

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/322383599>



Thesis · November 2005

DOI: 10.13140/RG.2.2.12611.30246

CITATIONS

0

READS

1,265

1 author:



Yang Liu

9 PUBLICATIONS 136 CITATIONS

SEE PROFILE

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
第 1 章 引言	1
§1.1. 课题背景及目标	1
§1.2. 全文结构概述	2
第 2 章 脑机接口概述	4
§2.1. 脑机接口基本原理及组成	4
2.1.1. BCI 的定义及原理	4
2.1.2. BCI 系统的基本组成	5
2.1.3. BCI 的分类	6
§2.2. EEG 和典型事件相关电位	8
2.2.1. EEG 及 ERP 原理简介	8
2.2.2. EEG 导联方式及波形显示	9
2.2.3. 典型 EEG 信号有效成分分析	10
§2.3. 国内外主要研究机构	13
第 3 章 脑机接口中的信号处理方法	16
§3.1. 概述	16
§3.2. 研究现状与分析	17
3.2.1. 特征提取方法	17
3.2.2. 变换和分类算法	18
第 4 章 几种 EEG 信号处理的新方法	20
§4.1. 特征提取的 T 加权方法	20
4.1.1. 方法描述	20
4.1.2. 几点讨论	21
4.1.3. 方法评价	22
§4.2. 分类器设计的强化学习方法	22
4.2.1. 方法描述	22
4.2.2. 参数选择	23
4.2.3. 基于相关矩阵的强化学习方法	24
4.2.4. 基于相似度矩阵的强化学习方法	24
第 5 章 基于 P300 的脑机接口	26
§5.1. 实验设计和数据获取	26
§5.2. 预处理	28
5.2.1. 低通滤波	28
5.2.2. 单次分割和组块平均	28
§5.3. 方法与结果	29

5.3.1. PCA 变换	29
5.3.2. 特征提取和字符识别	30
第 6 章 基于运动想象的脑机接口	32
§6.1. 运动想象实验一	32
6.1.1. 实验设计	32
6.1.2. 预处理	32
6.1.3. 特征提取和分类	34
§6.2. 运动想象实验二	36
6.2.1. 实验设计	36
6.2.2. 预处理	36
6.2.3. 特征提取和分类	38
§6.3. 运动想象实验三	39
6.3.1. 实验设计	39
6.3.2. 预处理	39
6.3.3. 特征提取和分类	41
第 7 章 总结与展望	43
致 谢	45
参考文献	46
附 表 第三届国际 BCI 竞赛成绩	51

图表目录

图 2.1	BCI 的定义	4
图 2.2	奥地利 Graz 技术大学开发的 BCI 系统	5
图 2.3	BCI 系统的组成	5
图 2.4	国际标准 10-20 导联电极分布系统	9
图 2.5	标准 10-20 电极系统的扩展	10
图 2.6	EEG 的显示	10
图 2.7	皮层慢电位	11
图 2.8	P300 诱发电位	12
图 2.9	感觉运动节律	13
图 4.1	Δb 的赋值	23
图 5.1	P300 拼写实验范式	26
图 5.2	P300 拼写实验的数据处理流程	27
图 5.3	电极 Cz 上的平均响应(dataset 2003)	28
图 5.4	某个字符按行列作组块平均后的信号	29
图 5.5	PCA 变换矩阵	29
图 5.6	平均主元信号	30
图 5.8	特征散布图(dataset 2005B)	31
图 6.1	实验一设计	32
图 6.2	实验一训练数据 CSP 滤波后的平均信号	33
图 6.3	实验一训练信号的平均小波系数幅值	34
图 6.4	实验一的 T-权值	35
图 6.5	实验一训练数据特征散布	35
图 6.6	实验一的相关矩阵	36
图 6.7	实验二 CSP 投影在各个方向上的能量差	37
图 6.8	实验二训练集平均小波系数幅值	37
图 6.9	实验二 T-权值	38
图 6.10	实验二训练集特征散布	38
图 6.11	实验二相关矩阵	38
图 6.12	实验二强化学习前后权值图	39
图 6.13	实验三 CSP 投影方向的能量差	40
图 6.14	实验三 CSP 滤波后训练数据平均时间过程	40
图 6.15	实验三训练集平均小波系数幅值	41
图 6.16	实验三 T-权值	41
图 6.17	实验三训练集特征散布	42
表 2.1	国际 BCI 主要研究机构	15
表 5.1	P300 各组实验的训练和测试字符数	27
表 5.2	P300 实验结果	31

摘要

近十几年来,脑机接口(Brain-Computer Interface)技术的研究在国际上引起了广泛的兴趣并获得了快速的发展。它可以为神经肌肉损伤患者提供一种不依赖正常的外围神经和肌肉输出通道的新的通讯工具,也可以为正常人提供辅助控制通道或在特殊环境下的控制通道,因此具有巨大的社会价值和应用前景。信号分析与处理环节是实现BCI系统、提高系统可靠性与性能的关键,也是本文研究的主要内容。

本文作为前期性研究,主要开展了BCI系统中信号处理的理论及算法方面的研究工作。首先通过大量整理和阅读文献,认真调研了目前国际上BCI研究的现状和发展情况,对脑电信号的特点以及所使用的各类信号处理方法做了总结和比较。然后结合国际脑机接口数据处理竞赛提供的数据,运用各种方法进行了分析,对事件相关电位的特点获得了感性认识,对各种方法的适用场合及能力有了一定的了解。在参加第三届国际脑机接口竞赛的过程中,提出了T加权的特征提取方法和分类器设计的强化学习方法。相比其它特征提取方法,T加权方法具有对先验知识要求少、信息利用充分、计算快速等优点;而分类器设计的强化学习方法是模型驱动与数据驱动相结合的一种分类器优化方法,其思想在于充分挖掘样本判别信息,在已有分类器基础上进一步提高对数据的拟合能力及泛化能力。运用到竞赛数据的处理中,这两种方法都得到了令人满意的结果,在所参加的四组数据中获得一个第2名、三个第3名的成绩。论文对方法以及数据处理的过程和结果做了详细的介绍。最后就脑机接口特别是信号处理部分的研究提出了下一步工作的内容及目标。

【关键词】 脑机接口, 脑电图, 事件相关电位, P300 诱发电位, 运动想象, 特征提取, 强化学习

ABSTRACT

Over the past decade, there has been great interest and a rapid development in the research of brain-computer interface technology. BCI can provide a new communication option that does not depend on peripheral nerves and muscles for those with neuromuscular impairments, and might also give those without disabilities a supplementary control channel or a control channel useful in special circumstances. Signal analysis and processing is a key issue for implementation of a BCI system as well as improving its reliability and performance, and which is the main contents in the paper.

As a preparative study, this paper is focused on the theory and algorithm of signal processing in BCI system. Firstly, through large numbers of reading, the state of art is reviewed, and the characters of EEG and kinds of method are summarized and compared. Then data sets provided by the BCI competitions are analyzed, and features of ERP and the applicability and ability of the methods are understood better. When taking part in the BCI competition III, T-weighted approach for feature extraction and reinforcement learning of classifier design are proposed. Compared to other methods, T-weight approach has the advantages of requiring less *a priori* knowledge, exploring more information and computing faster. Reinforcement learning is an optimization method both model driven and data driven aiming at mining the discriminative information as more as possible, and improving both the fitting and generalization ability of an existing classifier. Applied to the data processing, these two methods got satisfying results, and by which we won one 2nd place and three 3rd places in BCI competition III. In this paper, the methods and results are described in detail. Finally, directions and targets in our further work about BCI especially the signal processing part are suggested.

【Key words】 Brain-Computer Interface (BCI), Electroencephalogram (EEG), Event-Related Potential (ERP), P300 Evoked Potential, Motor Imagery, Feature Extraction, Reinforcement Learning

第1章 引言

§1.1. 课题背景及目标

人类对于自身的认识相对于其他领域来说是非常肤浅的。人类现在可以创造出具有各种功能的工具并不断地加以改进,但对于人类自身常见的缺陷却束手无策。人体最复杂的器官——大脑,对于人类来说无异于一个黑匣子那样神秘而不可测。如果这个黑匣子的输入输出通道发生了故障,从内部解决问题是几乎不可能的。很多疾病类似于肌萎缩性脊髓侧索硬化(ALS)、脊髓伤害(spinal cord injury)等会扰乱或破坏大脑赖以与外界进行通讯和控制的神经/肌肉通道。据统计,这些疾病在世界范围至少使得 500 多万名患者丧失了正常行为的能力(包括当代著名的物理学家史蒂芬·霍金)丧失了正常行为的能力(Ficke等, 1991)[16]。对于这些疾病患者,如果无法通过医疗手段完全康复,那么通常有两种可行的替补和代偿手段:第一种是利用并增强那些尚未被破坏的、可自主控制的通道,例如残疾人可以通过眨眼来表示他的意图,但这种交流方式还不能达到很好的效果;第二种,也是最直接和理想的情况,就是不通过传导神经-肌肉的正常通道,而利用脑计算机接口(BCI, Brain-Computer Interface)设备,直接把患者大脑的目的性意识行为转换为数据与控制命令,发送到计算机并进一步驱动相关设备,从而使患者能与外部世界进行简单的通讯与交流,并实现一定程度的自理。

脑计算机接口技术是兴起于 20 世纪 70 年代,最近十几年才得到快速发展的一个前沿科学探索与应用相结合的交叉领域,虽然也遇到了种种困难和问题,但相关研究工作进展非常迅速。据统计,到 2004 年为止世界范围内专门的BCI研究机构已经超过 20 个,所发表的有关论文也逐年迅速增多,通讯比特率指标不断提高,离实际应用也越来越近。在BCI的关键技术,暨数据处理方法的研究领域,具有代表性的工作有:美国纽约州立大学奥尔巴尼分校(由Wolpaw主持)、罗彻斯特理工学院(Bayliss)、加州大学圣地亚哥分校(Makeig);德国Fraunhofer研究中心(Müller)和图宾根大学(Birbaumer);奥地利的Graz大学(Pfurtschelle)等;中国的清华大学(高上凯,高小榕等)。2002 至 2005 年度还举办了三届国际范围的脑机接口竞赛,目的是在世界范围内征集、发展和测试用于BCI的关键信号处理算法。我们的团队参加了 2005 年举行的第三届竞赛,在所参加的四组数据的处理中取得了一个第 2 名,三个第 3 名(其中一个为并列第三名)的较好成绩。

BCI系统的实现涉及多个学科,包括脑科学与认知神经科学、心理学、信号处理与模式识别、通讯与控制、电子技术、计算机科学等多学科的交叉并触及许多前沿技术。BCI技术的研究具有科学和应用的双重价值,其研究成果不仅能为残疾人提供自助服务手段、提高其生活质量,从而具有社会意义和潜在医学产业价值;其研究过程和关键技术问题的解

决和还能促进所涉及的不同学科领域的进一步发展和交叉，对其提出新的要求，激发新的思路、探索新的技术手段并可能开拓新的方向。例如，研究特征提取的最佳方式，需要对脑电(Electroencephalogram, EEG)信号的产生机理有深入的理解，反过来又可促进对脑功能和EEG测量技术的认识水平；将近年来发展起来的信号处理新方法，如多窗口谱估计、独立成分分析、小波分析理论、非线性降维算法等应用于EEG特征提取，是对这些理论的应用和验证，同时也有望加深对理论的认识水平；对变换算法适应性以及BCI与人的交互过程的研究，需要对人的心理过程有所了解，研究信号包含的特征和变化规律，也可以从一个方面测量和观测这种心理变化，从而对心理学的研究有所帮助。可以说，本课题的研究内容具有很强的发散性和覆盖面，可以发掘出很多极其重要的前沿课题，并提供了一个很好的研究平台。

实现BCI功能的关键是EEG数据分析与处理方法。BCI要监测目的性自发意识活动在脑电信号中的反映，但EEG信号不仅非常微弱和复杂多变，且被各种噪声污染严重，同时待测事件分量的起始时间和终止时间都是未知的。BCI系统还必须以单次(Single Trial)方式工作，而不能像心理学实验中事件相关脑电位(Event Related Potential, ERP)[13]的数据处理手段一样进行多次测量数据的平均。要在单次事件的EEG数据中以尽量高的置信度检测和提取具有特异性的有效成分，是对有关信号分析理论和实现技术的严峻挑战。用于BCI的EEG信号处理算法，其目的是从BCI系统所采集的使用者EEG多通道信号中判断其意图，并将其转换为驱动外部设备的相应命令，这些算法包括了特征提取、变换分解、参数估计、统计检验等复杂的过程，而所有这些都能否提高BCI系统可靠性和性能的关键。

由于我们团队对于BCI的研究才刚刚起步，相关硬件设备尚未到位，自己的系统正在建设中，我的课题侧重于算法研究及软件编制，希望对下一步的系统的建立起起到铺垫作用，并做好相关理论准备。

本课题研究的目标是：1) 通过查阅文献，充分了解国际上BCI研究的现状和发展情况；2) 重点针对基于EEG的BCI系统中的信号处理过程，把握目前流行的特征提取和变换算法等方法；3) 结合近两届国际脑机接口竞赛的数据处理，对EEG信号和事件相关电位的特点获得感性认识；通过对各种方法的亲自实践，了解它们的特点及适用范围，辨其优劣，并有针对性地加以改进；结合数据特点提出新的算法。

在第三届BCI竞赛中，我们通过仔细分析信号特点，自主提出了T加权特征提取方法和基于相关矩阵的强化学习方法，竞赛结果证明这两种方法取得了很好的效果。更重要的是，这两种方法的一些特点(例如训练速度快，自动化程度高等)预示着将来在实际在线系统中会具有某些其它方法难以达到的优势。

§1.2. 全文结构概述

本文按照下面的方式组织：第二章概述BCI系统的组成及原理，简要介绍了作为输入信号的EEG的获取技术，以及关于EEG特别是事件相关电位的一些认识，最后介绍了目前国际

上的主要BCI研究机构及其成果。第三章归类综述了国际上主要的BCI系统所使用的各种信号处理方法，文献中报道的好的方法，以及近两届BCI数据处理竞赛中较为成功的算法。第四章介绍了我们提出的两种特征提取和分类的方法——T加权特征提取方法和基于相关矩阵的强化学习方法。接下来的两章我们将这两种方法应用到第三届竞赛的两大类数据(P300 拼写实验和运动想象实验)的处理上，给出了详细的过程和结果。最后一章对未来的工作做了展望。

第2章 脑机接口概述

§2.1. 脑机接口基本原理及组成

2.1.1. BCI 的定义及原理

第一次BCI国际会议给出的BCI的定义是：“脑机接口是一种不依赖于正常的由外围神经和肌肉组成的输出通路的通讯系统”^[1]。大脑在进行思维活动，产生动作意识，或者受到外界刺激(如视觉、听觉等)的时候，伴随着其神经系统的一系列电活动，这些电活动可以通过一定的手段加以检测，再通过信号处理和模式识别的手段，从中辨别出人的意图，把人的思维活动转换为命令信号，实现对外部设备的控制和与外界的交流。这就是BCI的基本原理(图 2.1)。

对这个定义，有几点需要特别注意：

第一个是“输出通路”，按此定义，BCI 并不一定要完全脱离外围神经和肌肉组成的正常通路，但大脑活动信息的输出却一定没有这些正常通路的参与。例如，在基于 EEG 的 BCI 系统中，信息编码为 EEG 的活动，直接由中央神经系统获得。至于在何种程度上可以有正常通路的参与，将在下面讲到。

另外，定义也没有限定脑信息的载体以及通过何种手段检测。虽然目前的手段主要是电活动的检测(也有磁、热等)，但可以想象未来随着对脑神经活动的认识的加深及检测技术的进步，更为广泛而有效的手段将会出现甚至结合使用，它们的能力很有可能会在某种程度上超过正常通路，而成为连正常人的生活也不可或缺的必备工具。这个以排除法下的定义是具有很强的包容性的。

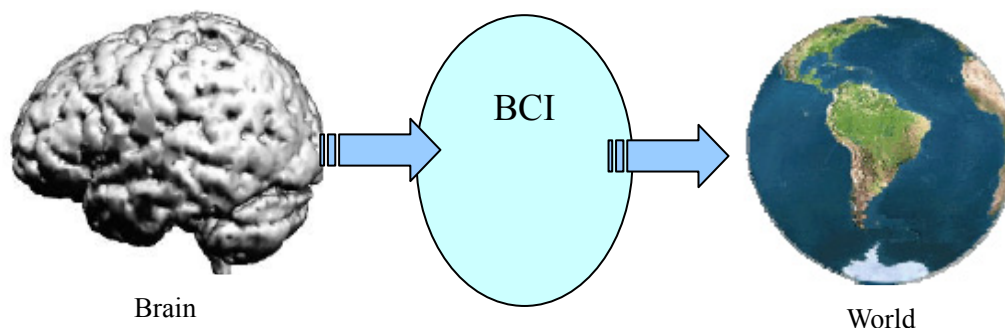


图 2.1 BCI的定义

“通讯系统”指出了BCI 系统的本质。通讯理应是双向的——大脑向外界发送信息，

外界也向大脑发送信息。而目前的BCI仅仅限于前者，后者则涉及到对思维和脑活动的控制，由于人类对脑活动的机理特别是意识问题的研究尚很肤浅，这一目标的实现恐怕还很遥远。所以下面限于讨论作为人脑输出通路的BCI，它为人们提供了一种新的向世界表达的途径或工具(图 2.2)。



图 2.2 奥地利 Graz 技术大学开发的 BCI 系统

2.1.2. BCI 系统的基本组成

像任何通讯和控制系统一样，一个BCI系统有输入(如使用者的电生理信号)、输出(如设备指令)、把输入翻译成输出的组件，和决定起止、操作时间的协议。图 2.3显示了这些成分及其基本关系。

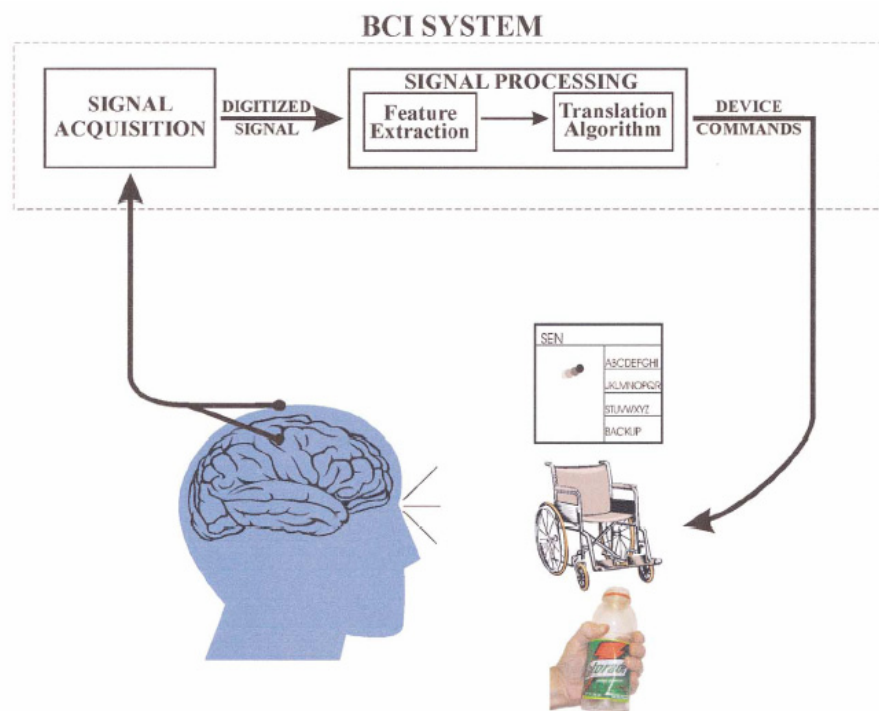


图 2.3 BCI系统的组成(引自[1])

1) 信号产生和获取

BCI 系统的输入信号是从头皮或脑的表面记录的 EEG 或者脑内记录的神经元活动。正常人在正常状态下的脑活动是极为复杂多变的，对应的神经活动也是如此，加上呼吸、心

跳、身体状态、环境差异、个体差异等诸多复杂因素的干扰,要想在没有任何限定和约束的状态下准确识别出脑的状态是十分困难的。目前主流 BCI 系统的研究中都选择脑电(EEG)信号作为神经元活动的信息载体,并通过特别设计的实验条件产生某种任务相关的电位信号并加以检测。EEG 的特点及检测手段将在下节作较为详细的介绍。下面的讨论也限定为基于 EEG 的 BCI。

在信号获取部分,选择的输入由电极记录,放大,数字化。

2) 信号处理:特征提取

数字化的信号接下来进行一种或多种特征提取程序,如空间滤波,电压幅值分析,谱分析等等,从中提取编码消息或命令的信号特征。一个 BCI 系统可以同时使用时域和频域信号特征,以提高性能。当前 BCI 使用的信号特征应当能够反映可识别的脑事件,像特定皮层神经元的发放或者感觉运动皮层的突触同步和有节奏的激活而产生的 μ 节律。一个重要的问题是怎样识别和消除非中央神经系统(non-CNS)的伪迹(artifact),保证选择的特征不被肌电图(EMG),眼电图(EOG),或其他非中央神经系统的干扰信号污染。下一章将对目前 BCI 系统中所使用的各种方法进行综述。

3) 信号处理:变换算法

信号处理的第一部分简单地抽取特定的信号特征,下一步,变换算法将这些特征翻译成设备指令,反映使用者的意图。算法可以使用线性方法(如经典统计方法)或非线性方法(如神经网络)。

4) 输出设备

现在多数BCI系统的输出设备是计算机屏幕,输出是屏幕上的目标(字母或图标)的选择。选择有多种形式^{[20][30]}。一些BCI还提供附加的中间选择,如向着目标的光标运动^{[30][37]}。除了作BCI的预期结果以外,这种输出还可作为反馈,人脑利用它来保持和提高通讯的精确性和速度。有些研究还探索了BCI对神经假肢(Neuroprosthesis)和Orthesis的控制,后者把使用者自己的手作为输出设备。

