

分类号：

密级：

U D C：

学号：406130713174

南 昌 大 学 硕 士 研 究 生

学 位 论 文

基于不同调制方式的视觉诱发电位脑机接口研究

Study on Brain Computer Interface Based on Visual Evoked
Potentials of Different Modulation Methods

黄 引

培养单位（院、系）：信息工程学院电子信息工程系

指导教师姓名、职称：魏庆国 教授

申请学位的学科门类：工 学

学 科 专 业 名 称：信息与通信工程

论 文 答 辩 日 期：2016 年 5 月 21 日

答辩委员会主席：_____

评阅人：_____

2016 年 月 日

一、学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南昌大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名(手写): 黄引 | 签字日期: 2016 年 5 月 30 日

二、学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解南昌大学有关保留、使用学位论文的规定，同意学校有权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，允许论文被查阅和借阅。本人授权南昌大学可以将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、汇编本学位论文。同时授权北京万方数据股份有限公司和中国学术期刊(光盘版)电子杂志社将本学位论文收录到《中国学位论文全文数据库》和《中国优秀博硕士学位论文全文数据库》中全文发表，并通过网络向社会公众提供信息服务，同意按“章程”规定享受相关权益。

学位论文作者签名(手写): 黄引 | 导师签名(手写): 魏伏国

签字日期: 2016 年 5 月 30 日 | 签字日期: 2016 年 5 月 30 日

论文题目	基于不同调制方式的视觉诱发电位脑机接口研究				
姓 名	黄引	学号	406130713174	论文级别	博士 <input type="checkbox"/> 硕士 <input checked="" type="checkbox"/>
院/系/所	信息工程学院电子系		专业	信息与通信工程	
E_mail	1259474113@qq.com				
备注:	无				

☒ 公开 ☐ 保密 (向校学位办申请获批准为“保密”，____年____月后公开)

摘 要

脑机接口是一座搭建于大脑和外部环境之间的桥梁，通过这座桥梁人可以不经由外围神经肌肉而直接与外界进行通信。随着对脑机接口技术需求人数的增加，脑神经科学和工程技术的日渐成熟，越来越多的机构和科学家致力于脑机接口的研究。在各类脑机接口中，基于稳态视觉诱发电位的脑机接口和基于编码调制的视觉诱发电位脑机接口被研究较多且性能较好，为了进一步提高这两种脑机接口的性能，本文对稳态视觉诱发电位脑机接口和编码调制脑机接口进行深入的研究和探索。

传统的基于稳态视觉诱发电位的脑机接口系统采用频率编码，每个刺激块以不同频率闪烁。由于稳态视觉诱发电位响应频带窄且某些受试者存在盲频，因此呈现的目标数有限。为了解决这个问题，本文研究了频率和相位混合调制的稳态视觉诱发电位脑机接口，在这种调制方式下，同一频率可以以不同相位调制多个目标，大大提高频率利用率，增加刺激目标数。目标识别的方法是对脑电信号做各刺激频率处的快速傅立叶变换，得到的各刺激频率处的傅立叶系数投影至各目标的参考相位，最大投影值所对应的目标即为识别目标。时间窗为 2s 时，受试者的平均目标识别准确率达到 89.30%。

在编码调制脑机接口中，伪随机码的调制性能对识别准确率有很大的影响，为此本文研究了 M 序列、近完美序列、Golay 互补序列三种伪随机序列的调制性能，目标识别算法均采用模板匹配法。研究结果表明，时间窗为一个刺激周期时三种序列的目标识别率分别为 89.71%、94.29%、93.20%。从自相关函数波形来看，与 M 序列相比，近完美序列、Golay 互补序列的峰值更尖锐且整体旁瓣更低，因而这两种序列的调制性能更佳。为了增加刺激目标数同时兼顾识别率和识别速度，本文提出不同编码分组调制方法，并联合多导联脑电信号进行目标识别。在采用近完美序列和 Golay 互补序列调制两组目标的多导联系统中，平均识别率为 92.34%。

关键词：脑机接口；频率和相位混合调制；不同编码分组调制；快速傅立叶变换；模板匹配

ABSTRACT

The brain computer interface (BCI) is a bridge built between the brain and the external environment, one can communicate with the outside world directly via the bridge instead of the peripheral neuromuscular. With the number of people demanding for BCI technology increasing and the maturity of neuroscience and engineering technology, more and more institutions and scientists are working on BCI research. Of all kinds of BCIs, the steady-state visual evoked potential (SSVEP) based BCI and code modulated visual evoked potential based BCI get more attention and better performance, in order to further improve the performance of these two BCIs, the paper carried out depth research and exploration on SSVEP based BCI and code modulated BCI.

In SSVEP based BCI, the target stimulus is generally modulated by frequency. Because the response frequency band of SSVEP is narrow and some subjects have blind frequencies, therefore, the number of targets presented is limited. To solve this problem, we studied frequency and phase mixed coding SSVEP based BCI, by this modulation method, multiple targets can be modulated by the same frequency but different phase, the utilization of frequency is greatly improved, increasing the number of stimulus targets. Targets can be recognized by carrying out fast Fourier transform on EEG at each stimulation frequency, then projecting the Fourier coefficients for each stimulation frequency onto the reference phases of each target, the target with maximum projection value is the target to be identified. When the length of time window is 2s, the average recognition rate of all subjects reached 89.30%.

In code modulated BCI, the modulation performance of pseudo-random code has a direct influence on recognition accuracy rate, so this paper studied the modulation performance of the M sequence, nearly perfect sequence and Golay complementary sequence, template matching algorithm is applied to recognize targets. The results show that when the length of time window is one stimulation cycle, target recognition accuracies of three sequences are 89.71%, 94.29%, 93.20% respectively. According to

ABSTRACT

the autocorrelation function waveforms of three sequences, compared with the M sequence, nearly perfect sequence and Golay complementary sequence have sharper peak and lower overall sidelobes. so the modulation performance of these two sequences is better. In order to increase the number of targets while ensuring recognition accuracy and recognition speed, we propose different codes packet modulation method, and combine multi-channel EEG to recognize target. In the multi-lead system that employs nearly perfect sequence and Golay complementary sequence to modulate two groups of targets, the average recognition accuracy reaches 92.34%.

Key Words: brain-computer interface; frequency and phase mixed modulation; different codes packet modulation; fast fourier transform; template matching

目 录

第一章 绪论	1
1.1 脑机接口的概念及基本结构	1
1.1.1 脑机接口的概念	1
1.1.2 脑机接口的基本结构	1
1.2 基于头皮脑电图信号的脑机接口分类	3
1.2.1 运动想象脑机接口	3
1.2.2 慢皮层电位脑机接口	4
1.2.3 事件相关电位脑机接口	4
1.2.4 视觉诱发脑机接口	5
1.3 脑机接口的研究现状及意义	6
1.3.1 脑机接口的研究现状	6
1.3.2 脑机接口的研究意义	7
1.4 脑机接口研究面临的挑战	7
1.5 本文主要内容	8
第二章 VEP 的产生机制及 BCI 信息调制方式	10
2.1 视觉通道	10
2.2 视觉诱发电位	10
2.2.1 自发脑电	10
2.2.2 视觉诱发电位	11
2.2.3 稳态视觉诱发电位	12
2.3 VEP BCI 信息调制方式	12
2.3.1 t-VEP 脑机接口	13
2.3.2 f-VEP 脑机接口	13
2.3.3 c-VEP 脑机接口	14
2.4 本章小结	14
第三章 基于频率和相位混合调制的 SSVEP BCI	16

3.1 基于频率调制的 SSVEP BCI.....	16
3.2 基于 SSVEP 的 BCI 系统结构.....	16
3.3 基于频率调制的 SSVEP 信号处理算法	17
3.3.1 功率谱密度分析	17
3.3.2 典型相关分析	18
3.4 基于频率和相位混合调制的 SSVEP BCI.....	21
3.5 相位定义	22
3.6 相位解码原理	23
3.7 基于频率和相位混合调制的 SSVEP 信号处理算法	24
3.8 刺激器的设计与实现	25
3.8.1 刺激器的设计	25
3.8.2 刺激器的实现	26
3.9 实验设计与数据采集	27
3.10 实验结果与分析	27
3.10.1 导联位置的选择	28
3.10.2 时间窗的设置	29
3.10.3 识别准确率	30
3.11 本章小结	31
第四章 伪随机码调制的 VEP 脑机接口	32
4.1 伪随机码的介绍	32
4.1.1 M 序列.....	32
4.1.2 近完美序列	33
4.1.3 Golay 互补序列.....	34
4.2 c-VEP 脑机接口系统结构.....	36
4.3 模板匹配法	37
4.4 等邻域原理	38
4.5 刺激器的设计与实现	38
4.6 实验设计与数据获取	40
4.7 实验结果与分析	40

目 录

4.7.1 M 序列、Golay 互补序列和近完美序列的比较	40
4.7.2 识别准确率	41
4.8 本章小结	42
第五章 不同编码分组调制的多导联 VEP 脑机接口	42
5.1 空域滤波器优化算法	43
5.1.1 基于数据统计分析的空域滤波器原理	43
5.1.2 MCC	44
5.2 不同编码分组调制	44
5.3 不同编码分组调制的多导联 c-VEP 分析方法	45
5.4 实验设计	46
5.5 实验结果与分析	46
5.5.1 MCC 与 CCA 的比较	47
5.5.2 识别准确率	47
5.5.3 不同编码分组调制下的目标排列方式	48
5.6 本章小结	49
第六章 总结与展望	51
6.1 本文工作总结	51
6.2 未来工作展望	52
致谢	54
参考文献	55
攻读学位期间的研究成果	58

第一章 绪论

1.1 脑机接口的概念及基本结构

1.1.1 脑机接口的概念

据报道，全球有越来越多的人患有肌萎缩性脊髓侧索硬化症（Amyotrophic Lateral Sclerosis, ALS），脑中风（Brainstem Stroke），脊髓损伤（Spinal Cord Injury, SCI），脑瘫（Cerebral Palsy），肌萎缩（Muscular Dystrophies）等疾病，这些患者的一个共同特点是大脑中枢神经正常但是外围神经肌肉受到不同程度的损伤，导致无法与外界通信。当损坏的神经肌肉通道无法修复时，有三种途径可以使患者恢复与外界通信的功能。第一种是提高剩余肌肉的功能；第二种是绕过损坏的神经节点；最后一种是在人脑和外界之间建立一种新的非神经肌肉通信和控制通道，即脑机接口（Brain-computer Interface, BCI）^[1,2]。

BCI 是一种大脑与外界之间，不依赖于正常的由外围神经和肌肉组成的输出通道的直接通信系统^[3,4]。通过采集、分析脑电信号，BCI 将使用者的意图或想法翻译为外部控制命令，从而实现人与外界连通。BCI 技术涉及多门学科，包括神经生物学、心理学、工程学、数学和计算机科学、信号处理算法和模式识别等。

1.1.2 脑机接口的基本结构

脑机接口系统的基本结构组成包括信号采集、信号处理、设备控制三个模块^[5]。信号采集模块是系统的输入部分，包括脑电极和脑电放大器，脑电极记录脑电活动并将其转化为电信号，脑电放大器对电极帽采集的信号做放大、滤波、A/D 转换等处理；信号处理模块是脑机接口最重要的部分，由特征提取和特征分类组成，特征提取从采集到的信号中提取出大脑特定意愿活动的特征，特征分类对提取到的特征进行分类并将其翻译为控制外部设备的命令；设备控制部分根据信息处理模块转换成的控制命令完成对外部设备的操作，如：假肢，电风扇，计算机等设备。图 1.1 为 BCI 基本系统框图。

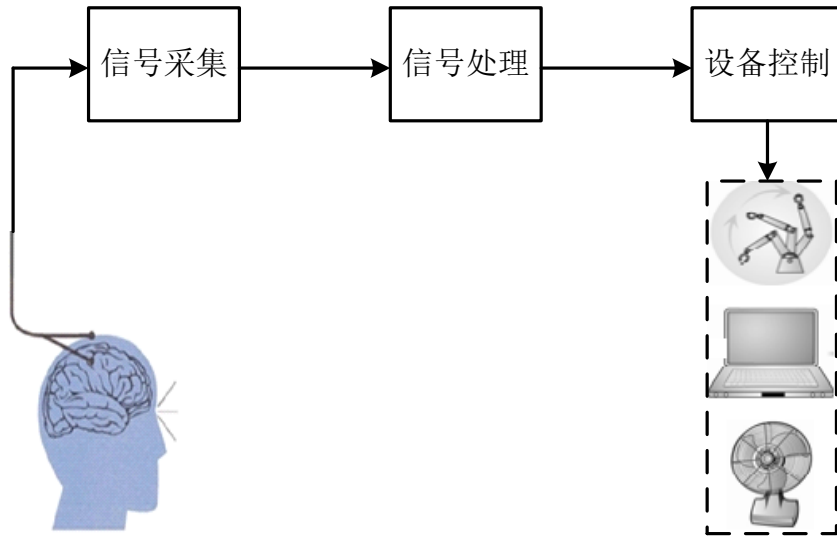


图 1.1 脑机接口基本系统框图

1) 信号采集

信号采集是 BCI 系统的输入模块，信号采集的方式对接下来的信号处理部分有非常重要的影响。脑电信号记录方式根据电极的放置位置分为皮层电极记录、脑膜下电极记录、基于皮层内单神经元记录，即植入式和非植入式，第一种为非植入式，后两种为植入式。由于电极靠近信号源，通过植入式采集到的信号信噪比和空间分辨率较高，不易受眼电、肌电和脑电背景噪声的影响。但是这种方式对使用者有损伤、记录不方便、风险性高，且受到社会伦理的限制，在实际使用中并没有得到广泛推广。皮层电极记录到的信号信噪比和空间分辨率低，易受噪声的干扰。但是这种记录方式无损、安全、操作简单，且设备价格便宜，因此应用较广。

2) 信号处理

信号处理是脑机接口系统的核心部分，其主要作用是运用数字信号处理方法如时域-频域分析方法，空间增强算法，脑电逆问题方法等对脑电信号进行处理并将其翻译为控制命令^[6]。信号处理模块包括信号预处理，特征提取，特征分类三部分。脑电信号非常微弱，信噪比较低，因而在特征提取前需要做预处理，预处理为特征提取做准备。在脑机接口系统中，特征提取算法决定于脑电信号的特点，特征量的提取通常涉及时域、频域和空域。特征提取通常采用快速傅里叶变换（FFT）、小波变换、主分量分析、独立分量分析及共空域模式等方法^[7]。比如基于稳态视觉诱发电位（steady-state, VEP, SSVEP）的字符输入系统就

是利用 FFT 进行频谱分析，获取诱发电位频谱峰值，从而识别实验者所注视的目标。特征分类算法对提取到的特征量进行分类，并将其转换成控制命令，常用的特征分类算法有线性判别分析、支持向量机等。

3) 设备控制

设备控制模块根据控制命令完成对外部设备的操控。根据脑机接口的应用场合不同，控制命令的表现形式不同。外部设备可以是机械假肢，开关，鼠标控制，手机，汽车等等。例如，鼠标控制应用中，控制命令的输出表现为鼠标不同方向的运动。对于一些复杂的外部设备，则要求信号处理模块与外部设备之间建立共同的通信协议，保证系统的稳定性与可操作性。

1.2 基于头皮脑电图信号的脑机接口分类

现有的脑机接口系统中有多种方式可以反应大脑活动信号，如大脑皮层电位图（electrocorticogram, ECoG）^[8]、脑电图（electroencephalogram, EEG）^[9,10]、脑磁图（magnetoencephalogram, MEG）^[11,12]、正电子发射断层成像（positron emission tomography, PET）^[13]和功能磁共振成像（functional magnetic resonance imaging, fMRI）^[14]等。EEG 采集设备操作方便、简单，记录无创，时间分辨率高，所以基于 EEG 的脑机接口系统研究较多。

根据采用的脑电信号模式，基于 EEG 的脑机接口主要分为运动想象脑机接口、慢皮层电位脑机接口、事件相关电位脑机接口、视觉诱发电位脑机接口四种类型，下面对这四种类型脑机接口做简单介绍和分析。

1.2.1 运动想象脑机接口

当人在想象运动或做肢体运动时，大脑的特定区域如颞叶、前顶叶产生的 mu 节律和 beta 节律的能量会发生变化。通过检测这些节律的能量变化，运动想象脑机接口能够识别使用者在想象或者在做什么肢体运动。mu 节律的频带范围在 8Hz 到 12Hz 之间，beta 节律的频带范围在 18Hz 到 25Hz 之间。mu 节律和肢体的感觉运动有密切的关系，肢体的真实运动或想象运动会导致大脑皮层的 mu/beta 节律的事件相关去同步化和同步化（event-related desynchronization/synchronization, ERD/ERS）^[15]。

现有的基于 mu 节律和 beta 节律的运动想象脑机接口一般有两种模式：一种是根据 ERD 的空间分布特性采用机器学习算法来识别使用者的运动想象或实际

的肢体运动状态，另一种是通过反馈训练让使用者能够自主调节 μ 节律和 β 节律的幅度。运动想象脑机接口中采用的脑电信号属于内源性自发脑电，不需要外界的刺激，但是这种脑机接口系统的训练时间较长，并且受试者间的差异较大，有些受试者很难较好的控制该类型的脑机接口，所以系统性能较低。

1.2.2 慢皮层电位脑机接口

在头皮脑电信号中，慢皮层电位频率较低，且电压变化缓慢，其频带范围为 0.1-2Hz，电压偏移发生在 0.5-10 秒的时间内，具有正极化或负极化特征。当大脑的意识活动显著时，大脑皮层的兴奋性增强，皮层慢电位呈负极化，而当意识与行为活动减少时，皮层兴奋性降低，皮层脑电呈正极化^[16]。研究表明经过长时间的反馈训练后，受试者能够自主控制慢皮层电位的幅度大小。德国的 N. Birbaumer 等人为患有帕金森综合征的病人设计了基于慢皮层电位的思想解释器（Thought Translation Device, TTD）系统，通过该系统，患者能够完成基本的文字输入^[17]。由于慢皮层电位脑机接口需要对使用者进行几个月的训练时间，且信息传输率较低，所以很少人研究。

1.2.3 事件相关电位脑机接口

事件相关电位是大脑对某一事件进行信息加工时诱发产生的一系列电活动，P300 是最典型的事件相关电位^[18]。P300 是指使用者受到新奇事件刺激后 300ms 左右大脑顶叶处记录到的正向波峰，事件出现的概率越小，峰值越大，事件出现的概率越大，峰值则越小。P300 脑机接口不需要长期的训练，但是当使用者适应刺激后，P300 的幅度会随之减小^[19]。

视觉刺激、听觉刺激、体感刺激均能诱发 P300，刺激事件由两种或两种以上的由目标刺激事件和非目标刺激事件组成的刺激序列。受试者对目标刺激事件做出响应，对于非目标刺激事件不做出响应。P300 与目标刺激的出现时刻是时间锁定或相位锁定关系，因此在目标刺激出现时刻对记录到的脑电信号做相干平均能够增强 P300，在非目标刺激出现时刻对记录到的脑电信号做平均叠加则会去除 P300。

