

一种运动想象异步 BCI 的空闲状态检测方法

苏少军, 方慧娟

(华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 提出一种利用特殊运动想象训练样本与有限的空闲状态训练样本进行训练的方法, 采用公共空间频率模式算法与功率谱密度算法分别提取样本的空域与频域上的特征. 利用贝叶斯线性判别方法进行分类, 设计出一种适用于异步脑-机接口(BCI)的具有两级分类结构的分类器. 实验结果表明:该方法对包含空闲状态的脑电信号具有较好的分类效果;在利用较少电极的情况下,测试集样本的分类结果的正确率和均方误差分别为 77.62% 和 0.495.

关键词: 异步脑-机接口; 运动想象; 空闲状态; 分类器; 脑电信号; 贝叶斯线性判别方法

中图分类号: TP 391.4

文献标志码: A

脑-机接口(brain computer interface, BCI)是一种不依赖于大脑的外周神经与肌肉正常输出通路的通讯和控制系统^[1]. 根据系统运作方式的不同, BCI 系统可以分做同步 BCI 和异步 BCI 两类^[2-3]. 异步 BCI 系统记录并分析连续的脑电(electroencephalogram, EEG)信号, 尽可能快速、准确地将分类结果转换为控制信号, 提供了一种更加灵活、自然的交互方式^[4-5], 但也给模式识别带来了困难, 即空闲状态信号的检测^[6]. 当用户进行同一运动想象时, 脑部会出现相似的脑电信号; 而当用户处于空闲状态时, 由于受到各种因素的影响如说话、思考等, 包括了除特殊运动想象任务之外的所有脑部运动状态, 此时的脑电信号呈现了多样性和不定性^[2], 因此获取空闲状态的训练样本比较困难. 针对较完整的空闲状态训练样本这一缺陷, 本文设计一种新的空闲状态的检测方法.

1 实验部分

1.1 实验方法

脑电采集设备采用 24 导的 UEA-24BZ 型脑电放大器(北京中科新拓仪器有限公司). 所采集的数据是从一名右利手的健康男性进行实验得到的, 用于脑电采集的是位于头皮层的 19 个导电极. 受试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. 系统启动之后, 受试者必须注视着电脑屏幕, 电脑开始记录着受试者的脑电信号, 当电脑屏幕上第一次出现“十”字的提示信号时, 受试者需做好运动想象的准备, 准备的时间为 1 s; 之后, 受试者按照箭头或字母的提示, 开始进入运动想象状态; 当运动想象完毕, 受试者在下一次的运动想象之前, 有一段间隔的休息时间, 电脑记录着“十”字提示信号出现的时刻, 以及每一次运动想象的类别标签.

1.2 实验过程

实验过程分为两个阶段, 第 1 阶段包含 3 组实验, 受试者在屏幕箭头及字母的提示下进行(左手/右脚)两种运动想象和空闲状态反应, 时间持续 1 s. 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. 受试者每组实验包含 70 次测验, 最终得到 210 个实验样本且 3 种脑部运动状态次数是均等的, 并将这一部分实验数据作为训练数据. 第 2 阶段的实验是在与第一阶段实验相隔 3 h 后进行的, 且训练过程与第一阶段相同, 同样是得到 210 个实验样本, 并将这一部分样本作为测试集.

收稿日期: 2012-06-15

通信作者: 方慧娟(1979-), 女, 讲师, 主要从事脑机接口系统的研究. E-mail: huijuan_fang@163.com.

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(2009J05147); 华侨大学科研基金资助项目(09BS617)

2 数据处理

2.1 数据预处理

单边的肢体运动或想象运动时,大脑同侧产生事件相关同步电位(ERS),大脑对侧产生事件相关去同步电位(ERD),这两种电位主要位于运动感觉区并且主要反应在“ μ ”节律和“ β ”节律两个波段.由于两个波段的频率带主要集中在8~30 Hz,所以对运动想象脑电信号进行8~30 Hz带通滤波的预处理.