5) 操作协议

协议定义了系统怎样开关,通讯是连续的还是离散的,信息传输由系统触发(如由诱发 P300 的刺激触发)还是使用者用触发,使用者与系统之间的交互的顺序和速度,和提供什么样的反馈给使用者。

研究中使用的多数 BCI 协议对服务于残疾人的应用不是完全合适的。多数实验室的 BCI 不给使用者提供开关控制,而由研究者开关系统。由于要测量通讯的速度和精确性,实验室 BCI 通常告诉使用者发送什么消息和命令,而在实际中应由使用者选择发送什么消息。这些差别使研究到应用的转换变得复杂。

2.1.3. BCI 的分类

BCI 可以按照多种方式进行分类:

1) 根据是否有脑的正常的输出通道的参与, 可分为独立 BCI 和非独立 BCI。

这是一种比较基本的分类方式。非独立的BCI不用脑的正常的输出通道携带信息, 但需要这些通道产生携带信息的脑活动(如EEG)。例如, 一种非独立BCI呈现给使用者一个字母矩阵, 一次闪一个字母, 使用者通过直视一个特定字母来选择, 通过头皮记录的视觉诱发电位(Visual Evoked Potential, VEP)在所视字母闪烁时比其他字母闪烁时要大的多。这里信号的输出通道是EEG, 但是EEG信号的产生依赖于凝视方向, 所以依赖于眼外肌肉和头盖神经来激活它。非独立BCI本质上只是提供另一种检测在正常输出通道上携带的信息的方法。尽管非独立BCI没有给脑一个独立于常规通道的新的通道, 它仍然是有用的。相反, 独立BCI不以任何形式依赖于脑的正常输出通道。外围神经和肌肉不携带信息, 而且也不需要它们产生携带信息的脑活动。如使用者通过对某种形象或运动的想象(运动不一定发生)而产生的电位信号可以用来传达意图^[1]。

2) 根据 EEG 测量方式, 可分为无损方式和有损方式两类。

有损方法是电极内置式检测, 把 AgCl 电极序列植入大脑皮层对单神经元或神经元集的电活动进行记录。这种方式可以直接检测到神经元的电活动, 具有脑电信号特征性强、信噪比高、后继处理简单等优点, 但需要专业医生进行外科手术, 有一定危险性, 而且存在植入后的心理和伦理问题。电极外置式是无损方法, 只需将电极帽戴在头上, 其检测方法简单, 操作容易, 但由于电极距离神经元较远, 得到的信号噪声大、质量差, 对后继信号处理要求较高。无损方式目前应用较多。

3) 根据 EEG 信号产生的方式, 可以分为使用诱发脑电和自发脑电的 BCI。

诱发脑电方式是指通过某种外界刺激而产生的脑电模式, 如视觉诱发电位(VEP), P300 诱发电位等。而自发脑电方式是指通过学习和训练, 用意识自主控制某些脑电成分的变化, 研究表明已经可以实现对如 β 节律、 μ 节律, 以及对皮层慢电位(Slow Cortical Potential, SCP)的调节^[28]。

4) 根据有无反馈分类。

人和 BCI 系统一起构成了一个控制系统, 从信号流动来看, 可以分为开环系统和闭环系统。在开环系统中信号单向流动, BCI 系统识别人的意图然后向外界传达, 效果的好坏只能通过调节 BCI 系统的算法实现。而在含有反馈的系统中, 系统以某种方式将识别的结果实时呈现给使用者(例如屏幕上光标的运动), 这样使用者就可以利用反馈信息进行学习, 调节自身状态, 去适应 BCI 系统。

5) 根据实现方式, 可分为模式识别方法(Pattern recognition approach)和操作调节方法(Operant conditioning approach)。

模式识别方法是指当被试执行某些认知精神任务时, 用信号处理和模式识别的方法来识别大脑的不同精神状态。在操作调节方法中将EEG信号转换为输出的算法是不变的, 而要求被试根据反馈调节自己的精神状态以达到特定的目标(如移动光标到指定位置)^[80]。两类方法分别侧重于对算法和对被试的训练, 而在实际的在线学习和训练过程中, 最好应将

二者结合起来, 利用合理的人机交互提高整个系统的效能。

§2.2. EEG 和典型事件相关电位

2.2.1. EEG 及 ERP 原理简介

脑电图(EEG)是借助于金属电极和导电胶从颅外头皮表面记录到的皮层自发电位图形。德国精神病学家伯格(Hans Berger)于 1924 年在其子的头部第一次记录下来人类脑电图, 1929 年发表了论文, 并开始应用于临床, 报告心理活动会引起 EEG 信号有规律的变化。

脑电图的波形很不规则, 谐波成分复杂, 正常人的 EEG 频率变化范围在每秒约在 1~30 次。当产生可以用来分析的节律波时, 脑中电场中必须相当强, 才能在头皮表面记录出电位变化, 而欲使脑中电场达到相当强度, 必须具备两个条件: (1) 同步化。大脑皮层由 100 余亿个神经元组成, 从皮层表面记录出的电位是许多神经元活动时所产生的电场的总和, 故节律性的脑电波是许多神经元同时活动和同时抑制的结果。只有这样, 总和出来的波幅才能较大, 否则就会相互抵消, 甚至记录不出电位变化。这种同时放电或同时抑制的过程就是“同步化”。如果由于某种原因而使神经元不能同时放电或同时抑制, 就是“去同步化”。所说同步化, 包括频率与相位皆相同。否则, 如两个神经元发放的频率相同而相位相反, 仍然不会出现大的波幅。通常, 同步化的程度越大, 则波幅越大而频率越低; 反之, 去同步化的程度越大, 则波幅越小而频率越高。(2) 神经元的排列方向一致。如各神经元的排列方向不一致, 则冲动传导的方向也不会一致, 因而所产生的电场就会相互抵消, 不能形成强大的电场。大脑皮层的锥体细胞排列非常整齐, 其顶树突伸向皮层表面。因此, 脑电波的形成, 极有可能是许多锥体细胞产生的电位自细胞体传向皮层表面的结果。当这些锥体细胞进行同步活动时就会产生强大的电场, 才能在皮层表面记录出来。

由于最常见的脑电波节律为每秒 10 次左右的 α 节律, 每个波的周期约为 100ms, 这要比神经元的动作电位慢得多, 而和神经元的突触后电位的时程较近似, 因而提出脑电波是由神经元的同步性慢活动所引起的。此外, 动物实验表明, 将微电极插入猫的大脑皮层神经元内, 发现微电极所记录的皮层神经元的突触后电位常与粗电极在皮层表面记录到的同步化脑电波时程相同, 尤其在每秒 8~12 次的梭形波时更为明显。此外, 静脉注射快速作用的巴比妥药物时, 脑电波与细胞内记录的突触后电位同时消失, 而当药物作用过后, 两者又同时恢复。因此可认为: 脑电波是由皮层细胞群同步活动时突触后电位(包括兴奋性突触后电位与抑制性突触后电位)的总和所形成的。

动物实验表明, 当切断皮层与丘脑的联系后, 皮层的 α 节律消失, 而丘脑中类似 α 波的节律性活动依然存在。损毁丘脑后, 皮层也不再出现自发的节律性活动。因此可以认为, 皮层的自发的节律性活动来源于丘脑, 然后从丘脑传递到大脑皮层。综上所述, 一般认为, 脑电图波形是大脑皮层神经元突触后电位总和而形成, 而其节律性活动的产生与丘脑有关。

事件相关脑电位(ERP)一般定义为外加一种特定刺激, 作用于感觉系统或脑的某一部位, 在给予刺激或撤销刺激时, 在脑区所引起的电位变化。一次刺激诱发的ERP波幅约 $2\sim 10\mu V$, 淹没在自发EEG中, 信噪比很低。但ERP有两个恒定, 一是波形恒定, 二是潜伏期恒定, 因此可以采用叠加平均技术从EEG中提取出ERP。这就是ERP实验中提取ERP的基本原理^[13]。其所关注的那些与心理活动密切相关的脑电位成分, 如皮层慢电位(SCP)、P300诱发电位、 μ 节律或 β 节律波等, 都有可能被实时地提取并翻译成为命令, 以操作计算机和其他设备。另外, 视觉诱发电位(VEP)、多导联EEG中头皮电位的场分布及场变化情况、偶极子定位等研究也能够为BCI提供重要的信号来源。基于EEG信号分析的ERP技术具有高时间分辨率以及无创性等优势, 目前已经成为心理生理学领域重要的研究手段, 取得了大量有意义的成果, 被誉为“观察脑的高级功能的窗口”。

2.2.2. EEG 导联方式及波形显示

EEG信号一般通过金属电极和导电胶从颅外头皮表面固定的位置进行记录。国际脑电图学会在1958年制定了统一的10-20国际脑电记录系统(图2.4), 现代的64导或128导电极帽也是根据10-20系统扩展而成的(图2.5)。通常可以将头皮上的一个电极的电位位置设为零, 这个电极称为参考电极, 其它电极与该电极电位差即为记录电位。

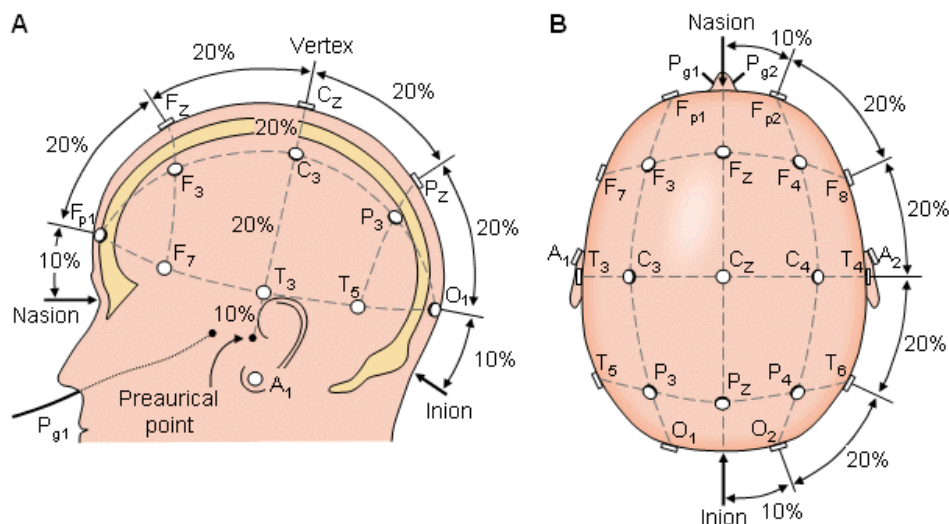


图 2.4 国际标准 10-20 导联电极分布系统。A. 左视, B. 俯视。

为了能够很好地说明实验效果, 需要将电极所记录的模拟电信号转化为数字信号, 并用一定的图形方式显示出来。用户可以从图形上来观察脑电的变化情况, 并将其结合实际的任务分析, 便于不同实验间之间比较结果, 有助于评价测量方法的可行性。如果个体间多次测试的脑电波形类似, 总平均图是合适的, 如果多次测试脑电间差异较大, 把在不同条件下的波形重叠展示以助于区分也是很有必要的。EEG的显示主要有两种方式: 一种是电压随时间变化——EEG波形(图 2.6a); 另一种电压随空间位置变化——EEG分布梯度(头

皮分布图或脑电地形图, 图 2.6b), 甚至还可以通过动态的头皮分布图以显示大脑活动的变化特点。

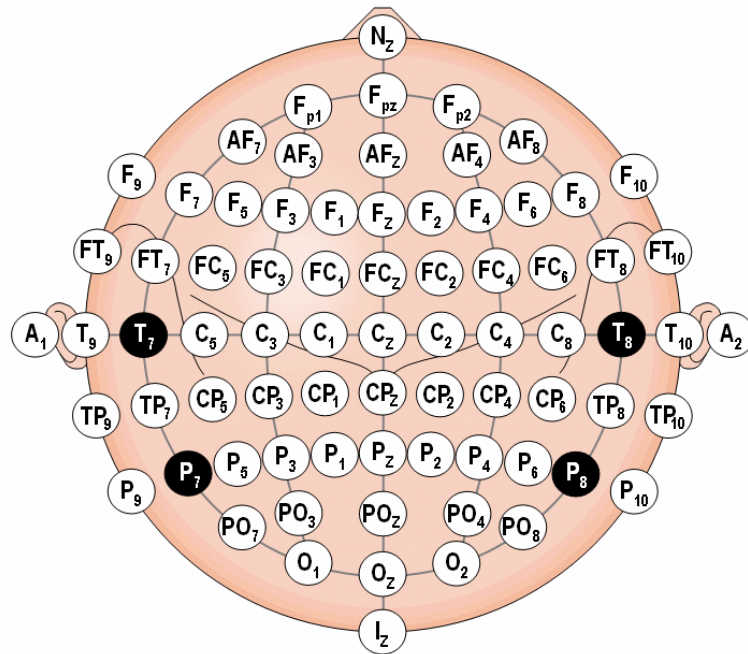


图 2.5 标准 10-20 电极系统的扩展

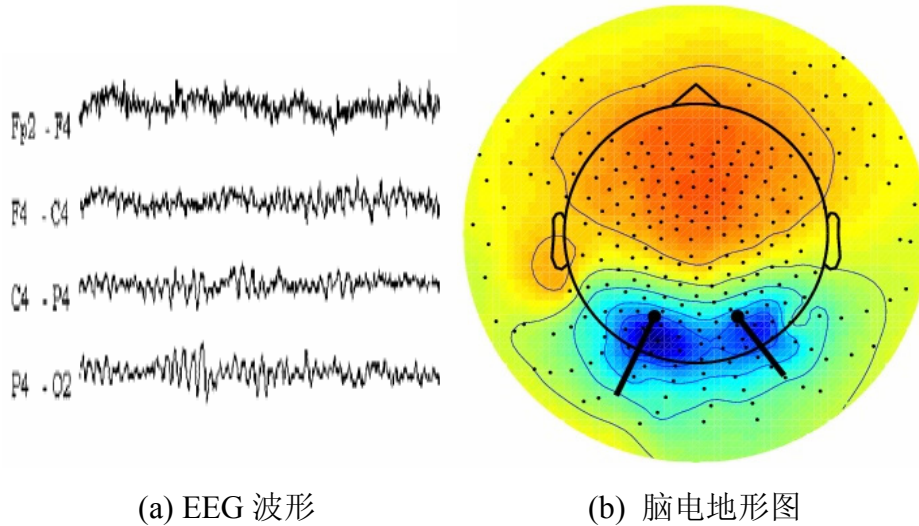


图 2.6 EEG 的显示

2.2.3. 典型 EEG 信号有效成分分析

1) 视觉诱发电位(VEP)

70 年代 Jacques Vidal 用“BCI”描述任何基于计算机的显示脑功能细节信息的系统, 这个定义比现在的使用范围要广。Vidal 建立的一个系统使用视皮层上记录的 VEP 来判断眼睛的注视方向(如视线固定点), 从而判断使用者希望向哪个方向移动光标。

90 年代 Sutter 描述了一个称为脑响应接口的类似 BCI 系统, 它使用视皮层上头皮记录的简单视觉刺激引起的 VEP。使用者面对的屏幕上显示有 $8 \times 8 = 64$ 个符号(如字母), 供其选择。64 个符号分成若干组, 每秒 40~70 次作等亮度的红绿交替或更精细的红绿模式交替。计算红绿灯刺激后 100ms 的 VEP 幅值, 然后同已经为使用者建立的模板相匹配, 通过比较系统可以精确地判断使用者眼睛看的是哪个符号, 一个虚拟键盘接口连接输出设备使用户可以通过他的选择来操作设备或者与外界通讯。正常的志愿者可用它操作一个字处理程序, 每分钟可完成 10~12 个单词。对于头颈肌肉不可控制的残疾者, 头皮肌电(Electromyographic)会阻碍 VEP 测量的可靠性, 使性能下降。对这种患有肌萎缩性(脊髓)侧索硬化症(ALS)的使用者, 解决办法是在视皮层植入四个电极, 直接在其发源处记录视觉诱发电位, 这样可以达到 10~12 字/分的通讯速度。

Middendorf 等用另一种方法判断注视方向。若干虚拟的按钮在屏幕上以不同的较低速率闪烁。当使用者注视一个按钮, VEP 在 EEG 中的体现就会有与之相应的响应频率。当此频率与某个按钮匹配时, 系统就知道那个按钮被选择了。利用 VEP 等典型 EEG 成分的特点, 设计相应的频率载波或伪随机载波方案, 通过反馈可以将低信噪比 EEG 特异信号检测问题变成频域上的能量谱估计问题。

基于 VEP 的通讯系统依赖于使用者控制注视方向的能力, 它跟用眼睛本身判断视向的系统功能相同, 所以被归为非独立 BCI。它们表明 EEG 能够同步得出运动输出的精确信息, 而且可能优于其它确定视向的方法。这些系统中的 VEP 幅值可能不仅反映了注视方向, 还反映了注意, 因此在某种程度上独立于神经肌肉功能。

2) 皮层慢电位(SCP)

EEG最低频的特征是皮层慢电位变化, 这种电位以0.5~10.0s的时间常数漂移, 所以称为皮层慢电位(SCP), 它也是在EEG电信号中幅值最强的成分。负SCP通常与运动和皮层激活等功能相关, 正SCP通常与皮层活动的减弱相关(如图2.7)。在30多年的研究中, Birbaumer和他的同事证明人可以控制SCP, 进而控制屏幕上物体的运动。这个论断是BCI被称为“思维翻译机(Thought Translation Device, TTD)”的基础, 临床应用的BCI系统证明其能提供基本的通讯能力^[38]。

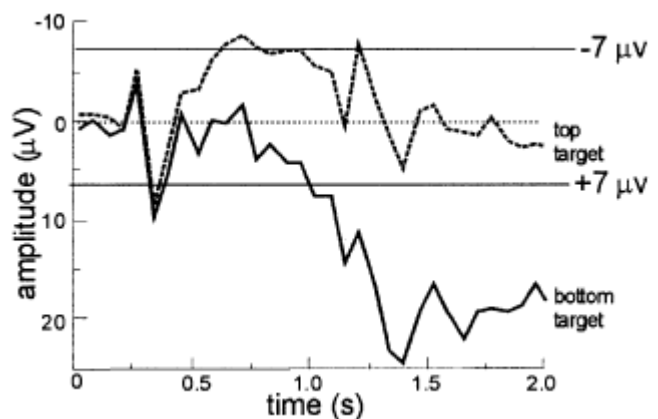


图 2.7 皮层慢电位

他们的系统通过合适的滤波提取 SCP 信号, 去除眼电心电活动, 并给使用者视觉反馈——在计算机屏幕上显示一上一下两个选择。选择持续 4 秒, 前 2 秒系统测量使用者的初始电压水平; 后 2 秒, 使用者开始通过增减电压选择光标向上或向下运动, 这其中有一个 SCP 波幅值到光标运动的转换标准。BCI 也可以提供听觉或触觉反馈的模式, 使用者经历几周或几个月的训练, 每周训练若干次,

每次 1~2 小时, 准确率可以达到 75% 以上。

3) P300 诱发电位

最初的 P300 单波由 Sutton 等于 1965 年发现, 其在 Oddball 实验模式下出现——当在频繁的标准刺激中夹杂着不常出现但明显有差异的听觉、视觉或体觉刺激时, 会在偏差刺激后约 300ms 后在头顶皮层引起 EEG 的正峰。后来随着与 P300 类似特征的成分被不断地发现, 形成了一个含有多个子成分的家庭, 其中 P300 单波是这一系列波中幅度最明显的。

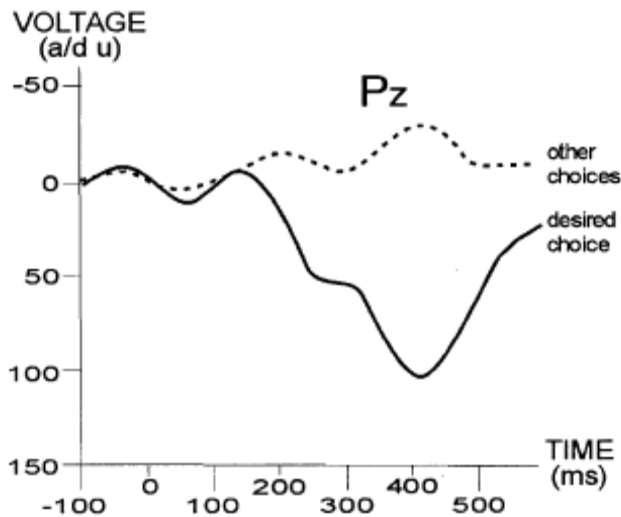


图 2.8 P300 诱发电位

Oddball 实验的要点是: 对同一感觉通道的一系列刺激由两种刺激组成, 一种刺激出现的概率较大(例如 0.85), 称为标准刺激; 另一种刺激出现的概率很小(0.15), 称为偏差刺激。两种刺激出现的顺序是随机的, 这样对于被试者来说刺激具有偶然性。令被试者发现偏差刺激后立刻按键或者记录其数目, 此时偏差刺激已成为靶刺激。在偏差刺激出现后约 300ms 可以观察到一个很明显的正波, 此即 P300(图 2.8)。研究发现, P300 波形是一个与心理因素相关的内源性成分, 其潜伏期和幅值大小还与任务的难度有关。

在一个很典型的 P300 实验中, 使用者面对着一个 6×6 的字母(或数字等符号或命令)的矩阵。每隔一定时间一行或一列闪一次, 头顶皮层记录的 EEG 被数字化, 计算对每行每列的平均响应, 计算出每个对可能选择的 P300 幅值。只有希望选择引发的 P300 是显著的, BCI 使用这种效应来判断使用者的意图。分析指出当前的基于 P300 的 BCI 可以达到每分钟一个单词(如 5 个字母)的速度, 并且提高速度的可能性是很大的, 对视觉受到伤害的人可以用听觉或触觉刺激。后面章节中对这种实验模式下的数据进行了处理, 达到了很高的字符识别率。