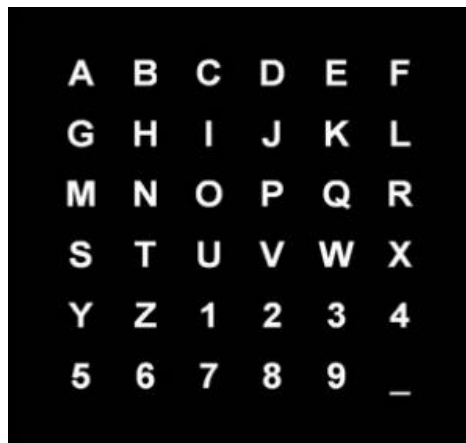


图 1.2 基于 P300 的字符输入系统的刺激界面

图 1.2 为一个基于 P300 脑机接口的字符输入系统的刺激界面，各字符以 6×6 矩阵排列，该矩阵按行或按列依次闪烁。当检测到 P300 所在的行和列，使用者想要输入的字符就能被确定。P300 脑机接口所需训练时间短，系统结构简单，但是需要借助外界的刺激。

1.2.4 视觉诱发脑机接口

视觉诱发电位是指使用者的眼球受到视觉刺激后大脑视觉皮层对刺激响应。视觉刺激器的刺激方式有闪烁刺激、颜色交替以及图形翻转等，视野中心的刺激诱发的视觉诱发电位幅度较大，而边缘刺激产生的视觉诱发电位幅度较小，此外当使用者注意力集中地注视某一刺激目标时，该刺激目标产生的视觉诱发电位幅度增大^[20]。因此使用者可以通过转移目光或注意力来选择刺激目标，通过对脑电信号进行分析，视觉诱发电位脑机接口系统能够识别使用者选择的刺激目标。

视觉诱发电位脑机接口有三种调制方式：时间调制、频率调制和伪随机码调制，在频率调制方式中，还可以结合相位对刺激块混合调制。当使用者受到频率小于 6Hz 的闪烁块刺激时，产生的视觉诱发电位为瞬态视觉诱发电位 (Visual Evoked Potential, TSVEP)，当受到频率大于 6Hz 的闪烁块刺激时，产生的视觉诱发电位为稳态视觉诱发电位 (Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP)。

视觉诱发电位脑机接口由于具有系统结构简单、训练时间短、识别准确率和信息传输率高等优点，近年来成为研究热点。清华大学的程明等人利用 SSVEP 设计实现了电话拨号系统与光标控制系统。如图 1.3 所示的是 Han-Jeong Hwang

等人设计的基于 SSVEP 脑机接口的全键盘字符输入系统的刺激界面，该系统的目标数较多，且字符传输率为 $9.39/\text{min}^{[21]}$ 。

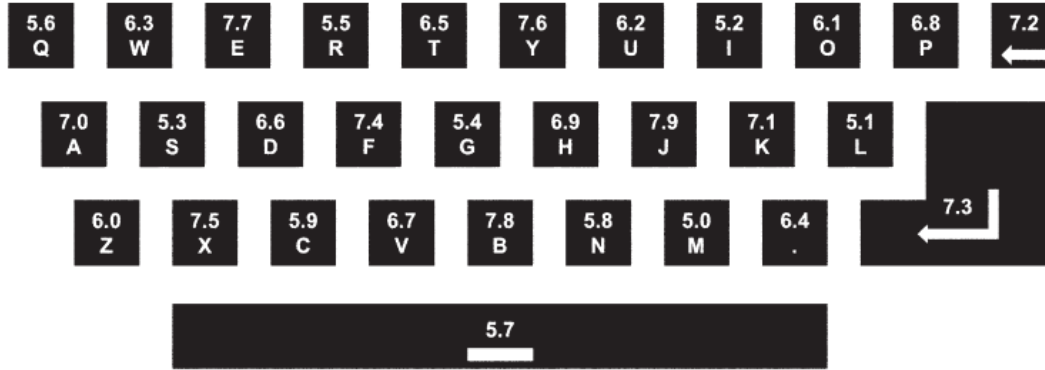


图 1.3 基于 SSVEP 脑机接口的字符输入系统的刺激界面

1.3 脑机接口的研究现状及意义

1.3.1 脑机接口的研究现状

在过去 20 多年中，国内外已经有越来越多的研究人员致力于 BCI 研究。美国 Wadsworth 中心长期致力于基于运动想象的 BCI 研究，使用 EEG 信号控制计算机光标在屏幕上进行一维与多维运动^[22-24]。奥地利 Graz 大学 Pfurtscheller 教授的实验室进行了一系列基于 ERD 的 BCI 研究，并实现了 Graz I 和 Graz II 两个有代表性的 BCI 系统^[25]。德国 Tübingen 大学的 Birbaumer 等人研究了使用慢皮层电位作为 BCI 的特征信号，并实现了思想转换装置（Thought Translation Device, TTD）^[17]。他们近几年的工作转移到 BCI 在残疾人运动恢复中的应用研究^[26]。新加坡信息通信研究院 Guan 教授的课题组，在 BCI 特征提取方法和模式识别算法开发方面做了许多有意义的工作^[27,28]。

我国的 BCI 研究有 10 余年的历史。清华大学是国内最早从事 BCI 研究的单位，由高上凯和高小榕教授先后领导的课题组对 BCI 研究做出了突出的贡献。他们在基于视觉诱发电位（Visual Evoked Potentials, VEP）的 BCI 研究中取得了一系列重要的研究成果，在信息传输率和分类识别率方面处于国际领先地位^[29]。华南理工大学李远清教授的课题组，在混合 BCI 研究中做了许多卓有成效的工作。他们结合 μ 节律和 P300 电位实现了光标的二维平滑运动，在此基础上通过滤除大量不感兴趣的网页，成功地实现了网上冲浪^[30]。电子科技大学尧德中

教授的课题组，在基于运动想象和基于 SSVEP 的 BCI 研究中做了许多重要的工作。他们通过张量分解的方法建立了一个人类运动预测模型，对真实世界的位置数据取得了很高的预测精度^[31]。此外，浙江大学、上海交通大学、天津大学、国防科技大学、北京师范大学以及中南民族大学等单位也做了许多重要的工作。

1.3.2 脑机接口的研究意义

BCI 的研究有多重研究意义。首先在理论方面，BCI 技术涉及多个学科，因此 BCI 技术的研究能够促进所涉及的学科如神经工程学、心理学、计算机技术和信号处理理论的交叉融合；在生物医学工程方面，BCI 技术能够为那些大脑正常但外围神经肌肉损坏的患者提供与外界通信的通道，从而改善他们的生活质量，减轻社会的负担；在军事领域方面，BCI 技术能够用于辅助控制军事设备，实现脑控军事设备；在生活娱乐方面，BCI 技术能够为身体健康地人提供新的生活和娱乐方式，进一步丰富人们的生活。BCI 的研究不仅能够促进信息科学和生物医学工程的理论发展，而且其成果可直接应用于残疾患者和正常人的日常生活，具有重要的科学价值和实际意义。

1.4 脑机接口研究面临的挑战

经过近几十年的发展，BCI 研究已经获得了越来越多的研究工作者的关注，并取得了很多研究成果。BCI 研究的最终目的是实现实用化产品，但是距离最终目的还有很长一段距离。在从研究阶段跨越到实用阶段的过程中，BCI 研究还有很多问题需要解决。

1) 系统性能

在脑机接口中，衡量系统性能的两个主要参数是目标识别准确率和信息传输率。脑机接口的目的是通过分析脑电信号解读使用者的意图或想法，准确率是指命令识别正确的数目与总的命令数目之比，信息传输率是指单位时间内信息传输量，与识别准确率和总命令数有关。据了解，目前的脑机接口系统还无法达到百分百正确率，与实用化的要求还有一定的差距。在不考虑使用者的情况下，系统性能与脑电信号记录方式、信息调制方式、信号处理算法有密切关联，改善脑电信号记录方式和信息调制方式能够提高脑电信号的信噪比，而改进信号处理算法能够大幅提高准确率和信息传输率。

2) 个体差异

相同条件下，不同使用者在同一个系统中的实际效果可能会有较大差异。例如在运动想象脑机接口系统中，不同受试者的 μ 节律和 β 节律的频带范围并不相同，当滤波器的通带不变时，有些受试者的实验效果很好，而有些受试者的试验效果则很差。除此之外，对于同一个受试者，使用者的某些参数也会随着时间的改变而改变。在改进算法之余，由于不同个体之间的参数存在差异和使用者的参数会发生改变，因此在使用之前，需要对哪些因人而异的参数如导联选择、时间窗的设置、滤波器的通带范围等进行优化设置。

3) 异步脑机接口系统的实现

目前研究的脑机接口均为同步脑机接口系统，即受试者需要在特定的时间内产生特定的思维活动。然而在长期连续在线的场合中，使用者有两种状态：工作状态和休闲状态，在休闲状态下，使用者不进行任何操作，工作状态下，使用者产生思维活动并对外部设备进行操控。在同步系统中，系统无法判别使用者的休闲状态和工作状态，当使用者处于休闲状态，系统仍然会解读脑电信号并发出控制命令。因此在实现实用化产品过程中，脑机接口的研究需要解决如何采取有效的信号处理算法来区分工作状态和休闲状态，实现异步脑机接口系统。

1.5 本文主要内容

在各类脑机接口中，基于 SSVEP 和基于 c-VEP 的脑机接口是性能较高的两种。为了进一步提高这两种脑机接口的性能，本文对基于 LCD 的 SSVEP 脑机接口做了两个方面的改进：第一个是在刺激频率的产生方式上，采用近似方法实现刷新率一半以下的任何一个频率，从而摆脱显示器刷新率的限制；第二个是研究了基于频率和相位混合调制的 SSVEP 脑机接口，对这种类型的脑机接口的原理、信号处理算法、导联位置的选择和时间窗的设置做了深入的研究。对基于 c-VEP 的脑机接口实现了三个方面的突破：第一个是对三种伪随机码的调制性能做了研究和比较；第二个是研究了不同编码分组调制的 c-VEP 脑机接口；第三个是基于模板匹配法，研究了多导联 c-VEP 信号处理算法。本文的主要内容如下：

第一章 详细介绍了脑机接口的定义与系统构成和几种基于脑电图信号的

脑机接口系统，最后阐述了脑机接口的研究现状及意义和当前脑机接口研究所面临的挑战。

第二章 主要介绍了 VEP 产生的生理机制、VEP 的概念和三种调制方式的 VEP 脑机接口。视觉通路是 VEP 的生理基础，基于此介绍了视觉通路的基本结构；其次介绍了瞬态视觉诱发电位和稳态视觉诱发电位的概念，并描述了这两种视觉诱发电位的特点；最后介绍了 t-VEP、f-VEP 和 c-VEP 三种调制方式的脑机接口的概念和各自的目标识别原理。

第三章 介绍了基于频率调制的 SSVEP 脑机接口和两种频率调制的 SSVEP 信号处理算法，即 PSDA 和 CCA，并分析和比较了这两种方法的特点和性能。在此基础上，研究了基于频率和相位混合调制的 SSVEP 脑机接口，首先介绍了基于频率和相位调制的 SSVEP 的概念、相位定义、相位解码原理、频率和相位混合调制的信号处理算法；然后通过实际的实验分析和比较了频率调制及相位和频率混合调制两种情况下的实验结果，并研究了导联选择、时间窗的设置对实验结果的影响。

第四章 研究了 c-VEP 脑机接口的性能。首先介绍了 c-VEP 脑机接口的基本结构、M 序列、近完美序列和 Golay 互补序列三种伪随机码。根据 c-VEP 的特点选择模板匹配法为信号处理算法，最后通过实验结果比较和分析了三种伪随机码的自相关函数波形特点和调制性能。

第五章 针对目前 c-VEP 脑机接口的一些缺陷，对系统做了两个方面的优化。第一个是用多导联数据取代双极性导联，多导联数据在模板匹配前先用空域滤波器融合为单导联数据，空域滤波器优化算法采用两种方法：MCC 和 CCA；第二个是提出不同编码分组调制方法，并通过实验验证这种调制方法的有效性。

第六章 对本文工作做了全面系统的总结，结合当前脑机接口的发展趋势及其应用前景，明确本课题未来的研究方向并部署了接下来的工作内容，使脑机接口技术能够尽早服务于人类和社会。

第二章 VEP 的产生机制及 BCI 信息调制方式

2.1 视觉通道

视觉通道是大脑接受外部世界视觉信息的通道，外部视觉信息传递至大脑主要通过三条视觉信息通路，即视觉的感觉传递通路、视觉的运动传递通路和视觉的调制生物节律通路。视觉的感觉传递通路的功能是将视网膜感受到的视觉信息经视神经、视交叉、视束、外侧膝状体及视觉皮层形成视觉。眼球的运动由视束的一小部分分支通过中脑的上丘和顶盖前区发出的纤维支配。视觉的运动传递通路通过丘脑枕交换神经元后把信息传递到视觉皮层。视交叉上核由视神经束的更小部分分支入下丘脑发出的纤维支配，其中视觉的感觉传递通路是视觉信息加工的主要通路，是形成视知觉的基本结构^[32]。

眼球是接受视觉信息的感受器。投射到视网膜上的光学像分别对分布于视网膜上的感光元素产生刺激。视网膜所产生的信息通过神经节细胞穿过三个结构传递至脑干。这个传递过程通常称为离视网膜投射。这个离视网膜投射的组成部分依次为视神经、视交叉、视束，如图 2.1 所示。来自双眼的视神经在视交叉处进行部分交叉。来自视网膜鼻侧的轴突互相交叉至对侧。通过视交叉后，来自左半视野的所有信息均被导入大脑的右侧。

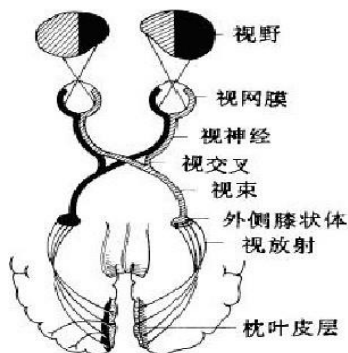


图 2.1 视觉通道

2.2 视觉诱发电位

2.2.1 自发脑电

EEG 信号是由大量神经元放电活动中的突触后电位引起的细胞外场电位经

过脑脊液、颅骨、头皮的传输后被电极记录的信号^[33]。

大脑皮层 EEG 信号的频率范围在 0.1-100Hz，信号幅度大小在 50-100 μ V。从心理生理学角度 EEG 信号可分成五种节律：0.1-3.5Hz 的 δ 节律，4-7.5Hz 的 θ 节律，8-13Hz 的 α 节律，14-30Hz 的 β 节律和 30Hz 以上的 γ 节律^[33]。其中 α 节律的幅度范围为 25-75 μ V，在顶枕区域最为明显，双侧差不多同步。 α 节律被认为反映了大脑视觉皮层的状态。人在闭眼时候视觉皮层处于空闲的状态，此时在枕区可以记录到显著的 α 节律，然而睁眼时会发生 α 节律阻断的现象。

2.2.2 视觉诱发电位

诱发电位是指对外围感觉系统，如感觉神经、感觉器官、感觉通路等进行刺激时，在大脑中任何区域引起的可测量的电位变化。与自发脑电不同，诱发电位是大脑在外界刺激下产生的，这种刺激包括视觉刺激、声音刺激以及感觉刺激。

当人的眼睛受到视觉刺激时，大脑的视觉皮层会产生视觉诱发电位（Visual Evoked Potential, VEP）。VEP 是大脑视觉皮层对视觉刺激产生的响应，反映了整个视觉通路输出的特征。

当视觉刺激的频率小于 6Hz 时，产生的视觉诱发电位是瞬态视觉诱发电位，其波形包含 N75、P100 和 N145 成分^[34]。如图 2.2（a）所示，N75 为受到刺激 75ms 后的波谷，P100 为受到刺激 100ms 后的波峰，N145 为受到刺激 100ms 后的波峰。当视觉刺激的频率大于 6Hz 时，产生的视觉诱发电位是稳态视觉诱发电位。如图 2.2（c）所示，稳态视觉诱发电位的波形类似正弦波。图 2.2（b）显示的是介于瞬态视觉诱发电位和稳态视觉诱发电位之间的视觉诱发电位波形。

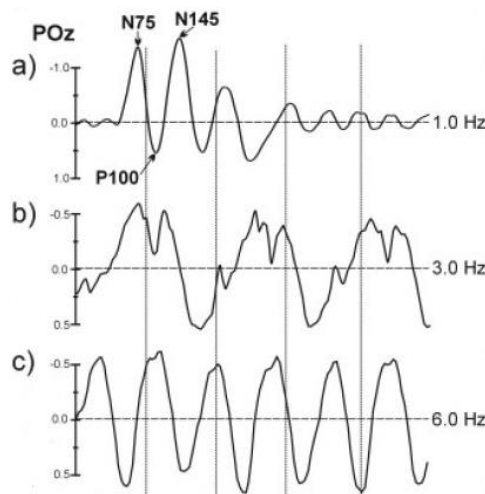


图 2.2 视觉诱发电位波形图

2.2.3 稳态视觉诱发电位

当视觉刺激频率较高（大于 6Hz），刺激的间隔时间短于 VEP 时程，每次刺激引起的响应相互混叠，形成节律性正弦样波的 VEP，这样记录到的 VEP 被称为稳态视觉诱发电位（Steady State Visual Evoked Potential, SSVEP）^[35]。

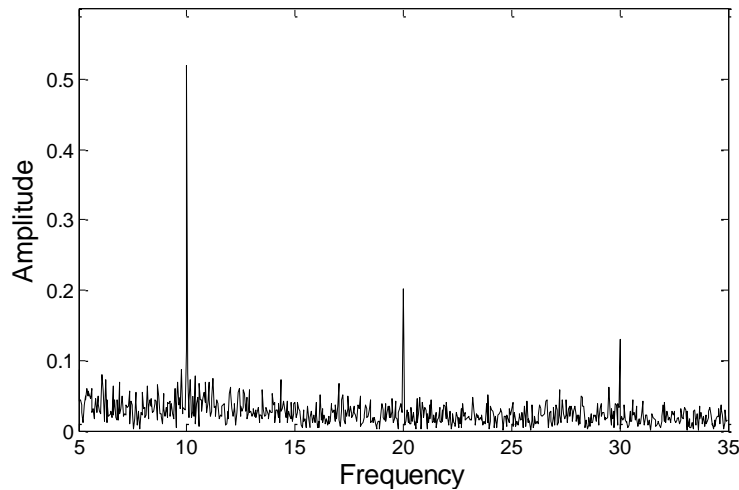


图 2.3 10Hz 频率诱发的 SSVEP 频谱图

SSVEP 具有明显的周期性特征，其频谱包含着一系列与其刺激频率成整数倍的频率成分，这种频率跟随的现象也被称为 SSVEP 的节律同化。如图 2.3 是刺激频率为 10Hz 诱发的 SSVEP 频谱图，从图中我们可以看出，10Hz、20Hz 和 30Hz 处都有明显的峰值，且基频 10Hz 处的峰值明显高于二、三次谐波。SSVEP 的幅度、相位以及其潜伏期等特征还受很多因素的影响，例如刺激频率、对比度、调制深度以及刺激亮度等视觉刺激参数的影响，且与受试者的个性差异有关。

