

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201304055
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130929.1130.009.html>

Graz-脑机接口研究概述

张晓楠¹, 刘建平²

(1.武警工程大学 信息工程系, 陕西 西安 710086; 2.武警工程大学 理学院, 陕西 西安 710086)

摘 要:在明确了 BCI 相关概念与研究背景的基础上, 从 Graz-BCI 的研究内容和应用 2 个方面, 对 Graz-BCI 的研究现状进行了概述. 归纳了运动想象控制、 μ 节律同步、自适应回归参数、复杂波段功率特征、相位同步特征及自适应分类器等方面 Graz-BCI 的关键技术, 介绍了运动想象控制的研究基础、试验方法及相关参数、与自适应回归参数匹配的分类器、基于相位的复杂波段功率特征及相位同步特征、ADIM 和 ALDA 2 种自适应分类器. 总结了 Graz-BCI 技术在神经假体与拼写设备的相关应用, 指出了 Graz-BCI 在运动想象控制、“大脑开关”以及光学 BCI 原理机等方面的发展趋势.

关键词:Graz-脑机接口; 脑机接口; 运动想象控制; μ 节律同步; 自适应回归参数; 复杂波段功率特征; 相位同步特征; 自适应分类器

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2013)05-0395-05

中文引用格式: 张晓楠, 刘建平. Graz-脑机接口研究概述[J]. 智能系统学报, 2013, 8(5): 395-399.
英文引用格式: ZHANG Xiaonan, LIU Jianping. Summary on the research for Graz-brain-computer interface [J]. CAAI Transactions on intelligent Systems, 2013, 8(5): 395-399.

Summary on the research for Graz-brain-computer interface

ZHANG Xiaonan¹, LIU Jianping²

(1. Information Engineering Department, Chinese Armed Police Force Engineering University, Xi'an 710086, China; 2. College of Science, Chinese Armed Police Force Engineering University, Xi'an 710086, China)

Abstract: On the basis of defining the related concepts and research background of brain computer interface (BCI), the present research situation of Graz-BCI are summarized from two aspects including both research content and research application. The key technologies of Graz-BCI for such aspects as control for motion thinking, μ rhythm synchronization, adaptive regression parameter, power feature of complex wave band, phase synchronization features and adaptive classifier, are induced. The research basis, test method and related parameters on the control for motion thinking, the classifier matching the adaptive regression parameter, the power feature of complex wave band and phase synchronization features on basis of phase, ADIM (adaptive information matrix) and ALDA (adaptive linear discriminant analysis) adaptive classifier, are introduced. The relevant application of Graz-BCI technology on the aspects of nerve prosthesis and spelling equipment are summarized, in addition, the developing trend of Graz-BCI on such aspects as the control for motion thinking, “brain switch” and the optical BCI prototype machine are pointed out.

Keywords: Graz-BCI; BCI; control for motion thinking; μ rhythm synchronization; adaptive regression parameter; power feature of complex wave band; phase synchronization features; adaptive classifier

脑机接口 (brain computer interface, BCI) 的正式研究时间至今不足 30 年, 目前绝大部分 BCI 研究还处于实验室阶段, 尚无大规模商业应用. 1999—2011 年 5 次 BCI 国际会议的召开以及 2013 年召开的第 6 届 BCI 国际会议, 为 BCI 的发展推波助澜.

BCI 研究起始于 Graz 科技大学, Graz 应用事件相关去同步/同步电位 (event-related desynchronization/event-related synchronization, ERD/ERS) 分类完成了运动执行与运动想象过程中的单一脑电 (electroencephalogram, EEG) 试验^[1-3]. 同时, 该机构与 Wolpaw 博士的纽约 Albany 实验室合作, 进行一系列的基础研究^[4-6]. ERD/ERS 在 20 世纪 70 年代首次被

提出,用来量化一项运动任务中的感觉运动节律动态,包括 μ 节律和中央 β 节律.接下来的几年中,在研究处于运动、感觉和认知处理过程下的大脑节律相关时间行为时,ERD/ERS 占有十分重要的地位^[7].本文在前人工作基础上系统详尽地介绍 Graz-BCI 的相关研究内容及关键技术,并进行总结与展望.

