

四类运动想象任务的脑电特征分析及分类

王璐, 吴小培, 高湘萍

(安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039)

摘要: 对多通道的四类运动想象脑电进行了研究。提出了采用表面拉普拉斯对多通道脑电进行预处理, 消除各导联之间的相关性, 提高信号的信噪比。实验证明表面拉普拉斯对分类正确率的提高有极大的帮助。然后使用 OVR-CSP (One Versus the Rest Common Spatial Patterns) 的方法, 对四类运动想象任务的脑电信号进行特征提取。最后, 应用设计的 BP 神经网络对提取的特征数据进行了分类, 取得了较高的分类正确率。对基于不同频带脑电特征的分类情况进行了分析比较, 得出了一些有参考价值的结论。

关键词: 运动想象; 脑电信号; 脑机接口; 共同空间模式; 神经网络

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)10-0023-04

Analysis and Classification of Four-Class Motor Imagery EEG Data

WANG Lu, WU Xiao-pei, GAO Xiang-ping

(Ministry of Edu. Key Lab. of Intelligent Computing and Signal Processing, Anhui Univ., Hefei 230039, China)

Abstract: Motor imagery is a frequently used mental strategy to modify brain oscillations and to operate a BCI. In this paper, apply surface Laplacian to preprocessing for the multi-channel EEG data, to eliminate relativity among the channels, reinforcing the SNR of signal. The experiment shows that surface Laplacian is very effective to improve the accurate rate. Then the OVR-CSP (one versus the rest common spatial patterns) is used to extract the feature of EEG data. Finally, use the BP neural network to classify the feature data. The algorithm is shown to produce good classification results. Analyze the different band power features of motor imagery EEG data, and obtain some valuable results.

Key words: motor imagery; EEG; BCI; common spatial patterns; neural network

0 引言

脑机接口 (Brain computer interface, BCI) 是一种新的人机接口方式, 它利用脑电信号 (electroencephalography, EEG) 实现人脑与电子设备之间的通讯与控制。BCI 技术的关键在于, 需要从脑电数据中提取出能反映使用者主观动作意识的特征参数, 并通过适当的算法将其转换为控制外部机电设备的执行命令。研究表明^[1]: 当人们做单侧肢体动作和运动想象时大脑对侧主感觉运动皮层的 μ 节律和 β 节律幅度明显减小, 而同侧主感觉运动皮层的 μ 节律和 β 节律幅度明显增大, 这一现象被称之为事件相关去同步 (ERD) 和事件相关同步 (ERS)^[2~5]。这种感觉运动区

脑电节律的差异, 可用于 BCI 技术中。

由于事件相关电位经常被淹没在强大的背景噪声 (自发脑电及肌电等复杂成分) 中, 因此, 如何从原始脑电数据中提取出有用特征是 BCI 研究中的一个关键问题。文中采用表面 Laplacian 和 OVR-CSP (One Versus the Rest Common Spatial Patterns) 相结合的方法, 对四类运动想象任务的脑电信号进行特征提取、识别和分类, 得到了较高的分类正确率。文中还对运动意识脑电的不同频带特征进行了分析比较, 得出了一些有参考价值的结论。

1 实验与数据

采用的是 BCI2005 的 desc_IIIa 组的数据。数据用 64 导的 Neuroscan 脑电放大器采集获得。采样频率为 250Hz, 并对数据进行了 1~50Hz 的带通滤波。电极摆放位置如图 1(a) 所示。实验过程 (如图 1(b) 所示) 如下: 前 2 秒钟受试者处于安静状态, 2 秒钟时计算机发出由提示音且屏幕出现 “+”, 3 秒钟计算机屏幕出现向左、向右、向上或向下的箭头, 要求受试者按

收稿日期: 2008-01-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60771033); 安徽省自然科学基金资助项目 (070412038)

作者简介: 王璐 (1983-), 女, 安徽宣城人, 硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理、盲信号处理; 吴小培, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理。

