

基于脑电的脑-机接口：关键技术和应用前景

尧德中, 刘铁军, 雷旭, 杨平, 徐鹏, 张杨松

(神经信息教育部重点实验室; 电子科技大学生命科学与技术学院 成都 610054)

【摘要】 介绍了运动想像脑-机接口技术中的几项核心技术, 即在信息特征提取阶段采用的共空间模式和判决空间模式滤波方法、在模式识别阶段采用的大概率测试样本扩充训练集合的贝叶斯线性判决分析方法、直推式支持向量机方法、基于流形学习的拉普拉斯支持向量机方法和基于分层贝叶斯模型的方法。介绍了在线系统设计中的放大器设计和空闲态检测, 展望了未来的发展方向。

关键词 脑机接口; 脑电; 特征提取; 在线系统; 模式识别

中图分类号 R318

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2009.05.009

Electroencephalogram Based Brain-Computer Interface: Key Techniques and Application Prospect

YAO De-zhong, LIU Tie-jun, LEI Xu, YANG Ping, XU Peng, and ZHANG Yang-song

(Key Laboratory for NeuroInformation of Ministry of Education, School of Life Science and Technology,
University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract Several key techniques of brain computer-interface based on motor imagery are introduced. For the feature extraction, emphasized are the common spatial patterns (CSP) and discriminative spatial patterns (DSP) filters; for the pattern recognition, stressed are the Bayesian linear discriminant analysis (BLDA) employed large probabilistic test samples to expand the training set, the transductive support vector machines (TSVM), the manifold-based Laplacian support vector machine (LapSvm), and the hierarchical Bayesian linear discriminant analysis. For on-line system realization, amplifier designing and the idle-state detection are described. Finally, the potential future directions are discussed.

Key words brain-computer interface; electroencephalogram; feature extraction; on-line learning; pattern recognition

人际交往能力是关系到生活是否和谐美好的重要因素, 而交流的工具则可以是面部表情、书信、身体姿态或心灵感应。事实上, 交流是人类存在的基础, 使得人与人之间相互理解, 分享快乐和痛苦并维系日常生活。然而, 一些人由于意外事故、生病等因素丧失了全部或者部分信息交流的能力, 脑机接口(brain computer interface, BCI)的目标就是修复或者替代这种输出, 它是在人脑与计算机或其他电子设备之间建立的直接交流和控制通道, 不依赖于脑的正常输出通路, 是一种全新的对外信息交流和控制方式^[1-5]。在过去的20年里, BCI的研究逐渐兴起, 并取得了一些实质性的进展。1995年, 研究BCI技术的团体和组织还不超过6个, 而现在已经发

展到数以百计^[3]。除了一些著名大学和研究机构外, 诺基亚等高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的新闻屡见不鲜, 如布朗大学的植入式BCI研究成果被《探索》杂志认为是2006年7大技术发现中最重要的技术发现; 2008年, 由美国两家公司研发的用大脑操控电子游戏的设备上市; 国内许多单位也取得了很好的进展。

BCI可以根据其依据的神经生理现象而大致分为3类: (1) 基于内源性思维任务的BCI, 如利用事件相关去同步(ERD)/事件相关同步(ERS)和运动相关电位(MRP)的运动想像BCI。(2) 基于外源刺激的BCI, 如稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)。(3) 生物反馈自适应, 如基于皮

收稿日期: 2009-05-27

基金项目: 国家自然科学基金(60736029); 国家863计划(2009AA02Z301)

作者简介: 尧德中(1965-), 男, 博士, 长江学者特聘教授, 博士生导师, 主要从事脑电和fMRI方面的研究。

层慢电位(SCP)的BCI。

近年来,文献[6-9]在上述几方面进行了研究,包括基于运动想像的脑机接口在线演示系统的研究;针对SSVEP-BCI,提出了用稳定系数来提高SSVEP-BCI系统频率检测能力的方法;发展了一种新的脑波音乐技术。