1 Graz-BCI 研究基本内容

1.1 Graz-BCI 运动想象控制

Graz-BCI 利用运动想象和相关感觉运动皮层的脑电信号来实现外围设备控制^[8].运动开始时 μ 和 β 节律的 ERD、结束时的 ERS,共同构成感觉运动节律控制 BCI 系统的基础.皮层振荡的主要频带是 μ 节律(8~12 Hz)、感觉运动节律(12~15 Hz)和 β 节律(15~30 Hz).

BCI 运用的相关技术并不要求实际的运动来调节感觉运动节律.通过时空 ERD(振幅减小)和 ERS(振幅增大)模式,运动想象能够产生不同种类的诱发模式,比如:1)感觉运动节律(μ 节律和中央 β 节律振荡)的事件相关去同步化(ERD);2) μ 节律的事件相关同步化(ERS);3)运动想象结束时中央 β 节律振荡的短暂同步化(ERS)^[9].

从不间断的 EEG 信号中实时检测出想象相关的脑部活动,这是控制基于脑信号的外部设备关键所在.尽管有资料证明,简单的运动想象能够在 μ 和 β 频带引起可预测的时间稳定变化^[7],然而也有人提出并未出现预期的想象 EEG 信号变化.此外,在研究运动想象脑振荡活动时,发现了多种时频模式^[10-11].

运动想象的多样性可以解释想象相关的 EEG 信号变化之间的不同.例如,在没有特殊指令的条件下,受试者可以通过“内在观察”来自我执行某一个动作,也可以通过“心理视频”来想象自己或他人执行某一个动作.第 1 种想象基于相关的动觉,第 2 种则基于视觉参数.大量证明显示,想象在功能上等同于实时感知和实时动作的脑部活动过程.受试者执行运动想象的不同方式很可能与不同的电生理激励模式有关(如时域、频域和空间域).

近期,Graz 致力于研究想象种类对动觉和视觉行为表现的影响.要求参与者进行动觉运动想象(kinesthetic motor imagery, MIK,也称第一人称过程)或视觉运动想象(visual motor imagery, MIV,也称第三人称过程).在“第一人称过程”中,受试者必须想象自我执行动作,而在“第三人称过程”中,要事先想象一个执行动作的任务.此外,在控制条件方面,需监测“真实的运动”,尤其是动作执行(motor

execution, ME)和手部运动的观察.

通过多通道 EEG 信号记录系统将采集到的 14 名右手习惯参与者的实验结果输入到学习分类器 DSLVQ(distinction-sensitive learning vector quantization)中,进行相关特征分类识别,用来区分各自的心理状态.这种方法通过监视学习过程,运用加权距离以适应不同的输入特征(如频率成分),多用于某种过程的动态阶段(动作执行、想象或观察).

实验结果表明,平均识别率接近 80%.虽然受试者之间存在显著的差异性,MIK 的识别率(66%)要明显高于 MIV(56%).ME 和 MIK 的识别分类中,位于 C3 位置附近的电极的输入特征最为明显,视觉观察的大脑活动集中区域在顶枕皮质区域,因此视觉运动想象(MIV)并不能在单次 EEG 分类中成功检测到.

1.2 μ 节律同步与单次 EEG 识别率

同步模式能够显示运动想象过程个体之间的差异.因此,人们感兴趣的是在四分类任务中(左手、右手、双脚和舌头), μ 节律同步或 μ 节律 ERS 特征是否影响单次 EEG 试验的分类与识别.在运动想象任务中,画出中央电极 C3、Cz 和 C4 的时频分布图,用于 μ 节律频带分析中.

在每 60 个单极通道和每个双极通道的可能组合中估计自适应回归(adaptive autoregressive, AAR)参数.相应地,用卡尔曼滤波器得到 1 830 个单通道自适应回归估计.接下来,将每次试验的 AAR 估计值进行分解.对于每一个分量,计算最小的马氏距离并应用于同一个分量.于是,每一个分量可得到四分类任务的识别率.为衡量区别性,运用“kappa”系数:

$$k = \frac{f - n^{-1}}{1 - n^{-1}},$$

式中: f 代表识别率, n 代表类别数目(每类的试验数相等).在 7 s 的试验中,kappa 值最大的分量用于分类器.采用交叉验证法对分类器进行交叉验证并确定最大的 kappa 值.

