

基于极能差与共空间模式算法的脑电信号特征增强研究^①

程龙龙^{②*} 邱爽* 徐瑞* 许敏鹏* 奕伟波* 明东^{③*} 蔡宏志* 万柏坤*

(* 天津大学精密仪器与光电子工程学院生物医学工程系 天津 300072)

(** 无线移动通信国家重点实验室(电信科学技术研究院) 北京 100191)

摘要 为有效滤除颅骨、脑脊液、头皮等多层组织对脑电图(EEG)信号传导、衰减和混叠的影响,进一步增强信号特征以有利于认知脑电的特征提取、模式识别,以左右手想象动作电位实验为例分析比较了基于极能差(EED)和共空间模式(CSP)算法的空间滤波与特征增强效果。研究表明,两种算法皆在高维空间中通过方差判断能量总体分布进行空间滤波训练,可有效提高信噪比、明显增强信号特征和提升识别准确率,其中 CSP 算法运用矩阵同时对角化原理寻找投影方向,使方差的类间差别最大化,特征增强效果更优。以上结果可供有关脑认知科学研究与脑-机接口(BCI)系统设计及应用参考。

关键词 脑电图(EEG),极能差(EED),共空间模式(CSP),想象动作,特征增强

0 引言

脑电是大脑皮层神经元集群电生理活动的综合结果,其由头盖骨、脑脊液、头顶皮肤等多层组织传导至头皮表面时可形成随时间、空间变化的电位分布,经电极检测可得到脑电图(EEG)^[1,2]。自 Berger 发现脑电以来,EEG 研究已有近百年历史。EEG 综合反映了大脑皮层神经电生理活动信息,在脑认知科学研究与神经医学临床得到了广泛的应用。感觉(视觉、听觉、体感等)器官(眼睛、耳朵、皮肤等)受到外界刺激(光、声、电、磁、力等)或参与记忆、判断和思维等认知任务时头皮电极可记录得到随时间、空间变化的电位信号。经以刺激时间为基准,将多次刺激记录数据进行叠加平均处理后得到所谓“诱发电位”(evoked potential, EP)或“事件相关电位”(event related potential, ERP)信号。EP 或 ERP(这里统称为“认知脑电”)与感觉、认知活动密切相关,是感知神经通路的大脑皮层各功能区对外界感官刺激与内在认知思维的综合反应,含有丰富的神经生理学、脑认知与心理学信息,被誉为“观察大脑思维的窗口”^[3],有很高的科学研究与实际应用价值。

脑电本身信号既很微弱,又经颅脑多层组织容积导体滤波衰减和多种生理信号混叠效应,使之信噪比十分低下、噪声干扰复杂。故有效地提取脑电信号特征、准确识别其反映大脑思维活动的模式,一直是脑电研究与应用领域中令人感兴趣的前沿热点难题。这在不依赖于常规外周神经和肌肉组织、仅利用脑电和工程技术手段实现“让思想变成行动”的对外信息交流和控制的脑-机接口(brain-computer interface, BCI)系统而言,更是首要的技术关键。目前基于脑电(EEG 或 ERP)的 BCI 系统中脑电特征提取通常有频域或时域方式,主要方法有功率谱分析法^[4]、自适应自回归模型法^[5]、小波变换法^[6]。此外还有信息熵^[7]、多通道线性描述符、相位耦合测量等算法^[8]。但这些方法实施前均少有考虑对原始脑电数据进行有效的空间滤波以增强信号特征,进而提高模式识别准确率。本文尝试采用基于极能差(extreme energy difference, EED)和共空间模式(common spatial pattern, CSP)的空间滤波算法来滤除颅脑组织对脑电信号衰减和混叠的影响,以左右手想象动作电位实验为例并结合支持向量机(support vector machine, SVM)分类方法来分析比较 EED 和 CSP 算法的空间滤波与特征增强效果,以期

① 国家自然科学基金(No. 81222021, 30970875, 90920015, 61172008, 81171423), 863 计划(No. 2007AA04Z236), 国家科技支撑计划项目(No. 2012BAI34B02)和教育部新世纪优秀人才支持计划(No. NCET-10-0618)资助项目。

② 男, 1982 年生, 博士; 研究方向: 信号处理; 联系人, E-mail: cenlontjdx@gmail.com

③ 通讯作者: richardming@tju.edu.cn
(收稿日期: 2012-12-05)