BCI技术是涉及神经生理学、信号处理、模式识别、控制理论、计算机科学和康复医学等多个领域的交叉技术。作为一门新兴的技术,BCI目前的发展还存在很多的问题,许多理论处于探索阶段,有待更深入的研究。本文以运动想象脑-机交互技术为例,介绍了其中的几项核心技术,并对其存在的一些问题以及可能发展的方向进行了探讨。

1 关键技术

1.1 特征提取

1.1.1 共空间模式组

1990年,文献[10]引入共空间模式(CSP)方法来区分正常和非正常脑电,以确定非正常脑电(癫痫)的源分布。CSP的数学本质是运用正交变换和白化变换对两个矩阵同时对角化,找到两个矩阵的共同投影子空间,使得两个矩阵在该子空间变换的映射下方差差异最大。基于ERD/ERS,文献[11]首次把CSP用于左右手或脚运动的分类。

传统的CSP方法只是考虑两类任务在空间上的投影具有最大的可分性,但其效果同时还受到频率滤波和脑电的非平稳性等的影响。有关的研究表明,CSP个体差异大,且可能受到多种因素的干扰。为了解决这些问题,CSP方法出现了很多变型,以使CSP不仅具有空间滤波性能,同时也在时间域上得到优化,具体如下:(1)空-频联合方法,如共空间-频谱模式^[12](common spatial-spectral pattern, CSSP)和稀疏共空间-频谱模式^[13](common sparse spectral spatial pattern, CSSSP)。(2)结合流形学习和核函数的方法,如局部时间CSP^[14]和核CSP^[15]。(3)引入更新模式适应脑电的非平稳性,如不变空间模式^[16]和自适应CSP^[17]。(4)引入正则化方法提高算法的鲁棒性,如正则化CSP^[18]。

文献[19]提出了共空间模式组(common spatial pattern ensemble, CSPE)方法以增加空间滤波的鲁棒性,其主要思想是把随机子空间的思想融合到了分类器的联合中,即把多导电极按区域划分,划分后的子空间分别用CSP进行特征提取,最后分类结果由投票方式得到。该方法能有效地克服CSP的不稳

定性,因为它能排除可能存在严重噪声的电极区域,因此特别适合存在电极通道故障、电极接触不良和伪迹较多的情况。

1.1.2 判决空间模式

在有关运动现象BCI的研究中,为了更好地提取运动相关电位(movement related potentials, MRPs)的空间特征^[20-21],文献[22]发展了判决空间滤波模式(discriminate spatial patterns, DSP)方法。该方法是Fisher线性判别分析思想在空间分析方面的拓展,在强调类间离差(scatter matrix)投影最大和类内离差投影最小的情况下获得空间滤波器。DSP相比于CSP方法更适合于MRPs这种波动性小(低频)的慢电位的幅度差异检测。如果联合CSP和DSP方法,分别提取ERD/ERS和MRPs信息后再综合,可以达到比仅用DSP或CSP中的一个更好的单次脑电分类结果。

1.2 模式分类

1.2.1 分层贝叶斯模型分类

贝叶斯线性判决分析(Bayesian linear discriminant analysis, BLDA)是基于证据框架的贝叶斯回归,它在基于P300特征的BCI中得到了成功的应用^[23]。在已有的BCI研究中,线性分类方法相比非线性分类方法具有较低的计算复杂度和不易过拟合的优点,应用得非常普遍。但是一般的线性分类方法只能得到分类的标签,不能得到测试样本属于某一类的概率大小。BLDA方法不仅可以得到分类的标签,同时还可以得到测试样本属于某一类的概率,有助于一些后续的处理如分类器的联合,同时也提供了样本属于一类的置信度。文献[24]把BLDA方法向多任务运动想象模式进行扩展,研究了基于概率加权投票的多分类模式。