箭头方向分别进行左手、右手、舌头和脚的运动想象,一直持续到第 7 秒。

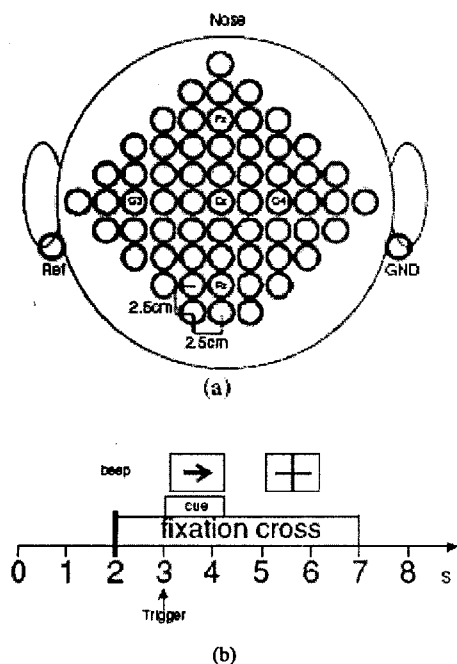


图 1 电极位置及实验过程示意图

2 方法

2.1 数据预处理

脑电信号的噪声来源复杂,主要包括两方面:非脑电的伪迹,包括肌电、心电、眼动、眨眼等;不需要的脑电成分,例如视觉皮层的 alpha 信号等。信号和噪声都从各自的源发出,弥散到整个头皮。而弥散性噪声造成各个导联信号之间很强的相关性。文献[5]报告,相距 15cm 的两个导联的相关系数高达 60%~70%。尤其是部分噪声与所需信号的频段重叠,因此不能简单地用频域滤波消除。由于脑电中噪声源和信号源都有明显的空间分布特性,因此有必要利用多导联信号的空间信息对数据预处理,提高信噪比。

2.1.1 表面 Laplacian 运算

Laplacian 是电磁场计算中的基本算子,粗略地说它反映着电磁场中某一点电位的梯度(也就是其空间变化率),对 EEG 信号作 Laplacian 处理算法如下:求第 s 个电极上的信号 $x_s(t)$ 的 Laplacian 时,设其余 n 个电极的信号为 $x_1(t) \sim x_n(t)$,它们与 s 点距离分别为 $r_{s1} \sim r_{sn}$,则第 s 电极上信号的 Laplacian 为:

$$x'_s(t) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_s(t) - x_i(t)}{r_{si}}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{r_{si}}} = x_s(t) - \sum_{i=1}^n w_i v_i \quad (1a)$$

式中,

$$w_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{r_{si}}} \quad (1b)$$

为权重系数。

另外也有公共平均参考法(CAR)来进行空间滤波,去除导联之间的相关性。它的方法是每一导联信号减去所有导联原始信号的均值。

$$x'_s(t) = x_s(t) - (1/n) \sum_{i=1}^n x_i(t) \quad (2)$$

2.1.2 滤波

为了利用先验知识去计算空间滤波器,将上述去除参考电极影响后的信号通过带通滤波器,滤去高频和低频的干扰成份。使用的是零相位的 IIR 滤波器。选取的是 8~24Hz 之间的若干频带,进行研究和比较。之所以选用这些频段是因为它保留了与运动电位相关的 mu 和 β 频带的特征。

2.2 OVR 共同空间模式

CSP 的算法思想是基于两个协方差矩阵的同时对角化来设计最优的空间滤波器,使得滤波过后的脑电信号的方差,根据不同的运动想象模式,最大限度地被区分。例如,使得某一类信号的方差最大,另一类信号的方差便最小。它最初被用于检测异常脑电,近来被成功用于运动相关脑电的分类。CSP 是用来对两类任务进行分类的。因此,为了拓展为对多类任务分类,提出了 Versus the Rest CSP(OVR)^[6]算法。在这个算法中,每一类模式相对于余下的其它模式,都会计算出一个空间滤波器,四类任务即有四个空间滤波器。