基于 P300 的 BCI 的显著优势在于不需要初始训练, 对于希望的选择, P300 是典型和自然发生的。同时, P300 和相关电位可能随着调整协议而变化。一个 BCI 系统使用的 P300 也可能随时间变化。长期的使用 P300 可能衰减导致 BCI 的性能衰减, 也可能增大而使性能提高。P300 有着很广泛的应用前景。刺激物与被试者的利害关系及被试者的情绪都在 P300 上有所反映, 而且 P300 的这些变化是被试者根本无法控制的。例如在数名犯罪嫌疑人面前一件件呈现不同物品, 当出现被窃物, 那么只有盗窃者的 P300 才会出现异常。所以 P300 波形已经成为用脑波进行测谎的成分, 这是当代测谎研究的一次突破。

4) μ 节律、 β 节律和其它感觉运动皮层活动

对清醒的人, 当他不进行感觉输入或运动输出时, 初级感觉和运动皮层经常显示 8~

12Hz 的 EEG 活动。这种空闲活动, 对体觉或运动皮层称为 μ 节律, 对视皮层称为视觉 α 节律, 它被认为产生于丘脑皮层回路。不同于视觉 α 节律(它对大多数正常人是明显的), μ 节律直到最近才在少数人中发现; 然而, 计算机分析显示大多数成年人的脑电信号中存在 μ 节律。分析也指出 μ 节律由多种不同的 8~12Hz 节律组成, 彼此之间在位置、频率、和感觉输入或运动输出的关系上不同(图 2.9)。这些 μ 节律通

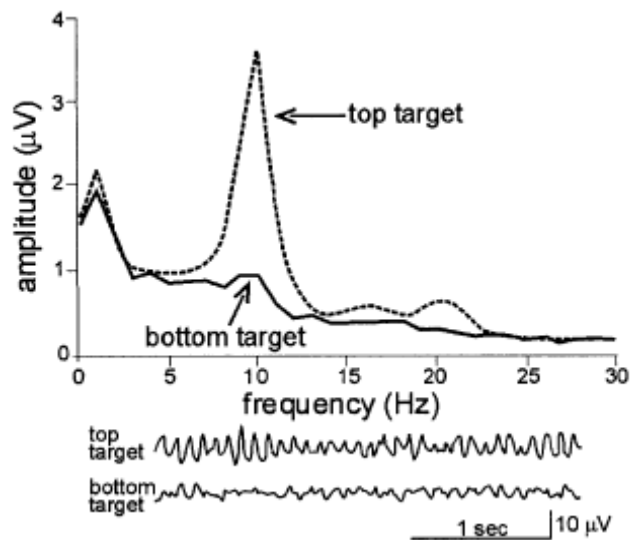


图 2.9 感觉运动节律

常与 18~26Hz 的 β 节律相关, 尽管一些 β 节律是 μ 节律的谐波, 一些能通过形状或时间加以区分, 因此是独立的 EEG 特征。

若干因素表明 μ 节律和 β 节律可作为基于 EEG 通讯适合的信号特征, 它与那些更直接与脑的正常运动输出通道的重要区域相关。运动或预备运动典型地伴随着 μ 节律和 β 节律的减少, 特别是在运动对侧。这种下降被称为事件相关失调(Event-Related Desynchronization, ERD); 相反, 节律的增加, 或事件相关同步(Event-Related Synchronization, ERS), 一般在运动后放松时发生^[28]。当安静闭目时, 会出现 μ 节律和 β 节律, 而当睁眼视物、突然受到声音刺激或进行思考时会出现 μ 节律和 β 节律的减弱。此外, 最有意义的是, ERD 和 ERS 不需要实际的运动, 有运动意向时也会发生(如想象的运动), 这样它可能支持独立 BCI。自 80 年代中期以来, 一些研究机构开发了若干基于 μ 节律和 β 节律的 BCI 系统。

§2.3. 国内外主要研究机构

将国际上 BCI 主要研究机构及相关信息列表整理如下:

研究机构	BCI 系统	使用 EEG 特征	BCI 控制对象	主要研究者
Intelligent Data Analysis Group (IDA), Fraunhofer FIRST, Berlin, Germany	Berlin Brain-Computer Interface (BBCI)	Motor-Related Potentials	做选择	Prof. Dr. Klaus-Robert Müller, Dr. Benjamin Blankertz

研究机构	BCI 系统	使用 EEG 特征	BCI 控制对象	主要研究者
Institute for Human-Computer Interfaces, Institute for Biomedical Engineering, Graz University of Technology	Graz-BCI	ERD/ERS	/	Prof. Dr. Gert Pfurtscheller
University of Tübingen, Institute of Medical Psychology and Behavioral Neurobiology	TTD	SCP	/	Prof. Dr. Niels Birbaumer
Wadsworth Center, NYS Department of Health	Wadsworth-BCI, BCI2000	Mu/Beta rhythms, 其它	move a cursor on a computer screen or to operate simple prosthetic devices	Prof. Dr. Jonathan R. Wolpaw, D. J. McFarland
pattern analysis & machine learning research group , within Robotics Research Group, Department of Engineering Science of the University of Oxford	/	Movement-Related Desynchronisations	control the movement of a cursor on a computer screen	Stephen Roberts, Michael Gibbs
Swiss Federal Institute of Technology (EPFL), Lausanne-Switzerland	Direct brain-computer communication (DBCC)	/	/	Prof. Touradj Ebrahimi, Dr. Jean-Marc Vesin, Ulrich Hoffmann,
Swartz Center for Computational Neuroscience, Institute for Neural Computation, the University of California San Diego	/	/	/	Scott Makeig
Bielefeld University, Faculty of Technology, Neuroinformatics Group	/	head- and gaze direction, manu	instruct the computer about	Helge Ritter

研究机构	BCI 系统	使用 EEG 特征	BCI 控制对象	主要研究者
		al gestures, human eye movements	objects in its environment	
Brown University, Department of Computer Science	/	Motor contex	Neural Control of Robotic Devices	Michael J. Black, Elie Bienenstock
Laboratory of Computational Engineering, Helsinki University of Technology	On-line Adaptive Brain-Computer Interface	attempted finger and hand movements ,combined MEG and EEG	Control the virtual keyboard	Mikko Sams, Jukka Heikkonen
Colorado State University Computer Science Department	/	/	rudimentary user-interface actions, like popping up windows or making menu choices	Chuck Anderson
Digital Signal Processing Research Group University College Dublin	/	/	/	Professor Annraoi M. de Paor
The Brain-Computer Interface Project, University of British Columbia	The Brain-Computer Interface Project	/	/	G.E. Birch
清华大学电机系生物医学工程研究所医学信息工程研究室	/	Motor-Related Potentials	/	高上凯, 高小榕, 程明

表 2.1 国际 BCI 主要研究机构

第3章 脑机接口中的信号处理方法

§3.1. 概述

EEG数据分析与处理方法是实现BCI功能的关键。BCI要监测目的性自发意识活动在脑电信号中的反映,但EEG信号不仅非常微弱和复杂多变,且被各种噪声污染严重,同时待测事件分量的起始时间和终止时间都是未知的。BCI系统还必须以单次(Single Trial)方式工作,而不能像心理学实验中事件相关脑电位的数据处理手段一样进行多次测量数据的平均^[13]。要在单次事件的EEG数据中以尽量高的置信度检测和提取具有特异性的有效成分,是对有关信号分析理论和实现技术的严峻挑战。用于BCI的EEG信号处理算法,其目的是从BCI系统所采集的使用者EEG多通道信号中判断其意图,并将其转换为驱动外部设备的相应命令,这些算法包括了特征提取、变换分解、参数估计、统计检验等复杂的过程,而所有这些都能否提高BCI系统可靠性和性能的关键,也是本文要研究的核心内容。

BCI是一个通讯系统,通讯系统的一个重要指标是信息传输率(Information Transfer Rate, ITR)。据文献报道,当前国际上BCI系统的信息传输率最高达到 25bit/min^[1],即每分钟作 25 次二选一,这样的速率对于实际应用的要求还有一定的差距。信号处理环节作为BCI的核心部分,对于信息传输率的提高起着决定性的作用,对信号处理方法的研究是获得实际中可用的BCI系统的关键环节。

Wolpaw等在第二次BCI国际会议综述中指出,有效的算法在三个层次上适应使用者。第一,当新的使用者第一次接触BCI,算法调整以适应使用者的信号特征。如果信号特征是 μ 节律幅值,算法调节到使用者的 μ 节律幅值范围。如果特征是P300幅值,它调节到使用者的P300特征幅值。如果特征是单个神经元的发放速率,它调节到神经元的发放速率的特征范围。只有第一层适应过程的BCI,比如只在开始时调节一次以后不再进行调节,仅当使用者的行为稳定时才继续有效。然而,EEG和其它电生理信号都有典型的短期、长期的变化,这与一天中的时间、荷尔蒙水平、临近的环境、当前的事件、疲劳度、疾病和其它因素有关。于是,有效的BCI需要第二个层次的适应:周期性的在线调整以减少这种自发变化的影响。好的变换算法可以适应这种变化,以尽可能使使用者当前的信号特征范围与设备指令值的有效范围相匹配。尽管前两层的适应能力是重要的,但都没有讲到有效的BCI操作的中心问题:它对BCI和人脑这两个自适应控制器的有效交互的依赖。第三层适应调节人脑的适应能力。当电生理信号特征由脑功能的反映成为功能的产物,即携带着使用者意图的输出,它就包含着脑的适应能力。像脑的常规神经肌肉输出通道一样,BCI信号特征要受到翻译成的设备指令的影响——BCI操作的结果影响未来的输入。最理想的情况

是, 大脑修正信号特征以改善BCI动作。例如, 如果特征是 μ 节律幅值, 那么幅值与使用者意图的相关度会随时间增加。一个有第三层适应力的算法可以响应这种增加, 用更快的通讯速度来奖励使用者。用这种新形式的通讯来认可和鼓励使用者技能的提高。另一方面, 过度的或不合适的调整可能降低性能和使用技能的提高。第三层适应性的合理设计对BCI的发展是至关重要的。由于它涉及人脑和BCI这两个自适应控制器的相互作用, 所以它的设计是BCI研究中面临的最困难的问题之一^[1]。

信号处理算法研究的直接目的是提高BCI系统的信息传输率, 为实现实际可用的BCI系统而服务, 但其意义并不仅仅局限于此。由于本研究与其它许多科学领域有着广泛的交叉和联系, 它的研究也必定会带动其它科学领域的共同进步, 起到以点带面的重要作用。例如, 研究特征提取的最佳方式, 需要对脑功能特别是EEG信号的功能有深入的理解, 反过来又可促进对它们的认识水平; 将近年来发展较快的信号处理方法, 如多窗口谱估计、独立成分分析、小波分析等应用于特征提取, 是对这些理论的应用的验证, 同时也有望加深对理论的认识水平; 对变换算法适应性以及BCI与人的交互过程的研究, 需要对人的心理变化有所了解, 研究信号包含的特征的变化规律, 也许可以从一个方面“测量和观测”这种心理变化, 从而对心理学的研究有所帮助; 变换算法从第一层次的适应性来讲, 即为标准的模式识别问题, 然而识别的对象却是世界上复杂度最高的——大脑, 这是模式识别理论面临的大挑战; 从第二、第三层次来讲, 相当于要识别的对象(包含使用者意图的特征)是变化和运动的, 对这种动态变化对象的识别需要更加灵活和高明的方法, 通过研究可以在模式识别、机器学习等的理论或应用上有所创新, 等等等等。可以说, 本研究具有很强的发散性和覆盖面, 可以发掘出很多极其重要的前沿课题, 并提供了一个很好的研究平台。

§3.2. 研究现状及分析

目前BCI研究中使用的主要数据处理方法归纳如下。

3.2.1. 特征提取方法

目前BCI研究中最常用的是时域和频域两大类分析手段。频域分析方法主要利用傅立叶变换及谱估计等方法, 研究EEG信号的频率特征、谱能量分布和相干性等指标。如研究指出在运动前后EEG信号分别会出现事件相关去同步和同步现象(ERD/ERS), 即对应 μ 频带和 β 频带能量的降低和升高^[28](参见2.2.3)。美国纽约州立大学奥尔巴尼分校和奥地利Graz大学都利用这些频域特征建立了自己的BCI系统。另外, 从理论上, 多窗口谱估计理论能对EEG载波信号分量的特征指纹同时提供精确的频谱估计和可靠的显著性指标, 可以利用VEP等典型EEG成分的特点, 设计相应的频率载波方案^[35], 通过反馈将低信噪比EEG特异

信号检测问题变成一个谱估计问题。

时域分析方法则分析EEG波形的几何性质,如幅度、均值、方差、偏歪度、峭度等形状特征。如皮层慢电位(SCP)的主要特征就体现在信号的幅值上,蒂宾根大学的思维翻译机(Thought Translation Device, TTD)就是基于SCP的BCI系统^[38](参见2.2.3)。另外P300 信号在刺激后 300ms附近幅值的升高也是一种时域特征,Donchin等在他们的BCI系统中使用了这种P300 电位^{[21][22]}。时域分析方法中还应该特别强调的是独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方法^{[55][68]}, EEG信号符合ICA的基本假设,非常适合于用ICA算法进行分解^[54]。事实上,ICA方法从一开始就已经非常成功地用于脑电信号的处理中^[53]。由ICA提取得到的独立分量还可以用统计参数映射等方法进行置信度检验^[69],或进一步通过小波分析提取时频特征向量并进行聚类。

单纯时域或频域方法的特点是简单直接,易于实现,因此目前国际上几个有代表性的BCI系统大多采用了这些方法。但由于EEG信号信噪比很低,而且某些干扰成分与信号具有相似的时域或频域特性,利用均值信号或平均功率谱得到的特征往往可分度不够好,影响了分类效果,此时只有求助于更复杂的时频综合信号处理方法。在2003年BCI竞赛第III组数据中,Schäfer使用了连续小波变换提取特征,取得了竞赛最好成绩,并提出了一种快速算法^[33]。但是这种算法的快速性是以丧失适应性为代价的,一般来讲,由于小波变换的计算复杂度较高,目前还只限于对离线数据的研究。

对于多导EEG信号,另一个可以加以利用的重要信息是特征的空间分布(或者说是不同的脑皮层位置)。例如,左右手指运动而引发的ERD/ERS都有对侧优势效应,也即在对侧脑半球更为明显。因此一些空间滤波和空间变换技术也得到应用。较简单的方法,如与参考电极相减、电极平均、拉普拉斯算子等^[75],它们一般用于对信号的预处理。较复杂的方法则利用信号的统计性质,提取出需要的空间成分后再提取特征。CSP(Common Spatial Pattern)是基于时空源模型^{[45][46][47]}发展起来的一种有监督的空间滤波方法,其思想是使两类信号滤波后的空间成分在能量上差异最大,实践证明这种方法对于运动相关电位的EEG信号具有很好的分离效果。

ICA和CSP都是数据驱动的方法,不需要太多对于模型的先验知识。另一大类方法是基于模型的方法,如自回归模型^[50],改进的自适应自回归模型(Adaptive Autoregressive, AAR)^{[48][49]},隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)^[29]等。对于此类方法,一个极重要的问题是模型阶次的确定,阶次不可过低,以致模型不能很好的反映数据的特征,但也不能过高,以免发生过拟合现象。另外还有研究者用形态学或分形分析等方法提取特征。

3.2.2. 变换和分类算法

目前使用的变换算法有线性/非线性判别分析、支持向量机、人工神经网络方法等^[1]。目前的研究中使用的最多的还是线性分类器。有关研究指出当对EEG数据的认识还有限时应该本着简单的就是最好的原则而尽量使用线性分类器,然而也承认非线性分类器在某些

应用中, 特别对于复杂的大型数据有时可以给出更好的结果^[73]。奥地利Graz大学的Schlögl等在 2002 年提出用互信息作为BCI系统输出结果的评价标准。根据这一标准, 系统需要给出连续的结果, 结果中不仅应包含类别判决信息, 而且其幅值大小应该反映对所作判决的置信程度^{[43][44]}。这个标准更加适用于在线的动态的系统描述, 从而为研究算法更高层次适应性提出了一个更科学的框架。

评价分类器的一个重要指标是它的泛化能力, 也即其对于未知类别信号的判别能力。根据模式识别理论, 当训练样本数一定时, 分类器的泛化能力与训练所用特征数成反比, 因此降维就成为一个重要工作。非线性降维方面的新进展, 如ISOMAP, LLE方法^{[76][77][78]}不仅能够有效减少数据和计算量, 而且还能发现高维空间中隐藏的本征低维结构和流形, 因此对BCI的数据处理也具有应用潜力。另一个重要的方法是基于核函数的方法, 如支持向量机等, 它的思路正好相反, 是在更高维空间中作分类, 但又保证泛化能力不会下降。另外, 各种特征联合、分类器组合的方法也都在研究中。

从总的方面来说, 基于 EEG 的 BCI 实现方法按照技术路线可以分为两大类或两个适应层次: 一类是模式识别技术, 被试在进行某些自发性意识活动时, 用信号处理算法和模式识别技术区分大脑的不同激活状态; 另一层次是操作调节方法, 这时, 将 EEG 信号转换成反馈内容的算法是不变的, 而要求被试根据反馈提示调节自己的状态以达到特定的训练目标(如将屏幕光标移动到指定位置)。两类方法分别侧重于对算法和对被试的训练, 而在实际的在线学习和训练过程中, 最好应将二者结合起来, 而 BCI 系统的最终成功则依赖于两个自适应控制器——人脑与 BCI 系统——的有效交互。

另外, 至今为止 BCI 系统的多数的 EEG 数据处理工作都是基于对离线数据的分析的基础上进行的, 研究者声称某种方法是可用的, 也基本上是指第一个适应性层次而言。且现有实验条件相对比较简单, 只对单被试、状态数较少、响应时间确定的情况达到了较好的效果, 当被试数和类别数增多, 或者在更接近在线过程的无提示情况下, 大部分算法的表现仍不尽如人意。BCI 发展的关键问题之一是对 EEG 信号处理算法的在线研究分析、适应性设计及闭环系统的学习策略的研究。

第4章 几种 EEG 信号处理的新方法

我们的团队在参加第三届国际脑机接口竞赛的过程中，基于对特定数据的特点分析自主提出了几种特征提取和识别的方法，在竞赛中取得了较好的效果。将问题经过一定的数学上的描述以及规范求解，总结出独立于问题的方法，在这一章作单独的叙述，下两章将方法应用于具体数据的处理上，给出过程和结果。

§4.1. 特征提取的 T 加权方法

4.1.1. 方法描述

设两类信号的变量分别为 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} , $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \omega_1$, $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \dots, y_n]^T \in \omega_2$ 。(不管信号的真实维数如何，总可以将它表示为向量，此处假设两类变量的维数相同，称第 k 个分量为第 k 个点。)

考虑 n 个点的加权和，

$$\begin{cases} f_x = \sum_i \alpha_i x_i = \mathbf{a}^T \mathbf{x} \\ f_y = \sum_i \alpha_i y_i = \mathbf{a}^T \mathbf{y} \end{cases} \quad (4.1)$$

其中 \mathbf{a} 为权向量。为了使 f_x 和 f_y 可以成为区分两类的好的特征，选择 t 统计量作为衡量区分度的标准，

$$T = C \cdot \frac{|\overline{f_x} - \overline{f_y}|}{\sqrt{n_1 D(f_x) + n_2 D(f_y)}} \quad (4.2)$$

其中 $\overline{f_x}$ 、 $\overline{f_y}$ ， $D(f_x)$ 和 $D(f_y)$ 分别为 f_x 和 f_y 的期望和方差， n_1 和 n_2 为两类的样本数， C 为常量。推导可得，

$$T = C \cdot \frac{|\mathbf{a}^T \mathbf{d}|}{\sqrt{n_1 (\mathbf{a}^T \mathbf{S}_x \mathbf{a}) + n_2 (\mathbf{a}^T \mathbf{S}_y \mathbf{a})}} = C \cdot \frac{|\mathbf{a}^T \mathbf{d}|}{\sqrt{\mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a}}} \quad (4.3)$$

其中 $\mathbf{d} = \overline{\mathbf{x}} - \overline{\mathbf{y}}$ ， \mathbf{S}_x 和 \mathbf{S}_y 为 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的协方差阵， $\mathbf{S} = n_1 \mathbf{S}_x + n_2 \mathbf{S}_y$ 。 \mathbf{S} 是对称半正定矩阵。

为了求 T 的极值，等价的，考虑 T^2 ，

$$T^2 = C^2 \cdot \frac{\mathbf{a}^T (\mathbf{d} \mathbf{d}^T) \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a}} = C^2 \cdot \frac{\mathbf{a}^T (\mathbf{d} \mathbf{d}^T) \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a}} = C^2 \cdot \frac{\mathbf{a}^T (\mathbf{d} \mathbf{d}^T) \mathbf{a}}{(\mathbf{S}^{1/2} \mathbf{a})^T (\mathbf{S}^{1/2} \mathbf{a})} \quad (4.4)$$

令 $\boldsymbol{\beta} = \mathbf{S}^{1/2} \mathbf{a}$, $\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{d}$

$$T^2 = C^2 \cdot \frac{\boldsymbol{\beta}^T (\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{d})(\mathbf{S}^{-1/2} \mathbf{d})^T \boldsymbol{\beta}}{\|\boldsymbol{\beta}\|^2} = C^2 \cdot \frac{\boldsymbol{\beta}^T \boldsymbol{\gamma} \boldsymbol{\gamma}^T \boldsymbol{\beta}}{\|\boldsymbol{\beta}\|^2} = C^2 \cdot \frac{(\boldsymbol{\gamma}^T \boldsymbol{\beta})^2}{\|\boldsymbol{\beta}\|^2} = C^2 \cdot (\boldsymbol{\gamma}^T \frac{\boldsymbol{\beta}}{\|\boldsymbol{\beta}\|})^2 \quad (4.5)$$

显然, T^2 为 $\boldsymbol{\gamma}$ 向某个方向上的投影, 当 $\boldsymbol{\beta}$ 方向与 $\boldsymbol{\gamma}$ 一致是取到极大值, 因此,

$$\boldsymbol{\beta} = k \frac{\boldsymbol{\gamma}}{\|\boldsymbol{\gamma}\|} \quad (4.6)$$

其中 k 为非零常数。此时,

$$\mathbf{a} = \mathbf{S}^{-1/2} \boldsymbol{\beta} = k \mathbf{S}^{-1/2} \frac{\boldsymbol{\gamma}}{\|\boldsymbol{\gamma}\|} = k \mathbf{S}^{-1} \mathbf{d} \quad (4.7)$$

方便起见, 可取

$$\mathbf{a} = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{d} \quad (4.8)$$

4.1.2. 几点讨论

1) 简化形式^[27]。

假设信号在各个点之间是不相关的, 即

$$\begin{cases} \text{cov}(x_i, x_j) = 0 (i \neq j) \\ \text{cov}(y_i, y_j) = 0 (i \neq j) \end{cases}$$

(4.8)简化为

$$\alpha_k = \frac{d_k}{S_{kk}} = \frac{\overline{x_k} - \overline{y_k}}{n_1 D(x_k) + n_2 D(y_k)}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4.9)$$

k 点的权值只由 k 点决定, 且形式上很像 t 统计量值, 只是分母没有开方。

2) 是否可以找到 $\mathbf{a} \neq \mathbf{0}$ 使得 $\mathbf{a}^T \mathbf{S} \mathbf{a} = 0$? 从而 $T = \infty$?

