

## 脑-机接口研究进展

王斐<sup>1,2</sup>, 张育中<sup>1</sup>, 宁廷会<sup>1</sup>, 闻时光<sup>1</sup>

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819; 2. 哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**作为当前神经工程领域中最活跃的研究方向之一,脑-机接口在生物医学、神经康复和智能机器人等领域具有重要的研究意义和巨大的应用潜力.近10年来,脑-机接口技术得到了长足的进步和飞速的发展,应用领域也在逐渐扩大.在已有相关工作的基础上,介绍脑-机接口系统的主要组成部分,对各组成部分常涉及到的相关基本理论和技术作了总结和介绍,主要包括脑信号获取、脑信号预处理、特征提取、变换算法等相关技术和理论,最后对脑-机接口未来的研究方向进行了展望.

**关键词:**脑-机接口;脑电信号;预处理;特征提取;变换算法

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2011)03-0189-11

## Research progress in a brain-computer interface

WANG Fei<sup>1,2</sup>, ZHANG Yuzhong<sup>1</sup>, NING Tinghui<sup>1</sup>, WEN Shiguang<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** As one of the most active research fields in neural engineering, brain-computer interface (BCI) has important research significance and great potential applications in many fields including biomedicine, neurological rehabilitation, and intelligent robotics. In the last decade, BCI has made great progress and rapid development, and its application field is also gradually expanding. In this study, based on related work, the main components consisting of the BCI system were detailed, then related basic theories and techniques involved in these components were summarized and described including brain signal acquisition, signal preprocessing, feature extraction, and transformation algorithms. Finally, an overview of the trend of future BCI development was discussed.

**Keywords:** brain-computer interface; brain signal; pre-processing; feature extraction; transformation algorithm

脑-机接口(brain-computer interface, BCI)是基于脑神经活动与外界交流的一种全新交流方式,它绕开了人类神经末梢和肌肉等通常的信息通道,直接和大脑进行沟通,通过分析脑信号将用户的运动等意图转换为语言、设备的控制输入量等,使用户直接通过脑信号与外面的环境进行实时的交互,在一定程度上解决了神经末梢、肌肉受损等患者与外界

环境交流难的问题,为残疾人带来了福音.

最近10年来,随着电子技术、计算机技术等学科的发展,BCI得到了快速的发展,BCI系统已逐渐从实验室走进人们的实际生活中来.然而由于BCI是个多学科交叉的研究方向,涉及到的内容较多,对于初次进入BCI研究领域的工作者来说通常很难在短时间里找到正确的研究思路,为了方便这些研究者们快速地找到正确的研究思路,已有相关文献对BCI做了一些相关综述,但这些文献主要是就BCI研究领域中某一个方面的研究现状做了大致的介绍,而且也很少涉及到BCI研究中具体的一些技术和理论.

本文在前人文献的基础上系统详尽地介绍了

收稿日期:2010-08-03.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60705031);教育部博士学科点科研基金资助项目(20070145105);机器人技术与系统国家重点实验室开放课题基金资助项目(SKLR2010-ZD-03);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N090404007).

通信作者:王斐. E-mail: wangfei@ise.neu.edu.cn.

BCI 的各主要组成部分及其涉及到的一些关键技术和理论,文章首先介绍了 BCI 的研究意义及发展现状;然后介绍了 BCI 系统的各组成部分,并详细地描述和总结了 BCI 各组成部分所涉及到的具体理论和技术,主要包括到脑信号获取、脑信号预处理技术、特征提取以及变换算法等几大部分,最后对 BCI 未来的研究方向进行了总结。

## 1 BCI 的研究意义及发展现状

### 1.1 研究意义

BCI 研究具有重要的理论意义和实际应用价值。在理论上,由于 BCI 系统本身的复杂性,如外界噪音数学模型的复杂性、人类本身特性与时间关系数学模型的复杂性等,因此 BCI 系统对目前模式识别中常用的一些特征提取算法和分类算法都是一种挑战,必将会促使特征提取算法和分类算法朝着更智能化的方向发展,促进模式识别理论的发展;另外 BCI 将为大脑开拓某种新的信息输出渠道,大大增强人们对外界控制和交流信息的能力,同时其信息传递和控制模式的研究开发将极大丰富脑认知科学和神经信息学内容,增加对人类意识的进一步理解,使人类更进一步地了解自己。

BCI 研究在工程上的意义更是重大,虽然目前人机接口(human-computer interface, HCI)在一定的条件下可以帮助人类解决一些问题,给用户带来了方便,但 HCI 在某些特殊的情况下并不能完成预定的任务,特别是针对肢体残疾或运动受损这类患者,其通常的信息输出通道——神经末梢和肌肉受到了一定的损害,并不能通过这些输出通道来给机器发送命令,给患者的生活带来了极大的不便,并且这类患者在世界上的数量是十分巨大的,每年给这些患者提供的大量的物力和人力,无形中也为社会增加了许多压力,如果开发一套 BCI 系统来辅助这类患者的生活,将会大大减轻社会的负担,同时也为患者本人的生活带来方便。

对在特殊环境下工作的人员,例如飞行员、宇航员或潜水员来说,可利用 BCI 技术为他们增加一些特殊的操作和控制专用设备的技能。即使对一些肢体健康的普通人们来说,BCI 技术未来也将逐渐影响到这些人的生活,如将 BCI 技术引入到游戏等娱乐行业,可以为人们提供一种全新的交互界面,从而让人们尽享游戏带来的欢乐。此外,将 BCI 技术引入到机器人学科中来,并将其作为人类与机器人的一种交流方式,可以让机器人更智能化地执行人类

的命令并为人类提供更好的服务。

### 1.2 研究现状

BCI 的研究最早可以追溯到 20 世纪 30 年代,1929 年 Hans Berger 发明了一种可以记录脑信号的仪器,即现在的 EEG,随后人们就有了利用 EEG 采集脑信号来控制设备的想法,但是由于当时条件有限,并没有开发出一个完整实用的系统。40 年后, Jacques Vida 首次提出 BCI 这一术语<sup>[1]</sup>,当时提出的 BCI 概念是指基于计算机开发的能产生类似脑功能相关信息的系统,可见当时的 BCI 概念所指的范围十分广泛,但当时 Jacques Vida 等人开发的系统就已经属于现在被广泛认同的 BCI 范畴,该系统通过记录视觉皮质层区域的视觉诱导电位并结合一定的信号处理手段来辨别受试者眼睛所凝视的方向,从而来决定用户想将屏幕上光标移动的所在位置。正是在 Jacques Vida 等人这一开创性的工作基础上及 BCI 具有极大实际应用价值的推动下,BCI 得到越来越多人的注意。

