异步脑—机接口的空闲状态检测新方法 *

刘美春, 谢胜利
(华南理工大学 电子与信息学院, 广州 510640)

摘 要: 提出一种新的空闲状态检测方法,以训练集中各类运动想象样本的类内散度和正确检测率为指标,结合接收机曲线确定分类阈值,设计最佳三分类器,并采用模糊化技术对预测标签进行处理。将该方法应用于 2005 年 BCI 竞赛数据 IVc,测试的均方误差为 0.278 7。实验结果验证了该方法的有效性。

关键词: 异步脑—机接口; 空闲状态; 类内散度; 接收机特性; 共空间模式; 均方误差
中图分类号: R318; TP181 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2010)01-0151-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.01.045

Novel method for detection of idle state in brain-computer interface system

LIU Mei-chun, XIE Sheng-li
(*School of Electronic & Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou* 510640, *China*)

Abstract: Thie paper proposed a novel method for detecting idle state. With within-class scatter and the accuracy of the motor samples in training set as two indexes, the proposed method used the idea of ROC to determine the thresholds, and designed an optional 3-classifier. And made a fuzzy on the predicted value at the same time. Obtained a final test result with mean squared error of 0.278 7 on the BCI competition 2005 dataset IVc. The result validates the efficiency of the proposed method.

Key words: asynchronous brain-computer interface(BCI); idle state; within-class scatter; receiver operating characteristics (ROC); common spatial patterns; mean square error(MSE)

0 引言

脑—机接口(brain-computer interface, BCI)系统在大脑和外部设备之间建立起一种直接的交流和控制通道[1]。根据系统运作方式的不同,BCI 系统可以分做同步(synchronous)BCI、异步(asynchronous) BCI 两类。

同步 BCI 的特点是受试者在固定的时间内,在系统的同步提示下进行运动想象任务的切换,其模式识别的任务是对具有固定长度的代表各类运动想象任务 EEG 信号进行分析和分类。现有的基于 EEG 的 BCI 系统多半属于同步 BCI,如诱发电位 BCI[2]、慢皮层电位 BCI[3] 以及 BCI 系列比赛数据主要提供者 Albany、Graz 两大研究机构开发的自发脑电 BCI[4] 都属于同步 BCI 系统。

异步 BCI 系统的运作过程没有同步提示刺激,受试者自主控制思维活动,系统记录并分析连续的 EEG 信号。它提供了一种更加灵活、自然的人机交互方式[5,6],代表了 BCI 研究发展趋势。但在这种工作模式下,异步 BCI 系统无法提供受试者控制思维活动的提示和时间信息,给异步 BCI 的分析、分类带来了更大的挑战。

异步 BCI 模式识别的难点之一是找出受试者何时处于非运动想象状态,即空闲(idle)状态信号的检测[7,8]。异步 BCI 系统所记录的连续信号包含了不同运动想象信号和 idle 状态信号。一个好的异步 BCI 系统不仅能识别不同的运动想象任务,还要能识别 idle 状态。用户进行同一运动想象时,脑电信号会出现相似的生理现象;在 idle 状态下,用户精神状态具有不定性和多样性,它包括除特殊运动想象任务之外的各种脑部活动状态,包括发呆、说话等,因此往往没有有效的 idle 状态训练样本。难点总结为:在只有各类运动想象训练样本(无有效 idle 状态训练样本)情况下,判别各类运动想象,并检测 idle 状态。

已有的检测 idle 状态方法主要包括 Zhang 等人[8] 构造了两个不同的线性分类器 LDA,先后识别 idle 状态和各类运动想象。George 等人[5] 采用离线训练,基于最大化两类运动想象正确判别率,最小化 idle 状态错误判别率的思想,利用接收机检测特性曲线寻找最优上下阈值(对应上下阈值之间的试验定义为 idle 状态),然而在实际应用中一般没有有效的 idle 状态训练样本。Sadeghian 等人[9] 提出两种方法检测 idle 状态:一是设定门限,以样本特征与各类运动想象中心的 Mahalanobis 距离作为判别依据,当某样本特征到各类中心的距离均大于相关门限就被判定为 idle 状态;采用多分类器投票识别,多个分类器投票无法确定类别的样本归为 idle 状态。以上方法均假设 idle 状态样本特征分布于各类运动想象样本特征之间,通过不同方法设定门限阈值。事实上,阈值的设定直接影响了异步 BCI 系统模式识别的效果,是 idle 状态检测的关键。