为有关脑认知科学研究与脑-机接口(BCI)系统设计及应用提供技术参考。

1 实验设计与信号采集

本文设计了左右手想象动作电位实验。如图1所示,利用 Matlab 虚拟现实界面提示受试者进行左右手想象动作。显示屏的左侧、中间、右侧三个位置各有3个目标球体,另有一个较小球可由中间起始位置随机地在左、中、右三个位置之间变换,每个位置停留4-6s不等。受试者舒适端坐于显示屏前,双手放松置于椅扶手上,根据小球位置变化提示进行相应的左、右手想象动作。当小球与位于屏左侧的目标球接触时,受试者进行左手想象动作;反之,当小球与位于屏右侧的目标球接触时,受试者进行右手想象动作;而在小球与中间目标球接触时,则不做任何想象动作。

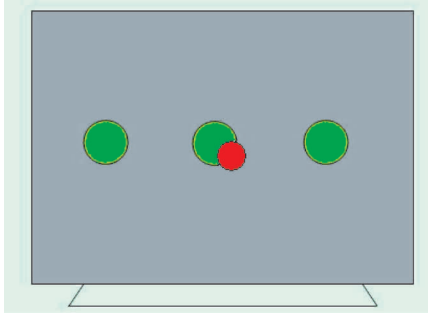


图1 想象动作电位实验界面

整个实验过程中使用美国 TDT (Tucker-Davis Technologies) 脑神经信号采集分析系统,按照国际标准 10-20 导联电极布局(如图2所示)采集受试者的头皮脑电信号(使用 Ag/AgCl 电极,采样率为 1kHz。),并同步记录屏上小球实际位置。

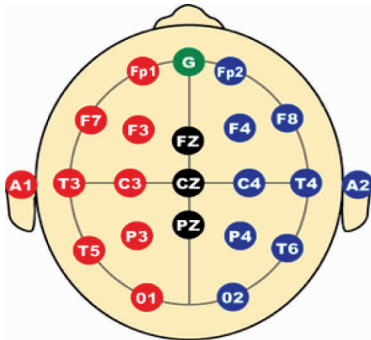


图2 国际标准 10-20 导联头皮脑电极布局

实验受试者共计 6 人(男、女各 3 名,5 名右利手、1 名左利手),其中受试者 6 为截瘫 3 年以上的女性患者,受试者 4 为截瘫 30 年以上的男性患者。实验中每位受试者进行 8 组实验,每组包括 36 次想象动作任务,总计 $36 \times 8 = 288$ 次任务。每组任务之间中断 2min 以降低疲劳影响。

2 空间滤波算法与特征增强

2.1 极能差空间滤波算法

极能差(EED)是一种基于信号协方差的空间滤波方法。在进行多导联脑电信号处理过程中,信号协方差可以用来判断能量的总体分布。用 $X_{ran1}^{n \times m}$ 和 $X_{ran2}^{n \times m}$ 分别表示二类不同的原始脑电信号,其中 n 表示导联数, m 为样本总数。原始脑电信号通过 5~30Hz 带通滤波去除其直流分量,使之成为近似零均值,表示为 X_1 以及 X_2 。不同两类脑电信号的协方差可以表示为 $C_1 = X_1 X_1^T$ 和 $C_2 = X_2 X_2^T$,上标 T 表示转置(以下同)。

设 $F = [F_1, F_2, F_3, \dots, F_n]$ 为一组空间滤波器, n 为滤波器的个数。经带通滤波后的脑电信号再经过空间滤波成为 $F^T X$, 其相应的能量为

$$F^T X (F^T X)^T = F^T X X^T F = F^T C F \quad (1)$$

式中 C 为信号 X 的协方差。定义为

$$E(F) = F^T C_1 F - F^T C_2 F \quad (2)$$

式中 E 表示空间滤波后两类信号的能量差异。 F 满足 $F^T F = I$ (I 为单位矩阵)。

$$L(F, \lambda) = E(F) - \lambda (F^T F - I) \quad (3)$$

其中 λ 为拉格朗日乘子矩阵。

对拉格朗日函数进行微分求其极值,其中 λ 为拉格朗日乘子矩阵。

对拉格朗日函数进行微分求其极值:

$$\frac{\partial L(F, \lambda)}{\partial F} = 2(C_1 - C_2)F - 2\lambda F = 0$$

$$\frac{\partial L(F, \lambda)}{\partial \lambda} = -(F^T F - I) = 0$$

得到:

$$(C_1 - C_2)F = \lambda F \quad (4)$$

因此有

$$E(F) = F^T C_1 F - F^T C_2 F = \lambda F F^T = \lambda \quad (5)$$

假设 $F = F_{\max}$ 和 $F_{\min}$ 时, $E(F)$ 取得正向最大值与负向最大值,则有

$$E(F_{\max}) = \lambda_{\max}, E(F_{\min}) = \lambda_{\min} \quad (6)$$

式中 $\lambda_{\min} = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3 \leq \dots, \lambda_{n-1} \leq \lambda_n = \lambda_{\max}$ 为

