

## 共同空间模式在少通道分类问题中的应用

黄 淦 刘广权 朱向阳\*

(上海交通大学机械与动力工程学院,上海 200240)

**摘 要:** 在目前以运动想像为基础的脑机接口(BCI)系统中,共同空间模式(CSP)方法作为一种有效的处理方法被广泛使用。但这种基于多通道的空间滤波方法并不能对频域信息进行处理,而且在通道数较少的情况下也无法应用。将每个通道的多个频段看成是新的通道运用 CSP,并以此方法获得了 2008 年 BCI 竞赛中数据集 IIB 的第二名,平均 Kappa 系数达到 0.58。该方法充分利用信号频域信息,以解决通道数过少的情况下基于想像运动模式分类的难题。

**关键词:** 脑机接口; 共同空间模式; 事件相关去同步

### Common Spatial Patterns in Classification Based on Less Number Channels of EEG

HUANG Gan LIU Guang-Quan ZHU Xiang-Yang\*

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)

**Abstract:** In the most current motor imagery based brain-computer interface (BCI) systems, common spatial pattern (CSP) algorithm has been proven to be a powerful method. However, the multi-channel based CSP algorithm has problems in processing frequency domain information and EEG signals with less numbers of channels. We proposed a method considering the signals in different frequency bands as new channels and making CSP filter on these channels. The result of this method won the second place in BCI Competition 2008, data set IIB with the average Kappa coefficient of 0.58. The use of frequency domain information in the proposed method compensated for the insufficient channel numbers in the motor imagery based pattern recognition.

**Key words:** brain-computer interface (BCI); common spatial patterns (CSP); event-related desynchronization (ERD)

中图分类号 R318 文献标识码 A 文章编号 0258-8021(2009)06-0840-06

### 引言

近年来,由于脑科学、认知科学、电子测量技术和计算机信息技术的推动,脑机接口(brain-computer interfaces, BCI)的研究迅速发展,受到了人们越来越多的关注。以现有的工程技术为基础,结合脑科学、认知科学的最新进展,脑机接口为人类提供了一条人脑与计算机或其他外部电子设备直接通信的新途径。使用者可以仅凭大脑意识而不做出任何实际动作,就达到与外界交流的目的。研究人员试图通过这种方式,使瘫痪病人与外界的交流成为可能。运

动想像 BCI 系统的生理学基础是发现神经认知科学中事件相关去同步(event-related desynchronization, ERD)和事件相关同步(event-related synchronization, ERS)的依据<sup>[1-2]</sup>。1994 年, Pfurtscheller 等人发现,当受试者手指运动的时候,大脑皮层的手部区域会发生 mu 节律的 ERD 现象<sup>[1]</sup>。与此类似,脚的动作会引发大脑皮层的整个手部区域发生 mu 节律的 ERS 现象<sup>[2]</sup>。

由于 ERD/ERS 现象的空间分布特性,以及噪声在不同受试者身上所体现的高度复杂性与变异性,设计一个针对受试者的空间滤波器,对于脑机接口

收稿日期: 2009-04-15, 修回日期: 2009-08-02

项目基金: 国家自然科学基金资助项目(50525517); 上海市科委重大、重点项目(08JC1412100); 上海交通大学研究生创新基金(080903)

\* 通讯作者。 E-mail: mexyzhu@sjtu.edu.cn

系统的实现来说显得尤为重要。一个好的空间滤波器能够提供更高的信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR), 因此可能达到较好的分类率并提供更高的信息传输率 (information transform rate, ITR)。在文献 [3] 中, 作者比较了多种空间滤波器的表现: 例如, 标准的耳朵参考 (standard ear-reference), 共同平均参考<sup>[4]</sup> (common average reference, CAR), 小 Laplacian (周围电极间距 3 cm) 和大 Laplacian (周围电极间距 6 cm); 其他一些空间滤波方法, 如主成分分析 (principal components analysis, PCA) 和独立成分分析 (independent components analysis, ICA), 也同样在文献 [5-7] 中被用于脑电信号分析。近年来, 共同空间模式 (common spatial patterns, CSP) 在多通道脑电信号处理中得到了广泛的应用<sup>[8]</sup>。

