

脑-机接口技术综述

杨立才¹, 李佰敏¹, 李光林², 贾 磊¹

(1. 山东大学控制科学与工程学院, 山东济南 250061; 2. 伊利诺伊大学芝加哥分校, 美国伊利诺伊州, 芝加哥 60608)

摘 要: 脑-机接口是在人脑与计算机或其它电子设备之间建立的直接的交流和控制通道, 通过这种通道, 人可以直接通过脑来表达想法或操纵设备, 而不需要语言或动作, 这可以有效增强身体严重残疾的患者与外界交流或控制外部环境的能力, 以提高患者的生活质量. 脑-机接口技术是一种涉及神经科学、信号检测、信号处理、模式识别等多学科的交叉技术. 本文对脑-机接口技术的发展、研究现状、工作原理以及涉及的关键技术进行了较为详细地综述, 在总结脑-机接口技术存在问题的基础上, 探讨了该领域进一步研究的方向.

关键词: 脑-机接口; 脑电图; 事件相关电位; 特征提取; 通信

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 07-1234-08

A Review of Brain-Computer Interface Technology

YANGLi-cai¹, LI Bai-min¹, LI Guang-lin², JIA Lei¹

(1. School of Control Science & Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250061, China;

2. The University of Illinois at Chicago, Chicago Illinois 60608, USA)

Abstract: Brain-computer interfaces provide a direct communication and control channel for sending messages and instructions from brain to external computers or other electronic devices. Using the non-muscular channel, subjects with severe neuromuscular dysfunction can directly express their thought and manipulate the external devices without using human language and actions. This will greatly enhance the ability of these subjects to manage external event and will improve their living quality. Brain-computer interface technology is an interdisciplinary technology integrating neurology, signal collection, signal processing, pattern recognition and more other relevant techniques. In the present paper, we review the development, the rationale and the methodology of BCI's technology and the major limitations in the BCI's implementation and applications, and then discuss some vital aspects that may be conducted in the future investigations.

Key words: brain-computer interface; electroencephalogram; event-related potentials; feature extraction; communication

1 引言

脑-机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 技术形成于 20 世纪 70 年代 (1973 年, Vidal)^[1], 是一种涉及神经科学、信号检测、信号处理、模式识别等多学科的交叉技术. 20 多年来, 随着人们对神经系统功能认识的提高和计算机技术的发展, BCI 技术的研究呈明显的上升趋势, 特别是 1999 年和 2002 年两次 BCI 国际会议的召开为 BCI 技术的发展指明了方向. 目前, BCI 技术已引起国际上众多学科科技工作者的普遍关注, 成为生物医学工程、计算机技术、通信等领域一个新的研究热点.

BCI 是一种连接大脑和外部设备的实时通信系统. BCI 系统可以把大脑发出的信息直接转换成能够驱动外部设备的命令, 并代替人的肢体或语言器官实现人与外界的交流以及对外部环境的控制. 换言之, BCI 系统可以代替正常外围神经和肌肉组织, 实现人与计算机之间或人与外部环境之间的通信^[2~8].

BCI 技术的核心是把用户输入的脑电信号转换成输出控制信号或命令的转换算法. BCI 研究工作中相当重要的部分就是调整人脑和 BCI 系统之间的相互适应关系, 也就是寻找合适的信号处理与转换算法, 使得神经电信号能够实时、快速、准确地通过 BCI 系统转换成可以被计算机识别的命令或操作信号.

由于应用的场合以及需要的信号特征不同, 相应的信号处理方法和转换算法也有很大的差异, 甚至每种 BCI 系统都有自己的算法, 这就使得对 BCI 性能的评价比较困难. 建立一种统一的并能被大多数人接受的评价标准, 也是 BCI 技术发展不可缺少的重要环节.

BCI 技术是目前国际上一个十分活跃的研究领域. 作为一种综合多种学科的交叉技术, BCI 技术的发展目前还存在着很多问题, 有待于更多的科技工作者致力于深入的研究. 为促进 BCI 技术的发展, 本文在查阅有关资料的基础上, 对 BCI 的原理、概念、关键技术及其发展做了较为详细的综述, 并对

收稿日期: 2004-10-21; 修回日期: 2005-03-07

基金项目: 山东省中青年科学家发展基金 (No. 031BS147)

该领域存在的问题以及可能的发展方向进行了探讨。

2 BCI 系统及其工作原理

2.1 BCI 的原理及概念

神经科学的研究表明,在大脑产生动作意识之后和动作执行之前,或者受试主体受到外界刺激之后,其神经系统的电活动会发生相应的改变。神经电活动的这种变化可以通过一定的手段检测出来,并作为动作即将发生的特征信号。通过对这些特征信号进行分类识别,分辨出引发脑电变化的动作意图,再用计算机语言进行编程,把人的思维活动转变成命令信号驱动外部设备,实现在没有肌肉和外围神经直接参与的情况下,人脑对外部环境的控制。这就是 BCI 的基本工作原理。

第一次 BCI 国际会议给出的 BCI 的定义是^[9]:“脑-计算机接口(Brain Computer Interface)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”。BCI 完全不依赖肌肉和外围神经的参与,直接实现脑和计算机的通信。这对完全没有活动能力的患者(如脑中风、肌萎缩性(脊髓)侧索硬化、脑瘫等)的辅助治疗和语言功能、行为能力的恢复,对特殊环境中外部设备的控制,甚至对娱乐方式的改进都具有非常重要的意义。

