

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目：基于运动想象的中风患者
肢体康复系统研究

研 究 生 张艳娜

专 业 计 算 机 应 用 技 术

指导教师 戴 国 骏 教 授

完成日期 2012年12月

杭州电子科技大学
学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明



本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 日期：2013年3月27日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署名单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 日期：2013年3月27日
指导教师签名： 日期：2013年3月27日

杭州电子科技大学硕士学位论文

**基于运动想象的中风患者
肢体康复系统研究**

研 究 生： 张艳娜

指导教师： 戴 国 骏 教授

2012 年 12 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master

Rehabilitation System Research for Stroke Patients Based on Motor Imagery

Candidate: Zhang Yan Na

Supervisor: Prof. Dai Guojun

December, 2012

摘要

脑-机接口是一种不依赖于脑的正常输出通路的新型脑-机通讯系统。它的一个重要用途是为那些思维正常但是中枢神经系统严重受损的闭锁病人提供语言交流和外界交互。该技术由于具有巨大的理论研究价值和广阔的应用前景而成为了近年来研究的热点。

本文在充分调研国内外相关文献的基础上,以运动想象为切入点,从离线分析和在线应用两个方面对基于左右手运动想象的中风患者肢体康复系统进行了研究,取得了很好的效果。并根据项目的实际需要,开发了一个具有保存、分析实验结果的实验数据管理系统,对医生的临床诊断具有一定的指导作用。

本文首先对脑电信号的产生机理、分类以及所具有的特点等进行了分析,并在此基础上设计了基于左右手运动想象的脑电信号实验采集方案,提取得到了对应两种运动想象任务的脑电数据,并且考虑到脑电信号具有信噪比低,易受干扰等特点,对数据进行了带通滤波,为后续的离线分析提供了相对可靠的数据。

在离线分析部分,本文采取了两种方法对脑电信号进行特征提取。即利用基于 FFT 的功率谱估计法提取脑电信号的频谱特征;利用 AR 模型法提取脑电信号的系数特征。并采用 Fisher 线性判别法对两种特征提取法的分类正确率进行了比较。最终分类结果表明:利用功率谱估计法提取的脑电数据分类准确率高且稳定,因此在后面的在线处理部分我们采用功率谱估计法进行实时特征提取。

在下肢辅助康复装置部分,本文针对单次分类结果不理想和电机设备运行不平稳的问题提出了结合五次单次分类的综合决策算法,在提高了分类准确率的同时,也加速了中风患者的康复过程。

根据项目的实际需要,本文开发了一个具有检索、绘图、分析功能的脑电实验数据库,不但能反映患者的康复效果,还能为医生的临床诊断提供参考和帮助。

本文通过实验证明了所设计的系统将是中风患者肢体康复领域的一种很有应用前景的技术,对未来的临床应用起到了一定的探索作用。

关键词: 脑-机接口, 运动想象, 数据管理系统, 功率谱估计, AR 模型, 综合决策

ABSTRACT

Brain-Computer Interface (BCI) is a novel kind of communication system between brain and external machine which is not dependent on the normal output channel of brain. One of the most important purposes about this interface is the supplying of language communication and outside interaction for those persons thinking normally but central nervous system seriously damaged. The technology has become the popular of research in recent years for its great theoretical research value and broad application prospects.

Based on the full research of related literature at home and abroad, motor imagery as the breakthrough point, the body rehabilitation system of left and right hands motor imagery stroke patients was studied from two aspects of offline analysis and online applications, and good results have been achieved. According to the practical needs of the project, we had developed an experimental data management system which can preserve and analyze experimental results. The system had a certain role in guiding the clinical diagnosis of the doctors.

In this paper, the mechanism, classification and the characteristics of brain wave were analyzed at first, and on the basis of it we designed an EEG experiment acquisition program based on the left and right hand motor imagery, extracted the EEG data of corresponding two motor imagery tasks. Considering the EEG signals had the character of low signal-to-noise ratio and vulnerable to interference, we filtered the data by band pass, which provided a relatively reliable data for subsequent offline analysis.

In the offline analysis part, the paper adopted two methods to extraction the feature of EEG: using the power spectral estimation based on FFT to extract the frequency spectrum feature of EEG and using AR model method to extract the coefficient feature of EEG. At last we compared the classification accuracy of the two kinds of feature extraction method using the Fisher linear discriminate method. The final classification results show that the classification accuracy of EEG is high and stability using the power spectrum estimation method, so in the back of the online processing part we use the power spectrum estimation method for real-time feature extraction.

In the lower limb auxiliary rehabilitation device part, we put forward the comprehensive decision-making algorithm which combined five single classifications according to the problems that single classification results were not ideal and electrical equipment is not running smoothly. It not only improved the classification accuracy, but also accelerated the process of rehabilitation of stroke patients.

Keywords: Brain-Computer Interface, motor imagery, data control system, power spectral analysis, AR model, comprehensive decision-making

目录

摘要	I
ABSTRACT	II
目录	IV
第一章 绪论	1
1.1 脑-机接口系统的定义和组成	1
1.1.1 脑-机接口的定义	1
1.1.2 脑-机接口的组成	1
1.2 脑-机接口的分类	3
1.3 脑-机接口的研究意义	4
1.4 脑-机接口的研究现状以及技术难题	5
1.4.1 脑-机接口的研究现状	5
1.4.2 有待解决的问题	6
1.5 论文研究的目的及架构	7
1.5.1 论文研究的目的	7
1.5.2 论文架构	8
第二章 基于运动想象的脑电信号的研究基础	10
2.1 脑电信号概述	10
2.1.1 大脑的结构	10
2.1.2 脑电的产生机理、分类及特点	12
2.2 脑电信号的特征提取方法	14
2.3 脑电信号的分类方法	15
2.4 本章小结	16
第三章 想象左右手运动的 BCI 实验	17
3.1 运动想象的 BCI 控制原理	17
3.2 左右手运动想象的脑电信号采集	18
3.2.1 脑电信号采集设备及采集流程	18
3.2.2 运动想象实验设计	20
3.3 脑电信号预处理	22
3.3.1 脑电信号的噪声干扰	22
3.3.2 脑电信号预处理的目标	23
3.3.3 信号预处理	23
3.4 左右手运动想象的脑电特征提取	24
3.4.1 基于傅立叶变换的功率谱分析法	24
3.4.2 基于 AR 模型的特征提取法	27
3.5 左右手运动想象脑电的模式分类	29
3.5.1 LDA 分类原理	30
3.5.2 Fisher 线性判别式的原理 ^[86]	32
3.5.3 Fisher 线性判别的分类结果	34
3.6 本章小结	35
第四章 运动想象的肢体康复系统的设计与应用	36
4.1 BCI 肢体康复实时控制系统设计	36

4.1.1 总体框架设计.....	36
4.1.2 各模块的软件设计.....	37
4.2 实验结果分析.....	42
4.3 本章小结.....	42
第五章 运动想象的康复数据管理系统.....	43
5.1 实验数据管理系统需求分析.....	43
5.2 总体设计.....	43
5.2.1 项目规划.....	43
5.2.2 实验数据管理系统功能结构.....	44
5.2.3 设计目标.....	44
5.3 系统设计.....	44
5.3.1 开发及运行环境.....	44
5.3.2 实验数据库设计.....	45
5.4 实验数据管理系统主要功能模块设计.....	46
5.4.1 封装数据库.....	46
5.4.2 系统功能模块简介.....	46
5.5 本章小结.....	54
第六章 总结和展望.....	55
6.1 全文总结.....	55
6.2 展望.....	56
致 谢.....	57
参考文献.....	58
附 录.....	65

第一章 绪论

1.1 脑-机接口系统的定义和组成

1.1.1 脑-机接口的定义

脑-机接口（Brain-Computer Interface, BCI）技术形成于 20 世纪 70 年代，是一种涉及脑科学、计算机科学、医学等众多学科的交叉科学。它是一种不依赖于脑的正常输出通路的新型脑-机通讯系统。通过这种方式，人类可以利用大脑的想象运动来表达自己的想法和控制周围环境，从而为那些中枢神经系统受到损伤，外周神经保持良好的偏瘫病人提供了一种与外界交流的方式，并可以通过辅助康复设备来加快受损神经的恢复，以恢复患者的日常交流和生活能力，实现人机或人与周围环境之间的通信^[1-2]。

BCI 的实现需要满足三个条件：

- （1）有一种易被检测且能表征大脑不同思维状态的信号；
- （2）可以实时的提取出这种不同状态的信号，并对其进行快速分类；
- （3）信号的分类必须符合准确度的要求。

脑电信号是满足上述三个条件的。它不但能反映出人的不同生理活动，包括思考、感觉、兴奋等，而且它的记录简单、无害。而且随着信息处理技术的发展，已经能实时或在短时间内提取出不同状态的信号，并且能相对准确的分类。除了上述优势，EEG 信号还具有良好的时间分辨率、便携性、易用性、相对价格低廉的特点。虽然也可以通过脑磁图（MEG）、功能性磁共振成像（fMRI）、正电子发射成像（PET）、红外线成像等方法来反应人脑的不同活动状态，但这几种方法相较于 EEG 来说不但技术复杂，而且费用昂贵。因此，脑电信号是最适合应用于 BCI 系统的信号。所以，当前的研究是以脑电信号作为 BCI 系统的主流。

1.1.2 脑-机接口的组成

一个完整的 BCI 系统是由信号采集模块，特征提取模块，特征分类模块即翻译算法，控制命令输出模块四部分组成的^[3-4]。有的系统为了优化性能，还设置了信息反馈。各部分的关系如图 1.1 所示^[5]。

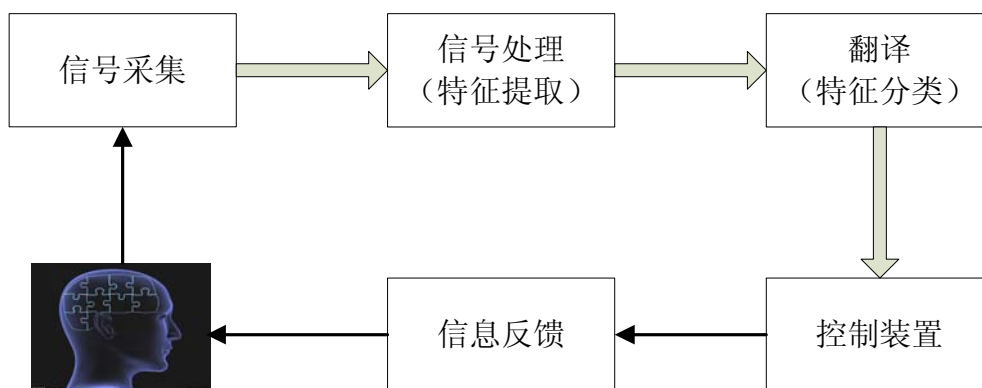


图 1.1 BCI 系统整体结构框图

(1) 信号采集部分

信号采集主要是读取大脑皮层不同区域产生的脑电信息。由于脑电信号比较微弱，信噪比低，而且具有较强的随机性和非平稳性，所以采集脑电信号时，需要保持电极和头皮接触，且采集到的信号还需要经过放大器放大、滤波器滤波等预处理。放大后的脑电信号是模拟信号，为了便于信号的进一步处理，还需要经过 A/D 转换为易被计算机处理的数字信号。

(2) 信号处理部分

信号处理其实质是特征信号的提取，是 BCI 研究的重要环节。特征提取主要是提取出可以表征受试者大脑不同思维状态的脑电信号特征量（如幅度、频率变化等）。特征量的提取涉及时域、频域和空间域，特征提取的方法也很多，有功率谱估计法、小波变换法、AR 模型法^[6]等。由于脑电信号特征提取的好坏不但直接影响着下一步的分类效果，而且还影响 BCI 系统性能的优劣，因此特征提取方法的选取一直是目前脑-机接口领域研究的一个热点。

(3) 特征分类部分

特征分类部分就是将大脑不同思维状态下的脑电信号特征向量转换为控制命令向外界输出，由此来实现受试者的意图。该部分直接影响输出控制的实时性和准确性，因为良好的实时性能保证系统快速响应，提高通讯速率；良好的准确性优化系统性能，使系统具有更高的使用价值。目前用于脑-机接口特征分类的方法主要分为线性识别和非线性识别两种。每种方法都有各自的优点，要结合具体的 BCI 应用选择最优法。

(4) 控制装置部分

控制装置部分是将受试者的思维转化成控制信号，并通过某种方式传送给外部设备。控制命令的输出表现形式多种多样，如控制字母的输出、控制光标在屏幕上移动、控制辅助康复设备等。该部分成功的解析出受试者的大脑思维，并将其转化成对外界的控制命令，真正的实现了人脑与外界的直接交流。

（5）信息反馈部分

有些 BCI 系统为了性能的优化，还设置了信息反馈部分^[7]。该部分不仅能让受试者实时了解到自己思维产生的控制输出结果，同时还有助于受试者根据输出结果对思维方案进行调节。这样既有利于实时控制，又可以实现对输出的命令做动态调整和修正的目的^[8-10]，使人与机器之间能够相互适应。



图 1.2 BCI 的实际应用（使用者用大脑控制机器人）

1.2 脑-机接口的分类

BCI 的分类没有固定模式，按照不同的标准有不同的分类，而且国内外数十家研究机构对 BCI 的研究侧重点也各不相同。下面我们主要从以下几种类型分类：

（1）根据信号的获取方式，分为植入式和非植入式

电极植入式需要将电极置于大脑内部，采集到的脑电信号具有信号噪声小、空间分辨率高的优点，但是容易感染，会有一定的创伤危险，所以目前只在动物身上进行试验；目前大部分 BCI 系统是电极非植入式系统^[11]，只需受试者戴上电极帽，采集大脑表层的脑电信号，操作简单、安全。

（2）根据脑电信号的产生方式，分为自发式和诱发式

自发脑电信号是受试者自主产生的信号，其优点是灵活和易控制，但是其缺点是受试者需要系统的、长时间的训练才能产生具有明显特征的脑电信号。诱发脑电信号是大脑借助外界的刺激（如光、声、热等）产生的脑电信号，与前者相比，它的优点是并不需要长时间的训练且容易提取到准确率高的特征信号，但缺点是在采集过程中需要外界不停的对受试者进行相应的刺激。

（3）根据对采集的脑电信号的处理时间可以分为离线式和在线式。离线系

统通常只是用来测试评估，其特征是实时记录脑电数据，离线分析这些数据。在线系统中脑电信号的采集、特征的提取、意识的分类、命令的输出都是实时实现的。

(4) 根据脑电信号控制方式的不同分为同步式和异步式两种。同步 BCI 要求受试者在特定的时间段进行思维活动，它是目前被广泛采用的 BCI，一般用于开始阶段的研究；而异步 BCI 则没有时间限制，系统连续监控脑信号，受试者可以在任何时间进行思维活动来完成某种控制，而系统仅在受试者有意识命令输出时被激活。此种 BCI 更适合于实际应用^[12]。

具体应用中，我们应该根据自身的需求选择适合的 BCI，但也要考虑，目前大多数的 BCI 系统是无创伤、在线、同步的系统。

1.3 脑-机接口的研究意义

BCI 作为一门涉及多学科的新兴通信技术^[13-14]，之所以受到各国学者和研究机构的重视，是因为它提供了一种全新的人机交流方式。许多由于脑瘫、脑中风、肌萎缩性脊髓侧索硬化症、脊椎损伤等造成的疾病或创伤都可能引起神经系统损伤，这类患者思维正常，但丧失了肢体的运动能力，不但失去了自理能力和工作能力，还会给家人和社会带来负担。BCI 系统能将人的意图和思想转化为信息和指令传输给神经假肢，来帮助患者完成运动、行走、环境控制等功能，或通过辅助训练及基本护理工作，恢复或弥补受损的神经，加速病人的康复。BCI 还为人类了解和提高脑功能方面起到了一定作用。综合起来，BCI 应用的研究主要体现在以下几个方面^[15-17]：

(1) 康复工程领域

BCI 装置可以帮助四肢瘫痪的患者不用借助语言或者肢体动作，而仅仅通过大脑思维来实现对外界的控制，如环境控制：控制轮椅、开门、开关电视等；实现简单通信：通过 BCI 拨打电话、浏览网页、通过虚拟键盘选择字符等；运动康复：帮助伤残人员恢复其运动功能，提高病人的生活质量。

(2) 辅助控制领域

BCI 装置还可以应用于一些比较特殊的环境。在高空环境中，可以在高加速度情况下协助飞行员控制飞机，在太空失重环境下帮助宇航员对设备进行操作；在交通领域，可以利用特定的脑电波来对司机进行是否疲劳驾驶的检测，以避免因过度疲劳而产生交通事故，或者为改善交通信号与交通标志的设置^[18]，对驾驶员的反应程度进行模拟；在污染严重的环境中，BCI 装置可以模拟人的肢体行为来完成一些特定的任务。

(3) 军事领域

BCI 装置可以实现空中交通控制、武器开火、军事目标定位、发送军事信息，协同作战等。

（4）娱乐休闲领域

该技术还可以应用于日常的生活和娱乐中，如用大脑思维控制电子游戏，完成对游戏中人物的控制^[19]，打破了传统的只能利用鼠标、键盘来操作的局限，不但具有巨大的商业价值，而且能吸引更多的游戏爱好者，极大地丰富了我们的日常生活。

（5）脑认知领域

在 BCI 的不断研究进程中，可以增进我们对大脑的进一步认知与了解，不但极大的丰富了脑科学和神经信息学的内容，也为我们开发脑资源，让大脑更好的为我们服务提供基础。

就目前 BCI 的发展情况来看，BCI 技术还只是处于实验室阶段，基于脑电的 BCI 的分类准确率还不能达到 100%，因此如何进一步开发和改进有效的特征提取方法和设计相应的分类器，将该技术正式投入商业运作，让它更好的为社会的进步和发展服务，还有待于我们的进一步努力。

1.4 脑-机接口的研究现状以及技术难题

1.4.1 脑-机接口的研究现状

对 BCI 的研究，最早开始于上世纪六七十年代。1967 年，Dewan 利用睁眼/闭眼时 alpha 波阻断/增大现象来发送 Morse 电报码^[20]。1977 年，Jacques Vida 发表了一篇利用视觉诱发电位（VEP）信号来控制二维光标移动方向的文章，并在文章中首次提出了“脑机接口（BCI）”这种说法^[21-22]。近年来，BCI 技术发展迅速，从 1995 年到 1999 年，仅仅 4 年的时间，全世界从事脑-机接口的研究小组就从不超过 6 个上升到已超过 20 个^[23-24]。2000 年美国 Duke 大学医学中心完成的“Monkey Think, Robot Do”^[25]实验，更开启了用“思想”去控制假肢运动的先河。随着近年来四届 BCI 国际数据竞赛的成功举办，也使该技术遍及到医疗、康复、娱乐乃至军事领域。而在清华大学举办的首届中国脑-机接口比赛更是掀起了 BCI 技术在中国的研究高潮。

近年来，国内外从事 BCI 研究的组织已超过 100 多个。其中比较有权威性的是以下几个：

（1）德国 Tübingen 大学的 Niels Birbaumer、Dornhege G 等人证明：人经过长期的训练后能够人为控制慢皮层电位 SCP 的幅度^[26-30]。1999 年，他们发表了一篇基于 SCP 的脑-机接口方面的文章，文中指出两位具有运动功能障碍的病人

能通过基于 SCP 的 BCI 设备实现单词的自由拼写,从而达到与外界进行信息交流的目的^[31]。他们采用头皮电极记录的 SCP 为完全瘫痪的肌萎缩性脊髓侧索硬化症病人设计了一种称之为思想转换器 (Thought Translation Device, TTD) 的 BCI 设备^[32]。患者通过反馈训练学习,当自我控制 SCP 幅度的正确率高于 75% 时,就可以利用 TTD 的 BCI 设备在计算机语言支持程序中选择字母、单词等。目前正在进行网络版的研究^{[26][33]}。

(2) 美国的 Wadsworth 研究中心的 Volpaw 等人^{[26][34-35]}经过研究表明:无论正常人还是有运动障碍的残疾人通过训练都能学会控制 μ 节律与 β 节律的幅度^[36-40]来控制一维、二维光标的移动、通过选择 YES 或 NO 的形式对一些简单的题目进行回答以及对电脑中的菜单进行选择。该研究机构也致力 BCI 国际会议的举办,吸引了世界各国 BCI 研究领域的专家参加,极大的促进了 BCI 技术的发展。

