

# 基于表面肌电信号的可穿戴智能康复机械手设计

钟小聪, 王启松, 刘丹, 雷钦尧, 孙金玮

(哈尔滨工业大学, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 随着人工智能的迅速发展, 近年来人机交互技术被广泛应用于民生领域, 为改善脑卒中等疾病患者的康复治疗质量, 智能康复器械已成为当前研究的重点。利用表面肌电信号解码患者的运动意图并控制康复机械手运动实现主动康复治疗, 在康复治疗领域具有重大的研究意义。本作品针对目前国内的肌电信号采集设备不易于携带且精度偏低的问题, 基于 ADS1292R 设计了便携式、可穿戴的肌电信号采集装置, 提取平均绝对值、均方根、波形长度三种时域特征组合作为分类器的输入, 并利用 BP 神经网络来对双通道肌电信号的三时域特征组合进行模式识别, 实现了四种手势动作分类准确率高达 97.5%。经测试验证, 本作品实现了对表面肌电信号的数据采集、特征提取和模式识别, 集成了数据活动段检测、网络训练参数显示、蓝牙通讯等功能, 实现了对康复机械手的准确随动控制。

**关键词:** 表面肌电信号;特征提取;模式识别;可穿戴便携式;康复机械手

## Design of a wearable and intelligent rehabilitation robotic based on sEMG signal

Zhong Xiaocong, Wang Qisong, Liu Dan, Lei Qinyao, Cao Tianao, Sun Jinwei

(Harbin Institute of Technology, Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** With the rapid development of artificial intelligence, human-computer interaction technology has been widely used in the field of people's livelihood in recent years, and intelligent rehabilitation devices have become the focus of current research in order to improve the quality of rehabilitation treatment for patients with stroke and other diseases. Applying surface EMG signals to decode the movement intention of patients and control the movement of rehabilitation manipulator to realize active rehabilitation treatment have significant research significance. Aiming at the problems that the current sEMG signal acquisition devices are not easy to carry and the accuracy is low, we design a portable and wearable EMG signal acquisition device based

on ADS1292R, extract the combinations of mean absolute value, root mean square and waveform length as the input of the classifier, and use the BP neural network to perform pattern recognition, achieve the average classification accuracy of 97.5% for four hand gestures. Our work realizes the sEMG signal sampling, feature extraction and classification, integrates the functions of activity segment detection, network training parameter display, bluetooth communication, and achieves the accurate control of the rehabilitation manipulator.

**Keywords:** Surface electromyography; Feature extraction; Pattern recognition; Wearable and portable; Rehabilitation manipulator

## 1 传感器设计背景和应用价值

### 设计背景:

手部的灵巧、协调动作在人们的日常生活和人际交往上起着非常重要的作用,但由于自然灾害、事故及脑卒中等疾病,造成了一部分人肢体不同程度的伤害、甚至瘫痪。其中脑卒中是一种造成手部瘫痪的重要原因<sup>[1]</sup>。医学的统计结果显示,经抢救保住性命的脑卒中幸存者,应立即进行康复治疗。传统的康复治疗手段通常依靠康复治疗师手动带动患者患肢进行被动康复训练,训练策略比较单一,施加在患肢上的力度与患肢的训练轨迹难以保持良好的 consistency;目前普遍缺乏康复治疗师,并且人工康复治疗费用较为昂贵。

### 应用价值:

智能康复器械可以在一定程度上代替治疗师辅助患者运动,但是现有的康复训练器械普遍非常简单,人机交互功能较差,属于被动训练,没有主动参与和反馈,降低了康复治疗的最佳疗效。针对现有康复器械的不足,团队旨在设计一种基于表面肌肉电信号的可穿戴便携式智能康复机械手对手部瘫痪的脑卒中患者进行康复治疗。该作品具有可穿戴、便携等特点,要求患者进行主动参与训练,并对康复训练进行数据采集、分析与反馈,帮助患者调整康复训练方案,加速损伤脑组织、肌肉组织的恢复,以实现最优的手部康复治疗。

