

脑控: 基于脑-机接口的人机融合控制

王行愚¹ 金晶¹ 张宇¹ 王蓓¹

摘要 近年来,一类被称之为脑控的新型控制系统发展迅速,这是一种基于脑-机接口 (Brain-computer interface, BCI) 的人机融合控制系统,也是一种基于人的意念和思维的控制系统. 脑控系统已被成功应用于残疾人的生活辅助、中风病人和损伤肢体的康复训练、操作员状态的实时监控、游戏娱乐和智能家居等广泛的领域. 本文在简要介绍了脑控的研究背景、基本原理、系统结构和发展概况的基础上,着重对脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 模式、控制信号转换算法和应用系统研究等主要问题的研究现状,进行了较为详细的论述和分析,并探讨了进一步研究的方向和思路. 最后对脑控的未来发展方向和应用前景进行了分析和展望.

关键词 脑控, 脑-机接口, 人机融合控制, 脑电信号

引用格式 王行愚, 金晶, 张宇, 王蓓. 脑控: 基于脑-机接口的人机融合控制. 自动化学报, 2013, 39(3): 208–221

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00208

Brain Control: Human-computer Integration Control Based on Brain-computer Interface

WANG Xing-Yu¹ JIN Jing¹ ZHANG Yu¹ WANG Bei¹

Abstract Recently, a new system called brain control system has been developed rapidly. Brain control system is a human-computer integration control system based on brain-computer interface (BCI), which relies on human's ideas and thinking. Brain control system has been successfully applied in wide fields, assisting disabled patients daily life, training patients with stroke or limb injury, monitoring the status of human operator, as well as entertainment and smart house etc. In this paper, the background, basic principle, system structure and developments are firstly introduced briefly. The current research status focusing on the problems of electroencephalogram (EEG) signal pattern, control signal transfer algorithm and system application is summarized and analyzed in detail. The further research direction and thoughts are discussed. Finally, the future development of brain control is analyzed and prospects are given.

Key words Brain control, brain-computer interface (BCI), human-computer integration control, electroencephalogram (EEG)

Citation Xing-Yu Wang, Jing Jin, Yu Zhang, Bei Wang. Brain control: human-computer integration control based on brain-computer interface. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 208–221

近年来,一类与人的意念和思维相关的新型控制系统发展迅速,与以“计算机”为中心的系统不同,这种控制系统直接以“人脑”为中心,以脑电信号为基础,通过脑-机接口 (Brain-computer interface, BCI) 来实现控制^[1],这种基于脑-机接口

的人机融合控制系统,称之为脑控系统. “脑控”涉及神经科学、认知科学、控制科学、医学、计算机科学和心理学等多个学科,是一个新兴的多学科交叉的前沿研究方向,引起了人们的广泛注意^[2].

脑控的研究初衷缘于医疗康复领域的需求. 例如患有肌萎缩性 (脊髓) 侧索硬化 (Amyotrophic lateral sclerosis, ALS)、脊髓损伤 (Spinal cord injury, SCI) 和其他因事故或先天而残疾的病人康复的需要. 这些运动机能丧失的患者可望利用这项控制技术,通过自身的脑电信号来操作轮椅或机器人,以辅助完成某些基本的运动功能^[3],帮助这些病人部分恢复生活自理能力,给他们的生活带来希望. 除了社会需求的背景之外,神经科学、信息科学、生物医学工程、特别是脑信号及脑功能检测技术等的发展,为脑控系统的发生和发展提供了科学依据和技术手段. 近 30 年来,脑控系统的发展非常迅速,所研究的应用领域也不断拓展,从残疾人的生活辅助、

收稿日期 2012-11-02 录用日期 2012-11-08
Manuscript received November 2, 2012; accepted November 8, 2012

国家自然科学基金 (61074113, 60674089, 60543005, 61203127), 中央高校基本科研业务费专项资金 (WH1114038) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61074113, 60674089, 60543005, 61203127) and Fundamental Research Funds for the Central Universities (WH1114038)

本文为黄琳院士约稿

Recommended by Academician HUANG Lin

1. 华东理工大学信息科学与工程学院化工过程先进控制和优化技术教育部重点实验室 上海 200237

1. Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes, Ministry of Education, School of Information Science and Technology, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237

该文的英文版同时发表在 *Acta Automatica Sinica*, vol. 39, no. 3, pp. 208–221, 2013.

中风病人和肢体损伤的康复训练、操作员状态的实时监控到游戏娱乐、智能家居和军事等更为广泛的领域。

1 脑控系统简介

人的意念或思维活动是虚拟的,属于精神层面,难以直接操控系统,为了实现脑控,人们试图在人脑与计算机或其他电子设备之间建立起直接交流和控制的通道。这种通道的建立必须具备两个条件:科学依据和技术支撑。

从控制科学的角度看,大脑是人体所有运动、语言机能的控制中心,以外部神经为媒介向身体发出指令。神经科学的研究发现即使外部神经和肢体因损伤而失去作用,但大脑的功能还是正常的,大脑发出的指令信息可以通过脑电信号传递出来。研究还发现人们在进行某些思维活动时或者在外界某种刺激的诱发下,脑电信号会呈现出某种相对应的、有规律的变化模式^[4]。由此,抽象的、虚拟的大脑活动所表达的人的意愿就有可能通过实在的、物理的脑电信号而“表征”出来,脑电信号就成为人脑与外部联系的桥梁。神经科学的上述研究成果为脑控的研究提供了科学依据和工作原理。

1875年Richard等在暴露的家兔脑表首次发现了脑电(Electroencephalogram, EEG)。1924年Hans首次发表头皮记录到EEG的论文,这是脑电发展的里程碑。然而脑的思维活动所产生的脑电信号通常比EEG波幅低,它被淹没在自发电位之中,仅从原始形式的EEG很难获得关于人的特异性感觉和复杂认知的一些信息(如起始时间、持续时间、时间顺序等)。20世纪50年代以后,科学家们利用诱发电位固定的锁时(Time-locked)关系,采用计算机叠加技术从自发电位中提取出一种与认知相关的电位,称之为事件相关电位(Event-related potential, ERP),它被定义为:当外加一种特定的刺激,作用于感觉系统或脑的某一部位,在给予或撤销刺激时,或当某种心理因素出现时,所产生的脑电位变化。1962年Galambos等首次发表计算机平均叠加的ERP^[5]。1964年英国心理学家Walter等发表了第一个认知ERP成分:伴随负反应(Contingent negative variation, CNV)^[6]。ERP被誉为“观察脑的高级功能的窗口”,已被广泛应用于脑控系统。

另一方面,脑-机接口技术的迅速发展为脑控的研究提供了技术支撑,使脑控系统得以实现。脑-机接口是通过计算机或其他电子设备在人脑与外界环境之间建立一条不依赖于外周神经和肌肉组织的对外信息交流和控制通路。它将携带着受试者“意愿”的特定脑电信号模式的特征,转换为控制命令传递到外部设备,实现人脑的对外控制。这种脑-机通信的信息一部分来自大脑信号本身,另一部分来

自人机间的不断交互、适应和协商。作为一种通信系统,BCI主要由以下几部分组成:信号采集,即采集大脑信号;信号处理,即从采集到的信号中提取大脑信号特征并将其转化为设备的控制指令;应用接口,即将控制指令传输给外部设备,以实现对外部设备的操控;操作协议,即引导操作流程。

在基于脑电信号的脑-机接口系统中,受试者产生的ERP成分大致可以分为内源性(Endogenous)和外源性(Exogenous)两类。其中外源性的成分取决于外部物理刺激(声、光、电)的属性和参数,而内源性成分则与人的心理因素相关,在一些情况下,也会产生既与外部刺激相关又与心理因素相关的中源性成分。BCI可以按ERP成分的不同加以分类,也可根据信号采集的方式不同分为侵入式和非侵入式。侵入式需专业医生进行手术把电极内置于人或动物的大脑内,检测脑皮层电图(Electrocorticogram, ECoG)等信号,有一定危险性,还存在心理和伦理问题;非侵入式是将电极帽戴在头上检测脑电图(EEG)等信号,检测方法简单,但电极距离神经元较远,测得的信号信噪比较低,对后处理的要求较高。此外,功能性磁共振成像(Functional magnetic resonance imaging, fMRI)、近红外光谱(Near-infrared spectroscopy, NIRS)、脑磁图(Magnetoencephalogram, MEG)等均被用于BCI,但考虑到安全性、价格、使用方便等因素,最普遍使用的还是基于头皮脑电EEG的非侵入式脑-机接口。本文仅对基于此类BCI的脑控系统的研究进行综述。

目前,脑控系统的研究主要包含三个方面:1)人脑思维或意念与脑电信号的关系:研究在自发或外界诱发的条件下,不同的思维或意念所对应的脑电信号模式;2)脑-机接口的设计与构建;3)应用系统研究和开发:根据不同的目的和任务,设计和构建相应的基于脑-机接口的控制系统和装置。脑控系统的结构示意图如图1。

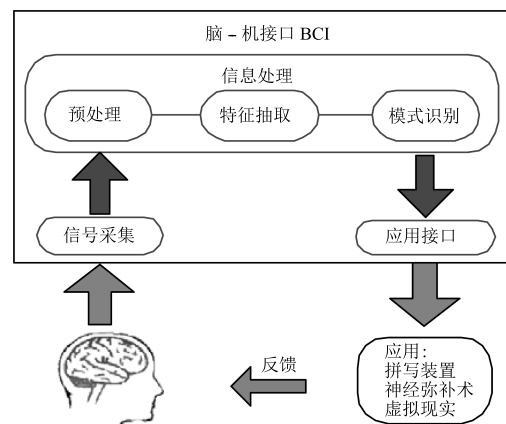


图1 脑控系统的结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of brain control system

