

# 基于频带能量和小波包熵的运动意识任务分类研究

任亚莉<sup>1</sup>, 张爱华<sup>2</sup>, 郝晓弘<sup>2</sup>

[摘要] 目的 探讨脑电信号频带能量和小波包熵在识别左右手想象运动中的作用。方法 采用脑-计算机接口 2003 竞赛中 Graz 科技大学提供的脑电数据, 用小波包分解获取 8~16 Hz 脑电信号, 计算 C<sub>3</sub>、C<sub>4</sub> 电极脑电信号的频带能量和小波包熵, 将其结合作为反应想象左右手运动的特征量, 对大脑想象左右手运动任务进行分类。结果 对 140 次实验的测试样本数据分析, 最大分类正确率可达 87.14%。结论 脑电信号频带能量和小波包熵随时间的变化与事件相关去同步和事件相关同步现象相一致, 可在线识别左右手想象运动。

[关键词] 脑电信号; 频带能量; 小波包熵; 特征提取; 分类

**Study on Classification of Imaginary Hand Movements Based on Band Power and Wavelet Packet Entropy** REN Ya-li, ZHANG Ai-hua, HAO Xiao-hong. *Physics and Electronic Engineering College, Long Dong University, Qingyang 745000, Gansu, China*

**Abstract: Objective** To explore the effect of band power and wavelet packet entropy in the recognition of hand imagery. **Methods** The data gained from brain computer interface competition in 2003 provided by Graz University of Technology. The electroencephalogram (EEG) signals between 8~16 Hz were decomposed by db3 wavelet packet at three levels. The band power (BP) and wavelet packet entropy (WPE) of C<sub>3</sub> and C<sub>4</sub> were calculated respectively. The BP and WPE were defined as the feature vector. The left and right hand motor imaginary tasks were distinguished. **Results** The proposed method was applied to the test data set with 140 trails. The satisfactory results were obtained with the highest classification accuracy 87.14%. **Conclusion** The band power and wavelet packet entropy of EEG changed with time is coincident with event-related desynchronization and event-related synchronization. It can be used to recognize the left and right hand motor imaginary tasks.

**Key words:** electroencephalogram signals; band power; wavelet packet entropy; feature extraction; classification

[中图分类号] R318 [文献标识码] A [文章编号] 1006-9771(2008)02-0141-03

[本文著录格式] 任亚莉, 张爱华, 郝晓弘. 基于频带能量和小波包熵的运动意识任务分类研究[J]. 中国康复理论与实践, 2008, 14(2): 141-143.

脑-机接口(brain computer interface, BCI)技术为人脑和计算机之间建立了不依赖于外周神经和肌肉组织的对外信息交流通道<sup>[1]</sup>。该研究对于人类认识大脑和大脑的认知机理、为思维正常的运动障碍患者开创了肢体运动控制的新模式, 具有重要的科学意义和应用价值, 是当今生物医学工程、计算机技术、通信等领域的一个研究热点。

为了能生成特征明显、容易识别的脑电信号, 研究人员提出了多种用于脑机控制的脑电生成方法, 具有代表性的有 P300 事件相关电位法、稳态视觉诱发电位法(steady-state visual evoked potential, SSVEP)、事件相关同步(event-related synchronization, ERS)和事件相关去同步(event-related desynchronization, ERD)法、皮质慢电位法等<sup>[2]</sup>。这些方法生成的脑电均采集于头皮电极, 是当前从事 BCI 研究的主要脑电获取手段。无论采用什么形式的信号获取方法, 由于脑电是微伏量级的弱信号, 混入脑电信号中的外界干扰成分以及无用背景都会对脑电中有用信息的提取造成很大的影响。因此, 有效合理的脑电