## 2 创新点与优势

由于智慧医疗康复系统是一个新兴的研究方向,本作品的设计也涵盖了多个创新点,主

要概括如下：

1) 应用领域新：将传感器技术与物联网技术相融合并运用在智慧医疗康复领域，是目前国内外研究前沿和热点问题；

2) 传感技术新：数据精度决定了系统的灵敏度与可靠性，本作品在采集装置的设计中采用了最新的传感技术，即 24-bit 高精度三角积分 ADC，同时集成 USR-C322 模块进行数据无线传输，满足了智能康复治疗可穿戴便携性的需求；

3) 处理算法新：本作品利用 BP 神经网络分类、重叠滑动加窗、实时数据分析等对双通道肌电数据进行分析与处理，以实现肌电信号的有效分离和提取，并利用特征提取和模式识别完成患者各手势动作的识别。

4) 控制方案新：本作品通过实时采集肌电信号进行分析，可以将采集到的双通道肌电信号通过在线处理分析进行模式识别，进而实现控制康复机械手根据患者意图实时随动。

### 3 实现方案简介

#### 3.1 设计原理

##### 3.1.1 肌电信号预处理

不同人的表面肌电信号会有差异，但肌电信号属于微弱信号范畴，幅值大概在 1-100mV 之间，主要分布在 1000Hz 内，频谱大多数分布在 10-150Hz 内，其余分布在 0-500Hz 内，功率谱密度在 30-300Hz 内<sup>[2]</sup>。图 3-1 为一段简单处理后的原始肌电信号，从中可以看到肌电信号有着不连续的特点，当肌肉不运动时，其幅值极小，基本为血流、抖动等各类噪声，当肌肉运动时，会产生幅值达上百微伏的信号，并逐渐衰减，因此需要对肌电信号进行去除噪声的预处理。

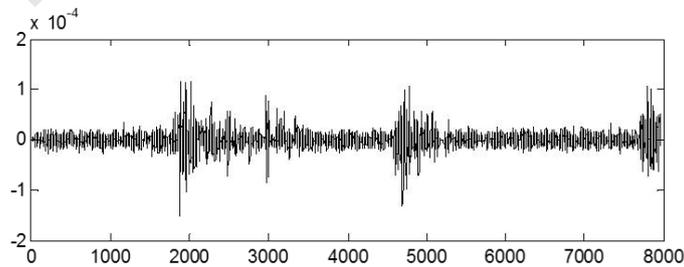


图 3-1 去除基线漂移后的原始肌电信号

本作品的采集电路是基于无线通讯原理进行数据传输，因此必然会引入环境所带来的高频噪声干扰与工频干扰，信号在 50Hz 处的干扰最大，远大于采集信号的幅值强度，本文使