2 发展概况

1973 年, 美国加州大学洛杉矶分校 (University of California, Los Angeles, UCLA) 的 Vidal 博士等对脑和计算机的通讯进行了研究, 这象征着 BCI 技术的雏形^[3]. 1991 年, Wolpaw 等研究并发表了通过改变脑电信号中的 μ 节律幅度来控制光标移动的成果, 提出了大脑驱动控制技术的概念, 即脑电控制^[7]. 1995 年, 研究 BCI 技术的团体和组织还不超过 6 个, 1999 年则超过 20 个, 2002 年近 40 个, 2007 年已经发展到数以百计^[8], 而现在就更多. 目前在国际上有两个重要的关于 BCI 的系列会议, 一个是在美国举行的“BCI Meeting”, 由 Wolpaw 主办, 每三年召开一次, 1999 年 6 月在美国召开了第一次关于 BCI 的国际研讨会^[1]. 2002 年 6 月在美国召开了第二次国际研讨会, 来自世界各地约 30 个研究小组的近 100 名代表出席了会议^[9]. 2013 年 6 月将在美国加州 (Asilomar, California) 召开第 5 次会议. 另一个系列会议“International Brain-Computer Interface Conference”在奥地利 Graz 举行, 每两年召开一次, 由 Gert Pfurtscheller 发起和主办, 2011 年召开了第五届会议.

在脑控系统的发展历程中, 有一些具有重要意义的实例. 1999 年首次在 *Nature* 上发表了有关脑-机接口的文章, 利用慢皮层电位实现拼写脑-机接口系统^[10]. 在 2003 年 *Nature* 上报道了 Nicoletis 在 Duke 大学进行的实验^[11], 实现了猴脑控制机器人. 同年 *Neuroscience Letters* 上报道了奥地利 Graz 技术大学 Pfurtscheller 等研制的基于脑电信号的脑控手矫形器, 使一个四肢残废的病人学会使用思维想象来控制手矫形器的伸缩, 恢复了手抓功能. 在该实验中, 一个电机驱动手矫形器被安装于他的左手, 该装置的驱动直接基于大脑的生物电位信号. 他的矫形器随着想象右手的移动而打开, 随着想象脚的移动而关闭, 经过 5 个月的训练, 病人能够操纵他的手矫形器移动物体甚至拾起水杯喝水^[12].

脑电信号是实现这类控制的基础, 目前主要用于脑-机接口的脑电信号为: 慢皮层电位 (Slow cortical potential, SCP)、P300 电位、运动想象 (Motor imagery, MI) 和稳态视觉诱发电位 (Steady state visual evoked potential, SSVEP) 等. SCP 和基于运动想象的事件相关电位 (Event-related (de)synchronization, ER(D)S) 都不依赖外界刺激而产生, 属于自发模式产生的电位. 事件相关电位 P300 和稳态视觉诱发电位等是属于诱发模式的电位.

SCP 是一种能持续 300 毫秒到数分钟的正负变化的脑电信号, 主要集中于中央脑区 (脑电极 Cz), 可以通过生物反馈来训练使用者控制这种正负的变

化. 1957 年 Brookhart 等首次提出 SCP^[13]. 1990 年 Birbaumer 等详细介绍了 SCP 的产生情况和表现方式^[14]. 1999 年 Birbaumer 等首次把 SCP 应用于 BCI, 建构了基于 SCP 的拼写系统^[10].

P300 电位是人在小概率刺激后 300 毫秒左右产生的电位. 在一个序列的刺激中如果突然出现了某种新异刺激, 则在此新异刺激出现后大约 300 毫秒左右就可以在大脑的顶区记录到一种正波成份, 此正向波被称为 P300 成份. 通常通过 Oddball 范式诱发. P300 电位主要集中于人脑的中央视觉区域 (脑电极 Pz). 1965 年 Sutton 等发现了 P300 电位^[15], 1988 年 Farwell 等首次开发出了 P300 拼写系统^[16]. 他们利用一个 6×6 的矩阵, 矩阵中的每个点分别为英文字符和数字, 然后随机不重复地进行行列闪烁. 此后 P300 的应用越来越广泛, 如基于交通灯的驾驶控制^[17]、电话拨号^[18]、机械手控制^[19]、鼠标控制^[20-21]、轮椅控制^[22]、机器人控制^[23]、家用设备控制^[24] 等.

1977 年 Pfurtscheller 教授发现了事件相关去同步 (Event-related desynchronization, ERD) 现象, 1979 年做了左右手大拇指按键的实验, 解释了在大脑中心区域 alpha 波段的 μ 成分产生的 ERD 现象^[25], 1993 年建立了基于运动想象的实时 EEG 识别系统, 识别准确率达到 85%^[26], 1999 年发现了事件相关同步 (Event-related synchronization, ERS) 现象^[27]. 这种运动电位主要分布在中央运动区域 (脑电极 C3, C4, Cz). 目前, ER(D)S 主要被应用于损伤肢体辅助控制^[12]、键盘控制^[28]、虚拟环境轮椅控制^[29] 等.

SSVEP 是一种在外界视觉刺激视网膜时, 大脑产生的诱发 EEG. 这种视觉刺激的频率在 3.5 Hz ~ 75 Hz 之间, 当受到此种类型刺激时, 大脑会出现相同或者整数倍于此频率的电活动反应. 1973 年 Vidal 把 SSVEP 首次应用于 BCI^[3]. SSVEP 主要被应用于电脑游戏控制^[30-31]、鼠标控制^[32]、单词拼写^[33]、机械手控制^[34]. 运动相关电位 (Movement related potentials, MRPs) 是一种运动或者在运动想象下产生的生物电信号, Birch 等分别把这种信号应用于离线的 BCI 系统中^[35-36].

由于该领域研究的学科交叉特点, 人们从不同的专业背景和不同的角度来研究脑控系统. 目前从事神经生理、神经信息工程、康复医学、生物医学工程、控制科学与工程、电子工程、仪器仪表、机器学习和数学等领域的科技工作者都加入到此项研究的行列中来, 使得该领域的研究充满了活力和生机. 在这种浓厚学术氛围的感染下, 笔者于十余年前怀着浓厚的兴趣, 从控制科学与工程角度, 开始了该项研究工作, 并通过国际合作使研究工作逐步深入. 目前除了一些国内外著名大学和研究机构外, 一些高科

科技企业也投入巨额资金从事该项研发工作. 在新闻媒体上有关 BCI 的报道也屡见不鲜, 如布朗大学的植入式 BCI 研究成果被《探索》杂志认为是 2006 年七大技术发现中最重要的技术发现; 2009 年, P300 脑-机接口系统被《美国时代周刊》评为 2009 年最有价值的 50 个发明之一.

3 主要问题和现状分析

从控制科学的角度看, 脑控系统的出现及其所存在的问题, 给控制科学的研究带来了新的机遇、新的问题和新的挑战. 目前, 这类控制系统的研究仍然处于初级阶段, 面临着许多问题和困难, 其中既有科学上的难题, 也有应用中的关键技术难点. 以下结合发展现状, 对这些问题作一些简要的论述和分析.

3.1 脑电信号模式研究

如上所述, 人们已经发现和使用多种脑电信号模式来构建脑-机接口, 但是由于人脑思维和脑电信号的复杂性, 至今所使用的这类脑电信号模式都存在一些不足之处, 而且数量较少. 因此, 脑电信号新模式的研究就显得特别重要. 目前, 在该方向的研究中基本遵循三条思路: 1) 针对已有模式中的问题, 进行优化和完善; 2) 取长补短, 将二种或更多种已有的信号模式进行融合, 形成融合型的脑电信号模式; 3) 基于认知神经科学等的研究成果, 发现新的脑电信号模式.

在已有的 EEG 模式研究中, SCP 是较早被使用的模式, 但是基于 SCP 的系统, 使用者必须经过数月的训练才能完全控制 SCP 的正负变化, 所以在实际应用上并不是非常方便. 基于运动想象模式的 ERD/ERS 和 MRPs 等信号是目前 BCI 研究中的热点, 它有明确的神经生理现象作对应, 其他多数的采样信号还缺乏具体意义, 很难把脑电信号类型与心理意识活动直接联系起来. 它在方向控制等方面具有优势, 并且适用于中风等康复训练^[37-39]. 但是运动想象电位存在信号不稳定、识别速度低、可识别模式少、训练时间长和适用人群窄等问题.

在诱发电位中, 视觉诱发电位因为其具有丰富的编码命令、稳定的信号信息、较高的识别速率和准确率, 是现在研究最多的诱发电位. Bin 和 Lin 等对 SSVEP 进行了深入研究, 提出了一系列识别 SSVEP 的方法. 如典型相关分析 (Canonical correlation analysis, CCA) 等^[40-41], 并实现了用 SSVEP 拨打电话. Zhang 等对稳态视觉诱发电位实验新范式等进行了研究, 利用同一目标进行多频诱发来实现较少频率下多目标控制的目的^[42]. Jin 等把时间与频率特性相结合利用较少的诱发频率实现多目标控制并且减少诱发频率间的干扰^[43]. 但是这类信号品质受诱发目标形式、诱发刺激分布与序

列模式、人的感知缺陷等因素影响. 视觉诱发只能适用于视觉系统完好的人群, 对于盲人却无法适用. 听觉和触觉诱发虽然可以脱离视觉器官, 有其特有的适用人群, 但是听觉和触觉诱发的电位相对微弱, 可分性低^[44-45].

