

基于多参数公共空间频率模式算法的脑电特征提取*

苏少军,方慧娟,王 根

(华侨大学 信息科学与工程学院,福建 厦门 361021)

摘要: 针对目前脑机接口中提取明显的脑电信号特征较难以及特征维数较多的缺陷,提出了一种多参数的公共空间频率模式CSSP(Common Spatio-Spectral Pattern)算法对脑电信号进行特征提取。该算法对不同通道的脑电信号采取不同的延时因子,增强了CSSP算法在频域上的滤波效果。在对2003年国际脑机接口BCI(Brain Computer Interface)竞赛的运动想象脑电识别中,利用多参数CSSP特征提取方法结合支持向量机SVM(Support Vector Machine)分类方法,在只提取二维特征的情况下,较公共空间模式CSP(Common Spatial Pattern)与CSSP算法,分类的正确率有了明显提高。同时,多参数的引入使该方法在特征提取上较CSP与CSSP算法具有更强的适用性。

关键词: 脑机接口;脑电图;CSSP算法;特征提取;支持向量机

中图分类号: TP202

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)18-0072-04

EEG features extraction based on multi-parameter common spatio-spectral pattern algorithm

Su Shaojun, Fang Huijuan, Wang Gen

(Institute of Information Science & Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In view of the difficulty of extracting the obvious features of electroencephalogram and the flaw of the large dimensions of features in brain computer interface, the paper used the multi-parameter public spatial frequency model to extract the features. This algorithm adopted different time delay factors for the different channels of EEG, so it strengthened the filter effect of the common spatio-spectral pattern (CSSP) algorithm in the frequency range. Combining multi-parameter feature extraction method with support vector machine(SVM) method and only withdrawing dimensional features, the accuracy of classification compares with the accuracies of common spatial pattern (CSP) and CSSP algorithm was enhanced distinctly in classifying the motor imager EEG of 2003 international BCI competition. At the same time, the introduction of multiple parameters caused this method to be stronger applicability in the feature extraction compared with CSP and the CSSP algorithm.

Key words: brain-computer interface; electroencephalogram; CSSP algorithm; feature extraction; support vector machine

多年来,人们一直希望直接利用大脑中的电生理信号建立一种向外界传递信息和发送命令的通道,即所谓的脑机接口系统^[1]。脑机接口BCI(Brain Computer Interface)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]。由于非植入式BCI所获取的脑电信号EEG(Electro Encephalo Gram)较微弱,同时受到心电、肌电等信号的干扰,使得提取脑电信号的特征存在较大的困难,所以寻求一种有效且适用性强的信号特征提取方法决定着BCI系统能否迅速发展及广泛应用。

目前,脑电信号的特征提取通常有时域、频域和空域方式,提取方法主要有以下几种:(1)AR(Autoregressive)模型谱估计。该方法获取了频域上的谱信息但损失了时域上的信息,在对时间敏感的信号应用上,得不到好的效果^[2]。(2)时域分析法。时域分析法的一个优点是它能够获取时域和频域上的特征,但是算法比较复杂,计算量比较大,不符合BCI系统的实时性要求。(3)公共空间模式CSP(Common Spatial Pattern)。CSP算法是基于两个协方差矩阵的同时对角化来获取空间滤波器。该空间滤

* 基金项目:福建省自然科学基金青年创新项目(2009J05147);华侨大学高层次人才科研启动费项目(09BS617)

技术与方法 Technique and Method

波器对两种类型的信号进行空间滤波时起到相反的效果,当其中一类经过滤波后的方差越大时,另一类反而越小,这使得两类的特征存在比较大的差异,对它们进行分类就较容易^[3]。但是 CSP 算法的不足之处就是无法操作频域上的信息。(4)公共空间频率模式 CSSP(Common Spatio-Spectral Pattern)。CSSP 算法原理上与 CSP 算法类似,但是 CSSP 算法优于 CSP 算法之处是它不仅可以获取空域上的信息,同时还可以对频域上的信息进行操作,使得提取的特征更加明显。