(3) 奥地利 Graz 科技大学的 Pfurtscheller 等人^[41-43]经过长期的研究,得出一个结论:当人们在做实际的单侧肢体运动或想象单侧运动时都能激活主要的感觉运动皮层,大脑同侧会产生事件相关同步电位 ERS (event-related synchronization),对侧会产生事件相关去同步电位 ERD (event-related desynchronization)。ERS 是指当大脑主感觉运动皮层活跃时,特定频率的幅度表现为明显升高,ERD 则正好相反,表现为幅度的明显降低(即该表层区域明显不活跃)^[44]。Graz 研究小组利用大脑相关皮层的 ERS/ERD 现象进行了基于左右手运动想象的分类研究^[45],并在数据处理方面进行了改进,同时也对不同运动想象的任务进行了研究^[46]。同年还将心理作业的分类拓展到了五类,最近该组更是研究出了一种具有远程遥控功能的 BCIs^[47]。

(4) 加拿大由 S.G.Mason 及 G.E.Birch 等人组成的 Neil Squire Foundation 研究中心不但致力于研究异步 BCI 在控制方面的应用^[48-51],而且利用 1~4Hz 的低频脑电信号特征成功地开发了低频异步开关样机^{[48][52-53]}。

(5) 国内清华大学的高上凯课题组重点研究了基于 SSVEP 的特征提取方法,设计了具有高传输速率和高分类准确率的光标控制系统^[54]、虚拟电话拨号系统^[55]、环境控制器^[56]。并利用脑电信号在运动想象时具有 ERS/ERD 等特征设计出了闻名于国内外的遥控机器人踢足球的 BCI 系统。

1.4.2 有待解决的问题

由于 BCI 是一个比较年轻的领域,不但与之相关的内容和学科比较多,而且对其自身的技术也要求比较高,因此,目前对它的研究还都只是处于初始阶段。虽然国内外很多 BCI 机构的研究证实利用脑电信号可以建立 BCI 系统,但是目

前的测试大多数都是针对正常人而不是真正的患者。因此如何将 BCI 技术真正的推广到实际应用中，是我们现在亟待解决的问题^{[24][57]}。

(1) 采集脑信号的方式较少。目前主要有颅内采集和大脑皮层采集两种脑电采集方式，前者记录的脑电信号信噪比高，不受肌肉运动影响，稳定性好，但是技术要求高，有一定的风险；后者操作简单、安全，但是稳定性不好，因此如何更有效的综合两者的优点，有效去除干扰噪声、伪迹，得到清晰的脑电信号，还有待进一步的研究。

(2) 系统的准确性能还不够高。目前针对自发脑电的 BCI 研究已经初见成果，不但两类思维任务的调控率高达 90%，三类任务的调控率也能达到 70%。虽然这样的识别性为 BCI 的实际应用打下坚实的基础，但是还不能完全正确的反应患者的思维活动。准确性不但与受试者自身的训练情况、信号处理方法、意识分类结果有关，而且也受到受试者的个人情绪、疲劳程度、注意力集中等情况的影响。因此，BCI 系统的准确性能还需要进一步的提高。

(3) 传输速率较低。目前 BCI 系统的通讯速率能达到 5-25 位/分（3 字/分钟），而正常人能达到 100 字/分钟，两者差距很大。因此，如何提高 BCI 系统的信息传输率，缩小和正常人的差距，让患者能畅快流利的和外界交流也是现在亟待解决的一个问题。

(4) 应用领域的开发。目前大多数的 BCI 系统还只是处于理论研究阶段，用于实际应用的还很少。而且随着 BCI 技术的不断发展和研究的深入，涉及的学科和领域也会增多，从而会给 BCI 的设计带来一定的难度。

总体来说，BCI 作为一种涉及多学科的通信技术，既是当前研究的热点，也是研究的难点，有待我们进一步的研究。

1.5 论文研究的目的及架构

1.5.1 论文研究的目的

随着人们生活水平的提高，生活方式的改变，各类疾病的发病率也越来越高，尤其是以高发病率、高致残率、高致死率著称的健康杀手铜-中风尤为严重。大部分中风患者会留下半身不遂、语言障碍等症状，不仅自身的生活不能自理，还会给家人带来巨大的精神和经济负担，因此如何提高中风患者的生活质量和最大程度地满足他们在生活和工作中的需要，是康复工程界研究的一个重要方向。脑-机接口是一种不依赖于脑的正常输出通路的新型脑-机通讯系统^[58-59]，其研究具有重要意义，有助于帮助脑中风、脑瘫等运动功能障碍患者恢复日常交流和生活的能力。

目前,对于有行动障碍的患者进行康复治疗的方案有三种:一种是运动疗法,即通过物理治疗方法提高其他正常神经元的运动控制功能以替代坏死的肌肉,实现部分功能,如用手操作专门的设备合成语音^[60]。二是利用功能性电刺激系统,绕过受损的神经部位,电刺激控制坏死的肌肉,使它的运动功能恢复,比如电子助行器,该项研究已经比较成熟^[61-63]。三是利用人们运动想象时产生的大脑信号对外界进行控制,如控制机器假肢的活动、用大脑操控电子游戏设备等^[78]。此项技术在 BCI 领域引起了很大的关注,越来越多的团队加入到该研究的行列,我们所在的实验室也在进行此项技术的研究。本文利用大脑运动想象时脑电信号具有 ERS/ERD 的特征,通过分析左右手运动想象时的脑电信号,对其进行特征提取和分类,判断受试者的想象活动,从而实现对中风患者肢体康复设备的控制。

1.5.2 论文架构

论文各章架构如图 1.3 所示:

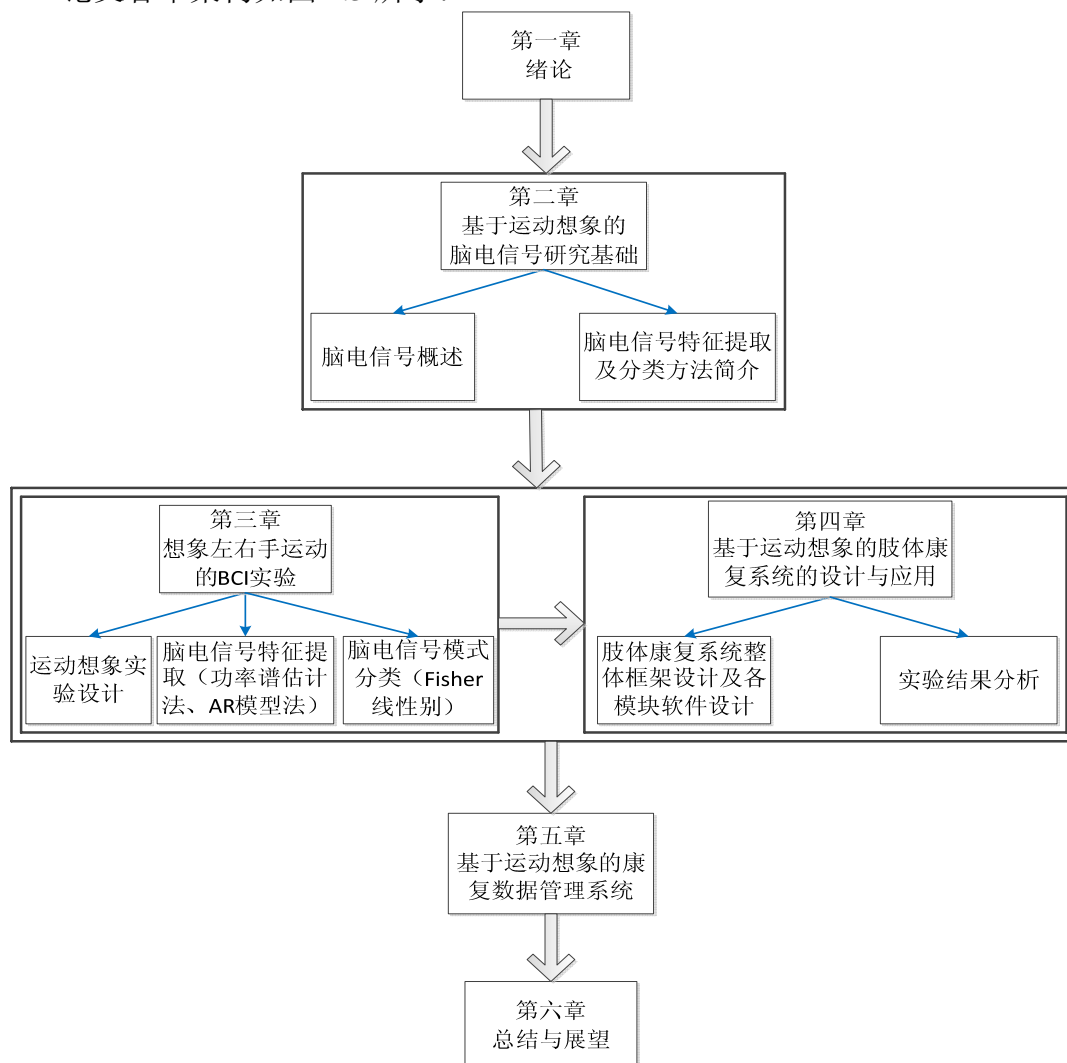


图 1.3 论文架构

本文共分六章，研究的主要目标是基于运动想象的中风患者肢体康复系统，其中包括脑-机接口的算法的研究、系统的应用以及保存实验数据结果的数据库系统，具体内容如下：

第一章 绪论。本章对脑-机接口的定义、概念、研究的必要性以及当前的研究现状，当前存在的一些技术难题进行了分析。

第二章 基于运动想象的脑电信号的研究基础。本章将对脑电信号进行概述，包括大脑的结构与功能、脑电产生机理、分类及特点。另外对脑电信号的特征提取方法和分类方法进行简单的描述。

第三章 基于左右手运动想象的 BCI 实验。本章详细介绍了基于左右手运动想象的 BCI 实验的设计方案。包括 ERS/ERD 特征描述、脑电信号采集和信号的预处理，从原理和实现两个方面研究了基于 FFT 的功率谱分析和基于 AR 模型的特征提取方法并设计了基于 Fisher 准则的线性分类器对经过上述两种特征提取后的数据进行了离线分类研究。其中采用功率谱分析的研究中所应用到的特征提取方法和分类结果都被应用于后续的在线 BCI 系统设计中。

第四章 基于运动想象的肢体康复系统整体设计。本章搭建了系统的整体框架，并对辅助康复系统的各个模块部分进行了软件设计，以及对系统的可行性进行了测试。

第五章 康复数据管理系统设计。本章实现了一个保存实验结果的康复数据管理系统，该系统可以完成日常实验数据的管理，如添加、删除、查找、编辑、对实验数据进行分析评价以及根据指定条件查询数据，并对查询结果绘制各种形象、直观的图形。该系统通过检索和图表功能能反映患者不同时间段的康复数据对比以及康复效果对比，为医生临床诊断提供帮助。

第六章 总结和展望。本章对全文进行了系统性的总结和概括，以及对下一步要开展的工作进行了规划设计。

第二章 基于运动想象的脑电信号的研究基础

运动想象脑电信号是指受试者在进行肢体运动想象时，使大脑的特定功能区域被激活，而在相关的头皮电极位置记录到的具有稳定规律特征变化的脑电信号。它属于自发脑电的一种。本章主要介绍了大脑的结构、大脑皮层功能区划分、脑电的产生机理、分类及特点。并对脑电信号的特征提取方法和分类方法进行了简单的描述。为后面脑电实验的设计和特征提取方法、分类方法的选取提供了理论基础。

2.1 脑电信号概述

2.1.1 大脑的结构

作为中枢神经系统的重要组成部分，大脑是人体最重要的器官之一。它由大脑、间脑、中脑、后脑（包括桥脑、小脑）和延髓（末脑）五个部分构成。一般将延髓、脑桥和中脑合称为脑干，有的学者也把间脑归入脑干^[64]。

按照脑功能的不同进行划分，人脑可分为三部分，大脑、脑干和小脑。其中大脑是脑体积最大、发育程度最高的部分，包括左、右两个半球以及连接两者的中间部分，主要控制人的运动、抽象思维的产生以及语言能力等一些高级意识功能。图 2.1 为大脑半球外侧面。脑干是位于脊髓和间脑之间的较小部分，位于大脑的下面，内有许多重要的内脏反应中枢。小脑位于大脑半球后方，在维持肌肉紧张、平衡各肌肉间的同步活动中起着非常重要的作用。

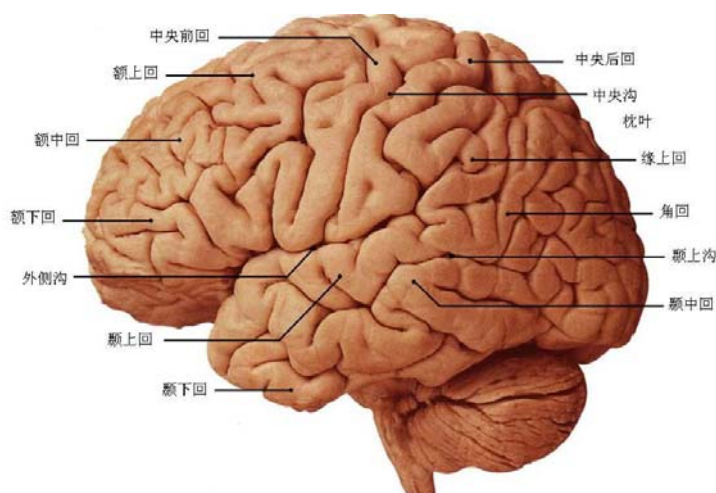


图 2.1 大脑半球外侧面

(2) 大脑皮层和功能区

大脑皮层是最高级的中枢神经系统，它位于大脑半球表层，厚度约为2~4mm，其下方大部分由白质构成，是神经元胞体聚集的地方。大脑皮层上分布着大约140亿个神经细胞，所占的面积达到2200平方厘米。按细胞与纤维排列情况，大脑皮层在水平方向上由浅入深依次分为六层^[65-66]：

① 分子层：位于皮层的表面，约占皮层总厚度的10%，主要由神经纤维组成，这些神经纤维与脑表层呈平行分布，层内细胞核纤维的数量较少，所含的细胞主要是颗粒细胞；

② 外颗粒层：占皮层总厚度的9%。层内细胞主要是以小型颗粒状细胞为主，也零星分布着少量的锥体细胞，是效应层；

③ 外锥体层：占皮层总厚度的30%，层内含有大量锥体细胞和少量颗粒细胞，负责各皮层间的信息传递；

④ 内颗粒层：约占皮层总厚度的10%，层内有密集的小颗粒细胞，也包含少量锥体细胞，主要负责接受来自各级下位中枢的信息；

⑤ 内锥体层：约占皮层总厚度的20%，由大、中、小锥体细胞密集构成，最大的锥体细胞称为 Betz 细胞，主要是将皮层信息传达到皮层下的各级中枢，尤其是丘脑的信息；

⑥ 多形细胞层：占皮层总厚度的20%，层内聚集大量的梭形细胞以及少量的锥体细胞和星形细胞。

根据大脑皮层各层神经元的成分和特征，可以分为许多不同的分区。目前被广泛采用的是由德国医生 Korbinian Brodmann 提出的 Brodmann 分区，如图 2.2 所示。

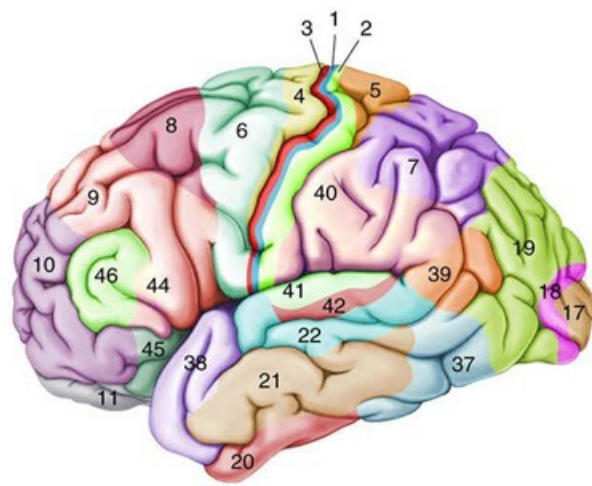


图 2.2 Brodmann 大脑皮层分区（外面观）

图 2.2 中的每一个分区都有各自的功能，负责处理不同的信息。其中的躯体感觉运动区是肢体运动想象时的主要工作区域，与我们研究的基于运动想象的脑

-机接口技术有着紧密的联系，它对运动想象时大脑如何运作和电极位置如何选择都有重要的指导作用，因此是我们研究的重点。大脑感觉运动皮层与躯体的对应关系如图 2.3 所示。

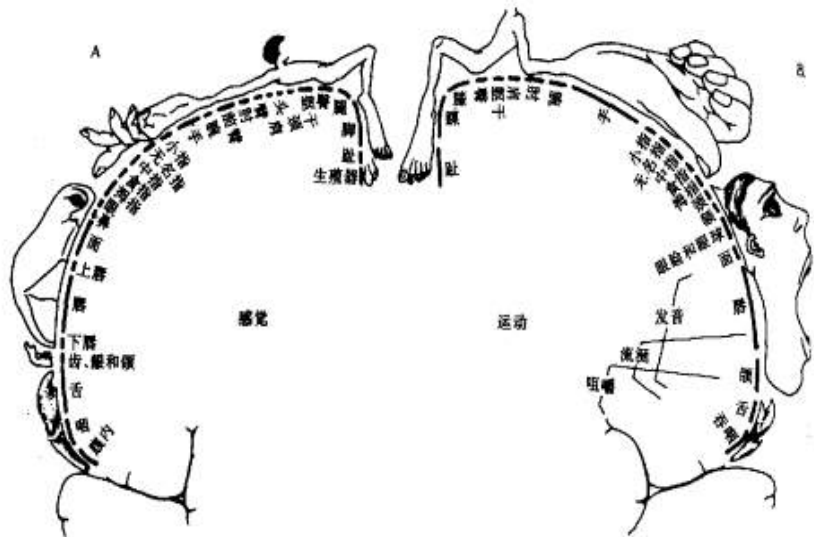


图 2.3 大脑感觉运动皮层与躯体的对应关系

从图 2.3 我们可以看出，中央沟把大脑半球的皮层分为前后两部分，前部位于中央前回（4 区），主要与运动有关；后部主要和感觉有关。这两部分在大脑皮层的投影有如下规律①除了头部和面部的感觉投影是双侧外其余的都是左、右交叉管理。②前后倒置，即头部投影在大脑皮层底部，而后肢投影在顶部。③投影区的面积大小与感觉和运动的灵敏程度成正相关。

2.1.2 脑电的产生机理、分类及特点

（1）脑电的产生机理^[67-69]

神经细胞（又称神经元）是构成神经系统的基本结构单位 and 功能单位，主要负责大脑中信息的处理和传递。典型的神经元由细胞体、树突和轴突三部分组成，如图 2.4 所示。神经元的轴突始末与其他神经元的接受表面相接触，形成突触，实现神经元间的信息交换。通常情况下一个神经元包含 1000~10000 个突触，突触的大部分聚集在树突基部和细胞体，只有小部分聚集在顶树突。神经元的单位发放符合“全或无”定律，所谓“全或无”定律是指刺激的强或弱只能产生收缩或不收缩两种反应，收缩的大小并不随刺激的增强或减弱而发生改变。然而由树突产生的电位由于其可叠加性和周期长的特点而不服从该定律。

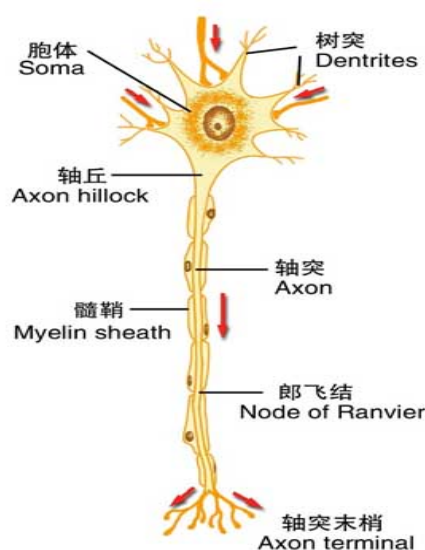


图 2.4 神经元结构

单个神经元依靠突触与其他神经元之间进行兴奋传递。突触分为兴奋性突触和抑制性突触两种。兴奋性突触使神经元产生具有去极化性质的兴奋性突触后电位；相反地，抑制性突触使神经元产生具有超极化性质的抑制性突触后电位。神经冲动传递到突触前神经元时，就会产生兴奋，随之会产生符合全或无定律的动作电位，从而完成了神经元之间的兴奋传递。而脑电图（electroencephalogram, EEG）是通过电极记录到的大脑电活动的电位和时间之间的相互关系。

