robot [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 2023, 237(12): 2802-2814.
- [6] Hu K, Ma Z, Zou S, et al. Impedance sliding-mode control based on stiffness scheduling for rehabilitation robot systems [J]. *Cyborg and Bionic Systems*, 2024, 6: 0099.
- [7] Garcia-Hernandez N, Buccelli S, De Angelis A, et al. Assessment of gamified mixed reality environments for upper limb robotic rehabilitation: Pilot study on healthy adults [J]. *VIRTUAL REALITY*, 2024, 28(4).
- [8] Sheridan T B. Human-robot interaction: Status and challenges [J]. *HUMAN FACTORS*, 2016, 58(4): 525-532.
- [9] 孟丽君, 李义庭, 孙莹炜, 等. 人工智能在康复领域研究应用的伦理审视 [J]. *中国医学伦理学*, 2025, 38(02): 166-172.
- [10] 何晓曦. 康复医疗全链条升级进行时 [N]. *国际商报* 2025-03-12.

- [11] Mcilroy S, Brighton L, Weinman J, et al. Experiences of recovery and rehabilitation from surgery to treat neurogenic claudication. A qualitative study [J]. DISABILITY AND REHABILITATION, 2024.
- [12] Feigin V L, Stark B A, Johnson C O, et al. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990 – 2019: A systematic analysis for the global burden of disease study 2019 [J]. The Lancet Neurology, 2021, 20(10): 795-820.
- [13] Nawkhare A V, Deshmukh M, Padmawar S. The effectiveness of physiotherapy rehabilitation in an adult with multiple joint fractures - a case report [J]. Cureus, 2024, 16(7): e63654-e63654.
- [14] Ashraf M A, Najam S, Sadiq T, et al. A novel telerehabilitation system for physical exercise monitoring in elderly healthcare [J]. IEEE ACCESS, 2025, 13: 9120-9133.
- [15] King M R, Colla S. Muscle rehabilitation techniques and prevention of injury [J]. The Veterinary clinics of North America Equine practice, 2025, 41(1): 193-211.
- [16] 陈慧婷, 李冰洁, 于海艳, 等. 上肢机器人在脑卒中社区康复中的应用 [J]. 上海医药, 2024, 45(14): 1-4+44.
- [17] Wang B Y, Chen S J, Xiao G X. Advancing healthcare through mobile collaboration: A survey of intelligent nursing robots research [J]. FRONTIERS IN PUBLIC HEALTH, 2024, 12.
- [18] Sun Q, Guo S, Zhang L G. Kinematic dexterity analysis of human-robot interaction of an upper limb rehabilitation robot [J]. TECHNOLOGY AND HEALTH CARE, 2021, 29(5): 1029-1045.
- [19] 崔祯, 赵志刚, 苏程, 等. 绳牵引上肢康复机器人动力学及动态稳定性分析 [J]. 北京航空航天大学学报: 1-17.
- [20] 何平, 何天权, 卢佳迪, 等. 牵引机器人轻量化设计及应用 [J]. 机电工程技术, 2021, 50(S1): 23-24.
- [21] 张恩惠, 赵长荣, 任士超. 人体下肢康复装置的结构设计及运动学分析 [J]. 机械传动, 2024, 48(09): 76-81.