P300 事件相关电位对不同人群适用性高, 相比于其他电位较稳定, 识别准确率较高, 编码组成的控制信号较丰富, 一般不需要进行训练. 但是 P300 等电位也存在一些问题: 有研究表明, 诱发模式的优劣将直接影响 ERP 诱发电位的可识别性, 从而影响脑-机接口系统的输出正确率和效率. 目前诱发模式的研究主要集中于: 诱发目标之间的呈现时间研究^[46-52]; 诱发目标的呈现方式研究, 其主要包括诱发矩阵^[53-54]、诱发目标分布^[51, 55-56]、诱发目标属性研究^[46, 57-58]和诱发序列研究^[59-61]等.

2002 年, Gonsalvez 等通过研究目标闪烁间的时间间隔 (Target to target interval, TTI) 发现 TTI 的长短直接影响 P300 电位的强弱^[47]. 针对这个发现, 2008 年 Hill 等^[48]做了进一步的研究, 发现因为认知心理因素, 只是简单地控制 TTI 长短而不使用传统的行列闪烁模式比利用传统的行列闪烁模式诱发 P300 电位的效果要差. 他们还提出了一种编码本来展现诱发矩阵中相邻闪烁的时间间隔和诱发序列的分布. Woldorff 等在研究 TTI 时发现短 TTI 比长 TTI 下所产生的 P300 电位的交叠现象严重, 影响识别准确率. 当同一目标的闪烁时间间隔很小的时候, 就可能会出现 Repetition blindness 现象, 也会产生 P300 电位的交叠现象^[49-51]. 为了减少这些现象, 文献 [52] 提出了避免双次闪烁 (Double flash) 的设计. 2010 年 McFarland 等^[62]通过研究诱发矩阵的不同闪烁频率来寻找最优的闪烁频率. 诱发目标的分布也会影响 P300 脑-机接口系统的信息传输率. 目标附近的非目标闪烁会吸引被试的注意力, 当闪烁间隔小于 500 毫秒时就可能会产生 Attentional blink 现象^[50-51]. 但通过减少行列诱发模式中目标附近的非目标闪烁可减少这种现象, 提高 P300 脑-机接口系统的准确率^[55]. 2010 年, Liu 等^[56]开发了利用圆环分布的六个目标实现不用转动视角的 P300 脑-机接口系统.

诱发序列的研究是一个比较新的研究方向, 首次开始于 2006 年, Gerson 等提出了一种快速图片搜索的方法^[59], 后被称为快速序列视觉呈现 (Rapid serial visual presentation, RSVP) 的诱发方法^[60], 这种方法利用同类图片序列中存在的个别明显差距来诱发 ERP, 实现单目标诱发. 这种方法可以避免使用者视角的移动, 适用于不能移动视角的瘫痪病人. 针对这个范式, 2011 年 Treder 等把这种方法做了进一步扩展, 应用到多目标的拼写系统, 使得视角不能移动的病人也可以利用这个系统进行打字和发

送信息^[61].

华东理工大学的研究团队在脑-机接口的研究方面开展了一系列的工作^[63]. 近年来, 针对上述 P300 信号模式中存在的问题, Jin 等利用组合数学的方法, 设计了缩减诱发刺激序列的 P300 脑-机接口, 使得信息传输率显著提高^[64]; 对大矩阵诱发模式的 P300 脑-机接口进行优化研究, 在不减低系统整体速度的前提下, 解决 Double flash 带来的问题; 探索最优闪烁次数, 并用于大矩阵诱发模式中^[65]; 对 P300 信号模式进行优化, 提出了减少人类意识缺陷的诱发矩阵模式与自适应策略的 P300 脑-机接口系统. 利用优化的诱发矩阵模式减少相邻字符闪烁带来的干扰, 利用自适应策略提高信息传输率; 并把避免 Double flash 策略与减少相邻字符闪烁干扰策略相结合^[55]; 通过研究目标闪烁之间的最优间隔时间来进一步优化 P300 脑-机接口系统, 提高诱发信号的质量和减少信号之间的交叠现象^[66]. Jin 等还研制了基于 P300 的手机中文输入系统, 提出了一种新颖的输入模式, 能够应用于计算机和手机等输入系统^[67].

融合诱发与多模态脑电信号的融合研究可以提高脑-机接口的稳定性、灵活性和人群适用性. 2011 年 Kaufmann 等^[68] 利用人脸作为刺激来诱发事件相关电位, 研究发现利用著名人脸可诱发 N400, 能有效提高分类准确率. 在多模态融合的研究中, 2010 年 Allison 等提出把运动想象和稳态视觉诱发电位相融合的思想以提高脑-机接口的在线性能^[69]. 2011 年 Brunner 等还把基于稳态视觉诱发电位的脑-机接口, 基于运动想象的脑-机接口与融合状态下的脑-机接口进行相互比较, 并作了详细的分析研究^[70]. 同年 Horki 等又成功地把稳态视觉诱发与运动想象的融合方法用到机械臂控制中^[71]. 2012 年 Allison 等又对这个系统做了进一步优化, 成功地把这种方法以同步控制方式应用到鼠标控制中^[72].

清华大学 BCI 研究团队利用移动的刺激来代替闪烁刺激^[73-75], 提出可代替 P300 的 ERP 脑-机接口系统. 2012 年, Jin 等提出了 P300 电位与运动事件相关电位融合的脑-机接口系统, 研究发现这种方法能有效提高系统准确率^[76]. 2011 年 Kaufmann 等^[68] 利用人脸作为刺激来诱发视觉相关电位, 研究发现利用著名人脸可诱发 N400, 能有效提高分类准确率. Long 等也成功地把 P300 脑-机接口与运动想象脑-机接口相融合以实现轮椅的速度和方向控制^[77]. 另外 2012 年 Zhang 等^[78] 提出了利用倒人脸诱发顶区正电位 (Vertex positive potential, VPP) 和 N170 结合 P300 来提高识别准确率. 实验结果表明, 相比高亮图标和物体刺激, 倒人脸刺激可诱发更强的 N170、VPP 和 P300, 产生更具可判别性的特征, 提高了系统的准确率和效率. 并且, 由于

人脸比高亮图标和物体更加生动形象, 在一定程度上减轻被试的疲劳和不舒适感. 此后 Jin 等^[79] 又对移动人脸和普通人脸做了详细的比较实验, 发现晚期 ERP 成份虽然可分性很高, 但是和早期 ERP 结合后无法再进一步提高信号的可分性.

3.2 控制信号转换算法的研究

如何将上述承载着人们意愿的脑电信号转换成相应的控制命令是脑-机接口研究的另一个重要问题, 实现这种转化的算法称之为控制信号转换算法. 人们思想意愿的表现可以反映为大脑中认知神经和精神任务的活动响应, 而转换算法则是识别这些大脑活动响应的重要工具. 若将 BCI 视为一种模式识别系统, 它将主要包括信号预处理、特征提取以及模式识别三个方面的研究. 其中, 特征提取和模式分类则是影响 BCI 系统性能的两个关键因素. 原则上, 目前在信号处理和机器学习中, 关于特征提取和模式分类的算法可以用于 BCI, 但是由于脑电信号及这类系统的特殊性, 这些方法的应用必须适应这种特殊性. 这种特殊性主要表现为: 脑电信号微弱易受心电、肌电、眼电等人体电信号的干扰; 易受人的精神状态的影响, 不仅与人的思维或意愿有关, 还往往因人而异; 信号的产生和识别受实验范式的影响; 信号识别的特性与导联的选择有关等. 因此, 在脑-机接口系统中, 对控制信号转换算法的研究需要开展有针对性的研究.

3.2.1 特征提取算法

特征提取的任务是从记录信号中提取出反映大脑思维状态的信息. 对于一个基于特定 EEG 模式的 BCI 系统, 首先需要考虑如何提取最有效的特征以及该特征具有什么样的特性, 以便下一步选择一种最合适的分类算法从而达到最佳的分类效果. 目前, BCI 应用中常用的特征包括: 时域幅值、功率谱密度 (Power spectral density, PSD)、自适应自回归 (Adaptive autoregressive, AAR) 参数和时频特征等. 根据不同类型的 BCI, 需要提取最能反映其所利用的 EEG 模式特性的特征来进行分类.

时域特征提取通常是利用特定滤波方法结合采样的方式来实现的, 主要是为了去除 EEG 信号中所包含的时域噪声从而提高其信噪比, 其中使用最普遍的是幅值特征和幅值能量特征 (Band power, BP). 常用的滤波方法有带通滤波^[21]、拉普拉斯滤波, 全导联平均参考法 (Common average reference, CAR)、卡尔曼滤波^[80]、移动平均滤波^[78]等. 此外, 连续或离散小波变换也常被用于提取 EEG 信号在较短时间内的时变特征^[81-82].