用巴特沃斯陷波器，有效滤除了工频干扰及其谐波。另外采用切比雪夫滤波器对高频干扰进行滤除，总体效果如图 3-2 所示。

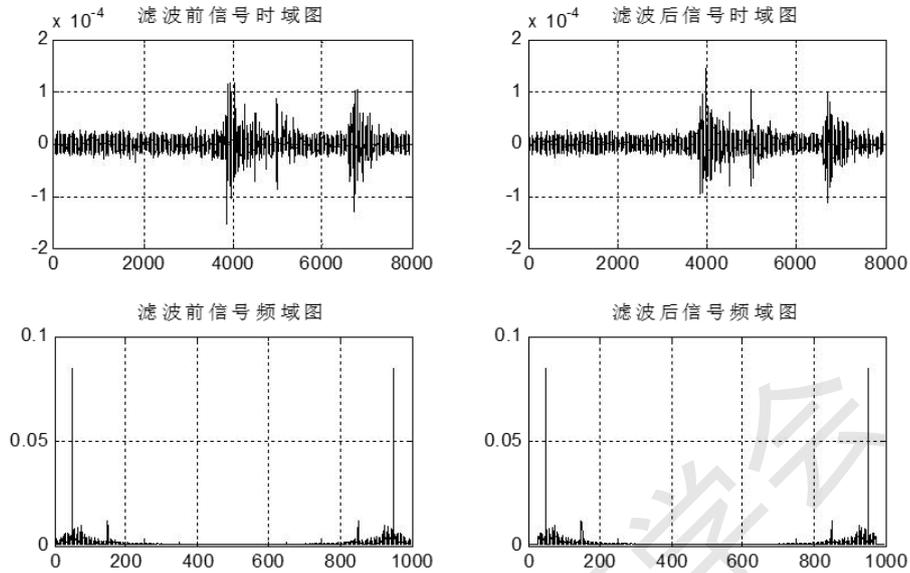


图 3-2 滤波效果前后对比

由于信号在采集的过程中要持续很长的时间，若将该冗长的时间应用在实时控制阶段，必定会对动作改变产生极大的延迟，所以需要将信号划分成一系列小窗口，单独对每一个窗口进行处理，控制算法需判断一个小窗口的肌电信号，即可判断是否有动作产生。本文采用重叠滑动窗方法对信号进行处理，如图 3-3 所示。即求出一个窗口的平均绝对值 (MAV)，用能量值  $Q$  来表示，如果  $Q$  大于某设定好的阈值  $A$  的次数超过  $N$  次，便认为动作的起始阶段，若出现  $Q$  小于  $A$  的情况，便认为动作终止。本文将窗口大小设定为 128ms，滑动步长 50ms，阈值则设定为  $Q$  值的 1.5 倍。分窗后，程序计算出阈值并保存下来，用来判断动作的起始和终止，活动段检测如图 3-4 所示。

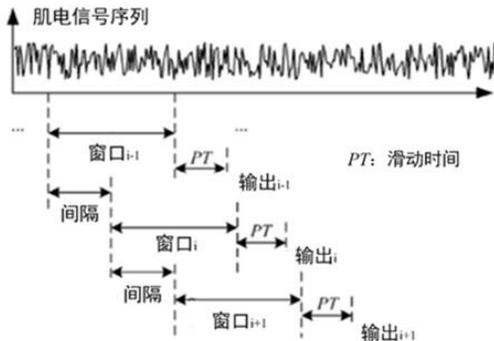


图 3-3 重叠滑动窗方法

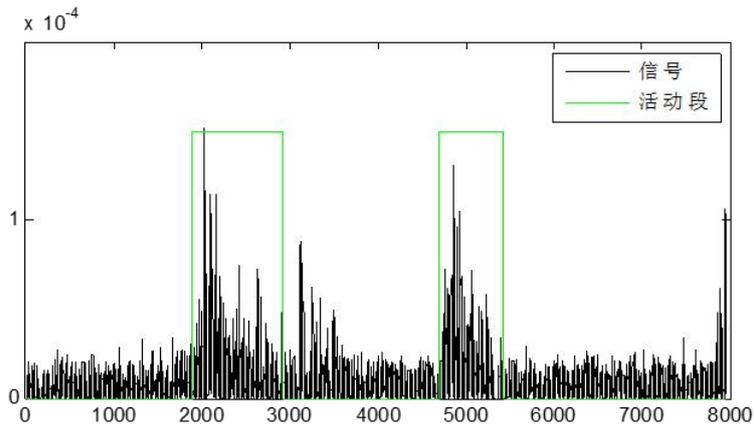


图 3-4 活动段检测

### 3.1.2 特征值提取原理

本文选择 7 种特征值进行横向比较，其中包括平均绝对值（MAV）、均方根（RMS）、波形长度（WL）、过零点数（ZC）、四阶 AR 模型系数和频域特征中的平均功率频率（MPF）、中值频率（MF），分类器只选择三层 BP 神经网络进行分类，并通过公式（3-1）观察其对动作判别的准确率。

$$\text{准确率} = \frac{\text{正确预测动作数量}}{\text{所有动作数量}} \times 100\% \quad (3-1)$$

（1）平均绝对值（MAV）：计算平均绝对值，对 EMG 信号进行特征提取，如图 3-5 所示，这里只展示三个通道该特征值的分布，不同颜色表示不同的动作。特征提取后，选择三层 BP 神经网络对特征参数进行分类，平均绝对值的总体分类正确率为 83%，其中对各动作分类效果差别不大。