通过加窗滤波的方式对数据集的每一通道进行带通滤波,所采用的窗函数为矩形窗,阶数为20.另一方面,在数据采集的过程中,人为的各种小动作如眨眼、轻微的手臂震动都会给脑电带来不可忽视的波动.因此,采用独立成分分析(ICA)方法对采集的脑电信号进行眼电、肌电等伪迹的去除,以及采用公共平均参考法进行空间滤波.

2.2 特征提取

2.2.1 公共空间频率模式算法 采用多参数公共空间频率模式(MCSP)算法提取运动想象脑电信号空域上的特征.考虑到从不同电极所采集到的信号反映不同类别的特征所在的频段会存在一定的偏差,公共空间频率模式(CSP)算法在公共空间模式(CSP)算法的基础上引入一个延时因子,对不同的通道信号进行延时操作.将所有的特殊运动想象脑电信号样本归为一类,并与空闲状态信号样本作为CSP算法的两类别训练样本进行训练,最终得到能量最大和最小的两个空间频率滤波器分别为 \mathbf{w}_1 和 \mathbf{w}_2 ^[7-8].输入信号经过这两个空间频率滤波器后,得到频域滤波后空域上的特征,其计算式为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_2 \end{bmatrix} \mathbf{X}. \quad (1)$$

对 \mathbf{F} 每一行向量进行方差运算,可得到两个空域的特征,即

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \text{var}(\mathbf{F}_1) \\ \text{var}(\mathbf{F}_2) \end{bmatrix}. \quad (2)$$

2.2.2 功率谱分析 在提取运动想象脑电信号的频域特征时,采用了自回归-滑动平均(ARMA)谱估计方法.大多数的平稳随机信号都可以通过用一个白噪声信号激励一个线性时不变系统而产生,而这个线性系统又可以用一个差分方程进行描述,该差分模型就称为ARMA模型^[9].因此,只要估计出该差分方程的阶数及系数就可以得到输出信号的功率谱密度(PSD).利用该方法得到的功率谱,克服了采用周期图法低分辨率的缺点.因此,文中利用该方法提取出每一个电极脑电信号在8~30 Hz频带的总功率谱信息作为特征值.

2.3 贝叶斯线性判别分析

贝叶斯线性判别(BLDA)是Fisher线性判别(FLDA)的一种扩展.它结合了岭回归与正则化FLDA的优点,能够防止对高维和病态数据(高噪声)的过拟合现象.同时,该方法不仅可以得到样本的输出结果,还可以得到测试样本属于某一类的概率^[10],为后续的各种联合算法起到很大的帮助.BLDA即为在贝叶斯框架中执行回归.因此,将岭回归的目标函数作为指数函数的指数去构造回归权值向量 \mathbf{w} 的可能性分布 $p(\mathbf{w})$,即有

$$p(\mathbf{w}) = \frac{1}{Z} \exp(-J(\mathbf{w})). \quad (3)$$

式(3)中: Z 为合适的归一化常数.

将 $J(\mathbf{w})$ 代入式(3),可得到

$$p(\mathbf{w}) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_{i=1}^N (t_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i)^2\right) \exp(\lambda \mathbf{w}^T / \mathbf{w}). \quad (4)$$

假设回归权值向量 \mathbf{w} 的似然函数满足高斯分布,则式(4)的左半部分可作为其似然分布函数,即

$$p(\mathbf{D} | \beta, \mathbf{w}) = \left(\frac{\beta}{2\pi}\right)^{N/2} \exp\left(-\frac{\beta}{2} \|\mathbf{X}^T \mathbf{w} - \mathbf{t}\|^2\right). \quad (5)$$

式(5)中: \mathbf{t} 为回归目标向量值; \mathbf{X} 的各列为各训练特征向量的转置; \mathbf{D} 为 $[\mathbf{X}, \mathbf{t}]$ 对; β 为噪声方差的倒数; N 为训练集中的样本数^[11].权值向量 \mathbf{w} 的先验分布可描述为

$$p(\mathbf{w} \mid \alpha) = (\frac{\alpha}{2\pi})^{D/2} (\frac{\epsilon}{2\pi})^{1/2} \exp(-\frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{I}'(\alpha) \mathbf{w}). \tag{6}$$

式(6)中: \mathbf{I}' 为 $D+1$ 维向量. 设 $\mathbf{I}'(\alpha) = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \alpha & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \epsilon \end{bmatrix}$, 其中 α 为先验分布参数, ϵ 为充分小.