Sutter 等人<sup>[2]</sup>利用视觉诱导电位信号成功地将用户选择某种符号的意图识别出来了,这种方法为那些无法进行正常交流的患者提供了另外一种交流方法,患者利用该系统每分钟可以交流 10~12 个词,虽然速度与正常人还是相差很大,但对改善患者的生活还是有一定的作用。Wolpaw 等人成功地利用  $\mu$  和  $\beta$  节律的幅度来控制光标在一维和二维的空间内移动<sup>[3]</sup>。此外,他们还针对 BCI 研究领域广泛认为的只有侵入性 BCI 系统才能精确地控制机器手臂、假肢等设备进行复杂运动这一观点,利用头皮层上的脑电图信号(非侵入 BCI 系统)实时地控制光标在二维空间进行复杂的运动,并在运动时间、准确度等性能上和侵入性的 BCI 系统进行了对比,得出非侵入性的 BCI 系统在性能上并不低于侵入性 BCI 系统<sup>[4]</sup>。这一观点表明运动功能受损、截肢等患者可以借助非侵入性的 BCI 系统利用脑信号直接来控制机器手臂、假肢等设备进行日常生活所必需的运动,而不需要将电极植入大脑内来进行控制,这样排除了患者将电极植入脑内的一定风险,同时改善了肢体瘫痪等患者的生活质量。

利用 BCI 控制机器手等肢体方面的研究这几年也取得了一定的成绩。Richard 等人<sup>[5]</sup>利用脑皮层信号成功地操纵了机器手抓紧物体这一动作。Hochberg 等人<sup>[6]</sup>开发了一个 BCI 系统,一个四肢瘫痪的病人利用该系统经过 9 个月的学习,可以利用脑信号在计算机屏幕的二维空间移动光标,并且可以通

过脑信号来控制机器手的张开和握紧,抓住指定的物体然后移动到其他地方等一些动作。

经过几十年的发展,世界范围研究 BCI 的机构已由几个发展到数以百计的专门研究机构以及大量的高校。国内外研究 BCI 比较著名的机构主要有 Wadsworth 研究中心、NSF、GSU 脑实验研究室、Graz-BCI 研究机构、清华大学高上凯 BCI 课题调研组。据报道国内研究 BCI 的高校还有国防科技大学、中南民族大学、北京师范大学等。

BCI 研究机构在壮大的同时,国际学术交流活动也变得日益频繁,先后召开了 2 次以 BCI 为主题的国际性学术会议<sup>[7-8]</sup>,IEEE 医学生物工程学会举办的首届神经工程国际会议讨论的主题一半以上也均是 BCI 相关,在武汉举办的神经接口与控制国际会议上提交的大多数论文也就脑-机接口系统的控制信号采集、分析和处理等方面进行了重要的研究。除此之外,在国际一些脑-机接口研究机构的组织下,已成功地举办了 4 次国际性的 BCI 竞赛。这些活动都极大地促进了脑-机接口研究的发展。

## 2 BCI 的基本系统组成

BCI 基本组成如图 1 所示,主要是由信号获取模块、信号处理模块、输出设备模块等部分组成。其中信号处理模块包括特征产生和变换算法 2 个子模块,特征产生主要是针对神经元活动信号选取更能反映用户意图那些特征,特征产生模块在一定程度上决定了系统的整体性能,变换算法模块主要是将提取得到的特征映射为用户实际所需的输出。

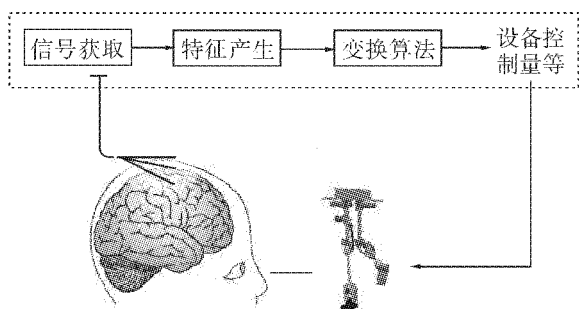


图1 BCI 基本组成部分

Fig.1 The fundamental component of BCI

## 3 脑信号获取

脑信号获取是 BCI 技术首要解决的技术之一,脑信号由于其信号微弱故容易受到各种与目标信号无关的其他信号的污染,如头皮层的肌电信号、眼球转动的信号所带来的噪声,这部分的噪声可以采用在后面部分介绍的信号预处理手段将噪声减为最

小。本部分主要介绍当前脑信号采集的各种手段以及脑信号的常见的几种分类方法。

### 3.1 脑信号采集手段

目前,脑信号可以通过许多技术手段来进行测量,包括脑电场或脑磁场的记录、功能性磁共振造影、正电子放射层扫描术、功能性近红外成像,但目前脑磁描记法、功能性磁共振造影和正电子放射层扫描术等由于复杂的技术要求、成本高以及有限的实时性能等因素限制还不能在实际中得到广泛的应用。只有脑电场记录和功能性近红外成像这 2 种技术在实际中有一定的应用,其中记录脑电场信号应用最为广泛。

根据电极放的位置不同,脑电场记录方法又分为 3 大类,如图 2 所示。第 1 类是将电极放在头皮层来记录脑电场信号,称为 EEG;第 2 类是将电极放入脑皮层,称为 ECoG;第 3 类是将电极植入大脑更深的地方,在硬脑膜下,主要用来测量局部场势和神经元的动作电位等。第 1 种方法比较安全,是一种非侵入的测量方法,容易实现,但是只有有限的分辨率和频率范围。第 2 类具有较高的分辨率和较宽的频率范围,但是需要将电极植入脑皮层,具有一定的危险性,信号长时期的稳定性也不能保证。第 3 类方法具有最高的分辨率和最宽的频率范围,但同第 2 类一样,都是属于侵入性的测量方法,具有一定的危险性,不易实现。具体采用哪种方法是根据实际需要而定,侵入的测量方法并不绝对比非侵入的测量方法在性能上好,在某些情况下,非侵入的测量方法也能取得很好的性能,甚至比侵入的测量方法更好。