CSP 算法在 BCI 系统的应用中取得了巨大的成功, 它由 Fukunaga 和 Koles 首先提出并应用于分类问题<sup>[9-10]</sup>。在以往几届 BCI 竞赛中, CSP 算法被广泛采用, 并取得了较好的效果。然而, 基于多通道特性的 CSP 算法在这些应用中只是作为空间滤波器来处理脑电信号的空间信息, 对时域以及频域的信息并未做任何加工。为了弥补这一不足, 多种方法随之被提出, 大致可分为两类思路。

第一类思路是在应用 CSP 算法之前对频段和时间段进行选择, 将其作为 CSP 算法的预处理过程。

在文献 [11] 中, 作者比较了 6 种频段的分类效果:  $\alpha$  (8 ~ 12 Hz),  $\alpha_-$  (8 ~ 10 Hz),  $\alpha_+$  (10 ~ 12 Hz),  $\beta$  (19 ~ 26 Hz),  $\gamma$  (19 ~ 26 Hz), 以及宽频段 (8 ~ 30 Hz)。结果表明, 频带较宽 (8 ~ 30 Hz) 的分类效果较好。文献 [8] 介绍了一种启发式的频段以及时间段的选择方法, 该算法利用频段 (时间段) 能量与类别标签间的相关系数来评价频段 (时间段) 的重要性。

第二类思路则是改进 CSP 算法。首先, 作为 CSP 算法的一个改进, 共同频谱空间模式算法 (common spectral spatial pattern, CSSP) 被提出<sup>[12]</sup>, 该算法将一个一阶 FIR 滤波器嵌入 CSP 过程。考虑到一阶 FIR 滤波器的柔性, Dornhege 等又进而提出了共同稀疏频谱空间模式算法 (common sparse spectral spatial pattern, CSSSP)<sup>[13]</sup>。为了获得较优的频域滤波器, 一些迭代算法也被陆续提出, 如频谱加权的共同空间模式 (SPECtrally weighted CSP, SPEC-CSP)<sup>[14-15]</sup> 和迭代式空间频谱模式学习 (iterative spatio-spectral patterns learning, ISSPL)<sup>[16]</sup>。

以上提到的各类算法, 都是在 CSP 算法基础上

做的补充或改进。然而, 实施 CSP 的一个必要前提是充足的空间域信息, 这就依赖于足够多的通道数。因此, 在通道数较少的条件下 (如文中 3 个通道的情况), 直接应用 CSP 效果并不理想, 甚至比不做空间滤波效果更差。在这种情况下充分利用频率域和时间域信息, 对分类的正确率有重要影响。

本研究考虑了少通道条件下的运动想像分类问题, 将不同的频段信号看成不同的通道, 用 CSP 算法对其滤波。直接利用 CSP 算法处理频域信息, 而不是像 CSSP、CSSSP、SPEC-CSP 和 ISSPL 等算法那样, 在 CSP 算法过程中嵌入新的滤波方法。

## 1 数据描述及实验范式

数据集 IIB 由奥地利的 Graz University of Technology 提供, 数据及实验的详细信息可参看文献 [17]。

数据共包括 9 名受试者, 每名受试者都是右利手, 视力正常或矫正后正常。所有受试者都坐在一张手扶椅上, 离屏幕约 1 m 的距离。每个受试者都有 5 个数据集, 前 2 个是训练数据没有反馈, 后 3 个有反馈。

前两个部分没有反馈 (见图 1), 每个示例开始时, 会在屏幕上出现一个十字, 并伴随着一个 1 kHz、70 ms 长的声音刺激, 几秒钟后可以看到一个箭头提示左方或右方, 箭头在屏幕上持续出现 1.25 s。要求受试者在看到箭头后想像相应方向的手部运动, 并持续 4 s。每个示例之后, 会有一个 1.5 s 以上的短暂休息。