1 多参数的 CSSP 算法

1.1 CSSP 算法

CSSP 是一种有监督的空间频率滤波方法,其算法与 CSP 类似。CSP 算法是在有标识的训练集上训练的,目的是要找到合适的映射使得投影后的信号其中一类方差最大,而另一类方差最小^[4]。这一映射函数 W 称为固定空间滤波器,当输入信号为 X 时,经过该空间滤波器后,输出信号 Z 可表示为:

$$Z = WX \quad (1)$$

CSSP 算法在 CSP 算法的基础上进行了扩展,由式(1)得到:

$$Z = W^{(0)}X + W^{(\tau)}\delta^{(\tau)}X \quad (2)$$

这里,符号 $\delta^{(\tau)}$ 表示延时操作,即:

$$\delta^{(\tau)}(X_t) = X_{t-\tau} \quad (3)$$

从式(2)可以看出,此时输入信号较 CSP 有不同之处,它的输入信号变为:

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} X \\ \delta^{(\tau)}X \end{bmatrix} \quad (4)$$

而映射函数由 CSP 中的 W 分解为 $W^{(0)}$ 和 $W^{(\tau)}$,也就是要找到 $W^{(0)}$ 和 $W^{(\tau)}$ 两个投影方向使得输入信号方差能够最好地区分给定类别,使最大化一类方差的同时最小化相反一类。CSSP 算法的最优方程解的解法原理与 CSP 算法相同。利用每一类的输入信号 $\tilde{X}_l, l \in \{1, 2\}$ 得到各自的协方差矩阵 $R_l (l \in \{1, 2\})$,使用最优化问题的解决方法,计算出分解矩阵 $W^{[3]}$ 。

1.2 多参数的 CSSP 算法

本文研究的数据集的每一个序列是从 3 个电极 (C3、Cz、C4) 中采集得到的,所以输入信号是一个三维的矩阵,而不是一维的向量。在使用 CSSP 算法对脑电信号进行特征提取时,所引入的延时因子 τ ,只是一个单一的变量值^[5-6],对所有从不同电极所采集的信号进行相同时间的延时。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,所以用单一的延时因子 τ 对所有序列进行延时,并不能将两类差别最大的特征提取出来。因此,本文提出将单一的延时因子 τ 替换为多维变量 $[\tau]$,即对不同电极采集的信号采用不同的延时因子。按此方法,多参数的 CSSP 算法的公式演变为:

$$Z = W^{(0)}X + W^{([\tau])}\delta^{([\tau])}X \quad (5)$$

根据以上算法,进一步对该公式进行展开,令 w 表示分解矩阵 W 的第 n 行, C 为输入信号维数, $[\tau]$ 中的元素为 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_c$,则投影信号 $z_n = w\tilde{X}$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} z_n &= w^{(0)}X + w^{([\tau])}\delta^{([\tau])}X = \sum_{c=1}^C (w_c^{(0)}x_c + w_c^{(\tau_c)}\delta^{(\tau_c)}x_c) \\ &= \sum_{c=1}^C r_c (w_c^{(0)}x_c/r_c + w_c^{(\tau_c)}\delta^{(\tau_c)}x_c/r_c) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 x_c 为 X 的行向量。FIR 滤波器的滤波原理就是通过用有限长的时间信号与输入信号进行卷积。因此,可将式(6)中 $w_c^{(0)}/r_c, w_c^{(\tau_c)}/r_c$ 这两个参数看成 $(w_c^{(0)}/r_c, 0, \dots, 0, w_c^{(\tau_c)}/r_c)$ 这一时间序列与 $(\delta^{(\tau_c)}x_c, \dots, x_c)$ 的卷积,即起到了频域滤波的效果。另一方面, $r_c (c=1, \dots, C)$ 参数起到了对每一通道的加权效果,所以可将该参数看作一个抽象空间滤波器^[5]。其中:

$$r_c = \frac{\sqrt{w_c^{(0)2} + w_c^{(\tau_c)2}}}{\text{sign}(w_c^{(0)})}, \quad \text{sign}(w_c) = \begin{cases} -1, & w_c < 0 \\ +1, & w_c \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