从一名受试者的所有 ERD/ERS 数目(四分类任务中 3 个中央电极)可以计算出标准方差,并称之为“任务间变动性”(intertask variability, ITV).低值的 ITV 显示所有中央电极位置的 ERD.若 ITV 值较大,ERD 现象只在手部想象运动中较为明显,而 ERS 现象在想象双脚和舌头活动时经常出现.

图 1 显示了 ITV 与通过 kappa 系数表示的单次试验最高识别率之间的关系,从图 1 中可看出,当 ITV 值较高时,单次试验的识别率较大.当每一类任务都近似呈现相似的中央位置 ERD 模式时,识别 4 类任务几乎是不可能的.

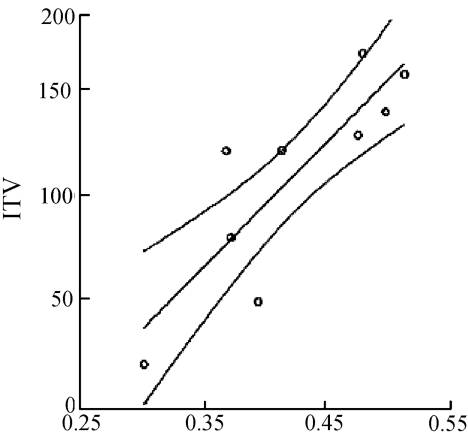


图 1 ITV 与 kappa 系数的关系

Fig.1 Relationship between ITV and kappa

在不同的运动想象任务中,存在 μ 节律成分的显著个体差异性.ERD/ERS 模式的多样性是分析单次试验的先决条件.

1.3 自适应回归参数

EEG 的频谱特性是 BCI 实验的一项重要特征.然而,运用快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT),特征提取以分块为基础,在时间上无法连续地显示反馈.另外一种频谱估计方法是自回归模型.除了平稳估计,自适应估计算法如最小方差估计 (least mean-squares, LMS)、最小二乘法 (recursive least-squares, RLS)、卡尔曼滤波等也同样适用.自适应回归模型参数(AAR)的时间分辨率等于抽样率,因此,它能够实时提供连续反馈.运用 LMS 算法的 AAR 估计的第 1 个在线实验是由 Schlüogl 等实现的.离线实验中同样研究并分析了许多高级 RLS 方法.基于以上工作,估计算法应用于新型实时工作平台中,这些平台通过 MATLAB/Simulink 实现.

随着 AAR 参数的出现,分类器也有了相应的变化.在此之前,神经网络分类器应用非常广泛,引入 AAR 参数之后,线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)更加普及.首先,LDA 的实用性在于其更快更简单的训练步骤.此外,LDA 还有许多显著的优点:稳定性高;LDA 提供了连续识别功能并且不需要很多的训练数据.因此,LDA 是 AAR 算法的典型分类器.连续识别功能对于提供连续振幅反馈是非常有用的.于是,AAR 与 LDA 的结合算法提供了一种时间和幅度连续的分析系统.之后,其他一些连续估计的特征提取算法如 Hjorth 和自适应 Barlow 算法,以及基于滤波、平方、平滑的功率谱估计等都得到了应用.

最近,AAR 参数已经用于比较不同的分类器.基于这个目的,采用四分类运动想象任务的 60 通道

EEG 数据,运用阶数 $p=3$ 的 AAR 模型进行估计.以下分类器常应用于 3 阶 AAR 模型:1) 基于 KNN 的神经网络;2) 支持向量机 (support vector machine, SVM);3) 线性判别分析 (LDA). 识别率最高的为 SVM,LDA 次之,最低的是神经网络.

