

## 共空域模式方法在多类别分类中的应用

刘广权 黄淦 朱向阳\*

(上海交通大学机械与动力工程学院, 上海 200240)

### Application of CSP Method in Multi-class Classification

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

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

**摘要:**近年来脑机接口(BCI)研究已经逐渐从两类的模式识别发展为多类的模式识别。在两类别的 BCI 中,共空域模式(CSP)算法已经被证明是十分有效的方法。本研究对 CSP 算法进行扩展,使其适用于多类别分类。采用“一对一(one-to-one)”的 CSP 策略,对四类模式的脑电信号进行分类。该方法数据用于 BCI 竞赛 2008 的数据集 IIa,获得第 2 名,证明了该策略对于多类别分类问题的有效性。

**关键词:**脑机接口(BCI); 脑电信号(EEG); 共空域模式(CSP); BCI 竞赛

**Key words:** brain-computer interface (BCI); electroencephalogram (EEG); common spatial patterns (CSP); BCI competition

中图分类号 R318 文献标识码 D 文章编号 0258-8021(2009)06-0935-04

## 引言

对于神经肌肉系统功能严重丧失的患者来说,一种新的与外界交流的手段是急需的。脑机接口(BCI)正是这样一种技术,它允许使用者直接通过意念而不是传统的神经肌肉通道来与电脑程序交流或者控制外围仪器设备<sup>[1]</sup>。近年来,BCI 研究在全世界范围内吸引了越来越多的研究者的兴趣和关注。数家世界领先的 BCI 研究机构组织了 BCI 竞赛,其目的是征集并比较各种信号处理与模式识别的方法,同时吸引更多的研究者来关注 BCI 研究,进而促进 BCI 技术的发展。

研究表明,人在做不同的实际运动或想象运动时,相应脑皮层的  $\mu$  节律和  $\beta$  节律会发生能量减弱或增强的现象,这种现象称为事件相关(去)同步(event-related (de) synchronization, ERD/ERS)<sup>[2]</sup>。由于不同的动作和意念可以反映为不同的 ERD/ERS 模式,因此基于 ERD/ERS 的 BCI 得到了广泛的研究。

在基于 ERD/ERS 的两类别 BCI 中,共空域模式(CSP)算法被证明是十分有效的工具。由于两类模式的 BCI 系统所能实现的信息传输率(information transfer rate, ITR)十分有限,近年来,BCI 技术的研究趋势已经逐渐发展向多类的模式识别。由于 CSP 方法是针对两类的区分提出的,若要应用在多类模式的区分中,必须进行改进或扩展。较多的研究中,采用的策略是对多类别进行“一对其它(one-to-else)”的 CSP 处理<sup>[4]</sup>,即把其中一个类别当作一类,其余的  $C-1$  ( $C$  为类别总数)类当作一类,进行 CSP 处理。这种策略的缺点在于,其余的  $C-1$  类并非单纯的一个类别,它们的信号特征并不一致,因此得不到最佳的分类结果。本文 2.2 节将对这一问题作进一步讨论。

本研究采用“一对一(one-to-one)”的 CSP 策略,对四类模式的 EEG 进行分类。即对  $C$  个类别的信号,两两作 CSP。

## 1 数据描述及实验范式

数据集 IIa 由奥地利的 Graz 科技大学提供,数

收稿日期:2009-04-15, 修回日期:2009-08-24

基金项目: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项目(080903)

\* 通讯作者。 E-mail: mexyzhu@sjtu.edu.cn

据及实验的详细信息详见文献[4-5]。

### 1.1 数据描述

该数据集共有9组数据,分别采集自九名受试者,类别为四类想象运动。每组数据分为训练数据和检验数据两部分,每部分包含四类想象运动各72个样本(即288个训练样本,288个检验样本)。

比赛要求参赛者对检验数据每个样本有效时间段内的各个时间点都给出类别标签,该标签应为{1, 2, 3, 4}中的一个。比赛成绩将根据有效时间段内误差最低的时间点的Kappa系数来决定。Kappa系数的计算公式为:  $Kappa = (p - 1/C)/(1 - 1/C)$ ,其中  $C$  为类别数,  $p$  为正确识别率。