2.2 BCI 系统的基本结构

基于各种不同的需求,人们已经设计出多种可以在实验室中进行演示的基于脑电的 BCI 原型系统^[10,11]。

原理上,BCI 系统一般由输入、输出和信号处理及转换等功能环节组成。输入环节的功能是产生、检测包含有某种特性的脑电活动特征信号,以及对这种特征用参数加以描述。

信号处理的作用是对源信号进行处理分析,把连续的模拟信号转换成用某些特征参数(如幅值、自回归模型的系数等)表示的数字信号,以便于计算机的读取和处理,并对这些特征信号进行识别分类,确定其对应的意念活动。

信号转换是根据信号分析、分类之后得到的特征信号产生驱动或操作命令,对输出装置进行操作,或直接输出表示患者意图的字母或单词,达到与外界交流的目的。作为连接输入和输出的中间环节,信号分析与转换是 BCI 系统的重要组成部分。在训练强度不变的情况下,改进信号分析与转换的算法,可以提高分类的准确性,以优化 BCI 系统的控制性能。

BCI 系统的输出装置包括指针运动、字符选择、神经假体的运动以及对其他设备的控制等。

BCI 系统的基本构成如图 1 所示。

作为一种实时通信系统,BCI 系统的设计还应

考虑其它相关问题,如开/关控制、反应时间、速度和精度以及与之相关的信息传输率、训练方式、训练人数、应用场合等。

2.3 BCI 的分类

第一次 BCI 国际会议根据输入信号的性质把 BCI 系统分成两大类,即:使用自发脑电信号的 BCI 系统和使用诱发脑电

信号的 BCI 系统。

基于自发脑电的 BCI 系统是应用自发脑电作为系统的输入特征信号。其特点是,受试者经过训练之后能够自主地控制脑电变化,从而直接控制外部环境,但通常需要对受试者进行大量的训练,容易受其身体状况、情绪、病情等各种因素的影响。诱发脑电信号的 BCI 系统使用外在刺激诱发大脑皮层相应部位的电活动产生变化,并以其作为特征信号。外部诱发 BCI 系统不需要对受试者进行过多的训练,但需要特定的环境(如排成矩阵的闪烁视觉刺激输入),这不利于系统的推广和应用。在系统输出模式上,前者能使操作者把指针移到任意的二维或者多维位置,而后者只能使操作者在所列出的选项中进行选择。

根据信号检测的方式不同,也可以把 BCI 分为电极内置式和电极外置式两种基本形式^[12]。电极内置式信号检测方法使电极直接和大脑皮层接触或进入大脑皮层,测量的信号噪声小、损失低,但由于涉及外科手术,操作复杂,需要具有专业技术的操作人员,而且容易感染。电极外置式信号检测方法,操作简单,安全,有利于 BCI 系统的推广,但由于电极距离信号源较远,噪声较大。

在 BCI 系统设计中,使用何种方案应根据信号的特征、测量技术的水平以及实际要求的精度等因素综合考虑。

3 BCI 的关键技术

BCI 系统由信号的产生、处理、转换、输出以及开关和时钟等单元组成。在 BCI 技术的发展中,信号分析和转换算法是其最为重要的研究内容。本节对 BCI 的关键技术,特别是信号分析和转换算法进行综述。

3.1 源信号的获取

BCI 源信号的获取过程包括信号的产生、检测(电极记录)、信号放大、去噪和数字化处理等。人类大脑能够产生多种信号,包括电的、磁的、化学的以及对大脑活动的机械反应等各种形式。这些信号可以通过相应的传感器进行检测,从而使 BCI 的实施成为可能。由于对磁和化学等信号的检测技术需要更高的要求,目前 BCI 信号的获取主要基于技术相对简单、费用较为低廉的 EEG 检测技术^[13,14]。

在 2002 的第二次 BCI 国际会议上,专题讨论了不同的脑电信号及其检测方法的优缺点,指出在 BCI 技术实施中,应该从实际应用出发,首先确定采用的特征信号形式,并考虑用何种方法产生特征信号,然后选择相应的检测方法获取信号并进行相应的后继处理。

3.1.1 信号的产生 根据要获取的信号的特征和性质,必须采取相应的产生特征信号的方法。信号产生方式包括利用视觉诱发电位、利用事件相关电位、模拟虚拟环境以及自主控制脑电等多种形式。

(1) 利用视觉诱发电位(Visual Evoked Potential, VEP) 在显示装置上显示多个选项,使用者注视希望选择的一项,通过对显示方式进行处理,可以使人在注视不同选项时产生不同的脑电信号。通过不断的完善,这种方法有望应用于临床^[15~17]。

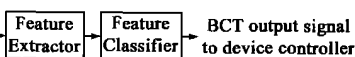


图 1 BCI 结构示意图

Sutter^[18]在 1992 实现了名为脑反应界面的实时 BCI 系统. 显示器上 8 × 8 的符号矩阵按照一种伪随机二进制序列进行红/绿色交替, 使用者注视想要选择的符号, 将测得的脑电信号与事先记录的模板比较, 就可以确定使用者注视的目标. 使用者可利用该系统操作字处理软件.

(2) 利用 P300 诱发电位 P300 电位是事件相关电位 (Event Related Potential, ERP) 的一种, 其峰值大约出现在相关事件发生后的 300ms^[19]. 理论研究表明, 相关事件出现的概率越小, 所引起的 P300 电位越显著. 把各备选目标用矩阵中的元素表示, 让这些元素以不同的频率闪烁, 刺激人的视觉, 产生相应的 P300 电位.

1988 年, Illinois 大学的 Farwell 和 Donchin 利用 P300 电位设计了一种虚拟打字机^[20]. 一个 6 × 6 字符矩阵按行或按列闪烁, 顺序是随机的, 则“包含使用者想要输入字符的行或列发生闪烁”就成为相关事件. 求出引起 P300 幅度最大的行和列, 则该行与该列交点上的字符就是要打印的字符. 文献[21]指出, 矩阵越大产生的 P300 电位越强. 但这种信号诱发方法, 极易使患者产生疲劳, 影响检测结果.