图 1 前两部分的试验范式<sup>[17]</sup>

Fig. 1 The paradigm of the first two sessions<sup>[17]</sup>

在另外 3 个在线反馈部分 (见图 2), 每个示例一开始屏幕中央都会出现一张灰色的脸, 2 s 后会 出现一个 1 kHz、70 ms 长的声音刺激, 相应的提示将在第 3 s 出现, 一直持续到第 7.5 s。受试者根据提示做出相应的想像运动。在反馈阶段, 如果朝着正确的方向移动, 脸会变绿, 否则变红。这张脸离开原点的距离, 就是过去 2 s 内分类器输出结果的积分。

在 7.5 s 之后,有一个 1~2 s 的休息,这时屏幕将会恢复到空白。

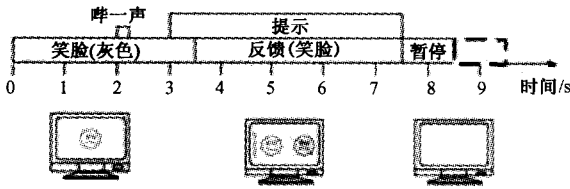


图 2 后三部分的试验范式<sup>[17]</sup>

Fig.2 The paradigm of the last three sessions<sup>[17]</sup>

数据采集时采用 3 个双极导联( $C_3$ 、 $C_z$  和  $C_4$ )记录数据,采样频率 250 Hz。带通滤波器为 0.5~100 Hz,另外还带有 50 Hz 的陷波器。对于不同的受试者,3 个导联的摆放位置也稍稍有些不同。接地位于前额  $F_z$  的位置,此外 3 个单极导联分别用来记录 EOG 信号,放置位置如图 3 所示。

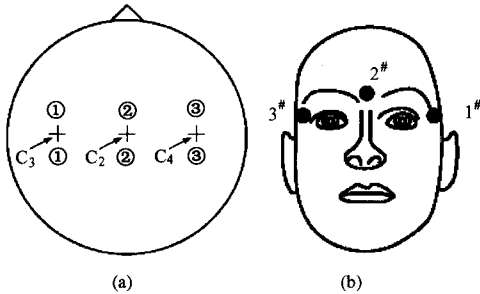


图 3  $C_3$ 、 $C_z$ 、 $C_4$  以及 3 个眼电(EOG)电极位置<sup>[17]</sup>。(a) EEG; (b) EOG

Fig.3 Electrode montage of  $C_3$ ,  $C_z$ ,  $C_4$  and the three monopolar EOG channels<sup>[17]</sup>. (a) EEG; (b) EOG

## 2 方法

### 2.1 CSP 算法

近年来,在处理多通道脑电信号上,CSP 算法是主流的方法<sup>[18]</sup>。这一算法最初出现在 Fukunaga 的书<sup>[8]</sup>,随后由 Ramoser 等引入 BCI 系统<sup>[19]</sup>。CSP 算法利用代数上矩阵同时对角化的理论,寻找一组空间滤波器,使得在这组滤波器的作用下,一类信号的方差达到极大,另一类信号是方差达到极小,从而达到分类的目的。

设第  $k$  个示例测得的脑电信号为

$$X_k = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(t) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n(1) & x_n(2) & \cdots & x_n(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

由  $n$  个通道的信号组成,时间长度为  $t$ 。CSP

的具体做法如下:

第一步,分别求出左右手想像运动的协方差矩阵  $C_l$ 、 $C_r$ ,有

$$C_l = \sum_{k \in I_l} X_k^T X_k \quad C_r = \sum_{k \in I_r} X_k^T X_k \quad (2)$$

若第  $k$  个示例为左手想像运动,则  $k \in I_l$ ; 否则,  $k \in I_r$ 。

第二步,对协方差矩阵  $C$  进行特征值分解,有

$$C = C_l + C_r = U_c \Sigma U_c^T \quad (3)$$

式中, $\Sigma$  为特征值对角阵, $U_c$  为相应的特征向量矩阵。

第三步,构造白化矩阵构造白化矩阵,并转换协方差矩阵  $C_l$ 、 $C_r$ ,做相应的特征值分解,有

$$P = \sqrt{\Sigma^{-1}} U_c^T \quad (4)$$

$$S_l = P C_l P^T = U \Sigma_l U^T \quad (5)$$

$$S_r = P C_r P^T = U \Sigma_r U^T$$

根据矩阵同时对角化的原理, $S_l$ 、 $S_r$  具有相同的特征向量  $U$ ,且对应特征值的和为 1,即

$$S_l + S_r = I \quad (6)$$

式中, $I$  是单位阵。

这里, $W = U^T P$  就是所要求的空间滤波器 (spatial filters),对应的  $A = W^{-1} \in R^{n \times n}$  被称为共同空间模式 (common spatial patterns)。