矩阵 ($C_1 - C_2$) 的特征值, 而其对应的特征向量 F_{max} 与 F_{min} 即是所要寻求的能够使 $E(F)$ 正向最大化和负向最大化的空间滤波器。而其它 λ 所对应的特征向量 F_i 则使 $E(F)$ 的取值介于 $[\lambda_{min}, \lambda_{max}]$ 之间。

在实际应用中, 由某个空间滤波器获得的单源信号不足以涵盖所有反映该类信号的完整信息, 往往需要对多个信息源进行提取以获得足够特征量来保证任务模式的识别率。为此, 需要根据 $E(F)$ 获得正/负向最大或次极大最优解来确定几个空间滤波器, 以便用于脑电信号的特征增强。表 1 列出了每名受试者分别利用原始脑电数据与极能差空间滤波后数据所得最优信号源数目及相关系数。其中受试者 5 的相关性最高, 原始脑电数据最优达 0.49, 而 EED 空间滤波后最优相关性增至 0.52。截瘫多年的受试者 4、6 的脑电经 EED 空间滤波后相关性也有明显增加。

表 1 EED 空间滤波前后最优源数目及相关性

受试者 序号	最优信号源数(相关系数)	
	原始脑电	EED 空间滤波
1	4 (0.34)	5 (0.46)
2	6 (0.32)	4 (0.31)
3	7 (0.48)	7 (0.51)
4	4 (0.11)	2 (0.13)
5	6 (0.49)	7 (0.52)
6	7 (0.11)	5 (0.18)

2.2 共空间模式空间滤波算法

共空间模式(CSP)是一种对于二分类数据进行多导联空间滤波的技术^[10-12]。CSP 算法的目标是设计空间滤波器, 在高维空间中给出的两类中找到一个空间滤波器, 能够最大化第一类状态方差, 同时最小化另一类方差, 使得滤波以后的信号与其中一种状态的相关度最高, 同时抑制与另一种状态的相关度。它的优点是不需要预先选择被试者特异性频带, 在少次提取上表现出的优势比较明显。

设采集到的两类信号矩阵(导联 $\times$ 样本长度)中想象左手动作电位信号矩阵为 X_l , 想象右手动作电位信号矩阵为 X_r , 则其空间协方差矩阵可以分别表示为

$$R_l = \frac{X_l X_l^T}{\text{trace}(X_l X_l^T)} \quad (7)$$

$$R_r = \frac{X_r X_r^T}{\text{trace}(X_r X_r^T)} \quad (8)$$

其中 T 表示转置, $\text{trace}(A)$ 表示取对角元素之和。

由于 X_l 和 X_r 信号采集条件相同, 将它们分别用源分离建模, 则 X_l 和 X_r , 分别可以线性地表示为

$$X_l = [C_l C_c] \begin{bmatrix} S_l \\ S_c \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$X_r = [C_r C_c] \begin{bmatrix} S_r \\ S_c \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中 S_l 为针对于左手动作的信号源, C_l 为相应的特征向量; S_r 为针对于右手动作的信号源, C_r 为相应的特征向量。

本研究的目的是要建立空间滤波器 F_l 和 F_r , 用它们可以提取信号源的成分 S_l 和 S_r :

$$S_l = F_l \times X_l, \quad S_r = F_r \times X_r \quad (11)$$

这里 F_l 为与左手动作对应的空间滤波器, F_r 为与右手动作对应的空间滤波器, 它们通过利用两类数据训练而成。

$\bar{R}_l$ 和 $\bar{R}_r$ 分别为协方差归一化的均值:

$$\bar{R}_l = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} R_l(i), \quad \bar{R}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} R_r(i) \quad (12)$$

$$\bar{R} = \bar{R}_l + \bar{R}_r = U_0 \Lambda U_0^T \quad (13)$$

其中 U_0 为特征向量, Λ 为其特征值。

从而白化矩阵表示为 $P = \Lambda^{-\frac{1}{2}} U_0^T$, 则 $\bar{R}_l$ 和 $\bar{R}_r$ 可以表示为

$$Y_l = P \bar{R}_l P^T, \quad Y_r = P \bar{R}_r P^T \quad (14)$$

根据主成分分析, 有

$$Y_l = U \Lambda_l U^T, \quad Y_r = U \Lambda_r U^T \quad (15)$$

可以证明 Y_l 和 Y_r 具有相同的特征向量, 它们的特征值对角矩阵有 $\Lambda_l + \Lambda_r = I$, 其中 I 为单位矩阵, Λ_l 的最大值则对应 Λ_r 最小值。

