

基于信息积累技术的大脑运动意识任务分类

裴晓梅, 郑崇勋, 徐进

(西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 提出了将信息积累技术结合 Fisher 判别式分析的方法, 实现大脑想象左右手运动意识任务的连续分类, 获得了满意的结果. 利用 Morlet 小波滤波方法提取优化的运动相关脑电特征, 对两组实验数据 4 个受试者的运动相关脑电模式进行分类, 平均最大分类正确率达到 87.95%. 通过最大分类正确率、最大互信息等评价指标的比较, 验证了信息积累技术对改善大脑运动意识任务分类性能的有效性, 从而为脑机接口系统应用中大脑运动意识任务分类提供了新的思路.

关键词: 意识任务分类; 信息积累; Morlet 小波滤波; 互信息

中图分类号: R318 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)06-0756-04

Classification of Motor Imagery Tasks with Information-Accumulated Technique

PEI Xiaomei, ZHENG Chongxun, XU Jin

(Key laboratory of Biomedical Information Engineering of Education Ministry, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The information-accumulated technique combined with Fisher discriminant analysis is proposed to realize the classification of left and right hand motor imagery tasks, and a satisfactory result is found. By Morlet wavelet filter to extract the optimized movement-related electroencephalogram (EEG) features, the movement-related EEG patterns from two groups of experiment data including 4 subjects are recognized and the average maximum classification accuracy reaches to 87.95%. With the two indexes, i. e. maximum classification accuracy and mutual information (MI), the effectiveness of information-accumulated technique is verified to provide a new idea for identification of motor imagery tasks in brain-computer interface application.

Keywords: classification of motor imagery task; information-accumulation; Morlet wavelet filter; mutual information

长期以来,人们希望能将人脑意识信息直接与计算机沟通,实现脑-计算机的信息交换. 脑-计算机接口(BCI)技术为大脑和外界间提供了一种全新的不依赖于周围神经和肌肉的信息交换与控制通道^[1]. 脑电信号记录简单、无创,能够反映大脑不同状态,且可以有效提取意识特征信息,因此目前的BCI技术多是基于脑电(EEG)信号的^[1].

根据大脑运动皮层的结构特点,大脑的一个重要组织原则就是肢体运动的交叉控制,即左侧肢体运动由大脑右半球控制,右侧肢体运动由大脑左半

球控制,因此人在执行左右手运动或者想象左右手运动时,两个脑半球的手运动功能代表皮层区域的EEG特征具有较大差别. 目前,BCI的一个重要应用就是将其应用以运动意识信息为指导的功能性电刺激^[2],通过容易区分的左右手运动意识任务形成功能电刺激器的控制命令,从而充分调动中枢神经系统的潜力,增强功能性神经电刺激的运动功能康复作用,为运动残障患者开创肢体运动控制的新模式.

本文提出一种将信息积累技术与Fisher判别

式分析相结合的思想来改善连续时间的脑电模式分类性能,该方法在分类处理过程中符合实验中大脑连续变化、相对稳定保持的特点,同时结合分类器判别距离所包含的分类可信度信息,使得各时刻点之前的有效脑电特征信息得到累积,从而改善了分类性能。

1 实验数据

本研究选用两组实验数据,其中一组来自BCI2003国际竞赛的脑电数据。该组实验是由一个含有反馈信号控制的在线BCI系统完成。一次实验过程持续9 s,0~2 s受试者保持休息状态,2 s时显示器上出现一个十字光标并伴随一个声音信号提示受试者准备开始想象任务,3~4.25 s十字光标由一个指示左右方向的箭头代替,要求受试者根据箭头方向想象左手或右手运动,BCI系统对两种意识任务进行在线分类,随后根据前1 s记录的EEG信号提取自适应AR模型系数作为特征参数,结合判别式分析得到的分类结果提供给受试者一个反馈信号,使其继续完成想象相应手的运动,直到第9 s。类似实验的描述见文献[3-4]。实验数据包括280次测试结果,并包含分别想象左右手运动意识任务各70次实验的训练样本及测试样本数据。信号采样频率是128 Hz,选择位于C3、C4、Cz 3个电极前后各2.5 cm位置的双极导联方式记录脑电。受试者为女性,年龄25岁。