该 FIR 滤波器的幅频响应特性与 $w_c^{(0)}/w_c^{(\tau_c)}, \tau_c$ 相关,因此可以用参数角度 $\phi_c^{(\tau)}$ 表示 FIR 滤波器,如下:

$$\phi_c^{(\tau)} = \text{atan}\left(\frac{w_c^{(\tau_c)}}{w_c^{(0)}}\right), \phi_c^{(\tau)} \in [-\pi/2, \pi/2] \quad (8)$$

2 实验数据特征提取

本文研究的数据集来自于 2003 年 BCI 竞赛中运动想象的标准数据集,由奥地利工业大学生物工程学的医学信息部门提供。

该数据集来自于想象左右手运动的方法来控制一个运动杆的任务。该数据集包含 280 次实验,从中随机抽取 140 次实验作为训练集,另外的 140 次作为测试集。每次实验所经历的时间为 9 s。前 2 s 为准备阶段,受试者精神处于放松状态,无任何动作。在第 2 s 出现一个声音的刺激信号,提示受试者做好准备,从第 2 s 到第 3 s,屏幕上出现一个十字形的持续提示信号,从第 3 s 开始,屏幕上随机出现向左或向右的箭头,提示实验者进入想象左右手运动的实验阶段。

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(Event-Related Synchronization),大脑对侧产生事件相关去同步电位 ERD(Event-Related Desynchronization)^[7],这两种电位主要位于运动感觉区并且主要反应在 mu 节律和 beta 节律这两个波段。由于这两个波的频率带主要集中在 8 Hz~30 Hz,所以需对运动想象脑电信号进行 8 Hz~30 Hz 带通滤波的预处理。本文通过加窗滤波的方式对数据集的每一通道进行带通滤波。采用的窗函数为矩形窗,阶数为 60。

《微型机与应用》2011 年 第 30 卷 第 18 期

技术与方法 Technique and Method

2.2 特征提取

本文所采用的数据集的每一次实验所用的时间为 9 s, 而真正的实验阶段为 3 s~9 s, 所以只将 3 s~9 s 的数据用于特征提取。在参考文献[2]中, 实验者在整个实验过程中, 在第 4 s~5 s 对左右手想象运动表现得最为明显, 可以认为这一时间段是实验者脑活动最为活跃的阶段, 因此, 用该时间段的数据进行特征提取。

设经过预处理得到的第 4 s~5 s 的两类样本数据为 $Tr_{1_{3 \times 128 \times 140}}$ 和 $Tr_{2_{3 \times 128 \times 140}}$ (三个下标分别代表电极数、每秒的采样数、试验次数), 按照三维的延时参数 $[\tau]$ 对样本数据进行延时操作, 得到 $\delta^{[\tau]}Tr_{1_{3 \times 128 \times 140}}$ 和 $\delta^{[\tau]}Tr_{2_{3 \times 128 \times 140}}$, 将这两类数据各自按行连接起来, 构成 $X_{1_{3 \times 17920}}$ 和 $X_{2_{3 \times 17920}}$, 利用式(4)构造出两类的输入信号, 利用多参数的 CSSP 算法求出空间滤波器 W 。本文只采用能量最大 w_1 与最小 w_2 的两个方向组成空间频率滤波器, 再运用式(5)求出输出信号 Z 。将经两个方向投影后的输出信号 Z 分别做方差运算作为脑电分类的特征, 即特征 f 为:

$$f = (\text{var}(z_1) \quad \text{var}(z_2)) \quad (9)$$

3 实验步骤及数据结果分析

本文采用支持向量机的分类方法。支持向量机是通过某个内核函数将输入信号映射到一个高维特征空间, 进而而在高维特征空间寻找一个最优的分类面。本文采用高斯核作为核函数。

3.1 实验步骤

(1) 给定延时参数 $[\tau]_{3 \times 1}$ 以及初始值、支持向量机参

数 c 和 g 的范围并选择 c 和 g 的步长。本文给定的 $[\tau]_{3 \times 1}$ 范围为 $[1 \ 1 \ 1]' \sim [6 \ 6 \ 6]'$ (采样频率为 128 Hz 时, 每一个单位代表 1/128 s), 初始值为 $[1 \ 1 \ 1]'$ (参数为 $[0 \ 0 \ 0]'$ 时即不采用延时参数, 本质上即 CSP 算法)。 c 和 g 参数的范围为 $2^0 \sim 2^{12}$, 步长为 2。