令

$$Z_k = W X_k \quad (7)$$

在经过滤波器  $W$  滤波后的信号  $Z_k$  中, $S_l$ 、 $S_r$  最大的  $m$  个特征值所对应的信号  $Z_{kp}$  ( $p = 1, 2, \dots, 2m$ ),使得左右手想像运动的脑电信号方差的差别极大化。进一步,可以提取下列  $2m$  个特征,即

$$f_{kp} = \log \left( \frac{-\text{var}(Z_{kp})}{\sum_{k=1}^{2m} \text{var}(Z_{kp})} \right) \quad (p = 1, 2, \dots, 2m) \quad (8)$$

### 2.2 CSP 的局限

CSP 算法通过矩阵同时对角化的原理寻找投影方向,使得两类样本的方差差别极大,从而进行分类,很好地解决了多通道信号的空间滤波问题。从以往的几届 BCI 竞赛的结果来看,CSP 算法具有较为明显的优势。CSP 算法对多通道的脑电信号的分类问题非常适用,但也限制了这一算法的使用,因为只有通道数达到一定数量的条件下才能发挥出它的优势。如何在通道数较少的情况下对脑电信号进行分类识别,正是 2008 年 BCI 竞赛数据集 IIb 所要

探讨的问题。

在通道数较少的情况下,充分利用频率信息来对脑电信号进行分类便成为解决这一问题的关键所在。一般情况下的处理方法有两类:

一是根据人工的经验对频段进行选择,如 2003 年、2005 年相关数据集的获胜者<sup>[20]</sup>。这类方法非常依赖于人的经验,而且个体与个体间的差异较大。在实际应用中,采用此方法往往工作量较大。二是通过一些贪心算法(如 SFFS)<sup>[17]</sup>、利用计算机进行频段的选择。这类算法虽然不是穷举所有的频段组合,但计算量仍然相当大。此外,通过这类贪心算法找到的频段组合未必能保证它是全局最优的。另外,这两类方法所选出的频段可以用一组由 0、1 所组成的系数来表示,频段间的重要性差异没有充分体现。

### 2.3 本研究的方法

考虑到以上两个方面,我们在这次竞赛中使用了类似 CSP 算法的思想来处理频段的选取问题。

#### 2.3.1 预处理

利用五阶的 Butterworth 滤波器,将每个通道的信号分解成

8 ~ 10 Hz 9 ~ 11 Hz 10 ~ 12 Hz ... 28 ~ 30 Hz

8 ~ 12 Hz 9 ~ 13 Hz 10 ~ 14 Hz ... 26 ~ 30 Hz

8 ~ 16 Hz 9 ~ 17 Hz 10 ~ 18 Hz ... 22 ~ 30 Hz

共 55 个不同频段的信号,保证了方法的因果性,EOG 伪迹也在滤波之后被去除了。

#### 2.3.2 训练

将 3 个通道每通道、55 个频段的信号放在一起,看成是 165 个新通道的脑电信号来做 CSP,选择最大、最小的 3 对特征值所对应的特征向量为投影方向,对原信号进行时间域和频率域的滤波,将得到的新信号方差作为特征,用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)来进行分类。

这里,时间窗的选择对分类结果的影响比较大,选取下列 32 个时间窗做 CSP,有

3.4 ~ 5.4 s 3.6 ~ 5.6 s 3.8 ~ 5.8 s ... 6.0 ~ 8.0 s

3.4 ~ 5.9 s 3.6 ~ 6.1 s 3.8 ~ 6.3 s ... 5.5 ~ 8.0 s

3.4 ~ 6.4 s 3.6 ~ 6.6 s 3.8 ~ 6.8 s ... 5.0 ~ 8.0 s

利用自我测试的方法,对于每个时间点  $t$ ,选取分类效果最好的时间窗所训练出来的 CSP 做时频滤波;相应地在每个时间点  $t$ ,测试样本时间窗的起始时间  $t_b$  也经过了优化选择,使得  $0.1 \text{ s} \geq t_b > 4 \text{ s}$ ,被选择的时间窗为 0.5 ~ 5 s 不等。