（2）脑电的分类及特点

脑电信号是大脑思维活动最直接的反应，由于大脑中的电活动具有节律性和非节律性两种情况，因此脑电图的波形很不规则，其波形、频率、振幅等基本特征参数也会有所差异。目前最常用的分类方法是根据频率的不同进行分类，分类结果如下^[70-71]：

δ波：频率为 0.5~3Hz，幅值约为 20~200μV，属于低频高幅慢波，主要出现于额叶和枕叶。通常情况下，δ波被认为是大脑皮层处于抑制状态时电活动的主要表现，因此只有在睡眠或深度麻醉时才会出现，如果在清醒状况下检测到δ波，可判定为异常。

θ波：频率范围为 4~7Hz，幅值约为 100~150μV，属于低频高幅慢波，出现于额叶和顶叶。θ波在婴儿期和儿童期起着非常重要的作用，对于成年人，通常情况下出现于困倦、临睡状态下的朦胧意识和梦境中。

α波：频率为 8~13Hz，幅值约为 20~100μV，在整个大脑皮层都能产生，但是以枕叶和顶枕叶居多，其波形近似于正弦波。α波在正常人清醒、闭目、安静状态时波幅会呈现由小变大，然后由大变小的规律性变化，形成α波的

“梭波”。而在睁眼或接受外界刺激时， α 波便会立即消失而转化为 β 波。

β 波：频率为 14~30Hz，幅值约为 5~20 μ V，在额叶和顶叶比较明显。 β 波的产生通常代表人的大脑皮层处于兴奋状态，如当人突然听到声音、睁眼视物或进行思考活动时就会出现 β 波。 β 波与 ERS/ERD 有着紧密的联系，受试者在进行训练后可以自由控制 β 波的幅值，因此 β 波在 BCI 的研究中占有重要地位。

γ 波：频率高于 30Hz，幅值小于 2 μ V，属于低幅高频波，由感觉刺激所引起，通常情况下被认为与主动、需要注意力的活动有关。

脑电信号是大脑内多个神经元产生的生理电活动，是大脑功能状态的反应。它具有以下特点：

① 信号微弱，噪声强。正常状态下人脑产生的 EEG 信号幅值只有 50 μ V，最大诱发脑电信号不过几 μ V，非研究对象的信号如大脑疲劳、眼球转动、精神紧张等带来的干扰信号的幅值要远大于脑电信号，再加上来自外界的 50Hz 工频干扰，都会影响脑电信号的采集，使信噪比降低。

② 信号的随机性、非平稳性。随机性强是因为影响它的因素多且没有规律，非平稳性是由于构成脑电信号的生理因素在与外界环境的变化相适应过程中在实时的调节。

③ 信号成分的复杂性。既存在眼电、脑电、肌电等非神经电活动的生理干扰，也存在一些目前还没有明确物理含义的成分的干扰。

2.2 脑电信号的特征提取方法

脑电信号的特征提取就是将脑电信号中包含受试者意图的特征信号进行量化的过程。因为脑电信号微弱且敏感，易受其他信号干扰，因此脑电信号的特征提取非常有必要。目前应用于自发 EEG 的 BCI 系统的特征提取方法主要有以下几种：

(1) 功率谱分析法。在 BCI 中，由于不同类别的脑电信号包含的谐波和频率成分也大不相同，因此通常采用基于傅立叶变化的功率谱分析法来反映信号的能量变化，从而提取信号的特征。这种方法实现简单，但是缺乏时间和频率的定位，不能根据信号的特点来自动调节二者的分辨率，不能实时显示信号频率随时间的变化，因此会损失时间信息^{[11][72-73]}。

(2) 自适应自回归 (Adaptive Autoregressive, AAR) 模型法。此种方法是从时域的角度对 EEG 进行分析，来反映脑电信号事件相关电位的变化。该种方法的优点是只需要几个 AAR 模型参数就能达到预期的效果，并不要求预先知道相关频段的信息，缺点是需要采用有效的控制伪迹的措施来降低伪迹的敏感性。

(3) 小波变换法。此法是一种典型的时频信号处理方法,采用可变的时频窗口去分析信号的不同频率成份^[74]。此种方法既有傅立叶变换从局部角度处理问题的思想,又能使小波窗口的大小随频率变化而变化。但缺点是计算量大,影响运行的速度,因此不太适合在线分析。

(4) 独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)。ICA 是一种多维统计分析方法,能使多道脑电信号同时被处理,并从中分离眼电、心电等噪声信号,有利于增强脑电信号中的一些重要特征。ICA 的优点是在缺少先验知识的情况下,仅仅通过观察信号就能推断出信源和通道的特征,其局限是因为脑电信号的非平稳性,往往很难提取出有价值的独立分量^[75-77]。

(5) 共同空间模式(Common Spatial Pattern, CSP)。通过 CSP 算法来分辨左右手想象运动的脑电特征的原理是设计出使两个协方差矩阵同时对角化的最优空间滤波器。此法的优点是不需要对受试者的特征频带进行预先选择,缺点是需要大量的参考电极,因此限制了 CSP 在便携式 BCI 系统中的应用。另外,多通道的脑电信号分析,也大大增加了计算量。

2.3 脑电信号的分类方法

脑电信号的分类是对提取的表征大脑不同思维状态的脑电特征进行分类判断,并转化为相应的控制命令。信号分类方法的选取直接影响着 BCI 系统性能的好坏。目前比较有代表性的脑电信号分类方法有以下几种:

(1) 线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)。LDA 的原理是为输入的每一类特征数据计算其产生的概率,然后选取概率值最大的点所对应的类别作为输入特征数据的类别^[78]。Schloegl 等人^[79]最早使用 LDA 分类法对特征信号进行分类。他们将 AAR 与 LDA 相结合, AAR 用于建立模型, LDA 用于估计参数,取得了比较合理的分类结果。LDA 分类法的优点是实现简单,需要的计算量和存储量小;缺点是由于脑电信号是非线性的信号,很难将特征向量线性可分,从而会造成识别率不高的结果^[80-81]。

(2) 人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)。ANN 是当前 BCI 系统中应用最广泛的分类器。多名研究者分别用实验证实了此种分类法的有效性。Deng^[82]等人将功率谱密度作为输入 ANN 的特征信号,让受试者作左右手想象运动,并用电极记录下大脑皮层在 C3、C4、Cz 三点的脑电信号,最后证实分类器的输出结果就是左右手运动想象的类别。Haselstein^[83]等人也提出了一种可以对时间参数进行有效处理的 FIRMLPs 神经网络脑电分类器。该种 ANN 用有限冲击响应滤波器代替常规 ANN 中的固定权值,识别的信号是时间序列,分类的准确率有明显的提高。ANN 的优点是应用简单、参数选取方便、分类准确率

高；局限性是需要凭先验知识去选择网络节点数、初始权值和学习步长。

(3) 概率模型。它是一种专门针对单次训练的左右手想象任务的在线分类方法。该法用因果 Morlet 小波对源信号进行滤波，从中提取适合的时-频信号，然后对其进行概率估计、分类处理。由于左右手的运动想象可能导致产生的 μ 节律不规则，因此首先要对 C3、C4 两个电极的 μ 节律信号进行调幅处理，然后再估计其概率模型。该法的分类误差率非常小，甚至低于 10.7%。

(4) 遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)。GA 是一种搜索最优解的算法，它将有用的特征信号和伪特征信号同时从脑电信号中检测出来，然后用 GA 过滤伪特征信号，将有用的特征信号留下来作为驱动信号^[84]。该算法的缺点是运算量比较大。

(5) 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是 Corinna Cortes 和 Vapnik 等人在 1995 年提出的一种基于统计学习理论的机器学习方法，主要应用于小样本、非线性、高维模式识别等方面的问题。SVM 算法的原理是使在特征空间中建构的最优分割超平面与不同类样本集之间的距离达到最大的泛化能力，确保得到的解为全局最优解。

2.4 本章小结

脑认知科学的研究成果为 BCI 的研究奠定了深厚的理论基础。本章详细介绍了大脑的结构、大脑皮层功能区划分、脑电信号产生机理、脑电信号分类及特点，简要介绍了脑电信号的特征提取方法和分类方法，为后面的基于左右手运动想象的 BCI 系统的研究打下基础。

第三章 想象左右手运动的 BCI 实验

BCI 系统的最终目的是实现受试者与外界的信息交流,因此设计出合理的脑电实验,采集到正确、完整的脑电数据是提取和分析脑电信号的基础和前提,也为提取脑电信号特征和分类研究提供保障。

本章首先介绍了基于运动想象的 BCI 控制原理,然后在此基础上设计了脑电信号采集实验以及对采集到的脑电数据进行了带通滤波,并分别采用基于 FFT 的功率谱估计法和基于 AR 模型系数法对滤波后的脑电数据进行了特征提取。对于前者,我们通过分析特定频段的功率谱来进行脑电信号的特征研究;对于后者,则是利用最小二乘法拟合 AR 模型的系数和利用 AIC 定阶法确定模型的阶数来研究脑电信号的系数特征。最后设计了 Fisher 线性判别器分析了两种特征提取法的好坏,为后面基于运动想象的 BCI 实时系统的建立做准备。

3.1 运动想象的 BCI 控制原理

(1) ERD/ERS 的概念及生理机制

大脑 EEG 信号(electroencephalogram, EEG)是脑内众多神经元活动产生的生理电活动,反应了大脑的功能状态。当大脑某一皮层区域被激活时,该区域特定频段信号幅度降低或被阻滞,表现为频带能量降低,这种现象称为事件相关去同步(ERD);相反地,在某些频段则表现为频带能量升高,将其称为事件相关同步(ERS)。

(2) 运动想象时的 ERD/ERS

从 1991 年开始, Graz 科技大学的 Pfurtscheller 等人^[41-43]就开始研究基于运动想象的 BCI 项目,经过大量的实验得出结论:当人们无论是在做实际的单侧肢体运动还是想象单侧运动,位于大脑对侧主感觉运动皮层的 μ 节律会产生 ERD 电位,而同侧会产生 ERS 电位。本文的中风患者肢体康复系统正是以人们运动想象时产生的脑电信号作为 BCI 的输入信号,因此对 ERD/ERS 的研究是本文的出发点和研究基础,但是,实际运动时的 ERD/ERS 幅值要远远强于运动想象时的 ERD/ERS 幅值,而且还会受到各种干扰信号的影响,因此信号的检测非常困难,这还需要我们进一步的探索与研究。

(3) ERD/ERS 的量化方法

ERS/ERS 的计算公式为:

$$ERD\% = \frac{A-R}{R} \times 100\% \quad (3.1)$$

其中：R 表示参考基线（某个特定频段的功率）；A 代表实验过程中特定频段的功率。

当公式中 ERD% 的值小于 0 时，说明能量值下降，引起了事件相关去同步现象；当 ERD% 的值为 0 时，说明能量值维持原值，没有发生任何现象；当 ERD% 的值大于 0 时，则说明能量值升高，引起了事件相关同步现象，而且 ERS 现象的明显程度与值的大小呈正相关。

由 Pfurtscheller 等人提出的基于频带功率的 ERD/ERS 经典方法步骤如下^[85]：

- ① 确定某一特定频带，然后对所有采集的脑电数据进行数字带通滤波；
- ② 对经过滤波处理后的信号计算其幅值平方，得到信号的功率；
- ③ 将所有子实验的功率值进行求平均，得到信号的平均功率；
- ④ 根据时间对数据进行平滑处理、以降低数据变化。

除了上述以频带功率来计算时域 ERD/ERS 的经典方法外，还有小波变换法、AR 模型法、事件相关谱分析法等。

3.2 左右手运动想象的脑电信号采集

3.2.1 脑电信号采集设备及采集流程

脑电信号的采集是实现 BCI 系统的第一步，也是最为关键的一部，采集到的 EEG 信号的正确性、完整性决定着后面信号的提取和分类。从大脑皮层采集到的脑电信号通过电极传送到信号采集装置里，然后对其进行放大、滤波、A/D 转换，将模拟信号转化为能被计算机处理的数字信号而被存储在计算机中。本实验的信号采集采用的是 g.USBamp 系统，它集信号的放大、采集、处理为一体。其技术亮点为：采用 24 位高精度的模/数转换、内置用于信号滤波和预处理的浮点数字信号处理芯片、每个放大器有 16 个模拟输入通道、可设置高达 128 导系统、软件控制信号带通、陷波、采样率以及内部放大器的校准和自动阻抗检查等。图 3.1 为信号采集流程图。

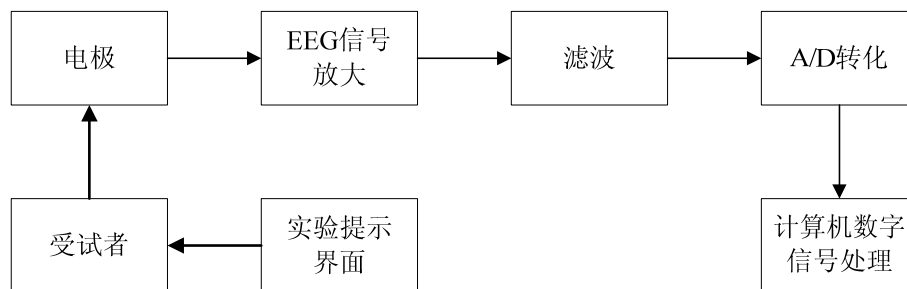


图 3.1 信号采集流程图

本实验采集脑电信号使用的电极帽是 g.GAMMAcap，电极帽上安置的都是用银/氯化银（Ag/AgCl）合金制作而成的电极，不但佩戴起来舒服、方便，而且还可以将 DC 电荷积累最小化。本实验中，电极帽上一共有 64 个导联，其排列方式采用了国际标准的 10-20 系统，如图 3.2 列出了本实验中采用的 16 通道电极的分布位置。电极的位置由数字和字符两部分组成，字母排在数字的前面。数字的奇偶分别代表电极安置的位置是大脑的左半球和大脑的右半球，而字母则给出了各个电极所位于的大脑皮层相应区域。图 3.3 为国际标准 10-20 系统。

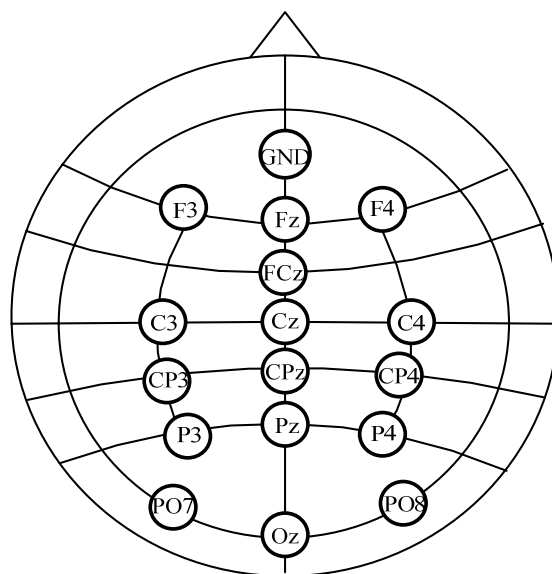


图 3.2 运动想象实验的 16 通道大脑皮层电极排列图

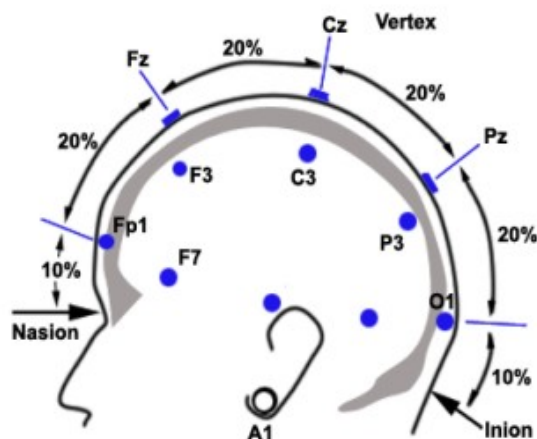


图 3.3 国际标准 10-20 系统

图中 A 代表耳，C 代表中央皮层，Fp 代表额叶前部，F 代表额叶，P 代表顶部皮层，O 代表枕部，T 代表颞叶。

3.2.2 运动想象实验设计

(1) 受试对象及实验要求

受试对象均为在校的男性大学生，年龄在 23~27 岁之间，惯右手，且无神经系统病史。受试者在一个光线较弱、隔音效果明显的屏蔽室内，以减少由于周围环境刺激引起视觉变化而产生的伪迹和注意力分散等不良影响。在整个实验进行中，受试者坐在一张与电脑显示屏距离 80cm 的柔软舒适的高靠背椅上，为减少肌肉紧张或者不安引起的肌电信号的干扰，要求受试者全身保持放松状态。

(2) 信号采集流程设计

实验开始时，显示屏中央出现如图 3.4 所示的目标，此时要求受试者注视着红色目标，不进行任何运动想象，并且尽可能的不要眨眼，此过程持续 60s；当显示屏出现图 3.5 所示的目标时要求受试者根据图标所处的位置进行相应的想象左右手的抓握动作，此过程持续 60s。该小节一共包括 30 个 trial，每一次 trail 中目标会随机出现在屏幕的左边或右边。随后会有 1s 的时间间隔，然后继续下一次 trial 的运动想象，整个过程持续 180s。本次实验让受试者做 5 次左右手运动想象，期间要求受试者身体保持不动。

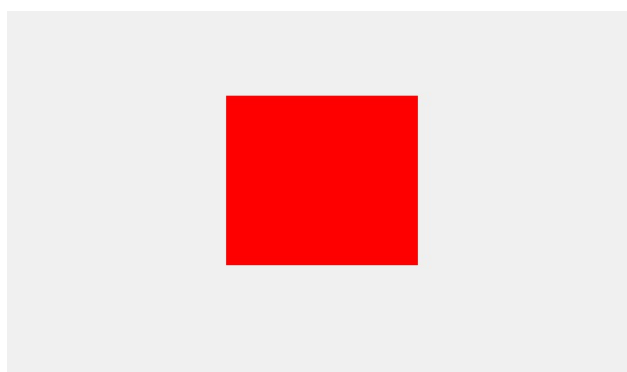


图 3.4 信号采集开始提示目标

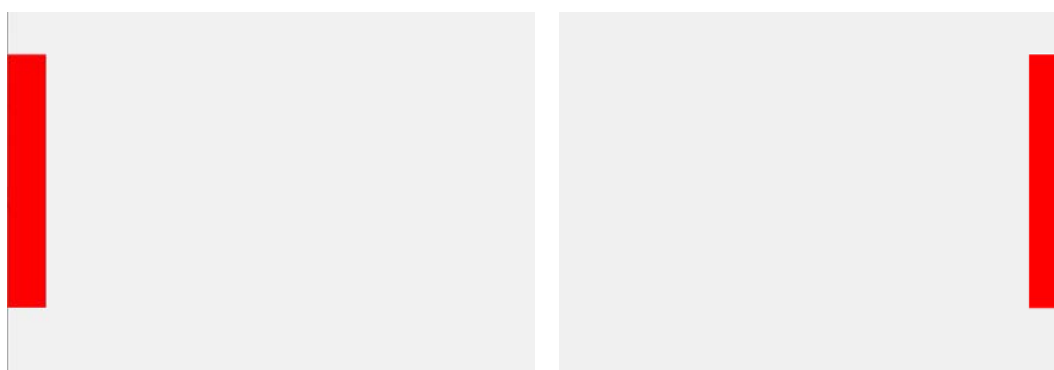


图 3.5 采集左右手运动想象信号提示目标

(3) 实验相关注意事项

① 因为此次实验是受试者主动进行左右手的运动想象，因此对受试者的精神状态和注意力情况要求很高，要求受试者在其精神状态最好的时间段进行实验。

② 实验过程中，要求受试者全身肌肉处于放松状态，尽量不产生肌肉紧张和实际运动，以减少肌电干扰和实际运动对想象电位的影响。

③ 睁闭眼和眼球的运动会产生眼电干扰，因此受试者在实验过程中应尽量减少眼部的各种运动。

④ 实验时间不宜过长，一般控制在 1~1.5 个小时，因为长时间的实验容易使患者产生疲劳或厌倦心理。

图 3.6 为采集到的按照实验要求完成实验的受试者的脑电信号波形图。

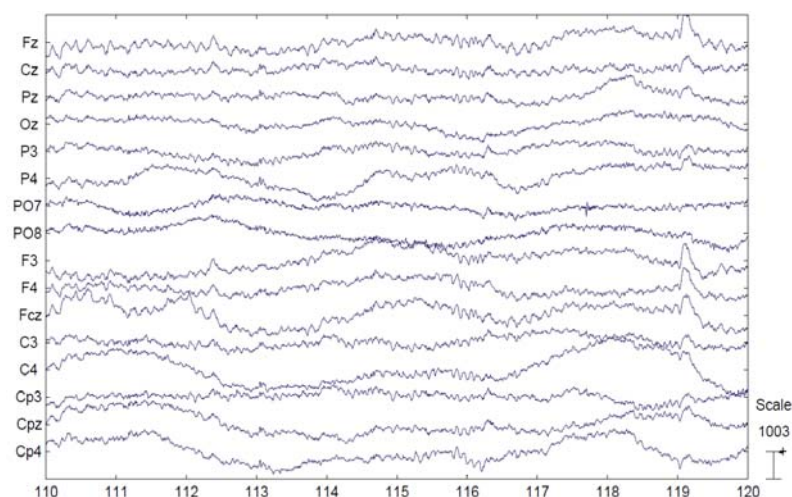


图 3.6 正常受试者脑电信号波形图

3.3 脑电信号预处理

3.3.1 脑电信号的噪声干扰

人体的脑电信号非常微弱，信噪比很低。在实验过程中，EEG 信号的干扰来源种类很多，既包括不受自我控制的神经元噪声，也包括由人为因素造成的非神经元噪声。后者是我们比较关注的噪声来源，因此是我们研究的对象。其中影响比较大的非神经元噪声主要有以下几种：