利用贝叶斯准则计算出 \mathbf{w} 的后验分布为

$$p(\mathbf{w} \mid \beta, \alpha, \mathbf{D}) = \frac{p(\mathbf{D} \mid \beta, \mathbf{w}) p(\mathbf{w} \mid \alpha)}{\int p(\mathbf{D} \mid \beta, \mathbf{w}) p(\mathbf{w} \mid \alpha) d\mathbf{w}}. \tag{7}$$

由于 \mathbf{w} 的似然分布和先验分布是高斯分布, 则 \mathbf{w} 的后验分布也是高斯分布, 求得 \mathbf{w} 的均值 \mathbf{m} 和协方差矩阵 $\mathbf{C}^{[5]}$ 分别为

$$\mathbf{m} = \beta(\beta \mathbf{X} \mathbf{X}^T + \mathbf{I}'(\alpha))^{-1} \mathbf{X} \mathbf{t},$$
$$\mathbf{C} = (\beta \mathbf{X} \mathbf{X}^T + \mathbf{I}'(\alpha))^{-1}.$$

所得到分类线性判别面 y 方程和回归误差 e 方程分别为

$$y = \mathbf{m}^T \mathbf{X}, \quad e = \sum_{i=1}^N (y_i - \mathbf{m}^T \mathbf{x}_i)^2.$$

从判别方程可看出, \mathbf{m} 受到超参数 α 和 β 的影响, 利用 MacKay 提出的证据框架, 不断修正 α 和 β 使 e 达到极小, 即可得到最优的分类判别面^[12]. 另一方面, 可以通过 Van Gestel's 方法或留一法求出输入向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 属于某一类别的概率大小 $p(\hat{y}_i \mid \beta, \alpha, \hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{D})$.

3 两级分类结构的分类器

图 1 为所述采用两级分类器的算法流程图. 第一级分类器采用并联的方式, 利用贝叶斯线性判别分析对从信号提取的频域和空域特征分别进行计算属于非空闲状态的概率, 并将得到的结果进行综合, 得到新的特征值送入 idle 状态识别模块进行空闲状态检测. 图 1 中虚线框的第 2 部分是利用 BLDA 对非空闲状态的脑电信号即特殊运动想象脑电信号进行分类.

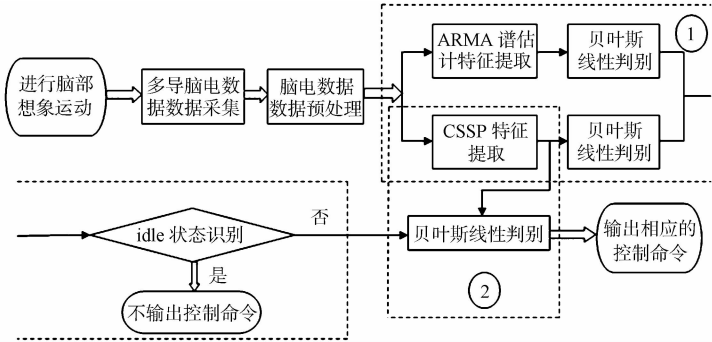


图 1 基于两级分类器的运动想象脑电识别流程图

Fig. 1 Motor imagery EEG recognition flowchart based on two level classification

Idle 状态识别模块采用的方法是对训练样本进行第一部分的训练, 得到每一个样本属于非空闲状态的两个概率, 分别将它们表示为 p_1 和 p_2 . 设置一阈值 p , 使得样本经过第一部分的判别后正确率达到最大. 分类判别依据为

$$L = \begin{cases} \text{非空闲状态,} & \alpha_1 p_1 + \alpha_2 p_2 > p, \\ \text{空闲状态,} & \alpha_1 p_1 + \alpha_2 p_2 < p. \end{cases} \tag{8}$$

式(8)中: p_1 与 p_2 分别为采用 CSSP 特征和 ARMA 谱估计特征得到的类别属于非空闲状态的概率; 系数 α_1 和 α_2 分别是第一级分类器两种方法进行判别可信度的加权值, 可以通过用第一级分类器的两种方法分别进行判别得到的正确率作为这两个系数的值.