设四类任务原始的 EEG 信号分别为 $N \times T$ 维的矩阵: X_1, X_2, X_3, X_4 。其中 N 为通道数, T 为每个通道的采样数。则每一类信号的归一化协方差矩阵分别为:

$$R_i = \frac{X_i X_i^T}{\text{trace}(X_i X_i^T)}; i = 1, \dots, 4 \quad (3)$$

这里的 X^T 表示 X 的转置, trace 表示矩阵的迹。

构造合成的空间协方差矩阵为:

$$R = R_1 + R_2 + R_3 + R_4 \quad (4)$$

R 可分解为:

$$R = U_0 \Lambda U_0^T \quad (5)$$

U_0, Λ 分别为其特征矢量矩阵和特征值对角阵。

白化变换可使方差均匀化,白化矩阵为:

$$W = \Lambda^{-1/2} U_0^T \quad (6)$$

为了更好地阐述 OVR 算法,先考虑如何得到类别 1 的空间滤波器。设:

$$R'_1 = R_2 + R_3 + R_4, \text{ 令:}$$

$$S_1 = W_1 R_1 W_1^T \quad (7)$$

$$S'_1 = W_1 R'_1 W_1^T \quad (8)$$

可以证明^[7],如果 S_1 可以分解成:

$$S_1 = U_1 A_1 U_1^T \quad (9)$$

则 S'_1 可被分解为:

$$S'_1 = U_1 A_1 U_1^T \quad (10)$$

且有:

$$A_1 + A'_1 = I \quad (11)$$

将式(7),(8),(9),(10),(11)综合,即:

$$(W_1^T U_1)^T R_1 (W_1^T U_1) + (W_1^T U_1)^T R'_1 (W_1^T U_1) = I \quad (12)$$

这里的 U_1 的列向量是矩阵的特征向量,也是共同主分量 $A'_1 = A_2 + A_3 + A_4$ 。可以看出,经变换后信号协方差阵的特征矢量对应的特征值之和为 1,所以对第 1 类信号方差值最大的方向对其余的信号方差值就很小。

所以选取 U_1 中与最大的特征值对应的特征向量 U_{1i}^T ,则对应于第 1 类信号的空间滤波器,即信号的投影方向为:

$$SF_1 = U_{1i}^T W_1 \quad (13)$$

在相应的模式下的投影即为:

$$Z_1 = SF_1 X_1 \quad (14)$$

同理可获得在 2~4 模式下的空间滤波器分别为:

$$SF_2 = U_{2i}^T W_2, SF_3 = U_{3i}^T W_3, SF_4 = U_{4i}^T W_4。$$

2.3 分类器

分类器使用的是 BP 人工神经网络。采用的是三层的 BP 神经网络。输入维数为 4,隐含层有 8 个神经元,输出层有 4 个神经元。

用于进行分类器输入的特征向量根据式(14)得到,对每一类运动想象任务,只选取与最大的特征值相对应的特征向量来构造分类器。研究表明选取多的特征值并不能对分类准确率带来很大的提高^[8]。假设 Z_1 为式(14)获得的第 1 类运动想像任务方差最大的信号,计算时间窗 N 内时间信号的方差为:

$$VAR_1 = \sum_{t=1}^N (Z_1(t))^2 \quad (15)$$

则对应的每一个空间滤波器都有 VAR_2, VAR_3, VAR_4 。经过归一化和对数变换就可以得到相应的特征值:

$$f_i = \log \left(\frac{VAR_i}{\sum_{i=1}^4 VAR_i} \right), i = 1, \dots, 4 \quad (16)$$