(1) 呼吸和运动所产生的基线漂移

当身体移动时，由于电极和皮肤之间的接触错位造成压力变化而导致的电极阻抗的变化会在放大器的输出端产生干扰，剧烈的呼吸造成的电极松动也会伴随着电压的变化而影响脑电信号的幅度。

(2) 工频干扰

工频干扰是由电力设备引起的一种干扰。通常情况下输电线使用的是 50Hz 的正弦电压，其电压是 EEG 电压 $50\mu\text{V}\sim 100\mu\text{V}$ 的两百万倍，因此在 EEG 记录中电源干扰无处不在，它是 EEG 检测和处理中必须考虑的一种干扰。

(3) 肌电干扰

肌电图信号的频率分布很广，它主要来自于眼皮运动和咀嚼运动，运动过程中信号的形态发生变化，产生干扰噪声混入记录的脑电信号中。

(4) 电极接触噪声

如果电极和大脑皮层接触不良或者脱离都会引起电极接触噪声，它属于瞬间干扰，持续时间大概为 1s，幅值却可以达到放大器的最大输出。

3.3.2 脑电信号预处理的目标

由于 EEG 信号非常微弱, 导致其受干扰信号的影响很大, 不但会影响 EEG 的时域分析, 还会通过改变带宽、功率谱分布密度等参数来影响敏感度非常高的频谱分析。脑电信号的预处理是去除伪迹, 稳定基线, 提高信噪比的过程, 主要内容包括以下两点:

(1) 消除伪迹

脑电信号采集过程中产生的伪迹主要来自于眼球运动、肌肉紧张等。消除伪迹的主体思想是对采集到的脑电信号进行校正, 去掉伪迹干扰对信号造成的影响。

(2) 剔除假点

在各种因素的综合作用下, 采集到的数据会因为掺杂一些随机引入进来的虚假数据而产生异常点, 如相距很近的两个异常点会产生虚假频率等。

3.3.3 信号预处理

下面介绍两种常用的信号预处理方法: 带通滤波和空间滤波。

(1) 带通滤波

本实验中离线分析部分脑电信号的预处理采用的是巴特沃斯 (Butterworth) 滤波器, 该滤波器能使通频带内的频率响应曲线没有起伏, 达到最大平坦, 而在阻带则几乎下降为 0, 并且在通带和阻带内都是频率的单调函数。

巴特沃斯滤波器的原理可以用公式 3.2 的转移函数来表示:

$$H(s) = \frac{B(s)}{A(s)} = \frac{b(1)s^n + b(2)s^{n-1} + \dots + b(n+1)}{s^n + a(1)s^{n-1} + \dots + a(n)} \quad (3.2)$$

巴特沃斯带通滤波器的幅频特性可用公式 3.3 表示:

$$|H_a(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\Omega^2 - \Omega_0^2}{B\Omega}\right)^{2N}} \quad (3.3)$$

式中 Ω_0 、 B 、 N 分别为带通滤波器的中心频率、带宽、阶次。

由于本实验中采用的放大器设置了陷波滤波, 自动过滤掉 50Hz 的工频干扰, 因此我们的信号预处理只采用 0.1~60Hz 的巴特沃斯带通滤波, 选取的阶次为 2 阶。对采取的源信号经过该滤波器滤波后的波形如 3.7 所示。滤波效果不是很理想。

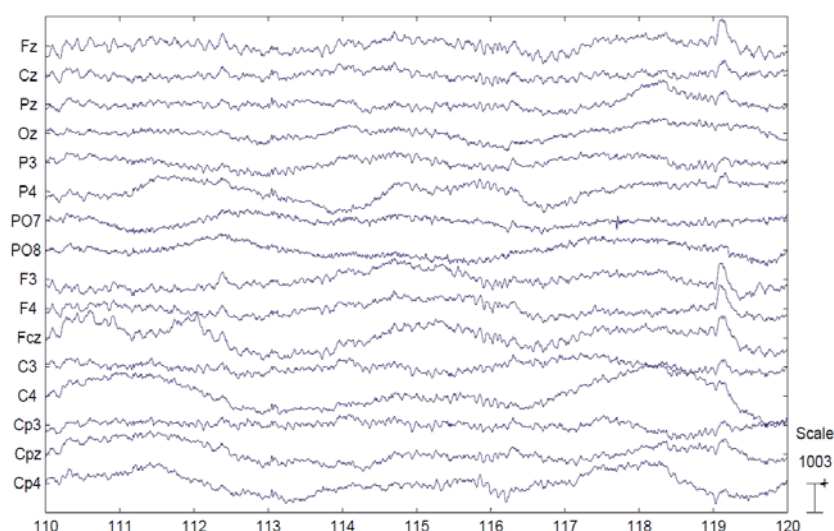


图 3.7 巴特沃斯滤波后的脑电信号

(2) 空间滤波

本文第四章系统软件设计部分的信号预处理采用的是空间滤波。空间滤波的提出源于傅立叶变换。傅立叶变换着眼于空间频率分布，能重点突出信号在时域内的空间分布。它的原理是用某个电极的信号值减去所有电极信号的平均值，以此来减小其他电极在某个电极上的共有信号的影响，将随机空间的噪声平滑掉，突出有用信号的空间结构特征。由于 EEG 信号具有信噪比低、非平稳、随机性强的特征，一些比较稳定的干扰信号在多导联脑电信号的测量中对其影响比较大，因此该种滤波方法利用突出有用信号的优势能很好的减弱噪声，有利于提高信噪比。

3.4 左右手运动想象的脑电特征提取

脑电信号的特征提取是 BCI 系统中十分重要的一部分，直接影响到后面的意识分类部分。所谓特征提取，就是将表征受试者不同思维状态的脑电信号特征进行量化，为下一步的分类提供特征信息。

本节分析并实现了基于傅立叶变换的功率谱估计和基于 AR 模型系数两种特征提取方法。

3.4.1 基于傅立叶变换的功率谱分析法

基于傅立叶变换的功率谱分析法是对选取的样本数据直接应用傅里叶变换得到选取的样本数据的功率谱的方法。该方法虽然会影响谱估计的分辨率，但是由于计算率高，实现简单，且有快速算法的支持，已成为当下一个有力的数学工具，在数字信号处理领域应用尤其广泛。

(1) 快速傅立叶变化及其能量谱

傅立叶变换是 1807 年由傅立叶提出的, 它将时域与频率联系起来, 使时域中难以发现的特征在频率中显现出来。同样地, 经过逆变换, 将频域信号变换到时域。傅立叶变换的定义如下:

$$F(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (3.4)$$

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (3.5)$$

其中 $\omega = 2\pi f$ 。称式 (3.4) 为函数 f 的傅立叶变换, 式 (3.5) 为 f 的傅立叶逆变换。

在计算机的实际应用中需要将傅立叶变换离散化。离散傅立叶变换 (DFT) 是对连续信号进行采样后, 对得到的一系列离散数据进行傅立叶变换。它有利于计算机进行傅立叶级数与傅立叶变换的运算。长度为 N , 序列为 $x(n)$ 的离散傅立叶变换 (DFT) 为:

$$X(k) = \text{DFT}[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{kn} \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.6)$$

$X(k)$ 的离散傅立叶逆变换 (IDFT) 为:

$$x(n) = \text{IDFT}[X(k)] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) W_N^{-kn} \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.7)$$

式 (3.6) 和 (3.7) 中的 $W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$, 被称为转换因子。

快速傅立叶变换 (FFT) 是 DFT 的一种快速算法。它解决了当 N 较大时, DFT 不能快速处理实时性强的信号的问题。FFT 的原理是先将长度为 N 的序列按照倒位序的次序进行存储, 然后再将它逐次分解为长度较短的序列变换, 对其计算变换输出。

考虑到 $x(n)$ 为复数序列的一般情况, 求 N 点 $X(k)$ 要进行 N^2 次复数相乘, $N(N-1)$ 次复数相加, 而每一次复数相乘要进行 4 次实数相乘和 2 次实数相加, 当 N 很大时, 运算量很大。为提高计算机处理速度, 我们假设 $N = 2L$, 利用 W_N^{kn} 具有明显的周期性、对称性和可约性, 可以把公式作如下分解:

$$X(k) = X_1(k) + W_N^k X_2(k) \quad k = 1, 2, \dots, N/2 - 1 \quad (3.8)$$

$$X(k + 2n) = X_1(k) - W_N^k X_2(k) \quad k = 1, 2, \dots, N/2 - 1 \quad (3.9)$$

从式 (3.8) 和 (3.9) 可以看出, 序列长度为 N 的 DFT 可以分解为两个长度为 $N/2$ 的 DFT, 如果按此过程, 不断的按照奇偶分解的方法继续分解下去, 到最后只得到两点的 DFT, 避免了不必要的麻烦, 大大简化了运算过程, 这就是

FFT 的基本思想。

下面我们将离散信号 $x(n)$ 进行 FFT 变换来计算功率谱。假设 $x(n)$ 为长度有限的信号序列，它的功率谱估计可由式 (3.10) 表示：

$$\begin{aligned}\hat{P}_{xx}(w) &= \frac{1}{N} \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} x_N(n) e^{-jwn} \right] \left[\sum_{l=-\infty}^{\infty} x_N(l) e^{-jwl} \right] \\ &= \frac{1}{N} X_N(e^{jw}) X_N^*(e^{jw}) \\ &= \frac{1}{N} |X(w)|^2\end{aligned}\quad (3.10)$$

式中，

$$X_N(w) = X_N(e^{jw}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_N(n) e^{-jwn} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-jwn} \quad (3.11)$$

因为 $X_N(w)$ 为周期序列，因此功率谱的估计可以用 $X_N(w)$ 的模的平方除以 N 求得。用 $I_N(w)$ 表示为：

$$\hat{P}_{xx} = I_N(w) = \frac{1}{N} |X_N(w)|^2 \quad (3.12)$$

此种方法计算方便，它可以直接用 FFT 算法从 $x(n)$ 得到 $X_N(w)$ 从而得到 $\hat{P}_{xx}(w)$ 。这个优点使此算法变得十分通用。

(2) 特定频段的能量特征提取

利用 matlab 离线分析受试者训练时的脑电数据，分析结果如图 3.8 所示。由于想象右手的动作与大脑左半球有关，而想象左手的动作与大脑右半球有关，因此我们要在左、右脑各选一个电极作为特征电极。从图 3.8 中可以看出，相对于其他 14 个通道，第 14 通道和第 16 通道对应 CP3、CP4 电极在 9~12Hz 频段想象左手和想象右手时存在非常明显的区别，所以选取这两个通道的脑电数据作为我们区分受试者想象左手运动还是想象右手运动的依据。图中横轴为频率，纵轴为实验选取的 16 个通道。颜色标记表示一个介于 0~1 之间的 r^2 值。 r^2 值等于各个通道想象左、右手运动时信号的方差和所有通道执行左右手想象任务时的总方差的比值。

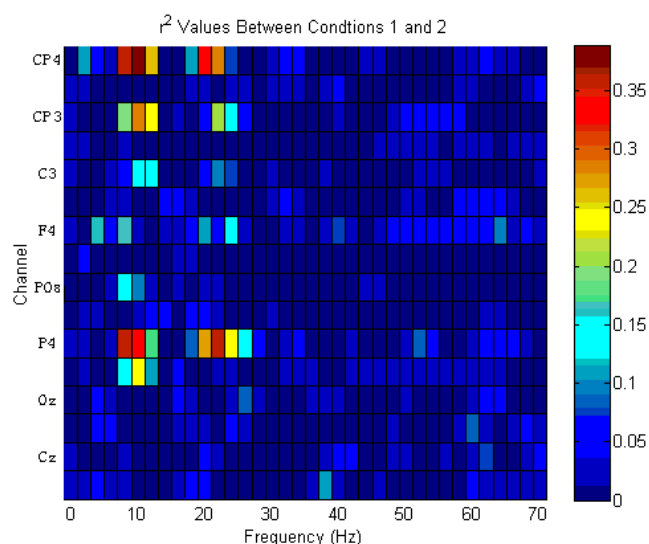


图 3.8 matlab 离线分析图

利用 matlab 离线分析受试者 CP3、CP4 两个通道的脑电数据，频谱能量图如图 3.9 所示。从图中我们可以看出，当想象左手运动时，CP3 通道（蓝色线表示）的功率谱在 9~12 频段表现为幅值升高，CP4（红色线表示）的功率值则表现为幅值降低；相反地，在想象右手运动时，CP3 通道的功率值表现为幅值降低而 CP4 通道的功率值则表现为幅值的升高，这也验证了运动想象的 ERD/ERS 原理。因此选取 9~12Hz 频段作为我们的研究频段。

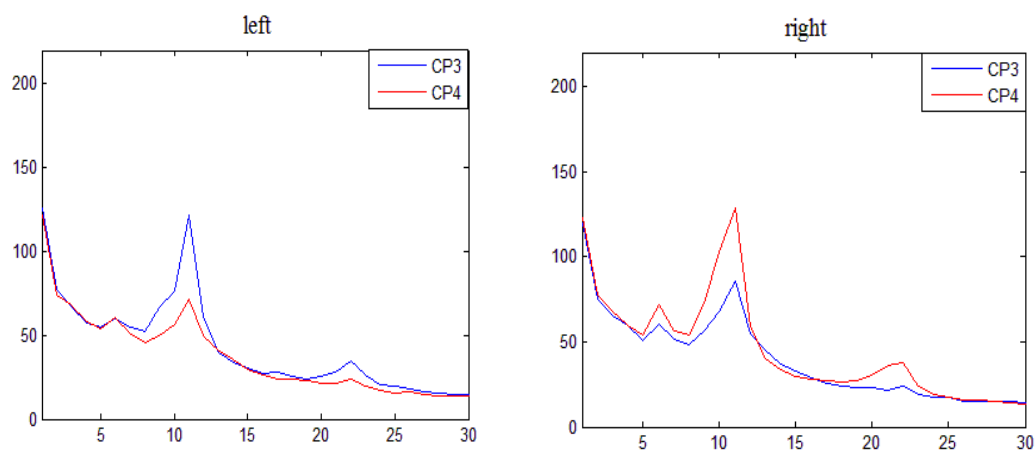


图 3.9 频谱能量图

3.4.2 基于 AR 模型的特征提取法

AR (AutoRegressive, AR) 模型，即自回归模型，是一种典型的全极点模型。用一个线性差分方程作为随机序列 $x(n)$ 的系统模型为：

$$x(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + u(n) \quad (3.13)$$

式中 p 、 a_k 分别为 AR 模型的阶数和系数， $u(n)$ 为具有零均值和 δ^2 方差的白噪声序列，它表示 AR 模型的预测值与实际值之间的偏差。基于 AR 模型的特征提取过程就是确定 a_k 和 $u(n)$ 的过程。

(1) AR 模型系数的估计-最小二乘法

本文采用最小二乘法拟合 AR 模型系数的方法来实现 AR 模型系数的估计。其基本思想如下：

假设 d_1, d_2, \dots, d_p 是 a_1, a_2, \dots, a_p 的估计，且使残差 $u(n)$ 的值达到最小。令

$$Y = \begin{bmatrix} y_{p+1} \\ y_{p+2} \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} y_p & y_{p-1} & \cdots & y_1 \\ y_{p+1} & y_p & \cdots & y_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{N-1} & y_{N-2} & \cdots & y_{N-p} \end{bmatrix}, \quad d = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_p \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

当 $X^T X$ 正定时，有惟一的

$$(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p)^T = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3.15)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-p} S(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p) = \frac{|Y - Xa|^2}{N-p} \quad (3.16)$$

理论表明：

$$\hat{d}_{\text{最小二乘估计}} - \hat{a}_{Y-W\text{估计}} = O_p\left(\frac{1}{N}\right), \quad N \rightarrow \infty \quad (3.17)$$

从上式可以看出，两种估计的差别不大，因此， $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p$ 是最小二乘估计，当 $N \rightarrow \infty$ 时，有

$$\sqrt{N}(\hat{a}_1 - a_1, \dots, \hat{a}_p - a_p)^T \xrightarrow{\text{依分布}} N(0, \sigma^2 \Gamma_p^{-1}) \quad (3.18)$$

这样，我们也能估计 δ^2 的大小。

(2) AR 模型阶数的选择

AR模型的阶数 p 的选择直接影响着特征提取的好坏。当 p 值过大时，不仅增加了算法的复杂度，而且需要的训练样本多；当 p 值过小时，又会影响模型拟合的效果。AR模型的定阶方法有：最终预测误差准则（FPE）、AIC定阶、MDL定阶、CAT定阶。本文AR阶数的确定采用的是AIC定阶法。其定义如下：

$$AIC(p) = N \ln \rho_p + 2p \quad (3.19)$$

下面我们通过给出的一个3阶模型来观察AIC定阶的效果。其理论模型如式(3.20)所示：

$$x(t)=0.3x(t-1)+0.4x(t-2)-0.5x(t-3) \quad (3.20)$$

我们用如上理论模型生成1000个离散点，计算 p 的阶次从1增加到10时所对应的 $AIC(p)$ ，结果如图3.10所示。从图中可以看出，当 p 大于3时 $AIC(p)$ 的值趋于收敛，所以 p 值取3就能满足我们的要求。按照此种方法对本文中采集的脑电数据进行AIC定阶，发现在 p 取6时 $AIC(p)$ 的值趋于收敛，因此本文选取6作为AR模型的阶数。

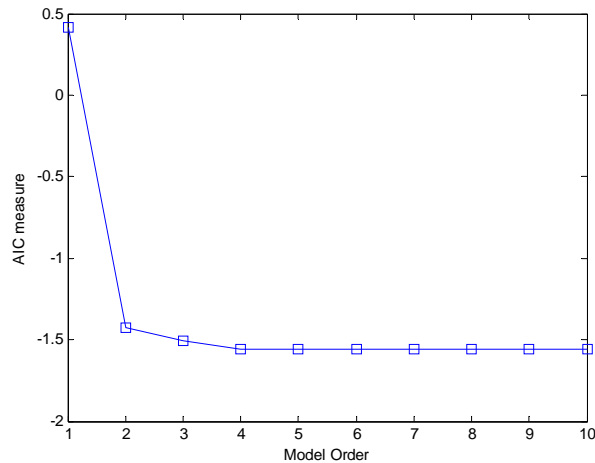


图3.10 $AIC(p)$ 理论模型定阶图

(3) 利用AR模型系数法进行特征提取的具体步骤

- ① 对实验中采集的脑电数据进行5~40Hz的巴特沃斯带通滤波处理。
- ② 将想象左右手运动的数据集分成左右两部分，得到两个维度 $\text{sample} \times \text{channel} \times \text{trail}$ 的矩阵，其中 channel 表示通道数， sample 表示每个 trail 样本点数。
- ③ 确定AR的通道数，这里我们选取CP3、CP4两个通道。
- ④ 利用AIC定阶法确定AR模型的阶数 p 。根据上述分析，本文选取的是6阶。
- ⑤ 利用选取的最佳阶数对CP3、CP4通道数据进行处理，得到相应的特征向量矩阵。