- [22] 唐耕. 全模式肌力康复训练装置的设计 [J]. 福建电脑, 2025, 41(02): 77-82.
- [23] 梁辉, 王辉, 高云涛, 等. 一种 5r+异形 3rps 的混联上肢康复机构研究 [J]. 机械设计与制造, 2024, (02): 286-290.
- [24] Seddiki L, Guelton K, Zaytoon J, et al. Trajectory generator design based on the user's intentions for a cmc lower-limbs rehabilitation device [J]. Robotica, 2014, 34(5): 1026-1041.
- [25] Bardi E, Esser A, Wolf P, et al. Sensorless model-based tension control for a cable-driven exosuit [J]. Wearable technologies, 2024, 5: e22-e22.
- [26] Yu H, Nelson A, Erden M S. A multi-layered quantitative assessment approach for hand spasticity based on a cable-actuated hand exoskeleton [J]. IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS, 2025, 10(3): 2335-2342.
- [27] Cao Y, Zhang M S, Huang J, et al. Prescribed performance control of a link-type exoskeleton powered by pneumatic muscles with virtual elasticity [J]. NONLINEAR DYNAMICS, 2024, 112(12): 10043-10060.
- [28] Kadokura T, Miyazaki T, Kawase T, et al. Posture estimation by clustering pressure information and control implementation for pneumatically driven gait-assistive robot [J]. IEEE ACCESS, 2023, 11: 35874-35887.
- [29] Zhang L G, Guo S, Sun Q. An assist-as-needed controller for passive, assistant, active, and resistive robot-aided rehabilitation training of the upper extremity [J]. APPLIED SCIENCES-BASEL, 2021, 11(1).
- [30] Jochumsen M, Navid M S, Rashid U, et al. Emg- versus eeg-triggered electrical stimulation for inducing corticospinal plasticity [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(9): 1901-1908.
- [31] Rashid S M, Ghiasi A R. Adaptive digital twin integration with multilevel inverter control for energy efficient smart rehabilitation systems [J]. SCIENTIFIC REPORTS, 2025, 15(1).
- [32] Song T, Zhang K P, Yan Z, et al. Research on upper limb motion intention classification and rehabilitation robot control based on semg [J]. SENSORS, 2025, 25(4).

- [33] Dere M D, Jo J H, Lee B R. Event-driven edge deep learning decoder for real-time gesture classification and neuro-inspired rehabilitation device control [J]. IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, 2023, 72.
- [34] Yang B, Dong Y, Yu C, et al. Singular spectrum analysis window length selection in processing capacitive captured biopotential signals [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(19): 7183-7193.
- [35] Zhang T, Sun H, Zou Y. An electromyography signals-based human-robot collaboration system for human motion intention recognition and realization [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 77.
- [36] 刘凯, 钟垒锋, 吴田, 等. Issa—lstm 和 semg 的绝缘杆法作业人员上肢运动预测研究 [J]. 机械设计与制造, 2024: 1-9.
- [37] Li G, Li Y, Zhang Z, et al. Selection of sampling rate for emg pattern recognition based prosthesis control; proceedings of the 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, F 31 Aug.-4 Sept. 2010, 2010 [C].
- [38] Yan H, Li X, Shi Z, et al. Upper limb movement prediction based on segmented semg signals [J]. IEEE Access, 2024, 12: 119589-119601.
- [39] Kamousi B, Grant A M, Bachelder B, et al. Comparing the quality of signals recorded with a rapid response eeg and conventional clinical eeg systems [J]. Clinical Neurophysiology Practice, 2019, 4: 69-75.
- [40] Jiang G, Wang K, He Q, et al. E2fnet: An eeg- and emg-based fusion network for hand motion intention recognition [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(22): 38417-38428.
- [41] Rossi S M M D, Vitiello N, Lenzi T, et al. Soft artificial tactile sensors for the measurement of human-robot interaction in the rehabilitation of the lower limb; proceedings of the 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, F 31 Aug.-4 Sept. 2010, 2010 [C].
- [42] Carpi F, Frediani G, Gerboni C, et al. Enabling variable-stiffness hand

- p rehabilitation orthoses with dielectric elastomer transducers [J].
- Medical Engineering & Physics*
- , 2014, 36(2): 205-211.
- [43] 张洋, 谭昕, 程闯. 基于表面肌电信号的下肢运动识别 [J]. *机电工程技术*, 2023, 52(09): 69-73+151.
- [44] Claros M, Soto R, Rodríguez J J, et al. Novel compliant actuator for wearable robotics applications; proceedings of the 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), F 3-7 July 2013, 2013 [C].
- [45] Liu T, Bai D C, Ma L, et al. Complex surface electromyography signal gesture recognition based on multipathway featured scale convolutional neural network [J]. *Ieee Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73.
- [46] Karakullukcu N, Altındış F, Yilmaz B. Object weight perception in motor imagery using fourier-based synchrosqueezing transform and regularized common spatial patterns [J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 52978-52989.
- [47] Khalid B, Hassan A, Yasin M, et al. A triple-shallow cnn with genetic algorithm channel selection method for classifying eeg complex limb movements [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2025, 105: 107541.
- [48] Schulte R V, Prinsen E C, Hermens H J, et al. Genetic algorithm for feature selection in lower limb pattern recognition [J]. *Frontiers in robotics and AI*, 2021, 8: 710806-710806.
- [49] Craik A, Dial H R, Contreras-Vidal J L. Continuous and discrete decoding of overt speech with scalp electroencephalography (eeg) [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2024.
- [50] Ma Z, Yang X, Meng J, et al. Decoding arm movement direction using ultra-high-density eeg [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2025: 1-12.
- [51] 马加冀, 杨金昊, 陈思源, 等. 基于表面肌电信号的拟人灵巧手腕智能控制 [J]. *人工智能*, 2024, (06): 23-31.
- [52] 刘静民. 中国成年人人体惯性参数国家标准的制定 [D]. 北京体育大学,

2004.