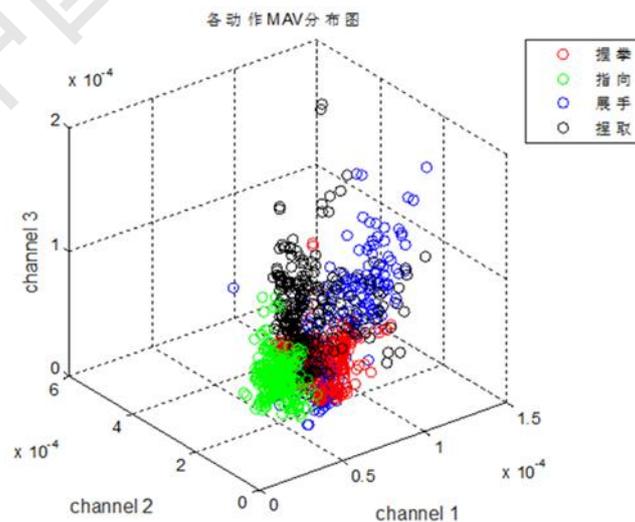


图 3-5 各动作 MAV 特征值分布图

(2) 均方根 (RMS)：计算得到均方根的总体分类正确率为 73%，握拳和指向动作分类效果很好，但对展手和捏取动作分类效果不佳，见图 3-6。

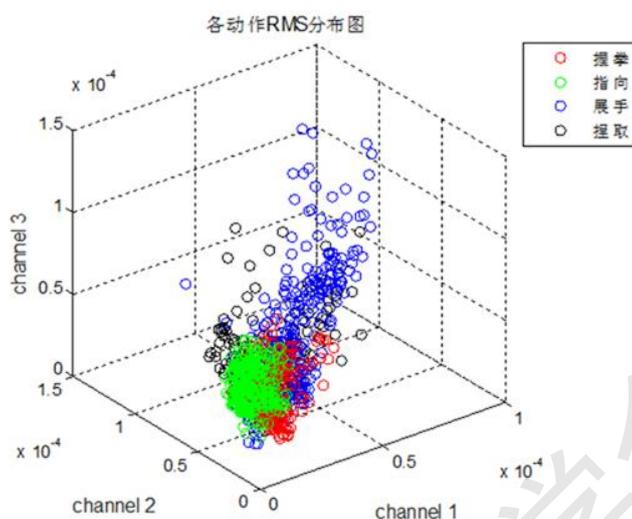


图 3-6 各动作 RMS 特征值分布图

(3) 波形长度 (WL)：计算得到波形长度的总体分类正确率为 70%，对握拳、指向和展手动作分类效果良好，但对捏取动作全部没有识别正确，见图 3-7。

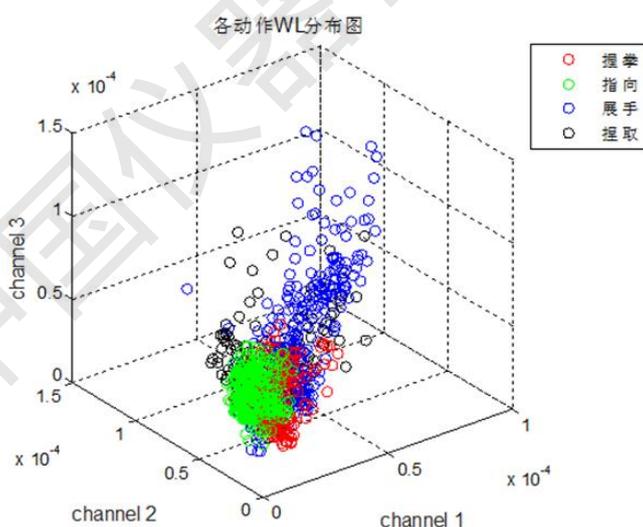


图 3-7 各动作 WL 特征值分布图

各种特征提取方法总体分类正确率、各动作的分类正确率如表 3-1 所示。由于单个特征值分类的准确率普遍偏低，因此设想将多种特征值结合在一起的方法进行分类。根据表 3-1 可以看出，其中 MAV、RMS 和 WL 分类准确率较高，因此将这三个特征值作为分类器的输入，观察其分类正确率是否能够得到提高，分类效果如表 3-2 所示。可见同时使用这三种特