对于每一个受试者,考虑到数据的一致性问题,

并没有采用前两个无反馈的数据集,而是直接使用第三个数据集作为训练样本,用来测试第四、五个数据集中的样本。这里使用自我测试(self-test)而不使用交叉验证(cross-validation)的原因是两者的效果相差不多,而自我测试的计算量明显小很多。

## 3 结果

在 2008 年的 BCI 竞赛数据集 IIb 的比赛中,利用此方法取得了第二名的成绩<sup>[21]</sup>,前三名的总体 Kappa 系数分别是 0.60、0.58、0.46,换算成错误率依次为 20%、21%、27%,具体结果见表 1。对于两类的分类问题,Kappa 系数的计算公式为

$$\text{Kappa 系数} = 1 - 2(\text{错误率}) \quad (9)$$

表 1 前三名 Kappa 系数比较

Tab.1 The Kappa value comparison of the front three

| 受试对象  | 第一名  | 第二名  | 第三名  |
|-------|------|------|------|
| 受试者 1 | 0.40 | 0.42 | 0.19 |
| 受试者 2 | 0.21 | 0.21 | 0.12 |
| 受试者 3 | 0.22 | 0.14 | 0.12 |
| 受试者 4 | 0.95 | 0.94 | 0.77 |
| 受试者 5 | 0.86 | 0.71 | 0.57 |
| 受试者 6 | 0.61 | 0.62 | 0.49 |
| 受试者 7 | 0.56 | 0.61 | 0.38 |
| 受试者 8 | 0.85 | 0.84 | 0.85 |
| 受试者 9 | 0.74 | 0.78 | 0.61 |
| 平均结果  | 0.60 | 0.58 | 0.46 |

文献[6]按受试者的实际测试结果,将这 9 人的数据分为 4 组,受试者 2、3 为差,基本不能区分;1、7 属于中等;受试者 5、6、9 属于良,测试效果较好;最优的是受试者 4 和 8。图 4 中的 4 张子图分别描绘了预测结果的 Kappa 系数随时间变化曲线,各张图中的柱状图为前三名相应的 Kappa 系数对比。从对比中发现,本研究的预测结果从总体上与第一名接近,在中、良两个等级的部分数据上甚至还有一定的优势,但受试者 3、5 的预测结果不如第一名。

## 3 讨论和结论

从实验结果看,该方法充分利用了信号频域的信息,以解决通道数过少的情况下运动想像模式分类的难题。该方法实质上是将空间域特征和频率域特征混合进行处理,虽然两种特征分类的内在机制是否一致尚待证明,但从具体的实验结果看,这样做的确有助于分类效果的提高。