特征选择和提取算法是 BCI 研究的另一重要环节。

本研究对象是左右手想象运动的脑电信号。不同的研究者采用不同的脑电特征进行运动意识任务分类, 如自回归(auto-regressive, AR)模型参数<sup>[3]</sup>、功率谱<sup>[4]</sup>、 $\mu$  节律能量<sup>[5]</sup>、相同步<sup>[6]</sup>、四阶累积量<sup>[7]</sup>、空间复杂度与有效场强<sup>[8]</sup>等。笔者对运动想象脑电信号的特定频带能量和小波包熵进行了研究, 将大脑信号的频带能量和小波包熵作为特征向量, 用于运动意识任务的分类。

## 1 数据及实验描述

实验数据来自于奥地利 Graz 科技大学在网上公布的用于 BCI 2003 竞赛的脑电数据, 实验由含有反馈信号控制的在线 BCI 系统完成。一次实验持续 9 s,  $t = (0 \sim 2)$  s, 受试者保持休息状态;  $t = 2$  s 时, 屏幕出现十字光标并伴随声音信号提示受试者准备想象任务;  $t = (3 \sim 4.25)$  s, 十字光标由指示左右方向的箭头代替, 要求受试者根据箭头方向想象左手或右手的运动。BCI 系统对两种任务进行在线分类, 根据前 1 s 记录的 EEG 获取 AR 模型系数, 由判别式分析得到的分类结果提供给受试者作为反馈信号, 使其继续完成想象相应手运动的任务, 直到  $P = 9$  s。整个实验由 280 次实验组成, 实验数据包括想象左右手运动任务各 70 次的训练样本和测试样本数据。信号采样频率为 128 Hz, 选择位于 C<sub>3</sub>、C<sub>z</sub>、C<sub>4</sub> 三个电极前后(前“+”, 后“-”)各 2.5 cm 位置的双极性导联方式记录脑电信号<sup>[9,10]</sup>。

## 2 特征提取及分析

基金项目: 甘肃省高等学校研究生导师科研项目计划资助(No. 0710-05)

作者单位: 1. 陇东学院物理与电子工程学院, 甘肃庆阳市 745000; 2. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃兰州市 730050。作者简介: 任亚莉(1970-), 女, 甘肃庆阳市人, 副教授, 硕士, 主要研究方向: 生物医学信号检测、处理与识别。

**2.1 特征提取** 人类脑电根据频带可划分为  $\delta$ 、 $\theta$ 、 $\mu$  ( $\mu$ )、 $\beta$  4 个脑电节律。奥地利 Graz 科技大学的研究表明,人在想象单手运动时,大脑对侧手运动功能区  $\mu$ 、 $\beta$  频段的 EEG 幅值减小,同时同侧手运动功能区的 EEG 幅值增大,被称为事件相关去同步-事件相关同步 (ERD/ERS) [11]。对于这种在大脑皮质同时出现完全相反的 ERD/ERS 模式,有学者提出“focal ERD/surround ERS”假设,认为这种模式反映了脑-皮质的工作机制,即大脑可通过抑制周围皮质区域活动提高焦点功能皮质区的激活程度 [12],可见运动皮质左右侧脑区状态在想象手运动时完全不同。针对实验数据,选择研究  $C_3$ 、 $C_4$  导联的脑电频带能量和小波包熵,可以突出想象左右手运动时大脑状态的不同。本研究采用 10~12 Hz 的  $\mu$  节律,因为  $\mu$  节律脑电活动对想象手运动任务的反映最敏感 [13],所以考虑运用小波包将信号处理为 8~16 Hz (在这一频段内包含了  $\mu$  波信号),根据这一频段的脑电信号提取特征量。

选用 db3 对脑电信号分别进行 3 层小波包分解,将信号分为 8 个频带:  $S_{3j}$  ( $j=0, 1, \dots, 7$ ), 求第 1 个频带的信号能量:

$$E_{31} = \int |S_{31}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{1k}|^2 \quad (1)$$