此外,在目前的许多分类器中,特征提取与分类计算是在两个独立的步骤中完成的,如果能将两者有效地整合,可望获得更好的效果。为此,我们发展了分层贝叶斯Fisher线性判决分析方法,并用于多类运动想象实验中。该方法能有效地结合一些有用的先验信息,包括实验信息和生理信息都能得到很好的建模。该线性分类器不需要耗时的交叉确认参数估计过程,并且和BLDA方法一样能得到分类的概率输出,可望在在线系统搭建和分类器的后续处理中得到较多的应用。

1.2.2 基于直推式支持向量机的分类方法

支持向量机(SVM)是一种适用于小样本和高维特征,并具有很好的泛化能力的分类方法,在BCI的分类中应用十分广泛。其基本原理是通过非线性

变换将输入空间变换到一个高维空间,然后在这个新空间中求取最优线性分类面。

为缩短使用者的训练过程,文献[25-26]发展了两种可以缓解小训练集问题的自适应机器学习方法:直推式支持向量机(transductive support vector machines, TSVM)和支持向量机后验概率模型(Probabilistic SVM, PSVM),它们的主要目的是在减少训练时间的同时保持BCI系统的模式分类性能。TSVM主要的优点是能够解决训练数据和测试数据的分布不同问题。在直推式学习中,TSVM在训练过程中可使用较少的有标签样本和较多的无标签样本进行学习,所以能够比仅有标签样本更好地刻画整个样本空间上的数据特性,从而使训练出的分类器具有更好的推广性能。目前,TSVM算法还面临着一些问题,如计算的复杂性和使用无标签的数据所引起的目标函数的非凸性,但是,研究结果表明TSVM算法可以减小脑电非平稳性的影响,并提高分类准确率和减少使用者的训练时间。

1.2.3 基于流形学习的半监督方法

TSVM是一种半监督学习方法,我们研究了基于流形学习的半监督学习框架。流形学习的主要目标是从高维观测数据中恢复低维流形结构,即找到高维空间中的低维流形,实现数据的维数简约或数据可视化,并获得相应的映射关系。拉普拉斯SVM(Laplacian SVM, LapSVM)^[27]是一种基于流形学习的SVM扩展方法,是将基于图的拉普拉斯作为正则化项应用到半监督学习中,不仅提高了分类准确性,还解决了一般TSVM的非凸性使优化陷入局部最优的难题;同时,全监督学习和无监督学习可以作为该方法的特例。将LapSVM应用于BCI数据的连续分类中,相比于TSVM, LapSVM在提高分类准确率上具有明显的优越性,尤其是分布比较复杂的数据,越能体现出LapSVM的优势。但是, LapSVM方法的参数估计太费时,只适合于离线BCI数据的分析,要进一步应用于在线BCI系统的研究,需要在降低算法复杂度方面作出新的努力。

1.3 在线系统

由于脑电信号的复杂性和非平稳性,在线分析单次脑电信号对信号处理和模式识别技术是一个挑战。很多实验室虽然都有BCI的研究,但真正实现脑-机接口在线演示或控制的并不多。2006年,文献[3]在关于脑-机接口的调查研究中表明,79个BCI研究组中仅有10个实现了基于BCI的辅助设备控制(占13%),26个设计了BCI演示系统(占33%),其余43个

仍处于离线的数据分析阶段(占54%)。由此可知,BCI系统从离线到在线控制还存在许多问题需要解决。

成都BCI小组已经实现了两任务运动想象的BCI同步在线系统搭建^[6],该系统基于模型参数和能量的特征提取和分类算法,并利用线性判决分析分类器实现对特征的分类,最高达到了93%的分类正确率。此外,文献[28]对反馈在在线系统中的作用进行了研究,希望实现同步系统向异步方式过渡,并在新的特征提取与模式识别算法研究的基础上实现整个在线系统的完整搭建。