频域特征通常利用 PSD、AAR 参数或小波频带能量来对其进行衡量. 其提取方法主要包括快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT)^[83],

AAR 模型^[84] 及小波变换^[85] 等。

空域特征提取又称为空间滤波, 主要是通过优化多导联 EEG 信号的加权组合从而得到具有更高信噪比的特征信号以提高分类性能。由于大脑电信号的容积传导特性, 大脑皮层所采集到的 EEG 信号往往表现出较差的空间分辨率^[86-87]。根据对源信号施加的不同约束假设, 目前 BCI 特征提取中常用的空间滤波算法包括: 主成分分析 (Principle component analysis, PCA)^[88]、独立分量分析 (Independent component analysis, ICA)^[89]、共空间模式 (Common spatial pattern, CSP)^[90]、Fisher 判别准则 (Fisher's criterion, FC)^[86, 91] 和典型相关分析 (Canonical correlation analysis, CCA)^[40-41] 等。PCA 和 ICA 属于无监督空间滤波算法。其中, PCA 假设所提取出的源信号相互正交且具有最小的能量损失, ICA 则假设各源信号之间相互独立。而 CSP、FC 和 CCA 则属于有监督空间滤波算法。其中, CSP 假设不同类别的源信号具有最大的方差差异, FC 假设不同类别的源信号之间具有最大的判别特性, CCA 则假设同类别的源信号之间的具有最大的相关性。需要注意的是, 这里所提及的源信号并不一定是大脑中真实的源信号, 而可能仅是最符合约束假设的特征信号。

上述空间域方法基本都是基于二维子空间的矩阵分析方法。然而, 在脑控系统 EEG 信号却往往包含着多维的数据信息, 如: 时间域、频率域、空间 (导联) 域以及试验间的可变性和被试间的特异性等多方面的信息。上述的矩阵分析方法无法满足对这些多维数据信息同时分析处理的要求, 而这种同时的多维数据分析处理将很有可能帮助我们更有效地挖掘出特定 EEG 信号的特性, 并更准确地识别这些特性, 这对 BCI 领域的发展和应用有着十分重要的意义。

为此, 一种基于张量分析的多维特征提取的方法被用于从 EEG 信号的多维信息中协同地提取出更为有效的特征信号, 并对所提取出的 EEG 特征信号提供更加符合神经生理学意义的解释^[91-93]。目前在 BCI 研究中所用的多维特征提取算法主要包括: 基于多线性 PCA 的运动想象特征提取^[94]、多线性 CSP 的运动想象特征提取^[95]、基于多维 CCA 的 SSVEP 频率成分识别^[96] 等。Li 等利用张量分析方法来提高运动想象脑模态的识别准确率^[97]。Zhang 等设计了一种基于多维 CCA 的 SSVEP 频率成分识别算法^[96], 该方法通过交替地最大化 EEG 信号空间维及试验维与模板信号之间的相关性, 从而实现了在优化空间特征的同时减小试验间差异的负面影响。

针对相应的 BCI 问题, 这些多维扩展后的特征提取算法相比传统的二维特征提取算法在性能上都

有了不同程度的提高。这说明多维特征提取算法将可能更有助于得到高判别性的特征信号以提高分类准确性。但目前 BCI 研究中, 这种多维特征提取方法的应用仍然相对较少, 未来需要进行更多系统的研究来深入探讨这种多维特征提取算法对提取有效 EEG 特征信号的优缺点。

3.2.2 分类算法

从 EEG 信号中提取到有效的判别特征后, 我们将面临如何选择最合适的分类器对这些特征进行准确分类的问题。目前已被应用于 BCI 分类研究中的分类算法主要包括: 线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA)、正则化 LDA (Regularized LDA)、支持向量机 (Support vector machine, SVM)、贝叶斯分类器、隐马尔科夫模型、神经网络和组合分类器等。以下将首先对上述几种主要分类算法进行简要的介绍, 为进一步的研究提供思路。

线性判别分析^[98-100] 的主要目的是通过学习一个合适的超平面从而对两类特征进行有效的分类。由于 LDA 计算相对简单且通常可以提供较好的分类效果, 目前已被广泛应用于各种 BCI 系统中^[100-102]。然而 LDA 却无法有效地分类复杂非线性的 EEG 数据, 且在处理小样本问题时容易受到维数灾难的影响, 从而导致分类器泛化性能下降。

正则化 LDA 主要是利用附加特殊设定的调整参数或约束条件来惩罚 LDA 训练过程中的某些变量, 从而使得训练出的分类器具有更高的泛化性能。在 BCI 的分类问题中的几种典型的 Regularized LDA 方法分别为逐步线性判别分析 (Stepwise LDA, SWLDA)^[16]、收缩线性判别分析 (Shrinkage LDA, SKLDA)^[87]、贝叶斯线性判别分析 (Bayesian LDA, BLDA)^[24] 和 LASSO 线性回归模型^[103]。SWLDA 通过执行基于统计测试的前向后向逐步分析来反复地加入和去除特征以达到特征降维并保留判别性最高的特征。目前 SWLDA 已被广泛应用于基于 P300 的 BCI 并取得了不错的分类效果^[104-105]。SKLDA 尝试利用一种协方差矩阵收缩技术^[106] 使调整后的协方差矩阵更接近于真实的协方差矩阵, 以此改善分类器的泛化性能。其收缩参数的解析解可按照文献 [87] 中的方法来进行求解。SKLDA 已被尝试应用于基于运动想象的 BCI^[107] 以及单试验的 ERP 分类中^[87], 并对小训练样本集表现出了优良的性能。BLDA 通过贝叶斯线性回归分析从训练样本集中估计出合适的调整参数, 从而降低分类器对高维特征数据和噪声数据出现过拟合的可能性^[24]。目前, BLDA 已被成功应用于基于 P300 的 BCI, 并取得了相比传统 LDA 更优的分类效果^[3, 67]。LASSO 是对标准线性回归的一种正则化调整^[103], 它通过施加 L_1 范数 (稀疏) 约束来对回

归系数向量进行优化,越强的稀疏约束将会导致投影向量中越多的系数为零。Zhang 等利用其稀疏特点设计了基于 LASSO 的 SSVEP 频率成分识别模型^[103]。该方法通过观测 EEG 信号与不同刺激频率下的模板信号之间的同时线性回归来寻找稀疏的判别向量,从而直接识别当前 EEG 信号中的 SSVEP 频率成分,并获得了良好的 SSVEP 频率成分识别效果。

支持向量机同样是通过学习一个合适的超平面来分类两类特征。然而不同于 LDA 的是 SVM 所寻找的超平面是为了使属于两个不同类的数据点的间隔最大化,该超平面又被称为最大间隔超平面。SVM 在解决小样本及高维特征分类中表现出了其特有的优势。目前 SVM 已被广泛地应用于各种 BCI 系统中并取得了良好的分类效果^[108-109]。另外, SVM 的一些相应的变种也相继被设计出并应用到 BCI 中,例如,基于通道加权的 SVM (sw-SVM) 应用于 P300 分类^[110] 和基于模糊理论的 SVM 应用于运动感知节律 (ERD/ERS) 分类^[111] 等。

贝叶斯分类器的思想是根据特征向量在不同类别下的后验概率来判断其所属类别的,即该特征向量属于使其具有最大后验概率的类别^[98]。当假设两类特征具有相同协方差矩阵的正态分布时,贝叶斯分类等价于线性判别分析。而当假设两类特征具有不同的正态分布时则将形成一个贝叶斯二次规划问题,尽管该方法在 BCI 分类问题中并没有得到广泛关注,但目前已被成功应用于 ERD/ERS 的分类^[112]。

隐马尔科夫模型 (Hidden Markov models, HMM) 是一种能够同时为一序列特征向量提供概率的概率自动机,而这些概率通常是高斯混合模型^[113]。由于 BCI 研究中的大部分 EEG 信号都具有其特定的时序特性,因此将 HMM 应用到这些信号的时序特征分类中可能会得到较好的分类效果。然而,尽管目前 HMM 已被尝试应用于 EEG 信号分类^[113],但在 BCI 研究中, HMM 并没有得到广泛的关注。

多层感知器 (Multilayer perceptron, MLP)^[99] 是目前 BCI 研究中使用最为广泛的神经网络算法。MLP 属于万能逼近器,只要设计足够多隐层和神经元,它可以近似任意一个连续函数,因此已经成功应用于多种 BCI 系统中^[114-115]。然而, MLP 对包含噪声而不稳定的 EEG 信号比较敏感而容易出现过拟合现象,从而可能在一定程度上降低分类器的泛化能力^[116]。因此在将 MLP 应用于 BCI 的分类问题中时,需要仔细地考虑如何设计 MLP 的隐层和神经元的结构。

大部分 BCI 的分类研究中都只采用了单个分类器,然而由于其自身所存在的不同缺陷,很难真正

对所针对的分类问题达到十分理想的分类效果。为此,可以考虑采用组合分类器的方式来优化我们的分类模型,其组合方式可以是多个同类型但具有不同参数的分类器组合^[117],或是不同类型的分类器组合^[118]。多个分类器的组合可以帮助弥补其单个分类器的缺陷而融合其各自的优点,因此可能对 EEG 信号的分类效果起到一定的促进作用。

综上所述,在脑控系统的控制信号转换算法研究中,已经形成了一些各具特点的分类算法,但都还存在一些问题,主要包括:维数灾、过拟合和低自适应性。首先,考虑到 BCI 系统的实用性,在系统校验阶段所获得的训练数据往往是有限的。所获得的 EEG 数据可能是由多个导联和多个时间段记录产生的,因此由其构成的特征向量则往往具有较高的维数。这就很可能导致所谓的维数灾现象,即:很难利用数量较少的训练样本从高维特征中训练出有效的分类器。其次,相对简单的分类器(如 LDA)可能无法准确地分类复杂且非线性的 EEG 数据,而尽管相对复杂的分类器(如 MLP)可能有效地解决该问题,但却往往对训练数据较为敏感,从而导致分类器过拟合而具有较差的泛化性能。此外, EEG 信号不稳定性使其不仅会随时间而发生不同程度的变化,还会因人而异。虽然常用的线性判别分析和支持向量机通常具有较好的稳定性而不易受到数据微小变化的影响,然而它们却并不具备良好的自适应能力,因此在 BCI 较长时间的使用中,它们可能无法一直保持较高的分类精度。