- [53] 杨芳. 四肢联动康复训练器设计与试验 [D]. 河北农业大学, 2021.
- [54] 李玉莲. 基于表面肌电信号的智能上肢设计与研究 [D]. 中国矿业大学, 2019.
- [55] Lin M W, Ruan S J, Tu Y W. A 3dcnn-lstm hybrid framework for semg-based noises recognition in exercise [J]. IEEE Access, 2020, 8: 162982-162988.
- [56] Ren J L, Zhang R, Cao X D, et al. Experimental evaluation of ecg signal denoising methods based on hrv indices and their application in indoor thermal comfort study under different temperatures [J]. ENERGY AND BUILDINGS, 2024, 303.
- [57] Ding S F, Zhu H, Jia W K, et al. A survey on feature extraction for pattern recognition [J]. ARTIFICIAL INTELLIGENCE REVIEW, 2012, 37(3): 169-180.
- [58] Xiao-Yuan J, Zhang D, Yuan-Yan T. An improved lda approach [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2004, 34(5): 1942-1951.
- [59] Phukpattaranont P, Thongpanja S, Anam K, et al. Evaluation of feature extraction techniques and classifiers for finger movement recognition using surface electromyography signal [J]. MEDICAL & BIOLOGICAL ENGINEERING & COMPUTING, 2018, 56(12): 2259-2271.

攻读硕士学位期间的主要学术成果

1.发表的学术论文

- [1] 包琪, 徐东, 刘玉飞, 朱祖浩. 上肢康复协作机器人运动仿真及力矩特性分析[J]. 淮阴工学院学报. 2025 (录用待发表)

2.参与科研项目

- [1] 安徽省高校优秀青年科研项目: 弹性薄壁构件机器人磨抛系统柔顺交互控制机理研究, 2023AH030018。
- [2] 芜湖市科技项目(重点研发项目): 多源数据驱动的化纤纺丝高质高效智能落筒关键技术、装备研发及应用。

致谢

行文至此，落笔为终。当毕业论文的最后一个句点尘埃落定，回望三年的研究生生涯，那些在实验室伏案疾书的深夜、与导师反复推敲的探讨、与同窗并肩奋斗的瞬间，如电影胶片般在脑海中一帧帧闪过。此刻，千言万语凝于笔端，唯余感恩。

首先，谨以最诚挚的敬意感谢我的导师刘玉飞老师。您渊博的学识、严谨的治学态度和对科研的赤诚热忱，深深影响了我对学术的认知。从论文选题的反复论证到研究框架的搭建，从实验设计的修正到数据解读的推敲，您的每一次点拨都让我醍醐灌顶。感谢您不仅授我以“术”，更教我以“道”，让我明白科研不仅是知识的积累，更是思维的锤炼与品格的修行。

感谢我的同门邵传好、朱祖浩、金文丽以及实验室全体伙伴，三年来我们互相见证彼此的成长，从论文写作的“逻辑黑洞”到答辩演练的“灵魂拷问”，总能用幽默化解焦虑，用理性梳理困惑。同窗之情，纯粹如璞玉；并肩之谊，温暖胜春阳。

深深感谢我的父母。求学二十余载，你们始终以最朴素的爱为我筑起避风港。忘不了每次视频通话时，你们反复叮嘱“别熬夜”却悄悄转来“营养费”的笨拙关心。你们从未要求我成为“别人家的孩子”，却始终相信我能走得更远，你们的包容与陪伴让我在科研与生活的平衡中始终心怀暖意。这份毫无保留的信任，是我在异乡坚持的动力之源。

最后，感谢安徽工程大学提供的优质学术平台，感谢评审专家对论文提出的宝贵意见。研究生生涯的结束并非终点，而是探索真理的新起点。愿以此刻为序，继续怀揣敬畏之心追寻科学之光，以微薄之力回馈所有温暖与期待。