定义第一个特征向量为 U_l , 最后一个特征向量为 U_r , 显然 U_l 和 U_r 为区别两类运动的最优特征向量。故最终分别对应与左右手想象动作的空间滤波器 F_l, F_r 可以表示为

$$F_l = U_l^T P, \quad F_r = U_r^T P \quad (16)$$

图 3 为由共空间模式训练所得最优区分左右手想象动作两个空间滤波器的权重分布地形图。为便于比较, 图中对所有权重取绝对值。图 3(a) 为由训练数据得到的与左手想象动作相关度最高的空间滤波权重分布图; 图 3(b) 为与右手想象动作相关度最高的空间滤波权重分布图。它们的分布与左右手在大脑皮层所对应感觉运动区域一致。

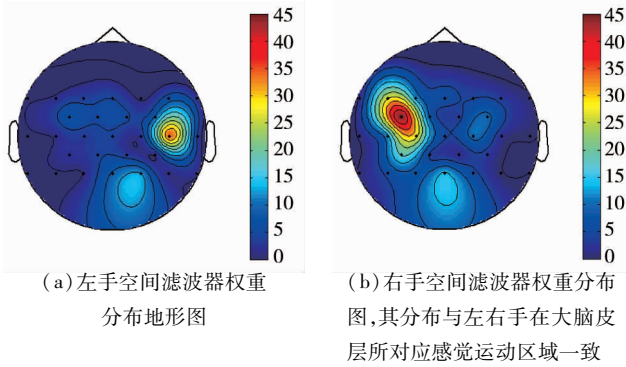


图3 最优区分左右手动作任务的两个 CSP 空间滤波器权重分布地形图

3 结果与讨论

如前所述,大脑皮层神经元集群电活动的原始信号受到头盖骨、脑脊液、头皮等多层组织的传导衰减与其它干扰混叠,使得头皮电极采集所得脑电 (EEG 或 ERP) 的信噪比及空间分辨率皆很低。尤其是空间分辨率低将导致空间位置不同导联所检测的信号严重弥合、难以区分。