本文认为,在设计转换算法时,有两条基本思路必须考虑:首先,为了提高 BCI 系统的实用性,我们应在不影响分类效果的情况下尽量减少系统校验所需的时间,这就要求所设计的分类方法能够从尽可能少的训练样本集中学习出性能优良的分类器;其次,在 BCI 的使用过程中, EEG 特征信号往往随时间而变化,校验阶段所学习的分类器可能无法准确分类长时间任务下从被试身上采集的 EEG 特征信号,这要求所设计的分类器能够根据 EEG 特征信号随时间的变化来自动更新其模型参数,从而满足准确分类的要求。上述已有的分类器均无法同时有效地满足这两个要求,为了解决这些问题,可以考虑采用多种方法融合的设计方法,以达到取长补短的效果;另一方面可以借鉴控制理论中自适应学习思想^[119]将所设计的分类算法扩展为自适应分类算法,从而使分类器可以随时间逐步更新以此减小 EEG 信号随时间所发生的变化对分类结果带来的负面影响。

3.3 应用系统研究

迄今,关于脑控系统的研究大多处于实验室研究阶段,真正的实用系统很少。但是与初期的研究相

比,许多基于BCI的脑控系统都已经实现了在线实时控制与反馈,一些应用系统也相继问世.从应用的角度分析,大体可以分为医疗领域和非医疗领域两类.在医疗领域,主要是为思维正常而肢体障碍的患者对外交流和对外部设备的控制提供帮助,例如为这些人群提供基于BCI的智能轮椅、神经假肢、虚拟打字和操控机器人等.在非医疗领域中,BCI已应用到操作员功能状态监测、游戏娱乐和智能家居等领域.其中游戏娱乐是一个被成功应用的例子,应用BCI技术,人们通过“意念或思维”控制鼠标、键盘或操作杆来完成电子游戏或进行机器人足球赛等.

从实用的角度看,目前的脑-机接口技术还存在着诸多问题,除了上述在脑电信号模式、控制信号转换算法方面的问题之外,还需要着重解决以下问题:

1) 脑电信号采集设备的更新.脑-机接口研究中的首要问题是有效信号的稳定采集与处理,这是决定系统能否准确快速运行的关键所在.通过信号采集的硬件设备如传感器、放大器等的技术革新,使得在采集过程中非脑电信号能得到有效抑制,解决因头皮头骨的影响而减弱并干扰脑电信号的问题,从源头上提高脑电信号的质量.此外,设备的易用性、便携性上需不断改进.目前已有家公司生产了便携式的脑电图采集设备^[120-121].这些便携设备尽管还不完备,但它们的出现使BCI的实用化迈出了重要的一步.

2) 脑控系统的安全性.脑控系统是一个高度人机融合的系统,人的安全性是第一要素.近年来,为了考虑安全性,提出了关于“脑开关”的研究:在实际的脑控系统中,为了避免在非任务状态下产生任务命令,脑-机接口系统开关,也称脑开关,是不可缺少的.在基于脑电信号的轮椅控制,假肢控制等实际控制系统的操作中,误发出的命令很可能会让使用者陷入危险和很多不必要的麻烦,而且这类系统的主要应用对象是不能进行正常运动的残疾人,他们往往难以用肢体操作特定的按钮来开启控制系统.如何针对不同的目的和对象,找到一个安全可靠的脑开关信号,也是脑控系统实际应用的一个值得研究的方向^[122].

3) 脑控系统的人机适应性.一方面要进一步研究BCI性能因人而异的问题;另一方面要进一步重视BCI系统使用者的状态问题.因为使用终端是人,人的状态与感受也将直接影响系统被使用的性能,所以要评判一个脑-机接口范式与设置参数的好坏一定要把人因考虑其中,这样才能设计出具有较高用户友好性而真正能为人服务的脑控系统.

4) BCI系统性能评价的统一标准.由于目前的研究基本处于实验室阶段,尚无统一的理论框架和规范,兼容性较差.目前主要从信息传输率、延迟和

响应时间、脑力负荷和用户友好性等人机交互角度去评价BCI,从应用产品商业化的角度看,科学评价的标准还需进一步完善和统一.

4 展望

40年来,脑控系统的研究已取得了迅速的发展.展望未来,作为一门多学科交叉的新兴研究领域,脑控系统既有广阔的发展前景,也将面临一系列严峻的挑战,以下对脑控系统的进一步研究和发展提出一些看法.

1) 进一步探索和发现新的脑电信号模式.如上所述,通过对现有信号模式的优化和融合来提供稳定可靠的有效特征是一个可行的方法;其次通过视觉、听觉和触觉等多渠道诱发的方法可提供可分性更强的脑电模式,并进一步提高脑-机接口系统的适用面.另一方面,基于心理生理学(Psychophysiology)的新型信号模式研究是一个重要的途径,心理生理学是以心理因素为自变量,生理指标为因变量的学科,一般以人为被试进行研究.经过50多年的研究,科学家们发现了与注意、信号感知、分析判断、决策及工作记忆内容更新等认知过程相关联的ERP成分^[123].目前被用于BCI的ERP仅是其中的一部分,随着研究的深入,相信会有更多更新的ERP成份被用于BCI.因此,进一步的心理生理学现象研究将有助于新脑电信号模式的发掘,从而促进新BCI范式的开发.

2) 高性能控制信号转换算法的研究.针对目前脑控系统信号转换过程中所存在的维数灾、过拟合和低自适应等问题,利用模式识别和机器学习中的新理论和方法^[124-125],寻求和发展新的多维、高精度、自适应算法.与传统的二维信号处理方法相比,多维信号处理方法(包括特征提取和分类)的发展将为脑电信号提供更加真实、自然和符合其神经生理学意义的结构特性表征.而根据其结构不同维上的物理意义施加相应的约束假设或正则化操作(如,相互独立、最大相关、最可判别和稀疏等),将使特征提取过程更加符合脑电信号的神经生理学意义,从而可能进一步提高特征信号的提取效果及分类鲁棒性.另一方面,在实时在线处理中,脑电信号特征不仅随着时间发生变化,还会因人而异.利用控制理论中自适应学习的思想结合上述的多维信号处理方法,考虑被试群体间的共性与个性,使得所训练的分类模型不仅对个体具有较好的自学习和修正性能,并且通过群体间的相互自适应学习而具有更高的公用化和群分化性能,从而在较大程度上提高分类器的自适应性和推广性.因此,如何设计有效的多维在线自适应分类算法是一个非常重要的理论研究工作.最近,文献[126]利用在线学习功能的LDA

算法进行尝试, 根据已有数据得到泛化模型, 并利用在线学习算法, 根据使用者的脑电信号对泛化模型进行在线修正, 结果显示这种方法对多数使用者有效, 可免去 P300 脑-机接口繁琐的离线数据采集工作。

3) 脑控系统的智能化研究. 在脑控系统中, 人脑和计算机紧密结合, 这种结合体现了生物智能和人工智能的结合, 脑控系统可以成为研究这两种智能的平台. 揭示人类大脑智能的奥秘和探索人工智能的极限, 始终是跨世纪的科学难题. 基于脑控系统的智能化研究也许能对上述问题的研究起到促进作用, 并为研究智能控制和高级人工智能机器提供新的视角和途径. 另一方面开展智能化研究, 也将是脑控系统研究的一条新的途径, 对完善脑控系统起到推动作用. 目前许多脑-机接口系统只是单纯的使用命令一步一步地完成目标任务, 使得任务完成效率非常低, 安全性也不能得到保障. 控制设备的智能化研究也许能够弥补某些不足, 即使得控制目标具有一定的智能, 通过少量的命令输入, 理解使用者的需求, 提高系统的整体性能.

4) 脑控系统的网络化研究. 目前脑控主要是针对个体的操作, 当有多人联动的情况下, 或需要远程操作时, 就有必要构建一个基于脑-机接口的网络化系统. 这一类特殊的网络化系统的研究, 一方面对脑控的研究提出了新课题; 另一方面当把人脑、机器和网络 (包括 Internet) 纳入一个控制系统后, 在网络控制中研究的反馈、稳定、鲁棒和时滞等问题就可能会产生, 势必会影响在线分类器的质量, 这些问题综合起来又会影响到被测试者或使用者的精神心理活动. 此类复杂系统控制问题的研究将更为困难, 将会产生新的科学问题.

5) 拓展新的应用领域. 目前脑-机接口技术的应用较多集中于康复领域. 近年来一种直接脑控机器人接口技术被用于机器人控制领域^[127]. 事实上脑-机接口技术不仅为残疾人带来了福音, 也为正常人提供了“第三只手”的功能. 这种新的功能可以充分发挥人的潜能, 使脑控系统有更多的用武之地. 例如, 可以根据特殊环境的需要, 在人手被占据的情况下完成一些多目标的并行控制操作, 以此来节省人力和提高操作的便利性.

6) 人机融合系统的理论和方法研究. 脑控系统是一类非常特殊的人机融合控制系统. 从控制产生的机制看, 实施的是人的“意念和思维”的控制; 从系统的构成看, 人既是控制者, 又是被控对象, “机”既是实施控制的执行者, 又是产生控制的引导者. 在通常的控制系统中, 一般不考虑人的因素, 人本身并不作为系统的组成部分, 而是独立于控制系统之外的. 面对这一类特殊的控制系统, 如何描述? 如何建模、设计和优化? 如何分析和评价等都是很值得思

考和研究的新问题, 目前还缺乏深入系统的研究. 显然, 传统的控制理论和方法并不能直接应用于这类特殊系统的建模和优化等问题的研究, 需要创新和发展.