其中,  $x_{1k}$  表示第 1 个频带小波包系数  $S_{31}(t)$  的时域重构离散信号。当能量较大时,  $E_{31}$  通常是 1 个较大的数值,在数据分析上会带来一些不方便的地方,所以应对  $E_{31}$  进行归一化处理,令:

$$E_3 = \left( \sum_{j=0}^7 |E_{3j}|^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

$$T = E_{31} / E_3 \quad (3)$$

根据式 (1)、(2) 和 (3) 就可以得到  $C_3$ 、 $C_4$  导联 8~16 Hz 频带脑电的归一化频带能量特征  $T_{C3}$ 、 $T_{C4}$ 。

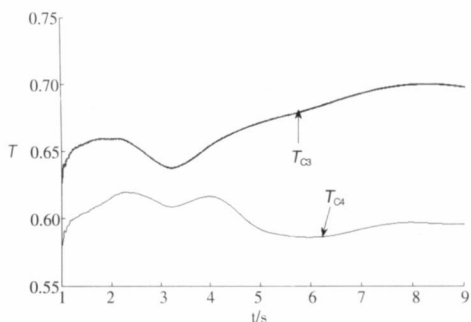
根据 Shannon 熵标准:

$$E(S_{31}(t)) = - \sum_{k=1}^n x_{1k}^2 \log(x_{1k}^2) \quad (4)$$

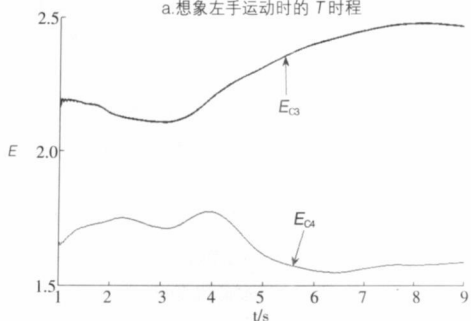
可以得到  $C_3$ 、 $C_4$  导联 8~16 Hz 脑电的小波包熵特征  $E_{C3}$ 、 $E_{C4}$ 。式 (4) 中符号含义同上。

**2.2 特征分析** 实验中采用长度为 1 s、间隔为 1 个采样点的滑动窗进行分析。窗口沿数据逐点向右移动,每移动 1 次首先对窗口内数据进行三层小波包分解,然后按照 (1)~(4) 式计算  $C_3$ 、 $C_4$  导联 8~16 Hz 频带脑电归一化频带能量  $T_{C3}$ 、 $T_{C4}$  和小波包熵  $E_{C3}$ 、 $E_{C4}$ ,最后得到  $C_3$ 、 $C_4$  导联全部 9 s 脑电数据的归一化频带能量  $T_{C3}(t)$ 、 $T_{C4}(t)$  和小波包熵  $E_{C3}(t)$ 、 $E_{C4}(t)$  变化时程,结果如图 1 所示。

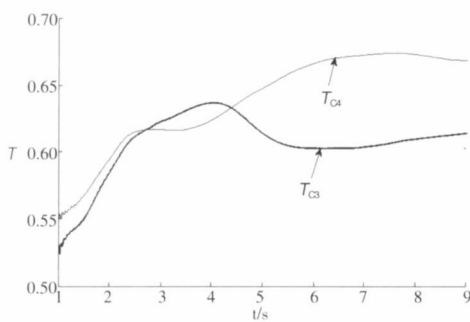
想象单手运动导致对侧和同侧运动皮质区分别出现 ERD/ERS,分别对应 EEG 幅值降低和升高,因而使得对侧脑区 T 和 E 明显降低,同侧脑区 T 和 E 明显升高,在图 1 中表现为  $T_{C3}$ 、 $E_{C3}$  (右手),  $T_{C4}$ 、 $E_{C4}$  (左手) 降低;  $T_{C3}$ 、 $E_{C3}$  (左手),  $T_{C4}$ 、 $E_{C4}$  (右手) 升高。这也再次证实大脑在有意识活动尚未产生运动输出的时候,大脑中的感觉或运动区域的交叉控制。即左侧肢体的运动由大脑右半球控制,而右侧肢体运动则由大脑左半球控制。从图 1 中还可以看出,这两种参数对于两种意识任务都具有较好的分离性,很好地反映了左右手运动想象的差别,并且这一变化规律在整个分析区域内基本存在,因此有利于 BCI 系统进行不同运动想象的分类。