因为 \mathbf{S} 是半正定的, 上面的结论成立当且仅当 \mathbf{S} 奇异。有下面的结论: \mathbf{S} 奇异当且仅当存在 $\boldsymbol{\beta} \neq \mathbf{0}$ 使得 $\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x} = 0$ 且 $\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{y} = 0$ 。这意味着 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的各点线性相关且具有相同的线性关系, 对于具有各自特异性的两类实际信号来讲, 这一条件几乎不会满足。所以一般来讲 T 的极值总是有限值。

4.1.3. 方法评价

T 加权方法具有以下特点:

- 1) 信号的每个点都对最终构造的特征有贡献, 尽量多地利用了判别信息, 也正因为如此而具有更好的鲁棒性。
- 2) 是一个具有一般性的特征提取方法, 而不依赖于特定的应用, 也不需要对于问题的先验知识。但要注意的是, 这并非否定先验知识的利用, 很好的利用对于问题的知识对数据进行有效的预处理将会提升此方法的效果。例如, 若使用简化形式(4.9), 就应尽量使信号各点不相关; 对一般形式(4.8), 怎样的预处理是“有效”的, 还需要进一步讨论。
- 3) 因为不含优化和迭代过程, 计算量较少, 速度较快。对于 \mathbf{S}^{-1} 的计算, 有成熟的快速算法。在 BCI 应用中, 适于在线训练和实时适应使用者的状态变化。

§4.2. 分类器设计的强化学习方法

4.2.1. 方法描述

设 d 维特征空间中已知类别的 n 个样本 y_1, \dots, y_n , 某些属于 ω_1 类, 另外的属于 ω_2 类。

要用这些样本构造一个线性判别函数 $g(\mathbf{a}) = \mathbf{a}^T \mathbf{y}$ 。设由某种理论模型或者先验知识获得了一个初始权值 \mathbf{a}^0 , 但是由于实际数据和理论假设的不一致(这是经常发生的), 初始的判别平面通常不是最优的。于是希望把判别面在初始位置附近作小的变化, 一方面更好的拟合数据, 另一方面获得更好的泛化能力。

设在初始位置,

$$\begin{pmatrix} y_{10} & y_{11} & \cdots & y_{1d} \\ y_{20} & y_{21} & \cdots & y_{2d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{n0} & y_{n1} & \cdots & y_{nd} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0^0 \\ a_1^0 \\ \vdots \\ a_d^0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1^0 \\ b_2^0 \\ \vdots \\ b_n^0 \end{pmatrix} \quad or \quad \mathbf{Y}\mathbf{a}^0 = \mathbf{b}^0 \quad (4.10)$$

\mathbf{b}^0 为分类器的输出, 也为近似的后验概率。通过改变 \mathbf{a}^0 为 \mathbf{a} , 希望赋予 \mathbf{b}^0 更好的分布。同时, 约束 \mathbf{a} 在 \mathbf{a}^0 的某个邻域内变化以防止过拟合。即求解下面的问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & g(\mathbf{a}) = \|\mathbf{Y}\mathbf{a} - \mathbf{b}\|^2 \\ st. \quad & \|\mathbf{a} - \mathbf{a}^0\|^2 < \gamma \end{aligned} \quad (4.11)$$

其中 $\gamma > 0$ 为 \mathbf{a}^0 的邻域。令 $\Delta \mathbf{a} = \mathbf{a} - \mathbf{a}^0$, $\Delta \mathbf{b} = \mathbf{b} - \mathbf{b}^0$ ，使用惩罚因子 β ，转化为一个无约束优化问题：

$$\min g(\Delta \mathbf{a}) = \|\mathbf{Y} \Delta \mathbf{a} - \Delta \mathbf{b}\|^2 + \beta \|\Delta \mathbf{a}\|^2 \quad (4.12)$$

令 $\frac{\partial g}{\partial \Delta \mathbf{a}} = 0$ ，有

$$\Delta \mathbf{a} = (\mathbf{Y}^T \mathbf{Y} + \beta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y}^T \Delta \mathbf{b} \quad (4.13)$$

新的权值为 $\mathbf{a} = \mathbf{a}^0 + \Delta \mathbf{a}$ 。

4.2.2. 参数选择

● $\Delta \mathbf{b}$ 的赋值

对第 i 个样本，使用下式计算 $\Delta \mathbf{b}$ ：

$$\Delta b_i = b_i - b_i^0 = k(l_i - b_i^0), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.14)$$

其中 l_i 为第 i 个样本要移动到的目标位置，移动的幅度可由系数 k 控制。方便起见， l_i 可取为距离原点最远的样本的位置。

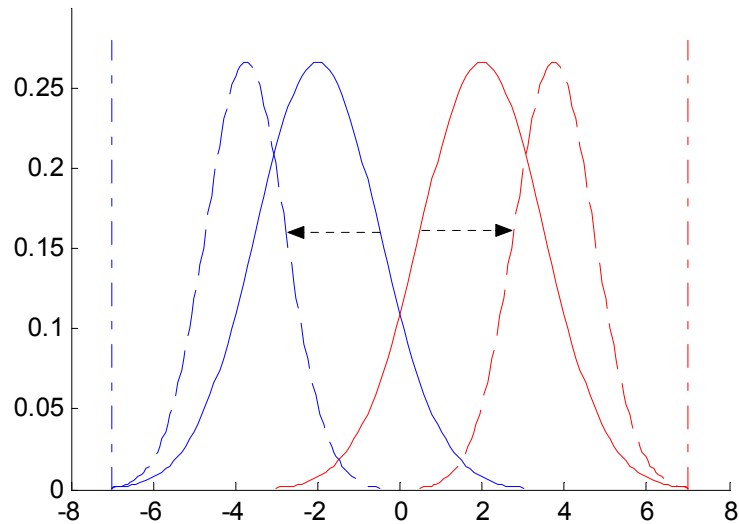


图 4.1 $\Delta \mathbf{b}$ 的赋值。实线为调整前，虚线为调整后，红兰色分别代表两类。

图 4.1 示意了 $\Delta \mathbf{b}$ 的赋值，可以看到，调整前后， \mathbf{b} 的可分性提高了，而且移动是平滑的，保持位形的。

● k 和 β 的选择

$\Delta \mathbf{b}$ 的选择使得分类器对数据的拟合度提高了, 但由于较为主观, 过拟合的危险依然存在。为了克服这一点, \mathbf{k} 和 β 的选择要在训练集上用交叉检验的方法进行选择, 选择在统计意义上使得训练和测试正确率都提高的参数。

4.2.3. 基于相关矩阵的强化学习方法

在(4.9)中, 加权的过程可以分成两步进行。第一步, 在第 k 个点, 将信号除以方差 S_{kk} , 用 v_{jk} 表示第 j 个样本在第 k 个点的结果。然后, 以均值差为权值

$$w_k = d_k = \overline{x_k} - \overline{y_k} \quad (4.15)$$

更一般的, 可以写成

$$w_k = \sum_j c_j v_{jk} \quad (4.16)$$

c_j 为 v_{jk} 的系数, 上式求和遍及所有样本。这样, 由第 i 个样本构造的特征为

$$f_i = \sum_k v_{ik} w_k = \sum_k v_{ik} (\sum_j c_j v_{jk}) = \sum_j c_j (\sum_k v_{ik} v_{jk}) = \sum_j a_{ij} c_j \quad (4.17)$$

其中

$$a_{ij} = \sum_k v_{ik} v_{jk} \quad (4.18)$$

用矩阵表示为

$$\mathbf{f} = \mathbf{A} \mathbf{c} \quad (4.19)$$

其中 \mathbf{f} 为特征向量, \mathbf{c} 为权值向量, \mathbf{A} 称为相关矩阵。

据(4.15), 初始权值取为

$$c_j = \begin{cases} S_{kk} / n_1, & \text{if } \mathbf{v}_j \in \omega_1 \\ -S_{kk} / n_2, & \text{if } \mathbf{v}_j \in \omega_2 \end{cases}, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (4.20)$$

其中, n_1 和 n_2 为两类样本数。(4.19)具有与(4.10)相同的形式, 所以可以进行强化学习。

4.2.4. 基于相似度矩阵的强化学习方法

此节对上面的基于相关矩阵的强化学习方法作一个推广。(4.18)式表示, 在矩阵 \mathbf{A} 中, 每一项为相对应的行和列上的样本的相关。从更一般的角度, 相关运算表示了两个对象的接近程度, 其值越大, 表示越接近, 或者越相似, 其值为负时表示负相关, 越不相似。所

以 A 也可以称为相似度矩阵。但相关运算并不是一个严格的距离度量，只是给出了一种排序关系。

在基于不相似度的模式识别^{[41][42]}的研究中，以到每个对象的距离来构造特征向量。距离总是大于零的，对象越不相似，其值越大，当两个对象相同时取值为零。由于此时特征空间的维数与样本个数相等，用最小均方误差方法设计的分类器很容易过拟合。为了避免这种情况，基于不相似度的模式识别方法选择一个训练集的子集构成原型集，用它们作为各类代表，用与原型样本的距离作为特征向量，然后设计分类器，这样就降低了特征空间的维数。然而在实际中，一方面，如何选择原型样本是困难的，另一方面，某些特征不明显的样本对于分类器的性能的进一步提高比起特征明显的样本来说更有意义，它们看起来似乎代表性不强与它们的样本个数和使用的特征提取方法有关，但它们本身可能包含重要的判别信息。保留这些样本，将它们判别好对于提高分类器的泛化能力是很有意义的。

与基于不相似度的模式识别方法不同，在我们的方法中，首先，特征项的定义不一定是严格的距离，而是任意指定的某种反映样本相似性的排序关系。其次，每个样本的信息都得到保留，然而采用惩罚因子和灵活设计分类器输出的方法在一定程度上克服过拟合问题。当然，这种方法要求给出一个初始的判别面，然后作微调，此时分布在判别面附近的样本发挥了较大的作用。

第5章 基于 P300 的脑机接口

本章讨论了前一章提出的方法在基于P300 诱发电位的BCI中的应用, 所用实验数据来自第二届和第三届BCI竞赛中P300 组(第二届的IIb组, 记为dataset 2003; 第三届的第II组, 有两个被试的数据, 记为dataset 2005A和 2005B)。数据由美国纽约州Wadsworth Center, NYS Department of Health提供。关于P300 诱发电位的介绍参见2.2.3。

§5.1. 实验设计和数据获取

P300 字符拼写实验范式首先由Farwell和Donchin在 1988 年提出^[20], 实验数据采自Wadsworth Center的BCI2000 系统^[4]。

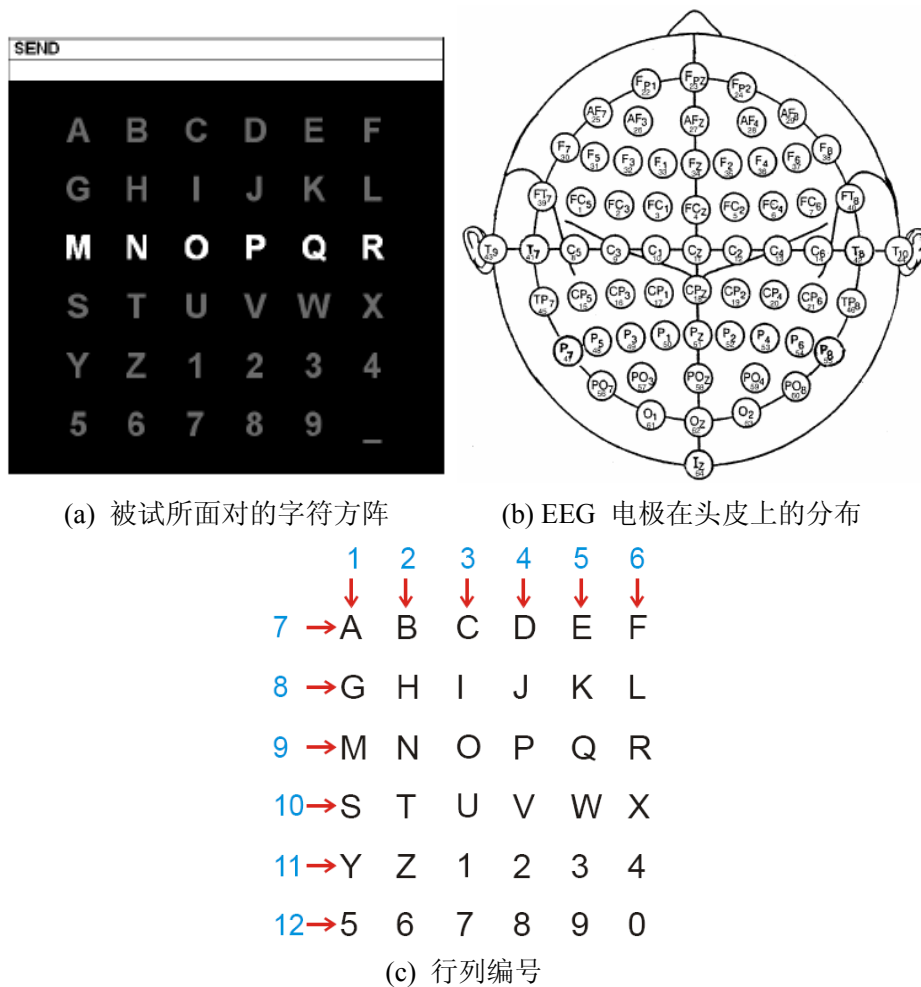


图 5.1 P300 拼写实验范式

在P300 字符拼写实验中, 被试面对着一个 6×6 的字符方阵(图 5.1a), 根据屏幕上方的

提示,被试要在字符矩阵中注意下一个要拼写的字符,一次一个字符。对于一个字符(称为一个epoch),字符矩阵的所有行和列以 5.7Hz 的频率连续地闪烁(即该行或列的亮度得到加强)。在一个组块(block)中,12 个行和列(行列统一进行编号,见图 5.1c)都要闪一遍,但是顺序是随机的。每个字符进行连续的 15 个block(中间有 75ms 的间隔)。信号的采集为 64 导(图 5.1b),采样频率 240Hz,单位 μV 。

在每个字符的行列闪烁中,含有眼睛盯视的所要拼出的字符(称为目标字符)的行或列闪烁时,由于其随机性和突发性,会在被试的脑电信号中引发 P300 电位,而不含目标字符的行或列闪烁时则不会引发 P300 电位。根据这种特点,检测到 P300 电位,从而判断出对应的行和列,即可判断出所要选择的字符,这就是该实验设计的原理,也是数据处理的目标。

一部分数据是已知其目标字符的,用于训练,另一部分为测试集,不知道目标字符,需要对选择的字符作出判断。对于结果的评价采用字符识别的正确率。各个数据组用于训练和测试的字符个数(即epoch个数)在表 5.1 给出。

数据组	训练字符数	测试字符数
2003	42	31
2005A	85	100
2005B	85	100

表 5.1 P300 各组实验的训练和测试字符数

数据处理的整个流程如图 5.2 所示。首先进行预处理,低通滤波滤除高频噪声,将前 $k(1 \leq k \leq 15)$ 个组块的数据对应行列作平均;然后对 64 通道的信号作主成分分析(Principal component Analysis, PCA),其目的是进行空间解耦,以满足 T 加权方法中的不相关条件。接下来,在训练阶段,用训练数据计算 T 加权的权值,在测试阶段,用在训练集上计算的权值加权提取特征;分类的过程只须在每个半字符(6 行或 6 列)中选出特征值最大的行或列,组合即得到选择的字符。

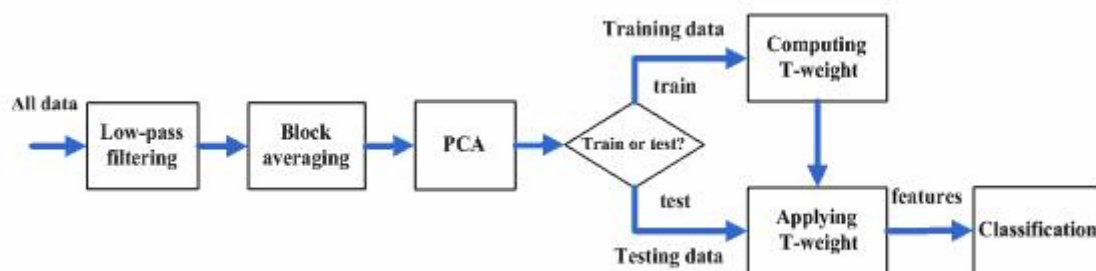


图 5.2 P300 拼写实验的数据处理流程

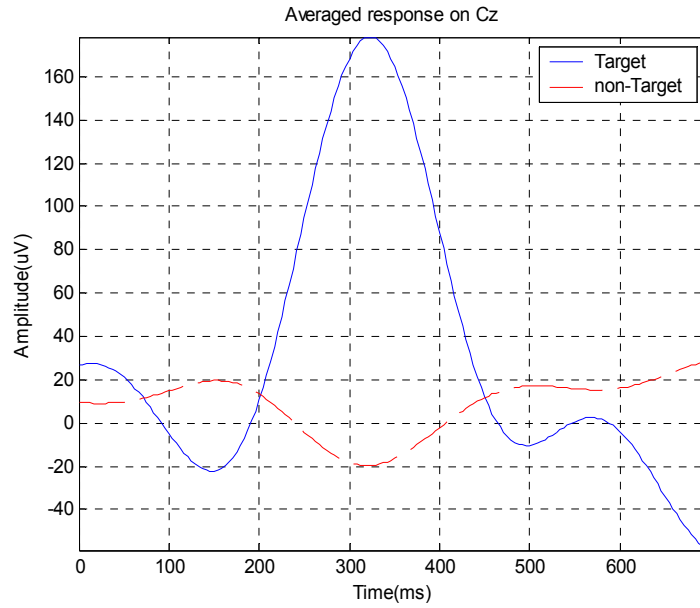


图 5.3 电极 Cz 上的平均响应(dataset 2003)。实线包含目标而虚线不含，所有的 trial 都做了平均。

§5.2. 预处理

5.2.1. 低通滤波

将原始信号按通道作低通滤波，滤波器的截止频率为 4Hz。

5.2.2. 单次分割和组块平均

从每次闪烁开始截取 650ms 长度的数据作为一个单次样本(trial)，这样每个 block 由 12 个 trial 组成，其中，每行每列闪烁一次。15 个 block 组成一个 epoch。实验希望用尽量少的 block 达到较高的识别率，因为 block 越少，意味着用时越少，这将提高 BCI 系统的信息传输率。在处理中，对前 k 个 block 的对应行列进行了平均，后面相应给出了对应与不同的 k 值的结果。经过平均，每个 epoch 得到 12 个 trial，分别对应 12 个行和列，其中有两个 trial 含目标字符，另外 10 个没有。

图 5.3显示了电极Cz上的平均响应，注意此时所有trial不管行列，不管epoch和block，按照目标和非目标进行了平均，对比非目标信号，目标平均响应含有明显的P300 峰值电位。但在实际判断过程中，平均最多只能在一个epoch的 15 个block上进行，而且必须按照行列作，因为此时尚不知道哪两个行列含有目标。图 5.4显示了对某个epoch这样平均后的 12 个trial，图中用粗线表示了目标信号，可以看到，此时相对非目标信号，目标信号的特征已不明显，如果不加粗，用眼睛很难将目标信号找出来。

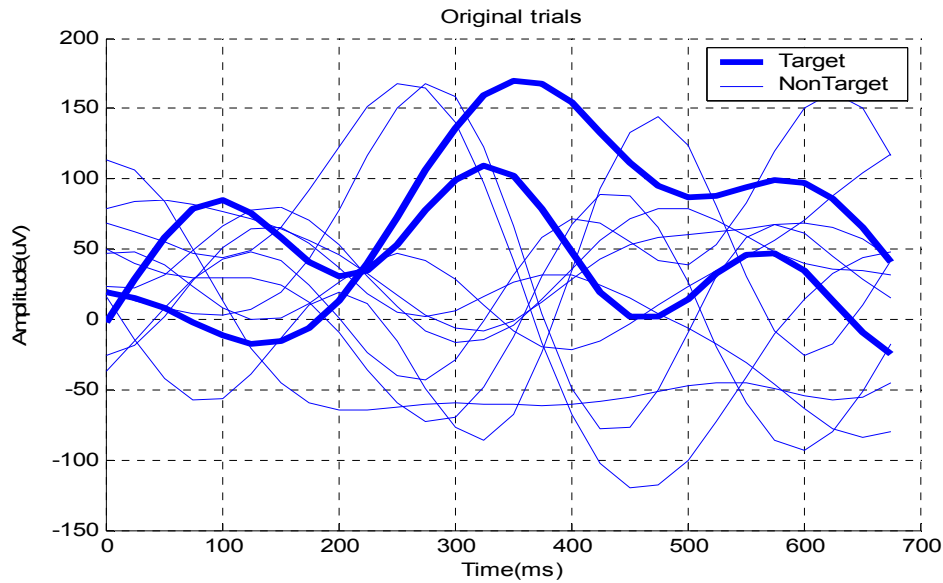


图 5.4 某个字符按行列作组块平均后的信号(15 个 block 平均, 电极 Cz).