(2) 利用多参数的 CSSP 算法以及给定的 $[\tau]_{3 \times 1}$ 值提取出 140 个训练样本特征。利用网格搜索法与五折交叉验证法, 在给定的支持向量机参数范围内对训练集进行训练, 求出使得分类正确率最高的支持向量机参数, 得到最佳的分类模型。

(3) 在所给的延时参数 $[\tau]_{3 \times 1}$ 范围内, 计算出每一个 $[\tau]_{3 \times 1}$ 所对应的测试集的特征, 利用已获得的最佳分类模型对这些测试集特征进行分类。

(4) 在给定的范围内, 赋予 $[\tau]_{3 \times 1}$ 新的值, 返回第二步骤, 直到 $[\tau]_{3 \times 1}$ 参数范围内所有值都用来对训练集进行训练为止。

3.2 数据结果分析

利用上面所阐述的方法, 通过寻找训练集与测试集各自所对应的最佳延时参数, 可以提取出训练集与测试集不同类别间差别较大的特征, 对于不同的测试者产生的脑电信号可以训练出一个最佳的分类模型。令 C3、Cz、C4 这三个电极采集的数据序列的延时参数 $[\tau]_{3 \times 1}$ 为 τ_1 、 τ_2 、 τ_3 三个变量。在训练集采用最佳的延时参数 $[3 \ 4 \ 5]$ 的情况下, 将参数 τ_1 固定, 改变参数 τ_2 、 τ_3 得到测试集的正确率, 如图 1 所示。