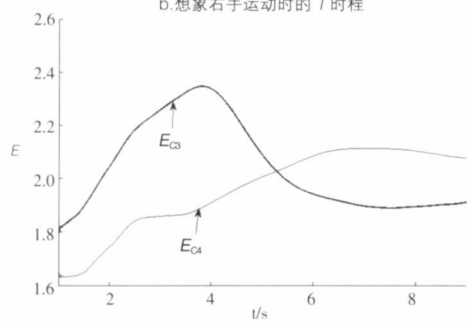
a. 想象左手运动时的 T 时程



c. 想象左手运动时的 E 时程



b. 想象右手运动时的 T 时程



d. 想象右手运动时的 E 时程

图 1 T、E 变化时程

**3 分类器设计**

分类方法是脑电信号处理子系统中一个极其重要的部分。

本研究采用 LDA 线性判别式实现左右手相象运动意识任务的分类。该方法首先将所提取的特征量进行如下线性变换:

$$y = \omega^T x + \omega_0$$

其中  $\omega$  和  $\omega_0$  通过最小化类间方差和类内方差的比率得到, 以保证最大化分类率。类内方差矩阵定义为:

$$S_w = \sum_{i=1}^k \sum_{l=1}^k (x^l - \mu_i)(x^l - \mu_i)^T$$

其中  $\mu$  是整个训练集中量的均值。

对于上述所处理的两种分类问题, 分类定义为:

$$x \in \begin{cases} class 1 & \text{if } y > 0 \\ class 2 & \text{if } y < 0 \end{cases}$$

#### 4 结果与讨论

利用上述方法对测试样本进行分析。实验中为了研究其分类正确率随时间的变化情况, 计算时采用长度为 1 s (128 个采样点)、间隔为 1 个采样点的滑动窗, 对全部 9 s 的数据进行分析, 依次计算分类正确率。

以  $C_3$ 、 $C_4$  导联 8~16 Hz 频带脑电信号特征参量 [ $T_{C3}(t)$ 、 $T_{C4}(t)$ ] 作为特征向量, 应用线性分类器取得了较好的分类效果, 最大分类正确率为 86.43%。这再一次证明信号能量是识别左右手运动非常有效的特征量之一, 并且 8~16 Hz 频带能量为能量特征中最为重要的一个参量。以  $C_3$ 、 $C_4$  导联 8~16 Hz 频带脑电信号特征参量 [ $E_{C3}(t)$ 、 $E_{C4}(t)$ ] 作为特征向量时, 应用线性分类器也取得了较好的分类效果, 最大分类正确率为 85.71%。

将代表不同特征的能量和小波包熵特征信息融合在一起, 组成新的特征进行识别, 能够使不同信源的信息相互补充, 从而减小了系统信息的不确定性, 使系统信息具有更高的精度和可靠性, 获得更好的识别结果(见表 1)。

表 1 不同特征所对应的最大分类正确率

特征向量	最大分类正确率(%)
频带能量	86.43
小波包熵	85.71
频带能量和小波包熵	87.14

将以上两种特征组合成 1 个时变特征向量  $F(t)$ :

$$F(t) = [T_{C3}(t), T_{C4}(t), E_{C3}(t), E_{C4}(t)]$$

将特征向量  $F(t)$  用于意识任务分类, 分类正确率变化如图 2 所示。由图 2 可知, 用信号频带能量和小波包熵特征构成特征向量进行分类取得了较好的效果, 且分类正确率在 4.5781 s 时出现最大值, 最大分类正确率为 87.14%。