令: $F = [f_1 f_2 f_3 f_4]^T$ 即为特征向量,作为分类器的输入。

为了更好地估算分类的正确率,每一组数据都被

分为训练集和测试集,训练集用来训练分类器,从而对测试集进行分类。

3 实验结果分析

该组数据包括三个受试者的数据分别为 k3b, k6b, l1b。分别对每组数据进行分析和分类。采用留一法,进行交叉互验,取均值,确定分类准确度。

3.1 不同时间段的分类情况

为了研究时间不同的时间段对分类准确度的影响,将每组数据按一秒来分段,也就是每 $1 \times 250 = 250$ 个数据分为一段。按照上述的公式,计算每一段相应的空间滤波器和分类器,并以此来进行分类。从图 2 中可以看出被试者前 3 秒完全处于猜测状态,分类正确率较低。3 秒钟以后,受试者根据提示开始进行运动想象,分类正确率显著提高可以达到 70% 左右。三个受试者 l1b, k3b, k6b 分类效果最好的时间段分别为 3~4s, 4~5s, 4~5s。

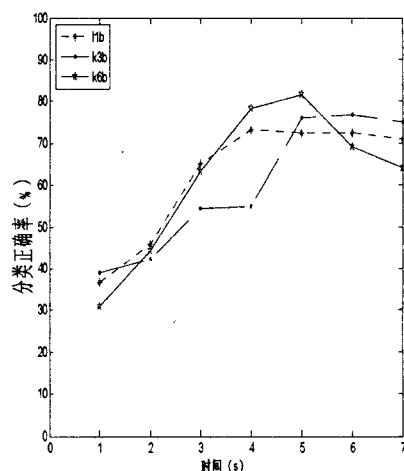


图 2 不同时间段的平均分类正确率

3.2 SL 和 CAR 处理结果的比较

SL 相当于空间高通滤波,它一方面可以增强电位分布的高频细节(即提高空间分辨率),另一方面又可以突出近处浅表源的影响而削弱远处深层源的影响,因为深层源在头皮引起的电位其空间频率较低。CAR 也属于高通滤波器,但是实验证明 SL 大部分情况下效果都略好于 CAR。如图 3 所示。

3.3 不同频带的正确率比较

实验结果表明选择不同的频带提取特征得到的分类正确率有较大的差异性。分别选择了 8~12Hz, 12~16Hz, 16~24Hz 频带,以及整个 8~24Hz 这些包含了与 ERD/ERS 相关的 μ 节律和 β 频带的脑电信号。

下面将每个受试者在运动想象阶段,不同频带信号分类正确率列于表 1 中。可以看出不同的受试者分别在不同的频带上得到最高的分类正确率, l1b 在 12

~16Hz, k3b 和 k6b 则在 8~12Hz。但是所有的受试者在使用整个 8~24Hz 频带的信号时的分类正确率普遍都比较低。因此应该考虑对于不同的受试者选取不同的特征频带信号。