(3) 利用事件相关去同步方法 事件相关去同步 (Event Related Desynchronization, ERD) 也是事件相关电位 ERP 的一种.

Pfurtscheller 等人进行了一系列基于 ERD 的 BCI 系统的研究^[22~24], 并实现了 Graz 和 Graz 两个有代表性的 BCI 系统. 在 Graz 中, 受试者面对显示器, 显示器上的左侧或右侧显示一个目标, 受试者根据目标的位置准备用左手食指或右手食指去按一个开关. 用于分类的脑电信号取自显示器上出现目标之后, 出现光标之前, 也就是受试者准备动作的阶段. 信号预处理方法采用功率谱估计, 分类法采用 LVQ 算法, 从而预测出是左手还是右手将要运动. 十字形光标根据预测结果向左或向右移动, 将预测结果反馈给受试者. 经过 5~7 次训练后, 正确率为 67%~86%. 在 Graz 中, 受试者只是想象做动作, 真正的动作并没有发生, 其分类正确率也超过了 70%.

(4) 模拟虚拟环境 这种方法是让受试者想象进行模拟家电控制的各种操作, 诱发产生能够作为特征信号的 P300 电位^[25,26]. 实验结果表明, 受试者在面对虚拟现实时产生的特征信号与观察显示器上显示的内容时产生的特征信号相比, 效果相差无几, 但前者对受试者的要求宽松的多, 所以受试者更倾向于使用这种方法.

(5) 自主控制脑电 M Moore^[27]提出的信号产生策略是寻找一种有效的训练方法, 训练患者学会控制自己的脑电信号. 这种思路建立在操作性条件反射的基础上, 认为人可以通过生物反馈来学习控制脑电信号的某些成分. 也就是说, 在没有任何外界刺激的情况下, 让受试者通过自己的意识使脑电发生变化从而获得特征信号.

从理论上讲, 任何一种能够使脑电信号发生变化的外界刺激或者训练活动, 都可以作为脑-机接口中信号源的诱发方式, 但由于受到人们对脑电活动的了解程度的限制和信号检测及信号处理技术的制约, 对脑电的诱发方法还很成熟. 进

一步研究脑电规律, 发展更加有效的信号检测、处理方法, 是 BCI 技术的一个重要研究方向.

3.1.2 信号的检测 信号的检测方法依赖于待测神经电信号的性质. 根据电极类型, BCI 系统可以分为电极内置式和电极外置式两种基本形式^[28,29].

电极内置式 EEG 检测中, 把 Ag-AgCl 电极序列植入患者大脑皮层内, 长时间对单神经元或神经元集的电活动进行记录, 这种方法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, 但需要有专业的医生进行外科手术, 有一定的危险性, 而且存在植入后的心理与伦理问题, 因此这种方法目前只是用于动物试验^[30]. 电极外置式 BCI 系统只需将电极帽戴在患者或受试者的头上, 不需要专业性的指导和帮助, 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, 将加重后继信号处理的负担. 电极外置式是实际应用较多的一种信号检测方法.

3.2 信号的处理方法

BCI 系统中的信号处理包括信号预处理、特征提取、识别分类等过程.

传统的脑电信号分析方法是对信号进行多次检测并进行均值滤波, 再用统计学的方法寻找 EEG 的变化规律. 这种方法信息传输率低, 也不能满足实时控制的需求. 目前对 EEG 信号的处理一般采用对单次训练信号进行研究. 其中特征提取和识别分类是 BCI 信号处理最为关键的环节.

3.2.1 BCI 中的特征提取方法 特征提取就是以特征信号作为源信号, 确定各种参数并以此为向量组成表征信号特征的特征向量. 特征参数包括时域信号 (如幅值) 和频域信号 (如频率) 两大类, 相应的特征提取方法也分为时域法、频域法和时-频域方法.

事件相关电位 (ERP) 是诱发电位的一种, 采用 ERP 的幅值特性作为特征信号的特征提取方法属于时域信号处理方法, 如 P300 电位, 其本身就是以信号产生的时间来定义的. 根据事件发生与相关电位产生之间的时间差以及诱发电位的幅值可以判断诱发信号产生的诱发事件的种类. C. Guger 等人采用 AAR (Adaptive Auto-Regressive) 模型, 对 EEG 信号做时域分析, 只用少数几个 AAR 参数就可以达到期望的效果^[31].

μ 波和 β 波是根据它们发生的频率来区分的, 据此可以进行基于频率特性的信号处理. 李勇等人^[32]设计了一种空间-时间分析的信号处理方法, 对两种不同的手指运动进行识别和分类, 属于典型的频域特征提取方法. 该方法先对得到的多通道 EEG 信号进行预处理, 确定合理的参考点, 然后用两个时间域的滤波器进行滤波, 分别得到 ERP (Evoked Response potential) 信号和事件相关电位. 滤波器的权值按照 Butterworth 近似方法进行设计.

小波变换是一种时频信号处理方法, 在缺乏先验知识的条件下, 小波变换能有效检测出脑电信号中短时、低能量的瞬态脉冲, 其最大的优点时采用可变的时频窗口去分析信号的不同频率成份^[33~36].