§5.3. 方法与结果

5.3.1. PCA 变换

PCA 通常用于降维, 保留能量较大的成分, 去除小能量较小的噪声, 但此处将它作为一种去相关的线性变换方法来使用。在后面的特征提取中, 使用了前面讲到的 T 加权方法的简易形式, 它在信号各点之间不相关时是最优的。直观的想法是将信号的每一点作为变量作正交变换, 但是由于信号维数较高, 而样本数较少, 这样作一方面计算量大, 另一方面对协方差矩阵的估计可能会出现奇异的情况, 所以采用 PCA 作为折中的方法。

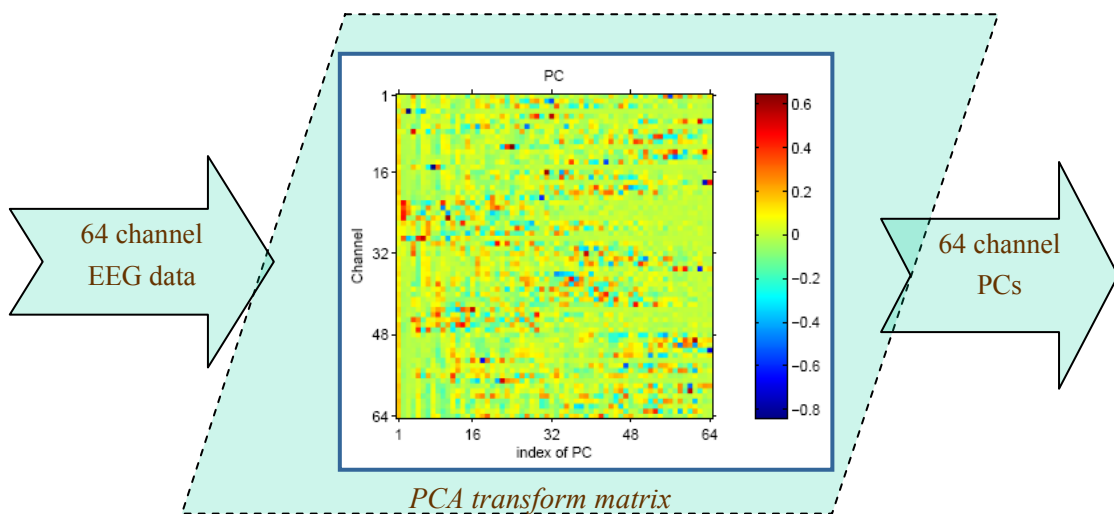


图 5.5 PCA 变换矩阵

将电极视作变量而将信号在时间上的采样视为样本, 经过 PCA 变换, 信号在各个通道

之间实现了去相关。

图 5.5为PCA变换矩阵，原始的 64 通道信号变换为 64 个虚拟通道主元。图 5.6显示了平均的主元。

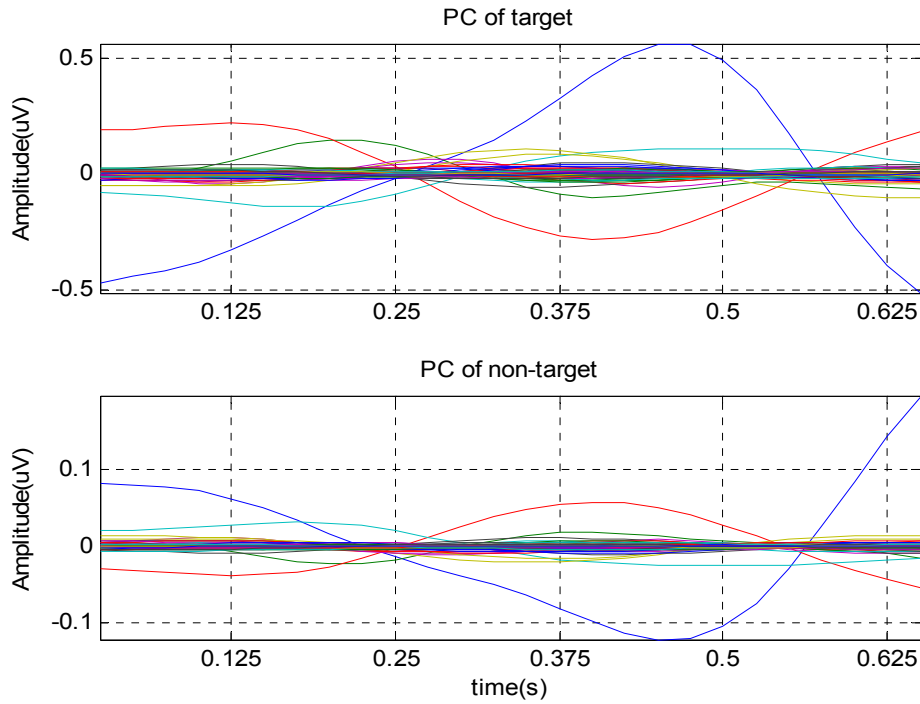


图 5.6 平均主元信号(上为含目标信号，下为不含目标信号)

5.3.2. 特征提取和字符识别

现在在主元上使用 T 加权方法提取特征。首先，在训练集上使用(4.9)式计算权值；然后，对训练和测试样本计算加权和作为特征；最后，在每个半字符的 6 行或 6 列中，选择最大的样本作为包含目标字符的行或列，两个半字符选出的行和列组合成为最终选中的字符。

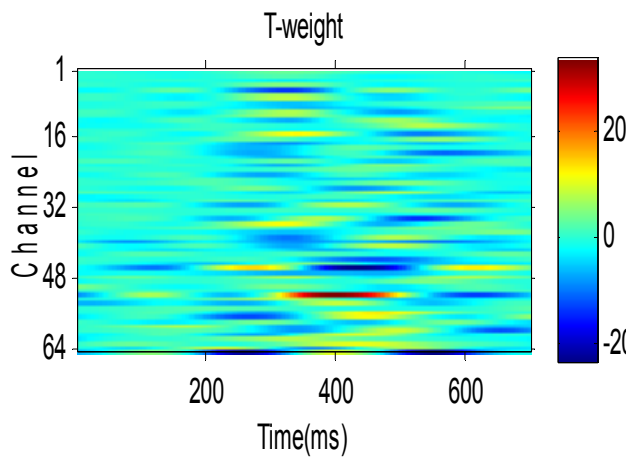


图 5.8 T-权值(dataset 2003)

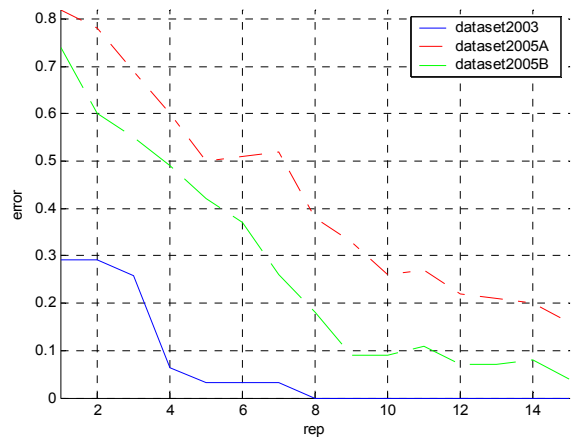
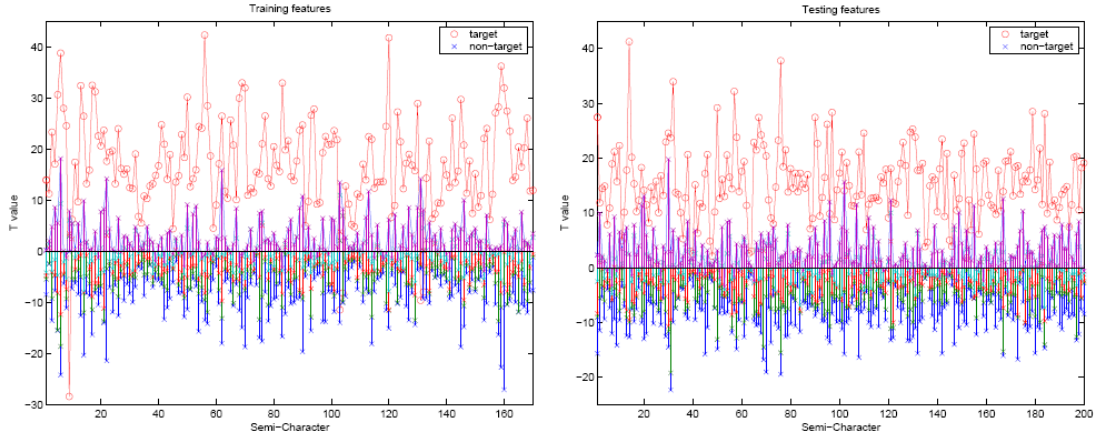


图 5.7 使用不同个数 block 平均时的字符识别错误率

计算出的权值如所示。在权值图上可以明显看出P300 模式，在不同的主元上P300 模式都不同程度的存在，但峰值出现的时间和强度存在差异。

图 5.9为加权和特征的散布图。水平轴表示半字符，垂直轴表示特征值。圆圈表示为目标trial，叉号为非目标trial。目标和非目标的trial可以明显分开。



(a) 训练集特征

(b) 测试集特征

图 5.9 特征散布图(dataset 2005B)。高处的圆圈表示为目标 trial，低处的叉号为非目标 trial。

(a) 训练集特征分布。(b) 测试集特征分布。

预处理中使用前 $k(1 \leq k \leq 15)$ 个block平均得到的结果显示于图 5.8，随着 k 的增加，识别正确率逐渐提高，对 2003 组数据，当 $k > 7$ 时正确率达到 100%，对 2005B组数据，当 $k > 8$ 时正确率达到 90%以上。当 $k = 15$ 时所达到的最好识别率以及具体字符显示于表 5.2中。

Dataset	Correct characters	Result characters	correct
Dataset 2003	FOODMOOTHAMPIECAKETUNAZYG OT4567	FOODMOOTHAMPIECAKETUNAZYG OT4567	100%
Dataset 2005 A	WQXPLZCOMRKO97YFZDEZ1DPI9 NNVGRQDJCUVRMEU000JD2UFYP OO6J7LDGYEGOA5VHNEHBTXOO1 TDOILUEE5BFAEEXAW_K4R3MRU	WQXPLZCIMRKO77YFZDEZ1DPI9 ONVGRWDHCU2RMEU000JDVUFYP OO6K7RDGYEGOG5VHNEHBTLOO1 TDOILUEE5BLAEEXAWRK_R3MRU	86%
Dataset 2005 B	MERMIROOMUHJPXJOHUVLEORZP 3GLOO7AUFDKFTWEOOALZOP9R OCGZET1Y19EWX65QUYU7NAK_4 YCJDVDNGQXODBEV2B5EFDIDNR	MERMIROOM1HJPXJOHUVLEORZP 3GLOO7DUFDKFTVEOGLZOP9R OCGZEY1Y19EWX65QUYU7NAK_4 YCJDVDNGPXODBEV2B5EFDIDNR	94%

表 5.2 P300 实验结果

第6章 基于运动想象的脑机接口

本章讨论了基于运动想象 ERP 电位的 BCI 的应用, 所用实验数据来自第二届和第三届 BCI 竞赛中运动想象实验组: 第二届的 III 组, 第三届的第 I 组、第 IVa 组、第 IVc 组。

§6.1. 运动想象实验一

6.1.1. 实验设计

该实验数据为第二届竞赛第 III 组, 由 Department of Medical Informatics, Institute for Biomedical Engineering, University of Technology, Graz, Austria 提供。

在实验的每个 trial 中, 一个健康被试(女, 25 岁)坐在椅子上, 根据提示, 通过想象左右手的运动控制屏幕上光杆的左右运动。左右提示出现的顺序是随机的。一共进行了 7 个 run, 每个 run 有 40 个 trial, 共 280 个 trial, 其中一半用于训练, 一半用于测试。数据通过 3 个电极(C3, Cz 和 C4, 见图 6.1 左)记录, 经过 0.5—30 Hz 的预滤波。每个 trial 记录长度为 9s (见图 6.1 右), 前 3s 为预备期, 然后出现提示箭头, 指向左或右, 接下来的 6s 被试根据提示做相应的想象(实验细节可参见[81]提供的实验描述)。

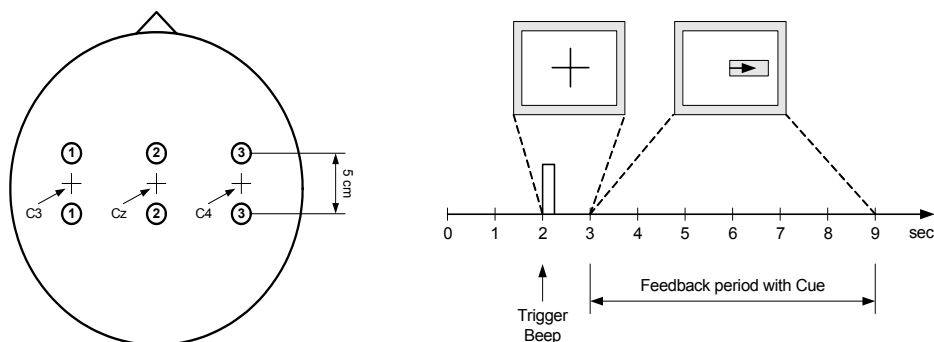


图 6.1 实验一设计。左: 电极位置。右: 实验方案

原数据的要求是对测试信号的每个时间点给出连续的判别结果, 用与标准类别序列的互信息作为评价指标, 此处仍旧采用识别正确率指标, 即给出每个测试 trial 的类别——所执行的想象任务。

6.1.2. 预处理

1) 带通滤波

根据关于运动想象 EEG 电位谱的先验知识，其判别信息主要集中在 μ 带和 β 带，也即 8-12Hz 和 18-26Hz 的频带上，所以首先用 4-26Hz 的带通滤波器进行滤波。

2) CSP

接下来用 CSP 进行空间滤波，进一步降低噪声。CSP 是一种有监督的线性降维方法，它找到空间中一组正交方向，这些方向是按照两类能量差异大小排序的，然后将原信号向这些方向进行投影。CSP 滤波器在训练集上设计。选择了两端的两个方向，即在第一个方向上第一类信号(想象左手)能量与第二类信号(想象右手)能量差最大，在最后一个方向上则反之。

图 6.2 显示了训练数据经 CSP 滤波后的平均信号，信号被降至二维，分别为两个方向上的投影，上下两图分别为两个方向的信号，实现代表第一类，虚线代表第二类。

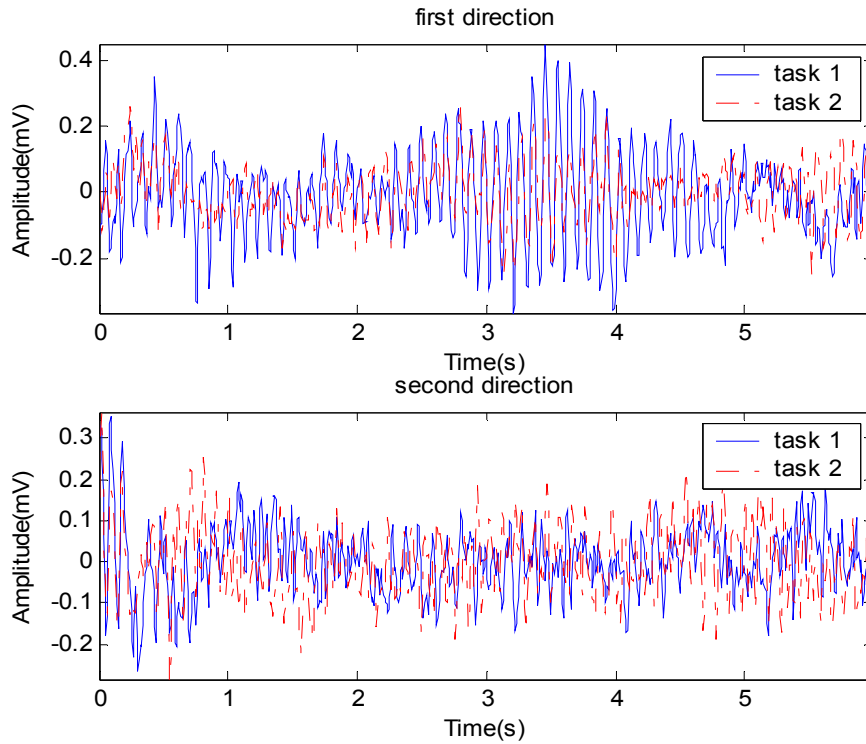


图 6.2 实验一训练数据 CSP 滤波后的平均信号

3) CWT

CSP 分离了两类任务的空间模式，接下来用 CWT 做时频变换，母小波函数选为 Morlet 小波：

$$\Psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \pi^{-\frac{1}{4}} e^{(i\omega_0 \frac{t-\tau}{s})} e^{-\frac{1}{2}(\frac{t-\tau}{s})^2}$$

然后在时频面上对小波系数幅值做最大值滤波，以消除波纹效应，结果如图 6.3 所示。图中的平均小波系数表明，两类任务在两个方向上具有各自的时频模式。

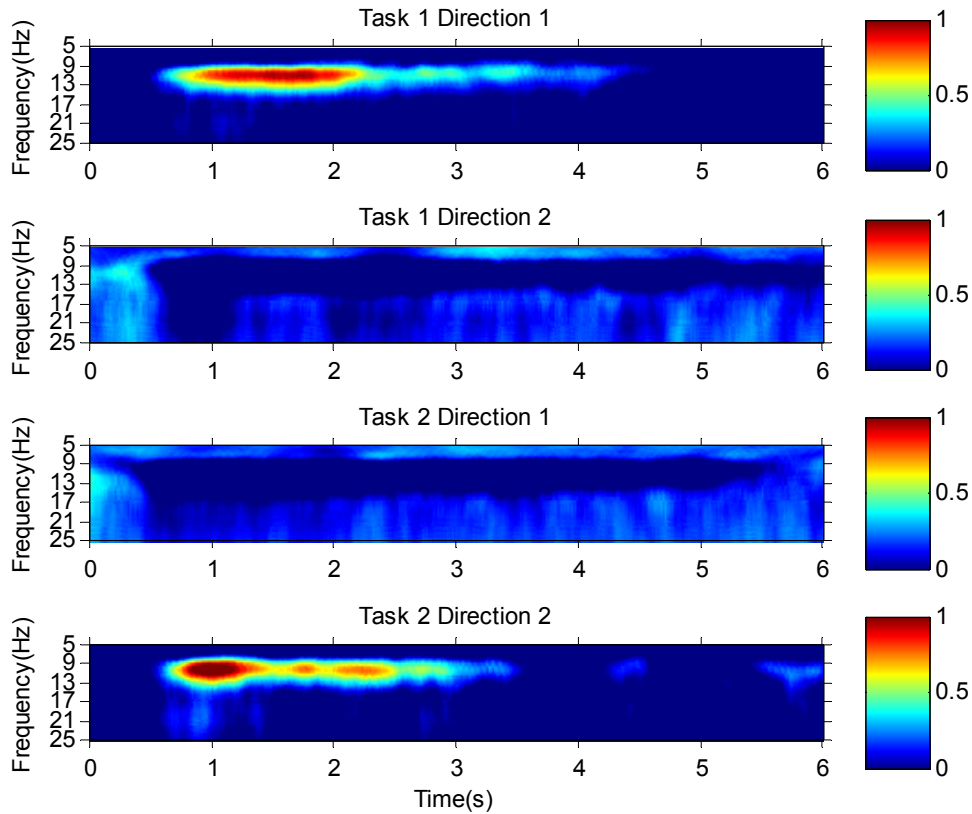


图 6.3 实验一训练信号的平均小波系数幅值

6.1.3. 特征提取和分类

下面使用两种方法进行特征提取。

1) T 加权提取特征+LDA(Linear Discriminant Analysis)分类

在两个虚拟通道的小波系数上用 T 加权方法提取特征，过程如下：首先，在训练集上用(4.9)式计算权值，然后计算训练样本和测试样本的加权和作为特征，最后在特征空间上用经典的 LDA 方法分类。

对应于小波系数的权值如图 6.4所示。从中也可以看到显著的时频模式，在时间上，始于大约 0.6s，在约 1s-2.5s处最为强烈，在 3s附近开始减退，但仍持续了较长的时间。可作如下解释：前 0.6s是自然反应的时间，被试总是在 1s-2.5s几种注意力做想象，2.5s之后，被试是否做想象是主观和具有不确定性的，所以统计上特征就比较弱了。在频率上，判别模式集中在 8-15Hz，所以 μ 节律贡献了主要的信息。

