

基于频带能量和相同步的运动意识任务分类研究

张爱华¹,任亚莉²,郝晓弘¹

(1.兰州理工大学 电气工程与信息工程学院,甘肃 兰州 730050;

2.陇东学院 物理与电子工程学院,甘肃 庆阳 745000)

摘要: 提出了基于信号频带能量和相同步作为脑电特征向量,实现对左右手运动意识任务的分类方法.用线性判别式算法对左右手运动想象脑电模式进行识别,识别正确率最高达到了86.43%,与只用特定频带能量作为脑电特征分类结果相比,效果更好.为大脑运动意识任务的分类提供了新思路.

关键词: 脑电信号;频带能量;相同步;特征提取;分类

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-0366(2008)02-0075-04

Study on Classification of Imaginary Hand Movements Based on Band Power and Phase Synchronization

ZHANG Ai-hua¹, REN Ya-li², HAO Xiao-hong¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Science and Technology, Lanzhou 730050, China;

2. College of Physics and Electronic Engineering, Longdong College, Qingyang 745000, China)

Abstract: A method for single trial on-line classification of imaginary hand movements, based on band power and phase synchronization derived from EEG, is proposed. The event-related EEG patterns during left and right hand motor imagery are identified by using the linear discriminant algorithm. The results show that the method is effective and the correct rate of classification is up to 86.43%. It might provide a new way for the classification of mental tasks.

Key words: EEG; band power; phase synchronization; feature extraction; classification

脑机接口BCI(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^[1].这项研究对于人类认识大脑和大脑的认知机理,为思维正常的运动残障患者开创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.目前的研究主要集中在识别与不同的简单运动行为相关的脑电信号,使用户通过机器来控制屏幕、光标等简单操作.

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,如自适应AR模型参数^[2]、功率谱^[3]、 μ 节律能量^[4]、相同步^[5]、四阶累积量^[6]等.对运动想象脑电

信号的特定频带能量和平均相位相关性进行了研究,将大脑信号的频带能量和相位信息构成特征向量,用于运动意识任务的分类.结果表明,信号频带能量和相同步同时作为脑电特征的意识任务分类算法,识别正确率达到86.43%.为BCI实现提供了一种新方法.

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BCI2003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9s, $t = (0 \sim 2)$ 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 系对 2 种任务进行在线分类, 根据前 1s 记录的 EEG 获取自适应 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 $t = 9s$. 实验见文献 [7, 8]. 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 C3、Cz、C4 3 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.

2 特征提取

2.1 脑电信号的 ERD/ERS

生物医学实验已经证实, 人的大脑在没有处理感觉输入或没有产生运动输出的时候, 大脑中的感觉或运动区域就会表现为 8~24 Hz 的 EEG 活动, 大脑这个空闲时期的 EEG 活动, 集中在运动皮层体现为 μ 波 (8~12 Hz), 集中在视觉皮层就体现为 β 波 (20~24 Hz). 很多因素表明, μ/β 波可以作为基于 EEG 的通讯系统很好的信号特征量, 因为它们所关联的那些大脑皮层都是直接跟大脑的正常运动输出通路相联系的. 运动或者准备运动都会伴随着 μ 波和 β 波形的减小, 这个减小叫做“事件相关去同步化 ERD (event-related desynchronization, ERD)”, 与此相反, 在运动完成并且放松的时候, 会伴随着波形的增大, 这一现象叫“事件相关同步化 ERS (event-related synchronization, ERS)”^[9]. 这是判断左右手想象运动的依据.

图 1 是大脑在想象移动左手或右手时 μ/β 波

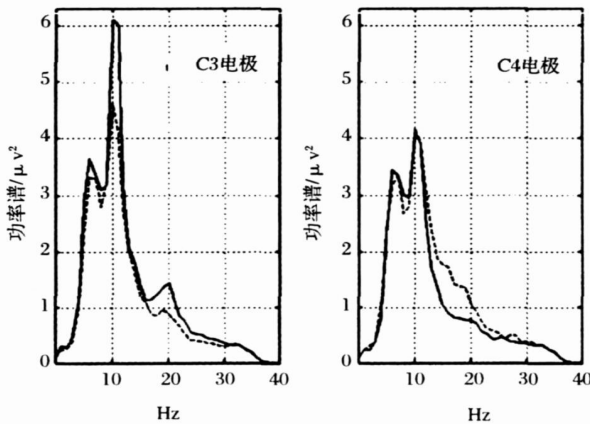


图 1 C3、C4 电极 2 种意识动作的功率谱

— 代表左手, - - - 代表右手

的变化及区别 (实线为想象左手运动, 虚线表示想象右手运动). 可以看出, 随着信号频率的变化, 脑电信号功率幅值随频率的增加发生变化, 在这一变化过程中, 随着意识任务的不同, 同一电极上的信号功率谱在 μ/β 频段上有明显的差异.