特征提取还有一些其它的方法, 如 P. Sykacek 等人^[37]采

用自回归(AR)模型进行脑电信号的特征提取,AR的系数 a_k 就是线性回归模型的参数,也是代表信号特征的特征信号,改变这些系数,可以得到不同的特征信号。

近年来,又发展了一种更适用于脑电特点的信号特征提取方法:独立成分分析(ICA)。这是一种多维统计分析方法,与脑电时、频分析方法有着本质的不同。多维统计分析方法的特点是能同时处理多道脑电信号,因此有利于揭示和增强脑电信号中的隐含特征,在脑电消噪和特征提取等方面具有独特的效果^[38~40]。

3.2.2 特征信号的分类识别 特征信号分类是基于脑电信号根据不同的运动或意识能使脑电活动产生不同响应的特性,确定运动或意识的类型与特征信号之间的关系。信号分类结果的好坏取决于两个方面的因素:一是要进行分类的特征信号是否具有明显的特征,即特征信号的性质;二是分类方法是否有效。

几种具有代表性的BCI特征信号分类综述如下:

(1)人工神经网络(Artificial neural network,ANN) 人工神经网络是BCI系统应用最多的分类器。由于其应用简单,参数选择方便,分类结果准确性较高,被广泛地应用于脑电信号的分类^[41]。需要指出的是,应用传统的多层感知器进行信号分类识别,需要确定合适的隐含层神经元数目,在神经网络理论中,隐含层神经元数目的确定,目前还没有很好的方法。

J Deng^[42]让受试者想象左右手的运动,引起脑电信号的变化,并用头皮电极在C3、C4、Fz三点记录信号的变化,得到三个通道的数据,然后进行谱分析,把得到的功率谱密度参数作为特征信号输入人工神经网络分类器。分类器的输出即为信号代表的左右手运动的类别。J Deng的分类方法有一定的局限性,只能对两种想象运动进行分类。

E Haselstein等人提出了一种基于信号时间特性的神经网络脑电分类器FIRMLPs^[43]。通过对标准多层感知器(MLPs)和FIRMLPs进行比较,指出后者可以对时间参数信号进行更加有效地处理。他们的研究同时指出:如果先对输入的时间信号进行处理,转换成静态信号,再用标准的MLPs进行分类,也可以得到较好的分类结果。

T Felzer和B Freisleben应用概率估计神经网络分类器进行脑电分类,也取得了很好的分类效果^[44]。概率估计神经网络分类的理论基础是脑电波可以看作由很多独立信号成分混合而成的。该分类器的独特之处在于它不是对输入信号直接进行计算分析得到分类结果,而是通过概率估计,根据概率选择最可能发生的分类结果。

B L Lu^[45]等人提出了一种模块式神经网络分类方法,他们把要进行分类的各种特征信号分组,每一组只有两种特征向量,把每组的分类结果作为下一组的分类对象进行分类,直到只有一种分类结果为止。这种方法简化了单次分类的神经网络结构,但整个网络结构复杂。对于编程来说,由于重复的部分较多,可以多次调用同一组程序,程序设计相对比较简单。

除此之外,还有适应性逻辑神经网络(ALN)^[46]等组成的BCI信号分类器,限于篇幅,不再详述。

(2)贝叶斯-卡尔曼滤波 这是一种经验估值方法,它能将EEG信号转变成相应的感知状态的概率,因此允许不同状态之间以及一系列训练产生的EEG之间的衔接存在非平稳性。P Sykacek等人^[37]通过估计整体准确率和波特率两个参数,比较了相同静态分类条件下各种滤波器算法的性能。通过两组健康人的数据分析,指出采用多种分类方法综合分类,能显著提高BCI系统的分类性能,准确率和波特率至少可提高8%以上。

(3)线性判别分析(Linear Discriminant Analysis,LDA) 在LDA中,先为每一类建立概率密度方程式模型,输入新的数据,计算每一类产生的概率,概率值最大的点所对应的类就是输入数据的类别^[47]。Schloegl A的研究小组^[48]最早使用LDA方法进行信号分类,他们把适应性自回归AAR和LDA相结合,构成了一种信号分类器,该分类器用LDA估计参数,基于AAR建立模型,取得了较为理想的分类效果。

(4)遗传算法(Genetic Algorithm,GA) 用遗传算法对特征信号进行分类时,要从检测到的脑电信号中提取出大量的特征信号(包括有用的特征信号和伪特征信号),然后通过遗传算法去除伪特征信号,保留有用的特征信号作为驱动信号^[49]。这种算法的特点是要对特征信号进行大量的分析运算,从中找出各种特征参数,然后从中选取最优的部分,算法的运算量比较大。

(5)概率模型 Steven L^[50]在其文献中指出,BCI需要有效的方法对EEG信号进行在线实时处理,据此提出了一种用于想象左右手运动的单次训练在线分类方法-单次训练在线分类 μ 波概率模型。该方法先用对受试者进行调试之后的临时Morlet小波对源信号进行滤波处理,从中选取合适的时-频信号,然后用这种基于时-频信号的算法对EEG信号进行分类处理。由于想象的左右手运动可能导致EEG中的 μ 波发生混乱,算法对由C3和C4测得的10Hz-20Hz范围内的运动信号进行调幅,并估计其概率模型。实验结果表明,算法的出错率不高于10.7%。

在完成了脑电信号的获取、特征识别和分类之后,即可根据这种体现人的意念的特征向量,按照人的意图通过计算机实现对外部环境的控制。需要特别指出的是,由于人的直接参与,除去信号处理方法等外部因素外,患者的身体状况、情绪、疲劳状态等主观因素对BCI系统的性能也有很大影响。因此,对使用主体和系统之间的相互作用的合理调整以及选择适当的信号处理方法是BCI发展中需要解决的主要问题。