控制论的奠基者维纳曾经说过: “如果一门新的科学学科是真正有生命力的, 它的引人入胜的中心就必须而且应该随着岁月而转移……. 因此, 控制论学家应该继续走向新的领域, 应该把他的大部分注意力转移到近十年发展的新兴思想上去”^[128]. 脑控的研究是在多学科交叉中发生和发展, 它的进一步发展必将在新兴科学思想的引领下, 继续在中多学科交叉中取得新的进展.

致谢

本文的写作得到北京大学黄琳院士等的关心和支持, 在此表示衷心地感谢.

References

- 1 Wolpaw J R, Birbaumer N, Heetderkd W J, McFarland D J, Peckham P H, Schalk G, Donchin E, Quatrono L A, Robinson C J, Vaughan T M. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(2): 164–173
- 2 Wang Xing-Yu. Automatic control: virtuality vs. reality. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28** (Suppl): 77–84 (王行愚. 在虚拟与现实之间——自动化若干发展方向刍议. *自动化学报*, 2002, **28**(增刊): 77–84)
- 3 Vidal J J. Toward direct brain-computer communication. *Annual review of Biophysics and Bioengineering*, 1973, **2**: 157–180
- 4 Gazzaniga M S, Ivry R, Mangun G R. *Cognitive Neuroscience*. New York: W. W. Norton and Company, Inc., 2002
- 5 Galambos R, Sheatz G C. An electroencephalography study of classical conditioning. *American Journal of Physiology*, 1962, **203**(1): 173–184
- 6 Walter W G, Cooper R, Aldridge V J, McCallum W C, Winter A L. Contingent negative variation: an electric sign of sensori-motor association and expectancy in the human brain. *Nature*, 1964, **203**(4943): 380–384
- 7 Wolpaw J R, McFarland D J, Neat G W, Forneris C A. An EEG-based brain-computer interface for cursor control. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1991, **78**(3): 252–259
- 8 Mason S G, Bashshati A, Fatourechhi M, Navarro K F, Birch G E. A comprehensive survey of brain interface technology designs. *Annals of Biomedical Engineering*, 2007, **35**(2): 137–169
- 9 Vaughan T M, Heetderks W J, Trejo L J, Rymer W Z, Weinrich M, Moore M M, Kübler A, Dobkin B H, Birbaumer N, Donchin E, Wolpaw E W, Wolpaw J R. Brain-computer interface technology: a review of the second international meeting. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 94–109
- 10 Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, Kotchoubey B, Kübler A, Perelmouter J, Taub E, Flor H. A

- spelling device for the paralysed. *Nature*, 1999, **398**(6725): 297–298
- 11 Nicoletis M A L. Brain-machine interfaces to restore motor function and probe neural circuits. *Nature Reviews Neuroscience*, 2003, **4**(5): 417–422
- 12 Pfurtscheller G, Müller G R, Pfurtscheller J, Gerner H J, Rupp R. “Thought”-control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia. *Neuroscience Letters*, 2003, **351**(1): 33–36
- 13 Brookhart J M, Arduini A, Mancina M, Moruzzi G. Slow cortical potentials induced by thalamic stimulation. *Bollettino Della Societa Italiana di Biologia Sperimentale*, 1957, **33**(10–11): 1629–1630
- 14 Birbaumer N, Elbert T, Canavan A G, Rockstroh B. Slow potentials of the cerebral cortex and behavior. *Physiological Reviews*, 1990, **70**(1): 1–41
- 15 Sutton S, Braren M, Zubin J, John E R. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty. *Science*, 1965, **150**(3700): 1187–1188
- 16 Farwell L A, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1988, **70**(6): 510–523
- 17 Bayliss J D, Ballard D H. *Single Trial P300 Recognition in a Virtual Environment*. New York: University of Rochester, 1998
- 18 Miller A R, Rosenfeld J P, Soskins M, Jhee M. P300 amplitude and topography in an autobiographical odd-ball paradigm involving simulated amnesia. *Journal of Psychophysiology*, 2002, **16**(1): 1–11
- 19 Renterghem V D, Wyns B, Devlaminck, D. Adding machine vision to enhance P300 BCI speller. *Advanced Materials Research*, 2011, **271**: 102–107
- 20 Piccione F, Giorgi F, Tonin P, Priftis K, Giove S, Silvoni S, Palmas G, Beverina F. P300-based brain computer interface: reliability and performance in healthy and paralysed participants. *Clinical Neurophysiology*, 2006, **117**(3): 531–537
- 21 Citi L, Poli R, Cinel C, Sepulveda F. P300-based BCI mouse with genetically-optimized analogue control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2008, **16**(1): 51–61
- 22 Rebsamen B, Burdet E, Guan C, Zhang H H, Teo C L, Zeng Q, Ang M, Laugier C. A brain-controlled wheelchair based on P300 and path guidance. In: Proceedings of the 1st IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics. Pisa, Tuscany, Italy: IEEE, 2006. 1101–1106
- 23 Bell C J, Shenoy P, Chalodhorn R, Rao R P N. Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Journal of Neural Engineering*, 2008, **5**(2): 214–220
- 24 Hoffmann U, Vesin J M, Ebrahimi T, Diserens K. An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects. *Journal of Neuroscience Methods*, 2008, **167**(1): 115–125
- 25 Pfurtscheller G, Aranibar A. Evaluation of event-related desynchronization (ERD) preceding and following voluntary self-paced movement. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1979, **46**(2): 138–146
- 26 Pfurtscheller G, Flotzinger D, Kalcher J. Brain-computer interface — a new communication device for handicapped persons. *Journal of Microcomputer Applications*, 1993, **16**(3): 293–299
- 27 Pfurtscheller G, Lopes da Silva F H. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 1999, **110**(11): 1842–1857
- 28 Scherer R, Müller G R, Neuper C, Graimann B, Pfurtscheller G. An asynchronously controlled EEG-based virtual keyboard: improvement of the spelling rate. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6): 979–984
- 29 Leeb R, Pfurtscheller G. Walking through a virtual city by thought. In: Proceedings of the 26th Annual International Conference on IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. San Francisco: IEEE, 2004. 4503–4506
- 30 Lalor E C, Kelly S P, Finucane C, Burke R, Smith R, Reilly R B, McDarby G. Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2005, **19**: 3156–3164
- 31 Martinez P, Bakardjian H, Cichocki A. Fully online multi-command brain-computer interface with visual neurofeedback using SSVEP paradigm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2007, **2007**: 1–9
- 32 Trejo L J, Rosipal R, Matthews B. Brain-computer interfaces for 1-D and 2-D cursor control: designs using volitional control of the EEG spectrum or steady-state visual evoked potentials. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 255–229
- 33 Firman O, Lüth T, Volosyak I, Graser A. Spelling with steady-state visual evoked potentials. In: Proceedings of the 3rd International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering. Kohala Coast, Hawaii, USA: IEEE, 2007. 354–357
- 34 Müller-Putz G R, Pfurtscheller G. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(1): 361–364
- 35 Birch G E, Mason S G. Brain-computer interface research at the neil squire foundation. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(2): 193–195
- 36 Levine S P, Huggins J E, BeMent S L, Kushwaha R K, Schuh L A, Rohde M M, Passaro E A, Ross D A, Elisevich K V, Smith B J. A direct brain interface based on event-related potentials. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(2): 180–185
- 37 Daly J J, Cheng R, Roqers J, Litinas K, Hrovat K, Dohring M. Feasibility of a new application of noninvasive brain computer interface (BCI): a case study of training for recovery of volitional motor control after stroke. *Journal of Neurologic Physical Therapy*, 2009, **33**(4): 203–211
- 38 Broetz D, Braun C, Weber C, Soekadar S R, Caria A, Birbaumer N. Combination of brain-computer interface training and goal-directed physical therapy in chronic stroke: a case report. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2010, **24**(7): 674–679
- 39 Silvoni S, Ramos-Murquialday A, Cavinato M, Volpato C, Cisotto G, Turolla A, Piccione F, Birbaumer N. Brain-computer interface in stroke: a review of progress. *Clinical EEG and Neuroscience*, 2011, **42**(4): 245–252