之所以采用样本属于非空闲状态的概率值作为上述判别依据, 是因为所采集的样本包括有效的非

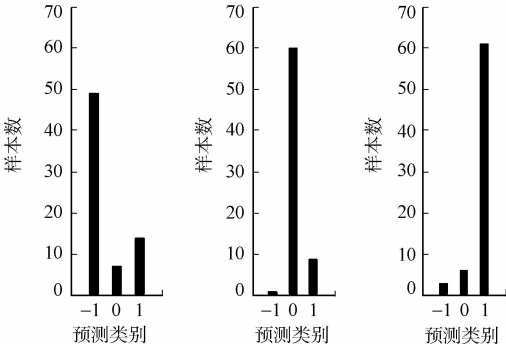
空闲状态样本而不包括完整的空闲状态样本. 当测试数据中出现训练样本没出现过类似的空闲状态信号时, 大部分情况下它的特征值处在非空闲状态样本特征值之外. 因此, 它被归类为非空闲状态的概率就比较小, 从而克服了无完整的空闲状态样本的缺点, 提高了分类的正确率.

4 脑电信号识别试验

由于想象运动会在感觉运动皮层对应区域内引起“ μ ”节律和“ β ”节律的 ERD/ERS 想象, 因此采用位于感觉运动皮层的 13 个电极(F7, F3, Fz, F4, F8, C3, Cz, C4, P3, Pz, P4, O1, O2)所采集的数据信号进行分析. 从采集数据的过程知道, 想象任务持续时间仅为 1 s, 但每个任务之间还有 1.75~2.25 s 的休息时间. 因此, 可以将空闲与非空闲状态样本的持续时间定为 2.75 s. 但由于受试者在进行想象任务时并不能很快地进入想象的状态, 1 s 过后也不会立即退出想象的状态, 因此信号预处理取 0.5~2.1 s 的时间窗.

经过计算可以得到 α_1, α_2 的值分别为 0.946, 0.774, 第一级分类器 CSSP 的最佳延时因子为 2, 第二级分类器 CSSP 的最佳延时参数为 3, 所得到的 p 的最佳值为 0.774; 对训练集与测试集的分类正确率分别为 80.95% 和 77.62%; 训练集与测试集分类结果的均方误差分别为 0.433, 0.495.

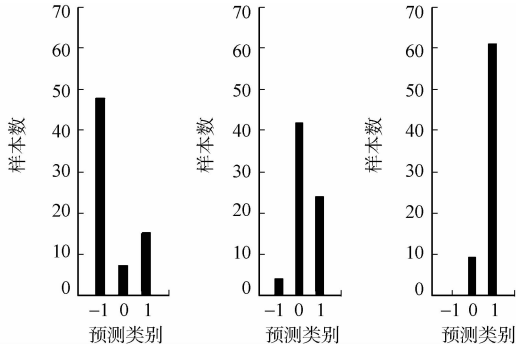
对训练集、测试集 3 种任务的分类统计, 结果如图 2, 3 所示. 图 2, 3 中: 预测类别 -1, 0, 1 分别代表想象左手运动、空闲状态、想象右脚运动.



(a) 想象左手运动 (b) 空闲样本 (c) 想象右脚运动

图 2 训练集 3 种任务各自分类结果

Fig. 2 Each classification results of the training set of three tasks



(a) 想象左手运动 (b) 空闲样本 (c) 想象右脚运动

图 3 测试集 3 种任务各自分类结果

Fig. 3 Each classification results of the testing set of three tasks

从图 2 可看出: 所提出的方法总体上能够很好地识别空闲状态与非空闲状态, 但识别空闲状态的能力稍弱于识别非空闲状态的能力. 利用本文方法对 IVc 数据集进行想象左手、想象右脚和空闲状态 3 种状态进行分析, 得到训练集与测试集的分类正确率分别为 82.86% 和 79.05%, 而分类结果的均方误差分别为 0.414 和 0.481.