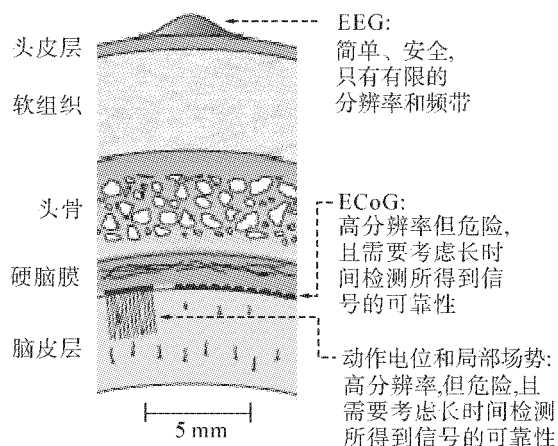


图2 脑电场记录所用的 3 种方法

Fig.2 Three recording methods in the brain's electric field

在实际中,由于安全因素,除了一部分应用在动物身上的 BCI 系统以外,其余的 BCI 系统都是基于

EEG 的. EEG 信号一般通过金属电极和导体从头皮表面固定的位置进行记录. 国际脑电图学会制定了统一的 10-20 国际脑电记录系统, 如图 3 所示, 此外 64 导或 128 导电极帽也是根据 10-20 系统扩展而成的. 在此系统中, 在头皮表面放置 21 个电极, 电极的位置由下列方式确定: 参考点为鼻根(鼻子的最上部, 与眼睛平齐)和枕骨隆突(脑后枕骨外的突出部分), 以这 2 个点和头顶中央构成一个横断面,

以这个横断面的边界为中心线, 分别平行和垂直这个中心线将大脑曲面以 10% 和 20% 的间隔进行切分, 电极沿着这些交汇点等距离放置<sup>[9]</sup>. 在具体测量时, 可以采用单电极或双电极 2 种测量方式, 单电极测量的最终结果是每个电极与中心电极或与其他电极的平均值的差值, 而双电极测量的是 2 个电极间的电压差.

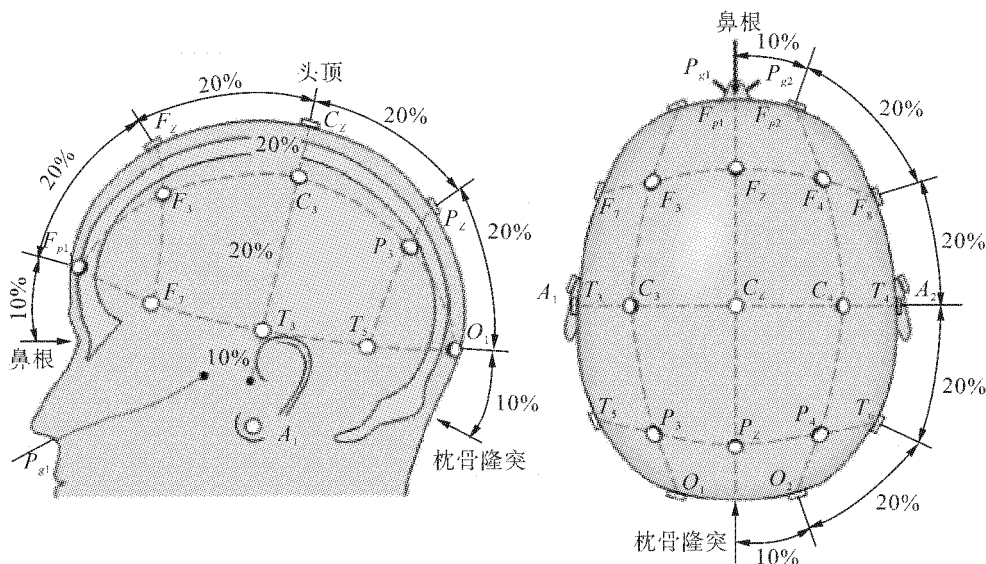


图 3 10-20 脑电图记录系统电极分布

Fig. 3 The diagram of electrode distribution in the 10-20 EEG recording system

### 3.2 脑信号常见几种分类方法

正常人们的脑信号是一种节律性活动, 波形极不规则, 振幅范围在几百微伏之内, 频率主要集中在低频段, 范围大概分布在 0.2 ~ 50 Hz 之间, 并且这些节律性活动受思想意识和行为等影响. 通常按频率段所处位置可将脑信号划分为 delta 波(0.2 ~ 3.99 Hz)、theta 波(4 ~ 7.99 Hz)、mu 波(8 ~ 12 Hz)、alpha 波(13 ~ 29.99 Hz)、beta 波(30 ~ 50 Hz). 每个频率段的信号都有自己的特征. delta 波波幅为 20 ~ 200  $\mu\text{V}$ , 出现在大脑处于无梦深睡状态, 在生理性慢波睡眠状态和病理性昏迷状态也能见到, 也是婴儿大脑的基本波形; theta 波波幅为 20 ~ 100  $\mu\text{V}$ , 出现在身体全身放松状态, 是学龄前儿童的基本波形, 在成年人处于瞌睡的状态下也能看到; mu 波和 alpha 波频率分布基本上一致, 但二者是有区别的, mu 波产生于大脑感觉运动皮层, 而 alpha 波在顶、枕区活动最为明显, alpha 波出现在人安静闭目状态下, 当眼睛睁开时会被阻断, 而 mu 波主要是与肢体运动有关, 可以被肢体的主动运动或被动运动阻断, 且在睡眠状态下消失; beta 波波幅为 5 ~ 25  $\mu\text{V}$ , 主要分布在额、颞、中央区; gamma 波目前在 BCI 接口

中应用还比较少.

根据是否受外界环境刺激或思想意识等行为影响, 还可将脑信号分为自发脑电位和诱发电位. 自发脑电位是指在没有特定外加刺激的情况下大脑皮层自发产生的具有持续的、节律性的电位, 诱发电位是指受到外界刺激及思想意识、运动等行为影响下在大脑皮层的局部区域产生的局部性脑电位. 自发脑电位和诱发电位有很大的不同, 大脑皮层无时无刻都会产生自发脑电位, 而诱发电位只存在于一定的条件下, 且具有稳定的潜伏期; 另外, 自发脑电位遍布于整个大脑皮层, 而诱发电位只存在于大脑皮层的局部区域.