- 40 Bin G Y, Gao X R, Yan Z, Hong B, Gao S K. An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method. *Journal of Neural Engineering*, 2009, **6**(4): 046002
- 41 Lin Z L, Zhang C S, Wu W, Gao X R. Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(12): 2610–2614
- 42 Zhang Y S, Xu P, Liu T J, Hu J, Zhang R, Yao D Z. Multiple frequencies sequential coding for SSVEP-based brain-computer interface. *PLoS One*, 2012, **7**(3): e29519
- 43 Jin J, Zhang Y, Wang X Y. A novel combination of time phase and EEG frequency components for SSVEP-based BCI. In: Proceedings of the 18th international conference on Neural Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011. 273–278
- 44 Belitski A, Farquhar J, Desain P. P300 audio-visual speller. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 025022
- 45 Muller-Putz, Scherer R, Neuper C, Pfurtscheller G. Steady-state somatosensory evoked potentials: suitable brain signals for brain-computer interfaces? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(1): 30–37
- 46 Martens S M M, Hill N J, Farquhar J, Schölkopf B. Overlap and refractory effects in a brain-computer interface speller based on the visual P300 event-related potential. *Journal of Neural Engineering*, 2009, **6**(2): 026003
- 47 Gonsalvez C L, Polich J. P300 amplitude is determined by target-to-target interval. *Psychophysiology*, 2002, **39**(3): 388–396
- 48 Hill N J, Farquhar J, Martens S, Biebetamann F, Schölkopf B. Effects of stimulus type and of error-correcting code design on BCI speller performance. In: Proceedings of the 2008 Conference of Advances in Neural Information Processing Systems 21. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2009. 665–672
- 49 Woldorff M G. Distortion of ERP averages due to overlap from temporally adjacent ERPs: analysis and correction. *Psychophysiology*, 1993, **30**(1): 98–119
- 50 Kranczioch C, Debener S, Maye A, Engel A K. Temporal dynamics of access to consciousness in the attentional blink. *NeuroImage*, 2007, **37**(3): 947–955
- 51 Fazel-Rezai R. Human error in P300 speller paradigm for brain-computer interface. In: Proceedings of the 29th Annual International Conference on IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Lyon, France: IEEE, 2007. 2516–2519
- 52 Townsend G, LaPallo B K, Boulay C B, Krusienski D J, Frye G E, Hauser C K, Schwartz N E, Vaughan T M, Wolpaw J R, Sellers E W. A novel P300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: moving beyond rows and columns. *Clinical Neurophysiology*, 2010, **121**(7): 1109–1120
- 53 Sellers E W, Krusienski D J, McFarland D J, Vaughan T M, Wolpaw J R. A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): the effects of matrix size and inter stimulus interval on performance. *Biological Psychology*, 2006, **3**(3): 242–252
- 54 Shishkin S L, Ganin I P, Kaplan A Y. Event-related potentials in a moving matrix modification of the P300 brain-computer interface paradigm. *Neuroscience Letters*, 2011, **496**(2): 95–99
- 55 Jin J, Allison B Z, Sellers E W, Brunner C, Horki P, Wang X Y, Neuper C. An adaptive P300-based control system. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(3): 036006
- 56 Liu Y, Zhou Z T, Hu D W. Gaze independent brain-computer speller with covert visual search tasks. *Clinical Neurophysiology*, 2010, **112**(6): 1127–1136
- 57 Takano K, Komatsu T, Hata N, Nakajima Y, Kansaku K. Visual stimuli for the P300 brain-computer interface: a comparison of white/gray and green/blue flicker matrices. *Clinical Neurophysiology*, 2009, **120**(8): 1562–1566
- 58 Salvaris M, Sepulveda F. Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm. *Journal of Neural Engineering*, 2009, **6**(4): 046011
- 59 Gerson A D, Parra L C, Sajda P. Cortically Coupled computer vision for rapid image search. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 174–179
- 60 Bigdely-Shamlo N, Vankov A, Ramirez R R, Makeig S. Brain activity-based image classification from rapid serial visual presentation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2008, **16**(5): 432–441
- 61 Treder M S, Schmidt N M, Blankertz B. Gaze-independent brain-computer interfaces based on covert attention and feature attention. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(6): 066003
- 62 McFarland D J, Sarnacki W A, Townsend G, Vaughan T, Wolpaw J R. The P300-based brain-computer interface (BCI): effects of stimulus rate. *Clinical Neurophysiology*, 2010, **122**(4): 731–737
- 63 Wang Xing-Yu. Human-computer integration control based on EEG signal. In: Proceedings of the 23rd Chinese Control Conference. Shanghai: Press of East China University of Science and Technology, 2004. 13–14 (王行愚. 基于脑电信号的人机融合控制. 第 23 届中国控制会议论文集. 上海: 华东理工大学出版社, 2004. 13–14)
- 64 Jin J, Horki P, Brunner C, Wang X Y, Neuper C, Pfurtscheller G. A new P300 stimulus presentation pattern for EEG-based spelling systems. *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*, 2010, **55**(4): 203–210
- 65 Jin J, Allison B Z, Sellers E W, Bruner C, Horki P, Wang X Y, Neuper C. Optimized stimulus presentation patterns for an event-related potential EEG-based brain computer interface. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2011, **49**(2): 181–191
- 66 Jin J, Sellers E W, Wang X Y. Targeting an efficient target-to-target interval for P300 speller brain-computer interfaces. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2012, **50**(3): 289–296
- 67 Jin J, Allison B Z, Brunner C, Wang B, Wang X, Zhang J, Neuper C, Pfurtscheller G. P300 Chinese input system based on Bayesian LDA. *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*, 2010, **55**(1): 5–18
- 68 Kaufmann T, Schulz S M, Grünzinger C, Kübler A. Flashing characters with famous faces improves ERP-based brain-computer interface performance. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(5): 056016

- 69 Allison B Z, Brunner C, Kaiser V, Müller-Putz G, Neuper C, Pfurtscheller G. Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention. *Journal of Neural Engineering*, 2010, **7**(2): 026007
- 70 Brunner C, Allison B Z, Altstätter C, Neuper C. A comparison of three brain-computer interfaces based on event-related desynchronization, steady state visual evoked potentials, or a hybrid approach using both signals. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 025010
- 71 Horki P, Solis-Escalante T, Neuper C, Müller-Putz G. Combined motor imagery and SSVEP based BCI control of a 2 DoF artificial upper limb. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2011, **49**(5): 567–577
- 72 Allison B Z, Brunner C, Altstätter C, Wagner I C, Grissmann S, Neuper C. A hybrid ERD/SSVEP BCI for continuous simultaneous two dimensional cursor control. *Journal of Neuroscience Methods*, 2012, **209**(2): 299–307
- 73 Guo F, Hong B, Gao X R, Gao S K. A brain-computer interface using motion-onset visual evoked potential. *Journal of Neural Engineering*, 2008, **5**(4): 477–485
- 74 Liu T, Goldberg L, Gao S K, Hong B. An online brain-computer interface using non-flashing visual evoked potentials. *Journal of Neural Engineering*, 2010, **7**(3): 036003
- 75 Hong B, Guo F, Liu T, Gao X R, Gao S K. N200-speller using motion-onset visual response. *Clinical Neurophysiology*, 2009, **120**(9): 1658–1666
- 76 Jin J, Allison B Z, Wang X Y, Neuper C. A combined brain computer interface based on P300 potentials and motion-onset visual evoked potentials. *Journal of Neuroscience Methods*, 2012, **205**(2): 265–276
- 77 Long J Y, Li Y Q, Wang H T, Yu T Y, Pan J H, Li F. A hybrid brain computer interface to control the direction and speed of a simulated or real wheelchair. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, **20**(5): 720–729
- 78 Zhang Y, Zhao Q B, Jin J, Wang X Y, Cichocki A. A novel BCI based on ERP components sensitive to configural processing of human faces. *Journal of Neural Engineering*, 2012, **9**(2): 026018
- 79 Jin J, Allison B Z, Kaufmann T, Kübler A, Zhang Y, Wang X Y, Cichocki A. The changing face of P300 BCIs: a comparison of stimulus changes in a P300 BCI involving faces, emotion, and movement. *PLoS ONE*, **7**(11): e49688
- 80 Vedel-Larsen E, FugløJ, Channir F, Thomsen C E, Sorensen H B D. A comparative study between a simplified Kalman filter and sliding window averaging for single trial dynamical estimation of event-related potentials. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2010, **99**(3): 252–260
- 81 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. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6): 1057–1061
- 82 Sellers E W, Donchin E. A P300-based brain-computer interface: initial tests by ALS patients. *Clinical Neurophysiology*, 2006, **117**(3): 538–548
- 83 Gao X R, Xu D F, Cheng M, Gao S K. A BCI-based environmental controller for the motion-disabled. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 137–140
- 84 Schlögl A, Lee F, Bischof H, Pfurtscheller G. Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005. *Journal of Neural Engineering*, 2005, **2**(4): 14–22
- 85 Wu Z H, Yao D H. Frequency detection with stability coefficient for steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based BCIs. *Journal of Neural Engineering*, 2008, **5**(1): 36–43
- 86 Pires G, Nunes U, Castelo-Branco M. Statistical spatial filtering for a P300-based BCI: tests in able-bodied, and patients with cerebral palsy and amyotrophic lateral sclerosis. *Journal of Neuroscience Methods*, 2011, **195**(2): 270–281
- 87 Blankertz B, Lemm S, Treder M, Haufe S, Müller K R. Single-trial analysis and classification of ERP components — A tutorial. *NeuroImage*, 2011, **56**(2): 814–825
- 88 Boye A T, Kristiansen U Q, Billinger M, Nascimento O F, Farina D. Identification of movement-related cortical potentials with optimized spatial filtering and principal component analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2008, **3**(4): 300–304
- 89 Xu N, Gao X R, Hong B, Miao X B, Gao S K, Yang F S. BCI competition 2003-data set Iib: enhancing P300 wave detection using ICA-based subspace projections for BCI applications. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6): 1067–1072
- 90 Wang X H. Optimizing spatial filters for single-trial EEG classification via a discriminant extension to CSP: the Fisher criterion. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2011, **49**(9): 997–1001
- 91 Cichocki A, Zdunek R, Phan A H, Amari S. *Nonnegative Matrix and Tensor Factorizations: Applications to Exploratory Multi-Way Data Analysis and Blind Source Separation*. Chichester, UK.: John Wiley and Sons, 2009
- 92 Cichocki A, Washizawa Y, Rutkowski T, Bakardjian H, Phan A H, Choi S, Lee H, Zhao Q B, Zhang L Q, Li Y Q. Noninvasive BCIs: multiway signal-processing array decompositions. *IEEE Computer*, 2008, **41**(10): 34–42
- 93 Kolda T G, Bader B W. Tensor decompositions and applications. *Siam Review*, 2009, **51**(3): 455–500
- 94 Washizawa Y, Higashi H, Rutkowski T, Tanaka T, Cichocki A. Tensor based simultaneous feature extraction and sample weighting for EEG classification. In: Proceedings of the 17th International Conference on Neural Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010. 25–33
- 95 Zhao Q B, Zhang L Q, Cichocki A. Multilinear generalization of common spatial pattern. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington, DC, USA: IEEE, 2009. 525–528
- 96 Zhang Y, Zhou G X, Zhao Q B, Onishi A, Jin J, Wang X Y, Cichocki A. Multiway canonical correlation analysis for frequency components recognition in SSVEP-based BCIs. In: Proceedings of the 18th International Conference on Neural Information Processing. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011. 287–295
- 97 Li J, Zhang L Q, Tao D C, Sun H, Zhao Q B. A prior neurophysiologic knowledge free tensor-based scheme for single trial EEG classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2009, **17**(2): 107–115