### 1.2 实验范式

实验共有9名受试者参加,实验内容为没有反馈的想象运动。受试者坐在电脑前,在每个样本的开始( $t = 0$  s),一个十字标志出现在屏幕上,同时伴有短促的声音提示。2 s后( $t = 2$  s),一个表示方向的箭头出现在十字上,指向左、右、上、下四个方向中的一个(分别对应左手、右手、舌、双足的想象运动),箭头维持1.25 s。之后受试者须做相应的想象运动,直到第6 s( $t = 6$  s)十字标志消失为止。两个样本之间有随机长度的休息时间。

### 1.3 信号采集

使用22个Ag/AgCl电极来记录脑电信号(EEG),另外3个电极来记录眼电信号(EOG),所有的信号都是以左乳突为参考、以右乳突为接地的单极信号。采样频率为250 Hz,经过0.5~100 Hz的带通滤波和50 Hz的工频陷波。

## 2 方法

### 2.1 共空域模式

CSP是一种针对两类别区分的空间滤波方法,它的原理是通过空间投影寻找最优的投影方向,使得在某方向上一类信号的方差最大,另一类信号的方差最小,从而两类的差别最大。数学上,CSP是通过两类信号协方差矩阵的同时对角化来实现的<sup>[6]</sup>。CSP方法介绍如下:

令  $X_d^i$ ,  $d \in \{1, 2\}$  表示类别  $d$  的第  $i$  个样本的信号,其维度为  $N \times T$ ,其中  $N$  为通道数(本研究中  $N = 22$ ),  $T$  为每通道的采样点数。信号的直流成分已经被去除(即时间上的平均值为0)。则该样本规范化的协方差矩阵为

$$R_d^i = \frac{X_d^i X_d^{iT}}{\text{trace}(X_d^i X_d^{iT})} \quad (1)$$

式中  $\text{trace}(\cdot)$  表示矩阵的迹。每类的平均协方差为  $R_d$ ,  $d \in \{1, 2\}$ , 则两类的平均协方差矩阵之和为

$$R_c = R_1 + R_2 \quad (2)$$

对  $R_c$  进行特征值分解

$$R_c = U_c \lambda_c U_c^T \quad (3)$$

其中  $U_c$  是特征向量矩阵,  $\lambda_c$  是对角线元为相应特征值的对角矩阵。  $U_c$  可被白化矩阵  $P$  白化

$$I = P R_c P^T \quad (4)$$

式中  $I$  为单位矩阵,且

$$P = \sqrt{\lambda_c^{-1}} U_c^T \quad (5)$$

可以看出,如果对  $R_1$  和  $R_2$  进行变换

$$S_d = P R_d P^T, d \in \{1, 2\} \quad (6)$$

则  $S_1$  和  $S_2$  拥有共同的特征向量,且对应的特征值之和为1。即,如果

$$S_1 = B \lambda_1 B^T \quad (7)$$

则

$$S_2 = B \lambda_2 B^T \quad \text{and} \quad \lambda_1 + \lambda_2 = I \quad (8)$$

这就意味着,在  $S_1$  特征值最大的方向上,  $S_2$  的特征值最小,反之亦然,于是两类信号的差别最大。投影矩阵  $W$  由下式得到:

$$W = B^T P \quad (9)$$

$W$  是一个  $N \times N$  的矩阵,  $W$  的行称为空间滤波器,  $W^T$  的列称为空域模式。原始信号  $X$  通过  $W$  投影得到新的信号  $Z$ :

$$Z = W X \quad (10)$$

经过CSP处理后,由  $W$  的前几行(与  $S_1$  最大的几个特征值相对应)滤波产生的新信号,在属于类别1时方差最大,属于类别2时方差最小;而由  $W$  的后几行(与  $S_1$  最小的几个特征值相对应)滤波产生的新信号则相反。对  $m$  对最佳空间滤波器(即  $W$  的前  $m$  行和后  $m$  行)产生的新信号的方差进行取对数和规范化处理,用作特征:

$$f_j = \frac{\log(\text{var}(Z_j))}{\sum_{k=1}^{2m} \log(\text{var}(Z_k))}, \quad j = 1, \dots, 2m \quad (11)$$

其中  $\text{var}(\cdot)$  表示方差。

### 2.2 处理流程

在对数据集IIa进行分类时,分以下4个步骤进行:预处理,特征提取,特征降维,分类。

步骤1(预处理):首先,对信号进行8~30 Hz的带通滤波。选择这个频带是因为它覆盖了  $\mu$ (8~12 Hz)节律和  $\beta$ (18~25 Hz)节律<sup>[7-8]</sup>。通过滤波,信号的直流成分被去除,同时低频的眼电成分