3.5 左右手运动想象脑电的模式分类

模式分类主要是为提取的脑电特征选择相应的判别方法将不同的意识任务区分开来，是 BCI 系统对脑电信号处理部分的最后一个环节，也是最关键的一个环节。模式分类性能的优劣对最终的分类准确率和 BCI 系统的运行效率都有很大程度的影响。目前模式分类的方法很多，包括线性判别法、决策树、支持向量机、神经网络等，选择哪种分类方法主要取决于我们需要进行分类的样本特征

以及使用环境和对 BCI 系统性能的要求。本章考虑到后续的中风患者肢体康复系统要求对数据进行实时分类的需求,所以选择了计算简单、容易实现的 Fisher 线性分类器,并对上述采取基于 FFT 的功率谱分析法和基于 AR 模型系数法进行特征提取的分类结果进行了比较。

3.5.1 LDA 分类原理

线性判别式分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 是线性分类器的一种。该方法计算量小,分类速度快,且仅需很少的样本就能获得可靠的识别结果。虽然该方法产生的错误率或风险可能比贝叶斯分类器大,但是在处理一些比较简单的信号数据分类中,它不仅能对信号幅度和时域均值有很好的分类效果,还对信号的能量值、自回归参数也能得到可靠的分类结果。LDA 的分类原理如下:

假设 x 是一个 d 维的特征向量,那么由 x 的各个分量构成的线性判别函数的一般形式可以表示为:

$$g(x) = w_1 x_1 + \cdots + w_d x_d + w_0 = w^T x + w_0 \quad (3.21)$$

式中 w 是权向量或投影矩阵, w_0 是个常数,被称为阈值权或偏置。

对于两类问题(如本研究)的分类,可以采用以下函数作为决策机制:

令 $g(x) = g_1(x) - g_2(x)$, 我们可以做如下判别:

$$\begin{cases} g(x) > 0 & x \in w_1 \\ g(x) \leq 0 & x \in w_2 \end{cases} \quad (3.22)$$

方程中 $g(x)=0$ 定义了一个决策面,当 $g(x)>0$ 则判定为 w_1 , 当 $g(x)<0$ 时则判定为 w_2 。也就是说如果内积 $w^T x$ 大于阈值 $-w_0$ 的话,将归到 w_1 , 反之为 w_2 。当 $g(x)$ 为线性函数时,这个决策面被定义为超平面。

如果我们假设 x_1 和 x_2 都在这个超平面上,则有:

$$w^T x_1 + w_0 = w^T x_2 + w_0 \Rightarrow w^T (x_1 - x_2) = 0 \quad (3.23)$$

如上式可以看出, w 和超平面上的任意向量都正交,也就是说 w 是超平面的法向量。通常来说,超平面 H 将特征空间划分成两个空间,其中一个空间对应于 w_1 类的决策域 R_1 , 另一个空间对应于 w_2 的决策域 R_2 。因为分布于 R_1 域中的 x 满足 $g(x)>0$, 判定面的法向量指向 R_1 , 因此称为判别面的正测,相应地, R_2 称为判别面的负测。

如果我们将 x_p 看成是 x 在 H 面上的投影向量, r 是 x 到 H 面的垂直距离,

$\frac{w}{\|w\|}$ 是 w 方向上的单位向量,那么 $g(x)$ 可以表示如下:

$$\begin{aligned}
 g(x) &= w^T (x_p + r \frac{w}{\|w\|}) + w_0 \\
 &= w^T x_p + w_0 + r \frac{w^T w}{\|w\|} \\
 &= r \|w\|
 \end{aligned} \tag{3.24}$$

或写作

$$r = \frac{g(x)}{\|w\|} \tag{3.25}$$

当 x 为原点时，那么 $g(x)=w_0$ ，我们将其带入式 (3.25)，就能得到从原点到 H 的距离为 $w_0/\|w\|$ 。从上面的公式中，我们可以看出， $g(x)$ 是特征空间中某点 x 到 H 面的距离的一种代数度量，图 3.11 给出了形象的说明。

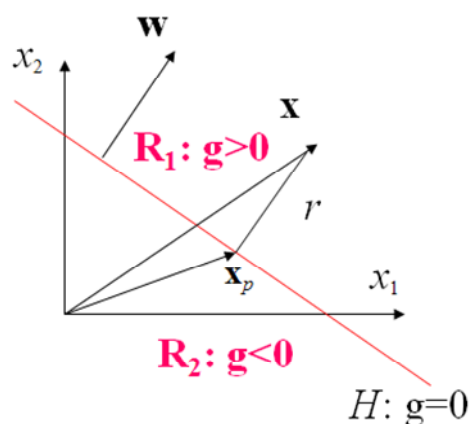


图 3.11 线性判别面

从上面的推导我们可以看出，设计分类器的关键是找出最适合的 w 和 w_0 。而根据大量研究经验表明，通常在准则函数的极点处得到的结果是最好的。因此如何设计线性分类器可以遵循以下步骤：

- ① 首先对样本集 $\{x(k)\}$ 进行类别标记；
- ② 选择一个准则函数 J ， J 是样本集 w 和 w_0 的函数，它的值能反映分类器应满足的需求，而最好的决策通常出现在它的极值点上；
- ③ 求出准则函数 J 的极值解 w^* 和 w_0^* 。

将极值解带入 $g(x)$ ，可以得到 $g(x)=w^{*T}x+w_0^*$ 。对于类别未知的样本 x ，我们就可以通过计算 $g(x)$ 的值来判断其属于哪种类别。

设计线性分类器时，准则函数的选择非常重要，它直接影响着分类的准确率

和风险性。一些常用的准则函数有 Fisher 线性判别准则、最小错分样本数准则、最小平方误差准则等，本文主要利用 Fisher 准则设计线性分类器。

3.5.2 Fisher 线性判别式的原理^[86]

Fisher 准则的主体思想是：选择一条能使两类样本投影距离最远、每一类样本投影最集中的最佳投影轴，该投影轴能使分类结果最好。如图 3.12 所示：

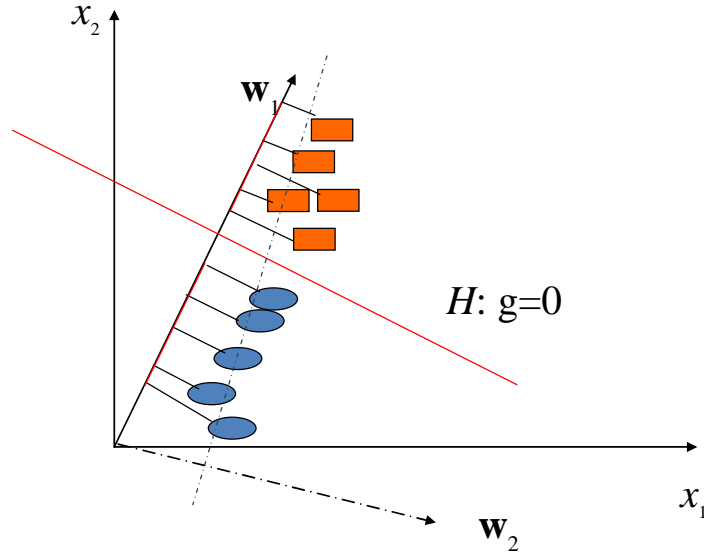


图 3.12 有利于分类的投影方向

投影后数据的均值和离散度的函数是作为判别优劣的标准。为了确定最佳的直线方向以得到最佳的分类效果，我们定义一个 N 维的训练样本集 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，每个样本是一个 d 向量，那么各类样本均值向量为

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in D_i} x \quad i=1,2 \quad (3.26)$$

各类样本类内离散度矩阵可表示为

$$S_i = \sum_{x \in x_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad i=1,2 \quad (3.27)$$

S_i 与总样本类内离散度矩阵之间的关系如下

$$S_w = S_1 + S_2 \quad (3.28)$$

各类类间离散度矩阵为

$$S_b = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \quad (3.29)$$

虽然离散度矩阵在形式上与协方差矩阵相似，但是离散度矩阵只是表示有限个样本在空间分布的离散程度，而协方差矩阵是一种总体期望值，二者有本质的区别。

投影以后两类样本均值为

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \psi_i} y \quad i=1,2 \quad (3.30)$$

样本类内离散度为

$$\tilde{S}_i^2 = \sum_{y \in \psi_i} (y - \tilde{m}_i)^2 \quad i=1,2 \quad (3.31)$$

此时的 \tilde{S}_i^2 不再是一个矩阵，而是一个值。

总类内离散度为

$$\tilde{S}_w = \tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2 \quad (3.32)$$

样本类间离散度就可以表示为两类均值差的平方

$$\tilde{S}_b = (\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2 \quad (3.33)$$

样本 x 与其投影量 y 的统计量之间的关系可表示为：

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \psi_i} y = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in D_i} w^T x = w^T m_i \quad i=1,2 \quad (3.34)$$

$$\begin{aligned} \tilde{S}_b &= (\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2 = (w^T m_1 - w^T m_2)^2 \\ &= w^T (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T w \\ &= w^T S_b w \end{aligned} \quad (3.35)$$

由此我们可以推出

$$\begin{aligned} \tilde{S}_i &= \sum_{y \in \psi_i} (y - \tilde{m}_i)^2 \\ &= \sum_{x \in D_i} (w^T x - w^T m_i)^2 \\ &= w^T \left[\sum_{x \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \right] w \\ &= w^T S_i w \end{aligned} \quad (3.36)$$

以及

$$\tilde{S}_w = \tilde{S}_1 + \tilde{S}_2 = w^T (S_1 + S_2) w = w^T S_w w \quad (3.37)$$

因为 Fisher 准则的最终目标是使两类样本在投影后要尽可能的分开，而类内要尽可能的密集。于是，Fisher 准则函数可以定义为：

$$J_F(w) = \frac{\tilde{S}_b}{\tilde{S}_1 + \tilde{S}_2} = \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \quad (3.38)$$

Fisher 最佳投影方向的求解为

$$\mathbf{w}^* = \arg \max_{\mathbf{w}} J_F(\mathbf{w}) \quad (3.39)$$

为了求得这个解，我们采用拉格朗日乘子法，即

令 $\mathbf{w}^T S_w \mathbf{w} = c \neq 0$ ，然后定义 Lagrange 函数：

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = \mathbf{w}^T S_b \mathbf{w} - \lambda (\mathbf{w}^T S_w \mathbf{w} - c) \quad (3.40)$$

在式 (3.40) 的极值处应满足

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = S_b \mathbf{w} - \lambda S_w \mathbf{w} = 0 \quad (3.41)$$

因此，极值解 \mathbf{w}^* 应满足

$$S_b \mathbf{w}^* - \lambda S_w \mathbf{w}^* = 0 \quad (3.42)$$

假设 \mathbf{w}^* 是非奇异的，可以得到

$$S_w^{-1} S_b \mathbf{w}^* = \lambda \mathbf{w}^* \quad (3.43)$$

我们将式 (3.29) 带入上式，可以推出

$$\lambda \mathbf{w}^* = S_w^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T \mathbf{w}^* \quad (3.44)$$

因为 $(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T \mathbf{w}^*$ 是标量，它不影响 \mathbf{w}^* 的方向，而我们只关心 \mathbf{w}^* 的方向，因此，我们可以取

$$\mathbf{w}^* = S_w^{-1} (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) \quad (3.45)$$

这就是 Fisher 的最佳投影方向。

3.5.3 Fisher 线性判别的分类结果

在上一节中我们利用基于FFT的功率谱分析和基于AR模型系数法对采集的数据进行了特征提取，得到了两类特征向量。由于每位受试者进行了5次想象左右手的任务，因此我们的训练样本集有5组，每次任务包含30个 *trail*。现在我们把5次想象运动采集的脑电数据集分别标记为data1、data2、data3、data4、data5，然后采用交叉验证法，每次选取其中的一组数据作为测试集（包含30个 *trail*），剩下的四组作为训练集（包含120个 *trail*），如此反复，不断的计算两种特征提取方法的分类正确率。由于上一节对采集的脑电数据进行AIC定阶时，发现在 p 取6时 $AIC(p)$ 的值趋于收敛，因此基于AR模型特征提取法的正确率的计算，阶数选为6阶。下表为分别采用FFT和AR模型两种特征提取法进行分类的结果。

表 3.1 两种特征提取法分类准确率比较

数据集		分类正确率			
训练集	测试集	训练集		测试集	
		FFT	AR(6 阶)	FFT	AR(6 阶)
data1 data2 data3 data4	data5	0.9762	0.8810	0.9643	0.7857
data1 data2 data3 data5	data4	0.9531	0.8672	0.9641	0.9583
data1 data2 data4 data5	data3	0.9426	0.8750	0.9642	0.8214
data1 data3 data4 data5	data2	0.9609	0.8906	0.9286	0.7143
data2 data3 data4 data5	data1	0.9492	0.9322	0.9739	0.6053

从表中我们可以看出，基于 FFT 的功率谱估计特征提取的分类效果很好，训练集的分类准确率能达到 97.62%，而测试集也能达到 97.39%，分类结果稳定，且准确率又高。而基于 AR 模型系数特征提取的分类结果不算稳定，训练集最高可达 93.22%，测试集最低只有 60.53%，这可能是因为 AR 模型仅仅是建立在某个通道自身的一种模型，忽略了其他通道的影响。而大脑在实现认知的过程中，是通过不同的神经元之间相互协调合作共同完成的，因此，我们选取的特征通道 CP3、CP4 不可能是相互独立的，而是存在某种联系。根据上述分析，我们在 BCI 实时系统部分采用基于 FFT 的功率谱估计法来进行脑电信号的特征提取。

3.6 本章小结

本章首先介绍了基于运动想象的 BCI 控制原理，然后在此基础上设计了脑电信号采集实验，并对实验过程中应该注意的事项做了相关介绍。因为采集的脑电信号掺杂着各类干扰信号，因此接下来对信号进行了巴特沃斯带通滤波。获取数据源后，本文分别采用了基于 FFT 的功率谱分析和基于 AR 模型系数的方法对脑电信号进行了特征提取，并设计了基于 Fisher 的 LDA 分类器对两种特征提取后的数据进行了模式识别，比较了两种特征提取法分类的利弊。

第四章 运动想象的肢体康复系统的设计与应用

BCI 系统的真正目的是实现大脑对外界的控制,所以 BCI 离线研究的目的实际上是为实时在线 BCI 系统做准备的。本章内容是在上一章 BCI 离线分析的基础上建立了基于左右手运动想象的中风患者肢体康复实时控制系统,将受试者想象左右手运动时的脑电信号作为肢体康复设备的控制信号,为有运动功能障碍的患者提供一种能根据自己意愿主动进行康复训练的途径,并根据单次分类结果不理想和电机运行不平稳的情况提出了融合五次单次分类的综合决策分类法,使受试者能比较准确的控制下肢康复设备,从而达到了康复训练的效果。

4.1 BCI 肢体康复实时控制系统设计

4.1.1 总体框架设计

BCI 肢体康复实时控制系统框架图如图 4.1 所示

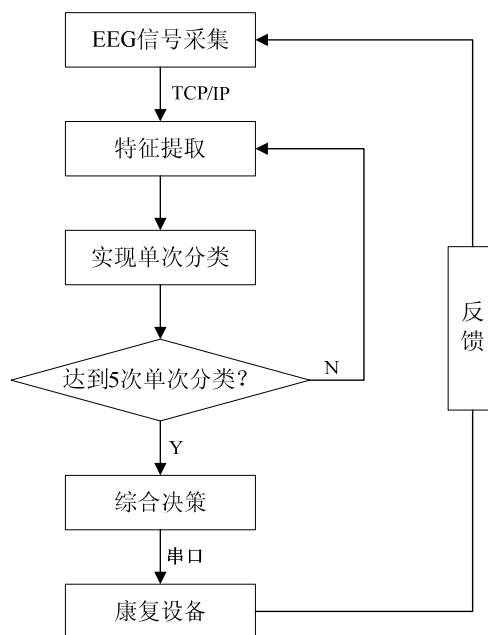


图 4.1 BCI 实时控制系统框架图

整个系统分为四个模块：EEG 采集模块、信号处理模块、辅助模块和应用模块。程序的设计采用 Visual C++6.0 和微软基础类库 MFC 为开发平台。

4.1.2 各模块的软件设计

4.1.2.1 EEG 采集模块

准备好实验所需的设备，为受试者戴上电极帽，打好电极膏，保证各个电极的导通性良好后，打开实验过程提示界面，设置好各项实验参数，如图 4.2 所示。一切就绪后，实验开始，受试者根据实验员的提示，进行左右手的运动想象来控制下肢辅助康复设备，同时记录脑电信号。采集的脑电信号被脑电放大器放大，经过滤波、去噪、采样等预处理后，再通过 A/D 转换将模拟信号数字化，并通过 USB 接口传给计算机



图 4.2 BCI 实时控制系统界面图

(1) 系统界面参数设置

实验开始前，要在 BCI 实时控制系统界面上进行参数的设置，以保证实验能够顺利进行。

① 连接设置：

设置连接 PC 机和放大器之间的 IP 地址和端口号。程序中 IP 地址默认为 127.0.0.1，端口号默认为 1234。

② 参数设置：

通道数选择：用户可以选择 8 通道电极和 16 通道电极来进行脑电采集。本实验采用 16 通道电极。

通道选择：特征通道的选取有两种选择，8 通道电极对应于 C3/C4，16 通道对应于 CP3/CP4。这两对电极都处于大脑感觉运动皮层，在做单边肢体运动或运动想象时都能产生 ERD/ERS 现象。本文选择对应 16 通道的 CP3/CP4 作为特征通道。

窗口的大小：即提取多少个样本点的数据进行分析决策，用户可以根据情况自行设定大小。本文选取的数据窗口为 200。

重叠窗口：即每两次分类间允许出现的重叠的样本数据。本文选取 130。

决策次数：本系统为了提高分类准确率和一些其他因素考虑，提出了每 5 次单次分类做一次综合决策的算法。

决策率：决策正确的次数与决策次数的比值。本文选择的决策率是 60%，即每五次单次分类只要有 3 次以上被判定为是想象左手的运动或想象右手的运动，就可以最终判定为受试者的想象运动。

(2) 系统界面按钮的功能与实现

① 连接放大器按钮：当 IP 地址和端口号匹配成功后，该按钮就能帮助实现放大器与应用界面的连接。程序中实现放大器和应用界面连接的函数是 OnConnect()。

放大器控制接口的主要函数有：OpenDevice(打开放大器)；CloseDevice(关闭放大器)；GetData（从放大器读取数据）；SetSampleRate（设置放大器的采样率）；SetChannels（设置记录脑电数据的通道）；Start（从放大器读取数据）；SetBandPass（设置带通滤波上下截止频段）；SetNotch（设置陷波滤波上下截止频段）。

② 确定按钮：通过该按钮完成对参数的具体设置。程序中用 OnSetParameter() 函数实现。

③ 打开串口按钮：当串口参数设置完毕之后点击此按钮即打开串口，实现串口通信。具体的串口参数设置在后面的辅助模块会详细介绍。程序中用 OnOpencomport()函数实现。

④ 界面中的发送命令编辑框和设备运行角度编辑框在后面会做详细介绍。具体的设置界面如图 4.3 所示：



图 4.3 系统界面设置

4.1.2.2 信号处理模块

该模块是 BCI 实时控制系统的核心，负责对接收到的脑电信号进行实时特征提取，并实现单次分类和进行优化处理后的综合决策，具体的分析处理步骤如下：

(1)通过第三章的离线分析得知 CP3 和 CP4 通道的脑电数据具有 ERD/ERS 现象，因此对这两个通道的信号进行去均值处理，即分别用两个通道的信号值减去 16 个通道信号的平均值。该部分是用空间滤波法对原始信号进行预处理，用以消除随机成分，提取确定性成分。