要实现BCI的异步在线控制,需要搭建完善的软硬件平台,硬件需要能稳定采集脑电数据并能实现快速实时的数据传输,软件平台应能实现良好的开发环境,以利于脑电特征提取和分类算法的实现以及对外部设备的控制。成都BCI小组不仅研发了适合稳定脑电数据采集的放大器,并且在异步模式空闲检测方面也进行了相关的研究^[28]。相对于同步模式,异步模式需要BCI连续的监测脑电信号,并实时进行分析,系统只在使用者有控制意图时才激活并判断使用者的思维状态,完成特定的控制任务。因此,在运动想象的异步BCI中,使用者没有控制意图的状态(空闲状态)的检测显得尤为重要。联合两个两分类器,利用它们的输出的均值进行分类得到了较好的结果。同时,应用滑动窗可以连续检测使用者的意图,为实现实时在线异步的控制奠定了基础。

2 展望

作为一个新的研究领域,BCI的研究涉及多个学科的通力合作,并且在不同的研究阶段对BCI也会有不同的要求,但最终目标往往都是实现BCI作为一种交流和控制的工具。

根据国内外的相关文献,BCI的进一步发展可以重点考虑以下课题:

(1) 神经生理现象研究。基于运动想象模式的脑机接口是目前BCI研究中的热点,因为它有明确的神经生理现象作为基础,如ERD/ERS和MRPs等。BCI系统使用的神经生理现象都是基于实验观察得到的,故进一步的神经生理研究将有助于新的BCI范式的提出和新的模式产生。此外,在一些BCI实验中(如ERD/ERS),有一定比例的使用者被称为“BCI盲”,他们没有明显的ERD/ERS现象。“BCI盲”的产生是由于大脑结构的差异还是别的原因,目前还没有相关的结论。

(2) 特征提取和模式分类的融合。在特征提取方

法中,除了目前得到较多研究的降维方法如PCA、ICA、局部线性投影和CSP外,还可以发展基于核和基于流形的非线性降维方法,如在流形学习中,非线性主要强调的是局部性,而运动想象的特征分布不仅在空间位置上具有局部性,而且在时间过程和频率域上也有局部性(差异主要集中在 μ 节律和 β 节律)的特点。因此,可以考虑应用流形学习的思想并结合先验信息,挖掘这些局部信息,并和全局信息进行联合,可望得到更好的结果。

特征的联合是特征提取的另一个方向,两个相互独立或者相关性不大的特征联合往往可以得到更好的结果。特征之间的互补如表征空间能量分布的带通能量信息和表征空间同步情况的相位信息一起就可以提供更为完整的信息,以实现更好的分类。另外,如何将特征提取和分类同步进行,以在这两个本来相互独立的过程中进行信息的交换、反馈,从而达到最佳的效果,也是未来发展的方向。

(3) 半监督学习的应用。BCI中的大多数分类方法是有监督的学习方法,在未来发展中,如何能有效地提取蕴含在大量无标签数据中的有用信息,以提高系统的性能和减小使用者的训练时间是一个重要的发展方向。半监督方法是在有监督训练的基础上对分类器的一个局部更新过程,在实时系统的搭建中,不同的使用者个体差异很大;同时,由于EEG的不平稳性,即使是同样的任务、使用者,信号会随着年龄、心情、动机、情绪、疲劳、环境情况、使用时段、使用策略等的不同而不同,因此,基于半监督学习的自适应调整应该是值得研究的一个重要方向。

(4) 实时在线系统的搭建。BCI要真正实现应用的价值,实时系统的搭建是必需的环节。要实现实际可用的BCI系统,不仅对用于BCI的EEG信号处理算法有要求,而且对实验的设计模式(如有无反馈、反馈的形式等)、人机交互形式等都有更高的要求。特别是在BCI反馈学习的研究中,任务执行中是否需要反馈和以何种方式反馈还有一定的争议。如何让大脑和计算机这两个智能系统互影响、相互依赖,朝着更加和谐的方向发展等都是BCI研究中需要深入探讨的问题。此外,发展脑机交互的实时系统,异步模式是必需的,而从同步到异步的过渡还有很多的问题,怎样确认空闲态,如何在空闲态上识别有用的信号,如何自动判别非控制信号,排除自然情况下的外界干扰等,都是待解决的重要问题。