征值时，分类效果最好，因此最后选定这三种特征值形成的特征向量作为分类器的输入。

**表 3-1 各特征提取方法分类正确率比较**

特征提取方法	平均	握拳	指向	展手	捏取
MAV	0.83	0.80	0.80	0.80	0.90
RMS	0.73	0.90	0.60	0.40	1.00
WL	0.70	0.90	1.00	0.90	0.00
ZC	0.50	0.60	0.90	0.40	0.10
AR 系数	0.48	1.00	0.00	0.80	0.10
MPF	0.68	1.00	1.00	0.60	0.10
MF	0.65	1.00	0.00	0.60	1.00

**表 3-2 MAV+RMS+WL 特征提取方法分类正确率**

特征提取方法	总体	握拳	指向	展手	捏取
MAV+RMS+WL	0.98	1.0	1.0	0.9	1.0

### 3.1.3 分类器原理

#### (1) BP 神经网络

BP 神经网络，即前馈神经网络，是由输入层、最少一个隐含层、输出层组成的最小三层网络，这个三层网络再和各层的权值和阈值共同组成一个完整的前馈神经网络，信号传递到输出层后，该结果与期望结果进行对比，若误差超过预先设定的值，该误差就会向前传递，在这个过程中不断的修改神经网络的各层权值和阈值。通过 BP 神经网络对从生理信号中提取出来特征值进行训练完成后，就可以用该网络进行结果仿真，来预测输入的测试样本是否符合预期。

#### (2) SVM 支持向量机

支持向量机原理是通过一个分类平面来区分正、反两种样本，且需要让这两种样本的间隔距离实现最大，依据结构风险最小化对数据来进行分类的机器学习方法。本作品挑选出的最优特征值为积分肌电值（iEMG）、均方根（RMS）和波形长度（WL）作为分类器的输入，将这三个特征值形成的六维向量分别放入 BP 神经网络分类器和 SVM 分类器进行分类测试，发现他们的分类准确率分别为 97.5%和 85.0%，BP 神经网络分类器表现更好，因此最终选择 BP 神经网络作为患者手势意图判别的分类器。

### 3.1.4 康复动作及电极位置

本作品根据人类的日常生活习惯，对于患者康复初期设计了4类主要的康复手势，分别包括：握拳手势、指向手势、展手手势和捏取手势，如图3-8所示，对于手部瘫痪的患者，率先康复以上经典的手势能够应对日常生活中绝大部分生活场景。据调查分析，目前大多研究人员只对肌电图做定性分析。事实上，要定量分析肌电，设计时应考虑检测电极间的距离、检测电极表面的尺寸和形状，还需合理安放检测电极和参考电极。电极摆放位置如图3-9所示。

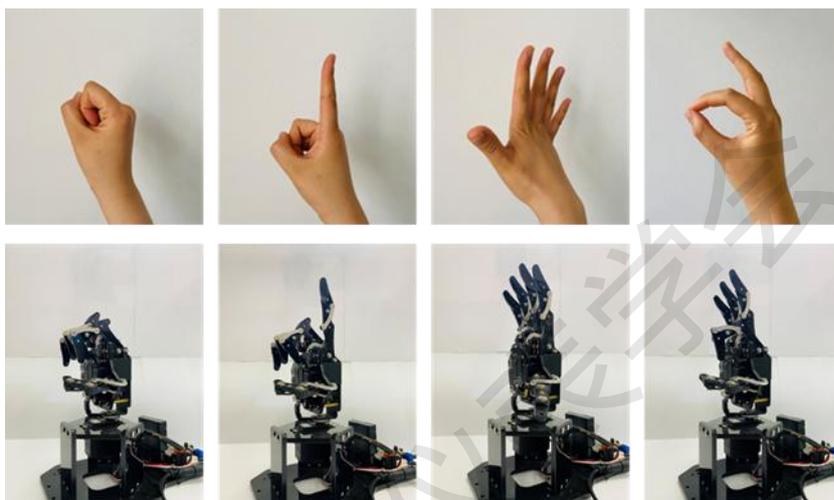


图 3-8 待识别康复动作



图 3-9 电极摆放位置示意图

## 3.2 设计方法

### 3.2.1 总体方案设计

本作品利用 MATLAB 和树莓派平台，将设备通讯、信号采集、滤波、特征提取、动作分类、实时控制、跨个体等与算法设计集成在一起，便于一体化操作。硬件数据采集方面包括设计硬件采集装置并与上位机通过 UDP 协议建立通讯，实现数据无线传输，实时显示波