2.2 频带能量特征提取

由于要研究的是 EEG 中的信号能量, 因同一电极上的信号功率谱在 μ/β 频段上有明显的差异, 所以考虑运用小波包将信号处理为 8~24 Hz. 在这一频段内包含了所有的 μ 波和 β 波的信号, 根据这一频段的脑电信号提取特征量.

选用 db3 对 C3、C4 导联脑电信号分别进行 3 层小波包分解, 将信号分为 8 个频带; 分别求 C3、C4 导联脑电信号第 j 个频带 S_{3j} 和 S_{4j} 的信号能量:

$$E_{3j} = \int |S_{3j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{3jk}|^2,$$

$$E_{4j} = \int |S_{4j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{4jk}|^2,$$

其中 $j = 0, 1, 2, \dots, m-1$, x_{3jk} 和 x_{4jk} 分别表示第 j 个频带小波包系数 $S_{3j}(t)$ 和 $S_{4j}(t)$ 的时域重构离散信号.

采用长度为 1 s, 间隔为 4 个采样点的滑动窗, 对 1~9 s 脑电信号进行分析. 图 2 和图 3 分别为 C3、C4 导联 8~16 Hz 频带脑电信号特征参量 $E_{31}(t)$, $E_{41}(t)$ 的变化历程.

实验中, 第 3 s 被试者开始想象运动. 由图 2 和图 3 可以看出, 3.5 s 后, 想象左手运动时, $E_{31}(t) > 0.55 \mu V^2$, $E_{41}(t) < 0.40 \mu V^2$, 而想象右手运动时, $E_{31}(t) < 0.55 \mu V^2$, $E_{41}(t) > 0.40 \mu V^2$. $E_{31}(t)$, $E_{41}(t)$ 特征参量在想象左右手运动时有明显的不同.