(electro-oculogram, EOG)也被去除。

步骤 2(特征提取):采用“一对一”的 CSP,即对四个类别中的任两个都作 CSP 处理,求出一个投影矩阵  $W$ ,最终得到 6 个投影矩阵。对每一个投影矩阵,我们取最佳的 8 个方向(前后各 4),得到  $8 \times 6 = 48$  维的特征矢量(feature vector)。这种处理方法与“一对其它”的 CSP 相比,优点在于每次计算 CSP 投影矩阵时,两个类别都是单纯的类别,因此更容易找到两类差别最大的投影方向,而在一对多的 CSP 中,由于“其它”类别是个混合的类别,内部特征并不统一,因此很难找出最优的投影方向。然而另一方面,当类别数增大时,“一对一”的 CSP 计算量增加将更快,类别数为  $C$  时,“一对一”的 CSP 需要求  $C(C-1)/2$  个投影矩阵,而“一对其它”的 CSP 只需要求  $C$  个投影矩阵。在计算 CSP 投影矩阵时,并非把训练数据的完整样本拿来作 CSP,而是选择分类效

果最好的时间段来计算 CSP 矩阵。在处理检验样本时,从箭头出现( $t = 2$  s)到当前时间的数据段用来提取特征并分类。

步骤 3(特征降维):使用 Fisher 的线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)方法<sup>[9]</sup>进行特征降维,把原始 48 维的特征降至 3 维。

步骤 4(分类):使用贝叶斯分类器对降维后的特征进行分类,贝叶斯概率公式为:

$$P(y_i | f) = \frac{P(f | y_i) P(y_i)}{\sum_{j=1}^C P(f | y_j) P(y_j)} \quad (12)$$

其中  $P(y_i)$  表示类别标签为  $i$  的先验概率,  $P(y_i | f)$  表示特征为  $f$  的样本属于类别  $i$  的后验概率,  $P(f | y_i)$  表示类别  $i$  中产生特征  $f$  的似然率。把后验概率最大的  $i$  判断为分类结果。

为了说明“一对一”与“一对其它”的 CSP 之间

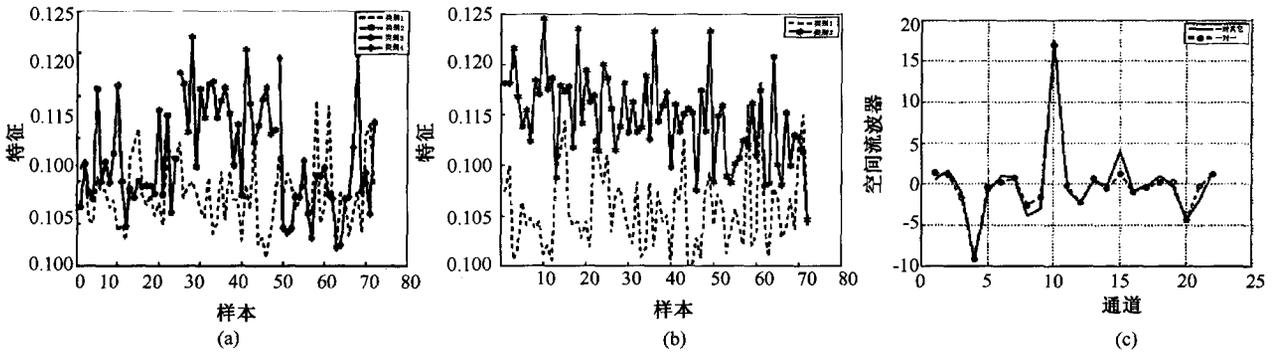


图 1 “一对一”与“一对其它”CSP 得到的特征,以及对应的空间滤波器。(a) “一对其它”特征;(b) “一对一”特征;(c) 空间滤波器

Fig.1 Features of the “one-to-one” and “one-to-else” CSP, and the corresponding spatial filter. (a) “one-to-else” features; (b) “one-to-one” features; (c) spatial filter

的差别,以第二组数据为例,在图 1 中给出了这两种 CSP 策略得到的特征以及对应的空间滤波器。特征的计算方法见文中第 2.1 节。作为示例,图中只给出了经 CSP 投影后新信号  $Z$  某一行的特征,以及该行对应的空间滤波器。由图 1(a)中可以看出,“一对其它”时,该投影方向应该使类别 1 最小化,而同时使类别 2、3、4 最大化,然而事实上寻找到的方向只将类别 3 最大化,类别 2、4 并没有很好地与类别 1 区分开。即,此时寻找的方向实际上只是体现了类别 1 与类别 3 的区别,然而由于类别 2、4 的干扰,计算得到的空间滤波器并未将类别 1 与 3 的区别最大化。而采用“一对一”策略时,类别 1 和类别 3 的区别可以得到极大化。从图 1(c)可以看到,两种方法得到的空间滤波器很相似,但并未完全一致。