(5) 多模态BCI研究。为了进一步增强人机交互

系统的性能,扩大BCI在复杂的现实环境中的可靠性和稳定性,可以考虑触觉、EEG、EMG、眼动等多模式的联合,以实现多模态的高速高稳定的控制。多种感觉信号的参与将有助于更好地判断使用者的真正意图,但也牵涉到了多类数据的同时记录、高速处理、信息融合、模型设计、相互干扰控制、综合系统的复杂度增加等问题需要进一步深入研究。此外,在在线系统的反馈研究中,也可以尝试用多模态的反馈形式(视觉、听觉、触觉等),并探讨相关的功能意义和实现的途径。

3 结束语

BCI作为一种全新的控制和交流方式,要真正应用于实际事务中,还有许多需要解决的问题^[1-2]。BCI自身发展的意义已不仅限于医学的范畴,对脑电的机理^[29]、脑认知、脑康复、信号处理、模式识别、芯片技术、计算技术等各个领域都提出了新的要求。在对这一领域的研究过程中,人们也会对大脑的结构和功能加深认识,并有可能对开展大脑结构和功能研究的方式发生深刻的影响。随着技术的不断完善和多学科的融合努力,BCI必将逐步应用于现实,造福人类。

参 考 文 献

- [1] YAO De-zhong. Brain-computer interface: today and tomorrow[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(1): 1-2.
- [2] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, MCFARLAND D J, et al. Brain-computer interfaces for communication and control[J]. Clin Neurophysiol, 2002, 113: 767-791.
- [3] MASON S G, BASHASHATI A, FATOURECHI M, et al. A comprehensive survey of brain interface technology designs[J]. Ann Biomed Eng, 2007, 35:137-169.
- [4] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, MCFARLAND W J. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting[J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000, 8(2): 164-173.
- [5] VAUGHAN T M. Guest editorial brain-computer interface technology: a review of the second international meeting[J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2003, 23: 94-109.
- [6] LIU Tie-jun, YANG Ping, PENG Xu-yong, et al. Real-time brain-computer interface system based on motor imagery[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(1): 3-6.
- [7] WU Zheng-hua, YAO De-zhong. Frequency detection with stability coefficient for steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based BCIs[J]. Journal of Neural Engineering, 2008, 5(1): 36-43.
- [8] WU Zheng-hua, LAI Yong-xiu, XIA Yang, et al. Stimulator selection in SSVEP-based BCI[J]. Medical Engineering