(2) 本文软件部分采用的是比较经典的基于 FFT 的功率谱分析法实时提取脑电信号的特征。即分别取 CP3、CP4 通道数据的 N 点样本值，利用 FFT 进行快速傅立叶变换以得到信号的频谱特征。

(3) 分别取 CP3、CP4 两个通道的 N 个样本点，并计算每个样本点的幅值的平方，然后除以 N 得到 CP3、CP4 通道的功率谱 P3、P4。

(4) 对功率谱进行平滑处理，以降低数据，即对每三个样本点的功率值做一次平均处理。

(5) 在 9~12Hz 频段对 P3、P4 求平均值得到 P3'、P4'，并作差值运算，得出分类结果。实现单次分类。该部分的分类决策采用的基于 Fisher 的 LDA 算法。具体的分类方法如式 4.1 所示：

$$P3'-P4'=\begin{cases} >0 & \text{左手运动想象} \\ =0 & \text{该频段能量保持不变} \\ <0 & \text{右手运动想象} \end{cases} \quad (4.1)$$

单次分类所用时间为： $200/256 \approx 0.781s$ ，其中 200 为窗口数据大小，256 为采样频率。

(6) 综合决策。由于单次分类是每分类一次，就决策输出一次，不但分类准确率不高，而且会造成“屈”、“伸”变换频率高，大腿抖动厉害，既不利于肢体康复训练，又会影响电机设备平稳运行。基于以上问题，我们对每次单次分类分别进行累积判断，达到 5 次单次分类即进行一次综合决策，决策权重为 60%。即如果五次分类中有三次或三次以上是左，那么就认为受试者是想象左手运动；反之我们认为受试者是想象右手运动。这样不但提高了分类准确率，而且会使腿部“屈”、“伸”变换平缓，达到康复训练的最佳效果。流程图如下所示：

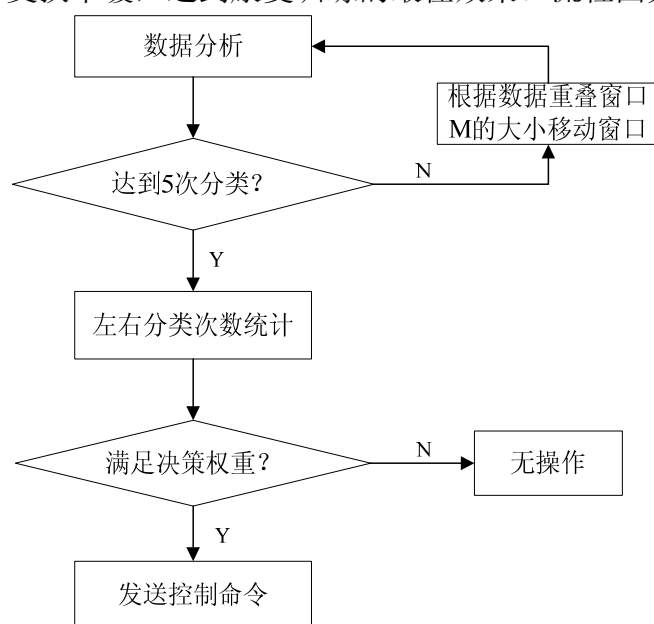


图 4.4 综合决策流程图

综合决策所用时间为： $(200+200*(1-65%)*(5-1))/256\approx 1.875s$ 。其中 200 为数据窗口大小，65%为窗口数据重叠率，256 为采样频率。

此模块是整个软件系统最关键的部分，控制命令输出的准确性和实时性是整个系统性能好坏的关键指标。通过一系列的实验，得出影响系统准确性和实时性的因素主要有以下三点：

① 窗口数据大小的选择，即选取多少个样本数据作一次分类处理。窗口数据太大会影响系统的实时性，太小则会影响系统控制输出的准确性。

② 综合决策次数的选取和决策权重的设置。分类次数多虽然可以提高控制输出的准确性，但会降低系统的实时性。

③ 每两次单次分类间允许数据重叠窗口的大小的设置。重叠窗口太大会影响系统的准确性，太小会影响实时性。

因此，在综合决策时要综合考虑上面的三点，制定出最适合康复系统控制的决策条件。

4.1.2.3 辅助模块

该部分主要分两部分，网络通信部分和信息反馈部分。

(1) 网络通信部分

该系统的通信方式主要采用了 TCP/IP 协议和串口通信协议

① TCP/IP 协议

该系统在脑电采集软件和实时控制系统软件之间采用的是基于 TCP/IP 协议的网络通信来发送控制命令。该协议的通信方式是通过 MFC 下提供的 WinSock 类来实现的。在通信过程中，脑电采集软件所在的 PC 机作为服务端，为实时控制系统软件所在的 PC 机提供 IP 地址和端口号，并对其发送控制命令。

TCP/IP 协议覆盖了 OSI 网络结构七层模型中的六层。其中，IP 地址是一个 32 位的数字序列，能唯一标识位于网络中的计算机。而 TCP/UDP 协议为每一个端口提供了一个端口号，在通信进程中通过系统调用。

② 串口协议

本系统在实时控制系统软件和康复设备之间采用串口通信。串口是计算机和外部设备之间进行数据传输的常用通道，由于该种通信方式方便、实现简单，所以被广泛应用于 Visual C++ 的串口编程中。本文中采用其中的 MSComm 控件来实现串口通信。

串口通信最重要的是参数的设置，对于要进行串口通信的两个端口，以下 4 个比较重要的参数必须匹配：

a. 波特率：衡量数据信号传输速度的参数，代表每 1 秒内传送的位个数。程序中默认为 9600。

b. 校验位：是一种常见的检错方式。可选校验位有三种：None、Odd、Even。程序中默认为 None，代表无检验位。

c. 数据位：表示传输的数据包中实际的数据位的个数。可选数据位为 8，7，6，程序中默认为 8。

d. 停止位：代表每个包的最后一位，既表明传输已经结束，还校正了计算机的时钟。可选停止位为 1，2。程序中默认为 1。

（2）信息反馈部分

在实验进行过程中，发送命令窗口（如图 4.3 所示）能实时的显示受试者思维控制的结果；设备当前运行角度窗口则能实时显示康复设备当前的屈伸角度。该部分不仅能让受试者实时了解到自己的想象运动产生的控制结果，还有利于受试者根据这个控制结果来调节自己的思维方案，使人与康复设备之间能够相互适应。

4.1.2.4 应用模块

本系统的控制输出对象为有助于患者进行辅助训练的康复设备，如图 4.5 所示。BCI 系统对受试者运动想象时产生的脑电信号进行分类识别，然后将识别结果转换成“屈”、“伸”控制命令来对康复设备进行控制。



图 4.5 应用 BCI 系统实现对下肢辅助康复设备的控制

图中所示的下肢辅助康复设备是由脑机交互与认知实验室委托正大医疗器械有限公司制造的。该设备能促进软骨的再生，有助于创伤后关节液的分泌和吸收，对患者有辅助治疗的作用。设备与 BCI 控制软件部分通过串口进行通信，主要的控制命令有：f6（按键“+”设置）；77（按键“1”设置），fc（“伸展角度”设置）；7d（“屈曲角度”设置）；fa（“运行速度”设置）；7b（“运行时间”设置）；de（“控制力矩”设置）；ee（“控制模式”设置）；6f（“控制方式”设置）；be（“向屈曲方向”运动）；5f（“向伸展方向”运动）；3f（“启动/暂停”设置）。

4.2 实验结果分析

选取受试者的四组实验数据，按照上文中提到的分类方法对 EEG 信号进行单次分类和综合决策，统计分类结果与真实结果相同的次数，结果见表 4.1。

表 4.1 单次/综合分类方法准确率统计

实验 序号	提示命令“伸”		提示命令“屈”		总数		正确率（%）	
	单次 分类	综合 分类	单次 分类	综合 分类	单次 分类	综合 分类	单次 分类	综合 分类
NO.1	75/92	22/27	74/93	24/28	149/185	46/55	80.5	83.6
NO.2	78/96	22/26	76/96	23/26	154/192	45/52	80.2	86.5
NO.3	68/91	27/32	71/91	28/32	139/182	55/64	76.4	85.9
NO.4	64/88	28/34	65/88	30/34	129/176	58/68	73.3	85.3

从表 4.1 中可以看出，单次分类准确率达到 80%左右，分类时间近似为 0.781s，同时也发现准确率随着实验的进行而下降。这是因为随着时间的推移，导致受试者大脑疲劳，出现注意力不集中的状况。而采用综合决策后，分类准确率由原来的 80%提高到了 86%左右，而综合决策时间只比单次分类所需时间多了 1.094s，所以采取合理的决策方法不仅可以提高准确率，而且从一定程度上可以减弱受试者因为疲态而对实验造成的影响。从表中，我们还能看出，实时系统的分类准确率低于离线分析时的系统准确率，这是因为在实时实验过程中，受试者会受到工频、眼电、肌电、疲劳等诸多因素的干扰，势必会影响分类的效果。

4.3 本章小结

本章在前几章对脑电信号分析的基础上，对基于左右手运动想象的肢体康复系统进行了深入研究。首先介绍了软件设计部分的整体构架图，然后分四个模块介绍了整个系统的实现过程，最后通过对下肢辅助康复设备的控制，验证了第三章信号分类方法和决策结果的可行性，并对结果产生影响的因素作了分析。本研究只是对 BCI 技术与实际应用结合的初步研究，在以后的工作中将会研究更有效的特征提取算法和设计出准确性更高的分类器，不断的完善系统的性能，争取将 BCI 技术与实际应用更好的结合，加快 BCI 技术走向市场的步伐。

第五章 运动想象的康复数据管理系统

根据项目的实际需要,考虑到上述实验过程中产生的大量实验数据,本文开发了基于运动想象的康复数据管理系统。该系统可以对实验数据进行一些基本的添加、删除、编辑操作,还能对想象任务的正确率进行计算、分析,以及根据指定条件查询并得到相应的查询结果,并根据查询结果绘制各种形象、直观的图形。该系统不但管理效率高,而且能使管理员有序、全面的记录每一次实验的情况。快速的检索功能和形象的图表功能不但能直观的反映患者的康复效果,还能为医生的临床诊断提供帮助。

5.1 实验数据管理系统需求分析

根据平时对实验数据管理的需求,要求系统包含以下功能:

- (1) 完整记录每次实验中的受试者、实验员、实验信息。
- (2) 对实验信息的变动进行相应处理。
- (3) 通过系统可以完成对实验信息的一些日常操作。
- (4) 对查询结果绘制各种直观、形象的图形的功能。
- (5) 确保系统的健壮性和可靠性。

5.2 总体设计

5.2.1 项目规划

实验数据管理系统由患者信息、研究员信息、实验信息、实验原始数据、实验结果、实验查询这几个功能模块组成,规划系统功能模块如下:

(1) 患者信息模块

患者信息模块包括患者档案和患者列表两部分。在患者档案部分可以对现有患者信息进行修改、删除操作,也可以添加新的患者信息。

(2) 研究员信息模块

研究员信息模块的功能和患者信息模块相同。

(3) 实验信息模块

实验信息模块包括实验信息和信息列表两部分。在实验信息部分可以对现有的信息进行相关操作,也可以按照实验开始时间添加新的实验信息。

(4) 实验数据模块可以将现有的实验数据根据编号罗列出来，也可以上传新的实验数据。

(5) 实验结果模块完成对实验数据的分析处理，得出受试者一次实验中想象“屈”、“伸”动作的次数以及相应的正确率。

(6) 实验查询模块。根据指定的条件对实验情况进行查询，并能实现对查询结果的绘图功能。

5.2.2 实验数据管理系统功能结构

实验数据管理系统的功能框架图如图 5.1 所示。

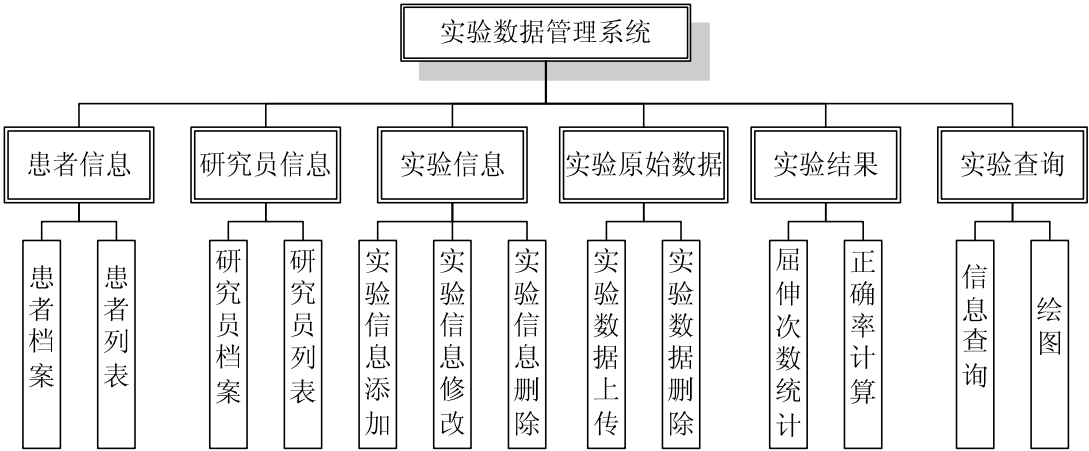


图 5.1 实验数据管理系统框架图

5.2.3 设计目标

本系统是根据实验室的实际需求而开发的，能够对每次实验产生的数据进行维护和管理，通过本系统可以达到以下目标：

- (1) 系统性能安全可靠，并且能够稳定的运行。
- (2) 界面设计合理。
- (3) 信息检索快速、便捷、准确，存储的数据完整、可靠。
- (4) 既满足鼠标操作，又支持键盘上的回车键操作。
- (5) 支持多种方式信息查询。
- (6) 用户登录需要用户名和密码，增强数据保密性，避免人为修改。

5.3 系统设计

5.3.1 开发及运行环境

- (1) 硬件要求：300MHz 以上的 CPU 处理器；256MB 的内存；150MB 以

上的硬盘剩余空间；最低 800*600，最佳效果 1024*768 的显示像素。

(2) 软件要求：操作系统：Windows2000/XP；软件：VC6.0、SQL Server2008。

5.3.2 实验数据库设计

数据库 rec_equip 中包括用户表、患者表、实验员表、实验信息表、实验数据表、实验结果表 6 个数据表。

数据表的设计情况如下：

(1) 用户表

表 5.1 user

字段名	数据类型	长度	描述
Username	nvarchar	50	用户名
Pwd	nvarchar	30	密码

(2) 患者表

表 5.2 Subject

字段名	数据类型	长度	描述
HZbh	int		患者编号
HZxm	nvarchar	50	患者姓名
HZxb	nvarchar	50	患者性别
HZcsnf	int		患者出生年份
HZnl	int		患者年龄
HZdz	nvarchar	200	患者地址
HZlxf	nvarchar	50	患者联系方式

(3) 实验员表

表 5.3 Operator

字段名	数据类型	长度	描述
YJYbh	int		实验员编号
YJYxm	nvarchar	50	实验员姓名
YJYxb	nvarchar	50	实验员性别
YJYcsnf	int		实验员出生年份
YJYnl	int		实验员年龄
YJYbm	nvarchar	200	实验员部门
YJYlxf	nvarchar	50	实验员联系方式

(4) 实验信息表

表 5.4 Experiment

字段名	数据类型	长度	描述
Exp_id	int		实验编号
HZxm	nvarchar	50	患者姓名
YJYxm	nvarchar	50	实验员姓名

SYstart	datetime		实验开始时间
SYend	datetime		实验结束时间
SYcontent	nvarchar	MAX	实验内容

(5) 实验数据表

表 5.5 ExperimentData

字段名	数据类型	长度	描述
Exp_id	int		实验编号
Screen_hint	nvarchar	MAX	屏幕提示操作序列
Actual_hint	nvarchar	MAX	设备实际动作序列

(6) 实验结果表

表 5.6 ExperimentResult

字段名	数据类型	描述
Exp_id	int	实验编号
Save_time	datetime	实验保存时间
q_total	int	“屈”动作次数
q_rate	float	“屈”动作正确率
s_total	int	“伸”动作次数
s_rate	float	“伸”动作正确率
z_rate	float	总次数正确率

5.4 实验数据管理系统主要功能模块设计

5.4.1 封装数据库

建立好数据库以后，首先要做的就是 Visual C++ 中建立系统与数据库的连接。本系统采用的是利用 ADO 来连接 SQL Server 数据库，ADO 是一种既有效、操作又简单、功能又强大的应用于数据访问的编程模式。在使用 ADO 进行数据访问编程时，需要将位于计算机 C 盘下的“Program Files\Common Files\System\ado\”目录导入到 ADO 动态链接库 msado15.dll。在 Visual C++ 中，将动态链接库导入到系统中则需要使用预处理命令 #import。并添加一个用来链接 ADO 的类。实现 ADO 链接类的函数有：OnInitADOConn()：初始化 OLE/COM 库环境；GetRecordSet()：得到记录集类；ExecuteSQL()：执行 sql 语句；ExitConnect()：断开连接。

5.4.2 系统功能模块简介

(1) 登陆模块

登陆模块的主要功能是实现用户对系统的登陆，用户登陆对话框的设计如

图 5.2 所示：

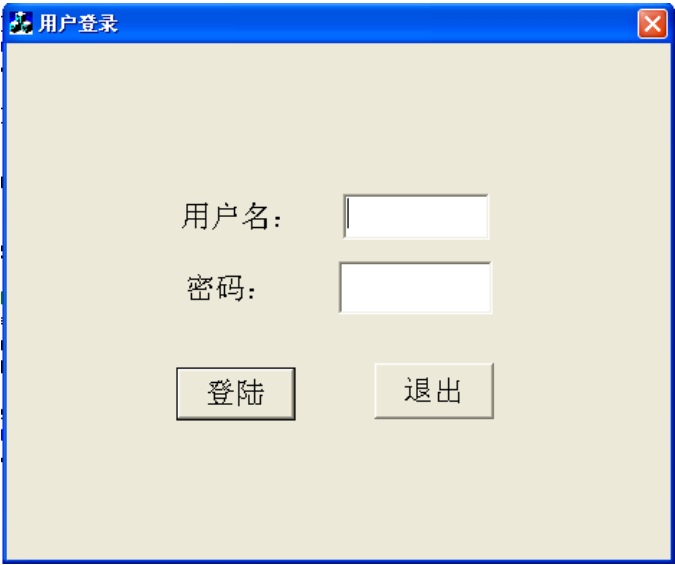


图 5.2 系统登陆界面

系统登陆界面模块的设计主要是为了避免实验信息被人为的改动，只有当用户名和密码一致的情况下用户才能登陆成功，这样有助于信息的保密。

设计步骤：先向项目中添加一个新的 Dialog，命名为“用户登陆”。然后从 Controls 面板上向 Dialog 中添加资源，资源设置如表 5.7 所示，由于篇幅有限，表中只列出了关联变量的资源。

表 5.7 用户登陆模块资源设置

ID	Properties	Type	Member
IDC_EDIT1	默认	CString	m_name
IDC_EDIT2	PassWord TRUE	CString	m_pwd

实现登陆界面的主要功能函数有：**OnInitDialog()**：初始化窗口函数；**OnOK()**：登陆系统函数；**OnCancel()**：退出登陆函数。