本文提出一种基于运动想象状态的训练样本确定三分类阈值,检测 idle 状态的方法。假设 idle 状态的特征分布于各类想象运动特征之间,算法利用各类运动想象训练样本集,训练最佳的空间滤波器和投影方向;然后以训练集中各类运动想象样本特征内部散度和正确判别率为指标,结合接收机曲线特性

收稿日期: 2009-03-29; **修回日期**: 2009-05-06 **基金项目**: 国家自然科学基金资助项目(60774094,60874061)

作者简介:刘美春(1979-),女,博士,主要研究方向为脑电信号处理、脑—机接口、模式识别(liu.meichun@mail.scut.edu.cn);谢胜利(1958-),男,教授,博导,主要研究方向为盲信号处理、脑电信号处理、自动控制.

建立目标函数,确定区分 idle 状态和各类运动想象运动状态的上下阈值,设计 idle 状态、各运动想象状态的多分类器。实验证明,本方法能取得更好的识别效果。

1　一种新的 idle 状态检测方法

1.1　数据描述和分析

本文采用 2005 年 BCI 竞赛数据 IVc[7],由 Fraunhofer FIRST 和 Neurophysics 机构提供。

实验由健康的受训者完成。受训者舒服地坐在一张椅子上,两手自然地摆放在两边的扶手上。实验分两部分:a)第一部分包含三组实验,受试者在屏幕字母的提示下进行(左手/右脚/舌部)运动想象,时间持续 3.5 s(用于比赛的数据仅包含想象左手和脚部运动的实验)。两次提示之间有一段 1.75 ~ 2.25 s不等的间隔,期间受试者可以休息放松。这部分实验提供了标签信息、提示时间信息,作为训练数据。b)第二部分为测试实验,在训练实验 3 h 后进行,受试者在视觉提示下进行实验,有六组实验,每组 70 次,每次 1 s,接着是 1.75 ~ 2.25 s的休息时间。测试集给出了提示时间信息,比训练集多包含一类空闲状态的实验。

所用电极数是 118 个,带通滤波 0.05 ~ 200 Hz,采样率为 1 000 Hz。参赛者需要给出测试实验的每一次实验的类别标记,手/足运动实验标签应当接近或者等于 +1/ -1,idle 状态试验标记接近或者等于 0。算法的效果是以输出标签与真实标签的均方误差(mean square error, MSE)来衡量。设共有 N 次试验,其输出标签和真实标签分别为 z_i、y_i $(i=1,\cdots,N)$,MSE 的计算公式为

$$\mathrm{MSE}=(1/N)\sum_{i=1}^{N}(z_i-y_i)^2 \tag{1}$$

该数据模式识别的难点在于没有专门的空闲状态训练样本,而且训练和测试实验时间不同。

1.2　特征提取

根据提示出现的时刻点信息,划窗得到单次实验数据。利用训练集标签信息和相关生理背景,提取有效分类特征。

当人们进行肢体动作时(如左右手运动),大脑对侧主感觉运动皮层的 mu 节律(8 ~ 12 Hz)和 beta 节律(18 ~ 24 Hz)能量明显减小,而同侧主感觉运动皮层的 mu 节律和 beta 节律能量明显增大,这被称为事件相关去同步/同步(event-related desynchronization/event-related synchronization, ERD/ERS)现象[10]。实践证明, CSP 方法是监督提取 ERD 特征的有效算法[11],它针对运动想象引起的 ERD/ERS 现象,提取类别区分度最大的特征。算法基于两类信号协方差矩阵的同时对角化,实现两类信号的方差比值最大化,找到线性空间滤波矩阵,把多导脑电信号映射到低维空域子空间:

给定 EEG 样本集 $\{X_i\in R^{d\times T},i=1,\cdots,N\}$,$X_i$ 经过 CAR 和带通滤波处理;d,T 分别表示电极数、抽样点数,n_i $(i=1,2)$ 分别为类 C_i $(i=1,2)$ 样本数。定义

$$\overline{R}_j=(1/n_j)\sum_{i\in C_j}^{n_j}\frac{X_iX_i^{\mathrm{T}}}{\mathrm{trace}(X_iX_i^{\mathrm{T}})},j=1,2 \tag{2}$$