4 BCI的评价标准

由于不同BCI系统的输入、输出、转换算法等存在很大的差异,因此,要做到对不同的BCI系统进行客观的科学评价是比较困难的。可能某一种系统针对某一种应用比较有效,对另外的应用场合其性能往往并不理想,甚至不能使用。对不同的BCI系统进行比较和评价将有利于BCI的发展,因此,寻求一种有效的、合理的、实用的评价方法作为BCI系统性能评定的标准,是BCI发展中不可缺少的重要环节。

通信系统普遍采用的一种性能评价标准是波特率,即单

位时间内的信息传输量。在 BCI 系统中,波特率既和速度有关,又和准确度有关,同时也和操作的复杂程度有关。程明等人^[51]的研究表明,在从两个选项中进行选择的系统中,准确率由 80% 提高到 90%,其信息传输率能提高一倍;如果从两个选项中选择目标时的准确率是 90%,从四个选项中选择目标时的准确率是 65%,两者信息传输率将大致相同。以信息传输率为标准来评价 BCI 的性能是比较客观和公正的,也许能够被大多数研究者所接受,但由于 BCI 的应用和对其性能要求的千差万别,要应用统一的、适合于各种 BCI 系统的标准进行评估,并不是一件容易的事情,还要对其作进一步的研究。

5 BCI 的应用

作为一种多学科交叉的新兴通信技术,目前,BCI 的研究大多处于理论和实验室阶段,离实际应用还有一定的差距。但从其性能来看,BCI 系统及其技术将在涉及人脑的各个领域发挥重要的作用,尤其是对于活动能力严重缺失患者的能力恢复和功能训练具有重要意义。目前,对 BCI 应用的研究主要集中在以下几个方面:

(1) 交流功能 这类研究的目的是提高语言功能丧失患者与外界的交流能力。一个典型的例子是 Niels Birbaumer^[52]等人研究的思想转换装置(TID)。该装置由训练和拼写两部分组成,在训练阶段,通过视听反馈和慢波脑电位(SCP)的正向增强完成 SCP 的自动调整;在拼写阶段,训练者用 SCP 对字母或单词进行选择,对不能进行字母或单次选择的患者,可以让他们进行“是”或“否”的选择,以实现其与外部环境的交流。

(2) 环境控制^[25] 目前,对 BCI 环境控制的研究主要是基于虚拟现实技术。虚拟现实具有相对安全和目标可移动的特点,它能为训练和调整神经系统活动提供一个安全可靠的环境。受试者大脑发出操作命令,这种命令不是由肌肉和外围神经传出并执行,而是由 BCI 系统经过检测、分析和识别相应的脑电信号,确定要进行的操作,然后由输出装备对目标进行控制。

(3) 运动功能恢复 由 BCI 系统完成脑电信号的检测和分类识别过程,然后把命令输出给神经假体,完成已经失去功能的外围神经应有的功能,或者把命令信号输出给轮椅上的命令接受系统,完成运动、行走等功能,使四肢完全丧失功能的患者能够在无人照看的情况下自己进行一些简单的活动,或进行功能性的辅助训练^[53~55]。

(4) 在其他领域的应用 从理论上讲,只要有神经电参与的通信系统,都可以应用 BCI 技术,如适用于残疾人的无人驾驶汽车,就是把操作过程中脑电信号的一系列变化,由 BCI 系统实时的转换成操作命令,实现无人直接驾驶的目的。R C Wu 和 S F Liang 等人^[56]描述了一种基于事件相关电位(ERP)的 BCI 技术在智能交通中的应用,该系统可以模拟驾驶员对不同交通信号或标志的反应程度,从而为交通信号与交通标志的设置提供更加科学的依据。

BCI 的初步应用表明,一方面,BCI 可以作为辅助治疗方案用于残疾人,特别是运动功能或语言功能丧失但大脑功能

保持完好的患者的运动或语言功能的恢复治疗,以提高患者的生活质量;另一方面,在危险环境中或对人有害的环境中(如粉尘污染严重的车间内),可以用这种系统代替人的肢体完成某些操作。当然,要实现这种应用还需要进行大量的研究工作。

6 BCI 的发展状况及存在的问题

6.1 BCI 的发展状况

BCI 的研究只有大约 20 年的历史,对于这种新型通讯技术的研究,目前仍处于理论和实验室研究阶段。1999 年和 2002 年两次 BCI 国际会议的召开,为 BCI 的发展带来了机遇并引起了多学科科技工作者的研究兴趣。BCI 技术的最初研究局限于给身体严重残疾的患者提供一种有效的与外界交流的机制,随着技术的逐步成熟和应用需求的提高出现了应用于拼写、控制指针运动和控制神经假体的各种脑-机接口系统,各种信号处理技术也得到了迅速发展。下面是国际上较有影响的一些研究工作:

(1) Wadsworth 中心的研究工作^[57] Wadsworth 中心一直研究如何用从运动感觉皮层测得的 EEG 信号控制指针的一维或二维运动。在如何提高运动的速度和精度上,提出了以下三个方面的改进措施:改进信号的特征选择和信号的转化方法;结合其他信号特征;优化人和接口之间的调整配合。另外,为了便于比较和评估,他们研制了一种 BCI2000 通用 BCI 系统。该中心与其他研究机构合作,开发了 BCI 的简单应用,并对其应用性能进行了测试研究。

(2) NSF(Neil Squire Foundation) 的发展状况^[58] NSF 是加拿大的一个非赢利性组织,该组织从事 BCI 研究的目的是,让由于身体残疾而无法与外界交流的患者重新获得与外界交流的能力,其最终目标是设计一种先进的通讯设备,使患有严重残疾的人获得一个有效的、方便的控制计算机或神经假体等外部设备的能力。