2.3 VEP BCI 信息调制方式

在 VEP BCI 中，视觉刺激器包含多个刺激方块，每个刺激方块诱发的脑电波形各不相同。因此当受试者通过目光转移来选择某一个目标时，由于视觉系统的中心放大原理，空间视野中央的目标所诱发的 VEP 最大，对脑电信号进行分析，识别出使用者所注视的目标，从而实现对外部设备的控制。

大多数视觉刺激器都采用方波进行调制，即只有亮和暗两种状态，因此可以采用二进制序列来对刺激器进行描述。众所周知，VEP BCI 是一种诱发型的

BCI 系统，诱发电位的特性受视觉刺激的设计的影响，也就是说诱发电位的特性是受刺激序列决定的影响。刺激序列与诱发电位的关系可以采用传输模型来描述，在这个模型中，刺激序列作为系统的输入，诱发电位为系统的输出，人的视觉系统和大脑就是传输通道，如图2.4所示^[36]。按照刺激序列的调制方式，VEP BCI可以分为三类：时间调制视觉诱发电位脑-机接口系统（time modulation VEP BCI, t-VEP BCI），频率调制视觉诱发电位脑-机接口系统（frequency modulation VEP BCI, f-VEP BCI），伪随机编码调制视觉诱发电位脑-机接口系统（pseudorandom code modulation VEP BCI, c-VEP BCI）。



图 2.4 刺激序列与诱发电位模型

2.3.1 t-VEP 脑机接口

在t-VEP BCI中，不同的目标的闪烁时刻不一样，或者各个目标的闪烁时刻互相独立，在任意一个时刻只有一个目标在闪烁。当t-VEP BCI采用显示器来实现时，其各个目标排布在显示器的不同空间位置上。构造t-VEP BCI的闪烁序列有多种方法，其中一种方法是通过严格的设计，使得各个目标的闪烁时刻完全不重叠，并保证一定的闪烁间隔。由于t-VEP的识别必须准确的知道各个目标的闪烁时刻，因此刺激和脑电数据的记录需要保持严格同步。

视觉诱发电位与闪烁时刻是相位锁定或时间锁定关系。因此在刺激出现后，固定时刻会出现诱发电位。按照注视目标的闪烁时刻对脑电信号进行分段叠加，能够抵消噪声成分，增大信号成分，但是如果按照非注视目标的闪烁时刻进行叠加，则会抑制信号成分，因此可以通过VEP波形来识别BCI使用者所注视的目标。

2.3.2 f-VEP 脑机接口

在f-VEP BCI中，不同的目标闪烁频率不一样，每个序列占有一个独立的频率。f-VEP BCI的刺激频率一般大于6Hz，它所产生的VEP类似正弦，呈稳定态，

因此也叫做SSVEP。f-VEP BCI一般采用显示器或LED发光块作为刺激源，当采用LED发光块作为刺激源时，刺激频率的产生是通过对晶振的频率进行整数倍分频，例如对于一个50MHz的有源晶振，要产生10Hz的刺激频率可以对晶振做5000分频；当采用LCD发光块作为刺激源时，刺激频率的产生通过对显示器的刷新率进行整数分频，例如对于一个60Hz刷新率的显示器，要产生10Hz的刺激频率，需要对刷新率做6倍分频。由于显示器的刷新率较小，因此对显示器的刷新率做整数分频这种方法产生的频率非常有限。

f-VEP BCI的各个目标一般以不同的频率闪烁，由于不同频率闪烁的刺激诱发的SSVEP的频谱包含一系列与刺激频率成整数倍关系的频率成分，其中以基频成分幅度最大，因此可以通过分析脑电信号的频率成分来识别出使用者所注视的目标。

在f-VEP BCI中，刺激块除了可以采用频率调制，还可以采用相位调制或频率和相位混合调制。在相位调制中，刺激块的刺激频率相同但是相位不同，在频率和相位混合调制中，刺激块采用不同的频率调制，相同频率下采用不同的相位对不同的目标调制。本文第三章将对频率和相位调制的BCI做详细的研究。

2.3.3 c-VEP 脑机接口

c-VEP BCI用一组相同长度的二进制伪随机序列对刺激块进行调制。当某一种序列与其时间位移序列正交或近似正交时，可以采用该序列和其时间位移序列对各个目标进行调制。伪随机序列用于诱发电位的提取的原理是基于系统辨识，利用伪随机序列取代单脉冲作为刺激，并通过解卷积算法求出系统的冲击响应，即要检测的诱发电位。

与f-VEP BCI不同的是，c-VEP BCI的目标识别是通过将实验数据与各目标的模板进行匹配，与之相关值最大所对应的目标即为受试者注视的目标，在实验之前需先获取各目标的模板。第四章对c-VEP BCI将做系统的介绍和研究。

2.4 本章小结

本章介绍了三点。第一点：视觉通路作为 VEP 信号的生理基础，本章简单介绍了视觉传递通路；第二点：从是否需要外界刺激角度来分类，脑电信号分为自发脑电和诱发脑电，2.1 节详细介绍了自发脑电和诱发脑电的特点和产生方式，同时对瞬态视觉诱发电位和稳态诱发电位的概念、波形及稳态视觉诱发电

位的频谱做了简单介绍和分析。第三点：叙述了 t-VEP、f-VEP、c-VEP 三种调制方式的 VEP 脑机接口的概念、调制原理、目标识别原理，其中 f-VEP、c-VEP 脑机接口是本文的研究重点。

第三章 基于频率和相位混合调制的 SSVEP BCI

3.1 基于频率调制的 SSVEP BCI

基于 SSVEP 的脑机接口系统传统上使用频率作为信息调制载体。在这种类型的脑机接口系统中，刺激面板上的多个闪光按钮以大于 6Hz 的不同频率闪烁。受试者通过注视刺激面板上的不同闪光按钮来传达使用者的不同指令。通过检测使用者的脑电波，在频域内分析刺激目标闪烁频率或其倍频处的成分，可以解读受试者藉由脑机接口传达的指令，从而实现对外部设备的控制。由于其在实验前不需要经过复杂的训练且 SSVEP 信号特征提取相对简单等优点，基于 SSVEP 的脑机接口系统在研究领域很受欢迎。

3.2 基于 SSVEP 的 BCI 系统结构

基于 SSVEP 的 BCI 系统一般包括视觉刺激器、数据获取、频率检测和外部设备。视觉刺激器的各个刺激块以互不相同的频率闪烁。数据获取模块完成数据的采集和脑电信号的预处理，数据采集通过脑电放大器实现，脑电信号预处理负责去除脑电信号中的噪声和工频干扰等，以便后续的特征提取和分类。频率检测部分分析脑电信号的频率成分，进而识别受试者所注视的目标，并将其转化为对外部设备的控制命令。当受试者注视视觉刺激器的某个目标时，所注视的目标诱发相应的 SSVEP，通过检测 SSVEP 的频率成分识别出受试者注视的目标，从而实现受试者和外部环境的交流和控制，图 3.1 为典型的基于频率调制的 SSVEP BCI 系统结构图。

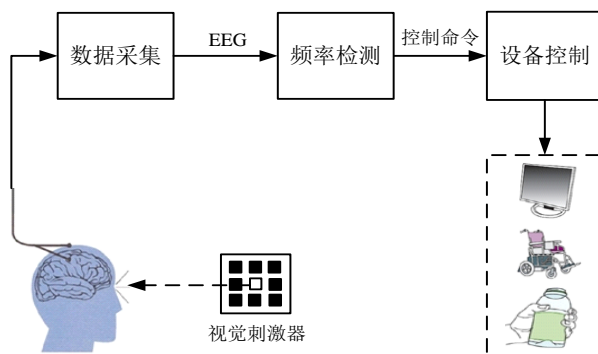


图 3.1 基于频率调制的 SSVEP BCI 的系统结构

3.3 基于频率调制的 SSVEP 信号处理算法

在基于频率调制的 SSVEP 脑机接口中，频率检测算法应用较多的是功率谱密度分析（power spectral density analysis, PSDA）和典型相关分析（canonical correlation analysis, CCA），PSDA 的原理是根据脑电信号频域各频率处的幅度大小来识别受试者注视的目标，CCA 的原理是根据脑电信号与各频率的参考信号的相关值大小来识别受试者注视的目标。

3.3.1 功率谱密度分析

PSDA 算法的流程是通过离散傅立叶变换将脑电放大器记录到的脑电信号从时域变换至频域，然后根据帕萨瓦尔定理计算脑电信号的功率谱密度，由各刺激频率处的信噪比大小可以识别受试者注视的目标。

脑电极采集的连续信号经过脑电放大器的 A/D 转换处理变为时域离散信号，对于时域离散信号，通过离散时间傅里叶变换（discrete-time Fourier transformation, DTFT）可以将其从时域变换至频域，如式（3.1）所示：

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)e^{-j\omega n} \quad (3.1)$$

由式（3.1）可知， $X(e^{j\omega})$ 是一个周期为 $2\pi/\omega$ 的连续信号。而我们需要的是频域内离散的信号，因此对频域内的信号采样，如式（3.2）所示：

$$X(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi}{N}k} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3.2)$$

由式（3.2）可以发现，离散傅里叶级数（discrete Fourier series, DFS）为周期离散信号。对于某一数据片段 $x(n)$ ，其 N 点离散傅立叶正反变换如式（3.3）和（3.4）所示：

$$X(k) = DFT[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3.3)$$

$$x(n) = IDFT[X(k)] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k)e^{j\frac{2\pi}{N}nk} \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (3.4)$$

由式（3.3）可知， $x(n)$ 的 N 点离散傅里叶变换需要 $N(N-1)$ 次的复数加法和 N^2 次复数乘法，计算量非常巨大，所需的运算时间长，无法应用于实时处

理。快速傅里叶变换（FFT）方法能将运算复杂度从 N^2 降至 $N/2\log_2 N$ ，大大减少了运算的时间^[20]。因此可以采用 FFT 来简化运算，进而降低运算时间。

$x(n)$ 变换至频域后，根据帕萨瓦尔定理计算 $x(n)$ 的功率谱密度。

$$P(k) = \frac{1}{N} |X(k)|^2, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3.5)$$

根据各刺激频率处的信噪比大小可以对目标进行识别，某一刺激频率处的信噪比指的是该频率处的功率谱密度与其周围 n 个频率点上的功率谱密度均值之比。图 3.2 为某一受试者的脑电信号经过 PSDA 处理后的频谱图，由图可知脑电信号在 6Hz 处的幅值最大，因此受试者注视的目标是刺激频率为 6Hz 的目标。

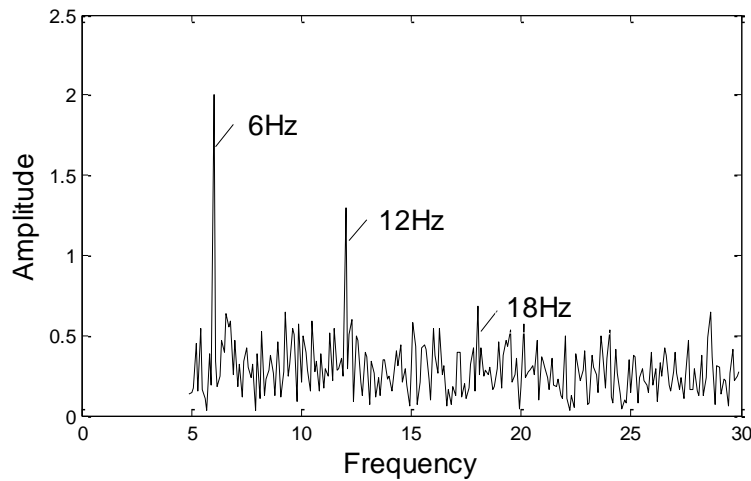


图 3.2 PSDA 特征提取方法提取图

3.3.2 典型相关分析

典型相关分析（Canonical Correlation analysis, CCA）方法的原理是通过寻找两个线性组合，使得两组多维向量通过此线性组合后其相关值最大^[36]。假设两组多维变量 X 和 Y ，分别寻找权向量 W_x 和 W_y ，使 X 和 Y 经过权向量 W_x 、 W_y 加权后，两个典型变量 $x=X^T W_x$ 和 $y=Y^T W_y$ 在式（3.6）两个约束条件下的相关值最大。

$$E[xx^T] = E[W_x^T X X^T W_x] = 1, \quad E[yy^T] = E[W_y^T Y Y^T W_y] = 1 \quad (3.6)$$

最大相关值 ρ 的计算公式为：

$$\begin{aligned}\max_{W_x W_y} \rho(x, y) &= \frac{E[x^T y]}{\sqrt{E[x^T x]E[y^T y]}} \\ &= \frac{E(W_x^T X Y^T W_y)}{\sqrt{E(W_x^T X X^T W_y)E(W_y^T Y Y^T W_y)}}\end{aligned}\quad (3.7)$$

该优化问题可以通过构建式 (3.8) 的拉格朗日算子解决：

$$E[W_x^T X Y^T W_y] - \frac{1}{2} \lambda_1 E[W_x^T X X^T W_x] - \frac{1}{2} \lambda_2 E[W_y^T Y Y^T W_y] \quad (3.8)$$

通过对权向量 W_x 和 W_y 求导和两个约束条件可得：

$$C_{xx}^{-1} C_{xy} C_{yy}^{-1} C_{yx} W_x = \rho^2 W_x \quad (3.9)$$

$$C_{yy}^{-1} C_{yx} C_{xx}^{-1} C_{xy} W_y = \rho^2 W_y \quad (3.10)$$

其中 C_{xx} 为 X 的自相关矩阵， C_{yy} 为 Y 的自相关矩阵， C_{xy} 为 X 和 Y 的互相关矩阵。由此 CCA 问题可以通过式 (3.11) 的特征值分解方法解决：

$$A = \begin{pmatrix} 0 & C_{XY} \\ C_{YX} & 0 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} C_{XX} & 0 \\ 0 & C_{YY} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

当 CCA 应用于频率调制的 SSVEP 脑机接口时， X 多导联脑电信号， Y 为参考信号，其由刺激频率 f 及其谐波处的正余弦信号组成，如式 (3.12) 所示：

$$Y_f = (\sin(2\pi ft), \cos(2\pi ft), K \sin(2\pi Nft), \cos(2\pi Nft)) \quad (3.12)$$

式 (3.12) 中的 N 为谐波次数。CCA 方法通过寻求权向量 W_x 和 W_y 使得典型变量 x 和 y 的相关值最大。

典型变量 x 为根据记录到的多导联脑电信号 X 估算的 SSVEP 源信号，典型变量 y 为根据参考信号 Y 估算的 SSVEP 源信号。权向量 W_x 中的值为各脑电导联的权重，若权值的绝对值大，则表明该导联对 SSVEP 源信号的贡献大，若权值的绝对值小，则表明该导联对源信号的贡献小；权向量 W_y 中的值为参考信号中的正弦信号和余弦信号的权重。图 3.3 为受试者的实验数据在 CCA 处理后，

典型变量 x 和 y 的功率谱图，从图中可以看出 x 和 y 均在频率为 10.5Hz 处有最大峰值，此外，二倍频成分比较明显。

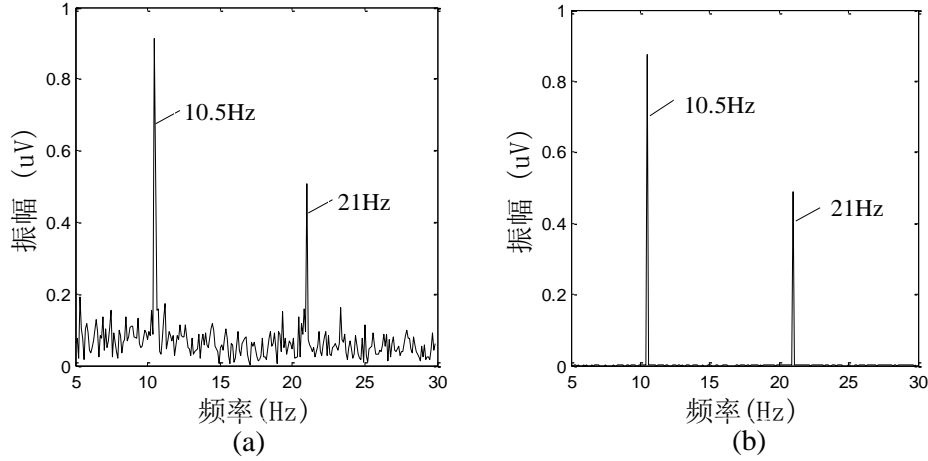


图 3.3 (a) 典型变量 x 的功率谱图；(b) 典型变量 y 的功率谱图。

在目标总数为 K 的基于频率调制的 SSVEP BCI 系统中，设各刺激块的刺激频率为 f_1, f_2, \dots, f_k ，则各刺激频率对应的参考信号为 $Y_{f_1}, Y_{f_2}, \dots, Y_{f_k}$ 。将多导联信号 X 分别与各刺激频率的参考信号做 CCA 运算，求出脑电信号与每个刺激目标对应的参考信号的相关值，最大相关值所对应的目标即为识别目标，如图 3.4 所示。

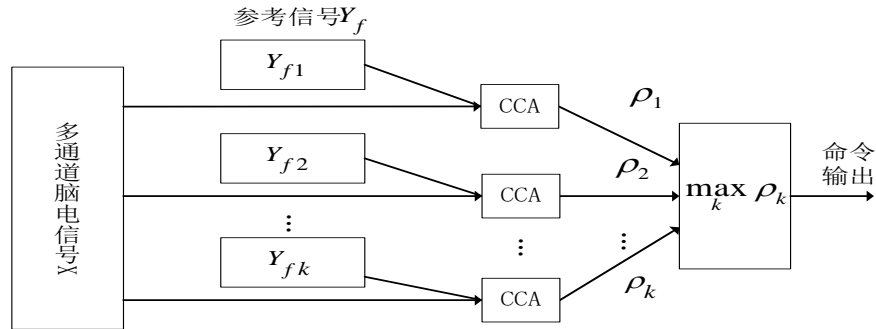


图 3.4 基于 CCA 的频率调制 SSVEP 处理流程图

通常情况下，CCA 算法的性能比 PSDA 的性能更好，这主要是因为 CCA 算法处理的是多导联信号，PSDA 处理的是单导联信号，多导联包含的有效信息比单导联更多，并且 CCA 算法能够根据导联对 SSVEP 源信号的贡献大小对各导联自动加权，提高信噪比。图 3.5 为同一受试者注视闪烁频率为 10Hz 的刺激快时的脑电数据分别经过 CCA 算法和 PSDA 算法处理后所得的频谱图。由图 3.5