CSP 算法目标是找到空间滤波器 W,使得

$$W\overline{R}_1W^{\mathrm{T}}=D=\mathrm{diag}(d_1,\cdots,d_d),W\overline{R}_2W^{\mathrm{T}}=I-D \tag{3}$$

其中: $0\leqslant d_1\leqslant\cdots\leqslant d_d\leqslant 1$; I 为单位矩阵; A^{T} 表示矩阵 A 的转置。

一般选择 W 前后各 r 列向量作为空间滤波矩阵, CSP 所提取的 ERD 特征为 $f_i^{\mathrm{ERD}}=[f_{i1}^{\mathrm{ERD}},\cdots,f_{ir}^{\mathrm{ERD}},\cdots,f_{i(T-r+1)}^{\mathrm{ERD}},\cdots,f_{iT}^{\mathrm{ERD}}]$,每个分量定义为

$$f_{ij}^{\mathrm{ERD}}=\log\left(W(j,:)\frac{X_iX_i^{\mathrm{T}}}{\mathrm{trace}(X_iX_i^{\mathrm{T}})}W(j,:)^{\mathrm{T}}\right),j=1,\cdots,2r \tag{4}$$

1.3　idle 状态的检测方法

本文假设 idle 状态的特征值分布于各类运动想象的特征值之间,利用训练集两类运动想象的有效样本,设计三分类器。主要思想是以训练集中两类运动想象正确判别率和正确判别的样本类内散度为指标,利用 ROC 曲线特性,找到最佳临界点,即二分类正确率和正确分类样本类内散度的最佳组合(最理想的阈值对,是使得二类运动想象正判别率为 100%,而类内散度为 0),确定上下阈值。算法描述如下:

提取分类特征之后,利用训练集特征训练二分类器,本文采用的是最简单的线性分类器——线性判别分析(LDA),基于类间散度和类内散度比值最大化的原则,找到最佳的投影方向 w,计算每次实验数据的一维特征值,确定二分类的阈值 m_0。

把 m_0 看做是三分类器上下阈值重合的情况(图 1 中的 m_0 位置),此时,没有任何样本被判为 idle 状态,即 idle 状态的正确判别率为 0。当阈值分别向两边移动,将有越来越多的样本将被判别为 idle 状态,该状态正确判别率 P_I 发生变化(>0),先升后降;两类运动想象样本正确判别率 P 发生变化,一些运动想象样本被误判为 idle 状态,若干步之后,P 呈下降趋势。如图 1 所示,上下阈值 a、b 由初始位置 m_0 开始分别向左右移动,经过 a_1、b_1 位置,P 变化不大,P_I 增大;移动到 a_2、b_2 位置,P 大幅度下降,P_I 也下降。

因为缺乏有效 idle 状态训练样本,算法将利用训练集中运动样本的类间散度、类内散度的变化,及其分类正确率变化确定三分类阈值。设 $\{x_1^1,\cdots,x_{n_1}^1\}$,$\{x_1^2,\cdots,x_{n_2}^2\}$ 分别为训练集中被正确识别的两类运动想象样本的一维特征,计算其类间散度和类内散度:

$$S_i=(1/n_i)\sum_{j=1}^{n_i}(x_j^i-m_i)^2,i=1,2;S_w=S_1+S_2 \tag{5}$$

$$S_b=(m_1-m_2)^2 \tag{6}$$

其中:m_i $(i=1,2)$ 分别为两类样本一维特征的均值。

由图可见,当两个阈值向两边移动,m_i $(i=1,2)$ 距离扩大,S_b 逐渐增大,S_w 变化不定;当每类样本点只剩下一个样本点时,类内散度 $S_w=0$。当分布在 m_0 附近的特征点是二类运动想象的离群点时,剔除这些点会使得 S_w 减小,同类点更集中,且对 P 影响不大(如图 1 的 a_1、b_1 位置);反之,当某一阈值使得 S_w 增大,引起 P 的明显下降(如图 1 的 a_2、b_2 位置),则剔除的是二类运动想象的代表样本点。