形与存储等功能；采集平台处理数据方面包括肌电信号预处理，特征提取和模式识别等；而算法设计则包括数据采集部分、模型训练部分与实时控制部分，系统总体方案如图 3-10 所示。

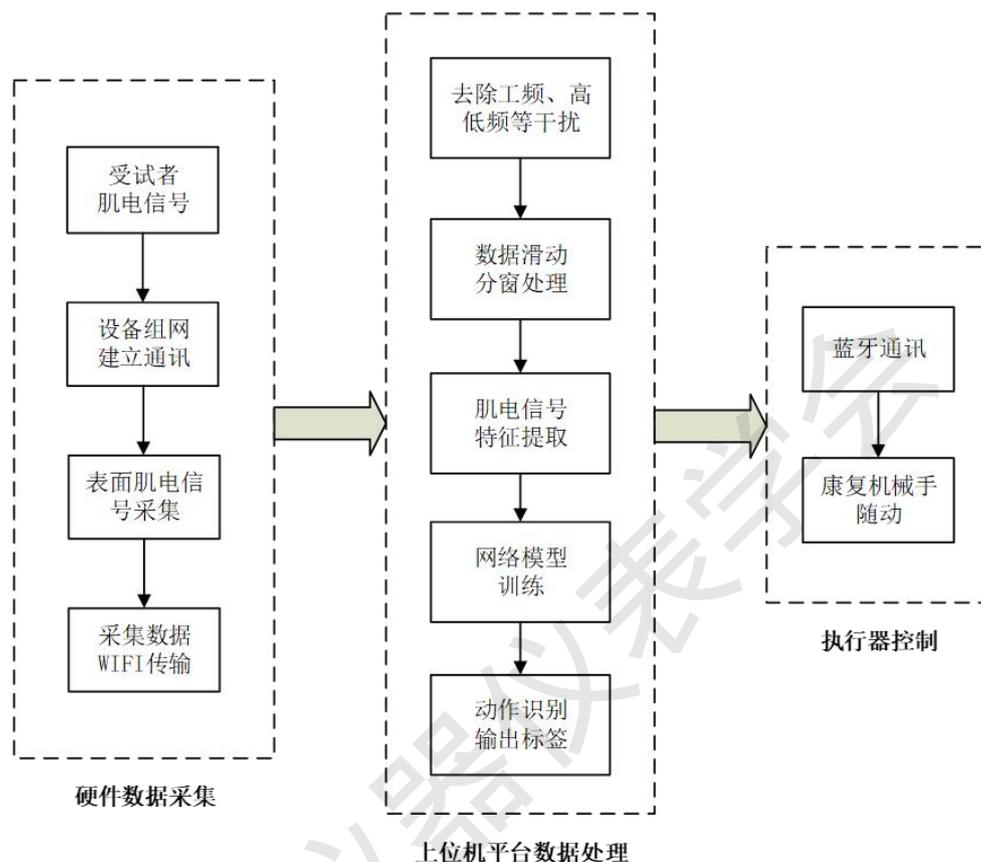


图 3-10 智能康复机械手系统总体方案

康复机械手系统将采集电极贴在实验对象的前臂，对肌电信号进行采集后，由硬件采集设备内置的 PGA 放大器进行简单的放大，通过组网传输到上位机，上位机软件对其进行中值滤波、陷波、带通滤波、特征提取、网络训练等操作，并保存好训练完成的网络。训练网络准备就绪，此时采集到的数据会直接输入进网络与训练好的数据进行对比，生成手势动作的分类标签，将该标签转换成对应的康复机械手动作指令，通过蓝牙发送指令至康复机械手，使康复机械手做出符合患者手部运动意图的动作。