可以看出,在采用 CCA 方法的频谱图中,基频处峰值很明显,且峰值附近的干扰噪声幅度值也明显小于采用 PSDA 方法的频谱。

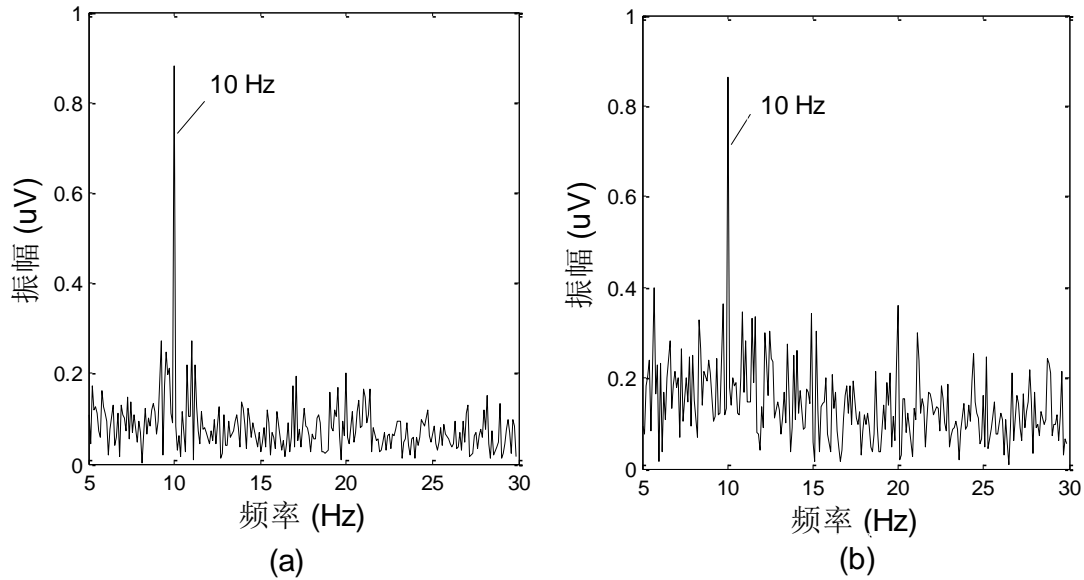


图 3.5 (a) CCA 方法频谱图; (b) PSDA 方法频谱图

3.4 基于频率和相位混合调制的 SSVEP BCI

传统的基于 SSVEP 的 BCI 系统采用频率编码,每个刺激块以不同频率闪烁,根据枕部区域的 EEG 信号的幅度特征识别被选择的目标。然而 SSVEP 的响应频带很窄,并且受试者在某些频率处诱发的 SSVEP 信号弱,如图 3.6 为两名受试者分别注视频率为 6Hz 和 15.5Hz 的刺激块时的脑电信号在 CCA 算法处理后的频谱图,3.6 (a) 为一名受试者在 6Hz 和 15.5Hz 处的脑电信号频谱图,3.6 (b) 为另一名受试者在 6Hz 和 15.5Hz 处的脑电信号频谱图。从图中可知,这两个受试者的脑电信号幅度谱,在这两个频率之间具有明显的差别,其中一名受试者在 6Hz 频率下,脑电信号在刺激频率处幅度较大,其它频率成分的幅度很小,在 15.5Hz 处 SSVEP 响应很弱,另一名受试者情况则相反。因此对于在脑机接口使用者输入、编辑文字,或上网浏览、收发电子邮件等场合,需要的刺激方块数较多,基于频率调制的 SSVEP BCI 系统所能呈现的目标数满足不了实际需求。为了提高频率利用率,本文研究了基于频率和相位混合调制的稳态视觉诱发电

位脑机接口，在这种脑机接口系统中，同一频率可以用来调制多个目标，但是调制频率相同的刺激块的调制相位互不相同，从而大幅提高系统的编码目标数。

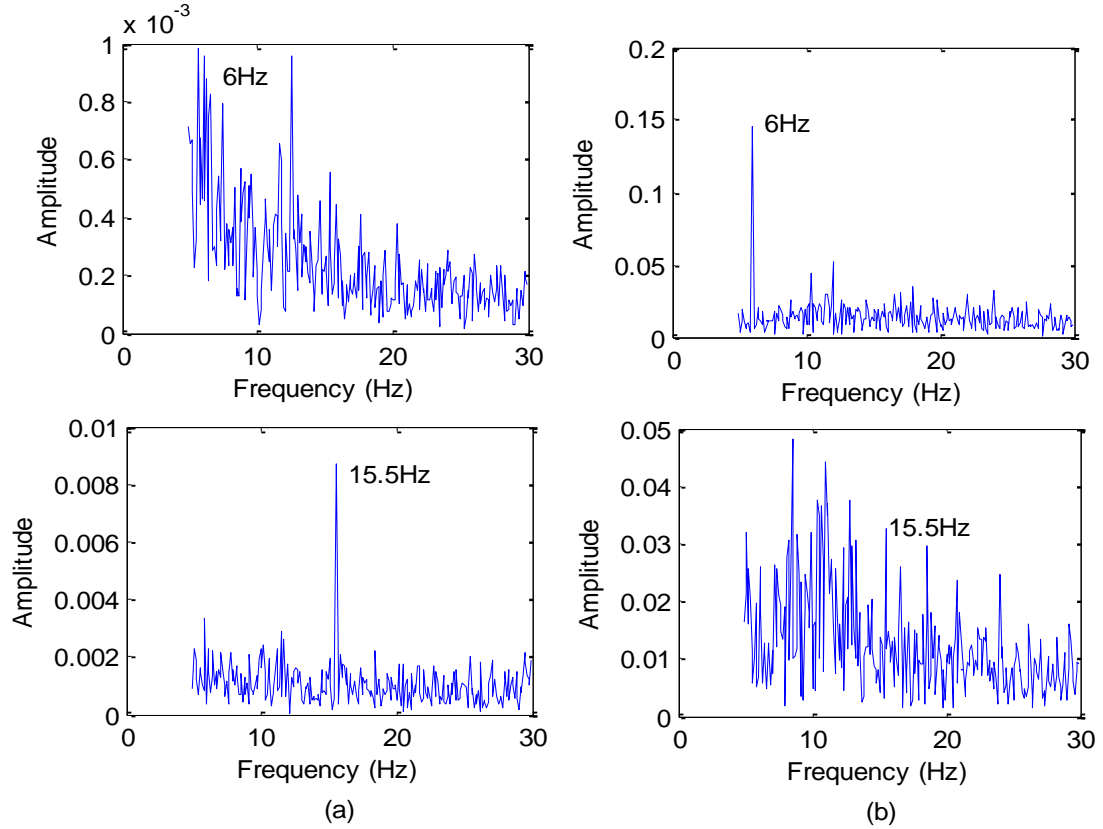


图 3.6 两名受试者在 6 Hz 和 15.5 Hz 处脑电信号频谱图

3.5 相位定义

相位调制在 SSVEP 脑机接口中的应用涉及 SSVEP 信号特征和信号处理的理论。本节将对闪烁刺激器诱发 SSVEP 的过程进行简单介绍。

1) 刺激相位

与刺激频率类似，刺激相位指的是刺激块的初始相位。在每个刺激频率下，最先开始闪烁的刺激块的刺激相位为 0，其他刺激块的刺激相位是相对于 0 刺激相位的刺激块的。

2) SSVEP 相位

SSVEP 是周期性刺激诱发的周期性的响应，SSVEP 的基波频率与刺激块的频率相同，SSVEP 相位指的是 SSVEP 与刺激块之间的相位差。SSVEP 相位表

示了视觉信息处理过程中的时间延迟，这个时间延迟在不同的刺激频率和谐波成分中对应于不同的相位。

3) 测量相位

当受试者注视刺激块 T_k 时，对脑电信号做快速傅立叶变换（FFT），可得到 SSVEP 的基波成分及各次谐波成分的傅立叶系数相位，如式（3.13）。用于 FFT 计算的数据段以刺激相位为 0 度的时刻作为起始点，该起始点也是相位分析中的参考点。由此计算得到的傅立叶系数相位即为测量相位，如式（3.14）。因为 FFT 计算的时间起点为刺激相位为 0 度的时间点，所以测量相位由特定目标的刺激相位和 SSVEP 相位决定。

$$X(f_0) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \exp \left[-j2\pi \left(\frac{f_0}{f_s} \right) n \right] \quad (3.13)$$

$$\phi_x(f_0) = \text{angle}[X(f_0)] \quad (3.14)$$

式中 $x(n)$ 为单通道 EEG 信号， f_0 为刺激频率， f_s 为采样率， N 为数据的长度， N 的值取决于时间窗的长度。

4) 参考相位

受试者注视刺激块 T_k 时，测量相位的平均值叫做参考相位。参考相位在训练阶段获得，参考相位的使用屏蔽了不同受试者间的差异，使得不同的受试者都可以使用该系统。

3.6 相位解码原理

SSVEP 和刺激目标是锁相的，也就是说 SSVEP 和刺激信号之间的相位差是固定值^[37,38]。根据这个特点脑机接口系统可以对同一频率下不同相位的刺激快引起的 SSVEP 的相位进行区分。图 3.7 为一名受试者分别注视六个频率为 10Hz，相位为 0、 $\pi/3$ 、 $2\pi/3$ 、 π 、 $4\pi/3$ 、 $5\pi/3$ 的闪烁块刺激时，产生的脑电信号的基频成分做 FFT 后的相位分布图。图 3.7 表明同一目标对应的傅立叶系数聚集于某一区域，不同目标对应的傅立叶系数分散在复平面内的不同区域。

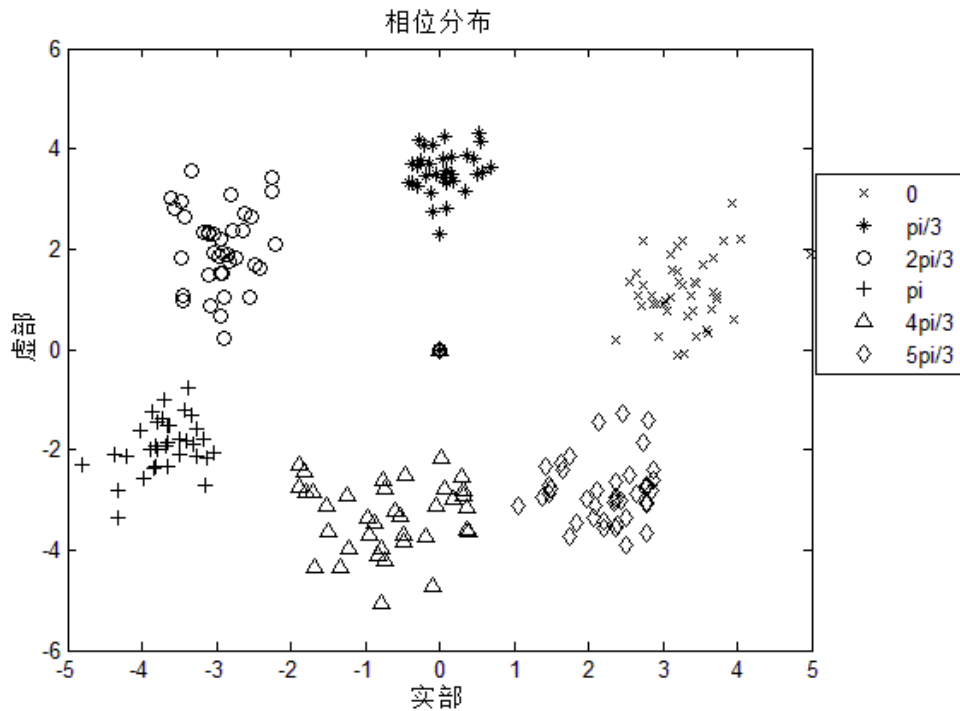


图 3.7 相位分布图

3.7 基于频率和相位混合调制的 SSVEP 信号处理算法

在基于频率调制的 SSVEP 脑机接口中，调制载体为频率，每个刺激块的频率互不相同，根据不同刺激频率处脑电信号的幅度特征对受试者注视的刺激块进行识别。从图 3.7 可知，同一频率下不同相位的刺激块诱发的脑电信号具有可分性，因此也可以结合频率和相位对刺激块进行调制，即采用多个频率对刺激方块调制，同时相同的刺激频率可以采用不同的相位对多个目标进行调制。

在使用频率和相位混合编码的情况下，可以依据不同刺激频率处脑电信号的幅度和相位特征对目标进行识别，目标识别流程如下：1) 计算各刺激块的参考相位；2) 对脑电信号进行快速傅里叶变换，得到各刺激频率对应的傅立叶系数；3) 将各刺激频率成分处傅立叶系数在参考相位上进行投影；4) 投影后得到的最大投影值即代表了受试者注视的目标。如图 3.8 所示。

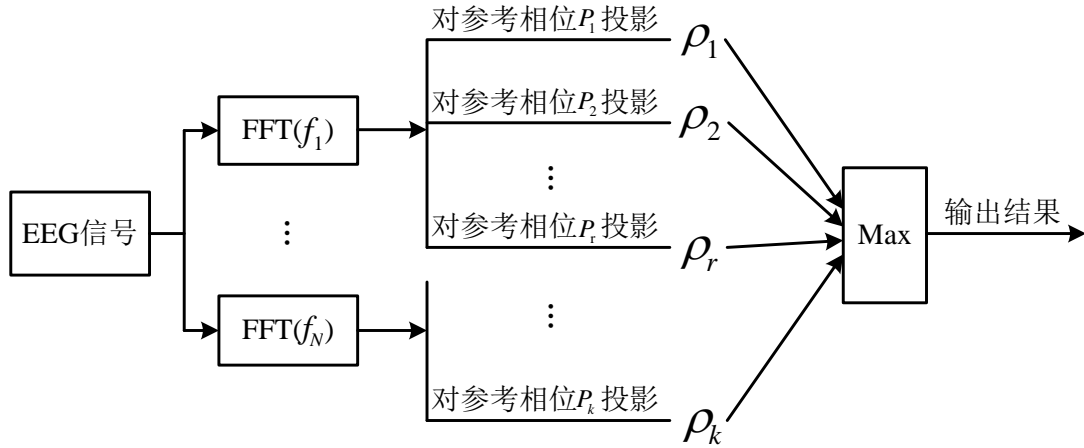


图 3.8 频率和相位混合调制的 SSVEP 信号处理算法流程图

对于不同频率的刺激块，脑电信号经过傅立叶变换后，不同刺激频率处傅立叶系数的幅度大小不同；另一方面，对于同一频率的刺激块，该频率处的傅立叶系数与同频率下各刺激块的参考相位的距离远近有区别。通过找出最大投影值，受试者注视的目标则为最大投影值所对应的目标。

3.8 刺激器的设计与实现

刺激器有两种实现方式：硬件刺激器和软件刺激器，硬件刺激器的显示屏为 LED 刺激块，软件刺激器的显示屏为计算机 LCD 显示屏，实用化脑机接口更倾向于软件刺激器，本文的刺激器是基于 LCD 显示屏实现的，视觉刺激器的刺激方块是由刺激序列调制的。

3.8.1 刺激器的设计

传统的基于 LCD 视觉刺激器中，刺激频率是通过对显示器的刷新率进行整数分频产生的。例如在刷新率为 60Hz 的显示器中，要产生 10Hz 的刺激频率可以对刷新率做 6 倍分频，即 $60/6=10$ 。但是对于一些不能被刷新率整除的频率如 11Hz 这种方法则无能为力，为了克服显示器刷新率的限制，本文采用近似方法来产生那些不能被刷新率整除的频率，在这种方法中每个周期的帧数不完全相同^[39,40]。刺激序列的产生通过公式（3.15）实现。

$$s(f, \phi, i) = \text{square} \left[2\pi f \frac{i}{\text{refreshrate}} + \phi \right] \quad (3.15)$$

式中 i 为帧指针，产生的是频率为 f 、初始相位为 ϕ 、占空比为 50%、幅度值为 0 和 1 的周期方波。例如频率为 11Hz、初始相位为 0 的刺激序列为 1110001110011100011100111000110001110001110001110001100011100。

刺激器包含 32 个排列方式为 4×8 矩阵的刺激方块，这些刺激方块的刺激频率为 8Hz 到 15Hz 之间的整数，共 8 个闪烁频率，每个闪烁频率下有四个初始相位分别为 0、 $\pi/2$ 、 π 、 $3\pi/2$ ，同一行的所有刺激目标的调制频率相同，同一列的所有刺激目标的调制相位相同，如图 3.9 所示。

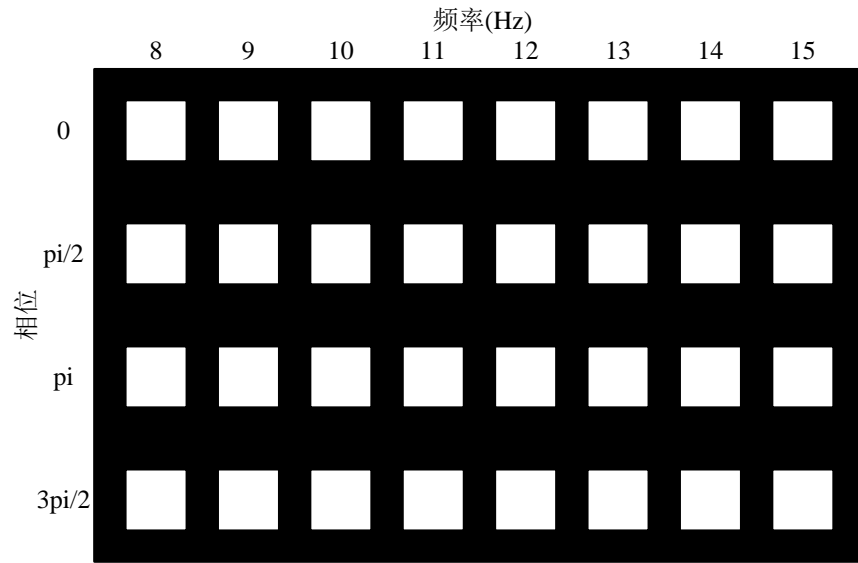


图 3.9 刺激面板

3.8.2 刺激器的实现

刺激界面是在 VC6.0 平台下基于 DirectDraw 实现的。DirectDraw 是 DirectX API 的重要组件，其允许程序员直接操作显存、硬件位块转移器、硬件覆盖支持和翻面支持^[41]。刺激器控制程序的流程如图 3.10 所示。参数初始化后，通过 DirectDrawCreateEx 函数创建 DirectDraw 类型的对象，并获取该对象的指针。创建完对象后设置协作级和显示模式，协作级和显示模式的设置分别通过 SetCooperativeLevel 函数和 SetDisplayMode 函数实现。协作级包括全屏模式和窗口模式两种，在全屏模式下，图形占用显示器的整个屏幕，而在窗口模式下，图形以窗口的形式运行，本文的刺激界面采用全屏模式；显示模式主要描述的是图形的尺寸和位深度，本文的刺激界面模式为 $1024 \times 768 \times 16$ 。完成上述步骤后创建主表面，主表面的创建通过 CreateSurface 方法实现，主表面分为单图面