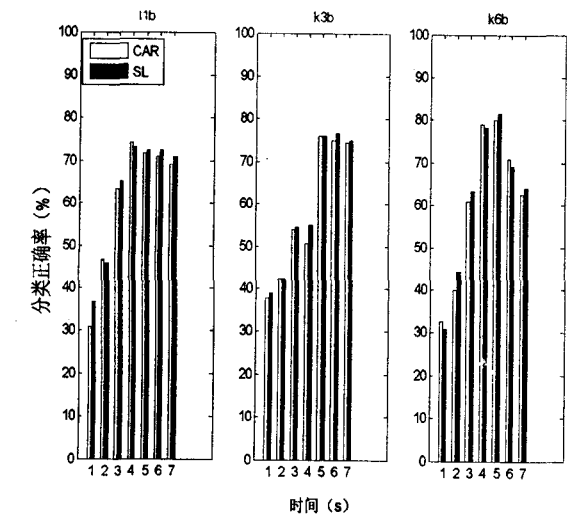


图 3 做 SL 滤波和 CAR 滤波的分类正确率比较
表 1 三名受试者在进行运动想像阶段(3s 后)选取不同频带信号获得的分类正确率

		3~4(s)	4~5(s)	5~6(s)	6~7(s)
l1b	8~12(Hz)	73.33	72.50	72.50	70.83
	12~16(Hz)	75.00	82.50	80.83	73.33
	16~24(Hz)	65.00	62.50	79.17	79.17
	8~24(Hz)	67.00	80.83	70.00	64.17
k3b	8~12(Hz)	55.00	76.11	76.67	75.00
	12~16(Hz)	60.00	60.56	63.33	66.11
	16~24(Hz)	65.00	67.78	68.33	68.89
	8~24(Hz)	63.33	64.44	58.33	64.44
k6b	8~12(Hz)	78.33	81.67	69.17	64.17
	12~16(Hz)	70.83	77.50	75.00	75.83
	16~24(Hz)	79.17	52.50	74.17	74.17
	8~24(Hz)	75.00	75.83	70.83	71.67

4 结束语

通过对实验的研究结果表明:大量的电极不一定带来好的分类效果,应尽量利用电极之间的先验知识。选取电极 C3, C4, Cz 周围的部分电极上获得脑电信号,进行特征提取,可以大大减少计算量,也能得到较好的效果。至于具体的电极位置和数量的选取,还应进行进一步的研究,从而可以用最少的脑电数据获得

最好的分类效果。另外,出现提示信号(想象)后,真正开始想象运动前,分类正确率便开始上升,提示在准备运动阶段已经发生了幅值的变化,而在提示发出后,ERD/ERS 特征更明显。分类正确率得到大幅度提高,最高可达到 82.5%。总之,文中采取的算法对运动想象脑电信号进行特征提取和分类可以获得较好的分类正确率,可以将这些特征转化为某种控制信号处理控制光标的移动或辅助运动设备,就可以帮助严重瘫痪病人通过计算机与外界环境进行交流和沟通或者帮助他们实现自己想做的动作,因此在脑机接口的应用中有较高的实用价值。

参考文献:

[1] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans[J]. Neuroscience Letters, 1997, 239:65 - 68.

[2] Currana E A, Stokesa B M J. Learning to control brain activity: A review of the production and control of EEG components for driving brain - computer interface (BCI) systems[J]. Brain and cognition, 2003, 51(3):326 - 336.

[3] Pfurtscheller G, Aranibar A. Event - related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1977, 42(8):817 - 826.

[4] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor Imagery and Direct Brain - Computer Communication[J]. Proceedings of IEEE, 2001, 89 (7):1123 - 1134.

[5] Peters B O, Pfurtscheller G, Flyvbjerg H. Automatic differentiation of multichannel EEG signals[J]. IEEE Trans BME, 2001, 48(1):111 - 116.

[6] Domhege G, Blankertz B, Curio G, et al. Boosting bit rates in noninvasive EEG single - trial classification by feature combination and paradigm[J]. IEEE Tran. Biomed. Eng., 2004, 51:993 - 1002.

[7] Fukunaga K. Introduction to statistical pattern recognition [M]. second ed. Boston: Academic Press, 1990.

[8] Müller - Gerking J, Pfurtscheller G, Flyvbjerg H. Designing optimal spatial filters for single - trial EEG classification in a movement task[J]. Electroenc. Clin. Neurophys, 1999(5): 787 - 798.

(上接第 22 页)

heterogeneity in a federation of autonomous, heterogeneous database systems[J]. Journal for Intelligent and Cooperative Information Systems, 1993, 2(1):51 - 83.

[10] Milo T, Zohar S. Using schema matching to simplify heterogeneous data translation [R]. Michigan: Artificial Intelligence

Laboratory, University of Michigan, 1998.

[11] Wache H, Voegelé T, Visser U, et al. Ontology - based integration of information - a survey of existing approaches[R]. Michigan: Artificial Intelligence Laboratory, University of Michigan, 2001.