图 6.5为特征散布图。水平轴为trial，竖直轴为特征值。圆圈代表第一类，三角代表第二类。

最终测试集上的分类错误率为 11.4%(竞赛第一名为 10.7%)。

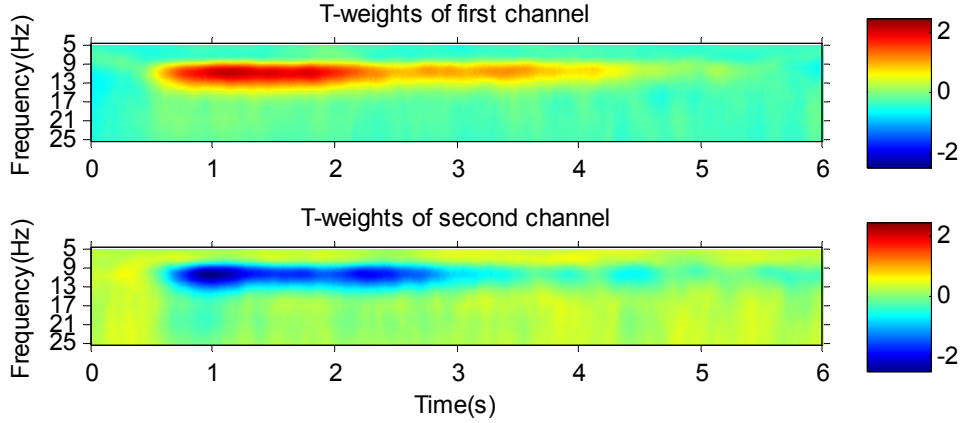


图 6.4 实验一的 T-权值

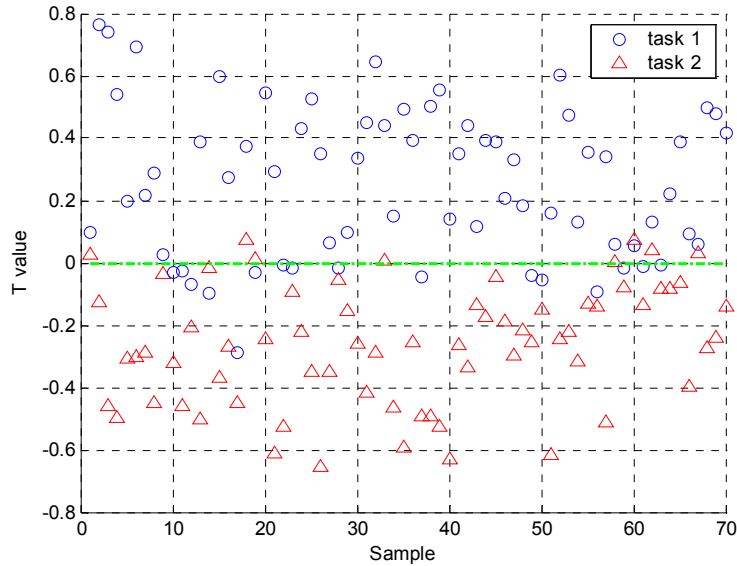


图 6.5 实验一训练数据特征散布, 虚线为判决线(对一维特征, 它是一个点)。

2) 基于相关矩阵的强化学习

预处理后, 用强化学习方法设计分类器。过程如下: 首先, 在两个虚拟通道的小波系数上用(4.18)式计算两类的相关矩阵, 初始的判别面由(4.20)式给出。然后在训练集上选择最佳参数 k 和 β 。最后用(4.13)式优化分类器权值。

图 6.6 显示的是相关矩阵, 它的行包含了所有样本, 上面为训练集, 下面为测试集, 列只包含训练集, 其中训练集按照第一类和第二类的顺序排列。矩阵的每个点为对应行列样本的相关值。从图中可以看出, 在训练集部分, 相关矩阵的值具有明显的分块效应, 同类之间正相关, 不同类之间负相关。而在测试集部分, 由于类别杂乱在一起, 所以看不到分块现象。

参数选择为 $k=0.7$, $\beta=10$ 。最终的测试正确率为 89.4%。

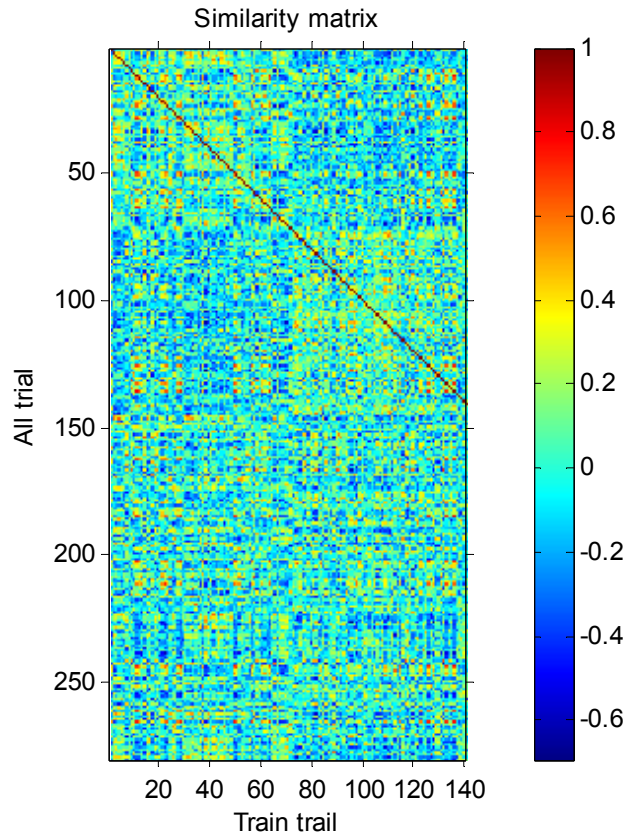


图 6.6 实验一的相关矩阵

§6.2. 运动想象实验二

6.2.1. 实验设计

该实验数据为第三届竞赛第 I 组，由德国图宾根大学提供。

实验中，被试的任务是想象左手小指和舌头的运动。脑电活动由 8×8 的 ECoG 电极记录，该电极阵列位于右脑运动区。数据由 278 个已知类别的训练样本和未知类别的测试样本组成，每个 trial 长 3s，记录始于提示出现后 0.5s。此实验的特点是测试集数据采自训练集一周之后，这对设计的分类器的适应能力具有一定的考验(实验细节可参见[82]提供的实验描述)。

6.2.2. 预处理

1) 带通滤波

首先用 2.5-25Hz 的带通滤波器进行滤波。

2) CSP

CSP 投影后在各个方向上两类的能量差如图 6.7 所示。考虑到投影后两类总能量的平衡，

选取了前 6 个方向和后 3 个方向，构成了一个降至 9 维的滤波器。

3) CWT

接下来用CWT做时频变换，母小波函数仍选为Morlet小波。图 6.8显示了两个通道的结果。

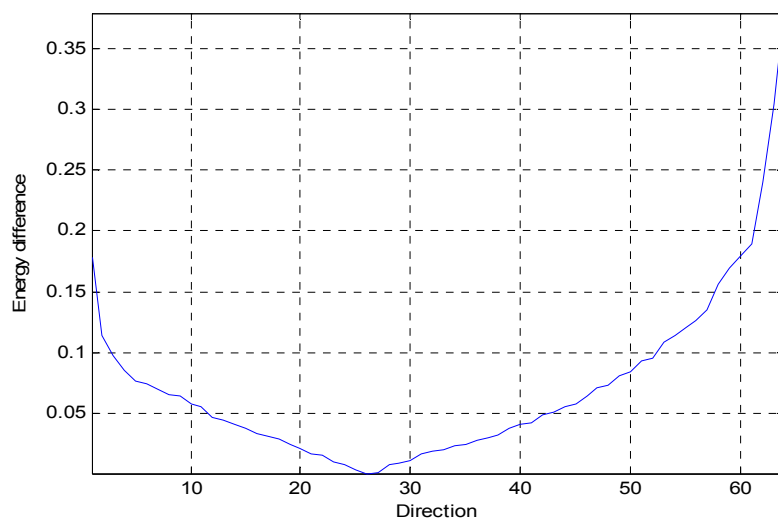


图 6.7 实验二 CSP 投影在各个方向上的能量差

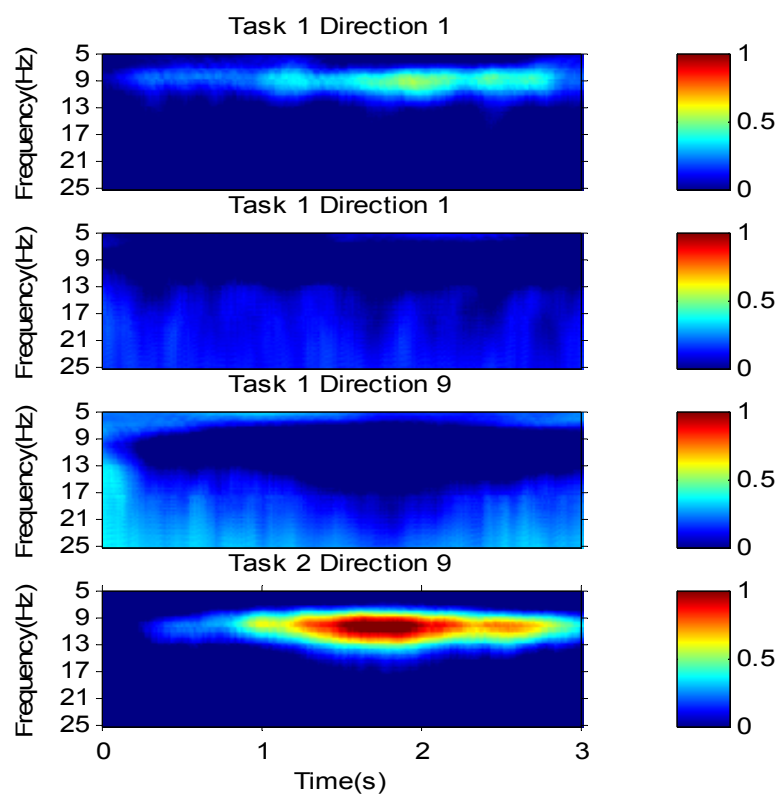


图 6.8 实验二训练集平均小波系数幅值

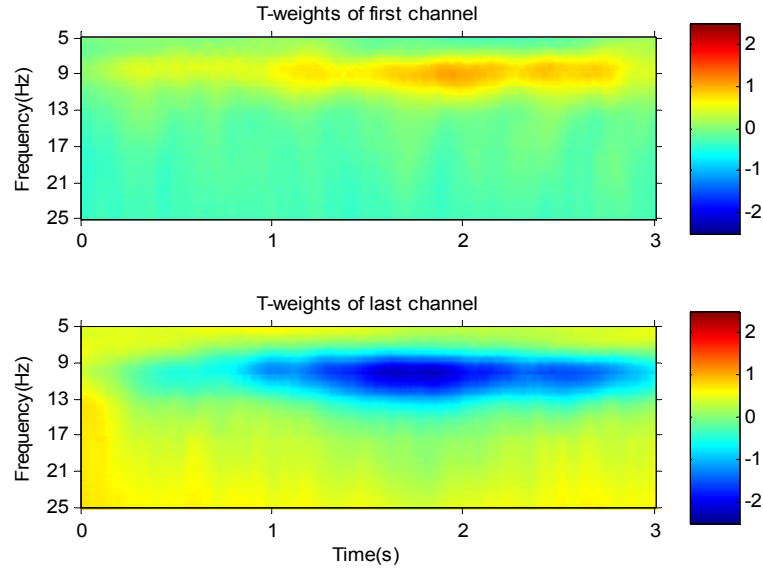


图 6.9 实验二 T-权值

6.2.3. 特征提取和分类

1) T 加权提取特征+LDA 分类

过程和前一实验相同，训练集上计算出的权值见图 6.9，提取出的特征散布见图 6.10。测试集上的分类错误率为 16%。

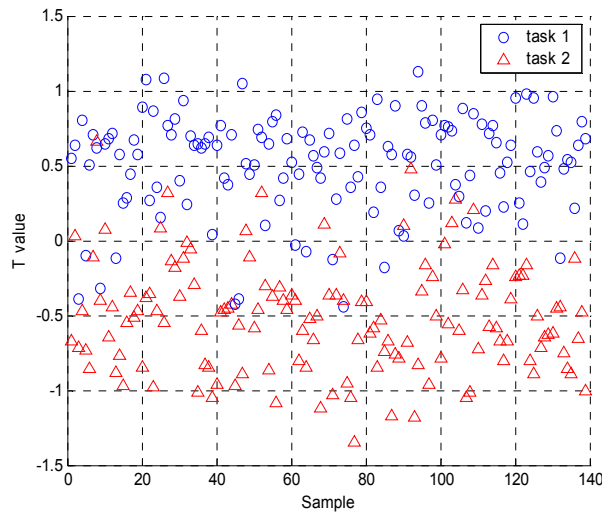


图 6.10 实验二训练集特征散布

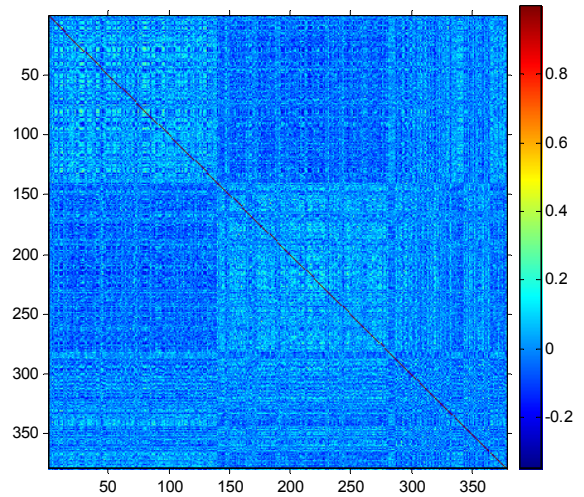


图 6.11 实验二相关矩阵

2) 基于相关矩阵的强化学习

预处理后，用强化学习方法设计分类器。过程同上一实验。参数选择为 $k=2$, $\beta=10$ 。

图 6.11显示了相关矩阵，训练集上的分块效应也很明显。图 6.12显示了强化学习前后的分类器权值分布。最终的测试正确率为 86%，获得竞赛第 3 名(并列)。

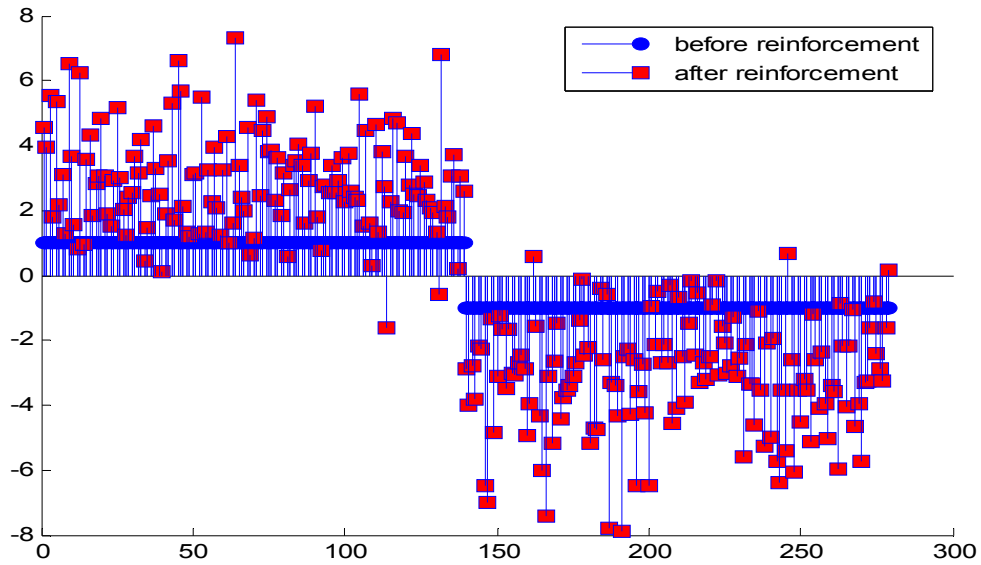


图 6.12 实验二强化学习前后权值图。圆圈代表强化前，方块代表强化后。

§6.3. 运动想象实验三

6.3.1. 实验设计

视觉提示出现后的 3.5s 内，一个健康被试执行三种想象任务：左手运动、右足运动和舌头运动。记录 118 个通道的 EEG 数据。测试数据在训练数据 3 小时后记录，测试时想象任务只进行 1s，而且舌头想象任务被替换为 relax 类，但 relax 类在训练数据中并没有提供。训练样本 120 个，测试样本 420 个。要求为每个测试样本给出一个判决值，评价标准为所有测试样本同正确目标(左手为 -1，右足为 1，relax 为 0)的均方差(MSE)。(实验细节可参见[82]提供的实验描述)。

此实验的特点是：1) 测试集与训练集在不同的时间取得。2) 测试集中有训练集中没有出现的类别。

6.3.2. 预处理

1) 带通滤波

由于测试样本长度只有 1s，所以对训练样本也选取从提示开始的 1s 长度的数据做训练。用 2.5-25Hz 的带通滤波器按通道进行滤波。

2) CSP

CSP 投影后在各个方向上两类的能量差如图 6.13 所示。根据投影后两类能量的平衡，前后各选取了 6 个方向作投影，数据由 118 维降至 12 维。图 6.14 显示了降维后的信号。

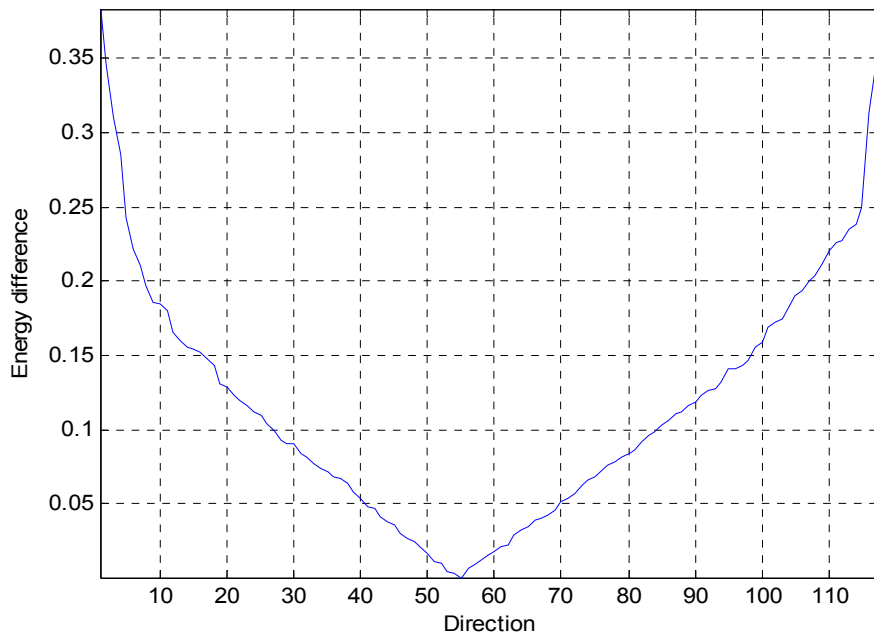


图 6.13 实验三 CSP 投影方向的能量差

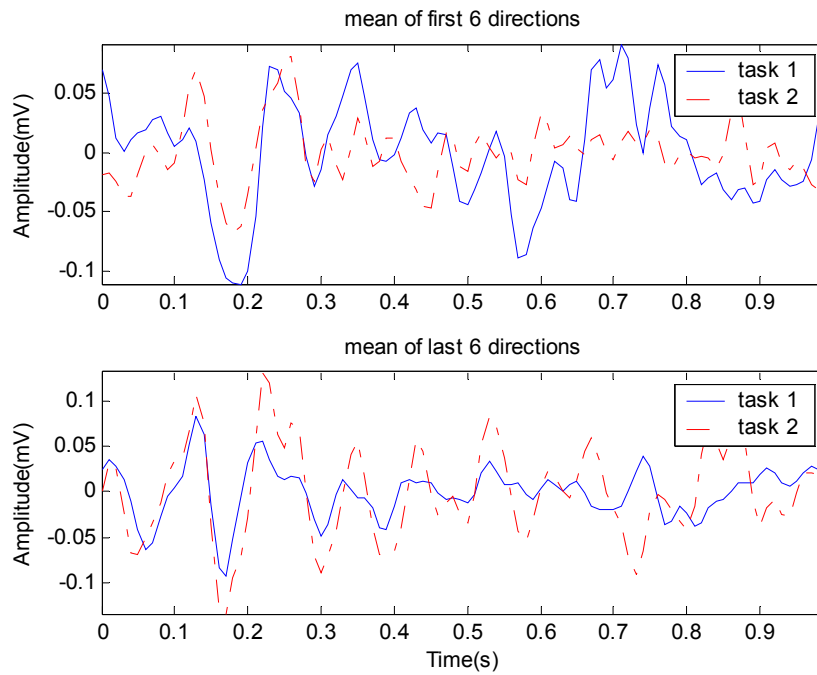


图 6.14 实验三 CSP 滤波后训练数据平均时间过程。上图为前 6 个通道平均，下图为后 6 个通道平均。实线代表第一类(想象左手)，虚线代表第二类(想象右足)