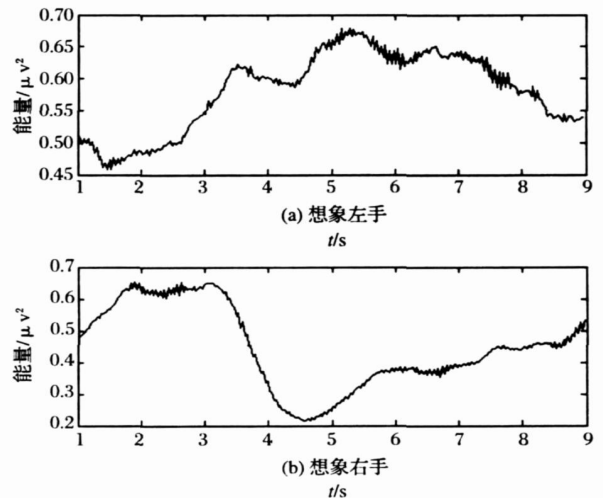


图 2 E_{31} 变化历程

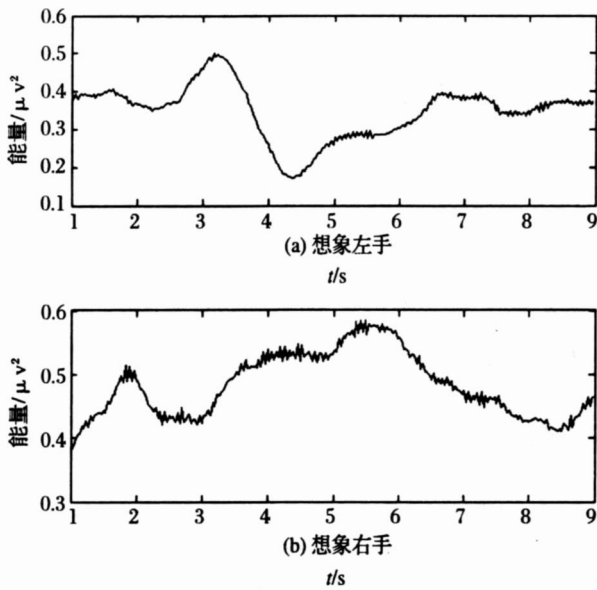


图 3 E_1 变化时程

2.3 相同步特征提取

传统的特征提取方法,只考虑了频率和功率的因素而忽略了相间的信息.为此,将相同步的概念应用于脑电活动,作为识别运动意识信息的一种特征量.运用信号解析的方法来定义任意信号 $s(t)$ 的瞬时相

$$\varphi(t) = \arctan \frac{\tilde{s}}{s(t)},$$

其中

$$\tilde{s}(t) = \frac{1}{\pi} P.V. \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

是由信号的 Hilbert 变换得到.运用卷积理论可将上式变换为

$$\tilde{s}(t) = -iFT^{-1}[FT[s(t)]\text{sign}(\omega)].$$

基于类条件概率的指数^[10],可定义如下的相角分布的平均相干性作为同步的标准,该标准定义为

$$R = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} e^{j\varphi_{1,1}(j\Delta t)} \right| = 1 - CV,$$

其中 $1/\Delta t$ 是这个离散时间连续系统的取样率, CV 是在把相角转化为复平面中的单周期相角分布中的循环变量.运用欧拉公式可将上式转化为

$$R = \left\{ \left[\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \sin[\varphi_{1,1}(j\Delta t)] \right]^2 + \left[\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \cos[\varphi_{1,1}(j\Delta t)] \right]^2 \right\}^{1/2},$$

其中

$$\varphi_{1,1}(t) = \phi_a(t) - \phi_b(t) = \arctan \frac{\tilde{s}_a(t)s_b(t) - s_a(t)\tilde{s}_b(t)}{\tilde{s}_a(t)s_b(t) + s_a(t)\tilde{s}_b(t)},$$

其中 FT 为傅立叶变换, FT^{-1} 是 $\tilde{s}(t)$ 的逆变换,是由信号的 Hilbert 变换得到的, ϕ_a 和 ϕ_b 分别是 s_a 和 s_b 信号的相位, $\varphi_{1,1}$ 是它们之间的相对相位.从上式中可以得出: R 的值在区间 $[0, 1]$ 之间,当且仅当完全符合相同步的条件时, R 值才为 1,反之为 0,而这个结果正是我们所希望的.

由于想象运动的 EEG 信号绝大部分集中在左右大脑的变化上,而 C_z 电极位于大脑的中部,所以将 C_z 通道的信号作为参考量.运用相同步的公式分别计算在频带 $8 \sim 24$ Hz 内 C_3 与 C_z 之间及 C_4 与 C_z 之间的相同步值.由计算结果知,相同步信息在想象左手和右手运动时表现出了明显的差别.

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.以下采用 LDA 线性判别式实现左右手想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 ω 和 ω_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

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

其中 μ 是整个训练集中量的均值.

对于上述所处理的 2 种分类问题,分类定义为

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

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错误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 4 个采样点的滑动窗,对 1~9 s 的数据进行分析,依次计算分类错误率.

以 C_3 、 C_4 导联 $8 \sim 16$ Hz 频带和 $16 \sim 24$ Hz 频带脑电信号特征参量 [$E_{31}(t)$, $E_{41}(t)$, $E_{32}(t)$, $E_{42}(t)$] 作为特征向量,应用线性分类器识别左右手想象运动,最小分类错误率为 0.150 0.以 C_3 、 C_4 导联 $8 \sim 16$ Hz 频带脑电信号特征参量 [$E_{31}(t)$, $E_{41}(t)$] 作为特征向量,应用线性分类器取得了较好的分类效果,最小分类错误率为 0.142 9.这再一次证明了信号能量是识别左右手运动非常有效的特征量之一,并且结果表明 $8 \sim 16$ Hz 频带能量为能量特征中最为重要的一个参量.这也再次证实了大脑在有