综上所述,在缺乏有效的 idle 状态训练样本情况下,训练集中两类运动想象样本正确判别率 P 和其正确分类样本的类内散度 S_w 可作为确定三分类器的上下阈值的两个指标,随着上下阈值的两边移动,S_w 和 P 的变化较好地体现了阈值取值的优劣。下面将利用接收机曲线特性[5]建立目标函数确定阈值。以 S_w、P 为指标,根据最靠近左上方($P=1$,$S_w=0$)的点为最佳临界点的选择原则,寻找 S_w 和 P 的最佳组合,此时所对应

的阈值对便是所求。

设阈值(α,β)取值为$(\alpha_i,\beta_i)(i=1,\cdots,m)$,分别计算训练集相应的运动想象的类内散度 S_w^i 和正确判别率 $P^i(i=1,\cdots,m)$。令 $Q^i=1-P^i(i=1,\cdots,m)$,对 S_w、Q 进行归一化处理,$S_w^i=S_w^i/\mathrm{sum}(S_w^i)$,$Q^i=Q^i/\mathrm{sum}(Q^i)$。目标函数为

$$\min_{(\alpha,\beta)}=Q(\alpha,\beta)^2+\eta S_w(\alpha,\beta)^2 \qquad (7)$$

2　实验分析

本文使用采样率为 100 Hz 的数据,挑选分布在感觉运动区域的 49 个电极('F7', 'F5','F3','F1','Fz', 'F2', F4', 'F6', 'F8', 'FC5', 'FC3', 'FC1', 'FCz', 'FC2', 'FC4', 'FC6', 'T7', 'C5', 'C3', 'C1', 'Cz', 'C2', 'C4', 'C6', 'T8', 'TP7', 'CP5', 'CP3', 'CP1', 'CPz', 'CP2', 'CP4', 'CP6', 'TP8', 'P7', 'P5', 'P3', 'P1', 'Pz', 'P2', 'P4', 'P6', 'P8', 'PO3', 'POz', 'PO4', 'O1', 'Oz', 'O2')进行分析。考虑到在 cue 刚出现时受试者没有很快进入运动想象状态,而提示停止后没有立即停止运动想象,交叉验证得到时间窗 51 ~350 ms;测试实验的时间只有 1 s,在 1.75 ~2.25 s的休息时间受试者不会立刻停止想象,测试集截取时间窗 51 ~210 ms。所有数据进行 8 ~24 Hz 带通滤波。

利用 CSP 求得最佳滤波矩阵 $W(r=3)$,提取 ERD/ERS 特征,基于训练集训练二分类器,得到最佳投影方向 w 和二分类阈值 m_0。

由 m_0 开始,上下阈值 a、b 分别向左右移动,取不同阈值对 $\{(\alpha_1,\beta_1),\cdots,(\alpha_m,\beta_m)\}$ 计算训练集相应的 S_w 和 P,根据式(7)求得 $a=2.745$,$b=-2.745$($\eta=1$,所有一维特征 x_i 零均值化处理,即 $m_0=0$,所求阈值为多次实验均值)。

对测试集进行三分类,得到预测标签 $\{z_i\}_{i=1}^{420}$,根据式(1)求得 MSE = 0.316 7,略低于该数据的最好成绩(0.30)[8]。

鉴于文献[8]中对预测标签进行了线性模糊处理,可以降低 MSE,本文利用指数函数对预测标签进行模糊化处理:

$$z_i=\begin{cases}1-\exp(-\sigma(x_i-\bar{x}-a)) & \text{if}\quad x_i-\bar{x}>a\\ 0 & \text{if}\quad -b\leqslant x_i-\bar{x}\leqslant a\\ -1+\exp(-\sigma(\bar{x}-x_i-b)) & \text{if}\quad x_i-\bar{x}<-b\end{cases} \qquad (8)$$

其中:z_i 表示预测标签值;$\bar{x}=\sum_{i=1}^{N}x_i$;参数 σ 的选择要使得分类函数值反映不同样本属于某一类别的置信度,置信度最高运动想象样本的预测标签值应当等于或接近 1/-1,且当 $\sigma\to+\infty$,预测标签值等于未模糊处理的标签。图 2 标示了参数 σ 对 MSE 的影响,当 $0.4\leqslant\sigma\leqslant2.3$ 时,MSE 低于 0.3,这说明对标签的模糊化处理,能够降低 MSE。