和复杂图面，本文的主表面为包含主图面和一个后台缓存图面的复杂图面。最后通过 Flip 函数完成翻页操作，翻页实现的功能是通过交换指向主图面的指针和指向后台缓冲图面的指针将台缓存图面翻至主图面，事先绘制好的图像通过 Blt 函数复制到台缓存图面。当帧指针为 1 时，方块的颜色是白色，帧指针为 0 时，方块的颜色是黑色。

刺激块的闪烁与屏幕刷新率同步。各刺激频率下初始相位为 0 的闪烁块为参考目标。在各自的刺激频率下，其他刺激块的相位分别相对于参考目标得出，并且当所有参考目标由暗变亮时，刺激器向脑电放大器发出同步信号，使得脑电信号记录与刺激序列同步。

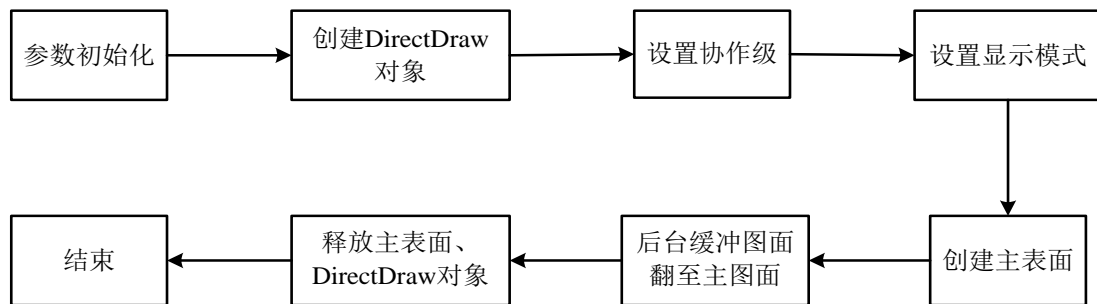


图 3.10 刺激器控制程序的流程图

3.9 实验设计与数据采集

七名身体健康的受试者参与了本实验，年龄在 20 至 28 岁之间，视力正常或轻度近视，熟悉实验内容。本实验在静谧、无电磁干扰的实验室进行，试验者眼睛距离刺激目标正前方 60cm 左右。在实验过程中，每个受试者完成 20 组试验，每组 32 次基本试验，每次基本试验持续 7s。从 0 到 2s，受试者做好试验的准备，第 2s 至 7s，所有刺激块闪烁，受试者依次注视显示器上的 32 个目标。

脑电信号的放大器类型为 Mipower16，采样率为 1000Hz。脑电信号采集使用 32 导 10-20 电极帽，采用的数据主要是分布在顶枕的电极记录的数据参考电极和地电极分别位于 FPz、耳垂。

3.10 实验结果与分析

在获得的脑电数据中，前五组数据作为训练数据，剩下的数据为实验数据。

对训练阶段的数据做刺激频率处的快速傅里叶变换，计算各个刺激块的测量相位，每个刺激块五次训练数据的测量相位的平均值则为各刺激块相应的参考相位。对实验数据做各刺激频率处的快速傅立叶变换，并将各频率处的傅立叶系数投影至相应刺激频率处的各参考相位，投影最大值所对应的刺激目标则为识别目标。图 3.11 为各刺激块的参考相位及一名受试者注视刺激频率为 12Hz、初始相位为 0 的刺激块时的实验数据在八个刺激频率处的傅立叶系数。从图中可以看出 12Hz 频率处的傅立叶系数幅度最大，且 12Hz 处傅立叶系数的测量相位与频率为 12Hz、初始相位为 0 的刺激块对应的参考相位距离最近。

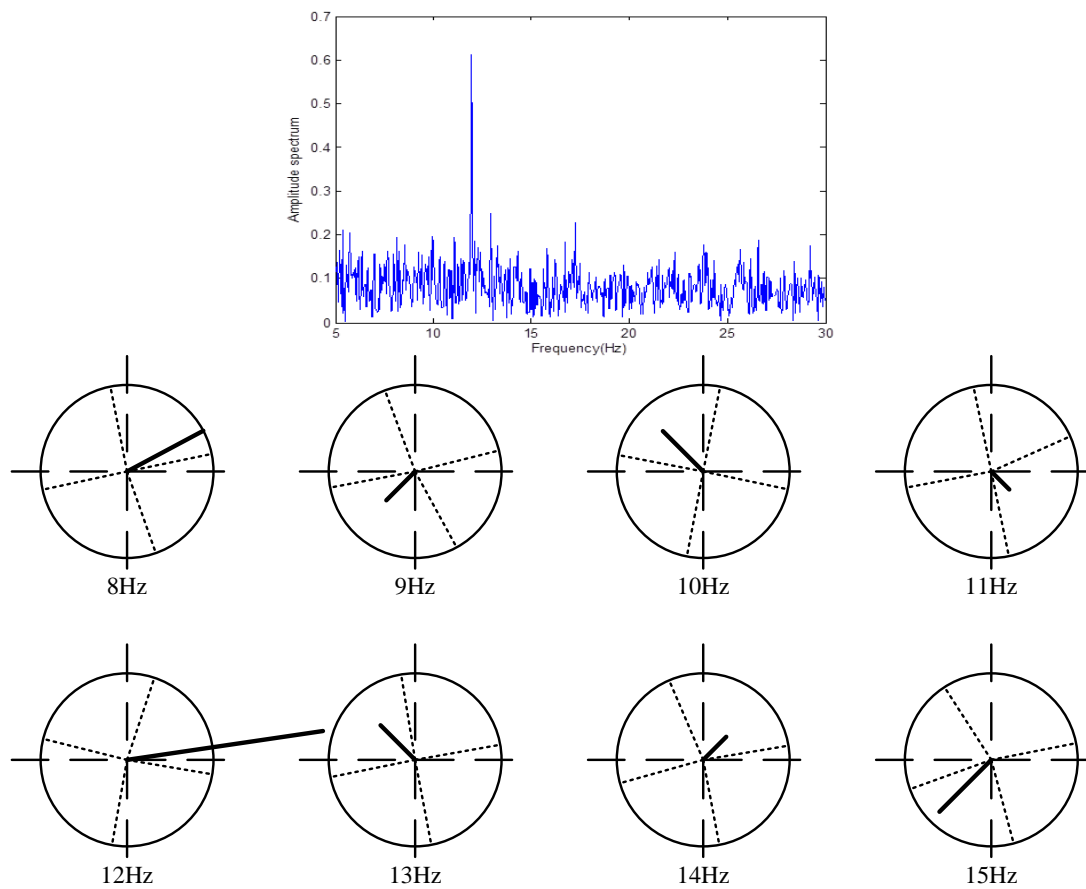


图 3.11 各目标的参考相位及一名受试者各刺激频率处的傅立叶系数

3.10.1 导联位置的选择

在基于 SSVEP 的脑机接口系统中，不同导联位置的 SSVEP 幅度大小有所区别，因此导联位置的选择对系统性能有重要影响。图 3.12 (a) 显示了多个受试者平均的 CCA 权系数头皮分布，图 3.12 (b) 为枕区导联在电极帽上的位置。

从图中可观察到，枕部区域有较大的正值，而顶部区域有较大的负值。虽然顶部区域包含较少的 SSVEP 分量，但这个区域包含了与枕部区域相似的脑电背景信号。

FFT 算法只能处理一维信号，因此导联位置的选择显得尤为关键。与单极性导联相比，双极性导联有两个导联，其中一个为信号导联，另外一个为参考导联，信号导联的信号减去参考导联后的部分为信号处理模块的输入信号，由于两个导联记录到的信号相减后，去除了脑电背景噪声，提高了信噪比，因而双极性导联更有优势。

为了使双极性导联的信号最大，应将 SSVEP 信号最大的导联作为信号导联，离信号导联近但信号很小的导联作为参考导联，即最优双极性导联。SSVEP 一般在 Oz 附近幅值较大，因此将 Oz 作为信号导联，剩下的为参考导联，与 Oz 组成双极性导联，识别率最高的则为最优双极性导联。表 3.1 为选择结果，从表 3.1 可以发现参考导联均位于顶区。

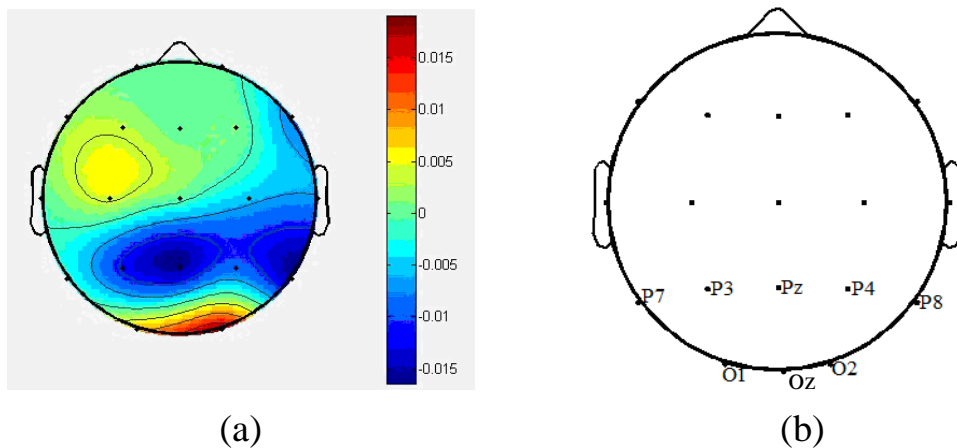


图 3.12 (a) 受试者平均 CCA 权系数头皮分布图；(b) 顶枕区导联在电极帽上的位置

表 3.1 各受试者的最优双极性导联

受试者	LDH	DSF	HY	LHX	GHY	CQY	WZH
信号导联	Oz	Oz	Oz	Oz	Oz	Oz	Oz
参考导联	Pz	P3	P3	Pz	P8	Pz	P4

3.10.2 时间窗的设置

目标识别率主要取决于特征提取及分类算法，同时也受时间窗影响。图 3.13 反映了受试者的平均目标识别率与时间窗的关系。由图可知，当时间窗由 1s 变

为 2s 时，识别率提升较大；时间窗由 2s 变为 5s，识别率提升较小，且当时间窗为 2s 时，识别率达到 89.30%，据此时间窗设置为 2s。

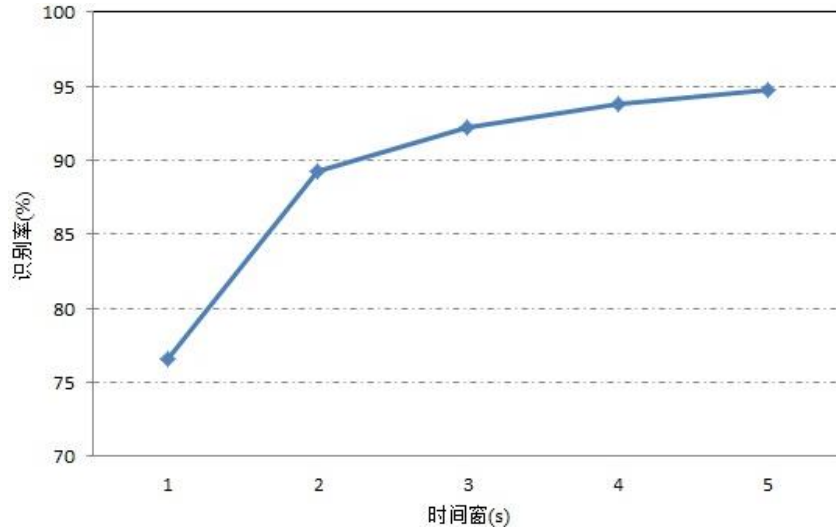


图 3.13 识别率与时间窗的关系

3.10.3 识别准确率

表 3.2 为受试者分别在频率调制和混合调制下的目标识别率，在频率调制中只对频率进行区分，而在混合调制中对频率和相位进行区分。从表 3.2 可以看出受试者在混合调制下的目标识别率比频率调制下的识别率低。在频率调制下，受试者的平均识别率为 93.80%，混合调制方式下，受试者的平均识别率为 89.30%。由于在混合调制下，不仅要识别脑电信号的频率，同时还需识别脑电信号的相位，所以这种方式下系统的性能比频率调制下系统的性能差。对于刺激目标数多的应用场合，频率和相位混合调制的系统亦能满足识别率的要求。

表 3.2 频率调制和混合调制下的目标识别率

受试者	识别率 (%)	
	频率调制	混合调制
LDH	98.98	95.49
DSF	100.00	93.39
HY	88.70	76.72
LHX	95.51	95.51
GHY	97.67	94.05
CQY	90.98	87.50
WZH	84.75	82.45
Mean	93.80±5.80	89.30±7.36

3.11 本章小结

本章首先介绍了基于频率调制的 SSVEP 脑机接口的基本结构和 CCA、PSDA 两种频率调制的 SSVEP 信号处理算法。PSDA 算法是通过将脑电信号从时域变换至频域,根据频域不同频率处信噪比大小来识别注视目标,PSDA 只能处理单导联数据;CCA 算法是将脑电信号与各刺激频率的正余弦信号做典型相关计算,由于脑电信号包含刺激频率成分,因此与刺激频率的正余弦函数相关值最大,CCA 处理的是多导联数据,研究表明与 PSDA 相比,CCA 表现出更优的性能。

为了使 SSVEP 脑机接口能应用于更多的场合,并突破该系统遇到的可用频率短缺瓶颈,本章研究了频率和相位混合调制的 SSVEP 脑机接口。由于同一频率不同相位处的傅立叶系数分散于复平面内,同一频率同一相位处的傅立叶系数聚集于复平面的某一区域,另一方面不同频率处的幅值各不相同,根据这个原理,采用 FFT 计算各刺激频率处的傅立叶系数,并将傅立叶系数投影至各目标的参考相位,投影值最大所对应的目标即为识别目标。在刺激频率产生方式方面,本采用近似方法,这种方法能够实现显示器刷新率一半以下的任何一个频率,摆脱刷新率的限制。实验结果表明这种调制方式下时间窗为 2s 时目标识别率达到 89.30%,频率调制的目标识别率为 93.80%,虽然与频率调制相比识别率下降,但是能够满足需求。

第四章 伪随机码调制的 VEP 脑机接口

伪随机码调制的 VEP 脑机接口中的各个刺激块采用二进制伪随机码及其圆周移位序列调制。在第三章的脑机接口系统中，目标识别算法基于脑电信号的频率或相位特征，编码调制的系统中目标识别算法基于不同目标诱发的脑电信号之间的圆周移位关系。本文将对几种伪随机序列的特点及调制性能、脑电信号处理算法、两种序列调制系统等进行研究。

4.1 伪随机码的介绍

如果一个序列是可以预先确定的，并且是可以重复产生和复制的，同时该信号的特征与实际的伪随机信号的特征非常相似，那么这种序列即为伪随机序列^[42]。伪随机序列的特征如下：

- 1) 平衡标准：伪随机序列的每一个周期中，其元素的不一致的数不超过一串，即 0 的个数和 1 的个数相差不超过一个。
- 2) 游程标准：游程指的是一串连续的 0 或者连续的 1。0 的游程和 1 的游程会交替出现，而且具有相同长度的 0 的游程和 1 的游程个数相同。
- 3) 相关性标准：信号的自相关函数具有二值性，且其非同相的周期自相关函数值为一个非常小的常数。

4.1.1 M 序列

M 序列是通过线性反馈移位寄存器 (LFSR) 产生的，当移位寄存器的位数是 n 时，M 序列的码长为 2^n-1 。图 4.1 为由 n 个寄存器级联构成的 LFSR 通用结构图。在某一离散时刻 i ，寄存器的状态为 $a_i = 1, 2, 3, \dots, n$ ，移位寄存器的反馈结构由特征多项式的系数 p_1, p_2, \dots, p_{n-1} 决定，各状态与系数乘积后的模 2 运算反馈至 LFSR 寄存器的输入端。当离散时间增加一个时间单位，各寄存器状态向右移动一位，产生的状态值反馈至输入端。当 LFSR 的初始状态不为零且反馈结构由 LFSR 的系数决定时，寄存器要经过 2^n-1 个不同的非零状态才能回到初始状态，输出端产生的 2^n-1 个输出值组成的序列就是 M 序列。当初始状态不同时，所以产生的 M 序列可能也会随之改变。

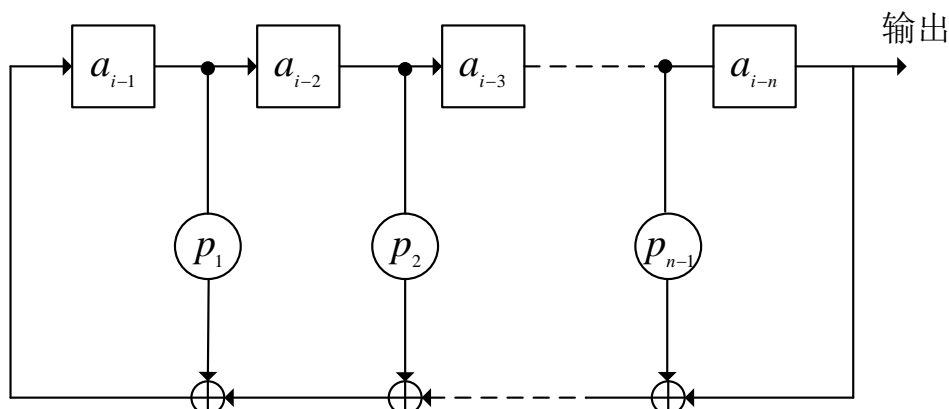


图 4.1 M 序列的 LFSR 结构图

M 序列是比较重要的一类伪随机序列，其同时满足伪随机序列的三个标准。在编码调制脑机接口系统中，伪随机序列的自相关函数需要有尖锐的自相关函数。本文采用的是码长为 63 的 **M** 序列为：100000111100001001000110110010110101101111001100010101001111110，该序列由 6 位移位寄存器产生。图 4.2 为 **M** 序列的自相关函数波形，由图可知，**M** 序列的自相关函数具有二值性，且零点处的值很大，而非零处的值很小。序列的码长决定自相关函数的非零点值，码长越短，非零点值越大，码长越长，非零点值越小。