1.4 复杂波段功率特征

人们已经逐渐意识到波段功率特征的重要性等同于大脑模式的分类.过去,相位信息通常作为其他特征的结果进行融合.从传统意义上说,波段功率特征通过平方样本值并平滑其结果,在时域范围内得到;但是在频域范围内,通过快速傅里叶变换 (FFT) 也能够得到相同的特征.这项技术的应用会产生复杂的结果,包括想象、含有波段功率和明确相位信息的实际成分.其中伴有明确相位信息的波段功率可以改进分类结果.这些相位和幅度特征相结合,称之为复杂波段功率特征 (complicated band power, CBP).

实验记录受试者的四分类运动想象数据来测试相位的重要性.60 个电极之间距离为 2.5 cm,运用共同空间模式 (common spatial pattern, CSP) 算法来进行所有电极数据的分类.只有以 C3、C4 和 Cz 为中心的 15 个电极数据用于产生 CBP 特征.

测试结果基于 250 ms 滑动汉明窗的 FFT,而后,通过 1 s 滑动平均滤波器进行平滑.测试结果产生不同频带的移相,以此来区分不同的相位信息.8 个 4 ~ 35 Hz 的等间隔频带来产生 CBP 特征,共计产生 480 个 CBP 特征,并采用顺序浮动前进法 (sequential floating forward selection, SFFS) 挑选子集.

CBP 特征提取的结果与 CSP 的结果具有可比性,甚至前者识别率高于后者.此外,CBP 优于 CSP 之处不仅在于能够较好地处理人工干扰,而且电极数少于 CSP.此外,CBP 训练数据少于 CSP,并能得到较好的结果.测试表明,CBP 采用 CSP 一半的数据,却能得到相似或优于 CSP 的分类结果,CBP 的 kappa 平均值比 CSP 高 0.11.

从获得的数据中产生测试和训练数据的不同组合.所有的前期数据都用于训练之后,最终的实验采用测试数据才能得到较好的结果.实验结果表明,包含相位信息能够改善识别率,kappa 系数提高了 0.17 ± 0.1 .结论证明,相位信息在 BCI 研究中是非常重要的一项有用特征,能够提高 BCI 最终的识别率.

1.5 相位同步特征

当前,几乎所有的 BCI 都忽视了不同位置电极记录的脑信号之间的关系.大部分 BCI 系统依赖于从对数波段功率特征或自适应回归参数获得的单个特征向量.然而,单个电极能够在未来提供新的特征,通

过量化它们之间的关系,能够得到更多的信息。

锁相值(phase locking value, PLV)是量化这种关系的方法,已用于离线分析脑皮层电图(electrocorticogram, ECoG)信号。PLV衡量的是2个EEG信号之间的相位同步水平:

$$PLV = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N \exp(j\{\varphi_1(n) - \varphi_2(n)\}) \right|.$$

式中: $\varphi_i(n)$ 代表在时间序列 $t=n$ 时相应电极 $i=\{1,2\}$ 的瞬时相位,通过Gabor分解或Hilbert变换求得。平均值可以通过不同试验求得,也可以在单次试验中通过多个样本求得。PLV值为1代表2个通道高度同步,值为0代表不存在相位同步。PLV类似于互功率谱,不同点在于PLV不考虑信号幅值,由于PLV直接获取相位同步,这更适合于研究EEG脑电信号的同步现象。

对于单次试验分类来说,离线研究表明PLV中存在更多的信息。从受试者获取的PLV特征,通过特征提取算法可以获得每个受试者的最佳特征集。例如,采用4个双极EEG通道C3、Cz、C4、Fz在宽频带内计算PLV值:Fz-C3、Fz-C4、C3-Cz、Cz-C4。

特征提取结果的独特之处是重要同步特征位于头部的位置。左右半球间的电极对很少被提取出来,一个半球的双电极占绝大多数。此外,位于前额的双电极要多于枕骨部位的电极。

Graz-BCI研究机构应用PLV在线模型进行研究,记录3个在线过程(每一个包括4~6个实验,每个实验包括30次试验)中3个经过训练的受试者的脑电数据。实验结果表明受试者都能够控制3种状态(分别是左手、右手和双脚的运动想象),单次试验识别率在60%~67%。