图4中对左右手想象动作经过空间滤波前后的时频分析图作了比较。图4(a)是空间滤波前的时

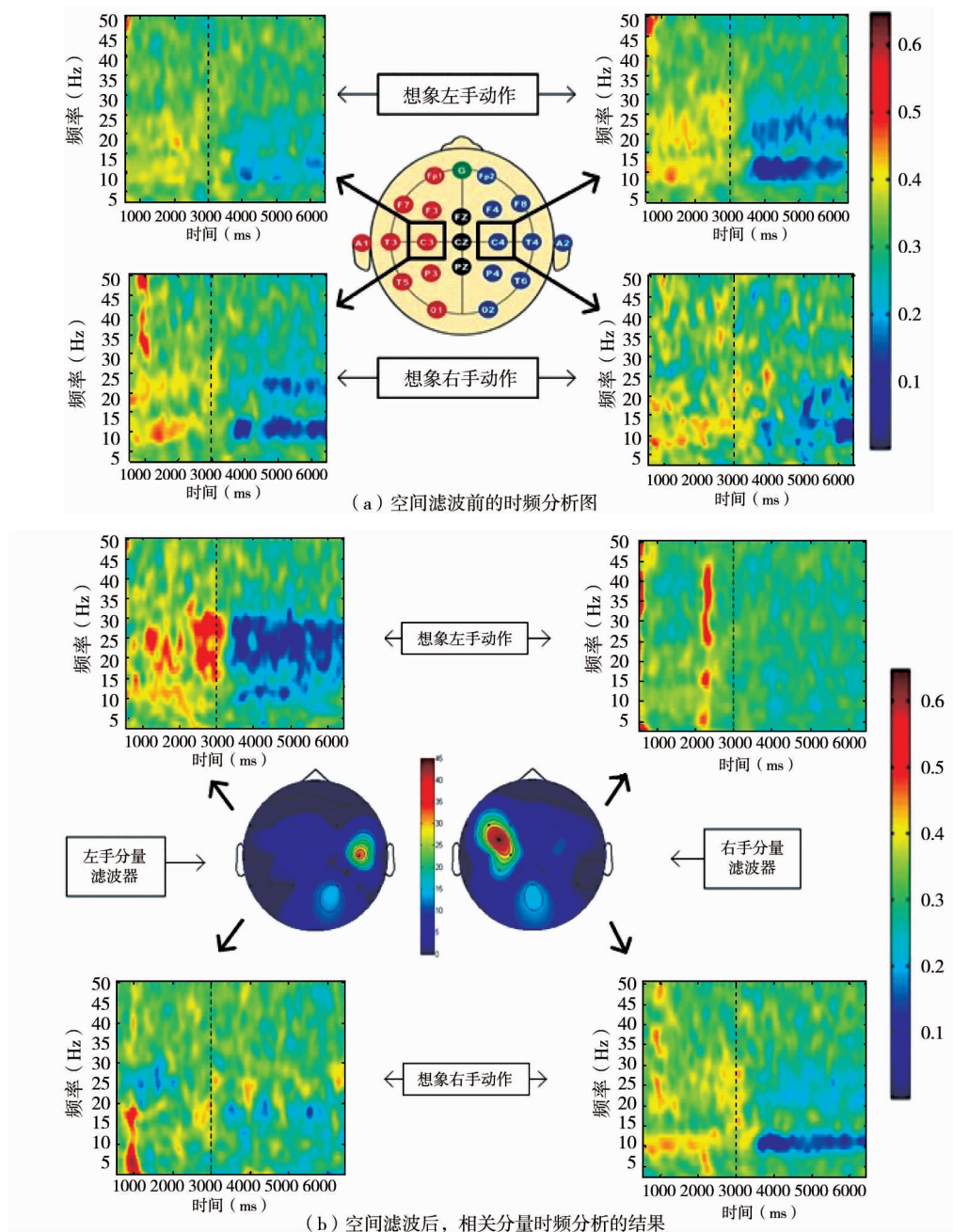


图4 共空间模式空间滤波前后左右手想象动作时频分析对比

频分析图,为分别进行左右手想象动作时采集到的信号,基于小波分析对手部相关导联 C3 和 C4 位置进行时频分析的结果。其中 C3 是记录右手感觉运动区域位置脑电信号的导联,C4 是采集左手感觉运动区域位置脑电信号导联。图 4(a) 中上面两幅图是想象左手动作时,分别对 C3、C4 导联多次任务时频分析叠加平均后的功率谱密度显示,可以看出进行左手想象动作时,在其对侧右边相应的大脑感觉运动区域 C4 位置采集到的信号,5~30Hz 频段内表现出明显的能量降低。同样,如图 4(a) 下面两幅图所示,当右手进行想象动作时,对侧左边相应的大脑感觉运动区域 C3 出现明显的能量下降。这一现象被称为事件相关去同步(event related desynchronization, ERD) 现象。但因为大脑皮层的信息混叠,如图 4(a) 中上面两幅图所示,想象左手动作时,在其同侧 C3 导联(对应于右手的感觉运动区域)处也能检测到较明显的频谱能量降低;图 4(a) 下面两幅图所示,右手想象动作进行时,有类似现象发生。如此使得原本空间位置差异显著导联的脑电信号区分度减小。

图 4(b) 为经过共空间模式训练的左右手两类空间滤波器滤波后,相关分量时频分析的结果。其中图 4(b) 上面两幅图为想象左手想象动作经过左右手相关空间滤波后时频分析的结果,可以看出滤

波后左手相关脑电信号分量表现出明显的事件相关去同步特征,而右手相关脑电信号分量却没有明显改变。图 4(b) 下面两幅图为右手想象动作经过空间滤波后时频分析的结果,同样可以看出滤波后,与右手想象动作相对应的脑电信号分量事件相关去同步特征得到加强,而与左手想象动作脑电信号特征没有明显改变。这说明空间滤波方法降低了不同脑电分量之间信息的弥合程度,最大化地凸显一类信号同时抑制另一类信号成分。因此原始脑电数据经过共空间模式训练滤波后才有可能得到如图 3 所示与左右手在大脑皮层所对应感觉运动区域一致的最优区分左右手想象动作的权重分布地形图。

图 5 展现了左右手想象动作空间滤波前(上图)后(下图)的电位分布。图中所示为左右手相关度最高的 C3、C4 两导联脑电信号(分别进行左右手想象动作时电位值的分布),其中 * 号为想象左手动作时 C3 和 C4 导联的电位分布, + 号表示想象右手动作时 C3 和 C4 导联的电位分布;横坐标为 C4 导联采样点的电位值,纵坐标为 C3 导联采样点的电位值。从图 5 上面 3 个子图(空间滤波前)可以看出,虽然 C3 和 C4 导联分别与右手和左手具有最大的动作相关性,但两个导联的想象动作电位样本点严重弥合,从直观上几乎无法区分两个信号。