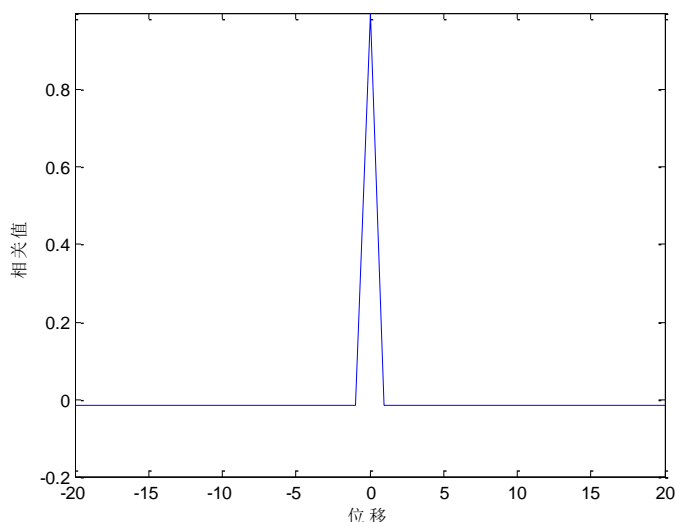


图 4.2 M 序列的自相关函数波形

4.1.2 近完美序列

除了零点外其它点上的自相关函数均为零的理想伪随机序列为完美序列，然而在周期（4,12100）内不存在二进制完美序列^[43]。因此，自相关函数在中间

点和零点为非零值，其余点上均为 0 的伪随机序列称为近完美码，它是一种特殊的二进制伪随机序列。近完美序列的码长为 4 的整数倍。假设周期为 n 的近完美序列为 $E(e_0, e_1, \dots, e_{n-1})$ ，其元素具备两个特点：第一个是元素为 1 的个数比元素为 -1 的个数少两个，即元素为 1 的个数为 $n/2-1$ ，元素为 -1 的个数为 $n/2+1$ 。第二个是第 $n/2$ 个和第 n 个元素为 -1，除了这两处外序列的前半部分与后半部分互补，即 $e_i + e_{n/2+i} = 0, i=0, 1, \dots, n/2-2$ 。近完美序列是根据特征公式采用计算机技术进行搜索而获得的，特征公式如式 (4.1) 所示：

$$e_{\tau-1} + 2 \sum_{i=\tau}^{n/2-\tau-2} e_i + e_{n/2-\tau-1} + 2 \sum_{i=1}^{\tau-2} e_i e_{i+n/2-\tau} - 2 \sum_{i=0}^{n/2-\tau-2} e_i e_{i+\tau} = \frac{n}{2} - \tau, \tau=1, 2, \dots, \frac{n}{4}-1 \quad (4.1)$$

周期为 n 的近完美序列的自相关函数表达式如式 (4.2) 所示：

$$R(\tau) = \begin{cases} n, & \tau=0 \\ 4-n, & \tau=n/2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4.2)$$

由式 4.2 可知自相关函数在零点和 $n/2$ 处的值为非零，其它位置的旁瓣均为 0，图 4.3 为 64 位近完美序列的自相关函数波形。将计算获得的序列中元素 -1 变为 0 后的序列为单极性序列，本文采用的是 64 位单极性近完美序列：1000011001000000101011100110100001111001101111110101000110010110。

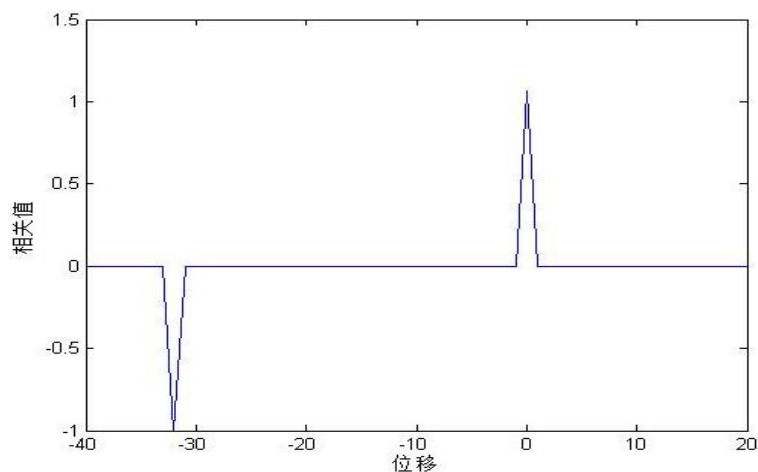


图 4.3 64 位近完美序列自相关函数波形

4.1.3 Golay 互补序列

Golay 互补序列由一对长度相等的两种元素组成^[44]。对于一个 Golay 互补序

列 AB，在任意特定的间隔下，A 序列中相同元素对的个数等于 B 序列中相异元素的个数。图 4.4 为长度为 20 的互补序列 AB，A、B 序列的长度均为 10，其中 A 序列为 1001010001，B 序列为 1000000110。A 序列中间隔为 1 的相同元素对的数目与 B 序列中间隔为 1 的相异元素对的数目相等，如图 4.4 (a) 所示，A 序列中间隔为 2 的相同元素对的数目与 B 序列中间隔为 2 的相异元素对的数目相等，如图 4.4 (b) 所示。依次类推，当间隔为 3~9 时，序列 A 中相同元素对的数目与序列 B 中相异元素对的数目也相同。

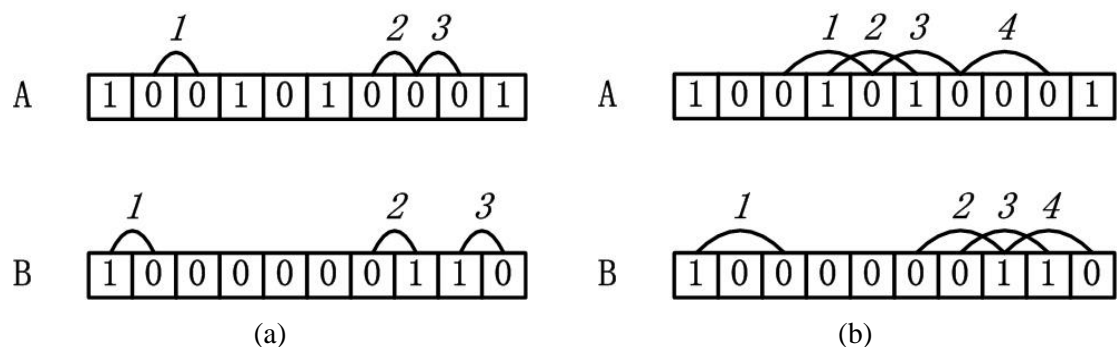


图 4.4 (a) 间隔为 1 的相同元素与相异元素对；(b) 间隔为 2 的相同元素对和相异元素对

当 Golay 互补序列的长度 2 的整数幂时，利用一对种子序列根据式 (4.3) 可以构造 Golay 互补序列：

$$\begin{aligned} A_k &= a_0, a_1, \dots, a_{2^{k-2}-1}, a_{2^{k-2}}, \dots, a_{2^{k-1}-1}, a_0, a_1, \dots, a_{2^{k-2}-1}, a_{2^{k-2}}, \dots, a_{2^{k-1}-1} \\ B_k &= b_0, b_1, \dots, b_{2^{k-2}-1}, b_{2^{k-2}}, \dots, b_{2^{k-1}-1}, b_0, b_1, \dots, b_{2^{k-2}-1}, b_{2^{k-2}}, \dots, b_{2^{k-1}-1} \end{aligned} \quad (4.3)$$

对于一对长度为 2 的种子序列对 A1 (01)，B1 (00)，根据上式以 A1、B1 构造长度为 4 的互补序列对 A2 (0100)，B2 (0001)，将 A2、B2 作为种子序列对构造长度为 8 的互补序列对 A3 (01000111)，B3 (00010010)，以此类推当 K=5 时，A5 (01000111010010000100011110110111)，B5 (0001001000011010001001011100010) 将 A、B 序列组合就构成一个 Golay 互补序列：0100011010010000100011110110111000100100001111010001001011100010。本文采用的是该互补序列。

在双极性 Golay 互补序列对中，当位移为 0 时，A 的自相关函数与 B 的自相关函数之和为 2N，当位移不等于 0 时，A 的自相关函数与 B 的自相关函数之和为 0。如图 4.5 所示的是长度为 2 的 Golay 互补序列对的自相关特性，由图可知双极性 Golay 互补序列具有理想的自相关特性。由于双极性互补序列很难实

现，因此本文采用单极性 Golay 互补序列，单极性互补序列同样具有良好的自相关特性，但是不如双极性互补序列。

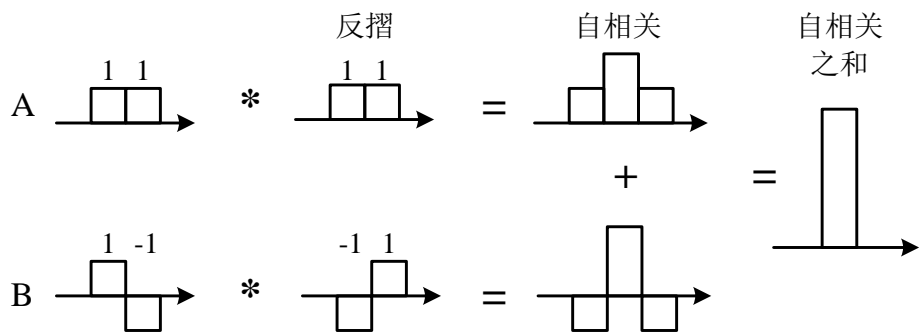


图 4.5 Golay 互补序列对的自相关特性

4.2 c-VEP 脑机接口系统结构

c-VEP BCI 的基本系统结构包括 LCD 刺激器、脑电放大器、信号处理算法，如图 4.6 所示。视觉刺激器在 LCD 显示器上闪烁，同步信号用来使脑电信号记录与刺激器同步，视觉刺激器用来诱发 c-VEP。脑电放大器采集并记录头皮脑电信号。在 c-VEP BCI 系统中，目标识别算法一般为模板匹配。模板匹配实现方法是将实验数据片段与各目标的模板做相关运算，与之相关系数最大的模板所对应的目标即为识别目标。

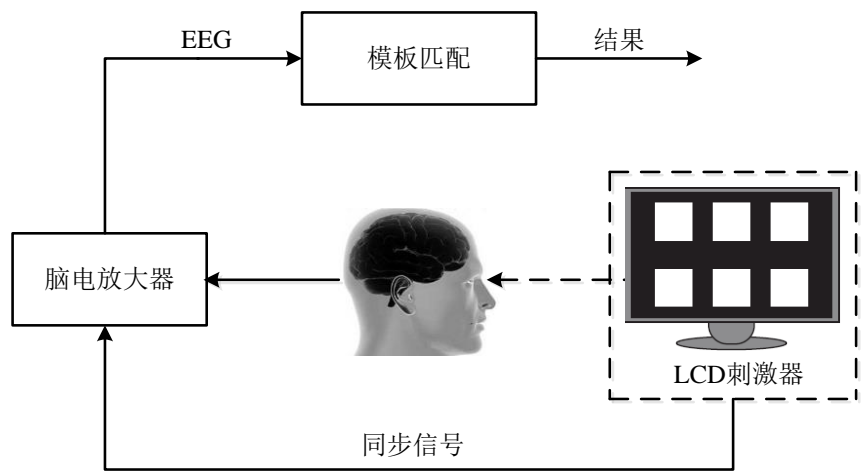


图 4.6 c-VEP 脑机接口系统结构

4.3 模板匹配法

不同目标诱发的 c-VEP 信号之间是时间移位的关系，因此可以采用模板匹配法来识别目标。这种方法需要在实验之前获取各个目标的模板，某个目标的模板可以通过平均多个刺激周期的实验数据获得，增强信号成分，降低噪声，该目标作为参考目标。其余目标的模板通过对参考目标的模板的不同时间位移获得。获得所有目标的模板后，通过将实验数据与各个目标的模板做相关运算可以实现目标识别。模板匹配算法的流程如下：

1) 获取计算参考目标的目标所需的数据。选取目标 k_0 为参考目标，实验开始前，受试者持续注视该目标大约 3-4 分钟，获得参考目标的大约 200 个刺激周期的数据。

2) 计算参考目标的模板。通过步骤 1 获得了参考目标 k_0 的 N 个刺激周期的脑电数据 $x_n(t)$, $n=1,2,\dots,N$ ，将这 N 个刺激周期的数据做平均处理即可得到参考模板 $M_{k_0}(t)$ ，如式 (4.4) 所示：

$$M_{k_0}(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n(t) \quad (4.4)$$

3) 获得其他目标的模板 $M_k(t)$ 。由于各个刺激目标模板之间是时间位移关系，因此通过对参考目标做不同时间位移可以得到其它目标的模板，如式 (4.5) 所示：

$$M_k(t) = M_{k_0}(t - (\tau_k - \tau_{k_0})) \quad (4.5)$$

$\tau_k - \tau_{k_0}$ 表示目标 k 与参考目标 k_0 的时间间隔

4) 相关运算。将一个刺激周期的实验数据段 $x(t)$ 与每个目标的模板数据做相关运算，得到的相关值 ρ_k 为：

$$\rho_k = \frac{\langle M_k(t), x(t) \rangle}{\sqrt{\langle M_k(t), M_k(t) \rangle \langle x(t), x(t) \rangle}} \quad (4.6)$$

其中， $\langle M_k(t), x(t) \rangle$ 表示的是 $M_k(t)$ 与 $x(t)$ 的内积。

5) 目标识别。最大相关值对应的目标即为识别目标：

$$C = \max_i(\rho_k, i = 0, 1, 2, \dots, K) \quad (4.7)$$

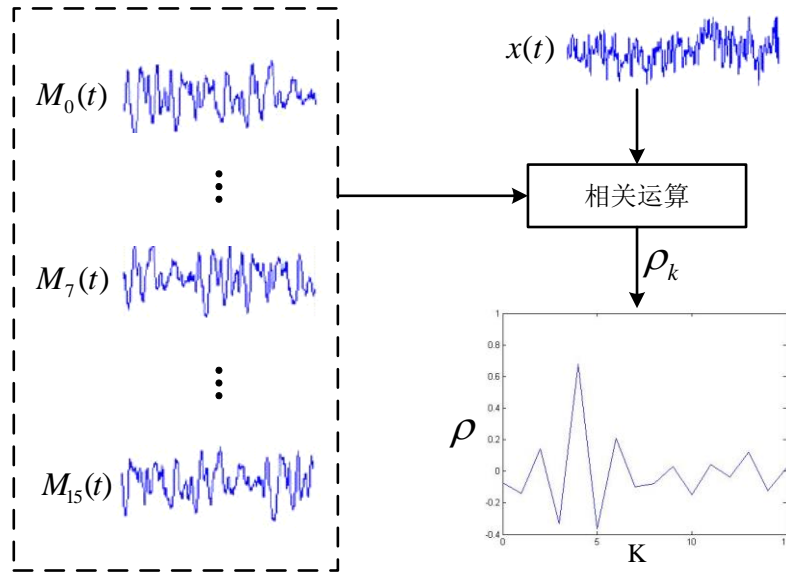


图 4.7 c-VEP BCI 中的模板匹配法示意图

如图 4.7 所示的是应用于 16 个刺激目标的 c-VEP BCI 模板匹配示意图。 $M_0(t)$ 至 $M_{15}(t)$ 为 T_0 至 T_{15} 的模板， $x(t)$ 为一个刺激周期的脑电信号， $x(t)$ 与每个模板匹配后在 T_4 处相关值最大，因此识别目标为 T_4 。

4.4 等邻域原理

在 c-VEP 脑机接口系统中，刺激目标的布局方式满足等邻域原理。如图 4.8 所示，中间的刺激目标周围有 8 个刺激目标，如图 4.8 (a) 中的 T_{10} 。引入了额外的非刺激目标后，外围刺激目标的周围也有 8 个闪烁方块，这 8 个闪烁方块当中一部分是刺激目标，另一部分是额外的非刺激目标，如图 4.8 (a) 中的 T_0 。从图 4.8 (b) 可以看出，同一行中相邻两个闪烁块的调制序列的时间间隔均为 τ_s ，且右边的闪烁块超前于左边的闪烁块；同一列中相邻两个闪烁块的调制序列的时间间隔均为 $4\tau_s$ ，且下边的闪烁块超前于上边的闪烁块。

研究表明视野范围外的刺激也会影响 VEP^[45]。因此 c-VEP 结合了刺激块和其周围闪烁块的诱发相应。根据等邻域原理，除了延时有差别，不同刺激目标诱发的 c-VEP 是相等的。

4.5 刺激器的设计与实现

本文中 c-VEP 脑机接口系统的刺激器在 LCD 显示屏上闪烁，显示器的刷新

率为 60Hz，分辨率为 1024×768 。为了研究 M 序列、Golay 互补序列和近完美序列三种伪随机码的调制性能，本文设计了三种分别以 63 位二进制 M 序列、64 位二进制 Golay 互补序列和 64 位二进制近完美序列调制的视觉刺激器，这三种视觉刺激器除了调制码不同之外，其他方面均一致。刺激方块在屏幕上的布局方式如图 4.8 (a) 所示，中央的 16 个 4×4 灰色矩阵方块为刺激目标，方块上的数字为目标的序号。16 个刺激目标中， T_0 采用的是 4.1 节中三种序列中的一种，其余目标所采用的调制序列为 T_0 的序列的不同延时序列，各个目标的时间延时如式 (4.8) 所示：

$$\tau(k) = 4 \times k \quad k = 0, 1, \dots, 15 \quad (4.8)$$

由视觉中心原理可知，视觉诱发电位主要是由视野中央的目标诱发的，同时也受视野周围的目标的影响。为了使所有刺激目标诱发的视觉诱发电位幅度相同，在外围刺激目标的边沿增加非刺激目标，如图 4.8 (a) 所示。在没有引入外围一圈的刺激的时候， T_0 只有右方和下方的刺激，而 T_{10} 的四周都有刺激，这将会导致他们所引起的视觉电位不一致，但是添加外围额外刺激后， T_0 和 T_{10} 的邻域完全一样了。

显示器的刷新率为 60Hz，所以一帧的时间为 $1/60 = 16.67\text{ms}$ 。左右相邻两个刺激块的序列延时为 4 帧，所以左右相邻两个刺激块的时间间隔为 $4/60 = 66.67\text{ms}$ ，即 $\tau_s = 66.67\text{ms}$ 。在调制序列为 M 序列的刺激器中，一个刺激周期为 63 帧，即 1.050s；在调制序列为 Golay 序列或近完美序列的刺激器中，一个刺激周期为 64 帧，即 1.066s。刺激方块以白色帧和黑色帧交替闪烁，刺激器采用 DirectDraw 编程实现。每个刺激周期开始时，刺激器的控制程序通过 PC 并口向脑电放大器发送同步信号，用来使数据记录和刺激器同步。

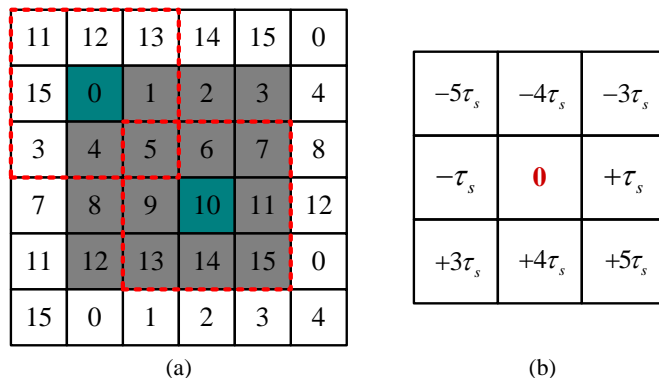


图 4.8 (a) 闪烁块的布局图；(b) 刺激目标和其周围闪烁块的时间间隔

4.6 实验设计与数据获取

七名身体健康的受试者参与了本实验，年龄在 20 至 28 岁之间，视力正常或轻度近视，熟悉实验内容。本实验在安静、无电磁屏蔽的室内进行，试验者眼睛距离刺激目标正前方 60cm 左右。同一名受试者完成三组实验，一组实验分为训练阶段和实验阶段，训练阶段持续大约 200 个刺激周期，实验阶段包括 16 次基本试验。在训练阶段，受试者依次注视参考目标，持续的时间为 3-4 分钟，该数据用来制作模板；在实验阶段，受试者依次注视 16 个刺激目标，一个目标持续 20 个刺激周期，这样就获得了 20 次试验的数据。为了避免眼睛疲劳，受试者在实验过程中需要适当的休息。