除了上述 2 种分类方法外, 在 BCI 研究中, 根据脑信号产生所依赖的神经机制, 有些脑信号有专门的术语来描述, 这些信号主要有事件相关去同步化(event related desynchronization, ERD)、事件相关同步化(event related synchronization, ERS)脑信号、运动相关电位(movement related potentials, MRPs)、皮层慢电位(slow cortical potentials, SCPs)、P300 等. ERD 是指某些脑信号能量会在运动前夕(大概在 2 s 前)发生衰减的现象, 并符合对侧优势这一原则; ERS 是指

在运动后某些脑信号能量会增加这一现象,并在运动后 600 ms 内达到最大值,也符合对侧优势这一原则. 这些信号主要有  $\mu$  频率段的脑信号和  $\beta$  频率段中的低频信号,另外,  $\gamma$  信号也会出现 ERS 这一现象. MRP<sub>s</sub> 是出现于运动前(大概在 1.5 s 前)的低频信号,频率范围大概为 0 ~ 7 Hz,准备电位(BP)就是一种典型的运动相关电位,会在运动前呈下降趋势. SCP<sub>s</sub> 是一种慢速变化与运动无关的脑信号,可以持续 300 ms 至几秒之间,在正常的脑功能中,负的 SCP<sub>s</sub> 常伴随着脑皮层网络的去极化,正的 SCP<sub>s</sub> 常反映脑皮层处于去促酌状态,经过大量的训练后,人们可以控制 SCP<sub>s</sub> 的正负性,从而可以用来做一些简单的控制任务. P300 是指受到一些意识中注意事物的刺激后,并在刺激后的 300 ms 内产生一个正峰值的电位. 这些信号目前被广泛用在 BCI 系统中,根据 BCI 系统实现的目标不同来选择不同的信号作为系统的输入信号,如若开发的系统是为了帮助残疾人行走,则可能会选择 MRP<sub>s</sub> 等信号,若开发的系统是为了与外界进行语言交流,则可能会选择 P300 作为系统的输入信号,当然在实际应用中为了系统的可靠性,一个系统可能会采用多种依赖不同神经机制的脑信号作为系统的输入信号.

## 4 特征产生

特征产生模块是 BCI 整个系统的核心模块之一,该模块的主要作用就是通过一定的信号处理手段来提高脑信号的信噪比,以及通过一定的特征提取手段和特征降维方法来提取脑信号中有用的特征. 该模块按照功能可以划分为信号预处理、特征提取、特征降维 3 个子模块. 下面将对这 3 个模块进行详细的介绍.

### 4.1 信号预处理

由于脑信号本身的微弱性以及容易受到其他信号的污染,通过 EEG 记录所得的脑信号的信噪比是很小的,在进行特征提取前必须先通过一定的信号预处理手段来提高信噪比. 目前研究者们提出了多种信号预处理技术,其中应用最为广泛的主要有表面拉普拉斯变换(SL)<sup>[10-31]</sup>、独立成分分析(ICA)<sup>[32-39]</sup>、共同空间模式(CSP)<sup>[28,37,40-47]</sup>、共同平均参考(CAR)<sup>[15,26,28-29,48]</sup>等算法.

SL 是针对每个电极位置计算其瞬时空间电压分布的二阶导数,相当于一个高通的空间频率滤波器,可以通过在头皮层上覆盖多个电极来获得高的空间分辨率. 通过有限次差分法,经过拉普拉斯变换

后的电压可通过式(1)来简化计算:

$$V_i^{\text{LAP}} = V_i^{\text{ER}} - \sum_{j \in S_i} g_{ij} V_j^{\text{ER}},$$

$$g_{ij} = \frac{1/d_{ij}}{\sum_{j \in S_i} 1/d_{ij}}. \quad (1)$$

式中:  $V_i^{\text{ER}}$  是指第  $i$  处电极原始的电压值(通过 EEG 测量得到的初始值);  $V_i^{\text{LAP}}$  是经过拉普拉斯变换后第  $i$  处电极的电压值;  $S_i$  是第  $i$  处电极周围电极的集合;  $d_{ij}$  是第  $i$  处电极和第  $j$  处电极的距离. 与周围电极间的距离直接决定着 SL 的空间滤波特性,当距离增加时,SL 变得对较高的空间频率敏感,而对较低的空间频率变得不敏感. 目前常采用的 SL 有 2 种,一种是小拉普拉斯变换方法,另一种是大拉普拉斯变换方法. 小拉普拉斯变换方法是指周围电极取得的就是该电极周边最近的邻近电极,而大拉普拉斯变换方法周围电极取得的是该电极周边下一个邻近电极. 一般情况下,如果所需的脑信号分布具有较高的局部性及一定的稳定性,常采用小拉普拉斯变换方法;反之,常采用大拉普拉斯变换方法.

ICA 方法是通过一定的数学手段将脑信号  $X$  分解为一定数目且相互独立成分的组合,分解式见式(2):

$$X = WS. \quad (2)$$

式中:  $W$  为混合矩阵;  $S$  代表的就是脑信号  $X$  中的各个独立成分. ICA 是从一个全新的角度对脑信号进行分析处理,将分解得到的独立成分看成是大脑中若干个“等效源”,这些等效源的输出经脑容积体传播到不同的头皮电极位置上,形成了所测得的多导脑信号. 大量的研究表明 ICA 可以从多导脑信号中分离出来自人体其他器官的生物电信号以及其他的干扰成分,同时 ICA 还可以将脑电信号中的基本节律分布集中在不同的独立成分中,从而通过 ICA 方法能够有效地去除人体器官的生物电信号以及其他干扰成分,从而得到高信噪比的脑信号.

CSP 是基于多导脑电位协方差的一种脑信号预处理方法,是一种有监督的空间滤波方法,其思想是使 2 类信号经过滤波后的空间成分在能量上差异最大,也就是找到使其中一类方差最大同时另一类方差最小的投影方向. 其计算的基本步骤如下.

1) 计算每类样本正规化的协方差矩阵  $R_a$ 、 $R_b$ , 见式(3),其中  $X_a^{(i)}$ 、 $X_b^{(i)}$  分别代表  $a$  类和  $b$  类第  $i$  个脑电位样本矩阵,阶数为都  $N \times T$ ,  $N$  为通道数,  $T$  为采样数.

