

# 单次运动想象脑电的特征提取和分类

徐宝国 宋爱国

(东南大学仪器科学与工程学院, 南京 210096)

**摘要:** 为了实现脑-计算机接口(BCI)系统,对运动想象脑电信号的特征进行了提取和分类.将大脑 C3, C4 处采集的二路运动想象脑电信号分成 4 段,分别建立六阶 AR 参数模型进行功率谱估计,再对每段数据的功率谱求和构造特征矢量,提供给误差反向传播算法进行左右手运动想象脑电模式分类.结果表明,该方法提取的特征向量较好地反应了运动想象脑电信号的事件相关去同步(ERD)和事件相关同步(ERS)的变化时程.另外,该方法识别率高,复杂性低,适合在线脑-计算机接口中的应用.

**关键词:** 脑-计算机接口; 脑电; 运动想象; 人工神经网络

**中图分类号:** R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-0505(2007)04-0629-05

## Feature extraction and classification of single trial motor imagery EEG

Xu Baoguo Song Aiguo

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** In order to realize the brain-computer interface (BCI) system, features of motor imagery EEG (electroencephalogram) were extracted and classified. First, the motor imagery EEG signals sampled from the C3 and C4 position of the brain were divided into four segments. Next, six-order AR parameter model was used for power spectrum estimation of each segmentation EEG and the summation of power spectrum was calculated to construct the feature vector. Then, the error back propagation algorithm was utilized to classify the electroencephalogram pattern of left and right hand motor imagery. The results show that the eigenvector extracted by proposed method effectively reflects the event-related desynchronization (ERD) and event-related synchronization (ERS) time course changes of motor imagery EEG. In addition, the proposed method obtains a high recognition rate and a low complexity so as to be utilized in online BCI system.

**Key words:** brain-computer interface (BCI); electroencephalogram (EEG); motor imagery; artificial neural network

脑-计算机接口(BCI)是指一种不依赖于大脑外围神经与肌肉正常输出通道的通讯控制系统,通过采集人体的脑电信号进行特征提取和识别后转化为某种控制信号,从而帮助严重瘫痪的病人与外界环境进行交流和沟通.这样人就可以直接通过大脑来表达自己的想法或者操纵外部辅助运动设备,

而不需要语言或者动作<sup>[1-4]</sup>. 人体的肢体运动是由对侧的大脑半球所控制. 想象左(右)手运动或者实际做这个动作时会以同样的方式改变大脑主要感觉运动区神经元的活动. 准确(算法的识别率的评价)快速(算法的计算复杂度的评价)识别出与运动想象相关的脑电模式是利用其实现在线脑机接口系统的关键. 本文在分析运动相关电位生理学原理的基础上,提出了一种从单次试验中提取运动想象脑电特征的方法,最后通过误差反向传播的人工神经网络实现左右手运动想象的分类,获得了满意的结果.

收稿日期: 2007-01-09.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973 计划)资助项目(2002CB312102)、霍英东教育基金资助项目(91055)、教育部回国留学人员基金(教外司留文 546 号)资助项目.

作者简介: 徐宝国(1981—),男,博士生;宋爱国(联系人),男,博士,教授,博士生导师, a. g. song@seu.edu.cn.

1 脑机接口系统

图 1 为一个通用的脑机接口系统,人的大脑思维被感知器解释成底层控制命令,控制接口再把这些命令转化成更高层的命令来控制执行机构.感知器包括脑电信号处理的一个标准过程:脑电信号被专用电极传感器提取出来,经过预处理、特征提取、特征分类、后处理等输出底层控制命令.

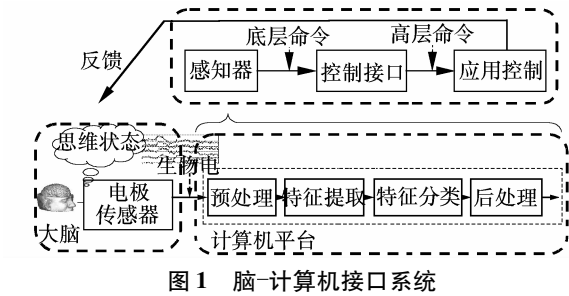


图 1 脑-计算机接口系统

2 实验数据

在脑机接口的研究开发中,已经提出了很多的特征提取和模式分类的算法. 尽管大部分文献都表明其算法具有很好的效果,但由于测量对象和测量环境的影响,被分析的数据本身存在很大的差异,评价的标准也不尽相同,很难比较这些算法的相对优势. 为了对各种算法进行统一客观的比较,一种有效的方法是提供公共的标准数据. 2003 年世界著名的 4 个 BCI 研究中心联合举办了被称为“BCI Competition 2003”的脑电信号分析竞赛<sup>[5-6]</sup>. 为客观评价算法的有效性,同时方便和已有算法结果的比较,本文采用此次竞赛所用的由奥地利格拉兹工业大学脑机接口研究中心提供的运动想象的脑电数据(Data Set III)<sup>[6]</sup>.