脑电放大器为 Mipower16，采样率为 1000Hz。脑电信号采集使用 32 导 10-20 电极帽，参考电极和地电极分别位于 FPz、耳垂。

4.7 实验结果与分析

通过训练阶段的实验，我们获得了约 200 个刺激周期的数据，取 200 个周期的数据并对这些数据做平均即可得到参考目标的模板。由于各目标之间的模板是圆周移位的关系，因此其它目标的模板为参考模板的移位。将实验数据与各目标的模板进行匹配，最大相关值所对应的目标即为识别结果。由于相关运算只能用于一维信号，根据第三章的方法选择最优双极性导联。实验数据和模板的长度均为一个刺激周期。

4.7.1 M 序列、Golay 互补序列和近完美序列的比较

在 c-VEP 脑机接口中，为了避免相互干扰，调制序列应具有尖锐的自相关函数，其主瓣幅度高、宽度窄，而旁瓣幅度低。图 4.9 为受试者 HY 在三种序列下的诱发波形与其自相关函数波形，同一列的图形为某种序列下的诱发波形和自相关函数。从图 4.9 可以发现，与 M 序列相比，近完美序列和 Golay AB 序列的自相关函数波形在零点具有更尖锐的峰值，且整体旁瓣更低。

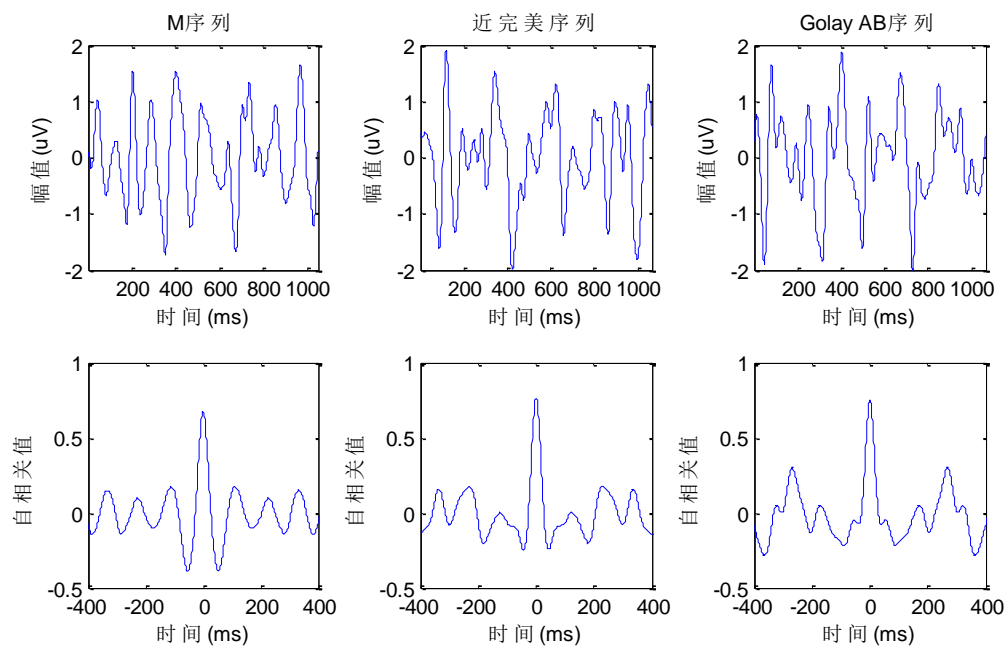


图 4.9 M 序列、近完美序列、Golay AB 序列下的诱发波形及自相关函数波形

4.7.2 识别准确率

表 4.1 为七位受试者分别在三种序列下的目标识别准确率。从表 4.1 可以看出，大部分受试者在近完美序列和 Golay AB 序列下的识别准确率更高。在 M 序列、近完美序列、Golay AB 序列三种序列下的平均识别率分别为 89.71%、94.29%、93.20%。研究结果表明在三种伪随机序列调制下，受试者的目标识别率均较高，但是相比于 M 序列，近完美序列和 Golay AB 序列获得的识别率更高，且近完美序列和 Golay AB 序列获得的识别率很接近，同时这两种序列的自相关函数波形具有更尖锐的峰值，因此近完美序列和 Golay AB 序列的调制性能更佳。

表 4.1 三种刺激序列下的识别准确率

受试者	准确率（%）		
	M 序列	近完美序列	Golay AB 序列
HY	94.26	100.00	97.81
LMQ	83.91	98.75	98.75
WY	91.53	92.50	94.67
DSF	93.40	96.00	91.36
XFA	89.75	97.78	90.00
YR	90.14	84.17	88.57
YZR	85.00	90.82	91.25
Mean	89.71±3.95	94.29±5.56	93.20±3.94

4.8 本章小结

本章描述了伪随机序列的概念，M 序列、近完美序列和 Golay 互补序列三种序列的概念和特点。除此之外，介绍了 c-VEP 的信号处理算法：模板匹配。模板匹配的实现方法是先获取参考目标的模板，其他目标的模板通过参考目标的模板不同时间移位获得，实验数据与各目标的模板数据做相关运算，相关值最大所对应的目标即为识别目标。

受试者在 M 序列、近完美序列和 Golay 互补序列三种序列下的平均识别率分别为 89.71%、94.29%、93.20%。并且与 M 序列相比，近完美序列和 Golay 互补序列的自相关函数在零点具有更尖锐的峰值，且整体旁瓣更低。实验结果表明近完美序列和 Golay 互补序列的调制性能比较接近，且比 M 序列的调制性能更佳。因此在选择调制序列时，应该选择自相关函数波形峰值尖锐，旁瓣低的伪随机序列。

第五章 不同编码分组调制的多导联 VEP 脑机接口

在第四章的脑机接口系统中，刺激目标数只有 16 个，在某些场合仍然满足不了实际需求，并且采用的电极数只有两个，包含的信息非常有限。为了提高脑机接口的性能，本章从两个方面对系统进行优化：刺激目标数和导联。增加刺激目标数的方法是采用不同编码分组调制；在导联方面，采用多个电极，并使用空域滤波器将多导联数据线性融合为单导联数据，空域滤波器的导联权重采用优化算法获得。

5.1 空域滤波器优化算法

在c-VEP脑机接口中，由于单导联数据包含的信息非常有限，因此为了提高系统的性能，我们可以联合多个导联的信息。在联合多导联脑电信息的方法中，空域滤波器是常用的方法，通过多个导联数据的线性组合来提高脑电信号的信噪比。空域滤波器主要分为两大类：一类是各导联权重固定的空域滤波器；另一类是基于数据统计分析的空域滤波方法。后一种方法从数据出发，依据某种优化准则，采用优化方法来获得最优的空域滤波器，本文研究的是基于数据统计分析的空域滤波方法。

5.1.1 基于数据统计分析的空域滤波器原理

基于数据统计分析的空域滤波器算法，一般需要两类或者多类数据集。利用某种优化条件，通过优化算法来获得优化的空域滤波器。本文主要研究数据集为两类时的情况。假设这两类多维数据集分别为： X 和 Y 。 w 为所求解的空域滤波器， $x=w^T X$ 被称为源信号。

一般常用的优化思路有两个。第一个优化思路为最大化差异。第二个优化思路是最大化相似度。式（5.1）表示了一个典型的最大化差异的优化条件。式中 C_{XX} 代表矩阵 X 的自相关矩阵。该式表达的物理意义为：寻找空域滤波器 w ，使得源信号的能量比值最大。

$$Max_w \left\{ \frac{w^T C_{XX} w}{w^T C_{YY} w} \right\} \quad (5.1)$$

式5.2表达了一个典型的最大化相似度的优化条件。式中 C_{XY} 代表矩阵 X 和 Y 的互相关矩阵。

$$\text{Max}_{w_x, w_y} \left\{ \frac{w_x^T C_{XY} w_y}{w_x^T C_{XX} w_x \bullet w_x^T C_{XX} w_x} \right\} \quad (5.2)$$

这两种条件的使用决定于信号处理的需求。当需要体现两个数据集的差异时，采用最大化差异条件。当需要寻找两个数据集的相似性时，需要采用最大化相关条件。本文研究了两种求解 w 的方法：最大对比融合（maximum contrast combination, MCC）和第三章介绍的 CCA。

5.1.2 MCC

脑电放大器记录的脑电数据 X 由一系列源信号和叠加的噪声组成，即 $X=S+N$ 。MCC 是一种最大化差异的方法，它的目的是寻找一组线性加权系数，使信噪比最大^[46]。

$$\max_{w \neq 0} \frac{\|Sw\|_2}{\|Nw\|_2} \quad (5.3)$$

当信号和噪声互不相关时，式（5.3）等价于：

$$\max_{w \neq 0} \frac{w^T S S^T w}{w^T N N^T w} \quad (5.4)$$

式（5.4）是一个瑞利商问题，可以通过 SS^T 和 NN^T 的广义特征值分解来求解。

在 MCC 方法中，优化条件为式（5.3），使源信号和噪声差异最大化。在 CCA 方法中，优化条件为：

$$\text{Max}_{W_x, W_s} \frac{W_x^T X S^T W_s}{\sqrt{W_x^T X X^T W_x \bullet W_s^T S S^T W_s}} \quad (5.5)$$

采用 MCC 和 CCA 两种方法获得空域滤波器 w 或 W_x 后，可以利用该空域滤波器将实验数据线性融合为单导联数据。

5.2 不同编码分组调制

当采用伪随机码对刺激器的方块进行调制时，增加刺激目标数可以通过两

种方法实现。一种是减少相邻两个刺激目标间的时间间隔，例如在调制码码长为 64 位系统中，将相邻两个刺激块的调制序列的移位从 4 位减少到 2 位可以将刺激目标数增加一倍，但是这种方法会导致目标识别率下降；另外一种方法是增加码长，然而增加码长会使得刺激周期增加，识别一个目标所需的时间至少为 1 到 2 个刺激周期，因此这种降低了目标识别的速度。

为了增加刺激目标数，并同时确保高的目标识别率和快速的目标识别速度，本文提出了不同编码分组调制。实现方法是将刺激目标分成几组，每组使用不同的调制编码。图 5.1 (a) 显示的是使用两种调制序列对 32 个刺激目标进行调制，灰色方块为刺激目标。由第四章可知，在 Golay AB 码或近完美码调制下，目标的识别率较高，所以采用这两种码对两组目标进行调制，图 5.1 (b) 是两种码的二进制序列及其移位后的序列，相邻两个刺激块间的刺激序列的移位是 4 帧。T0 至 T15 的调制码采用 Golay AB 序列，T16 至 T31 的调制码采用近完美序列。

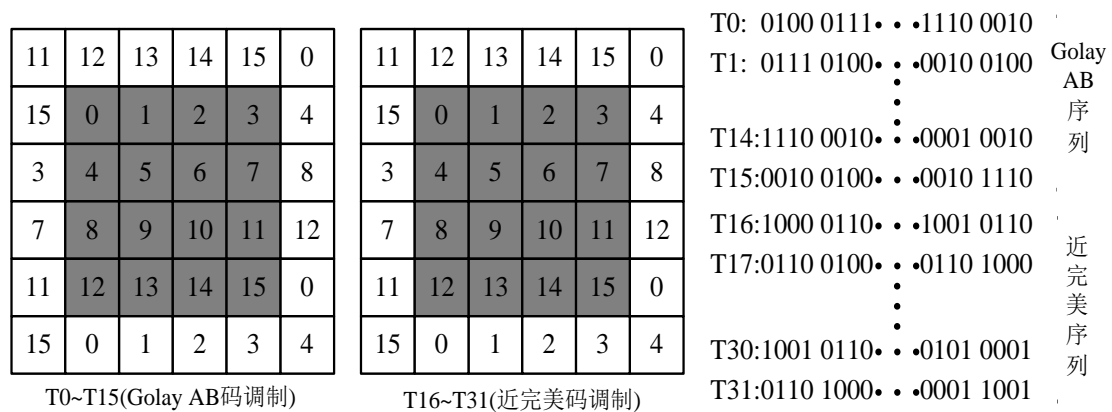


图 5.1 (a) 两组刺激目标的布局；(b) 两种码的序列

5.3 不同编码分组调制的多导联 c-VEP 分析方法

本系统包含两组分别由 Golay AB 码和近完美码调制的刺激目标，因此在训练阶段要采集两个参考目标的训练数据，两个参考目标为 T10 和 T26。根据训练数据获取每组参考目标的初始模板，每组内的其他目标的初始模板根据移位获得，并利用空域滤波器 w 或 W_x 将所有目标的多导联模板融合为单导联模板。实验数据空域滤波后与 32 个滤波后的模板进行匹配，最大相关值所对应的目标则为识别目标，目标识别的流程如图 5.2 所示。

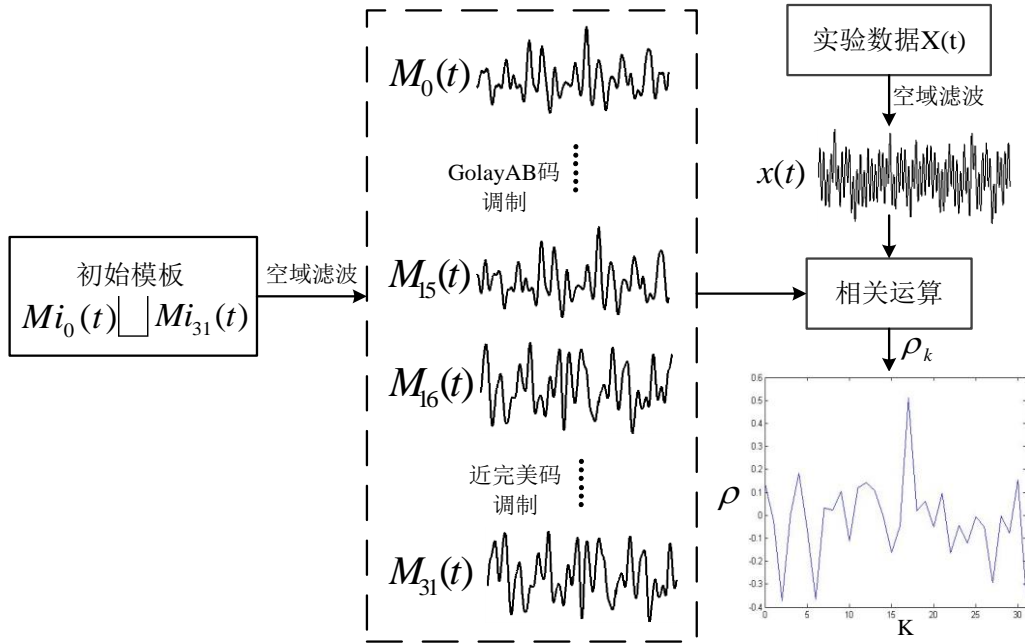


图 5.2 目标识别的流程

5.4 实验设计

七名身体健康的受试者参与了本实验，试验者眼睛距离刺激目标正前方 60cm 左右。同样实验分为训练阶段和实验阶段，在训练阶段，受试者依次注视两组目标的参考目标，每个参考目标持续的时间为 3-4 分钟，该数据用来制作模板和获取空域滤波器；在实验阶段，受试者依次注视 32 个刺激目标，一个目标持续 20 个刺激周期，一个周期是 1.066s，这样就获得了 20 次试验的数据。根据第三章的研究，实验过程中采用了 8 个电极，分别是 Oz, O1, O2, Pz, P3, P4, P7, P8，参考电极和地电极分别位于 FPz、耳垂。

5.5 实验结果与分析

通过训练阶段，我们得到了 T10 和 T26 的多导联模板，T0 至 T15 的多导联模板通过对 T10 的多导联模板的不同移位产生，T16 至 T31 的多导联模板通过对 T26 的多导联模板的不同移位产生。根据 T10 或 T26 的多导联模板数据，采用 CCA 或 MCC 算法获得空域滤波器 W_x 或 w ，并利用空域滤波器分别将 32 个刺激目标的多

导联模板线性融合为单导联模板。空域滤波后的单导联实验数据与32个模板匹配，相关系数最大值所对应的目标即为受试者注视的目标。

5.5.1 MCC 与 CCA 的比较

MCC的原理是使源信号和噪声差异最大化，即最大化信噪比，CCA的原理是使观测信号与源信号相似度最大化。表5.1为分别采用CCA、MCC和最优双极性导联方法对受试者的实验数据分析后的结果。从表5.1可以发现，MCC方法和CCA方法下受试者的平均准确率均为92.34%，且比采用最优双极性导联时的平均准确率高出4.65%。受试者DSF在最优双极性导联和MCC或CCA方法下的准确率分别为81.50%、97.82%，两者相差16.32%。研究结果证明MCC的性能与CCA的性能一致，且准确率比最优双极性导联的准确率高。

表5.1 三种方法的目标识别准确率

受试者	准确率 (%)		
	最优双极性导联	MCC	CCA
HJ	93.27	97.42	97.42
DSF	81.50	97.82	97.82
HY	90.14	92.20	92.20
FH	85.34	90.18	90.18
WZP	96.16	94.55	94.54
CQY	84.63	88.13	88.13
HB	82.78	86.11	86.11
Mean	87.69 \pm 5.57	92.34 \pm 4.51	92.34 \pm 4.51

5.5.2 识别准确率

表5.2为受试者分别在不同编码分组调制下和只在63位M序列调制下的目标识别率。M序列调制的刺激器中，相邻两个刺激块的序列移位为2帧，刺激目标数为32，参考目标为T20，如图5.3所示。空域滤波器采用基于CCA的优化算法。从表5.2可以发现，除受试者FH外，其余受试者在两种序列分组调制下的识别率均比M序列调制下的识别率高，且受试者HY在两种情况下的识别率分别为92.20%、81.58%。在M序列调制下受试者识别率的平均值为87.23%，而在两种序列分组调制下受试者的平均值为92.34%，从平均值来看两者相差5.11%。实验

结果表明采用不同序列分组调制比采用一种序列、减少目标间的时间间隔来增加刺激目标数更加有效，并且这种方法所需的目标检测时间没有增加，既确保了高的目标识别率和检测速度，同时增加了刺激目标的个数，这对于使BCI走向实际应用有非常重要的意义。

23	24	25	25	26	27	28	29	30	31
31	0	1	2	3	4	5	6	7	8
7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
23	24	25	26	27	28	29	30	31	0
31	0	1	2	3	4	5	6	7	8