另一组实验数据由一个不含反馈信号的离线BCI系统记录完成。选择位于大脑运动皮层区的21个电极FC5、FC3、FC1、FCz、FC2、FC4、FC6、C5、C3、Cz、C4、C6、CP5、CP3、CP1、CPz、CP2、CP4、CP6的单极导联方式记录脑电,2个双极导联方式分别记录水平眼电和垂直眼电,采样频率为500 Hz,滤波器通带选择为0.05~70 Hz。实验要求受试者在前3 s屏幕出现笑脸指示下保持放松并做好准备,在后6 s屏幕随机出现的左手或右手图片指示下完成大脑想象左或右手运动,共完成4~6组实验,每组包括40次。受试者为3名在校研究生,均为男性,平均年龄24岁,均为右利手[5]。

2 数据预处理

第一组实验数据为BCI国际竞赛标准数据,不做数据预处理。对第二组实验数据,即原始脑电数据做如下预处理:①根据同步记录的眼电信号,剔除含有明显眨眼、眼动伪差的实验数据;②降采样处理,

将采样频率从500 Hz降为125 Hz,并对各导联的脑电信号去除趋势分量;③去除参考电极影响。利用Laplacian空间滤波,将参考相关的脑电信号转换为参考无关的脑电信号,这里选择C3、C4、Cz 3个导联的脑电信号作为主要研究对象,因此以3个电极脑电为中心,进行了Laplacian空间滤波处理[6]。

经过上述数据预处理后,得到3个受试者包括左右手运动意识任务的实验次数分别为184次(82左手/102右手)、214次(98左手/116右手)、149次(72左手/77右手)。

3 特征提取

小波变换是一种时间-尺度分析方法,在时频域都具有表征信号局部特征的能力,同时具有多分辨率分析特点,被称为数学显微镜,可以由粗及精地逐步观察信号[7]。本文应用Morlet小波对脑电信号进行滤波提取脑电特征。Morlet母小波采用了以特征频率 ω_0 为中心的调制高斯脉冲的函数形式[7-8],即

$$\phi_{\tau,s}(t) = s^{-\frac{1}{2}} \pi^{-\frac{1}{4}} e^{i\omega_0 t} e^{-\frac{1}{2}(\frac{t}{s})^2} \quad (1)$$

式中: τ 、 s 分别表示时间和尺度。Morlet小波的频谱是中心频率在 ω_0 的高斯型函数,调整该参数就可以灵活表示待滤波信号 $G(t)$ 在 ω_0 附近的局部性质。因此,采用Morlet小波进行滤波,确定了特征频率 ω_0 和小波尺度 s 后,就确定了待滤波信号的中心频率和滤波器宽度。通过对脑电原始信号 $G(t)$ 进行内积操作,得到所需要特定频段的脑电能量特征,即

$$F(\tau, f) = s^{-\frac{1}{2}} \|G(t)\phi_{\tau,s(\omega_0)}(t)\| \quad (2)$$

其中频率 f 由参数 ω_0 和尺度因子 s 共同决定[8]。

根据C3、C4、Cz 3个不同电极位置的脑电特征计算出可分离度参数Fisher-ratio的时频分布图。通过Fisher-ratio值可优化选择出与运动意识最为相关的脑电特征频段[5],然后根据优化的特征频段中心频率及频段宽度确定合适的Morlet小波参数 ω_0 和尺度 s ,分别对3个电极的EEG进行小波滤波。计算得到不同优化频段范围内各时刻点的脑电能量特征,将各电极位置不同频段的优化脑电能量特征连接,从而组合构成一组优化的多维脑电特征向量,用于后续分类[5]。

4 基于信息积累技术的意识任务分类

两组实验数据都反映了大脑动态变化过程,包含了大脑不同状态下连续变化的脑电信息。分析实验过程容易发现,在受试者完成想象左右手运动的

某次特定实验过程中,其大脑状态在该次实验的 6 s 内可以认为是稳定不变的,相应的连续分类结果应该是确定一致的.因此,当我们预测某次实验样本数据 t 时刻的大脑状态,可以利用 t 时刻前的相邻信息作为先验知识,帮助提高对第 t 时刻大脑状态的预测.这里采用 Fisher 判别式分析^[9] 结合信息积累技术对两种运动意识任务进行分类.假设根据训练数据已知各时刻点的 Fisher 判别式为