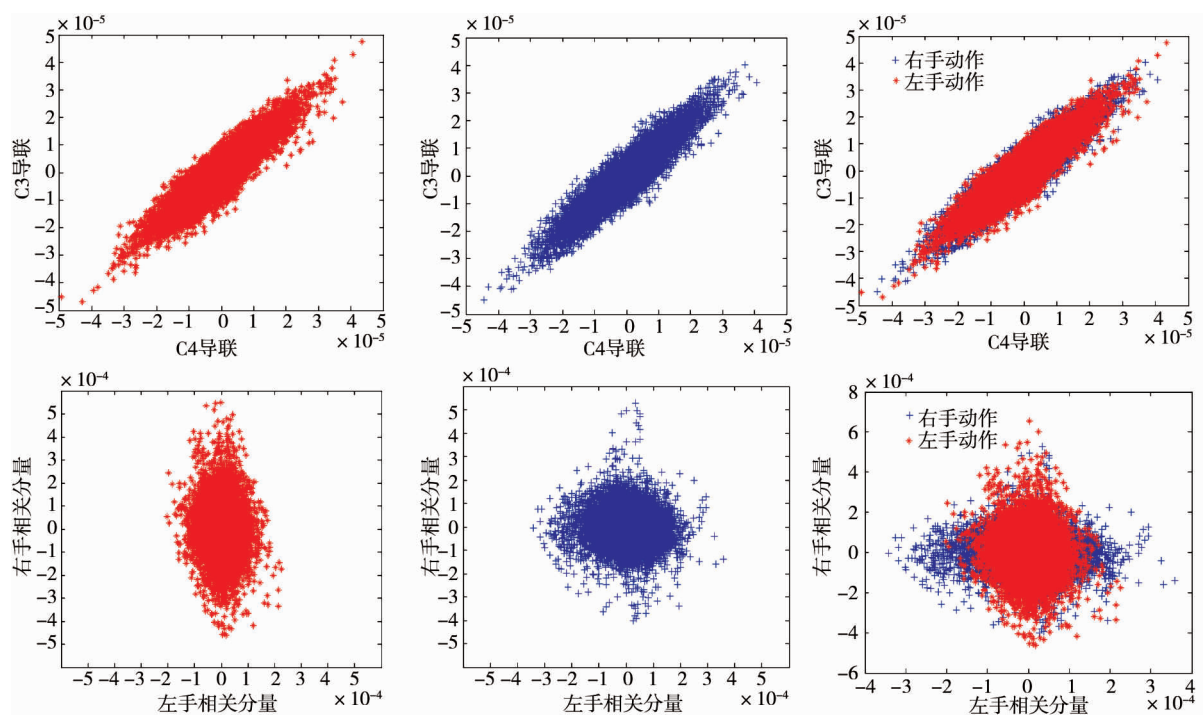


图 5 共空间模式空间滤波前(上图)后(下图)的 C3、C4 两导联左右手想象动作电位分布比较(横坐标为与左手相关导联/分量电位值,纵坐标为与右手相关导联/分量电位值)

空间滤波方法(如共空间模式)的优势在于可以借助一定的算法尽可能降低不同导联脑电信号之间信息的弥合程度,最大化地凸显一类信号同时抑制另一类信号成分;经空间滤波之后,信号被映射到另一个等维的特征空间,并在该特征空间取最优的空间分布状态,以使信号的区分度呈最大化。如图5下部(空间滤波后)所示,借助共空间模式空间滤波算法使两个导联的想象动作电位的区分度呈最大化90°分布。其中一个分量与左手动作的相关性

达到最大,与右手的相关性最小;另一个分量与之相反,与右手动作的相关度最大而与左手动作的相关性最小,此时二个分量互相关信息最少。从而使原来严重弥合、几乎无法区分的两个导联想象动作电位具有较直观的区分度。

图6给出了左右手想象动作电位实验中6名受试者的原始脑电信号数据分别使用极能差(EED)、共空间模式(CSP)空间滤波后和直接提取功率谱能量后再用支持向量机(SVM)进行模式识别的效果