2) 计算复合协方差矩阵  $R = R_a + R_b$ ,并将  $R$  通过式(4)进行奇异值分解,则可得其白化变换  $P$  如

式(5).

3) 将  $P$  作用于  $R_a$ 、 $R_b$ , 见式(6).

4) 再对  $S_a$ 、 $S_b$  进行奇异值分解, 得式(7).

5) 最终可得到投影, 见式(8).

$$\begin{cases} R_a = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \frac{X_a^{(i)} X_a^{(i)T}}{\text{tr}(X_a^{(i)} X_a^{(i)T})}, \\ R_b = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} \frac{X_b^{(i)} X_b^{(i)T}}{\text{tr}(X_b^{(i)} X_b^{(i)T})}; \end{cases} \quad (3)$$

$$R = U_0 \Lambda_c U_0^T; \quad (4)$$

$$P = \Lambda_c^{-1/2} U_0^T; \quad (5)$$

$$\begin{cases} S_a = P R_a P^T, \\ S_b = P R_b P^T; \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} S_a = U \Phi_1 U^T, \\ S_b = U \Phi_2 U^T; \end{cases} \quad (7)$$

$$W = U^T P. \quad (8)$$

CAR 也相当于是一个高通的空间滤波器, 每个电极处的电压值是该电极处的原始电压值减去所有电极电压值的均值, 具体表达式见式(9), 其中  $n$  为电极总数. 当电极均匀地分布在头皮层上且假设头皮层上产生的电压是出自于一个点源的话, 那么通过 CAR 处理后, 将会得到均值为 0 的空间电压分布.

$$V_i^{\text{CAR}} = V_i^{\text{ER}} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n V_j^{\text{ER}}. \quad (9)$$

除了上述一些常用的信号预处理技术, 另外还有判别式空间滤波 (DSP)<sup>[49]</sup>、奇异值分解 (SVD)<sup>[50]</sup>、局部平均技术<sup>[26]</sup>、CSSP (common spatio-spatial patterns)<sup>[51]</sup>、CSSD (common spatial subspace decomposition)<sup>[52]</sup> 等. 有关这些方法的详细论述可参考文献后相应的参考文献.

## 4.2 特征提取

特征提取是从信号预处理模块得到的脑信号中提取出少量的有用的信息表示为特征向量, 作为后续分类器的输入. 自 1932 年 Dietch 首先用傅里叶变换进行脑电图分析后, 相继引入了频域<sup>[10,12-13,15,40,51]</sup>、时域<sup>[30-31,53-55]</sup>、时频域<sup>[27,56-59]</sup>等多种特征提取方法.

### 4.2.1 频域分析方法

频域中特征提取的方法主要有功率谱估计、双谱分析、自回归参数模型谱估计等. 功率谱估计是频域分析的主要手段之一, 它主要是从频率的角度直观地观察脑电节律的分布与变换情况; 但其方差特性不好, 且数据较长时, 估计值沿频率值的起伏比较剧烈. 另外功率谱分析虽然反映了信号的二阶信息,

但丢失了相位等一些高阶信息, 而这些信息对脑信号分析有时显得很有意义, 因此在脑信号分析中又引入了双谱分析手段. 双谱分析其优越之处在于针对一些不同生理状态下的脑信号, 有些功率谱很相似, 双谱结构却出现明显差异; 但双谱分析也有其缺陷性, 其要求信号至少三阶平稳, 只对短数据脑信号才有意义. 在脑电信号分析中, 除上述 2 种频域手段外, 还有一种频域手段是自回归参数模型谱估计, 由于其模型中的系数较易求解, 且对数据处理能得到高分辨率的谱分析结果, 特别是对脑信号作动态特性分析更显优越, 因此在脑信号分析自回归参数模型谱估计技术得到了广泛的应用. 在自回归模型谱估计技术中常用的准则有信息论准则、最终预测误差准则等, 求取系数常用的算法有最小二乘法等.

### 4.2.2 时域分析方法

时域特征提取主要是提取脑电信号的一些波形特征, 提取到的特征物理意义明确、直观性强, 主要有幅值检测、方差分析、均值分析、过零截点分析、相关分析、直方图分析等手段.

### 4.2.3 时频域分析方法

脑信号是一种时变、非平稳信号, 单纯的时、频分析方法由于时域和频域分辨率的不确定性原理, 不可能在时域和频域同时获得较高的分辨率, 只有将时间和频率结合起来进行处理才能取得更好的结果. 目前时频域手段应用最为成功的有维格纳分布和小波变换等. 维格纳分布是一种时/频混合的信号表示方法, 能同时进行时域和频域分析, 并把两者结合起来, 其各阶矩具有明确的物理意义. 通过对脑信号进行维格纳分析, 不但可以求出信号在时间、频率两域上的分布图, 还可以求出信号的频率变化情况, 从而能更好地对脑信号进行分类和判别. 但由于维格纳分布不是线性的, 会产生一个多余的交叉项, 这个多余成分对信号处理的有用成分造成了难以克服的干扰, 若将时频两轴做卷积平滑与模糊函数法相结合, 将脑信号中维格纳分布的信号项与交叉项分离, 然后滤除交叉项, 留下信号项, 则可以获得较好的效果<sup>[60]</sup>. 小波变换是一种多尺度的信号分析方法, 具有良好的时频局部化特征, 非常适合分析非平稳信号的瞬时特性和时变特性, 不同的生理状态下的脑信号在不同的时间表现出明显的节律变化差异. 小波变换可以克服传统脑信号谱分析的不足, 有效地提取脑信号不同节律的时变信息. 通过小波变换可以有效提取时间定为良好的不同节律脑信号, 并由此构造动态脑电地形图, 为脑信号的动态分析

与分类提供新的依据<sup>[61]</sup>。

#### 4.3 特征降维

对一些 BCI 系统,经过特征提取后所得到的特征向量维数可能仍然会很高,然而根据模式识别理论,当训练样本数一定时,分类器的泛化能力与训练所用的特征数成反比,而脑信号数据训练样本集一般都是极其有限的,所以在设计 BCI 系统的变换算法时,降维是需要重点考虑的一个方面。一般情况下进行特征降维处理后的 BCI 系统的识别率会有所提高<sup>[62-63]</sup>。目前,在 BCI 系统中,主成分分析(PCA)<sup>[56,58-59]</sup>和遗传算法(GA)<sup>[62]</sup>被广泛应用于特征降维。