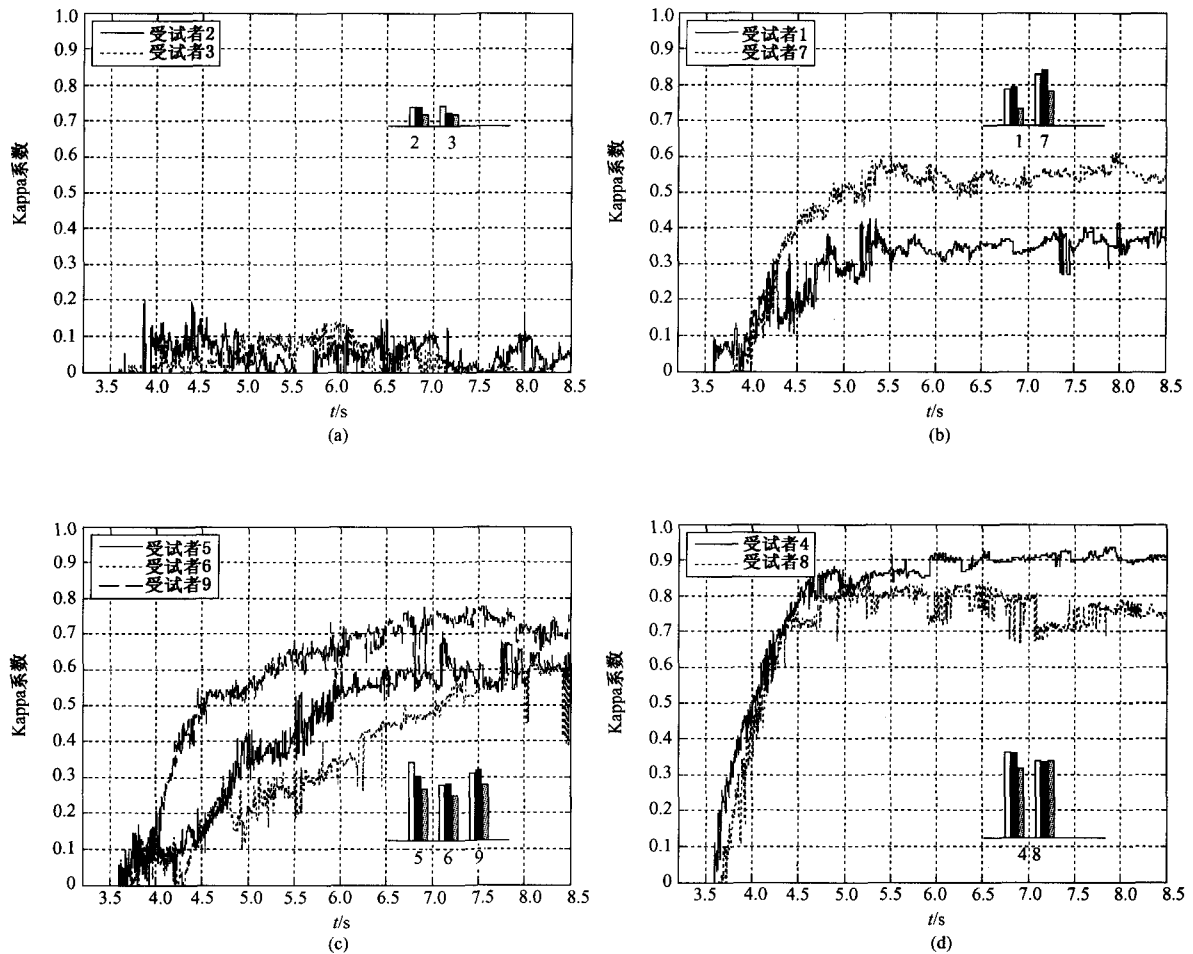


图4 BCI竞赛2008数据集IIb中,9名受试者预测结果的Kappa系数随时间变化曲线(图中的柱状图为前三名相应的Kappa系数对比,不同灰度依次为3个队的成绩,中间是本研究的结果)。(a)差;(b)中;(c)良;(d)优

Fig.4 The continuous classification output of the nine subjects in BCI competition 2008 data set IIb. (In the figure, the Kappa coefficients of the top three participants are also given in the subfigures with different grayscale correspondingly. The middle bars are our results) (a) "poor"; (b) "acceptable"; (c) "good"; (d) "excellent"

但需要指出的是,少通道情况下频域信息的利用并不能完全替代空间信息。从实际结果看,少通道的分类效果仍然不能与多通道分类结果相比。另外,在通道数量充足、空间信息足够时,该方法也能够适用,只是在计算过程中牵涉到大矩阵的特征分解。随着通道数的成倍增加,矩阵分解的计算规模也会随之陡增。因此,调节一组合适的参数,在计算机实时计算能够承受的范围内达到最佳的效果,是这一方法实施的关键。

近年来,脑机接口方面的研究无疑证明了CSP算法在这一领域的优越性。利用矩阵同时对角化技术,CSP算法能够方便地构造出适用于分类的空间滤波器,从而提高最终的分类效率。但CSP使用时也有一定的局限性,如通道数较少时该算法就无法使用,CSP并没有对频域、时域内的信息进行加工处