(2) 脑-机交互管理系统主界面模块

该模块为系统主界面。在 Menu 组合框下对菜单进行设计，添加患者信息、研究员信息、实验信息、实验原始数据信息、实验结果、实验查询。界面如图 5.3 所示：

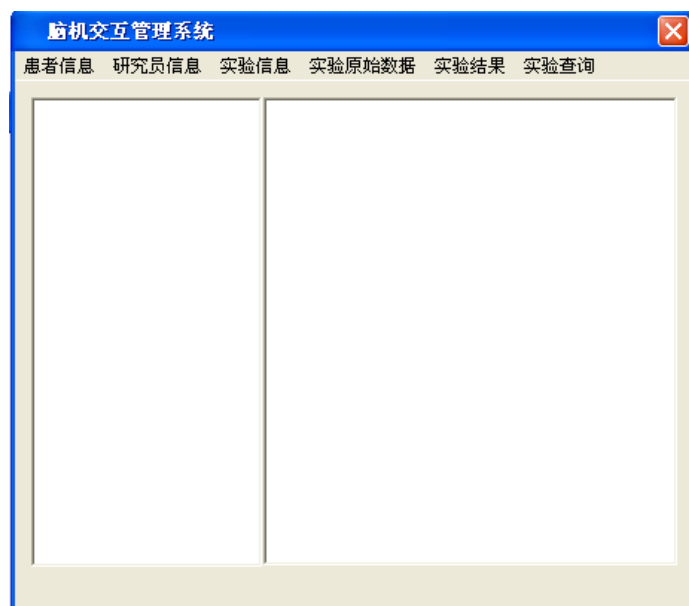


图 5.3 脑-机交互管理系统主界面

实现该界面的主要函数: `OnMenusubject()`: 链接患者界面; `OnMenuoperator()`: 链接实验员界面; `OnMenuexperiment()`: 链接实验信息界面; `OnMenuexpData()`: 链接实验原始数据界面; `OnMenuexpResult()`: 链接实验结果界面; `OnMenuexpChaxun()`: 链接实验查询界面。

(3) 实验员（患者）信息模块

该模块主要是记录实验员的信息, 实现对实验员信息的添加、修改以及删除, 并能实现实验员档案和实验员列表两个窗口之间的切换, 如图 5.4 所示。左图为实验员档案窗口的初始情况, 双击实验员列表中的任何一条记录, 记录的相关信息就被添加到实验员档案窗口, 在此基础上能对患者的各项信息进行修改。该模块通过对患者信息的记录, 能让医生全面了解患者的基本信息, 为分析受试群体特征作准备。下面介绍的研究员界面、实验信息界面功能类似, 之后不再赘述。

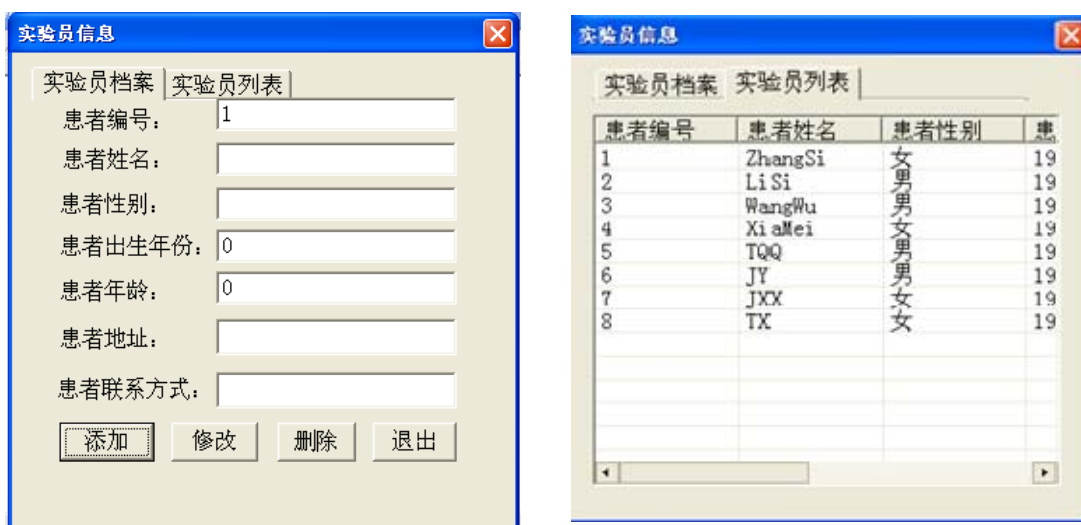


图 5.4 实验员信息界面

该界面的相关资源设置如表 5.8 所示：

表 5.8 实验员信息模块资源设置

ID	Type	Member
IDC_EDIT1	int	m_hzbh
IDC_EDIT2	CString	m_hzxm
IDC_EDIT3	CString	m_hzxb
IDC_EDIT4	int	m_hzchnf
IDC_EDIT5	int	m_hznl
IDC_EDIT6	CString	m_hzdz
IDC_EDIT7	CString	m_hzlxf
IDC_LIST1	CListCtrl	m_list
IDC_TAB1	CTabCtrl	m_tab

实现该界面的主要函数有：OnOK()：实现添加功能；OnModbutton()：实现修改功能；OnDelbutton()：实现删除功能；OnSelchangeTab1()和OnSelchangingTab1()：实现实验员档案和实验员列表两个窗口之间的切换；OnDblclkList1()：实现双击实验员列表中的某一项，将其添加到实验员档案相关项。

(4) 研究员信息模块

该模块主要是对研究员（应用实践后为临床医生）的信息进行全面记录，既保证了实验信息的完整，也有助于医生对经手患者的基本情况的了解，为自己的临床诊断作参考。该模块的功能、资源设置、实现函数与实验员信息模块相似，此处不再介绍。研究员信息界面如图 5.5 所示：

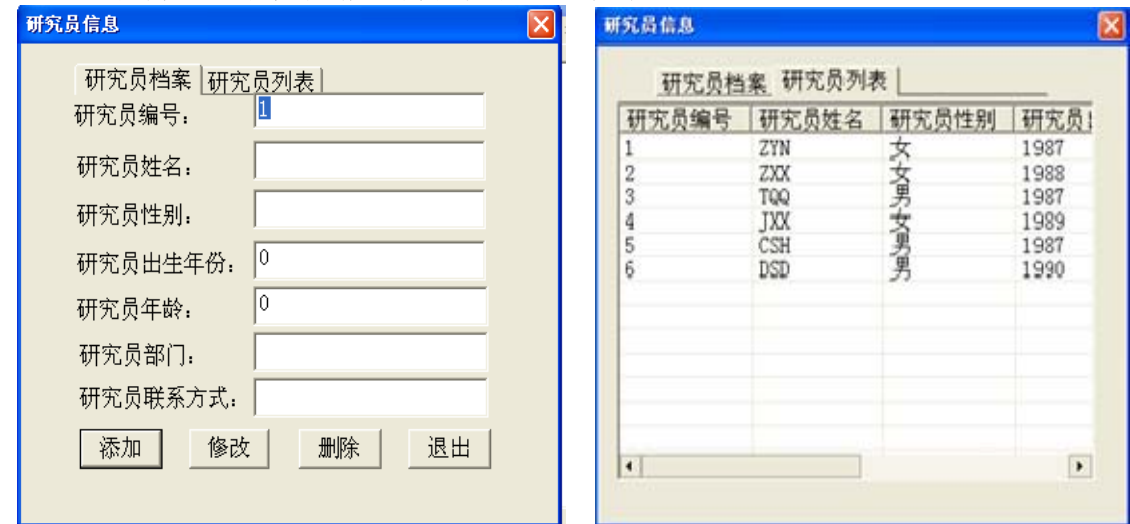


图 5.5 研究员信息界面

(5) 实验数据模块

该模块能根据实验数据存储的路径将其上传到数据库中，为后面的实验数据处理做准备。其中的实验数据包括屏幕提示序列和经患者运动想象后控制设备实际运行序列，这些数据在实验过程中通过实验软件实时的保存在 TXT 文本中，

“0”代表“屈”动作，“1”代表“伸”动作。界面图如 5.6 所示：

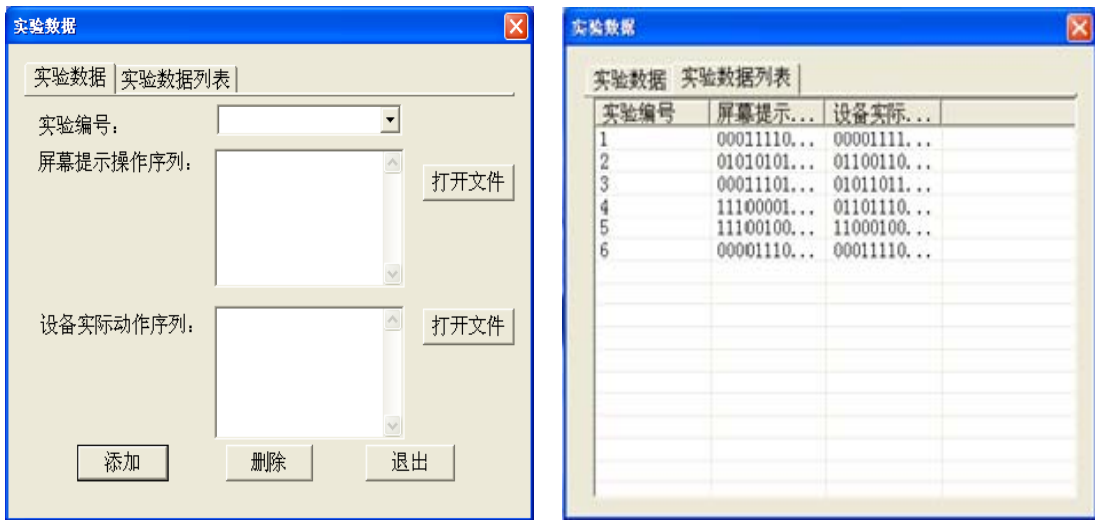


图 5.6 实验数据界面

该界面的相关资源配置如表 5.9 所示：

表 5.9 实验数据模块资源配置

ID	Type	Member
IDC_COMBO1	CcomboBox	m_combo
IDC_FILECONTENT	CString	m_strFileContent
IDC_FILECONTENT1	CString	m_strFileContent1
IDC_LIST1	ClistCtrl	m_list
IDC_TAB1	CtabCtrl	m_tab

实现该界面的主要函数有： OnSelchangeTab1()和 OnSelchangingTab1(): 实现实验数据和实验数据列表两个窗口之间的切换； SetCurTab(): 设置初始窗口为实验数据窗口； OnDblclkList1(): 实现双击实验数据列表中的某项将其添加到实验信息相关项； OnOpen1(): 打开屏幕提示操作序列； OnOpen2(): 打开设备实际动作序列； OnOK(): 添加实验数据； OnDelbutton(): 删除实验数据； OnCancel(): 退出该界面。

(6) 实验信息模块

该模块主要是记录某次实验中患者和实验员的信息、实验开始时间和结束时间以及实验相关内容。并能对实验信息进行添加、修改以及删除操作。该模块通过实验开始时间和实验结束时间的记录以及实验相关内容的备注，能使临床医生对不同时间段的康复数据进行对比，并根据实验备注分析实验过程中出现的一些情况，以此能更好的对患者的康复效果进行指导。界面如图 5.7 所示：



图 5.7 实验信息界面

该界面的相关资源设置如表 5.10 所示：

表 5.10 实验信息模块资源设置

ID	Type	Member
IDC_COMBO1,2	CcomboBox	m_combo1,2
IDC_DATETIMEPICKER1,2,3,4	CDateTimeCtrl	m_time1,2,3,4
IDC_EDIT1	int	m_sybh
IDC_EDIT2	CString	m_syxgnr
IDC_LIST1	CListCtrl	m_list
IDC_TAB1	CTabCtrl	m_tab

实现该界面的主要函数有：**OnInitDialog()**：初始化窗口；**OnOK()**：实现实验信息添加功能；**OnModbutton()**：实现实验信息修改功能；**OnDelbutton()**：删除实验选项；**OnCancel()**：退出该界面；**OnDblclkList1()**：实现双击信息列表中的某项将其显示到实验信息相关项；**OnSelchangeTab1()**和 **OnSelchangingTab1()**：实现实验信息和实验列表两个窗口之间的切换；**SetCurTab()**：设置初始窗口为实验信息窗口；**StringToTime()**：因为在添加实验时间时将 **DateTime** 类型的时间转化为 **String** 类型存到数据库中，所以此函数是实现双击时将 **String** 类型的时间转换为 **DateTime** 型显示在实验信息界面上。

(7) 实验结果模块

该模块主要是实现对实验信息的处理，能根据实验编号提取相应的实验数据，分别计算出该次实验中“屈”“伸”动作的次数和正确率，统计总次数的正确率，并将实验结果添加到界面下方的列表框里。该模块非常重要，它对实验数据进行分析，提取出想象左右手任务的分类正确率，为后面的康复效果对比作准备。界面如图 5.8 所示：

实验编号	实验保存...	屈动作次数	伸动作次数	屈动作正...	伸动作正...
1	2012-03-...	11	6	.647059	.4
2	2012-03-...	3	5	.375	.625
3	2012-03-...	3	4	.428571	.571429
4	2012-03-...	2	3	.285714	.375

图 5.8 实验结果界面

该资源的相关资源设置如表 5.11 所示：

表 5.11 实验结果模块资源设置

ID	Type	Member
IDC_COMBO1	CcomboBox	m_combo
IDC_DATETIMEPICKER1,2	CDateTimeCtrl	m_time1,2
IDC_EDIT1	CEdit	m_qcs
IDC_EDIT2	CEdit	m_sch
IDC_EDIT3	CEdit	m_qzql
IDC_EDIT4	CEdit	m_szql
IDC_EDIT5	CEdit	m_zzql
IDC_LIST1	ClistCtrl	m_list

实现该界面的主要函数有：OnBUTTONqcs()：响应“屈”动作次数按钮，电击此按钮，能自动计算实验数据中代表“屈”动作的次数；OnBUTTONqzql()：响应“屈”动作正确率的按钮；OnBUTTONscs()和 OnBUTTONszql()分别响应“伸”动作次数和“伸”正确率按钮；OnBUTTONzzql()：响应总正确率按钮；InitData()：将添加的实验结果显示在界面下方的列表框里，并在初始化界面时显示已经添加的数据。

(8) 实验查询模块

该模块是系统的核心。它能根据患者姓名和实验时间两种方式查询实验情况，也可以将两种方式相结合进行查询，相应的查询结果会在界面下方的列表框中显示。并利用 datagrid 控件绑定实验查询结果，用 Mschart 控件对其进行绘图，将实验结果更加形象、直接的显示出来。该模块的检索和图表功能，能形象的将患者不同时间段的数据和康复效果进行对比，以此分析患者左、右手想象运动功能的康复差异，为医生的临床诊断提供参考。其中图形显示的正确率为总次数正确率。界面图和绘制的各种类型图如下图所示：

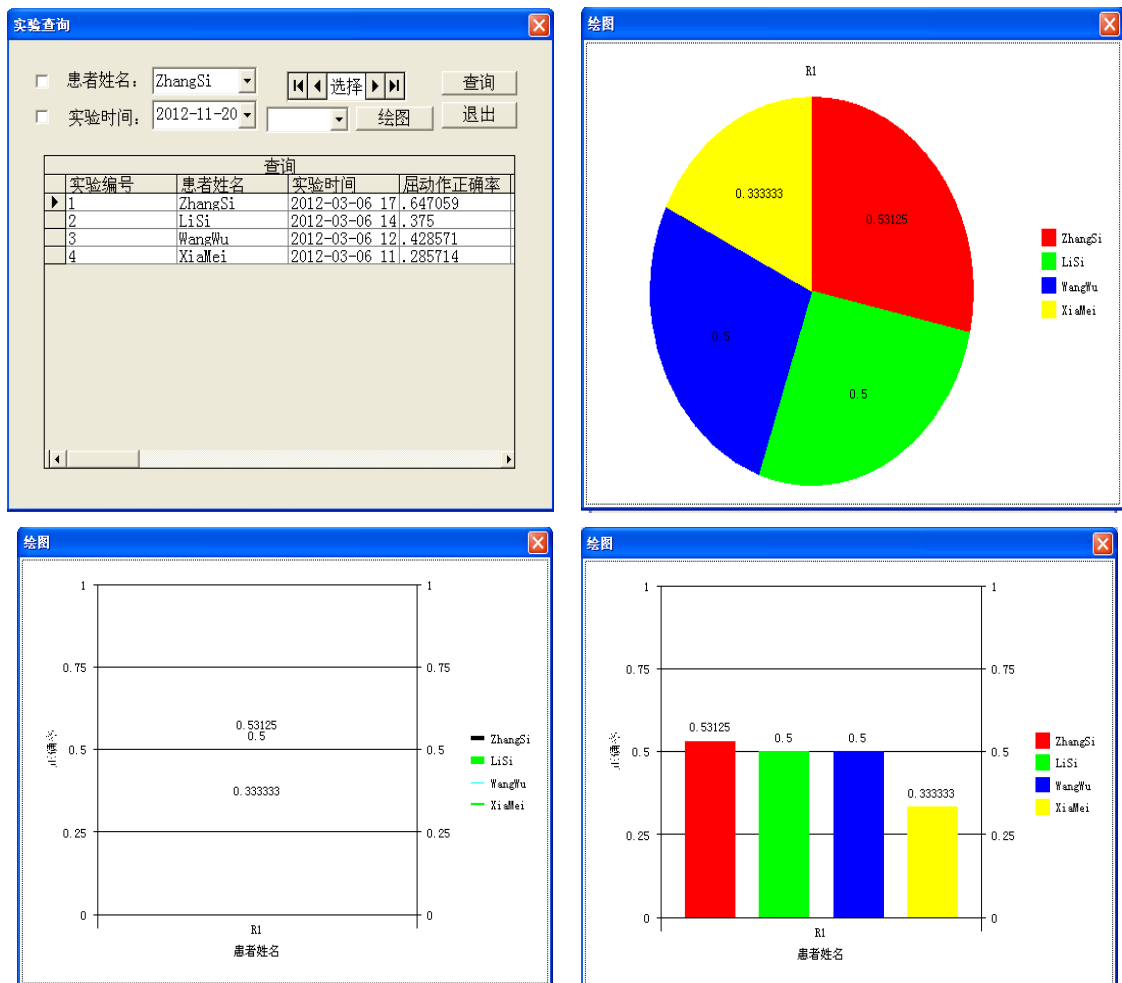


图 5.9 实验查询界面及各种类型图

该界面的资源设置如下表所示:

表 5.12 实验查询模块资源设置

ID	Type	Member
IDC_ADODC1	CAodoc	m_ad
IDC_CHECK1,2	BOOL	m_check1,2
IDC_COMBO1	CComboBox	m_draw
IDC_DATACOMBO1	CDataCombo	m_dc
IDC_DATETIMEPICKER1	CDateTimeCtrl	m_time
IDC_DATAGRID1	CDataGrid	m_da

实现实验结果界面的主要功能函数有: OnCheck1()和 OnCheck2(): 根据哪种条件进行查询; OnChaxun(): 响应查询按钮; OnHuitu(): 响应绘图按钮; GetTextLen(): 获得实验查询结果的行数; GetText(): 获得指定行数据的总正确率项。

5.5 本章小结

前几章已经成功的实现了从设备获取脑电数据,判断受试者意图,发送命令控制康复设备。因此本章在此基础上添加了数据库管理系统,以实现对实验信息的添加、修改、删除以及对数据进行分析。通过实验信息的记录以及检索和图表功能反应患者的康复效果,为医生的临床诊断提供帮助。由于时间有限,该系统设计的功能还不够全面、界面不够完美,因此,后面的工作就是不断对其进行完善,更好的为实验数据的保存服务。

第六章 总结和展望

6.1 全文总结

BCI 技术是近年来迅速发展起来的一种综合性的交叉学科,不但涉及的领域广泛,研究机构也遍布国内外多个国家。BCI 作为一门新兴的通讯技术,对它的研究不但很有价值而且意义重大。

本文在充分了解国内外 BCI 研究现状的基础上,利用在想象左右手运动时大脑皮层具有 ERD/ERS 特征这一特性,系统从离线和实时两个方面对采集到的脑电信号进行了特征提取和意识分类研究,设计并实现了有具体控制输出的 BCI 系统。本文的主要研究内容总结如下:

(1) 通过查阅大量的国内外文献,对 BCI 系统的定义、组成和分类有了一定的了解,并在此基础上对 BCI 的研究现状、研究意义,以及面临的一些技术难题做了总结。

(2) 从运动想象的角度对脑电信号的一些知识做了研究,包括大脑的结构、功能区划分,以及脑电的产生机理、分类和特点等。在此基础上,开展了 BCI 系统核心部分的研究,对现有的一些特征提取算法和模式识别算法做了充分的总结和分析,为后面的 BCI 系统设计打下坚实的基础。

(3) 在了解了基于运动想象的 BCI 控制原理的基础上设计了基于左右手想象运动的 BCI 实验。首先介绍了脑电采集设备和采集流程,以及在信号采集过程中应该注意的一些细节,并对脑电采集过程中的一些噪声源做了分析研究,也对采集完的脑电信号做了去噪处理。