PCA 的基本思想是在特征空间寻找一些方向,使得在新的方向上表示数据的误差平方和最小,同时又能有效地降低维数。通过分析样本数据的协方差矩阵的特征值大小,最终取贡献较大的几个特征值所对应的特征向量作为主成分来映射原始数据,达到降维目的,重新获取的特征在彼此互不相关的前提下尽可能多地反映原始所有特征所包含的信息。GA 不同于 PCA,GA 是在整个问题空间进行试探性的搜寻,最终得到问题的最优解,具体实现是首先用串对特征进行编码,串的长度为特征向量的维数,0 代表不包含该位置的特征,1 代表包含该位置上的特征,然后是定义一个合适的适应度函数,通常可以取分类的准确率或是表示分类器泛化能力的相关表达式,最后通过遗传操作算子产生最优的后代从而解决问题。

在 BCI 领域中,除了上述 2 种典型的特征降维方法外,还有搜索法<sup>[64]</sup>、线性判别式分析<sup>[65]</sup>、减除法<sup>[66]</sup>、循环特征排除法<sup>[15]</sup>等。有关这些方法的详细论述可参考文后相应的参考文献。

### 5 变换算法

简单地讲,BCI 系统核心其实就是一个模式识别系统,因为 BCI 系统也是由特征提取和变换算法这两大核心模块组成的。变换算法的主要任务就是将提取到的特征向量映射为用户大脑目前正在活动的模式;或将特征向量映射为具体的物理量,直接决定当前的活动模式;或将特征向量分为指定的若干类,间接地来指出当前活动的模式。这一环节将直接决定着 BCI 系统性能的好坏,所以 BCI 系统对变换算法这一块的要求是非常严格的。变换算法不仅仅在离线情况下要进行大量的学习,而且在线情况下,对于系统自发产生的改变以及特征向量的改变也需要进行不断的

自适应调整,这些自发产生的改变主要是指用户一些周期性的生理变化和用户状态的变化,而特征向量的改变主要是由于系统的一些噪声所带来的,包括中枢神经系统和非中枢神经系统的噪声等。

目前模式识别领域几乎所有的算法都在 BCI 系统中有所应用,研究中使用最多的还是线性分类器。有关研究也指出当对 EEG 数据的认识还有限时,应该本着最简单的就是最好的原则而尽量使用线性分类器,但对于复杂的大型 EEG 数据,非线性分类器相对线性分类器一般会给出更好的分类结果。线性分类器中较为典型的线性判别式分析(LDA)在 BCI 中应用广泛<sup>[67-68]</sup>,但 LDA 对于一些复杂的非线性脑信号数据还是不能给出令人满意的结果。非线性分类器中,支持向量机由于其很好的泛化能力和核函数技术,在 BCI 领域应用中也取得了许多成功<sup>[68-70]</sup>。此外,还有神经网络分类器,其中又以多层感知器分类器应用最为广泛<sup>[71-72]</sup>。除了上述一些典型的分类器以外,应用于 BCI 还有贝叶斯分类器、隐马尔可夫模型分类器、多种分类器联合等<sup>[26,73-74]</sup>。另外值得关注的是近几年研究比较活跃的过程神经网络,虽然目前在 BCI 领域还没有应用,但是它较传统的神经网络增加了时间上的累积效应,更好地模拟了人类实际神经网络的功能,并且输入输出均可以为多变量函数空间;所以,如果利用过程神经网络作为 BCI 系统的变换算法时,可以不考虑特征提取,且并不会带来维数灾难等高计算复杂度问题。

大部分的 BCI 系统在进行变换算法模块处理后,还有个后处理模块尽可能地减小系统的识别错误率。后处理模块一般根据 BCI 系统具体要求来设计,如若 BCI 系统是用来识别受试者想要说的单词,当 BCI 系统识别出单词中的首字母后,可以根据单词库来考虑单词中下一个字母出现的概率,结合这个概率和 BCI 的识别结果来决定 BCI 系统的最终输出。另外当 BCI 给出了错误的识别结果后,受试者一般都会产生一种脑电位,通常称为“错误电位”,可以通过监测“错误电位”的出现来判断 BCI 系统识别结果的正确性。

### 6 结束语

经过 30 年的发展,BCI 系统在理论和技术上已经日趋成熟,尤其最近 10 年来,随着神经科学、认知科学和计算机科学的飞速发展,BCI 理论技术取得了长足的进步,应用领域也逐步扩大,在各领域中展



现的巨大成就显示了其无限的应用潜力。

本文从脑信号获取、特征产生、变换算法三大模块系统地介绍了 BCI, 并对各部分涉及到的常用方法给出了较为详细的介绍, 并附上了一些主要的参考文献, 便于查阅。然而目前 BCI 技术还在快速发展阶段, 其涉及到的各项技术都在日新月异地发展, 相信在神经学科、心理学科、电子学科、计算机学科、控制学科等各个学科的研究者们的共同努力下, 在不久的将来 BCI 技术将日趋成熟, 并最终造福于人类。

目前 BCI 研究的重点还仅集中在脑电信号处理与识别方面, 随着各项技术的不断成熟, 未来该领域的研究热点将集中在智能感知系统、脑机接口系统框架以及基于低带宽脑电信号驱动智能设备的实时鲁棒控制等方面。