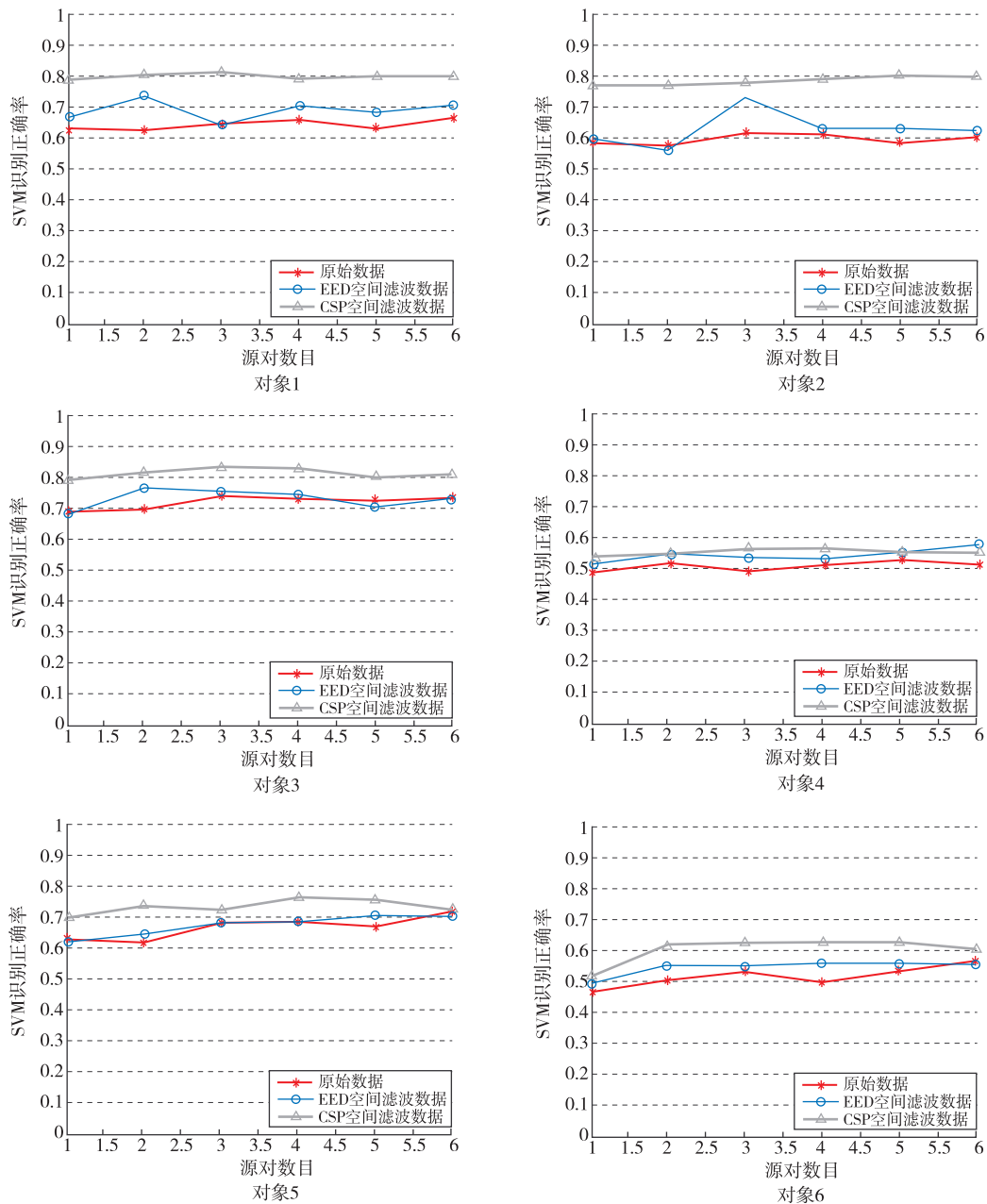


图6 六名受试对象的左右手想象动作电位实验脑电信号分别使用EED、CSP空间滤波后和原始数据直接提取功率谱能量后再用SVM进行模式识别的效果比较(横坐标表示使用最优预测手部动作源的个数,纵坐标为SVM识别手部想象动作的正确率)

比较。结果表明,对所有受试者,EED 与 CSP 空间滤波的特征强化效果非常明显,经两种空间滤波后的模式识别率均优于直接使用原始脑电数据的识别率,其中运用 CSP 空间滤波后的特征提取与模式识别效果普遍最优。

4 结 论

极能差(EED)与共空间模式(CSP)都是基于两个协方差矩阵、同时联合对角化的空间特征加强算法,从多通道 EEG 数据中提取各类的空间分布成分。EED 利用拉格朗日函数对左右手想象动作电位信号的能量差值进行微分求其极值,寻求能够正向最大化和负向最大化的空间滤波器以增强这两类信号的区分特征。而 CSP 则利用主成分分析和子空间分析来提取这两种思维任务的空间成分,然后根据所提取到的空间成分构建相应的各类空间滤波器使得这两种类别信号特征之间的差异最大化,从而增强这两类信号的差异特征。本文比较分析了这两种脑电信号特征增强方法及其用于处理 6 名受试者实验数据的效果,结果表明二者都能有效增强左右手想象动作电位的信号特征差异。其中 CSP 较 EED 空间滤波模式可取得更好的特征提取和任务识别效果。

从图 6 还可以看出,模式预测效果与源特征维数量不是呈线性的,选取的特征维数较少时仅包含有限的信息量不足以准确地预测状态模式,选择的特征维过多则有可能引入其他干扰信息而降低信号的预测度,同时数据量的加大也导致计算冗余,不利于脑电信息的事实提取。未来拟在特征优选算法方面进行深入研究,利用特征筛选手段寻找最优特征组合,以期获得最佳模式识别准确率,进一步为有关脑认知科学研究与脑-机接口(BCI)系统设计及应用提供技术参考。