(4) 研究并实现了两种基于左右手运动想象的脑电特征提取方法:基于 FFT 的功率谱估计法和基于 AR 模型系数法。详细的分析了两种算法的实现过程以及实现结果,为后面的模式识别作了充分的准备。

(5) 研究并实现了基于 Fisher 的 LDA 分类器。并对经过上面两种特征提取方法提取完特征的脑电数据进行了分类研究,比较了二者的分类效果,并对此进行了分析与讨论。

(6) 在离线分析脑电数据的基础上,设计了实时的基于左右手运动想象的下肢辅助康复系统。不但成功的实现了大脑对外界的直接控制,还进一步验证了离线分析部分算法的可行性。

(7) 根据实验室的实际需求开发了实验数据管理系统,实现了对实验数据

的添加、删除、修改等一些日常操作，并对实验结果进行分析研究，将实验结果以图形的方式直观、形象的显示出来，既方便了对实验结果的了解，也为我们日后的实验提供了参考性。

6.2 展望

由于 BCI 技术起步比较晚，而且涉及的学科比较广，因此，现在的 BCI 技术只是处于研究探索阶段，还没有脱离实验室而走向实际应用中。因此，还有许多难题需要我们去研究处理。

（1）设计更加合理的运动想象脑电信号采集方案。现在的 BCI 大多数是让受试者根据屏幕的提示来进行相应的运动想象，不但移动性不好，而且也失去了系统设计的实际意义。因此，设计出不依赖任何内容提示的主动性强的 BCI 系统是当前的研究重点。

（2）实验进行过程中会伴随着眨眼、肢体运动等产生的生理信号对脑电信号的干扰，因此如何更好的去除噪声信号，对脑电信号的特征提取和模式分类起着至关重要的作用。

（3）脑电信号的特征提取和模式分类效果是衡量 BCI 系统性能的关键，因此通过大量的实验和数据分析，设计出更快、更好的特征提取方法和分类方法，是加快 BCI 技术走向实际应用的关键。

（4）加强 BCI 技术与实际应用的结合，扩展基于运动想象的 BCI 系统的应用模块。

（5）目前的研究对象均为正常人，下一步的研究方向是与浙江省重点医院合作，对轻度中风患者进行康复训练。

（6）继续完善实验数据管理系统，力求做到界面美观，功能全面，系统稳定。

致 谢

由衷的感谢我的导师戴国骏教授对我的悉心指导。戴老师态度和蔼、知识渊博，治学严谨，在让我收获知识的同时也收获了很多宝贵的生活经验。

由衷的感谢孔万增副教授对我的教导。无论从论文题目的选取到论文的编写和修改，孔老师都给了我很多宝贵的意见。尤为难得的是孔老师身在国外进修，也不忘通过邮件的方式对我进行指导。他严谨的做事风格，科学的指导方法，诚恳的待人态度都深刻的影响了我，令我受益终身。

感谢认知实验室里胡三清教授和张建海、李洵、杨昆、张彦斌四位老师为我提供了良好的研究氛围，他们的知识让我不断进步，不断成长。

感谢实验室已经毕业的郭凯师兄，是他打下了良好的科研基础，才能让我在此基础上进行更深入的研究，同时，也要感谢田强强同学在 `matlab` 方面对我的指导，让我的论文得以顺利的完成。

感谢实验室的赵欣欣同学以及研一、研二的师弟师妹们在我论文撰写期间对我的支持和帮助。

感谢同寝室的室友和其他的朋友们，是你们让我在杭州度过了开心的研究生生涯，就算将来我们离的很远，我们也会是一辈子的知己。

感谢我的父母、姐姐、弟弟，是你们让我拥有一个温暖的家，在家的怀抱中健康茁壮的成长。

参考文献

- [1]杨帮华, 颜国正, 丁国清, 于莲芝.脑-机接口关键技术研究[J].北京生物医学工程,2005,8(24): 308-311.
- [2]何庆华,彭承琳,吴宝明.脑-机接口技术研究方法[J].重庆大学学报, 2002,12(25): 106-109.
- [3]T.M.Vaughan.Guest editorial brain-computer interface technology: A review of the second international meeting[J].IEEE Trans Rehabil Eng,2003,11(2):94-109.
- [4]Wolpaw JR, Birbaumer N, McFarland WJ. Brain-computer interfaces for communication and control[J]. Clinical Neurophysiology, 2002, 113(6): 767-791.
- [5]Mason S G and Birch G E. A general framework for brain-computer interface design[J].IEEE Trans.Neural.Syst.Eng.2003,11:70-85.
- [6]Pfurtscheller G, Neuper C, Shlogl A, et al. Separability of EEG signals record during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters[J]. IEEE Trans. Rehab. Eng. 1998.6(3):316-325.
- [7]葛瑜.脑-机接口技术的研究概述[J].许昌学院学报,2008,27(5):53-57.
- [8]G.Pfurtscheller, G.R. Muller-Putz, A.Schlogl, et al.15 Years of BCI Research at Graz University of Technology:Current Projects[J]. IEEE Trans.Neural Syst.Rehab.Eng.2006,14(2):205-210.
- [9]G.Pfurtscheller,J.Kalcher,Ch.Neuper,et al.On-line EEG classification during externally-paced hand movements using a neural network-based classifier[J].Electroencephalography and Clinical Neurophysiology,1996,99(5):416-425.
- [10]J.R.Wolpaw, D.J.McFarland.Control of atwo-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans[J].Proc.Natl Acad.Sci.USA,2004,101(51):17849-17854.
- [11]高上凯.浅谈脑-机接口的发展现状与挑战[J].中国生物医学工程学报.2007 年 12 月第 26 卷 6 期.801-803.
- [12]E.Touradj, V.Jean-Marc, G.Gary.Brain-computer interface in multimedia communication[J].IEEE Signal Processing Magazine. 2003, Vol. 20, No. 1, pp. 14-24.
- [13]P.R.Kennedy,K.D.Adarns.A decision tree for brain-computer interface

- devices[J].IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering.2003,Vol.11,No.2,pp.148-150.
- [14]陈强.基于自发脑电的脑-机接口研究[D].[中国科学技术大学博士学位论文]. 2005: 8-13.
- [15]赵丽,万柏坤.基于 P300 的脑-机接口系统研究[J]. 天津工程师范学院学报, 2005,15(2): 5-9.
- [16]N. Birbaumer, T. Hinterberger. The thought-translation device (TTD): neuro behavioral mechanisms and clinical outcome[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 120-122.
- [17]J. D. Bayliss. Use of the evoked potential component for control in a virtual apartment[J].IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2):113-116.
- [18]A. Kubler, B. Kotochoubey, J. Kaiser, et al. Brain-Computer communication: unlock the locked-in[J]. Psychological Bulletin, 2001, 127(3):358~375.
- [19]Abdulhamit Subasi, Ergun Ercelebi. Classification of EEG signals using neural network and logistic regression[J].Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2005, 9(78): 87-99.
- [20]Dewan,Occipital alpha rhythm eye position and lens accommodation[J].Nature,1967,214:975~977.
- [21]JJ Vidal, Toward Direct Brain-Computer Communication[J].Annual Review of Biophysics and Bioengineering, 1973, 2:157~180.
- [22]Vidal JJ, Real-time detection of brain events in EEG[J].Proceedings of IEEE,1977 ,65(5):633~664.
- [23]Mason S G, Fatourech M. A comprehensive survey of brain interface technology designs[J]. Ann Biomed Eng, 2007, 35(2): 137-169.
- [24]杨立才,李佰敏,李光林. 脑-机接口技术综述[J]. 电子学报, 2005, 33(7): 1234-1241.
- [25]Sandro M. Real brains for real robots[J]. Nature, 2000, 40(8): 305~306.
- [26]J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, W.J. Heetderks Brain computer interface technology: a review of the first international meeting[J].IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering 2000, Vol.8, No.2, pp.164-173.
- [27]N. Birbaumer, T. Hinterberger, A. Kübler,. The thought-translation device (TTD): neurobehavioral mechanisms and clinical outcome[J].IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2003, Vol. 11, No. 2, pp.

120-123.

- [28]N. Neumann, T. Hinterberger, J. Kaiser, .Automatic processing of self-regulation of slow cortical potentials: evidence from brain-computer communication in paralysed patients[J].Clinical Neurophysiology 2004, Vol. 115, 628-635.
- [29]T. Hinterberger, A. Kübler, J. Kaiser, et al. A brain-computer interface (BCI) for the locked-in: comparison of different EEG classifications for the thought translation device[J].Clinical Neurophysiology. 2003, Vol. 114, 416-425.
- [30]T.Hinterberger, S. Schmidt, N. Neumann, et al.Brain-computer communication and slow cortical potentials[J].IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2004, Vol.51, No.6, pp.1011-1018.
- [31]Birbaumer N, Kübler A., Ghanayim N., et al. The Thought Translation Device (TTD) for completely paralyzed patients[J]. IEEE Trans. Rehab. Eng. 2000.8(2): 190-193.
- [32]Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, et al. As spelling device for the paralysed[J]. Nature.1999.398: 297-298.
- [1] [33]G.Dornhege,B.Benjamin,C.Gabriel,"Speeding up classification of multi-channel brain-computer spatial patterns for slow cortical potentials"[C].presented at Proceeding of the 1st International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering,2003.
- [34] T.M.Vaughan, J.R. Wolpaw, E. Donchin. EEG-based communication: prospects and problems[J]. IEEE Trans. Rehab. Eng.1996, 4(4):425~430.
- [35]Benjamin Blankertz, Guido Dornhege, Matthias Krauledat, et al. The Berlin Brain-Computer Interface: EEG-Based Communication without Subject Training[J].IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.2006,(2):147~152.
- [36]J.R. Wolpaw, D.J. McFarland, T.M. Vaughan. Brain-computer interface research at the Wadsworth[J].IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering. 2000, Vol. 8, No.2, pp.222-226.
- [37]J.R. Wolpaw, D.J. McFarland, T.M. Vaughan, .The wadsworth center brain-computer interface (BCI) research and development program[J].IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering. 2003, Vol. 11, No. 2, pp. 204-207.
- [38]D.J. McFarland, L.A. Miner, T.M. Vaughan, et al. Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements[J].Brain Topography. 2000, Vol. 12, No. 3, pp. 177-186.

- [39]G. Schalk, D.J. McFarland, T. Hinterberger, et al. A general-purpose brain-computer interface (BCI) system[J].IEEE Transactions on Biomedical Engineering.2004, Vol. 51, No. 6, pp. 1034-1043.
- [40]D.J.McFarland,J.R.Wolpaw. Sensorimotor rhythm-based brain-computer interface (BCI):feature selection by regression improves performance[J].IEEE Transactions on Neural Systemand Rehabilitation Engineering. 2005, Vol. 13, No. 3, pp. 372-379.
- [41]G. Pfurtscheller,G.R. Müller-Putz,A. Schl gl,et al. 15 Years of BCI Research at Graz University of Technology:Current Projects[J].IEEE Trans.Neural Syst. Rehab. Eng.2006, 14(2):205~210.
- [42]G. Pfurtscheller, J. Kalcher,Ch. Neuper, et al. On-line EEG classification during externally-paced hand movements using a neural network-based classifier[J].Electroencephalography and Clinical Neurophysiology,1996, 99(5):416~425.
- [43]R. Lee, G. Pfurtscheller. Walking through a Virtual City by Thought[J].Proc. 26th IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS),San Francisco,CA,2004,V2:4503~4506.
- [44]B. Graimann, J.E. Huggins, S.P. Levine, et al."Detection of ERP and ERD/ERS patterns in single ECoG channels"[C]. presented at Proc. 1st int. IEEE EMBS Conf. Neural Eng, 2003.
- [45]S.G. Mason. A general framework for brain-computer interface design[J]. IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering. 2003, Vol. 11, No. 1, pp. 70-85.
- [46]G.Pfurtscheller,C.Neuper."Motor imagery and direct brain-computer communication "[C].presented at Proceedings of the IEEE, 2001.
- [47]G.R.M u'ller,C.Neuper,G.Pfurtscheller,et al.Implementation of a telemonitoring system for the control of an EEG-based brain-computer interface[J].IEEE Transaction on Neural System and Rehabilitation Engineering.2003,Vol.11,No.1,pp.54-59.
- [48]G.E. Birch, S.G. Mason. Brain-computer interface research at the Neil Squire foundation[J].IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering. 2000, Vol. 8, No. 2, pp. 193-195.
- [49]J.F. Borisoff, S.G.Mason, A. Bashashati, .Brain-computer interface design for asynchronous control applications: improvements to the LF-ASD asynchronous

- brain switch[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2004, Vol. 51, No. 6, pp. 985-992.
- [50]Y. Zhou, S.G.Mason, G.E.Birch. "Enhancing the performance of the LF-ASD brain-computerinterface"[C]. presented at Proceedings of the second joint EMBS/BMES conference, Houston, TX, USA, 2002.
- [51]A. Bashashati, R.K. Ward, G.E. Birch. "A new design of the asynchronous brain computer interface using the knowledge of the path of features"[C]. presented at Proceedings of the 2nd international IEEE EMBS conference on neural engineering, Arlington, 2005.
- [52]S.G. Mason, G. E. Birch. A brain-controlled switch for asynchronous control applications[J].IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2004, Vol. 47, No. 10, pp. 1297-1306.
- [53]G.E. Birch, S.G. Mason, J.F. Borisoff. Current trends in brain-computer interface research at the Neil Squire foundation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering.2003, Vol. 11, No. 2, pp. 123-126.
- [54]Cheng Ming, Gao Shangkai.AN EEG-BASED CURSOR CONTROL SYSTEM[C]. Proc.Of the 1st Joint BMES/EMBS conf. Serving Humanity, Advancing Tech., Atlanta, GA, USA, 1999:669.
- [55]Ming Cheng,Xiaorong Gao, Shangkai Gao, et al. Design and Implementation of a Brain-Computer Interface With High Transfer Rates[J].IEEE Trans.Biomed. Eng., 2002, 49(10):1181~1186.
- [56]Xiaorong Gao, Dingfeng Xu, Ming Cheng, et al. A BCI-Based Environmental Controller for the Motion-Disabled[J].IEEE Trans. Rehab. Eng., 2003, 11(2):137~140.
- [57]何庆华,彭承琳,吴宝明.脑-机接口技术研究方法[J].重庆大学学报, 2002,12(25):106-109.
- [58]Wolpaw J. R, Birbaumer N, Heetderks W J. Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2000, 8(2):222-225.
- [59]程明, 高上凯, 张琳. 基于脑电信号的脑-计算机接口[C]. 北京:清华大学, 2000:113-118.
- [60]Chen Y. L, Tang F.T, Chang W.H, et al. The new design of an infrared-controlled human-computer interface for the disabled[J]. IEEE Trans. Rehab. Eng, 1999.7(4):474-481.

- [61]蓝宁,肖志雄,聂开宝等. 功能性电刺激的原理、设计与应用(一)[J]. 中国康复理论与实践,1997.(34):151-154.
- [62]Smith B.T, Mulcahey M.J, Betrz R.R. Development of an upper extremity FES system for individuals with C4 tetraplegia[J]. IEEE Trans. Rehab.Eng, 1996. 4(4):264-270.
- [63]Ferguson K.A, Polando G, Kobetic R, et al. Walking with a hybrid orthosis system[J]. Spinal Cord, 1999.37:800-804.
- [64]张明岛,陈兴时,脑诱发电位学[C].上海:上海科技教育出版社, 1995:8~11.
- [65]S. T. Morgan, J. C. Hansen, S. A. Hillyard, Selective attention to stimulus location modulates the steady-state visual evoked potential[J].Proc. Nat. Acad.Sci. USA, 1996, 93: 4770~4774.
- [66]Farwell LA, Donchin E, Talking off the top of your head: A mental prosthesis utilizing event-related brain potentials[J].Electroenceph.Clin. Neurophysiol., 1988, 70(6):510~523.
- [67]黄力宇. 基于大脑多阶信息理论的脑电图(EEG)分析与应用研究[D]. 西安: 西安交通大学,2001.
- [68]李颖洁,脑电信号动力学特性分析及其在精神分裂症中的应用研究[D]. 上海: 上海交通大学,2001.
- [69]张辉. 大脑电生理信号特征信息的提取和识别新技术研究[D]. 西安: 西安交通大学,2003.
- [70]钱梓文,刘崇铭,后德辉等. 人体解剖生理学[C]. 北京:人民卫生出版社,1989:115~116.
- [71]潘映辐. 临床诱发电位学[D]. 北京:人民卫生出版社,1999.
- [72]McFarland DJ,Lefkowicz AT,WolPaw JR. Design and operation of an EEG-based brain-computer interface(BCI)with digital signal processing technology[J]. Behav. Res.MethodsInstrum.Comput.1997, 29:337-345.
- [73]Pfurtscheller G, Aranibar A. Evaluation of event-related desynchronization(ERD) preceeding and following voluntary self-paced movement[J]. Electroenceph.Clin.Neurophydiol. 1979, 46:138-146.
- [74]吴小培, 冯焕清, 周荷琴.基于小波变换的脑电瞬态信号检测[J].数据采集与处理,2001,16(1):86-89.
- [75]吴小培, 冯焕清, 周荷琴等.基于独立分量分析的混合声音信号分离[J]. 中国科学技术大学学报,31(1),2001.
- [76]吴小培, 冯焕清, 周荷琴等.采用独立分量分析方法消除信号中的工频干扰[J].

- 中国科学技术大学学报,30(6),2000.
- [77]吴小培, 冯焕清, 周荷琴等.独立分量分析及其在脑电信号预处理中的应用[J]. 北京生物医学工程,20(1),2001.
- [78]D Garrett,D Apeterson,C WAnderson.Comarison of linear,nonlinear,and feature seleetion methods for EEG signal classifieation[J].IEEE Transaetion on NeuralSystemsandRehabilitationEngineering, 2003, 11(2):141-144.
- [79]S A NeuPer.Subject Specific EEG Patterns during moter imaginary [C].Proc of the 19th Annual Intemational Conference of the IEEE Transaetion on Engineering in Medicine and Biology Society.Chicago,USA:IEEE, 1997, 1530-153.
- [80]Garrett D, Peterson DA, Anderson CW.Comparision of linear, nonlinear and feature selection methods for EEG signal classification[J].IEEE Trans.Syst.Rahabil.Eng.2003,11(2):141-144.
- [81]Schloegl A,Neuper C,Pfurtscheller G.Subject specific EEG patterns during motorimagery[C].In:Proc. of the 19th Annual International Conference of the IEEE EMBS.Chicago IL,USA,1997,1530-1532.
- [82]Deng J, He B.Classification of imagery tasks from three channels of EEG by using an artificial neural network[C].In:Proc.of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS.Cancun, Mexico, 2003, 2289-2291.
- [83]Barreto AB, Taberner AM, Vicente LM.Neural network classification of spatio-temporal EEG readiness potentials[C].In:Proc.of the 15th Southern Biomedical Engineering Conference.Dayton OH, USA, 1996, 73-76.
- [84]S A NeuPer.Subject specific EEG patterns during moteri maginary[C].Proc of the 19th Annual international Conference of the IEEE Transaction on Engineering in Medicine and Biology Soeiety[C].Chicago, USA:IEEE, 1997, 1530-1532.
- [85]G Pfurtscheller, F.H. Lopes da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles[J]. Clinical Neurophysiology, 1999, 110:1842~1857.
- [86]边肇祺, 张学工. 模式识别 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.

附 录

作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

发表的学术论文:

1. 孔万增,张艳娜,胡三清,戴国骏,张建海,魏大名. 基于运动想象的中风患者肢体康复实时控制系统[J]. 第一届全国神经动力学学术会议.
2. 张艳娜,郭凯,孔万增.基于BCI的下肢辅助康复系统的研究[J].杭电电子科技大学学报

申请的软件著作权

1. 《融合BCI与视频反馈的智能车控制软件》

参加的科研项目:

1. 浙江省重大科技专项重点国际科技合作合作研究项目(2009C14013). 基于 BCI 技术的主动式肢体康复系统研究与开发。
2. 2011 年浙江省大学生科技创新活动计划（新苗人才计划）--大学生科技成果推广项目（研究生）(2011R407035).脑机交互技术在肢体康复系统中的应用。