图5.3 一种序列调制下的32目标布局方式

表5.2 目标识别率

受试者	识别率（%）	
	M序列调制	两种序列分组调制
HJ	93.27	97.42
DSF	90.13	97.82
HY	81.58	92.20
FH	92.00	90.18
WZP	90.59	94.54
CQY	79.85	88.13
HB	83.44	86.11
Mean	87.23±5.47	92.34±4.51

5.5.3 不同编码分组调制下的目标排列方式

为了验证刺激目标的排列方式是否对实验结果有影响，本文设计了 2×8×2 矩阵的上下排列方式，表 5.2 七位受试者中的四位受试者参与了该实验，除了目标排列方式不一样之外，实验过程、调制码等都与上述实验一致。四位受试者在两种目标排列方式下的实验结果如图 5.4 所示。

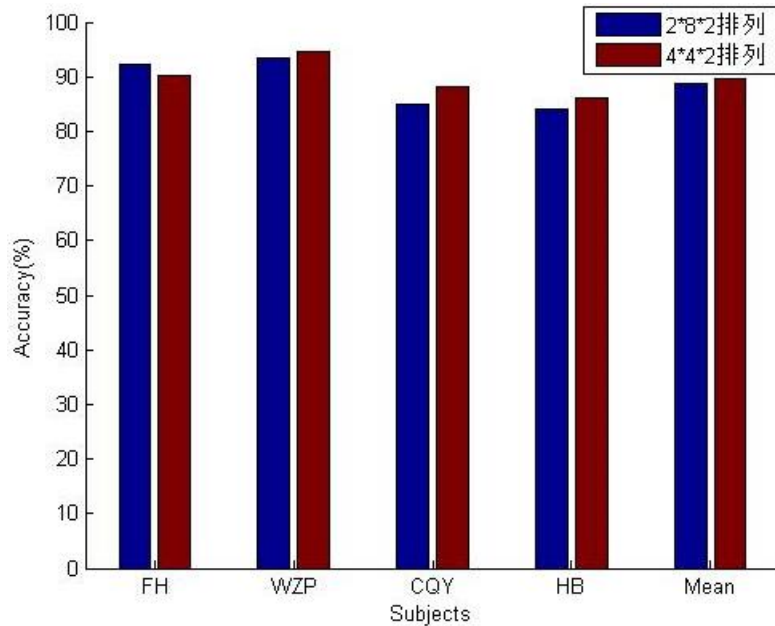


图5.4 受试者在两种目标排列下的实验结果

由图 5.4 可知，四位受试者在两种目标排列方式下的实验结果相近，且实验结果都较好，由此可以得出这两种刺激目标排列方式对实验结果几乎没有影响，并且都适合于该系统，因此，在实际应用当中，可以根据显示器的大小选择刺激目标的排列方式。

5.6 本章小结

本章研究了不同编码分组调制的多导联 c-VEP 脑机接口。当采用一种序列调制时，增加目标的方式有两种：码长不变，减少相邻目标间的时间间隔；增加码长，相邻目标间的时间间隔不变。第一种方法牺牲了识别率，第二种方法牺牲了识别速度，因此提出了不同编码分组调制。模板匹配法只能处理单导联数据，为了采用多导联数据，本章使用空域滤波器将多导联数据线性融合为单导联数据。分别研究了两种空域滤波器优化算法：CCA 和 MCC，CCA 是基于源信号与实验数据相似最大化原理，而 MCC 是基于源信号与噪声信号差异最大化。

研究结果表明采用 CCA 和 MCC 空域滤波器优化算法时，受试者的平均识别率均为 92.34%，比采用最优双极性导联的平均识别率高出近 5%，从识别率来看，CCA 与 MCC 两种空域滤波器算法的性能一致。因此多导联系统比最优双

极性导联系统的性能更好，且多导联系统不必选择每个受试者的最优双极性导联。

为了验证不同编码分组调制这种方法的有效性，采用 64 位近完美序列和 64 位 Golay 互补序列调制两组共 32 个目标，实验结果与 63 位 M 序列调制 32 个目标的系统相比，分组调制取得 92.34% 的识别率，一种序列的识别率 87.23%，研究结果证明不同编码分组调制这种方法能够保证高的识别率，同时不降低目标识别速率，同时兼顾了识别率和识别速率。除此之外，研究了不同编码分组调制的目标排列方式可以根据显示器的实际形状以横向或纵向方式排列。

第六章 总结与展望

6.1 本文工作总结

脑机接口是一种在人脑和外界之间建立的新型通信和控制系统，使人能够直接与外界通信或向外界发出控制命令。在脑机接口研究进程中，提高系统性能是研究的出发点和根本点。稳态视觉诱发电位脑机接口和伪随机码调制脑机接口是性能较高的两种，本文就如何进一步提高这两种脑机接口的性能进行了系统研究。本文的工作成果如下：

1) 设计了频率和相位混合调制的稳态视觉诱发电位脑机接口。由于频率和相位混合调制方法是建立在频率调制基础之上的，因此首先分析了频率调制下系统的结构及信号处理算法。在频率调制下，各刺激块的频率不同，脑电信号包含一系列与刺激频率成整数倍的频率成分，其中基频成分幅度最大。根据这个特点，分析了 PSDA、CCA 两种算法的原理和性能。PSDA 算法是通过将脑电信号从时域变换至频域，根据频域不同频率处的幅值来识别注视目标；CCA 算法是将脑电信号与各刺激频率的正余弦信号做典型相关计算，由于脑电信号包含刺激频率成分，因此与刺激频率的正余弦函数相关值最大，研究表明与 PSDA 相比，CCA 表现出了更优的性能。

在此基础上，结合频率和相位对刺激块进行调制。在这种调制方式下脑电信号的傅立叶系数同一频率不同相位处的傅立叶系数分散于复平面内，同一频率同一相位处的傅立叶系数聚集于复平面的某一区域，另一方面不同频率处的幅值各不相同，根据这个原理，采用 FFT 计算各刺激频率处的傅立叶系数，并将傅立叶系数投影至各目标的参考相位，最大投影值所对应的目标即为识别目标。本文设计了 8 个频率实、4 个不同相位组成的 32 个刺激目标的频率和相位混合调制稳态视觉诱发电位脑机接口。研究发现：不同受试者的最优双极性导联的参考导联并不相同，因此需要先选出最优双极性导联；目标识别率随着时间窗的加长而提高，从 1s 到 2s，识别率增加较快，2s 至 5s，识别率提升较小；受试者在时间窗为 2s 时的平均识别率为 89.30%，能够满足系统的要求。

2) 本文设计了伪随机编码调制脑机接口系统。刺激器的调制序列为伪随机序列及其时间位移序列，且刺激块间的排列满足等邻域原理。目标识别方法是

将实验数据与各刺激块的模板进行匹配，模板在训练阶段获得，相关值最大所对应的目标即为识别目标。伪随机序列的调制性能及其重要，本文分别研究了 M 序列、近完美序列、Golay 互补序列下的系统性能。研究表明：近完美序列和 Golay 互补序列的自相关波形比 M 序列的自相关波形更尖锐，且整体旁瓣；时间窗为一个刺激周期时受试者在 63 位 M 序列、64 位近完美序列和 64 位 Golay 互补序列三种序列下的平均识别率分别为 89.71%、94.29%、93.20%，因此近完美序列和 Golay 互补序列的调制性能更佳。

3) 本文设计了不同编码分组调制的多导联 VEP 脑机接口。不同编码分组调制将刺激目标分成几组，每组使用不同的调制编码；多导联 VEP 脑机接口是指采用空域滤波器将多导联实验数据线性融合为单导联数据，空域滤波器优化算法采用两种，一种是基于实验数据和源信号相似最大化的 CCA 算法，另一种是基于实验数据和噪声信号差异最大化的 MCC 算法。本文设计了调制性能较好的 64 位近完美序列和 64 位 Golay 互补序列调制两组目标的多导联编码调制脑机接口系统。研究证明：与最优双极性导联相比，CCA 和 MCC 获取的目标识别率均为 92.34%，平均识别率高出 5.11%，因此联合多导联信号能够提升系统性能且不用为每位受试者选出最优双极性导联；不同编码分组调制下受试者的平均识别率为 92.34%，而码长不变相邻目标间的时间位移减少时平均识别率为 87.23%，因此不同编码分组调制在不降低目标识别速度的同时保证了目标识别率；不同编码分组调制的刺激目标在横向排列和纵向排列的情况下受试者的平均识别率相差无几，因此不同编码分组调制下刺激目标的排列方式可以根据显示器的实际形状来决定。

6.2 未来工作展望

本文设计了频率和相位混合调制的稳态视觉诱发电位脑机接口及不同编码分组调制的多导联视觉诱发电位脑机接口系统，为了使脑机接口从研究阶段迈向实际应用阶段，可以从以下几点做进一步研究：

1) 对刺激目标的刺激特性进行优化。在视觉诱发电位脑机接口系统中，刺激器的刺激特性如刺激块的大小、闪烁颜色、目标之间的间隔等对系统的性能有很大的影响。因此需要研究刺激器的特性对系统的目标识别率的影响，进而设置合适的刺激块大小、目标间的间隔和闪烁颜色。

2) 结合多种脑电信号模式。目前研究的脑机接口系统大部分只使用一种脑电信号模式,然而单模态脑机接口无法应用于某些场合如脑控汽车、鼠标的二维运动,并且有些单模态脑机接口容易受到多个方面的限制,例如频率调制的稳态视觉诱发电位脑机接口系统性能受响应频带的限制。因此可以结合多种脑电模式来提高系统的性能,例如结合频率调制和编码调制视觉诱发电位来调制刺激目标,刺激器分为几个模块,不同的模块采用不同的频率调制并作为背景,模块内部采用编码调制实现多个目标的闪烁。

3) 对特征提取及分类算法做优化。在编码调制系统中,每次实验前都要先采集受试者的模板数据,而且制作模板需要大约 200 个刺激周期的数据,持续时间长,不利于实际应用,因此可以对算法做进一步改进,实现只需为每位受试者采集一次模板数据。同样在频率和相位混合调制系统中,对信号处理算法进行优化,从而免除参考相位的计算。

致 谢

光阴荏苒，硕士研究生的学习生涯即将结束，三年的学习生活使我受益匪浅。首先我要感谢我的指导老师魏庆国教授！魏老师为人谦和，平易近人，并且具备很高的学术修养。每当在科研当中遇到难题时，魏老师总能耐心地为我指引方向或者教导我如何解决问题。魏老师的刻苦专研精神时刻警醒着我，使我在学术道路上收获颇多，在此对魏老师表示深深的谢意。同时，我还要感谢电子系的所有老师，正是因为你们孜孜不倦的教导，我才能具备良好的专业基础。

其次，我要感谢 2013 级电子系的所有同学和实验室的所有成员，你们给了我很多帮助和鼓励，让我感受到大家庭的温暖，谢谢你们。感谢邹霞，李茂全，魏中海三位师兄师姐，在学习和生活中给了我大量的指导；感谢龚华云，袁瑞，王景，刘勇慧等师弟师妹为我们的课题组注入了新鲜的血液。感谢冯思维，戴圣法的关心和支持。

最后，我要感谢我的家人和朋友，你们是我坚强的后盾，是我温暖的港湾，在我生活不如意时给了我可以依靠的肩膀。在今后的生活当中，我将继续努力。

本课题承蒙中国国家自然科学基金项目（#61365013）的资助，在此表示感谢！

黄引

2016 年 4 月

参考文献

- [1] Naito M, Michioka Y, Ozawa K, et al. A communication means for totally locked-in ALS patients based on changes in cerebral blood volume measured with near-infrared light[J]. IEICE transactions on information and systems, 2007, 90 (7) : 1028-1037.
- [2] Ring H, Rosenthal N. Controlled study of neuroprosthetic functional electrical stimulation in sub-acute post-stroke rehabilitation[J]. Journal of rehabilitation medicine, 2005, 37 (1) : 32-36.
- [3] Wolpaw J R, Birbaumer N, Heetderks W J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting[J]. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 2000, 8 (2) : 164-173.
- [4] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interfaces for communication and control[J]. Clinical neurophysiology, 2002, 113 (6) : 767-791.
- [5] Wolpaw J R. Brain-computer interfaces as new brain output pathways[J]. The Journal of physiology, 2007, 579 (3) : 613-619.
- [6] Bashashati A, Fatourechhi M, Ward R K, et al. A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals[J]. Journal of Neural engineering, 2007, 4 (2) : R32.
- [7] Lotte F, Congedo M, Lécuyer A, et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces[J]. Journal of neural engineering, 2007, 4 (2) : R1.
- [8] Wilson J A, Felton E A, Garell P C, et al. ECoG factors underlying multimodal control of a brain-computer interface[J]. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2006, 14 (2) : 246-250.
- [9] Hill N J, Lal T N, Schröder M, et al. Classifying EEG and ECoG signals without subject training for fast BCI implementation: comparison of nonparalyzed and completely paralyzed subjects[J]. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2006, 14 (2) : 183-186.
- [10] Neuper C, Müller G R, Kübler A, et al. Clinical application of an EEG-based brain-computer interface: a case study in a patient with severe motor impairment[J]. Clinical neurophysiology, 2003, 114 (3) : 399-409.
- [11] Kauhanen L, Nykopp T, Sams M. Classification of single MEG trials related to left and right index finger movements[J]. Clinical Neurophysiology, 2006, 117 (2) : 430-439.
- [12] Kauhanen L, Nykopp T, Lehtonen J, et al. EEG and MEG brain-computer interface for tetraplegic patients[J]. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2006, 14 (2) : 190-193.
- [13] Brain-computer Interfaces: Current Trends and Applications[M]. Springer, 2014.
- [14] Sitaram R, Caria A, Veit R, et al. FMRI brain-computer interface: a tool for neuroscientific

- research and treatment[J]. Computational intelligence and neuroscience, 2007, 2007.
- [15] 王毅军. 基于节律调制的脑机接口系统——从离线到在线的跨越[D]. 清华大学, 2007.
- [16] Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, et al. A spelling device for the paralysed[J]. Nature, 1999, 398 (6725) : 297-298.
- [17] Birbaumer N, Elbert T, Rockstroh B, et al. Slow cortical potentials and behavior[J]. Physiological Review, 70, 1, 1990, 40.
- [18] Lee W L, Tan T, Leung Y H. An improved P300 extraction using ICA-R for P300-BCI speller[C]//Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) , 2013 35th Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2013: 7064-7067.
- [19] Serby H, Yom-Tov E, Inbar G F. An improved p300-based brain-computer interface [J]. IEEE Transaction on Neural Systems and rehabilitation engineering, 2005, 13 (1) : 89-98.
- [20] 郑军. 基于稳态视觉诱发电位的脑机接口实现与研究[D]. 华南理工大学, 2012.
- [21] Hwang H J, Lim J H, Jung Y J, et al. Development of an SSVEP-based BCI spelling system adopting a QWERTY-style LED keyboard[J]. Journal of neuroscience methods, 2012, 208 (1) : 59-65.
- [22] McFarland D J, Sarnacki W A, Wolpaw J R. Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement[J]. Journal of Neural Engineering, 2010, 7 (3) : 036007.
- [23] Wolpaw J R, McFarland D J, Vaughan T M, et al. The Wadsworth Center brain-computer interface (BCI) research and development program[J]. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2003, 11 (2) : 1-4.
- [24] Wolpaw J R, McFarland D J. Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2004, 101 (51) : 17849-17854.
- [25] Pfurtscheller G, Neuper C, Müller G R, et al. Graz-BCI: state of the art and clinical applications[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2003, 11 (2) : 177-180.
- [26] Ramos-Murguialday A, Schürholz M, Caggiano V, et al. Proprioceptive feedback and brain computer interface (BCI) based neuroprostheses[J]. PloS one, 2012, 7 (10) : e47048.
- [27] Ang K K, Chin Z Y, Zhang H, et al. Mutual information-based selection of optimal spatial-temporal patterns for single-trial EEG-based BCIs[J]. Pattern Recognition, 2012, 45 (6) : 2137-2144.
- [28] Lu H, Eng H L, Guan C, et al. Regularized common spatial pattern with aggregation for EEG classification in small-sample setting[J]. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 2010, 57 (12) : 2936-2946.
- [29] Bin G, Gao X, Wang Y, et al. A high-speed BCI based on code modulation VEP[J]. Journal of neural engineering, 2011, 8 (2) : 025015.
- [30] Yu T, Li Y, Long J, et al. Surfing the internet with a BCI mouse[J]. Journal of neural engineering, 2012, 9 (3) : 036012.

- [31] Yao D, Yu C, Jin H, et al. Human mobility synthesis using matrix and tensor factorizations[J]. Information Fusion, 2015, 23: 25-32.
- [32] 肖美霞. 基于脑电信号控制的电话拨号系统的设计与实现[D]. 南昌大学, 2012.
- [33] Schomer D L, Da Silva F L. Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields[M]. Lippincott Williams & Wilkins, 2012.
- [34] Di Russo F, Pitzalis S, Aprile T, et al. Spatiotemporal analysis of the cortical sources of the steady - state visual evoked potential[J]. Human brain mapping, 2007, 28 (4) : 323-334.
- [35] Regan D. Human brain electrophysiology: evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine[J]. 1989.
- [36] 宾光宇. 高性能视觉诱发电位脑-机接口研究[D]. 清华大学, 2009.
- [37] Falzon O, Camilleri K, Muscat J. Complex-valued spatial filters for SSVEP-based BCIs with phase coding[J]. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 2012, 59 (9) : 2486-2495.
- [38] Jia C, Gao X, Hong B, et al. Frequency and phase mixed coding in SSVEP-based brain--computer interface[J]. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 2011, 58 (1) : 200-206.
- [39] Nakanishi M, Wang Y, Wang Y T, et al. An approximation approach for rendering visual flickers in SSVEP-based BCI using monitor refresh rate[C]//Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) , 2013 35th Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2013: 2176-2179.
- [40] Nakanishi M, Wang Y, Wang Y T, et al. Generating visual flickers for eliciting robust steady-state visual evoked potentials at flexible frequencies using monitor refresh rate[J]. PloS one, 2014, 9 (6) : e99235.
- [41] 永康. DirectDraw 原理与 API 参考[M]. 清华大学出版社, 2000.
- [42] 李念. 基于 m-序列的低相关序列集和常权码的构造[D]. 湖北大学, 2009.
- [43] 陈罡, 赵正予, 杨国斌. 近完美序列与 m 序列的分析和比较[J]. 电波科学学报, 2008, 23 (1) : 68-73.
- [44] 李永倩, 程效伟. 格雷互补序列在 BOTDR 中的应用研究及性能分析[J]. 华北电力大学学报, 2008, 35 (1) : 93-97.
- [45] Sutter E E. The brain response interface: communication through visually-induced electrical brain responses[J]. Journal of Microcomputer Applications, 1992, 15 (1) : 31-45.
- [46] Cherry S. Singular value decomposition analysis and canonical correlation analysis[J]. Journal of Climate, 1996, 9 (9) : 2003-2009.

攻读学位期间的研究成果

发表的论文

- [1] 黄引, 魏庆国, 李茂全. 不同编码分组调制的 VEP 脑机接口研究[J]. 现代电子技术. (已录用)