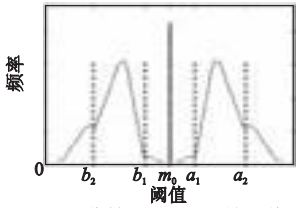

图1　阈值检测,m_0为初始阈值,向左右移动

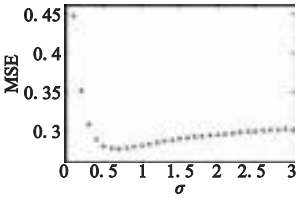

图2　σ值对MSE的影响

当 $\sigma=0.8$,$a=b=2.745$,MSE = 0.278 7,测试集的左手、右脚运动想象和空闲状态的预测标签分布情况如图 3 所示。由图可见:大约 58% 的右脚运动想象样本的预测标签值在"1"附近;50% 以上的左手运动想象样本的预测标签值接近"-1";大约 52% 的空闲样本的预测标签值在"0"附近。与文献[8]比较,本算法能得到更低的 MSE,对空闲状态的检测也取得了较好的效果。

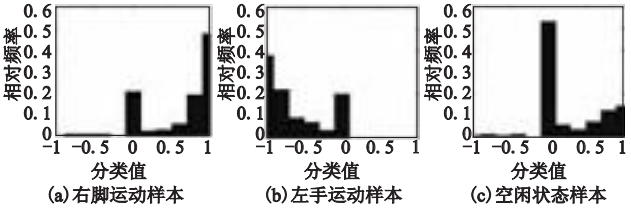

图3　分类结果关于三类样本真实标签的分布

3　结束语

本文主要讨论了异步 BCI 研究的难点问题,空闲状态检测,并提出一种新的检测空闲状态方法,基于训练集的两类运动想象的有效样本,以两类运动样本的正确检测率和内部散度变化为指标,利用类接收机特性,确定了三分类的上下阈值,并对预测标签进行了模糊化处理,降低了预测结果的均方误差。最后对 2005 年 BCI 竞赛数据 IVc 的实验证明了本算法的有效性。在三分类的设计过程中,如何确定类内散度和正确检测率两大指标的权重,寻找正确率表达式,并进一步提高模式识别率是本文进一步的工作。

参考文献:

[1] PFURTSCHELLER G, FLOTZINGER D, KALCHER J. Brain-computer interface: a new communication device for handicapped persons [J]. Journal of Microcomputer Applications, 1993,16(3):293-299.

[2] FARWELL L A, DONCHIN E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials [J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1998,70(6): 510-523.

[3] BIRBAUMER N, GHANAYIM N, HINTERBERGER T, *et al*. A spelling device for the paralyzed[J]. Nature, 1999,398: 297-298.

[4] WOLPAW J R, McFARLAND D J. Multichannel EEG-based brain-computer communication [J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1994,90(6): 444-449.

[5] GEORGE T, BERNHARD G, PFURTSCHELLER G. Continuous EEG classification during motor imagery-simulation of an asynchronous BCI[J]. IEEE Trans on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2004,12(2):258-265.

[6] TSUI C S L, GAN J Q. A synchronous BCI control of a robot simulator with supervised online training[C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 4881. 2007:125-134.

[7] MÜLLER K R, BLANKERTZ B, CURIO G. Data set IVc < motor imagery, time-invariance problem [EB/OL]. (2005) [2009-03-20]. http://ida. first. fraunhofer. de/projects/BCI/competition_iii/desc_IVc. html.

[8] ZHANG Dan, WANG Yi-jun, GAO Xiao-rong, *et al*. An algorithm for idle-state detection in motor-imagery-based brain-computer interface[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2007, 2007:5.

[9] SADEGHIAN E B, MORADI M H. Continuous detection of motor imagery in a four-class asynchronous BCI[C]//Proc of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS. 2007: 3241-3244.

[10] PFURTSCHELLER G, LOPES D S FH. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles[J]. Clinical Neurophysiology, 1999,110(11):1842-1857.

[11] JOHANNES M G, PFURTSCHELLER G, FLYVBJERG H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task [J]. Clinical Neurophysiology, 1999,110(5): 787-798.