NSF 的工作开始于十年前,主要研究了鲁棒统计信号处理方法,从一维 EEG 信号中估计自发 EEG,以单次检测的运动相关电位作为检测信号和估计信号之间的差别。近年来,NSF 的工作转到了低频异步开关的设计,以减少信号处理过程中的延迟和提高分类精度,使用的驱动信号是具有自调整功能的运动想象活动产生的神经电信号。

(3) GSU(乔治亚州大学) 脑实验室的研究^[27] 该实验室致力于 BCI 在现实环境中的应用,探索把通过训练获取的 BCI 技术转化为控制现实环境的方法。目前研究的课题有:用户接口控制参数、主体的训练和生物反馈、创造性表达及应用、辅助交流和环境控制等。

(4) Graz-BCI 技术的发展状况 G Pfurtscheller^[59] 等人进行了一系列基于 ERD 的 BCI 系统的研究,并实现了 Graz 和 Graz 两个有代表性的 BCI 系统。Graz-BCI 技术在 BCI 的发展中具有非常重要的地位,其神经生理学基础是肢体的实际运动和想象运动能够在大脑皮层的相同部位产生电位的变化。他们早期的工作主要集中在参数估计方法和对各种分类器的测试研究,目前研究的重点是时域内两种不同的想象运

动的分类问题。

(5) 高上凯课题组的研究 清华大学高上凯教授的项目组在脑-机接口研究中深入分析了稳态视觉诱发电位的特征和提取方法,设计了一种具有高传输速率的基于稳态视觉诱发电位的脑-机接口系统^[60]。该系统在识别的正确率和信号传输速度方面取得了重大突破,信号传输的速度达到了 68bits/min,平均准确率达到了 87.5%。

6.2 有待解决的问题

由于对 BCI 的研究起步较晚,技术本身比较复杂,涉及的内容和相关的领域又比较多,因此,无论是 BCI 技术本身,还是对它的应用研究,目前都还处于探索阶段。要使 BCI 技术走出实验室应用于实践,还有许多问题有待解决。

(1) 信号处理和信息转换速度有待进一步提高 目前,BCI 的最大信息转换速度可以达到 68bits/min,但这与实时控制的要求相差甚远。改进信息处理方法,从原始信号中提取所需特征的精确信号,在 BCI 技术中占有相当重要的地位。源信号提取精度的提高,有利于信号的分类处理和 BCI 系统速度与精度的提高。信号转换速度的提高是改进信号处理方法、信号转换算法、患者训练方法等因素的综合结果,依赖于神经学、检测技术、计算机技术、计算方法等多种学科的共同研究成果。

(2) 准确度有待进一步提高 目前处于实验室研究阶段的 BCI 系统的判断正确率虽然优于随意猜测的正确率,但离实际应用的需要还有距离,BCI 的特征信号提取和分类技术还不能达到完全正确地反映患者思维活动的要求。准确度是各种因素综合影响的结果。对受试者的训练程度、信号的分析处理方法、分类识别结果的准确性等因素,都将对输出的准确性产生影响;受试者个人的偶然因素,如情绪、疲劳状态、注意力集中程度、不同个体对各种刺激反应的差异等也影响着 BCI 系统的准确性。另一方面,信号处理和信息转换速度的提高与准确度的提高是矛盾的,实际应用只能是两者的折中处理。

(3) 脑电检测技术与实用性的要求还有差距 在脑电检测方面,究竟需要什么样的信号,相应地应该采取什么样的检测手段和检测方法,目前还没有定论。目前的脑电检测技术,无论是内置式电极还是非内置式电极或电极帽,仅适合于实验室研究应用,而且需要别人帮助才能完成,而实际的 BCI 应用系统需要在无人帮助的情况下,使患者能够独立控制外部环境,实现功能缺失患者与外界的交流。要使 BCI 技术走出实验室,真正的满足功能缺失患者的需要,在脑电检测技术方面还要进行大量的研究工作。

(4) 应用领域的开发 目前 BCI 技术的研究仍处于理论和实验室阶段,还没有大规模的应用于实践。随着 BCI 技术的不断发展和完善,需要开发新的应用领域,研究如何把各项技术和不同的应用领域相互结合,开发实用的、综合的 BCI 应用系统,将是 BCI 技术发展的一个必然趋势。

总之,作为一种新兴的、复杂的、涉及多学科的通信技术,BCI 的发展还很很不完善,存在的问题还很多,有待于科技工作者们下大气力研究解决。BCI 技术将为仿生学的应用开辟广

阔的研究领域,无论在理论上还是在实际应用中都具有极为重要的意义。

7 结束语

BCI 是一种多学科交叉的新兴技术,它涉及神经科学、信号检测、信号处理、模式识别等多种学科领域。BCI 技术的研究具有重要的理论意义和广阔的应用前景。由于 BCI 技术的发展起步较晚,相应的理论和算法很不成熟,对其应用的研究很不完善,有待于更多的科技工作者致力于这一领域的研究工作。随着技术的不断完善和成熟,BCI 将会逐步地应用于现实,并为仿生学开辟新的应用领域。本文在查阅大量文献的基础上,对 BCI 技术的工作原理、涉及的关键技术等问题进行了较为详细的综述,指出了该领域存在的主要问题,并展望了该领域的发展方向。

参考文献:

- [1] J R Wolpaw, N Birbaumer, D J McFarland. Brain-Computer interface for communication and control[J]. Clinical Neurophysiology, 2002, 113 (6): 767 - 791.
- [2] B Blankertz, G Dornhege, C Schöker. Boosting bit rates and error detection for the classification of fast-paced motor commands based on single-trial EEG analysis[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11 (2): 127 - 130.
- [3] N Neumann, A Kübler. Training Locked-in Patients: A challenge for the use of brain-computer interfaces[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11 (2): 169 - 172.
- [4] Hesheng Liu, Xiaorong Gao, Fusheng Yang. Imagined hand movement identification based on spatio-temporal pattern recognition of EEG[A]. Proc of the 1st International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering[C]. Capri island: IEEE, 2003: 599 - 602.
- [5] P R Kennedy, K D Adams. A decision tree for brain-computer interface devices[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11 (2): 148 - 150.
- [6] 华小梅, 林家瑞, 官金安. 脑-机接口的研究进展[J]. “国外医学”生物医学工程分册, 2004, 27 (2): 94 - 111.
- [7] E Curran, P Sykacck, S J Roberts. Cognitive tasks for driving a brain-computer interface system: a pilot study[J]. IEEE Transaction on Neural System and Rehabilitation Engineering, 2003, 12 (1): 48 - 54.
- [8] 陈卓. 脑部表层扫描技术-帮助大脑控制外部环境[DB/OL]. <http://www.cctv.com/news/world/20040929/102184.shtml>, 2004-09-29.
- [9] J R Wolpaw, N Birbaumer, W J McFarland. Brain-Computer Interface Technology: A review of the first international meeting[J]. IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering, 2000, 8 (2): 164 - 173.
- [10] EEG based communication[DB/OL]. <http://www.ee.ic.ac.uk/research/ural/bci/review.html>, 2004-05-02.
- [11] Vaughan T M. EEG based communication: prospects and problems[J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 1996, 4 (4): 425 - 430.
- [12] B Graimann, J E Huggins, S P Levine. Detection of ERP and ERD/ERS patterns in single ECG channels[A]. Proc of the 1st international IEEE EMBS Conference on Neural Engineering[C]. Capri island:

- IEEE,2003,614 - 616.
- [13] Vaughan T M. Guest editorial brain-computer interface technology: A review of the second international meeting[J]. IEEE Transaction on Neural System and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):94 - 109.
- [14] F Cincotti, D Mattia, C Babiloni. The use of EEG modifications due to motor imagery for brain-computer interfaces[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):131 - 133.
- [15] 何庆华,彭承琳,吴宝明. 基于视觉诱发电位的脑机接口实验研究[J]. 生物医学工程学杂志,2004,21(1):93 - 96.
- [16] 何庆华,吴宝明,王禾. 脑机接口视觉刺激器的研究[J]. 中国临床康复,2004,8(11):2060 - 2061.
- [17] 陈葵,潘映福,铁艳梅. 视觉诱发电位的快速提取及其临床应用可行性的初步研究[J]. 北京医学,2003,25(3):161 - 163.
- [18] Sutter E E. The brain response interface: communication through visually-induced electrical brain response[J]. J. Microcomput Appl,1992,15:31 - 45.
- [19] 程明,高上凯,张琳. 基于脑电信号的脑-计算机接口[J]. 北京生物医学工程,2000,19(2):113 - 118.
- [20] Farwell L A, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials[J]. Electroenceph Clin Neurophysiol,1988,70:510 - 523.
- [21] B Z Allison, J A Pineda. ERP evoked by different matrix sizes: implication for a brain computer interface (BCI) system[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):110 - 112.
- [22] Pfurtscheller G. Prediction of the side of hand movements from single trial multichannel EEG data using neural networks[J]. Electroenceph Clin Neurophysiol,1992,82:313 - 315.
- [23] Peltoranta M, Pfurtscheller G. Neural network based classification of non-averaged event-related EEG responses[J]. Med Biol Eng Comput,1994,32:189 - 196.
- [24] Pfurtscheller G, et al. Differentiation between finger, toe and tongue movement in man based of 40Hz EEG Electroenceph[J]. Clin Neurophysiol,1994,90:56 - 460.
- [25] J D Bayliss. Use of the evoked potential P3 component for control in a virtual apartment[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):113 - 116.
- [26] 谢水清,杨阳,杨仲乐. 脑机接口中高性能虚拟键盘的实现[J]. 中南民族大学学报(自然科学版),2004,23(2):38 - 40.
- [27] M Moore. Real-world applications for brain-computer interface technology[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):162 - 165.
- [28] D R Kipke, R J Vetter, J C Williams. Silicon-substrate intracortical microelectrode arrays for long-term recording of neuronal spike activity in cerebral cortex[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):151 - 154.
- [29] P R Kennedy, R A E Bakay, M M Moore. Direct control of a computer from the human central nervous system[J]. IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering,2000,8(2):198 - 202.
- [30] 官金安,林家瑞. 脑-机接口技术进展与挑战[J]. 中国医疗器械,2004,28(3):157 - 161.
- [31] C Guger, G Edlinger, W Harkam. How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface BCI[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):145 - 147.
- [32] Yong Li, Xiaorong Gao, Shangkai Gao. Classification of single-trial electroencephalogram during finger movement[J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering,2004,51(6):1019 - 1025.
- [33] 吴小培,冯焕清,周荷琴. 基于小波变换的脑电瞬态信号检测[J]. 数据采集与处理,2001,16(1):86 - 89.
- [34] 吴小培,冯焕清,周荷琴. 基于小波变换的脑电信号噪声消除方法[J]. 电路与系统学报,2000,5(3):96 - 98.
- [35] 姚成,吴小培. 小波变换与生物医学信号处理[J]. 生物医学杂志,2000,17(1):24 - 26.
- [36] 钟伯成,黄体乾. 一种基于小波变换的脑电信号处理的新方法[J]. 微电子学与计算机,2000,17(4):57 - 64.
- [37] P Sykacek, S J Roberts, M Stokes. Adaptive BCI based on variational Bayesian Kalman filtering: An empirical evaluation[J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering,2004,51(5):719 - 727.
- [38] 吴小培. 独立分量分析及其在脑电信号处理中的应用[D]. 博士学位论文. 安徽:中国科学技术大学,2002.
- [39] 吴小培,张道信. 基于多维统计分析方法的脑电消噪[J]. 安徽大学学报,2002,26(4):69 - 75.
- [40] 杨福生,洪波,唐庆玉. 独立分量分析及其在生物医学工程中的应用[J]. “国外医学”生物医学工程手册,2000,23(3):129 - 134.
- [41] A B Barreto, A M Taberner, L M Vicente. Neural network classification of spatio-temporal EEG readiness potentials[A]. Proc. of the 1996 15th Southern Biomedical Engineering Conference[C]. Dayton, USA: IEEE, 1996,73 - 76.
- [42] J Deng, B He. Classification of imaginary tasks from three channels of EEG by using an artificial neural network[A]. Proc of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBs[C]. Cancun, Mexico: IEEE,2003,2289 - 2291.
- [43] E Haselsteiner, G Pfurtscheller. Using time-dependent neural networks for EEG classification[J]. IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering,2000,8(4):457 - 463.
- [44] T Felzer, B Freisleben. Analyzing EEG signals using the probability estimating guarded neural classifier[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(4):361 - 371.
- [45] B L Lu, J Shin, M Ichikawa. Massively parallel classification of single-trial EEG signals using a min-max modular neural network[J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering,2004,51(3):551 - 558.
- [46] A Kostov, M Polak. Parallel man-machine training in development of EEG-based cursor control[J]. IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering,2000,8(2):203 - 205.
- [47] D Garrett, D A Peterson, C W Anderson. Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2003,11(2):141 - 144.
- [48] S A Neuper. Subject specific EEG patterns during motor imaginary[A]. Proc of the 19th Annual International Conference of the IEEE Transaction on Engineering in Medicine and Biology Society[C]. Chicago, USA: IEEE,1997,1530 - 1532.
- [49] E Y Tov, G F Inbar. Selection of relevant features for classification of