## 参考文献:

- [1] 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.
- [2] SUTTER E E. The brain response interface: communication through visually guided electrical brain responses[J]. *Journal of Microcomputer Applications*, 1992, 15(1): 31-45.
- [3] WOLPAW J R, MCFARLAND D J, VAUGHAN T M. Brain-computer interface research at the Wadsworth Center [J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(2): 222-226.
- [4] 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*, 2004, 101(51): 17849-17854.
- [5] LAUER R T, PECKHAM P H, KILGORE K L, et al. Applications of cortical signals to neuroprosthetic control: a critical review[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(2): 205-208.
- [6] HOCHBERG L R, SERRUYA M D, FRIEHS G M, et al. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia[J]. *Nature*, 2006, 442(13): 164-171.
- [7] 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.
- [8] VAUGHAN T M, HEETDERKS W J, TREJO L J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the second international meeting[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2): 94-109.
- [9] MALMIVUO J, PLONSEY R. Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields [M]. New York, USA: Oxford University Press, 1995: 329-338.
- [10] BABILONI F, CINCOTTI F, BIANCHI L, et al. Recognition of imagined hand movements with low resolution surface Laplacian and linear classifiers[J]. *Medical Engineering & Physics*, 2001, 23(5): 323-328.
- [11] BABILONI F, CINCOTTI F, LAZZARINI L, et al. Linear classification of low-resolution EEG patterns produced by imagined hand movements[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(2): 186-188.
- [12] CINCOTTI F, BIANCHI L, DEL R MILLAN J, et al. Brain computer interface: the use of low resolution surface Laplacian and linear classifiers for the recognition of imagined hand movements[C]//*Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Istanbul, Turkey, 2001: 655-658.
- [13] CINCOTTI F, MATTIA D, BABILONI C, et al. The use of EEG modifications due to motor imagery for brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2): 131-133.
- [14] DORNHEGE G, BLANKERTZ B, CURIO G, et al. Boosting bit rates in noninvasive EEG single-trial classifications by feature combination and multiclass paradigms [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 993-1002.
- [15] FABIANI G E, MCFARLAND D J, WOLPAW J R, et al. Conversion of EEG activity into cursor movement by a brain-computer interface (BCI)[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2004, 12(3): 331-338.
- [16] GYSELS E, CELKA P. Phase synchronization for the recognition of mental tasks in a brain-computer interface[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2004, 12(4): 406-415.
- [17] MCFARLAND D J, MCCANE L M, WOLPAW J R. EEG-based communication and control: short-term role of feedback[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 1998, 6(1): 7-11.
- [18] MCFARLAND D J, MCCANE L M, DAVID S V, et al. Spatial filter selection for EEG-based communication[J]. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, 1997, 103(3): 386-394.
- [19] MCFARLAND D J, SARNACKI W A, VAUGHAN T M, et al. Brain-computer interface (BCI) operation: signal and noise during early training sessions[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2005, 116(1): 56-62.
- [20] MCFARLAND D J, SARNACKI W A, WOLPAW J R.



- Brain-computer interface (BCI) operation: optimizing information transfer rates[J]. *Biological Psychology*, 2003, 63(3): 237-251.
- [21] MARCIANI M G, BABILONI F, TOPANI F, et al. Adaptive brain interfaces for physically-disabled people[C]//*Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Hong Kong, China, 1998: 2008-2011.
- [22] DEL R MILLAN J, MOURINO J, BABILONI F, et al. Local neural classifier for EEG-based recognition of mental tasks[C]//*Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks*. Como, Italy, 2000: 632-636.
- [23] DEL R MILLAN J, MOURINO J, FRANZÉM, et al. A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(3): 678-686.
- [24] DEL R MILLAN J, RENKENS F, MOURINO J, et al. Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 1026-1033.
- [25] DEL R MILLAN J, MOURINO J. Asynchronous BCI and local neural classifiers: an overview of the adaptive brain interface project[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2): 159-161.
- [26] PETERS B O, PFURTSCHELLER G, FLYVBJERG H. Automatic differentiation of multichannel EEG signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2001, 48(1): 111-116.
- [27] QIN L, DENG J, DING L, et al. Motor imagery classification by means of source analysis methods[C]//*Proceedings of 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. San Francisco, USA, 2004: 4356-4358.
- [28] RAMOSER H, MULLER-GERKING J, PFURTSCHELLER G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(4): 441-446.
- [29] SCHALK G, WOLPAW J R, MCFARLAND D J, et al. EEG-based communication: presence of an error potential[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2000, 111(12): 2138-2144.
- [30] WANG T, DENG J, HE B. Classifying EEG-based motor imagery tasks by means of time-frequency synthesized spatial patterns[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2004, 115(12): 2744-2753.
- [31] WANG T, DENG J, HE B. Classification of motor imagery EEG patterns and their topographic representation[C]//*Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. San Francisco, USA, 2004: 4359-4362.
- [32] BAYLISS J D, BALLARD D H. A virtual reality testbed for brain-computer interface research[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(2): 188-190.
- [33] ERFANIAN A, ERFANI A. ICA-based classification scheme for EEG-based brain-computer interface: the role of mental practice and concentration skills[C]//*Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. San Francisco, USA, 2004: 235-238.
- [34] GAO X, XU N, HONG B, et al. Optimal selection of independent components for event-related brain electrical potential enhancement[C]//*Proceedings of IEEE International Workshop on Biomedical Circuits and Systems*. Singapore, 2004: S3/5/INV-S3/5/1-4.
- [35] WU R C, LIANG S F, LIN C T, et al. Applications of event-related-potential-based brain computer interface to intelligent transportation systems[C]//*Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*. Taipei, China, 2004: 813-818.
- [36] SERBY H, YOM-TOV E, INBAR G F. An improved P300-based brain-computer interface[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2005, 13(1): 89-98.
- [37] XU Neng, GAO Xiaorong, HONG Bo, et al. BCI competition 2003—data set IIB: enhancing P300 wave detection using ICA-based subspace projections for BCI applications[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 1067-1072.
- [38] WANG Yijun, ZHANG Zhiguang, GAO Xiaorong, et al. Lead selection for SSVEP-based brain-computer interface[C]//*Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. San Francisco, USA, 2004: 4507-4510.
- [39] LI Yuanqing, CICHOCKI A, GUAN Cuntai, et al. Sparse factorization preprocessing-based offline analysis for a cursor control experiment[C]//*Proceedings of 2004 IEEE International Workshop on Biomedical Circuits and Systems*. Singapore, 2004: S3/5/INV-S3/5/5-8.
- [40] BLANCHARD G, BLANKERTZ B. BCI competition 2003—data set IIA: spatial patterns of self-controlled brain rhythm modulations[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 1062-1066.
- [41] DORNHEGE G, BLANKERTZ B, CURIO G. Speeding up classification of multi-channel brain-computer interfaces: common spatial patterns for slow cortical potentials[C]//*Proceedings of the First International IEEE EMBS Confer-*