### 3.2.2 硬件设计

硬件采集装置由团队自主研发设计，其电路以 ADS1292R 高精度 ADC 为核心，满足双通道肌电信号采集的需求，其配备电池可在最大功率的情况下连续工作 13 小时，在正常模式下可长达 24 小时，符合设计技术指标，采集装置及康复机械手实物如图 3-11 所示。



图 3-11 硬件采集装置及康复机械手实物图

采集装置信号输入端口采用了标准的 USB 端口，配备了 Micro-SD 卡槽，可将采集数据存入 SD 卡中，便于离线分析。USR-C322 芯片的控制使各个功能部分依序工作，硬件采集装置总体框图如图 3-12 所示。

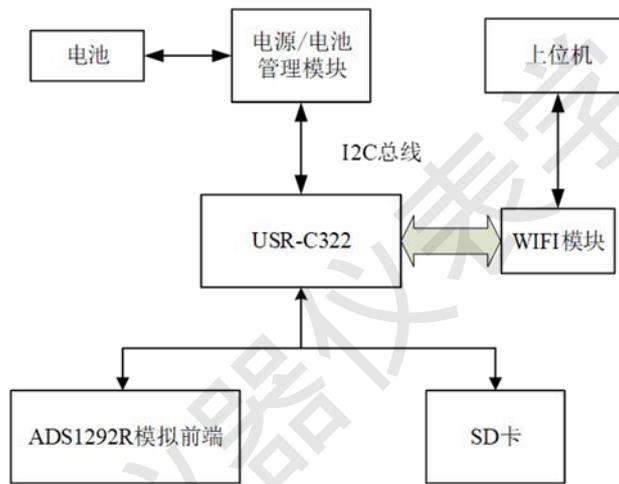


图 3-12 硬件采集装置总体框图

由于肌电信号是微弱信号，采集系统对硬件电路的整体抗干扰能力有很高的要求。团队采用一个接地的金属外壳将除了 USR-C322 芯片以外的部分遮挡住，并且采用右腿驱动输出减少干扰信号。前端输入设计采用了 USB 集成端口作为采集信号输入端，采集输入为 2 通道，采用差分输入方式，共计 4 个端口用来接入采集电极线，分别为电源和接地端口与参考端和右腿驱动输入端。康复机械手控制电路以 STM32F103C8 为核心，按照人手掌大小 1:1 设计，拥有 5 个手指和一个手掌，每个手指由单独的全数字金属齿轮舵机带动，可独立控制。数据采集界面可以对采集的肌电信号进行实时波形显示，如图 3-13 所示，EMG1 和 EMG2 即为肌电信号采集通道，开始动作或者变换不同的手部动作，可见信号波形发生较为明显的变化。