- movement-related potentials using a genetic algorithm[A]. Proc of the 23rd Annual EMBs International Conference [C]. Istanbul, Turkey: IEEE, 2001. 1364 - 1366.
- [50] S Lemm, C Schafer, Gabriel Curio. BCI competition 2003-data sets: probabilistic modeling of sensorimotor μ rhythms for classification of imaginary hand movement [J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2004, 51(6): 1077 - 1080.
- [51] Ming Cheng, Xiaorong Gao, Shangkai Gao. Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates[J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2002, 49(10): 81 - 1186.
- [52] N Birbaumer, T Hinterberger, A Kubler. The Thought-Translation Device (TTD): neurobehavioral mechanisms and clinical outcome [J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 120 - 122.
- [53] 任宇鹏, 王广志, 程明. 基于脑-机接口的康复辅助机械手控制[J]. 中国康复医学杂志, 2004, 19(5): 330 - 333.
- [54] 孟飞, 黄军友, 高小榕. 基于脑-机接口技术的上肢康复训练系统[J]. 中国康复医学杂志, 2004, 19(5): 327 - 329.
- [55] 程明, 任宇鹏, 高小榕. 脑点信号控制康复机器人的关键技术[J]. 机器人技术与应用, 2003, 16(4): 45 - 48.
- [56] R C Wu, S F Liang, C T Lin. Applications of event-related-potential-based brain computer interface to intelligent transportation systems [A]. Proc of the 2004 IEEE International Conference on Networking, Sensing & Control [C]. Taipei, China: IEEE, 2004, 813 - 818.
- [57] J R Wolpaw, DJ McFarland. The Wadsworth center brain-computer interface (BCI) research and development program[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 204 - 207.
- [58] G E Birch, S G Mason, J F Borisoff. Current trends in brain-computer interface research at the Neil Squire foundation [J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 123 - 126.
- [59] G Pfurtscheller, C Neuper. Graze-BCI: State of the art and clinical applications[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 177 - 180.
- [60] Xiaorong Gao, Dingfeng Xu, Ming Cheng. A BCI-based environmental controller for the motion-disabled[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 137 - 140.

作者简介:



杨立才 男, 1962 年生于山东莘县, 1990 年于山东工业大学获硕士学位, 现为山东大学副教授, 在职博士, 硕士生导师, 主要研究方向为复杂系统理论与应用、生物医学工程、计算机控制技术. 在国内外重要学术期刊发表论文 20 余篇. E-mail: yanglc@sdu.edu.cn.



李佰敏 女, 1977 年生于山东济南, 1999 年于山东工业大学获学士学位, 现为山东大学控制科学与工程学院硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号的检测与处理.

李光林 男, 1961 年生于山东济南, 1998 年于浙江大学获博士学位, 1999 年赴美国伊利诺伊大学芝加哥分校生物医学工程系作访问学者, 并从事博士后研究工作. 现为伊利诺伊大学资深研究员, 山东大学客座教授, 在国内外重要学术期刊发表论文 40 余篇. 目前主要从事生物医学工程领域的研究工作.

贾磊 男, 1959 年生于山东济南, 1993 年于浙江大学获博士学位, 现为山东大学教授, 博士生导师, 控制学院院长, 中国自动化学会专家工作委员会专家, 曾获省科技进步二等奖数项, 主持完成国家 863 计划两项, 在国内外重要学术刊物发表学术论文 50 余篇. 主要研究方向为复杂系统理论、系统工程理论与应用、智能检测技术等.