- 98 Duda R O, Hart P E, Stork D G. *Pattern Classification (2nd edition)*. New York: Wiley, 2001
- 99 Bishop C M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006
- 100 Lotte F, Congedo M, Lécuyer A, Lamarche F, Arnaldi B. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 2007, **4**(2): R1-R13.
- 101 Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proceedings of the IEEE*, 2001, **89**(7): 1123–1134
- 102 Müller-Putz G R, Scherer R, Brauneis C, Pfurtscheller G. Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components. *Journal of Neural Engineering*, 2005, **2**(4): 123–130
- 103 Zhang Y, Jin J, Qing X Y, Wang B, Wang X Y. LASSO based stimulus frequency recognition model for SSVEP BCIs. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2012, **7**(2): 104–111
- 104 Krusienski D J, Sellers E W, Cabestaing F, Bayouh S, McFarland D J, Vaughan T M, Wolpaw J R. A comparison of classification techniques for the P300 speller. *Journal of Neural Engineering*, 2006, **3**(4): 299–305
- 105 Krusienski D J, Sellers E W, McFarland D J, Vaughan T M, Wolpaw J R. Toward enhanced P300 speller performance. *Journal of Neuroscience Methods*, 2008, **167**(1): 15–21
- 106 Schäfer J, Strimmer K. A shrinkage approach to large-scale covariance matrix estimation and implications for functional genomics. *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, 2005, **4**: Article32
- 107 Vidaurre C, Kramer N, Blankertz B, Schlogl A. Time domain parameters as a feature for EEG-based brain-computer interfaces. *Neural Networks*, 2009, **22**(9): 1313–1319
- 108 Kaper M, Meinicke P, Grossekhoefer U, Lingner T, Ritter H. BCI competition 2003-Data set IIB: support vector machines for the P300 speller paradigm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6): 1073–1076
- 109 Thulasidas M, Guan C, Wu J K. Robust classification of EEG signal for brain-computer interface. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(1): 24–29
- 110 Jrad N, Congedo M, Phlypo R, Rousseau S, Flamary R, Yger F, Rakotomamonjy A. sw-SVM: sensor weighting support vector machines for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(5): 056004
- 111 Xu Q, Zhou H, Wang Y J, Huang J. Fuzzy support vector machine for classification of EEG signals using wavelet-based features. *Medical Engineering and Physics*, 2009, **31**(7): 858–865
- 112 Lemm S, Schafer C, Curio G. BCI competition 2003-Data set III: probabilistic modeling of sensorimotor mu rhythms for classification of imaginary hand movements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6): 1077–1080
- 113 Obermaier B, Guger C, Neuper C, Pfurtscheller G. Hidden Markov models for online classification of single trial EEG data. *Pattern Recognition Letters*, 2001, **22**(12): 1299–1309
- 114 Haselsteiner E, Pfurtscheller G. Using time-dependent neural networks for EEG classification. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(4): 457–463
- 115 Palaniappan R. Brain computer interface design using band powers extracted during mental tasks. In: *Proceedings of the 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*. Arlington, VA: IEEE, 2005. 321–324
- 116 Balakrishnan D, Puthusserypady S. Multilayer perceptrons for the classification of brain computer interface data. In: *Proceedings of the IEEE 31st Annual Northeast on Bioengineering Conference*. Hoboken, New Jersey: IEEE, 2005. 118–119
- 117 Rakotomamonjy A, Guigue V. BCI competition III: dataset II-ensemble of SVMs for BCI P300 speller. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(3): 1147–1154
- 118 Lee H, Choi S. PCA + HMM + SVM for EEG pattern classification. In: *Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications*. Paris, France: IEEE, 2003. 541–544
- 119 Vidaurre C, Schlogl A, Cabeza R, Scherer R, Pfurtscheller G. Study of on-line adaptive discriminant analysis for EEG-based brain computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, **54**(3): 550–556
- 120 Neurosky: BCI technology grounded in laboratory research [Online], available: <http://company.neurosky.com/university/>, August 13, 2012
- 121 Emotiv forum thread about the epochs sensors [Online], available: <http://emotiv.com/forum/forum10/topic697>, August 13, 2012
- 122 Pfurtscheller G, Solis-Escalante T. Could the beta rebound in the EEG be suitable to realize a “brain-switch”? *Clinical Neurophysiology*, 2009, **120**(1): 24–29
- 123 Wei Jing-Han, Luo Yue-Jia. *Principle and Technique of Event-Related Brain Potentials*. Beijing: Science Press, 2010 (魏景汉, 罗跃嘉. 事件相关电位原理与技术. 北京: 科学出版社, 2010)
- 124 Zhou Jian-Ying, Wang Fei-Yue, Zeng Da-Jun. Hierarchical dirichlet processes and their applications: a survey. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(4): 389–407 (周建英, 王飞跃, 曾大军. 分层 Dirichlet 过程及其应用综述. 自动化学报, 2011, **37**(4): 389–407)
- 125 Wang Hong-Qiao, Sun Fu-Chun, Cai Yan-Ning, Chen Ning, Ding Lin-Ge. On multiple kernel learning methods. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(8): 1037–1050 (汪洪桥, 孙富春, 蔡艳宁, 陈宁, 丁林阁. 多核学习方法. 自动化学报, 2010, **36**(8): 1037–1050)
- 126 Jin J, Sellers E W, Zhang Y, Daly I, Wang X Y, Cichocki A. Whether generic model works for rapid ERP-based BCI calibration. *Journal of Neuroscience Methods*, 2013, **212**(1): 94–99
- 127 Fu Yun-Fa, Wang Yue-Chao, Li Hong-Yi, Xu Bao-Lei, Li Yong-Cheng. Direct brain-controlled robot interface technology. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(8): 1229–1246 (伏云发, 王越超, 李洪谊, 徐保磊, 李永程. 直接脑控机器人接口技术. 自动化学报, 2012, **38**(8): 1229–1246)
- 128 Wiener N [Author], Hao Ji-Ren [Translator]. *Cybernetics; or, Control and Communication in the Animal and the Machine (2nd edition)*. Beijing: Science Press, 1963 (Wiener N [著], 郝季仁 [译]. 控制论 (或关于在动物和机器中控制和通讯的科学). 第 2 版. 北京: 科学出版社, 1963)



王行愚 华东理工大学教授. 1967 年获复旦大学数学系学士学位. 1984 年获华东化工学院工业自动化专业博士学位. 主要研究方向为脑控及其应用, 智能控制, 模式识别和控制理论. 本文通信作者.

E-mail: xywang@ecust.edu.cn

(**WANG Xing-Yu** Professor at East China University of Science and

Technology. He received his bachelor degree in mathematics from Fudan University in 1967, and his Ph. D. degree in industrial automation from East China Chemical Institute in 1984. His research interest covers brain control and its applications, intelligent control, pattern recognition, and control theory. Corresponding author of this paper.)

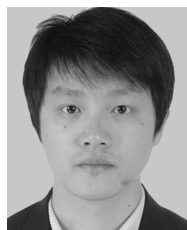


金晶 华东理工大学信息科学与工程学院助理研究员. 2004 年获湖南科技大学信息与电气工程学院学士学位. 2010 年获华东理工大学控制理论与控制工程专业博士学位. 主要研究方向为脑-机接口, 信号处理和模式识别.

E-mail: jinjing@ecust.edu.cn

(**JIN Jing** Assistant professor at

East China University of Science and Technology. He received his bachelor degree from School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology in 2004, and his Ph. D. degree in control theory and control engineering from East China University of Science and Technology in 2010. His research interest covers brain-computer interface, signal processing, and pattern recognition.)



张宇 华东理工大学博士研究生. 2008 年获得华东理工大学电气工程及其自动化专业学士学位. 主要研究方向为机器学习与模式识别, 多维信号处理和脑-机接口.

E-mail: zhangyu0112@gmail.com

(**ZHANG Yu** Ph. D. candidate at East China University of Science and

Technology. He received his bachelor degree in electrical engineering and automation from East China University of Science and Technology in 2008. His research interest covers machine learning and pattern recognition, multiway signal processing, and brain-computer interface.)



王蓓 华东理工大学信息科学与工程学院自动化系副研究员. 1998 年获华东师范大学电子科学技术系学士, 2009 年获日本佐贺大学生体机能系统控制工程专业工学博士学位. 主要研究方向为智能信息处理和模式分类, 复杂系统及其在人工生命科学中的应用.

E-mail: beiwang@ecust.edu.cn

(**WANG Bei** Associate professor at East China University of Science and Technology. She received her bachelor degree in electrical and electronics from East China Normal University in 1998, and her Ph. D. degree in system control from Saga University, Japan in 2009. Her research interest covers intelligent signal processing and pattern recognition, complex system and its application in artificial life science.)