- Physics, 2008, 30(8): 1079-1088.
- [9] WU Dan, LI Chao-yi, YAO De-zhong. Scale-free music of the brain was recently published in PLoS one. [EB/OL]. [2009-03-23]. <http://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0005915>.
- [10] KOLES Z J, LIND J C, SOONG A C. Spatio-temporal decomposition of the EEG: a general approach to the isolation and localization of sources[J]. Clin Neurophysiol, 1995, 95(4): 219-230.
- [11] Müller-GERKING J, PFURTSCHELLER G, FLYVBJERG H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task[J]. Clin Neurophysiol, 1999, 110: 787-798.
- [12] LEMM S, BLANKERTZ B, CURIO G, et al. Spatio-spectral filters for robust classification of single trial EEG[J]. IEEE Trans Biomedical Eng, 2004, 52(9): 105-116.
- [13] DORNHEGE G, BLANKERTZ B, KRAULEDAT M, Losch F, et al. Optimizing spatio-temporal filters for improving brain-computer interfacing[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 18. Cambridge, MA: MIT Press, 2006.
- [14] NOVI Q, GUAN C T, DAT T H, et al. Sub-band common spatial pattern for brain-computer interface[C]//Proceedings of the 3rd international IEEE EMBS Conference on Neural Engineering. [S.l.]: IEEE, 2007: 204-207.
- [15] ZHANG Jia-cai, TANG Jian-jun, YAO Li. Optimizing spatial filters with kernel methods for BCI application[J]. Proceedings of SPIE, 2007, 6790: 670-678.
- [16] BLANKERTZ B, KAWANABE M, TOMIOKA R, et al. Invariant common spatial patterns: Alleviating nonstationarities in brain computer interfacing[C]//Advances in Neural information Processing Systems 20. Cambridge, MA: MIT Press, 2008.
- [17] SUN Shi-liang, ZHANG Chang-shui. Adaptive feature extraction for EEG signal classification[J]. Med Bio Eng Comput, 2006, 44: 931-935.
- [18] FARQUHAR J, HILL T N. Regularised CSP for sensor selection in BCI[C]//Proceedings of the 3rd International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course. [S.l.]: [s.n.], 2006: 14-15.
- [19] LEI Xu, YANG Ping, XU Peng, et al. Common spatial pattern ensemble classifier and its application in brain-computer interface[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(1): 17-21.
- [20] PINEDAJ A, ALLISON B Z, VANKOV A. The effects of self-movement, observation, and imagination on spl mu rhythms and readiness potentials (RP's): Toward a brain-computer interface (BCI)[J]. IEEE Trans. Rehabil Eng, 2000, 8(2): 219-222.
- [21] KUKLETA M, LAMARCHE M. Steep early negative slopes can be demonstrated in pre-movement Bereitschaftspotential[J]. Clin Neurophysiol, 2001, 112: 1642-1649.
- [22] LIAO Xiang, YAO De-zhong. Combining spatial filters for the classification of single-trial EEG in a finger movement task[J]. IEEE Trans BioMed Eng, 2007, 54(5): 821-831.
- [23] HOFFMANN U, EBRAHIMI T, VESIN J M. Bayesian machine learning applied in a brain-computer interface for disabled users[D]. Lausanne: Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2007.
- [24] YANG Ping, LEI Xu, XU Peng, et al. A Study on probabilistic methods for multi-class brain computer interface[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(1): 12-16.
- [25] LIAO Xiang, YAO De-zhong, LI Chao-yi. Transductive SVM for reducing the training effort in BCI[J]. Journal of Neural Engineering, 2007, 4(3): 246-254.
- [26] 杨平, 刘铁军, 尧德中. 支持向量机后验概率方法在多任务脑机接口中的应用. 中国生物医学工程学报, 2009, 28(2): 171-176.
- YANG Ping, LIU Tie-jun, YAO De-zhong. SVM with posteriori probabilistic output applied in multi-class brain computer interface[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2009, 28(2): 171-176.
- [27] ZHONG Ji-ying, LEI Xu, YAO De-zhong. Semi-supervised learning based on manifold in BCI[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(1): 22-26.
- [28] HUANG Yu, WU Qiang, YAO De-zhong. An algorithm for idle-state detection and continuous classifier design in motor-imagery-based BCI[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(1): 27-33.
- [29] 尧德中. 脑功能探测的电学理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- YAO De-zhong. Brain function prospecting: theory and methods[M]. Beijing: Science Publishing Press, 2003.

编辑 黄莘



尧德中, 长江学者特聘教授。获得西南大学的学士学位、浙江大学的硕士学位、成都理工大学(工学)和丹麦Aalborg 大学(生物医学)的博士学位, 获得“国家杰出青年基金”。现为电子科技大学神经信息教育部重点实验室主任、生命科学与技术学院院长、中国生物医学工程学会常务理事。

先后主持 973 课题 1 项、自然科学基金重点项目 2 项。已指导博士 11 名、出站博士后 5 名; 发表 SCI 论文 80 余篇, 专著 1 部, 获国家发明专利授权 4 项。主要成果为对脑电进行的比较系统性的创新研究。目前的主要研究领域为脑电与脑机交互、脑电与 fMRI 结合、脑网络计算理论及应用。