理。本研究提出的算法正是基于这些问题的考虑,如何弥补CSP的局限、拓宽CSP的使用范围仍是今后的努力方向。

另外,有两个值得思考的问题是CSP所寻找的使得方差差别极大的一组最优方向:一是否是适于分类的最优方向,二是如何寻找最适合于分类的投影方向,都有待于继续探索。

## 参考文献

- [1] Pfurtscheller G, Aranibar A. Evaluation of event-related desynchronization (ERD) preceding and following voluntary self-paced movement [J]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1979, 46(2): 138-46.
- [2] Pfurtscheller G, Neuper C. Event-related synchronization of mu rhythm in the EEG over the cortical hand area in man [J]. *Neuroscience Letters*, 1994, 174(1): 93-96.

- [ 3 ] McFarland DJ, McCane LM, David SV, *et al.* Spatial filter selection for EEG based communication [ J ]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1997, **103**(3):386 - 394.
- [ 4 ] 魏庆国,高小榕,王毅军,等. 基于多通道线性描述符的脑-机接口分类算法的研究 [ J ]. *中国生物医学工程学报*, 2007, **26**(6): 810 - 817.
- [ 5 ] Lugger K, Flotzinger D, Schlögl A, *et al.* Feature extraction for on-line EEG classification using principal components and linear discriminants [ J ]. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 1998, **36**(3):309 - 314.
- [ 6 ] Brunner C, Naeem M, Leeb R, *et al.* Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis [ J ]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(8):957 - 964.
- [ 7 ] 吴小培,叶中付,郭晓静,等. 运动意识脑电的动态独立分量分析 [ J ]. *中国生物医学工程学报*, 2007, **26**(6): 818 - 824.
- [ 8 ] Blankertz B, Tomioka R, Lemm S, *et al.* Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis [ J ]. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 2008, **25**(1):41 - 56.
- [ 9 ] Fukunaga K. *Introduction to Statistical Pattern Recognition* [ M ]. Academic Press, 1990.
- [ 10 ] Koles ZJ. The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG [ J ]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1991, **79**(6):440 - 447.
- [ 11 ] Müller-Gerking J, 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.
- [ 12 ] Lemm S, Blankertz B, Curio G, *et al.* Spatio-Spectral Filters for Improving the Classification of Single Trial EEG [ J ]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, **52**(9): 1541 - 1548.
- [ 13 ] Dornhege G, Blankertz B, Krauledat M, *et al.* Combined optimization of spatial and temporal filters for improving brain-computer interfacing [ J ]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(11): 2274 - 2281.
- [ 14 ] Tomioka R, Dornhege G, Nolte G, *et al.* Optimizing spectral filters for single trial EEG classification [ J ]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006, **4174**:414 - 423.
- [ 15 ] Tomioka R, Dornhege G, Nolte G, *et al.* Spectrally weighted common spatial pattern algorithm for single trial EEG classification [ R ]. METR 2006 - 40, 2006.
- [ 16 ] Wu Wei, Gao Xiaorong, Hong Bo, *et al.* Classifying single-trial EEG during motor imagery by iterative spatio-spectral patterns learning ( ISSPL ) [ J ]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(6):1733 - 1743.
- [ 17 ] Leeb R, Lee F, Keinrath C, *et al.* Brain-Computer Communication: Motivation, Aim, and Impact of Exploring a Virtual Apartment [ J ]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, **15**(4):473 - 482.
- [ 18 ] Blankertz B, Tomioka R, Lemm S, *et al.* Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis [ J ]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(1):41 - 56.
- [ 19 ] Ramoser H, Müller-Gerking J, Pfurtscheller G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement [ J ]. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(4):441 - 446.
- [ 20 ] Lemm S, Schafer C, Curio G. BCI competition 2003-data set III: probabilistic modeling of sensorimotor  $\mu$  rhythms for classification of imaginary hand movements [ J ]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6):1077 - 1080.
- [ 21 ] BCI Competition. [ EB/OL ] <http://ida.first.fraunhofer.de/projects/bci/competitions>, 2008 - 04 - 16/2009 - 05 - 27.