实验是由一个带有反馈的在线 BCI 系统组成(见图 2). 每次试验过程持续 9 s,  $t = 0 \sim 2$  s 时,受试者保持安静;  $t = 2$  s 时,显示器上出现一个十字符号的同时给出短暂的提示声;  $t = 2 \sim 3$  s 时,十字符号持续 1 s; 在  $t = 3$  s 时十字符号被一个向左或向右的箭头代替,同时要求受试者被箭头引导着想象手的运动. 对 BCI 使用前 1 s 的 128 点数据进行在线分类,系统采用自适应的 AR 模型提取每一时刻点模型系数,再利用基于 Mahalanobis 距离的线性判别分类器(LDA)给受试者一个反馈信号. 这样的连续反馈信号一直给出,引导受试者继续完成想象任务,直到试验的结束.

所有实验由 7 组,每组 40 次试验,共 280 次试验组成. 实验采用 AgCl 电极,数据由差分电极从

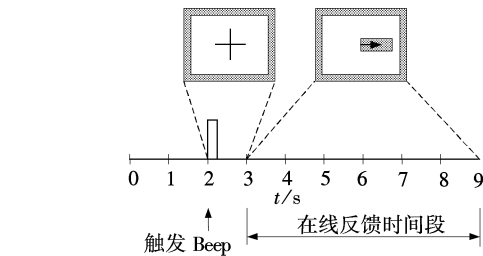


图 2 实验时序

国际标准的 10-20 导联系统的 C3, CZ, C4 三个通道获得(见图 3). 实验数据包含分别想象左手和右手运动的各 70 次实验的样本以及测试数据. 人体大脑的 C3, C4 位置包含了想象对侧手运动时最为丰富的信息,即手的运动感觉区.

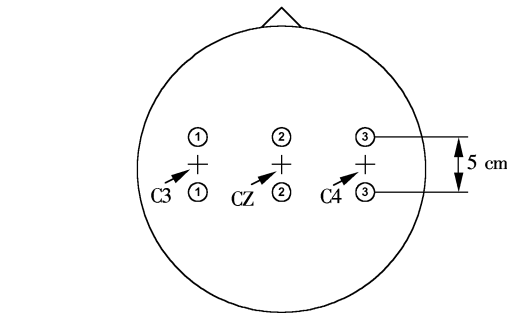


图 3 电极的位置

2.1 ERD/ERS 神经生理学意义

当人们想象单侧肢体运动时,大脑对侧的运动感觉区的 mu 节律和 beta 节律能量减小,而同侧的运动感觉区 mu 节律和 beta 节律能量增大,这是大脑神经元突触后电位相互削弱和增强的结果. 这种现象也被称为事件相关去同步(ERD)和时间相关同步(ERS)<sup>[7]</sup>. 脑电信号的 ERD 和 ERS 现象成为判断左右手想象运动的最根本依据.

经典的 ERD 量化将事件发生前的数秒作为基线,在相同频带内计算 EEG 能量的相对变化. 首先对脑电数据进行带通滤波,这个与运动想象 ERD/ERS 最相关的频带可以由 DSLVQ 计算出来<sup>[8]</sup>,和传统的 LVQ 神经网络相比,DSLVQ 将导致系统分类错误的那些特征影响减小(减小其权重);将导致系统正确分类的那些特征影响增强(增大其权重). 而 LVQ 神经网络认为每个特征的权重相同. 计算完特定个体的相关频带后可计算每一点的 ERD,即

$$C_{\text{ERD}} = \frac{R - A(j)}{R} \times 100\%$$

(1)

式中,  $C_{\text{ERD}}$  为相对的 ERD 能量;  $A(j)$  为第  $j$  个脑电数据所有次试验的平均功率;  $R$  为参考时间段脑电数据的平均功率. 图 4 为训练数据的 ERD 计算结

果,在想象右手运动时 C3(大脑左半的运动感觉区)处有能量减小的现象. 在想象左手运动时 C4(大脑右半的运动感觉区)处有能量减小的现象.