1.6 自适应分类器

通常,根据操作者的经验,经过一段时间后,新分类器便可得到应用并自动升级优化。自适应在线分类器目标在于自动适应受试者EEG模式的变化,并对其非平稳性进行处理。在Graz研究中,ADIM(adaptive information matrix)和ALDA(adaptive linear discriminant analysis)2种自适应分类器已经用于在线测试。ADIM分类器在线估计信息矩阵(自适应信息矩阵),用于计算二次判别分析(quadratic discriminant analysis, QDA)的自适应版本。ALDA是基于卡尔曼滤波的自适应线性判别分类器。采用AAR参数、对数波段功率对2种分类器进行分析。实验设计不同于以往的经典设计,经典设计包括无反馈的训练模块,采用无反馈数据的计算模块和反馈模块,而自适应系统在第1个模块中包含反馈模块,运用预定义的主体特定分类器,而后,在线升级为主体特定

分类器。受试者通过第1个模块的系统响应便可得出运动想象有关策略。

实验包括18名受试者,6名采用AAR特征和ADIM分类器,6名采用BP估计,其余6名采用AAR和BP组合特征与ALDA分类器,实验结果显示最后一组受试者的分类错误率明显下降。

2 Graz-BCI 研究的应用

2.1 神经假体控制

BCI实现帮助瘫痪病人恢复抓握功能已不是遥不可及。通过训练受试者,可以通过想象手脚运动来建立独立的大脑模式。此外,功能性电刺激(functional electrical stimulation, FES)可用于恢复运动功能,在肌肉运动点放置若干表面电极或者皮下植入电极,通过施加刺激脉冲,引起肌肉纤维收缩。

实验受试者为两名高位脊髓损伤(spinal cord injury, SCI)的男性,两人都安装了神经假体。其中一名30岁的C5等级SCI患者通过表面电极功能性电刺激,恢复左手的抓握能力。在4个月的BCI训练阶段,这名患者能够成功诱导17 Hz脑电波振荡,并且能够长期保持这项技能。通过触发信号用于抓握状态与刺激状态之间的切换,前臂和手上安置3个FES电极,用于抓握功能恢复。通过这次试验,受试者能够抓握住一个水杯^[12]。2000年在海德堡骨科大学第二医院,另一名患者(42岁,C5级SCI)的右手和手臂植入Freehand系统。2004年,经过3 d训练,这名患者进行左手运动想象时,能够产生可靠的脑电功率下降趋势。在此次试验中,BCI系统采用了仿真操纵杆。结合BCI控制的徒手系统,该名患者成功完成了抓握功能测试^[13]。

2.2 拼写设备控制

在对一名60岁ALS(amyotrophic lateral sclerosis)男性患者长达5年的研究中,Graz致力于使其能够操纵二分类“虚拟键盘”拼写设备^[14]。在BCI训练开始阶段,该名患者已经完全瘫痪,需要人工供氧,并且几乎完全失去交流能力。试验在患者的维也纳家中进行,由Graz大学远程进行监控^[15-16]。由于在线系统的限制,因此训练模块未设置反馈单元。训练由反复的运动想象试验组成,每一次试验控制在8~10 s,试验开始时屏幕空白,第2 s时给出短暂的提示音,而后屏幕中央出现一个“十”字符号,第3~7 s,出现需要进行运动想象的箭头,向左或向右的箭头提示受试者进行左手或右手的运动想象(箭头方向出现的顺序是随机的)。通过训练,患者能够运用二分类“虚拟键盘”,并成功拼写出其护理人员名字“MARIAN”。

3 总结与展望

目前,Graz 大学仍致力于研究不同视觉反馈对于分类正确率的影响,尤其是运动物体和静止物体的视觉反馈.研究表明,注视运动物体能够影响运动想象的效果,可能有所改善,也可能产生不利影响.

另一个研究重点是实现“大脑开关”,能够通过一两类 EEG 信号便可识别大脑的注意控制与非注意控制状态.“大脑开关”结合基于 SSVEP 的 BCI 系统能够达到很高的信息传输率.Graz 还将努力实现光学 BCI 原理机,并将验证该套系统在商用多通道近红外系统(near infrared systems, NIRS)的可行性.