3) CWT

12 通道的CSP滤波后信号与伸缩与平移过的Morlet小波作卷积，将信号变换到时频面上。图 6.15显示了两个通道的结果。

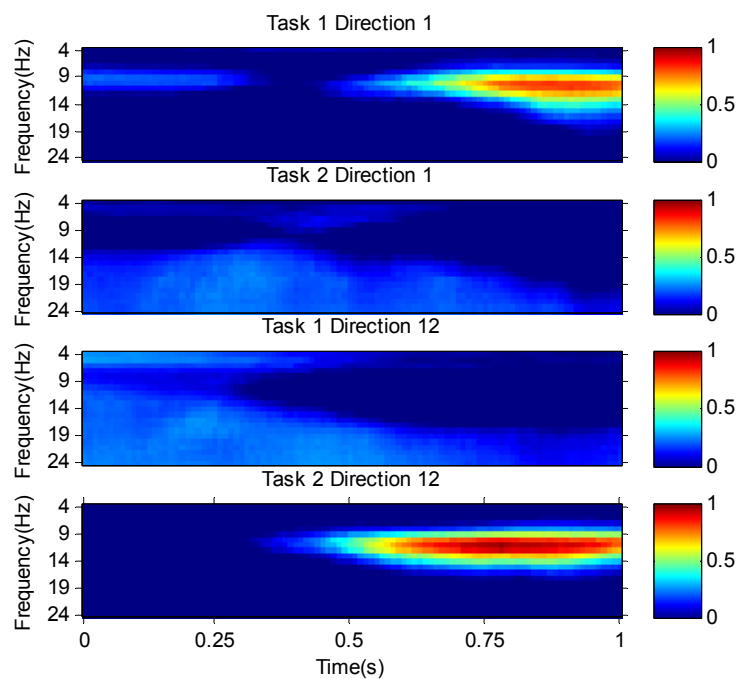


图 6.15 实验三训练集平均小波系数幅值

6.3.3. 特征提取和分类

使用T加权提取特征+LDA分类，过程和前一实验相同，训练集上计算出的权值见图 6.16，提取出的特征散布见图 6.17。

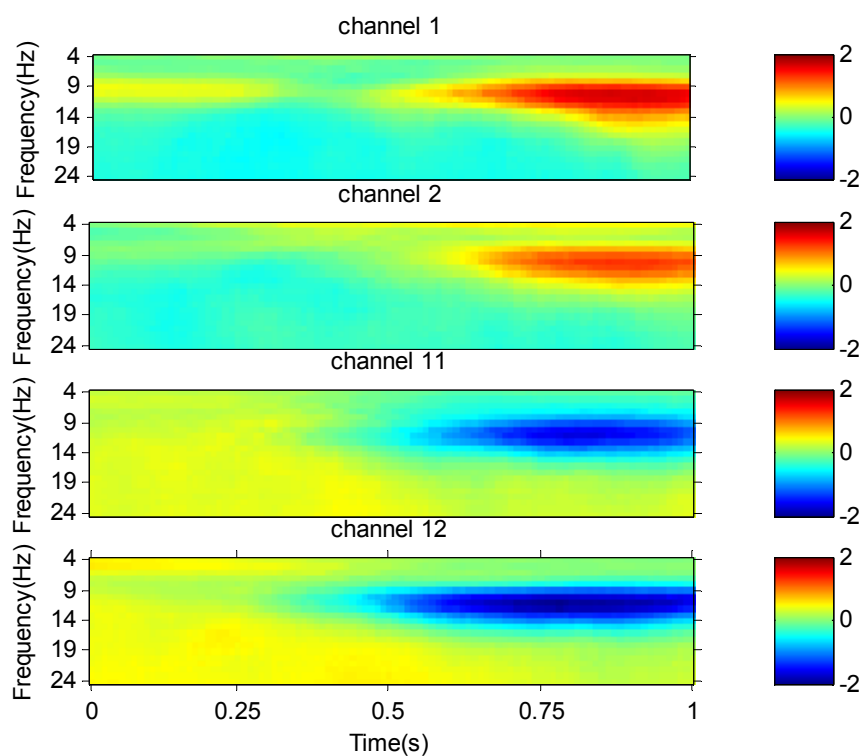


图 6.16 实验三 T-权值

由于测试集上除了训练集中的“左手”(label 为 -1)、“右足”(label 为 1)外,还多了“relax”类(label 为 0),需要决定那些样本属于第三类。根据 LDA 分类结果,特征空间中的每个点 x 都返回一个后验概率 $p(\omega_1 | x)$ 以及 $p(\omega_2 | x) = 1 - p(\omega_1 | x)$ 。当 $|p(\omega_1 | x) - p(\omega_2 | x)|$ 很小时, x 属于 ω_1 或 ω_2 的置信度都很低,所以有可能属于第三类。因此设定阈值 $T_1 = 0.9$,对每个样本的给出如下判决:

$$d(x) = \begin{cases} -1, & \text{when } p(\omega_1 | x) - p(\omega_2 | x) \geq T_1 \\ 1, & \text{when } p(\omega_1 | x) - p(\omega_2 | x) \leq -T_1 \\ x/T_1, & \text{when } |p(\omega_1 | x) - p(\omega_2 | x)| < T_1 \end{cases}$$

最终在测试集上的 MSE 为 0.59, 获得竞赛第 2 名。

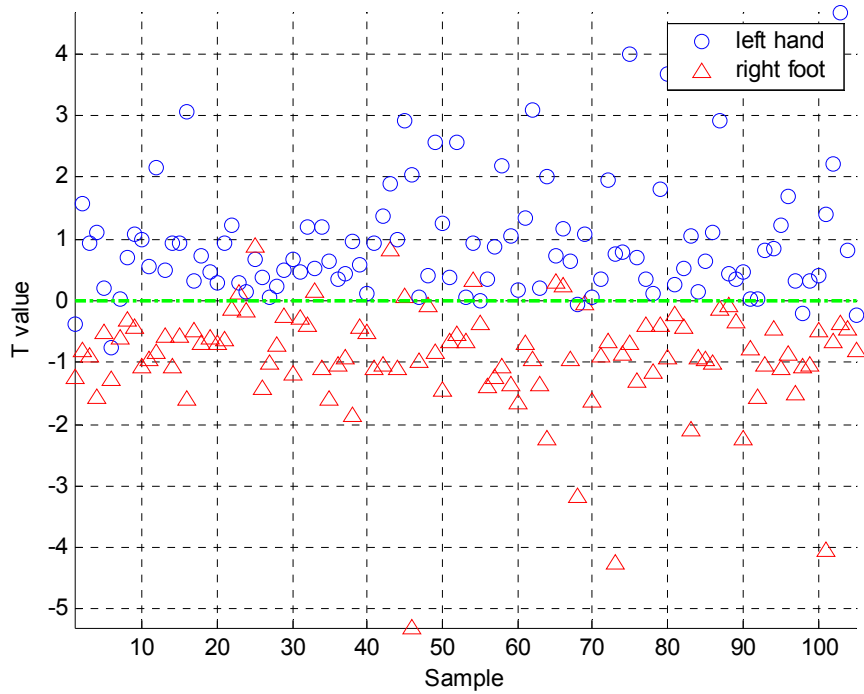


图 6.17 实验三训练集特征散布

第7章 总结与展望

BCI 为人脑向外界传递信息建立了不通过正常神经和肌肉通道的直接通道, 信息以电活动(诱发或自主 EEG 电位特征)的形式编码, BCI 识别其特征并向外界传达命令。作为一种多学科交叉的新兴通讯技术, 目前 BCI 的研究大多处于理论和实验室阶段。国际上较有影响的 BCI 系统的信息传输率大约在 25bit/min~40 bit/min 之间, 虽然距离实际应用还有一定差距, 但已经可以提供基本的通讯和控制功能, 向人们展示了其广阔的发展空间和应用前景。

BCI 系统的核心是从 EEG 信号中解码信息并转换为控制命令的信号处理环节。针对不同的 EEG 信号特征, 相应的信号处理和变换算法也有很大的差异。BCI 面向应用的突出特点对算法提出很高的要求。信息传输率的提高需要两个方面的保证: 一是信息量的增大, 二是传输时间的缩短, 也即在尽量短的时间内传递尽量多的信息。这就要求算法首先是能够有效的提取出所需要的特征成分——信息量大; 其次要具有快速计算的能力——时间短, 满足系统实时性要求。另外, 由于人脑系统的复杂性、不稳定性, 以及个体差异等等复杂因素的存在, 算法必须要有足够的适应性, 能够同步适应人脑状态的变化。通过经常性的训练可以带来这种适应性, 但过多的训练会给使用者带来负担。理想的情况是: 1) 算法本身就具有一定的适应性, 只由初始的或较长间隔的训练就可以满足较多情况下的使用。2) 算法具有快速训练能力以实现在线训练。3) 更好的算法能够以反馈的形式, 引导使用者在一定程度上适应算法, 以达到人脑和 BCI 系统两个控制器的互相适应。但在实际应用中, 准确性和效率以及适应性之间往往构成矛盾, 实际可行的 BCI 系统需要两方面的折中。在目前的 BCI 竞赛中由于条件限制, 无法提供在线测试, 一般只通过测试正确率评价算法而对实时性的要求不高, 但要注意的是, 某些分类结果很好的算法所付出的训练代价是很高的, 很多优化需要大范围搜索或迭代来完成, 这十分不利于在线训练以获得好的适应性。第三届竞赛中的某些数据组中测试与训练存在一定的时间差, 这样设计的目的就在于提高算法对大脑状态变化的适应能力。

本文的工作主要有以下几个方面:

1) 有效利用文献和网络等资源, 充分了解国际上 BCI 的发展现状, 对 BCI 的原理、研究内容、方法和意义进行了独立认真的思考, 对重要的研究机构 and 个人的研究方向及特点做了归纳整理, 利于在以后的工作中加以跟踪及关注。

2) 对现有的 BCI 系统中所使用的信号处理方法做了总结和比较, 从信息利用和模式识别的角度理清它们的内在关系, 并指出了各种方法的特点和局限性。

3) 结合第二届和第三届国际 BCI 竞赛提供的数据, 对各种 EEG 特征电位使用各种信号处理手段进行分析, 从时间、空间、频率、时频综合分析等角度, 对各种诱发及主动电

位的特征模式获得感性认识,并从此过程中对各种特征提取方法的适用性及能力增进了了解,对各种分类器的设计方法及特点有了一定的体会。

4) 提出了 T 加权特征提取方法以及分类器设计的强化学习方法。T 加权方法是一种不依赖于特定应用的特征提取的方法,它可以充分利用各个信号点的判别信息,从而具有较好的鲁棒性。但要注意的是,充分利用先验知识对数据进行有效的预处理仍是十分重要的。因为不含优化和迭代过程,所以计算量较少,速度较快,在 BCI 应用中,适于在线训练和实时适应使用者的状态变化。分类器设计的强化学习方法是模型驱动和数据驱动的设计方法的融合,由于模型假设与实际情况的差异,理论上得到的分类器往往不是最优的,使用实际数据有监督地对分类器做小范围的校正,使其对数据的拟合能力和泛化能力都进一步提高,这就是强化学习的思路。但应指出如果惩罚因子 β 和控制系数 k 的选取不合适,分类器的效果反而可能变差。参数可以在训练集上用交叉检验的方法进行选取,以降低过拟合的风险。作为例子,给出了基于相关矩阵的强化学习方法以及它的推广形式:基于相似度矩阵的强化学习方法。

5) 结合 BCI 竞赛数据,重点分析并研究了 P300 诱发电位和运动相关电位的特点,结合各种已被广泛应用的 PCA、CSP、CWT 等信号分析手段,使用 T 加权特征提取方法以及基于相关矩阵的强化学习方法进行处理,取得了比较理想的结果。在第二届竞赛的数据组中达到了与第 1 名相当的水平,在第三届竞赛中获得了一个第 2 名和三个第 3 名的较好成绩。

后续工作可以从以下几个方面展开:

1) 结合不同类型的实验设计,通过信号处理手段,研究 EEG 信号及各已知分量的物理和生理直观特征及其变化规律。

2) 充分利用各种信号处理新技术,融合不同方法,研究 EEG 信号的统计性质,挖掘信号在时域、频域、空间以及形态等方面的各种特性,建立更有效的模型,研究最佳特征的提取方法,并实现特征提取过程的自动化。

3) 研究具有一定适应性的判决算法,以及如何在闭环的情况下给出合理有效的反馈信息,构造引导使用者训练与学习的最佳策略。

4) 所用到的各种数据处理方法的在线递推实现策略和快速算法的研究。

创造工具和使用工具是人类区别于动物的重要标志,人类文明发展史从某种角度可以说也伴随着一部工具发明和使用史,种种先进的工具不断由匪夷所思的发端直到成为生活中不可或缺的一部分。BCI 的概念是崭新和惊人的,虽然发源于服务行为障碍患者的正常通路的替代品,却直接指向“所思即所得”的工具的终极目标。作者相信随着脑科学研究的不断深入和信号处理手段的不断加强,以及各种相关科学的不断发展,BCI 的研究必将会拥有广阔的前景。

致 谢

在本文即将完成之际，回首两年多的硕士生活，既为许多曾经虚掷的时光而扼腕，又为较之两年前的我在各方面取得的进步而喜悦。从一边进行专业课的学习一边参加教研室的学术交流活动而初步感受到研究的乐趣，到大量搜集整理和阅读文献，接触脑机接口这个崭新的科学领域的惊奇，再到为参加国际脑机接口竞赛而学习各种相关知识、编写程序、分析数据、不断尝试和改进方法的乐在其中。这期间，有自己的努力，更有各位老师、同学、朋友的无私帮助和关爱，在此深深地谢谢他们！

首先要感谢我的导师胡德文教授。他深厚的理论功底和敏锐的学术眼光给我留下了深刻的印象，他严谨的作风和求实的态度也深深的感染了我。胡教授不仅拥有渊博的知识和刻苦钻研的学风，而且治学严谨，精益求精，对待学生平易近人，循循善诱。这一切都是我今后为学为人的宝贵财富。

特别要向周宗潭老师致以亲切的谢意。作为脑机接口方向的“领军人”，他是我的直接指导老师。共同的兴趣和和谐的交流使我们的工作进行得十分顺利，也通过耳濡目染，让我学到了很多很多。在我对竞赛数据的处理陷入山重水复境地的时候，他和我一道分析数据，改进方法，甚至亲自编写程序，调试参数。他敏锐的直觉和从杂乱无章的数据中发现本质规律的洞察力，让我钦佩不已，也促我发现和克服自己思维方式中的定势。对音乐、文学、书法的共同爱好又使我们在专业之外拥有许多共同的话题，他许多独特的视角和感悟令我所获匪浅。

感谢董国华老师。董老师数学功底深厚，思维严谨，视野开阔，思路敏捷，想问题独到且深入，无论何时向他请教问题都不厌其烦的给予热心的指导和帮助，经常为我介绍各种资料和文献，是我以后学习和生活上的榜样。

还要感谢师兄刘亚东、冯贵玉、朱良家、李明，师姐颜莉蓉，与他们的讨论极大地扩展了自己的知识面，受到很多的启发。与同学臧国华、肖健、夏巍巍的相处十分融洽，合作也很愉快，在此表示衷心的感谢。

参考文献

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin. Neurophysiol.*, vol. 113, pp. 767-791, 2002.
- [2] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks, D. J. McFarland, P. H. Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L. A. Quatrano, C. J. Robinson, and T. M. Vaughan. Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting. *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 164-173, 2000.
- [3] B. Blankertz, K. R. Müller, T. V. G. Curio, G. Schalk, J. Wolpaw, A. Schlögl, C. Neuper, G. Pfurtscheller, T. Hinterberger, and M. S. N. Birbaumer. The BCI competition 2003: Progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 1044-1051, 2004.
- [4] G. Schalk, D. J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. R. Wolpaw. BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 1034-1043, June 2004.
- [5] Scott Makeig, Stefan Debener, Julie Onton, Arnaud Delorme. Mining event-related brain dynamics. Invited ‘Opinion’ accepted for Trends in Cognitive Science (TICS), expected publication, May, 2004.
- [6] Roman Krepki, Benjamin Blankertz, Gabriel Curio, Klaus-Robert Muller. The Berlin brain-computer interface (BBCI), towards a new communication channel for online control of multimedia applications and computer games. DMS’03.
- [7] JW de Moor. Building a brain interface – Connecting brains to computers, an overview of currently available techniques. 2003.
- [8] Ferdinando, A. Mussa-Ivaldi, Lee E. Miler. Brain-machine interface: computational demands and clinical needs meet basic neuroscience. *TRENDS in Neurosciences*. Vol. 26, No. 6, June 2003.
- [9] Eleanor A. Curran, Maria J. Stokes. Learning to control brain activity: A review of the production and control of EEG components for driving brain-computer interface (BCI) systems. *Brain and Cognition* 51 (2003) 326-336.
- [10] 杨立才, 李佰敏, 李光林, 贾磊. 脑机接口技术综述. *电子学报*. Vol.33, No. 7, July 2005.
- [11] 高楠, 卓晴, 王文渊. 一种新型的人机交互方式——脑机接口. *计算机工程*. Vol. 31, No. 18, September 2005.
- [12] 刘河生, 杨福生, 高小榕. 三维脑电时-空模式识别系统的研究. *自然科学进展*. 第 13 卷, 第 4 期, 2003 年 4 月.
- [13] 魏景汉, 罗跃嘉 主编:《认知事件相关脑电位教程》, 经济日报出版社, 2002。
- [14] 尧德中 著:《脑功能探测的电学理论与方法》, 科学出版社, 2003。
- [15] 李勇, 高小榕 综述, 高上凯 审校. 诱发脑电的时间-空间分析. *生物医学工程学杂志*. 2002; 19(1): 158~161.
- [16] R. C. Ficke. Digest of data on persons with disabilities, Washington, DC: US Department of Education, National Institute on Disability and Rehabilitation Research, 1991.
- [17] Christoph Guger, Werner Harkam, Carin Hertnaes, Gert Pfurtscheller. Prosthetic control by an EEG-based computer interface (BCI).

-
- [18] Alexandros Pino, Eleftherios Kalogeros, Elias Salemis, Georgios Kouroupetroglou. Brain computer interface cursor measures for motion impaired and Able-bodied users. *Proceedings of HCI international 2003*.
- [19] E. Lalor, S. P. Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. B. Reilly, G. McDarby. Steady-state VEP-based brain computer interface control in an immersive 3-D gaming environment.
- [20] Farwell L. A., Donchin, E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*. 70(6):510-23, 1988.
- [21] Donchin, E., Spencer, K.M., Wijensinghe, R. The mental prosthesis: Assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, 8:174-179, 2000.
- [22] E. Donchin, K. M. Spencer, R. Wijesinghe. The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, 8:174, 2000.
- [23] N. Xu, X. Gao, B. Hong, X. Miao, S. Gao, and F. Yang. BCI competition 2003-data set IIb: enhancing P300 wave detection using ICA-based subspace projections for BCI applications. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No. 6, pp. 1067–1072, June 2004.
- [24] M. Kaper, P. Meinicke, U. Grossekhoefer, T. Lingner, and H. Ritter. BCI competition 2003-data set IIb: Support vector machines for the P300 speller paradigm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No. 6, pp. 1073–1076, June 2004.
- [25] V. Bostanov. BCI competition 2003 - data sets Ib and IIb: feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No. 6, pp. 1057–1060, June 2004.
- [26] Peter Meinicke, Matthias Kaper, Florian Hoppe, Manfred Heumann, Helge Ritter. Improving transfer rates in brain computer interfacing: A case study.
- [27] Yang Liu, Zongtan Zhou, Dewen Hu, and Guohua Dong. T-weighted Approach for Neural Information Processing in P300 based Brain-Computer Interface. *ICNN&B'05*.
- [28] G. Pfurtscheller, Lopes da Silva FH. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clin Neurophysiol*, 110:1842, 1999.
- [29] B. Obermaier, C. Guger, C. Neuper, G. Pfurtscheller. Hidden Markov models for online classification of single trial EEG data. *Pattern Recognition Letters* 22 (2001) 1299-1309.
- [30] Pfurtscheller G, Neuper N, Guger C, Harkam W, Ramoser H, Schlögl A, Obermaier B, Pregenzer M. Current trends in Graz Brain-Computer Interface (BCI) research. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 2000a;8:216–219.
- [31] Yong Li, Xiaorong Gao, Hesheng Liu. Classification of single-trial Electroencephalogram during finger movement. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No.6, pp. 1019-1025, June 2004.
- [32] Yijun Wang, Zhiguang Zhang, Yong Li, Xiaorong Gao, Shangkai Gao. BCI competition 2003--data set IV: an algorithm based on CSSD and FDA for classifying single-trial EEG. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No. 6, pp. 1081–1086, June 2004.
- [33] S. Lemm, C. Schäfer, and G. Curio, BCI Competition 2003--Data set III: probabilistic modeling of sensorimotor μ rhythms for classification of imaginary hand movements. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2004.
- [34] Gilles Blanchard, Benjamin Blankertz. BCI competition 2003: data set IIa—spatial patterns of self-controlled brain rhythm modulations. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No.6, June 2004.
-

-
- [35] M. Cheng, S. K. Gao. EEG-based cursor control system. *Proc IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 1999.
- [36] Ming Cheng, Wenyan Jia, Xiaorong Gao, Shangkai Gao, Fusheng Yang. Mu rhythm-based cursor control: an offline analysis. *Clinical Neurophysiology* 115 (2004) 745-751.
- [37] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland. Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *PNAS*. December 21, 2004, vol. 101, no. 51, 17849–17854.
- [38] Birbaumer N, Kubler A, Ghanayim N, Hinterberger T, Perelmouter J, Kaiser J, Iversen I, Kotchoubey B, Neumann N, Flor H. The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, 2000; 8:190–192.
- [39] Guido Dornhege, Benjamin Blankertz, Gabriel Curio. Speeding up classification of multi-channel brain-computer interface: Common spatial patterns for slow cortical potentials.
- [40] Brett D. Mensh, Justion Werfel, H. Sebastian Seung. BCI competition 2003—data set Ia: combining gamma-band power with slow cortical potentials to improve single-trial classification of electroencephalographic signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, No. 6, pp. 1052–1056, June 2004.
- [41] E. Pekalska, P. Paclik, and R. P. W. Duin. A Generalized Kernel Approach to Dissimilarity-based Classification. *Journal of Machine Learning Research, Special Issue on Kernel Methods*, vol. 2, no. 2, 2002, 175-211.
- [42] E. Pekalska and R. P. W. Duin, Classification on dissimilarity data: a first look.
- [43] Schlögl A., Neuper C. Pfurtscheller G. Estimating the mutual information of an EEG-based Brain-Computer-Interface. *Biomedizinische Technik* 47(1-2): 3-8, 2002
- [44] Schlögl, C. Keinrath, R. Scherer, G. Pfurtscheller. Information transfer of an EEG-based Brain-computer interface. *Proceedings of the 1st International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, Capri, Italy, pp.641-644, Mar 20-22, 2003.
- [45] M. Scherg, von Cramon D. Two bilateral sources of the late AEP as identified by a spatio-temporal dipole model. *Electroenceph clin Neurophysiol*, 62:32, 1985.
- [46] M. Scherg, von Cramon D. Evoked dipole source potentials of the human auditory cortex. *Electroenceph clin Neurophysiol*, 65:344, 1986.
- [47] Yunhua Wang, Patrick Berg, Michael Scherg. Common spatial subspace decomposition applied to analysis of brain responses under multiple task conditions: a simulation study. *Clinical Neurophysiology* 110 (1999) 604-614.
- [48] Schlögl. The electroencephalogram and the adaptive autoregressive model: theory and applications. Shaker Verlag, Aachen, Germany, 2000.
- [49] G. Pfurtscheller, C. Neuper, A. Schlögl, Klaus Lugger. Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* Vol.6, No.3, September 1998.
- [50] S. Kely, D. Burke, P de Chazal, R. Reilly. Parametric models and spectral analysis for classification in brain-computer interfaces. *Proceedings of 14th International Conference on Digital Signal Processing*, Greece, July 2002.
- [51] Jens Kohlmorgen, Benjamin Blankertz. Bayesian classification of single-trial event-related potentials in EEG. *ICANN*, August 2002.
- [52] P. Sykacek, S. Robert, M. Stokes, E. Curran, M. Gibbs, L. Pickup. Probabilistic methods in BCI research. *IEEE Trans. Neural. Syst. Rehabil. Eng.* Vol. 11, No.2, June,2003.
-