参考文献

- [1] Berger H. Über das Electrenkephalogramm des Menschen. *Arch Psychiat Nervenkr*, 1929, 87: 527-570
- [2] Adrian E D, Matthews B H C. The interpretation of potential waves in the cortex. *J Physiol*, 1934, 81(4): 440-471
- [3] Macaluso I E, Driver J. Multisensory spatial interactions: a window onto functional integration in the human brain. *TRENDS in Neurosciences*, 2005, 28(5): 264-271
- [4] Wesley T K, Anderson A, Edward P. Automated diagnosis of epilepsy using EEG power spectrum, *Epilepsia*, 2012, 53(11): E189-E192
- [5] Wang Y B, Veluvolu K C. Adaptive estimation of EEG for subject-specific reactive band identification and improved ERD detection. *Neuroscience letters*, 2012, 528(2): 137-142
- [6] Gadhoumi K, Jean-Marc Lina, Gotman J. Discriminating preictal and interictal states in patients with temporal lobe epilepsy using wavelet analysis of intracerebral EEG. *Clinical Neurophysiology*, 2012, 123(10): 1906-1916
- [7] 程龙龙, 蔡宏志, 明东等. 基于小波熵的想象动作电位识别研究. 见: 2007 年中国生物医学年会中国生物医学工程进展论文集, 西安, 2007. 1424-1427
- [8] 程龙龙, 刘双迟, 万柏坤等. 脑-机接口研究中想象动作电位的特征提取与分类. *仪器仪表学报*, 2008, 29(8): 1772-1778
- [9] 高海波, 崔建新, 洪文学等. 用基于平行坐标图的可视化人机交互技术提取 EEG 信号特征的方法. *高技术通讯*, 2010, 20(5): 518-523
- [10] 郭凯, 裴为华, 王宇等. 基于干电极的头带式射频无线脑-机接口系统. *高技术通讯*, 2012, 22(2): 211-216
- [11] Durka P J, Zygierevich J, Klekowicz H. On the statistical significance of event-related EEG desynchronization and synchronization in the time-frequency plane. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(7): 1167-1175.
- [12] Dornhege G, Blankertz B, Curio G, et al. Boosting bit rates in non-invasive EEG single-trial classifications by feature combination and multi-class paradigms. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2004, 51(6): 993-1002
- [13] Behrooz N, Reza B, Mansoor ZJ. An efficient hybrid linear and kernel CSP approach for EEG feature extraction. *Neurocomputing*, 2009, 73(1): 432-437
- [14] Cheng M, Jia W, Gao X, et al. Mu rhythm-based cursor control: an offline analysis. *Clinical Neurophysiology*, 2004, 115(4): 745-751
- [15] 明东. 用于脑机接口的感觉刺激事件相关电位研究进展. *电子测量与仪器学报*, 2009, 23(6): 1-6

Research on EEG feature enhancement based on extreme energy difference and common spatial pattern algorithms

Cheng Longlong^{* **}, Qiu Shuang^{*}, Xu Rui^{*}, Xu Minpeng^{*}, Yi Weibo^{*},
Ming Dong^{*}, Qi Hongzhi^{*}, Wan Baikun^{*}

(^{*} Department of Biomedical Engineering, College of Precision Instrument and
Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072)

(^{**} State Key Laboratory of Wireless Mobile Communications (CATT), Beijing 100191)

Abstract

In order to effectively reduce the influences of skull, cerebrospinal fluid and scalp as well as other tissues on the conduction, attenuation and mixture of electroencephalogram (EEG) signals and make further enhancement of signal features to promote feature extraction and pattern recognition for cognitive EEG, two algorithms, such as the extreme energy difference (EED) and common spatial pattern (CSP), were studied and their effects for spatial filter and feature enhancement were compared by using EEG data of the left/right hands motor imaginary potential experiments taken as examples. The studied results show that, both two algorithms make spatial filter training in the high dimension space by variance judgement of the total energy distribution, thus they can effectively improve the signal to noise rate (SNR), evidently enhance the signal features and increase the accuracy of pattern recognition. Among them, the CSP algorithm looks for the projecting direction by using the matrix diagonalization principle simultaneously to enlarge the variance difference between classes to be maximum and its performance is even more excellent than EED on feature enhancement. Above results would provide references for scientific research of brain cognition and for system design and application of brain-computer interface (BCI).

Key words: electroencephalography (EEG), extreme energy difference (EED), common spatial pattern (CSP), movement imaginary, feature enhancement