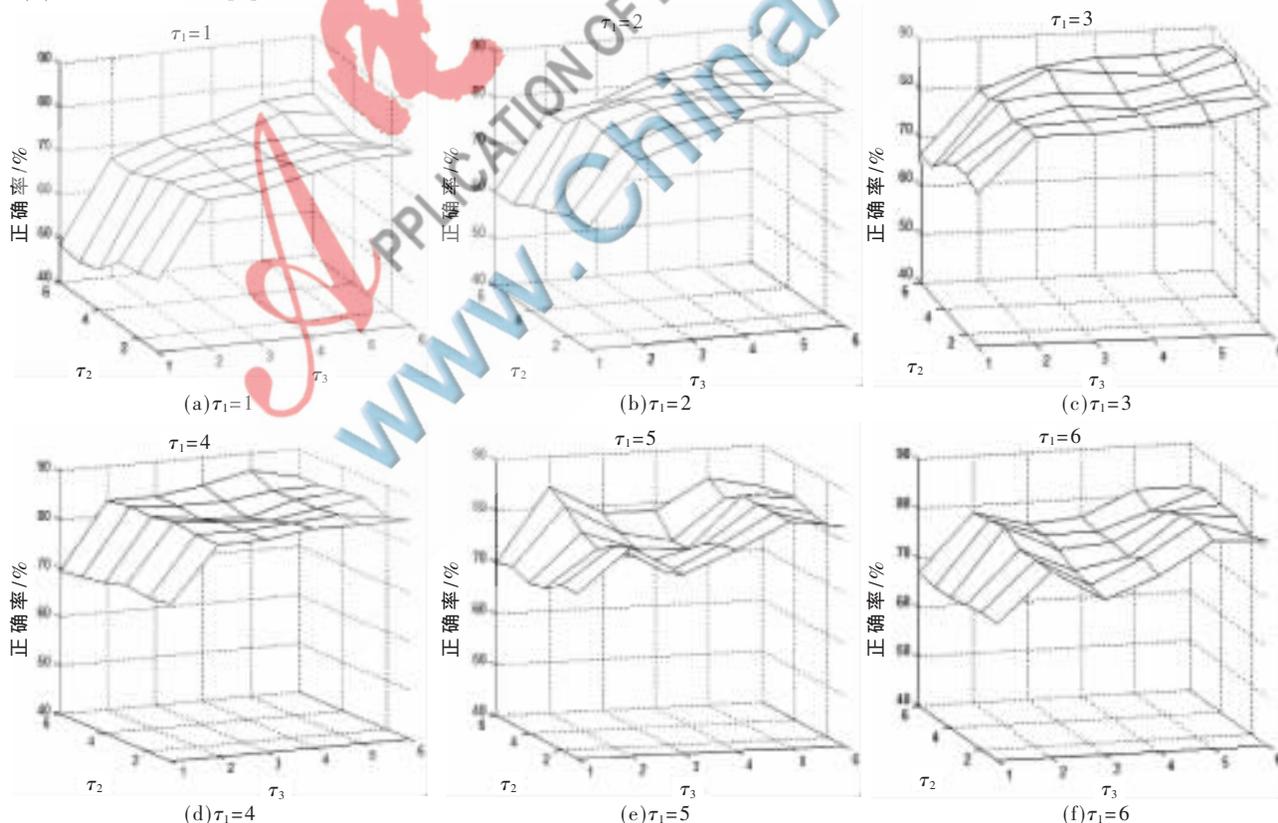


图 1 随着延时参数的变化, 测试集正确率的变化

表 1 不同特征提取方法下的分类比较

滤波范围/Hz	特征提取方法	特征维数	分类方法	训练集延时参数 $[\tau]_{3 \times 1}$	测试集延时参数 $[\tau]_{3 \times 1}$	训练集结果/%	测试集结果/%
8	CSP	2	SVM	无	无	80.71	77.85
~	CSSP	2	SVM	[6 6 6]	[6 6 6]	81.42	79.29
30	多参数 CSSP	2	SVM	[3 4 5]	[3 4 6]	87.86	87.14

从图 1 可以看出,当 $\tau_1=3$ 时,测试集的分类正确率总体上较采取其他 τ_1 参数高。这说明,C3 电极采取的延时参数为 3 时,可以将 C3 电极采集到的数据中所含类别特征不明显的频段最大程度地滤除掉。当 $\tau_1=3$ 、 $\tau_2=4$ 、 $\tau_3=6$ 时,测试集的分类正确率最高,为 87.14%。可以看出,采用最佳的延时参数,可以提取出反映不同类别间差别最大的特征。

另一方面,采用本文所论述的方法,使用较少的特征维数就可以达到较高的分类正确率,克服了当前许多脑电特征维数多、不易实现实时分析且算法复杂等缺点。对 BCI2003 的运动想象数据进行分析,较 CSP 算法与 CSSP 算法分类正确率有了明显的提高,比较结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,对于多参数 CSSP 算法,训练集与测试集的最佳延时参数很接近,说明测试者经过训练之后,已经能够很好地控制自己进入运动想象的状态。另外,本文论述的方法优于 CSP 与原始 CSSP 算法,训练集与测试集的正确率都有一定程度的提高,说明了该算法的有效性。该算法选取了多个延时参数克服了原始 CSSP 算法的延时参数单一缺点,提高了该算法在特征提取上的正确性。

本文通过对运动想象脑电信号进行 8 Hz~30 Hz 较明显频段的带通滤波,利用多参数的公共空间频率模型对训练集与测试集进行特征提取,并利用支持向量机对所提取的特征进行分类,在给定的延时参数范围内,寻找出使得所提取的特征维数少且明显性强的最佳参数,进一步提高了分类的实时性和正确性,这对 BCI 系统应用于各种领域的设备如康复器械、军事设备等大批量开

发将具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] WOLPAW 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] 李明爱, 刘净瑜, 郝冬梅. 基于改进 CSP 算法的运动想象脑电信号识别方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2009, 28(2): 161-165.
- [3] 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.
- [4] 王璐, 吴小培, 高湘萍. 四类运动想象任务的脑电特征分析及分类[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(10): 24-26.
- [5] LEMM S, BLANKERTZ B. Spatio spectral filters for improving the classification of single trial EEG[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2005, 52(9): 1541-1547.
- [6] 唐艳, 汤井田, 龚安栋. 基于公共空间频率模型的脑电数据分类[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(20): 159-161.
- [7] 赵启彬. EEG 时空特征分析及其在 BCI 中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.

(收稿日期: 2011-06-24)

作者简介:

苏少军, 男, 1986年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 脑机接口系统。

方慧娟, 女, 1979年生, 讲师, 博士, 主要研究方向: 神经网络理论、脑电信号分析。