$$D_t = W_t F_{\text{test}-t}^T - b_{0t} \quad (3)$$

式中: W_t 和 b_{0t} 分别是 t 时刻的 Fisher 判别式的权值和阈值; $F_{\text{test}-t}$ 为 t 时刻待分类的输入特征向量.为提高对 t_0 时刻大脑状态的预测精度,把 t_0 时刻前各个时刻点的判别式距离累加,得到 t_0 时刻的经过信息累加后的距离判别式

$$D_{c_{t_n}} = \sum_{t=1}^{t_n} D_t \quad (4)$$

根据式(4),判断相应类别

$$\left. \begin{array}{ll} F_{\text{test}-t_0} \in \text{左} & D_{c_{t_0}} < 0 \\ F_{\text{test}-t_0} \in \text{右} & D_{c_{t_0}} > 0 \\ \text{待定} & D_{c_{t_0}} = 0 \end{array} \right\} \quad (5)$$

从式(5)可以看出,判别式距离 D_t 反映了 t 时刻采用 Fisher 判别式得到的分类间距,其大小反映了分类器在该时刻能够正确分类的置信度水平,绝对值越大,相应的判定结果越可信.当某时刻脑电特征差别不明显而影响判断时,其前面时刻的信息积累就相当于将大脑状态进行了一种保持,使当前时刻与相邻时刻的大脑信息保持了连续性,有助于提高对当前时刻大脑状态的准确预测.可见,对某次实验数据进行分类时,信息积累技术模拟了大脑特定状态的连续性变化并保持了相对的稳定性,从而可以有效改善两种大脑运动意识任务的分类效果.

5 BCI 系统性能评价

分类正确率是评价 BCI 系统性能的一个重要指标,它反映了 BCI 系统能够正确识别出大脑意识任务的能力.如果把 BCI 看作是 大脑意识与外界环境之间进行直接通信的一个通道,那么系统的信息传输性能也是 BCI 的一个重要评价指标.一个 BCI 系统所传递的信息量就是大脑产生意识中的有效信息量,且该信息量可以用于形成有效控制外界命令. Schlogl 等根据香农通信理论,通过数学推导得到人在完成想象左右手运动意识任务时,BCI 系统的信噪比及 BCI 系统输入(大脑意识)和输出(大脑意识

任务的分类结果)之间的互信息的计算公式^[10-11]

$$S_{\text{SNR}}(t) = \frac{2 \operatorname{var} \{W_t^{(i)}\}}{\operatorname{var} \{W_t^{(i)}\} + \operatorname{var} \{W_t^{(i)}\}} - 1 \quad (6)$$

$$I(t) = 0.5 \lg(1 + S_{\text{SNR}}(t)) \quad (7)$$

式中: $S_{\text{SNR}}(t)$ 为 BCI 系统在 t 时刻的信噪比; i 为第 i 次实验; $W_t^{(i)}$ 为第 i 次实验在 t 时刻的判别距离,反映分类可信度; $I(t)$ 为 t 时刻 BCI 系统输入与输出之间的互信息; L、R 分别表示想象左、右手运动的实验.目前,常用最大分类正确率、最大 MI 等参数作为评价指标,反映受试者区分两类意识任务最佳时刻的 BCI 系统性能.

6 实验结果与讨论

为说明信息积累技术对分类性能改善的有效性,我们应用 Fisher 判别式分析方法对 4 个受试者想象左右手运动意识任务时的脑电模式进行了分类,比较了经过信息积累技术处理前后的分类结果.其中,对第一组实验数据,通过对训练样本数据进行训练学习,实现测试样本数据的分类,并计算分类正确率和互信息.对第二组实验数据,我们采用了留一交叉验证法^[9] 计算相应的分类正确率和互信息.表 1 和 2 给出了最大分类正确率和最大互信息的比较,对实验数据进行配对 t-检验,结果表明两组间差异显著($P < 0.01, n=4$).