### 3 结果

对数据集 IIa 的九组数据进行综合评定,在五队参赛者中,笔者得了第二名。五队参赛者九组检验数据的平均 Kappa 系数依次为:0.57,0.52,0.31,0.30,0.29。表 1 为前三名九组检验数据的 Kappa 系数。

从结果可以看出,本方法得到的 Kappa 系数比第 1 名略低(低 0.05),与第三名相比有明显的优势(高 0.21),这说明本方法对于多类模式 EEG 的分类是有效的。

在文献[4]中,采用了“一对其它”的 CSP 策略,对该数据集中的 8 组数据进行了分析(第 6 组数据除外)。由于文献[4]使用的评价标准为正确率,因

此将本方法得到的结果转换成正确率的形式,与文献[4]中的方法进行比较。两者的结果由表 2 给出。

由表 2 可以看出,本方法得到的正确率明显高于参考文献的方法。

表 1 比赛前 3 名得到的各组数据的 Kappa 系数

Tab.1 The Kappa coefficient for each subject got by the first three teams

	数据 1	数据 2	数据 3	数据 4	数据 5	数据 6	数据 7	数据 8	数据 9	平均
第 1 名	0.68	0.42	0.75	0.48	0.40	0.27	0.77	0.75	0.61	0.57
第 2 名	0.69	0.34	0.71	0.44	0.16	0.21	0.66	0.73	0.69	0.52
第 3 名	0.38	0.18	0.48	0.33	0.07	0.14	0.29	0.49	0.44	0.31

表 2 本方法与参考文献方法的正确率比较

Tab.2 Comparison of the accuracies got by the proposed method and the reference method

	数据 1	数据 2	数据 3	数据 4	数据 5	数据 7	数据 8	数据 9	平均
对比方法正确率/%	67.7	45.5	69.8	49.3	36.5	67.0	69.1	75.0	59.99
本方法正确率/%	76.8	50.5	78.2	58.0	37	74.5	79.8	76.9	66.44

## 4 结论

随着 BCI 技术的发展,BCI 的研究已经逐渐从两类的模式识别发展为多类的模式识别,这是因为只有两类模式的 BCI 系统所能实现的信息传输率是十分有限的。因此,需要研究针对多类 EEG 分类的信号处理和模式识别方法。对于那些在两类 BCI 系统中得到成功应用的成熟算法,如 CSP,应该做出扩展和改进以适用于多类 BCI 系统。本研究采用了“一对一”的 CSP 策略,对 BCI 竞赛 2008 的数据集 IIa 进行处理,并在比赛中得到了第二名的成绩。这说明这种策略是有效的。另一方面,本研究的方法只在训练 CSP 矩阵的时间段上进行了优化选择,而频段的优化并非深入进行(只选了经验上较优的 8~30 Hz),这可能是限制分类正确率进一步提高的原因之一。在下一步的研究中,将着重研究与 CSP 结合的频带优化问题。

## 参考文献

[1] Wolpaw J, Birbaumer N, McFarland D, *et al.* Brain-computer interfaces for communication and control [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 113(6): 767-791.

[2] Pfurtscheller G, Brunner C, Schlogl A, *et al.* Mu rhythm (de) synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks [J]. *Neuroimage*, 2006, 31(1): 153-159.

[3] 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.

[4] Naeem M, Brunner C, Leeb R, *et al.* Separability of four-class motor imagery data using independent component analysis [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2006, 3: 208-216.

[5] 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.

[6] Fukunaga K. *Introduction to Statistical Pattern Recognition* [M]. Academic Press, 1990.

[7] Andrew C, Pfurtscheller G. On the existence of different alpha band rhythms in the hand area of man [J]. *Neuroscience Letters*, 1997, 222(2): 103-106.

[8] Pfurtscheller G, Stancak A, Edlinger G. On the existence of different types of central beta rhythms below 30 Hz [J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1997, 102(4): 316-325.

[9] Duda R, Hart P, Stork D. *Pattern classification* [M]. Wiley New York, 2001.