-
- [53] S. Makeig, A. Bell, T.P. Jung, T.J. Sejnowski. Independent component analysis of electroencephalographic data. *Advances in Neural Information Processing Systems* 1996; 8:145-151, MIT Press, Cambridge, MA.
- [54] Lucas Parra, Paul Sajda. Converging evidence of linear independent components in EEG. *Neural Engineering 2003. Conference Proceedings. First International IEEE EMBS Conference on*, 20-22 March 2003, pp.525-528, 2003.
- [55] P. Common. Independent component analysis, A new concept? 1994.
- [56] P. Common. From source separation to blind equalization, contrast-based approaches. 2001.
- [57] P. Common. Independent component analysis, contrasts, and convolutive mixtures. 2002.
- [58] P. Common. Contrast functions for deterministic blind source separation. 2003.
- [59] P. Common. Contrasts for independent component analysis and blind deconvolution. 2003.
- [60] J. Bell, T. J. Sejnowski. An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution. 1995.
- [61] J. Karhunen. Neural Approach to independent component analysis and source separation. 1996.
- [62] P. Pajunen, J. Karhunen, A. Hyvarinen, H. Lappalainen, S. Malaroiu. Extensions of the Basic source separation.
- [63] P. Pajunen. Blind source separation using algorithmic information theory. 1998.
- [64] S. Makeig, A. Bell, T. P. Jung, T. J. Sejnowski. Independent component analysis of Electroencephalographic data. 1996.
- [65] V. D. Calhoun, T. Adali, G. D. Pearlson, J. J. Pekar. Spatial and temporal independent component analysis of functional MRI data containing a pair of task-related waveforms. 2001.
- [66] Jv. Stone, J. Porrill, NR. Porter and NM. Hunkin. Spatiotemporal ICA of fMRI data. 2000.
- [67] Hyvärinen, J. Karhunen, E. Oja. Independent component analysis. 2001.
- [68] Wei Lu, Jagath C. Rajapakse. Approach and applications of constrained ICA. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 1, January 2005.
- [69] D. W. Hu, L. R. Yan, Y. D. Liu, Z. T. Zhou, K. J. Friston, C. L. Tan, S. Q. Yao, D. X. Wu. Unified SPM-ICA for fMRI Analysis. *Neuroimage*, Available online.
- [70] K. Jain, R. P. W. Duin, Jianchang Mao. Statistical pattern recognition: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No.1, January 2000.
- [71] Guio Dornhege, Benjamin Blankertz, Gabriel Curio, Klaus Robert Muller. Boosting bit rates in non-invasive EEG single-trial classifications by feature combination and multi-class paradigms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2004.
- [72] Guio Dornhege, Benjamin Blankertz, Gabriel Curio, Klaus Robert Muller. Combining features for BCI. *Advances in Neural Inf. Proc. System (NIPS02)*, volume15, pages.1115-1122, 2003.
- [73] Klaus Robert Muller, Charles W. Anderson, Gary E. Birch. Linear and non-linear methods for brain-computer interfaces. 2003.
- [74] Kari Torkkola, William M. Campbell. Mutual information in learning feature transformation.
- [75] D. J. McFarland, L. M. McCane, S. V. David, J. R. Wolpaw. Spatial filter selection for EEG-based communication. *Electroenceph clin Neurophysiol*, 103:386, 1997.
- [76] J. B. Tenenbaum, etal. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction. *Science*, 290(22): 2319, 2000.
-

- [77] S. T. Roweis, L. K. Saul. Nonlinear dimensionality reduction by Locally Linear Embedding. *Science*, 290(22):2323, 2000.
- [78] D. de Ridder and R. P. W. Duin. Locally linear embedding for classification. Technical Report PH-2002-01, Pattern Recognition Group, Dept. of Imaging Science & Technology, Delft University of Technology, Delft, The Netherlands, 2002.
- [79] Tommi Nykopp. Statistical modeling issues for the adaptive brain interface. Master's thesis. Helsinki University, 2001.
- [80] R. Smith. Electroencephalograph based brain computer interfaces. Master's thesis. University College Dublin, 2004.
- [81] BCI Competition 2003: <http://ida.first.fraunhofer.de/projects/bci/competition/>
- [82] BCI Competition III: http://ida.first.fraunhofer.de/projects/bci/competition_iii/

附录 第三届国际BCI竞赛成绩^[82]

< 组织者 >

Albany (美国奥尔巴尼纽约州立大学): Gerwin Schalk, Dean Krusienski, Jonathan R. Wolpaw

Berlin (柏林 Fraunhofer FIRST): Benjamin Blankertz, Guido Dornhege, Klaus-Robert Müller

Graz (奥地利 Graz 技术大学): Alois Schlögl, Bernhard Graimann, Gert Pfurtscheller

Martigny (瑞士 Martigny): Silvia Chiappa, José del R. Millán

Tübingen (德国图宾根大学): Michael Schröder, Thilo Hinterberger, Thomas Navin Lal, Guido Widman, Niels Birbaumer

< 成绩 >

第一组(data set I)

#	contributor	accuracy	research lab	co-contributors
1.	Qingguo Wei	91%	Tsinghua University, Beijing (清华大学)	Fei Meng, Yijun Wang, Shangkai Gao (高上凯)
2.	Paul Hammon	87%	University of California, San Diego (加州大学)	
3.	Michal Sapinski	86%	No affiliation, Poland (波兰)	
3.	Mao Dawei	86%	Zhejiang University, P. R. C. (浙江大学)	Ke Dagan, Xie Mingqiang, Ding Jichang, Zheng Kening, Zhou Jie, Murat
3.	Alexander D'yakonov	86%	Moscow State University (墨西哥州大学)	
3.	Liu Yang (刘杨)	86%	National University of Defense Technology Changsha, P. R. C. (国防科技大学)	Hu Dewen, Zhou Zongtan, Zang Guohua (胡德文, 周宗潭, 臧国华)
7.	Florian Knoll	84%	TU Graz (奥地利格拉茨技术大学)	Alois Schloegl, Martin Hieden, Carmen Vidaurre, Bernhard Graimann
7.	Zhou Zongtan (周宗潭)	84%	National University of Defense Technology Changsha, P. R. C. (国防科技大学)	Liu Yang, Hu Dewen (刘杨, 胡德文)
9.	Jianzhao Qin	83%	South China University of Technology, China and Institute for Infocomm	Yuanqing Li

#	contributor	accuracy	research lab	co-contributors
			Research, Singapore (华南理工大学和新加坡信息通讯研究所)	
10.	Matthias Krauledat	82%	Fraunhofer FIRST, Berlin (柏林)	
11.	Kiyoung Yang	81%	University of Southern California (南加州大学)	
11.	Martin Hieden	81%	TU Graz, Austria (奥地利格拉茨技术大学)	Florian Knoll, Alois Schloegl, Carmen Vidaurre, Bernhard Graiman
13.	Archis Gore	79%	Fergusson College, Pune	
13.	Elly Gysels	79%	CSEM, Neuchatel	
15.	Xiaomei Pei	69%	Xi'an Jiaotong University, P.R.C. (西安交大)	Guangyu Bin
16.	Ehsan Arbabi	67%	Sharif University of Technology, Tehran (德黑兰技术大学)	Mohammad Bagher Shamsollahi
17.	Florian Popescu	66%	Fraunhofer FIRST, Berlin (柏林)	
18.	Hyunjin Yoon	65%	University of Southern California (南加州大学)	
18.	Guido Nolte	65%	Fraunhofer FIRST (柏林)	
20.	Timothy Uy	60%	University of California, Irvine (加州大学 Irvine 分校)	
21.	Wit Jakuczun	59%	Warsaw University of Technology (华沙技术大学)	
22.	Ken Wong	58%	Stanford University(斯坦福大学)	
23.	Xi-Chen Sun	54%	Peking University(北京大学)	Jufu Feng, Lianwen Wu, Qiansheng Cheng
24.	Nanyang Liang	50%	Nanyang Technological University, Singapore(新加坡南洋理工大学)	
25.	Bin An	48%	University of Science and Technology of China, Hefei(中国科技大学)	Yan Ning, Qiang Chen, Zhaohui Jiang, Huanqing Feng
26.	Miharu Nishino	44%	Univ. of Tokyo(东京大学)	Osamu Fukayama, Takashi Sato
27.	Yan Ning	22%	University of Science and Technology of China, Hefei(中国科技大学)	Bin An, Qiang Chen, Zhaohui Jiang, Huanqing Feng

第二组(data set II)

#	contributor	accuracy (15 rep)	accuracy (5 rep)	research lab	co-contributors
1.	Alain Rokotomamonj	96.5%	73.5%	PSI CNRS FRE-2645, INSA de Rouen, France(法国)	V. Guigue
2.	Li Yandong	90.5%	55.0%	Department of Automation Department of Biomedical Engineering, Tsinghua University, China(清华大学, 自动化系与生物 医学工程系)	Gao Xiaorong(高小榕), Ma Zhongwei, Lin Zhonglin, Lu Wenkai, Hong Bo
3.	Zhou Zongtan (周宗潭)	90.0%	59.5%	Department of Automatic Control, National University of Defense Technology, China(国防科技大学)	Liu Yang, Hu Dewen, Zang Guohu (刘杨, 胡德文, 臧国华)
4.	Ulrich Hoffmann	89.5%	53.0%	Signal Processing Institute, Ecole Polytechnique Federale de Lausanne (EPFL), Switzerland (瑞士信号处理研究所)	
5.	Lin Zhonglin	87.5%	57.5%	Department of Automation, Tsinghua University, China(清华大 学, 自动化系)	Zhang Changshui, Gao Xiaorong(高小榕), Zhou Jieyun
6.	Renzhi Lu	83.0%	54.5%	Rensselaer Polytechnic Institute, NY (纽约工学院)	
7.	Gerardo Gentiletti	78.5%	46.0%	Neuroimaging Laboratory, Department of Electrical Engineering, Universidad Autonoma Metropolitana Iztapalapa, Mexico City (墨西哥神经影像实验室)	Oscar Suarez, Veronica Banuelos
8.	Gautam Kunapuli	75.0%	34.0%	Rensselaer Polytechnic Institute, NY (纽约工学院)	
9.	Qi Hongzhi	33.5%	27.5%	Tianjin University, China(天津大学)	Zhang Qian, Wang Zhen, Wan Baikun
10.	Kiyoung Yang	7.5%	7.0%	University of Southern California (南加州大学)	Cyrus Shahabi, Hyunjin Yoon

第三组(data set IIIa)

#	Contributor	Kappa	K3	K6	L1	research lab	co-contributors
1.	Cuntai Guan	0.7926	0.8222	0.7556	0.8000	Neural Signal Processing Lab Institute for Infocomm Research, Singapore (新加坡信息通讯研究 所神经信号实验室)	Haihong Zhang, Yuanqin Li

#.	Contributor	Kappa	K3	K6	L1	research lab	co-contributors
2.	Gao Xiaorong	0.6872	0.9037	0.4333	0.7111	Tsinghua University, Beijing, China(清华大学)	Wu Wei, Wang Ruiping, Yang Fusheng (杨福生)
3.	Jeremy Hill	0.6272	0.9481	0.4111	0.5222	Max Planck Institute for Biological Cybernetics, Tuebingen and Tuebingen University (德国图宾根大学)	Michael Schroeder

第四组(data set IIb)

#.	contributor	MI/t	O3	S4	X11	research lab	co-contributors
1.	S. Lemm	0.3190	0.1698	0.4382	0.3489	Fraunhofer (FIRST) IDA, Berlin Germany (德国柏林)	
2.	O. Burmeister	0.2506	0.1626	0.4174	0.1719	Forschungszentrum Karlsruhe, Germany (德国卡尔斯鲁厄)	M. Reischl, R. Mikut
3.	Xiaomei Pei	0.1380	0.2030	0.0936	0.1173	Institute of Biomedical Engineering of Xian Jiaotong University, Xian, China(西安交大)	Guangyu Bin
4.	S. Parini	0.1184	0.1153	0.1218	0.1181	Politecnico di Milano, Italy (意大利)	L. Piccini, L. Maggi, G. Panfili, G. Andreoni
5.	D. Coyle	0.1159	0.1039	0.1490	0.0948	University of Ulster, Northern Ireland (北爱尔兰阿尔斯特大学)	G. Prasad, M. McGinnity
6.	Dezhong Yao	0.1104	0.1184	0.1516	0.0612	University of Electronic Science and Technology of China (UESTC) Chengdu, China (电子科大)	Yu Yin, Xiang Liao
7.	K. Tavakolian	0.0474	0.0704	0.0229	0.0489	University of Northern British Columbia, Canada (加拿大北大不列颠哥伦比亚大学)	S. Rezaei

第五组(data set IVa)

#.	contributor	accuracy	aa	al	av	aw	ay	research lab	co-contributors
1.	Yijun Wang	94.17%	95.5%	100.0%	80.6%	100.0%	97.6%	Tsinghua University, Beijing (清华大学)	Han Yuan, Dan Zhang, Xiaorong Gao(高小榕), Zhiguang Zhang, Shangkai Gao(高上凯)
2.	Yuanqing Li	85.12%	89.3%	98.2%	76.5%	92.4%	80.6%	Institute for Infocomm Research, Singapore	Xiaoyuan Zhu, Cuntai Guan

#.	contributor	accuracy	aa	al	av	aw	ay	research lab	co-contributors
								(新加坡信息通讯研究所)	
3.	Liu Yang (刘杨)	83.45%	82.1%	94.6%	70.4%	87.5%	88.1%	National University of Defense Technology, Changsha, Hunan (国防科技大学)	Zhou Zongtan, Zang Guohua, Hu Dewen (周宗潭, 臧国华, 胡德文)
4.	Zhou Zongtan (周宗潭)	72.62%	83.9%	100.0%	63.3%	50.9%	88.1%	National University of Defense Technology, Changsha, Hunan (国防科技大学)	Hu Dewen, Liu Yang (胡德文, 刘杨)
5.	Michael Bensch	69.17%	73.2%	96.4%	70.4%	79.9%	50.8%	University of Tuebingen and Max Planck Institute for Biological Cybernetics (图宾根大学生物控制普朗克研究所)	Jeremy Hill
6.	Lehembre Remy	68.57%	83.0%	91.1%	50.0%	87.9%	54.4%	Université Catholique de Louvain-la-Neuve (UCL-Belgium)	Cedric Simon
7.	Elly Gysels	67.86%	69.6%	96.4%	64.3%	69.6%	61.9%	Swiss Center for Electronics and Microtechnology, Neuchatel, Switzerland(瑞士电子微技术中心)	
8.	Carmen Viduarre	64.05%	66.1%	92.9%	67.3%	68.3%	50.4%	Dp IEE, State University of Navarra (UPNA) / Institut for Human-Computer Interfaces/BCI Lab, TU Graz (奥地利格拉茨技术大学)	Alois Schloegl, Martin Hieden, Florian Knoll, Rafael Cabeza
9.	Le Song	63.69%	66.1%	100.0%	63.3%	64.3%	54.4%	NICTA and School of Information Technology	
10.	Ehsan	62.74%	70.5%	94.6%	56.1%	63.8%	56.3%	Electrical	Emad Fatemizadeh

#.	contributor	accuracy	aa	al	av	aw	ay	research lab	co-contributors
	Arbabi							Engineering Department, Sharif University of Technology, Tehran, Iran (伊朗德黑兰沙里夫技术大学电子工程系)	
11.	Cyrus Shahabi	59.52%	57.1%	76.8%	57.7%	64.3%	54.0%	University of Southern California (南加州大学)	Kiyoung Yang, Hyunjin Yoon
12.	Kiyoung Yang	53.93%	52.7%	85.7%	61.2%	51.8%	43.7%	University of Southern California (南加州大学)	Hyunjin Yoon, Cyrus Shahabi
13.	Wang Feng	51.90%	50.9%	53.6%	54.6%	56.2%	46.0%	Southeast University, Nanjing(东南大学)	Liu Jianmin, Gong Kainan, Wang Xiaonan, Tang Liyan
14.	Hyunjin Yoon	51.19%	50.0%	67.9%	52.6%	52.7%	45.6%	University of Southern California (南加州大学)	Kiyoung Yang, Cyrus Shahabi

第六组(data set IVb): 因参赛者不够, 取消。

第七组(data set IVc)

#.	contributor	mse	research lab	co-contributors
1.	Dan Zhang	0.30	Department of Biomedical Engineering, Tsinghua University, Beijing(清华大学)	Yijun Wang
2.	Liu Yang (刘杨)	0.59	National University of Defense Technology, Changsha, Hunan(国防科技大学)	Hu Dewen, Zhou Zongtan, Zang Guohua (胡德文, 周宗潭, 臧国华)
3.	Zhou Zongtan (周宗潭)	0.60	National University of Defense Technology, Changsha, Hunan(国防科技大学)	Hu Dewen, Liu Yang (胡德文, 刘杨)
4.	Bo Hong	0.67	Johns Hopkins School of Medicine (霍普金斯医学学校)	Soumyadipta Acharya, Nitish V. Thakor
5.	Kiyoung Yang	0.74	Information Laboratory, University of Southern California (南加州大学信息实验室)	Hyunjin Yoon, Cyrus Shahabi
6.	Cyrus Shahabi	0.88	Information Laboratory, University of Southern California	Kiyoung Yang, Hyunjin Yoon

#.	contributor	mse	research lab	co-contributors
			(南加州大学信息实验室)	
7.	Hyunjin Yoon	1.33	Information Laboratory, University of Southern California (南加州大学信息实验室)	Kiyoung Yang, Cyrus Shahabi

第八组(data set IV)

#.	contributor	psd	acc	s1	s2	s3	research lab	co-contributors
1.	Ferran Galan	y	68.65	79.60	70.31	56.02	University of Barcelona (巴塞罗那大学)	Francesc Oliva, Joan Guardia
2.	Xiang Liao	y	68.50	78.08	71.66	55.73	University of Electronic Science and Technology of China (UESTC)(电子科技大学)	Yu Yin, Dezhong Yao
3.	Walter	y	65.90	77.85	66.36	53.44	???	
4.	Xiaomei Pei	y	65.67	76.03	69.36	51.61	Institute of Biomedical Engineering of Xi'an Jiaotong University (西安交通大学)	Guangyu Bin, Chongxun Zheng
5.	Irene Sturm	y	64.91	78.08	63.83	52.75	Fraunhofer FIRST (IDA), Berlin	Guido Dornhege
6.	Stephan Uray	y	64.60	81.05	73.04	39.68	TU Graz (奥地利格拉茨技术大学)	
7.	Julien Kronegg	y	64.04	76.06	64.83	51.18	University of Geneva (日内瓦大学)	Douglas Rofes
8.	John Q. Gan	y	63.91	77.40	63.83	50.46	University of Essex, Colchester (英国艾塞克斯大学)	Louis C.S. Tsui
9.	Shiliang Sun	n	62.83	74.31	62.32	51.99	Tsinghua University, Beijing (清华大学)	Changshui Zhang, Jie Pan
10.	J. Ignacio Serrano M. D. del Castillo	y	62.61	75.80	61.75	50.23	Instituto de Automatica Industrial. CSIC. Madrid (马德里自动工业研究所)	
11.	Changshui Zhang	y	60.47	72.15	59.22	50.00	Tsinghua University, Beijing (清华大学)	Shiliang Sun, Feiping Nie
12.	Douglas Rofes	y	59.81	72.52	59.85	46.99	University of Geneva (日内瓦大学)	
13.	Alois Schloegl	n	52.71	69.00	57.05	32.29	TU Graz (奥地利格拉茨技术大学)	Carmen Vidaurre
14.	Ehsan Arbabi	n	50.25	55.41	51.79	43.61	Sharif University of Technology (伊朗德黑兰沙里夫技术大学)	Mohammad Bagher Shamsollahi
15.	Remy Lehembre	y	50.23	72.60	46.31	31.65	Universite Catholique de Louvain-la-Neuve (UCL-Belgium) (比利时)	Simon Cedric
16.	Georgios Lappas	y	45.72	71.78	33.81	31.39	Technological Educational Institution (TEI) of Western	Andreas Albrecht

#.	contributor	psd	acc	s1	s2	s3	research lab	co-contributors
							Macedonia, University of Hertfordshire (英国赫特福德郡大学西马其顿技术教育学院)	
17.	Mohammad Bagher Shamsollahi	y	44.97	71.46	32.52	30.76	Sharif University of Technology(伊朗德黑兰沙里夫技术大学)	Ehsan Arbabi
18.	Ikaro Silva	y	30.68	38.98	27.45	25.55	???	
19.	Ali Salehi	n	27.97	26.54	32.84	24.53	???	
20.	Ikaro Silva2	y	14.24	5.82	10.54	26.38	???	