表 1 最大分类正确率的比较

方法	最大分类正确率/%				
	受试者 1	受试者 2	受试者 3	受试者 4	平均
信息积累	83.75	76.09	81.78	74.50	79.03±2.22
无信息积累	91.43	85.87	89.25	85.23	87.95±1.49

表 2 最大互信息的比较

方法	互信息/bit				
	受试者 1	受试者 2	受试者 3	受试者 4	平均
无信息积累	0.398 6	0.235 2	0.384 8	0.226 3	0.311 2±0.047 6
信息积累	0.619 9	0.467 1	0.516 2	0.409 7	0.503 3±0.045 0

通过对 4 个受试者在采用信息积累技术和不采用信息积累技术两种方法的分类结果进行配对 t-检验分析可以看出,相比于无信息积累的最大分类正确率和互信息,采用信息积累技术的 Fisher 判别式分析方法所得到的分类结果明显优于无信息累积的

结果,无论是最大分类正确率还是最大互信息都有了显著的改善($P < 0.01$).需要说明的是,对于某些初次接触 BCI 实验的受试者,他们的大脑状态在实验过程中可能会出现较大波动与振荡,使脑电特征出现较大变动.这种情况下,采用信息积累方法可能影响分类正确率的改进.但是,从本文 4 个受试者的最终分类结果来看,信息积累技术改善了分类性能,并显示出巨大优越性,这说明对于大多数受试者来说,这种方法还是非常有效的.

另外,信息积累技术还可以与其他各种分类方法相结合,如 RBF 神经网络、Mahalanobis 距离判别式等,使用过程与其结合 Fisher 判别式分析的思路类似,都是通过对判别式距离进行累加最终实现分类性能的提高.本文实验结果表明,信息积累技术有效改善了大脑运动意识任务的分类性能,并获得了满意的分类结果,因此可以考虑通过多个时间点分类信息的积累来提高在线 BCI 系统的控制精度.

参考文献:

- [1] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, MCFARLAND, et al. Brain-computer interface for communication and control [J]. Clin Neurophysiol, 2002, 113: 761-791.
- [2] PFURTSCHELLER G, MULLER G R, PFURTSCHELLER J. 'Thought'-control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia [J]. Neuroscience Letters, 2003, 351: 22-36.
- [3] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, FLOTZINGE D, et al. EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1997, 103: 642-651.
- [4] NEUPER C, PFURTSCHELLER G. Event-related dynamics of cortical rhythms: frequency-specific features and functional correlates [J]. International Journal of Psychophysiology, 2001, 43: 41-58.
- [5] 裴晓梅. 运动相关脑电信号分析及脑机接口技术研究 [D]. 西安: 西安交通大学生命科学与技术学院, 2006.
- [6] MCFARLAND D J, McCANE L M, DAVID S V, et al. Spatial filter selection for EEG-based communication [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1997, 103: 386-394.
- [7] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用 [M]. 4 版. 北京: 科学出版社, 2003.
- [8] LEMM S, SCHAFER C, CURIO G. BCI competition 2003-data set III: probabilistic modeling of sensorimotor rhythms for classification of imaginary hand movement [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2004, 51 (6): 1077-1080.
- [9] DUDA R O, HART P E, STORK D G. 模式分类 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [10] SCHLOGL A, NEUPER C, PFURTSCHELLER G. Estimating the mutual information of an EEG-based brain-computer-interface [J]. Biomedizinische Technik, 2002, 47(1/2): 3-8.
- [11] SCHLOGL A, LUGGER K, PFURTSCHELLER G. Using adaptive autoregressive parameters for a brain-computer-interface experiment [C] // Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997: 1533-1535.

(编辑 杜秀杰)

[文摘预登]

流水线模数转换器的一种数字校准技术

贾华宇, 陈贵灿, 程军, 张鸿, 沈磊

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

为了降低流水线模数转换器中数字校准电路的规模和功耗, 提出了一种新的基于信号统计规律的后台数字校准技术. 该技术采用自适应搜索算法和二元单调函数的幅值增量比较算法, 分别对基于信号统计规律的数字校准技术中的距离估计电路和查找表进行了优化设计, 减少了距离估计所需的数字电路和查找表所需的 ROM 空间, 极大地降低了数字电路的规模和功耗. 应用该校准技术实现了一个 12 位、采样率为 $4 \times 10^7 \text{ s}^{-1}$ 的流水线模数转换器. 测试结果表明, 同优化前相比, 该芯片数字电路的功耗降低了 93%, 所需 ROM 容量减小了 95%. 整个芯片采用 SMIC 0.18 μm CMOS 工艺设计, 总功耗为 210 mW, 芯片面积为 $3.3 \text{ mm} \times 3.7 \text{ mm}$.