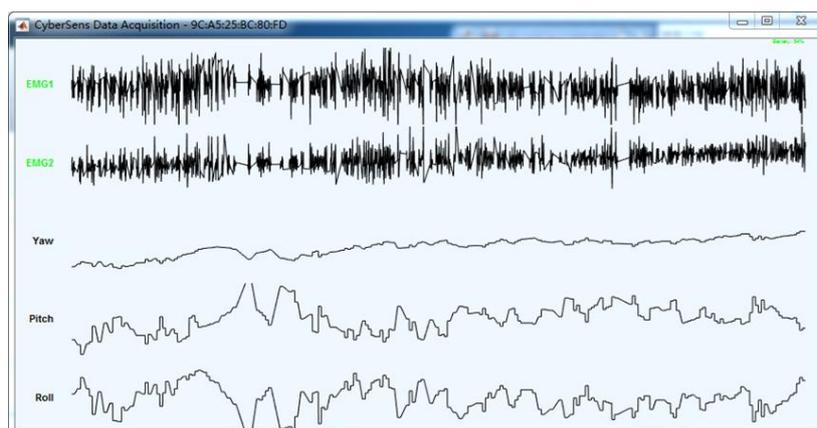


图 3-13 波形显示界面

### 3.3 实验验证过程

#### 3.3.1 康复机械手随动实验测试

设计测试实验挑选同课题组 3 名在校研究生以及 1 名本科生共计 4 人参与实时控制实验，年龄区间为 21-24 岁，2 名男生 2 名女生。采集的手臂均选择左手臂来进行，实验参加人员均身体健康，无任何肌肉方面的疾病。在开始采集前，首先要保证参加人员的被采肌肉部位放松，没有疲劳，随后对参加人员的手臂皮肤表面用清洁液清理，减少阻抗；接着在贴片电极上涂抹导电胶，增强导电性；最后将 4 片采集电极安放在所要求的位置上，同时选择肌肉分布较少的肘部作为参考电极。实验人员首先需要采集 12 秒的静止动作信号，接着对 4 种动作按照握拳、展手、指向和捏取的顺序进行采集，每种动作采集 5 次，每次均为 12 秒。当采集完成后，程序对其进行预处理、特征提取等操作，将 4 名实验人员的 4 种动作模式识别的单独准确率和平均准确率列表统计，并将实验进行三天，即每天都进行一次完整流程的采集实验，结果如表 3-3 所示。

表 3-3 实验人员 3 天模式识别准确率

动作	握拳	展手	指向	捏取	平均准确率
第一天	100%	92%	82%	80%	88.5%
第二天	100%	95%	85%	82%	90.5%
第三天	100%	96%	88%	90%	93.5%

由表 3-3 中可以发现，虽然部分动作的准确率随着训练天数的增加有高有低，但是整体的准确率是有提升的，握拳动作的识别率一直为 100%，可以得知该动作是最容易分辨出来的，而指向和捏取手势动作准确率较低，与该动作涉及的肌肉动作幅度与强度有关，比起其

他动作来说偏低，因此可能导致采集到的信号不易进行分类。4名实验人员训练的天数增加后，动作分类的平均准确率也呈现上升趋势，因此可以通过多次实验、增加实验天数等方法来提高准确率。对四名实验人员的平均准确率数据以实验天数作为横坐标来绘制条形统计图，结果如图 3-14 所示。

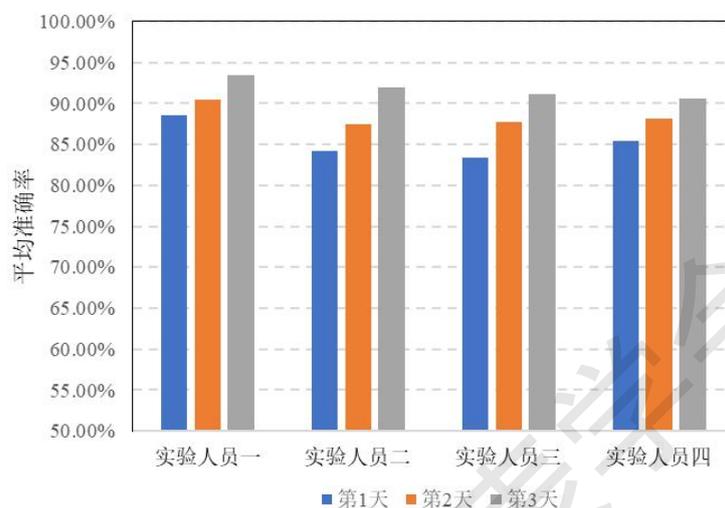


图 3-14 平均准确率随时间变化条形图

此外，控制系统的反应时间是实时控制中另一个重要的问题。由于人所能接受的延迟时间在 300ms 左右，超过 300ms 就会让人感觉到明显的迟滞感，因此本文采用的滑动分窗法以及实时控制算法均考虑了运行时间的要求，整个控制流程从上位机接收到肌电信号、计算平均绝对值判断是否大于阈值、特征提取、在线分类输出动作标签、蓝牙发送控制指令的时间不到 200ms，完全满足延迟时间的要求。故在实验中表现出来的效果较好，机械手产生动作迅速，几乎与实验人员的手部同步动作，所以本作品的采集控制系统有效且合理。

#### 参考文献：

- [1] 《中国脑卒中防治报告 2019》概要[J]. 中国脑血管病杂志, 2020, 17(05): 272-281.
- [2] 刘建, 邹任玲, 张东衡等. 表面肌电信号特征提取方法研究发展趋势[J]. 生物医学工程学进展, 2015, 36(3):164-168.