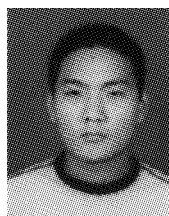
- ence on Neural Engineering. Arlington, USA, 2003: 595-598.
- [42] DORNHEGE G, BLANKERTZ B, CURIO G, et al. The Berlin brain-computer interface: machine learning based detection of user specific brain states[J]. *Journal of Universal Computer Science*, 2006, 12(6): 581-607.
- [43] GUGER C, RAMOSER H, PFURTSCHELLER G. Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI)[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(4): 447-456.
- [44] KRAULEDAT M, DORNHEGE G, BLANKERTZ B, et al. Improving speed and accuracy of brain-computer interfaces using readiness potential features[C]//*Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. San Francisco, USA, 2004: 4511-4515.
- [45] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, GUGER C, et al. Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research[J]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(2): 216-219.
- [46] PFURTSCHELLER G, NEUPER C. Motor imagery and direct brain-computer communication[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2001, 89(7): 1123-1134.
- [47] XU W J, GUAN C T, SIONG C E, et al. High accuracy classification of EEG signal[C]//*Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. Cambridge, USA, 2004: 391-394.
- [48] CHENG Ming, JIA Wenyan, GAO Xiaorong, et al. Mu rhythm-based cursor control: an offline analysis[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2004, 115(4): 745-751.
- [49] LIAO Xiang, YAO Dezhong, WU Dan, et al. Combining spatial filters for the classification of single-trial EEG in a finger movement task[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(5): 821-831.
- [50] TREJO L J, WHEELER K R, JORGENSEN C C, et al. Multimodal neuroelectric interface development[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2): 199-203.
- [51] LEMM S, BLANKERTZ B, CURIO G, et al. Spatio-spectral filters for improving the classification of single trial EEG[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(9): 1541-1548.
- [52] LIU Hesheng, GAO Xiaorong, YANG Fusheng, et al. Imagined hand movement identification based on spatio-temporal pattern recognition of EEG[C]//*Proceedings of the First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*. Capri Island, Italy, 2003: 599-602.
- [53] BIRBAUMER N, HINTERBERGER T, KUBLER A, et al. The thought-translation device (TTD): neurobehavioral mechanisms and clinical outcome[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2): 120-123.
- [54] HINTERBERGER T, WILHELM B, MELLINGER J, et al. A device for the detection of cognitive brain functions in completely paralyzed or unresponsive patients[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(2): 211-220.
- [55] HINTERBERGER T, WEISKOPF N, VEIT R, et al. An EEG-driven brain-computer interface combined with functional magnetic resonance imaging (fMRI)[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 971-974.
- [56] BASHASHATI A, WARD R K, BIRCH G E. A new design of the asynchronous brain computer interface using the knowledge of the path of features[C]//*Proceedings of the 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*. Arlington, USA, 2005: 101-104.
- [57] BIRCH G E, MASON S G, BORISOFF J F. Current trends in brain-computer interface research at the Neil Squire foundation[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, 11(2): 123-126.
- [58] FATOURECHI M, BASHASHATI A, BORISOFF J F, et al. Improving the performance of the LF-ASD brain computer interface by means of genetic algorithm[C]//*Proceedings of the Fourth IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*. Roma, Italy, 2004: 38-41.
- [59] FATOURECHI M, BASHASHATI A, WARD R K, et al. A hybrid genetic algorithm approach for improving the performance of the LF-ASD brain computer interface[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Philadelphia, USA, 2005: 345-348.
- [60] GDMUNDUR S, JOHANNES R S, JON A B. Wavelet-package transformation as a preprocessor of EEG waveforms for classification[C]//*Proceedings of the 19th International Conference IEEE/EMBS*. Chicago, USA, 1997: 1305-1308.
- [61] TERESA L D, GLENN T L. Wavelet-based feature extraction for EEG classification[C]//*Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Amsterdam, The Netherlands, 1996: 1003-1004.
- [62] FLOTZINGER D, PREGENZER M, PFURTSCHELLER G. Feature selection with distinction sensitive learning vector quantisation and genetic algorithms[C]//*IEEE International Conference on Neural Networks*. Orlando,

- USA, 1994: 3448-3451.
- [63] PREGENZER M, PFURTSCHELLER G. Frequency component selection for an EEG-based brain to computer interface[J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 1999, 7(4): 413-419.
- [64] GLASSMAN E L. A wavelet-like filter based on neuron action potentials for analysis of human scalp electroencephalographs[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2005, 52(11): 1851-1862.
- [65] GRAIMANN B, HUGGINS J E, SCHLOGL A, et al. Detection of movement-related patterns in ongoing single-channel electrocorticogram [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2004, 51(6): 954-962.
- [66] DER R MILLAN J, MARCO F, MOURINO J, et al. Relevant EEG features for the classification of spontaneous motor-related tasks [J]. Biological Cybernetics, 2002, 86(2): 89-95.
- [67] BOSTANOV V. 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[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 1057-1061.
- [68] GARRETT D, PETERSON D A, ANDERSON C W, et al. Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification[J]. IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 141-144.
- [69] RAKOTOMAMONJY A, GUIGUE V, MALLET G, et al. Ensemble of SVMs for improving brain computer interface P300 speller performances[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3696: 45-50.
- [70] KAPER M, MEINICKE P, GROSSEKATHOEFER U, et al. BCI competition 2003—data set IIb: support vector machines for the p300 speller paradigm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 1073-1076.
- [71] ANDERSON C W, SIJERCIC Z. Classification of EEG signals from four subjects during five mental tasks [C]//Proceedings of the International Conference on Engineering Applications of Neural Networks. London, UK, 1996: 407-414.
- [72] PALANIAPPAN R. Brain computer interface design using band powers extracted during mental tasks [C]//Proceedings of the 2nd International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering. Arlington, USA, 2005: 321-324.
- [73] KEIRN Z A, AUNON J I. A new mode of communication between man and his surroundings[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1990, 37(12): 1209-1214.
- [74] SOLHJOO S, NASRABADI A M, GOLPAYEGANI M R H. Classification of chaotic signals using HMM classifiers: EEG-based mental task classification [C]//Proceedings of the 13th European Signal Processing Conference. Antalya, Turkey, 2005: 1-4.

#### 作者简介:



王斐,男,1974年生,副教授,中国自动化学会机器人专业委员会委员,主要研究方向为人机交互、智能机器人,主持和参与国家级、省部级基金项目10余项,发表学术论文40余篇。



张育中,男,1987年生,博士研究生,主要研究方向为脑-机接口、模式识别等。



宁廷会,女,1987年生,硕士研究生,主要研究方向为时频信息处理、模式识别等。