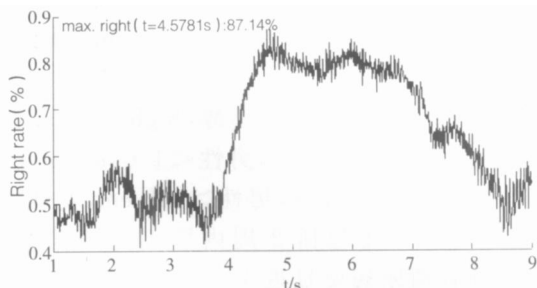


图 2 频带能量和小波包熵作为特征量时的分类正确率变化历程

由表 1 可知, 以频带能量和小波包熵组合作为脑电特征用

于左右手想象运动分类时, 最大分类正确率高于只用频带能量或小波包熵作为特征时的分类结果。

综上所述, 信号频带能量和小波包熵信息组合可以作为脑电运动意识任务分类的有效特征量。本研究结果表明, 信号频带能量和小波包熵组合作为脑电特征的意识任务分类算法, 最大分类正确率达到 87.14%, 从而为大脑运动意识任务的分类提供了新思路。

另外, 经对那些用本方法识别错误的实验数据进行单独分析, 发现识别错误主要是由 ERD/ERS 特征不明显造成的。出现这一现象的原因可能与被测试者在数据采集过程的精神状态有关(如疲劳、精力不集中等)。对于这类脑电数据, 用其他识别方法的效果也不好。造成识别错误的另一个原因是决策时间与 ERD/ERS 现象不同步, 这一类错误很难有效解决, 因为无法预知什么时候 ERD/ERS 现象最明显。但对于某个个体而言, 也许有一定的规律可循, 我们将对此问题继续开展研究。

#### [参考文献]

- [1] Vaughan TM. Guest editorial brain-computer interface technology: a review of the second international meeting[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil, 2003, 11(2): 94-109.
- [2] Curran EA, Stokes MJ. Learning to control brain activity: A review of the production and control of EEG components for driving brain-computer interface systems[J]. Brain Cogn, 2003, 51(3): 326-336.
- [3] Sykacek P, Roberts SJ, Stokes M. Adaptive BCI based on variational Bayesian Kalman filtering: An empirical evaluation[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2004, 51(5): 719-727.
- [4] Deng J, He B. Classification of imaginary tasks from three channels of EEG by using an artificial neural network[C]//Proc of the 25th Annual International Conference of the IEEE/EMBS, Cancun Mexico; IEEE, 2003, 3: 2289-2291.
- [5] 李坤, 褚蕾蕾, 朱世东, 等. 基于 mu 节律能量的运动意识分类研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(8): 157-159.
- [6] 张爱华, 赵予晗. 相同步及支持向量机在意识任务识别中的应用[J]. 甘肃科学学报, 2006, 18(3): 59-63.
- [7] 吴小培, 叶中付. 基于脑电四阶累积量的运动意识分类研究[J]. 生物物理学报, 2005, 21(5): 364-370.
- [8] 裴晓梅, 郑崇勋, 宾光宇. 基于多通道脑电特征运动意识任务的分类[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(8): 904-907.
- [9] Schögl A, Lugger K, Pfurtscheller G. Using adaptive autoregressive parameters for a brain-computer-interface experiment[C]. Proceedings of the 19th Annual International Conference IEEE/EMBS, 1997, 4: 1533-1535.
- [10] Pfurtscheller G, Neuper C, Schögl A, et al. Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters[J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 1998, 6(3): 316-325.
- [11] Pfurtscheller G, Lopes da Silva FH. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles[J]. Clin Neurophysiol, 1999, 110(10): 1842-1857.
- [12] Neuper C, Pfurtscheller G. Event-related dynamics of cortical rhythms: frequency specific features and functional correlates[J]. Int J Psychophysiol, 2001, 43(1): 41-58.
- [13] Andrew C, Pfurtscheller G. Event-related coherence as a tool for studying dynamic interaction of brain regions[J]. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1996, 98(2): 144-148.

(收稿日期: 2007-08-29)