目前,国内的 BCI 研究重点集中在脑电信号处理与识别方面,距离世界先进水平仍有一定的距离,随着未来各项技术的不断成熟,应将研究热点集中到智能感知系统、BCI 系统框架及基于低带宽 EEG 驱动智能设备的实时稳定性控制等方面,并注重同国外 BCI 先进研究机构的交流,并学习借鉴他们先进的技术.

参考文献:

- [1] FLOTZINGER D G, PFURTSCHELLER C, BERGER N J, et al. Classification of non-averaged EEG data by learning vector quantisation and the influence of signal preprocessing [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 1994, 32(5): 571-576.
- [2] KALCHER J, FLOTZINGER D, NEUPER C, et al. Graz brain-computer interface II: towards communication between man and computer based on online classification of three different EEG patterns [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 1996, 34(5): 382-388.
- [3] PFURTSCHELLER G, KALCHER J, NEUPER C, et al. On-line EEG classification during externally-paced hand movements using a neural network-based classifier [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1996, 99(5): 416-425.
- [4] PFURTSCHELLER G, FLOTZINGER D, PREGENZER M, et al. EEG-based brain computer interface (BCI). Search for optimal electrode positions and frequency components [J]. Medical Progress through Technology, 1995, 21(3): 111-121.
- [5] WOLPAW J R, RAMOSER H, MCFARLAND D J, et al. EEG-based communication: improved accuracy by response verification [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 1998, 6(3): 326-333.
- [6] WOLPAW J R, FLOTZINGER D, PFURTSCHELLER G, et al. Timing of EEG-based cursor control [J]. Journal of Clinical Neurophysiology, 1997, 14(6): 529-538.
- [7] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, RAMOSER H, et al. Visually guided motor imagery activates sensorimotor areas in hu-

mans [J]. Neuroscience Letters, 1999, 269(3): 153-156.

- [8] PFURTSCHELLER G, NEUPER C. Motor imagery and direct brain-computer communication [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(7): 1123-1134.
- [9] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, BRUNNER C, et al. Beta rebound after different types of motor imagery in man [J]. Neuroscience Letters, 2005, 378(3): 156-159.
- [10] WANG T, DENG H, HE B. Classifying EEG-based motor imagery tasks by means of time-frequency synthesized spatial patterns [J]. Clinical Neurophysiology, 2004, 115(12): 2744-2753.
- [11] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, BIRBAUMER N. Human brain-computer interface [M]//RIEHLE A, VAADIA E. Motor cortex in voluntary movements: a distributed system for distributed functions. New York: CRC Press, 2005: 253-267.
- [12] PFURTSCHELLER G, MULLER G R, PFURTSCHELLER J, et al. “Thought”—control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia [J]. Neuroscience Letters, 2003, 351(1): 33-36.
- [13] MULLER G R, SCHERER R, NEUPER C, et al. EEG-basierende kommunikation: erfahrungen mit einem telemonitoring system zum patiententraining [C]//Proceedings of 38th Annual Converse of the German Society for Medical and Biological Engineering in VDE. Berlin, Germany, 2004: 230-231.
- [14] OBERMAIER B, MULLER G R, PFURTSCHELLER G. “Virtual keyboard” controlled by spontaneous EEG activity [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2004, 11(4): 422-426.
- [15] MULLER G R, NEUPER C, PFURTSCHELLER G. Implementation of a telemonitoring system for the control of an EEG-based brain-computer interface [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(1): 54-59.
- [16] LAHRMANN H, NEUPER C, MULLER G R, et al. Usefulness of an EEG-based brain-computer interface to establish communication in ALS [J]. Journal of the Neurological Sciences, 2005, 238(1): 485.

作者简介:



张晓楠,女,1987年生,硕士研究生,主要研究方向为数字信号处理.



刘建平,男,1967年生,教授,博士后,武警工程大学军事通信学科带头人,主要研究方向为数字信号处理.睡眠质量评估方面的研究达到了国际前沿水平,获武警部队科技进步三等奖2项,发表学术论文30余篇,其中被EI检索6篇.