将所得到的分类结果与 BCI III 的 IVc 数据集的几组提交结果进行一个对比, 如表 1 所示. 从表 1 可知: 虽然在均方误差上排名第一的高, 但是文中采用 37 个电极, 所用的电极数比排名第一的少^[6], 同时较其他组有明显的优势.

表 1 BCI Competition III 数据集 IVc 结果

Tab. 1 Results of BCI Competition III Data set IVc

排名	提交人	均方误差	合作人
1	ZHANG Dan	0.30	WANG Yi-jun
2	LIU Yang	0.59	HU De-wen, ZHOU Zong-tan, ZANG Guo-hua
3	ZHOU Zong-tan	0.60	HU De-wen, LIUYang
4	HONG Bo	0.67	ACHARYA S, THAKOR N V
5	YANG Ki-young	0.74	YOON H, SHAHABI C
6	SHASHABI C	0.88	YANG Ki-young, YOON H
7	YOON H	1.33	YANG Ki-young, SHAHABI C

4 结 束 语

利用空域、频域特征及贝叶斯线性判别方法,设计了一种两级分类器实现了对异步脑-机接口的空闲状态检测并取得了较好的效果.在采用较少电极及低维特征的情况下,仍然能够得到较高的正确率,对异步脑-机接口的研究具有一定的参考价值.

参考文献:

[1] WOLOW J R,BIRBAUMER N,HEETDERKS W J,et al. Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting[J]. IEEE Trans on Rehabilitation Engineering,2000,8(2):164-173.

[2] 刘美春,谢胜利. 异步脑-机接口的空闲状态检测新方法[J]. 计算机应用研究,2010,27(1):151-153.

[3] 邓志东,李修全,郑宽浩,等. 一种基于 SSVEP 的仿人机器人异步脑-机接口控制系统[J]. 机器人,2011,33(1):129-135.

[4] TSUI C S L,GAN J Q. Asynchronous BCI control of a robot simulator with supervised online training[C]// Proceedings of the 8th International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. Berlin: Springer-Verlag,2007:125-134.

[5] GEORGE T,BERNHARD G,PFURTSCHER 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] 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):1-9.

[7] 苏少军,方慧娟,王根. 基于多参数公共空间频率模式算法的脑电特征提取[J]. 微型机与应用,2010,30(18):72-75.

[8] LEMM S,BLANKERTZ B, CURIO G,et al. Spatio spectral filters for improving the classification of single trial EEG[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering,2005,52(9):1541-1547.

[9] 张贤达. 现代信号处理[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社,2002:65-96.

[10] 尧德中,刘铁军,雷旭,等. 基于脑电的脑-机接口:关键技术和应用前景[J]. 电子科技大学学报,2009,38(5):550-553.

[11] 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,2007:60-64.

[12] 张宇,王行愚,张建华,等. 离散粒子群优化-贝叶斯线性判别分析算法用于视觉事件相关电位 P300 的分类[J]. 中国生物医学工程学报,2010,29(1):46-52.

A Detection Method of Idle State in Motor Image Asynchronous BCI

SU Shao-jun, FANG Hui-juan

(College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: This paper proposed a method which used training samples of special motor imagery and limited idle state for training. Using common spatio-spectral pattern (CSSP) and power spectral density algorithm to extract the spatial and frequency domain features of the samples as training samples of classifier. Using Bayesian linear discriminant (BLDA) method to design an classifier included two level classification structure which could be applied in asynchronous brain-computer interface (BCI). Experimental result shows that this method has obtained better classification results in the EEG contains idle state. In the case of the use of smaller electrodes, the accuracy and mean square error of classification results of the test set samples are respectively 77.62% and 0.495.

Keywords: asynchronous brain-computer interface; motor imagery; idle state; classifier; electroencephalogram; Bayesian linear discriminant analysis method