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·即左侧肢体的运动有大脑右半球控制,而右侧肢体运动则有大脑左半球控制·Cz 电极位于大脑的中部,它对于运动意识信息的反映相对独立·在特征向量中增加 Cz 导联脑电能量特征,反而使分类正确率下降,最小分类错误率为 0.157 1.将代表不同特征的信号能量和相同步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·分别计算 8~16Hz 频带内的 C3、C4 导联的能量特征时间序列 $E_{31}(t)$ 和 $E_{41}(t)$; 8~24 Hz 频带 C3 和 Cz、C4 和 Cz 间的相同步时间序列 $R_3(t)$ 和 $R_4(t)$,然后将 2 种特征组合成一个时变特征向量 $F(t)$ 为

$$F(t) = [E_{31}(t), E_{41}(t), R_3(t), R_4(t)].$$

应用特征向量 $F(t)$ 用于意识任务分类,分类错误率变化如图 4 所示·

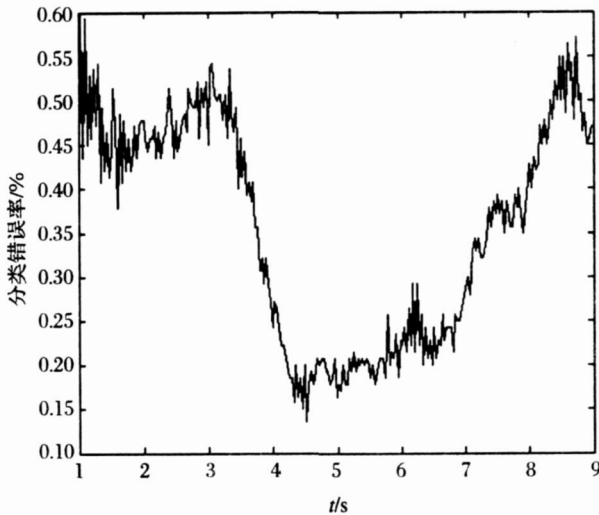


图 4 分类错误率变化时程

由图 4 可知,用信号频带能量和相同步特征构成特征向量进行分类取得了较好的效果,且分类错误率在 4~5 s 时出现了最小值·最小分类错误率为 0.135 7.由表 1 可知,以频带能量和相同步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作为特征时的分类结果·

作者简介:

张爱华 (1964-) 女,河北省永年人,2005 年毕业于西安交通大学生物医学工程专业获博士学位,现任兰州理工大学电气工程与信息工程学院教授·研究方向:生物医学信号检测、处理与识别·

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	85.71%
频带能量和相同步	86.43%

综上所述,信号频带能量和相同步信息组合可以作为脑电运动意识任务分类的有效特征量,从而为大脑运动意识任务的分类提供了新思路·

参考文献:

- [1] Guest Editorial·Brain-Computer Interface Technology: A review of the Second International Meeting [J]. IEEE Trans. Neural Systems and Rehab. 2003, 11(2): 94-109.
- [2] P Sykacek, S J Roberts, M Stokes. Adaptive BCI Based on Variational Bayesian Kalman Filtering: An Empirical Evaluation [J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2004, 17(5): 57-64.
- [3] J Deng, B He. Classification of Imaginary Tasks from Three Channels of EEG by Using an Artificial Neural Network [A]. Proc. of the 25th Annual International Conference of the IEEE/EMBS [C]. Cancun Mexico: IEEE, 2003, 2: 289-291.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Schlögl A, Lügger K, Pfurtscheller G. Using Adaptive Autoregressive Parameters for a Brain-Computer Interface Experiment [A]. Proceedings of the 19th Annual International Conference IEEE/EMBS [C]. 1997, 19: 1533-1535.
- [8] Pfurtscheller G, Neuper Ch, Schlögl A, et al. Separability of EEG Signals Recorded During Right and Left Motor Imagery Using Adaptive Autoregressive Parameters [J]. IEEE Trans. Rehab. Eng., 1998, 6(3): 316-25.
- [9] J A Pineda, B Z Allison, A Vankov. The Effects of Self-movement, Observation, and Imagination on Mu Rhythms and Readiness Potentials (RPs): Toward a Brain-computer Interface [J]. IEEE Trans. Rehab. Eng., 2000, 8: 219-222.
- [10] Pikovsky A S, Volkman J, Schnitzler A, et al. Detection of n:m Phase Locking from Noisy Data [J]. Application to Magnetoencephalography, Phys Rev Lett, 1998, 3: 291-3294.