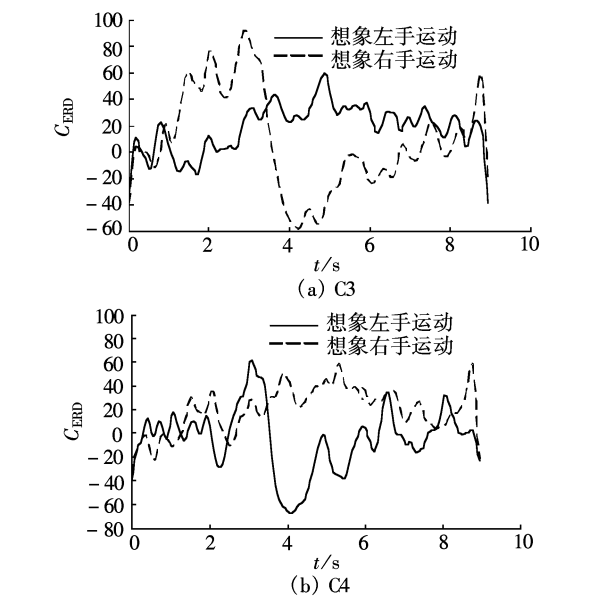


图4 ERD 量化

2.2 特征向量提取

上述的经典 ERD 量化是通过多次实验计算得出来的,而脑机接口系统需要从单次实验中提取有效特征,从而实现脑电信号对外部实时的控制.

对想象左右手产生的运动相关电位的时域特征提取方法有 AR 模型系数和 AAR(自适应的 AR)模型系数;频域特征提取方法有 FFT 和小波分析等<sup>[9-12]</sup>. AAR 模型在脑电信号的特征提取中占有很重要的地位. 经典的时变 AR 模型反应了信号的时变的特性,数据段的长度决定了参数估计的分辨率及准确度. 长度越短则时间分辨率越高,但是模型估计的误差增大,而自适应的自回归模型则很好地解决了此问题,其模型参数随每一样本点的输入而改变,因而更好地反应了大脑的状态,AAR 模型的表达式为<sup>[10]</sup>

$$y_t = a_{1,t}y_{t-1} + a_{2,t}y_{t-2} + \cdots + a_{p,t}y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$
式中, $y_t$  为脑电信号的时间序列; $a_{1,t}, \cdots, a_{p,t}$  为随时间变化的自回归模型参数, $p$  为 AAR 模型阶次; $\varepsilon_t$  为白噪声过程. AAR 模型的参数估计方法一般有卡尔曼滤波(KF),最小均方差算法(LMS)和递推最小二乘算法(RLS). 当前奥地利格拉兹工业大学脑机接口研究中心的在线脑机接口系统采用的是第 3 种方法. AAR 模型所需计算量小,占用内存小,适合在线分析.

本文采用的特征提取方法如下:

1)将信号分别通过 8~13 Hz 和 19~24 Hz 20 阶 FIR 滤波器,图 5 为训练数据 FFT 后多次实验的平均结果,运动想象脑电的能量以及主要特征分布在以上 2 个频段.

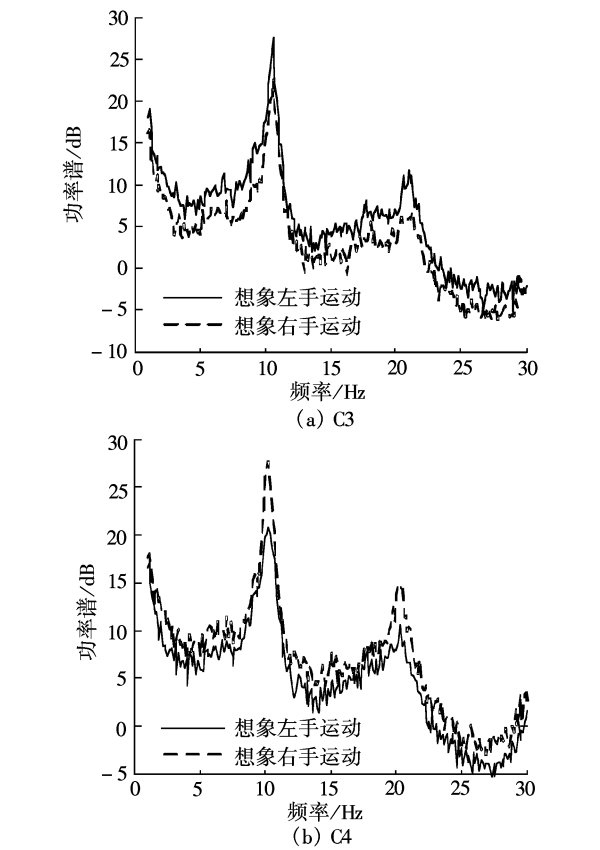


图5 平均 FFT 频谱

2)每次实验信号的长度为 9 s,在 3 s 时屏幕给出了带有方向的箭头引导着受试者想象手的运动,文献[10]采用了 3.25~4.25 s 的 1 s 数据长度来进行分析,而本文为了观察更多的信号内容,采用 4~6 s 的 2 s 数据长度,并将这 2 s 数据分成 4 个数据段,每个数据段长度为 0.5 s,64 点数据.

3)文献[10]采用了基于 FFT 的直接法进行功率谱估计,这种方法容易出现频谱泄漏,使弱信号的主瓣被强信号淹没,造成频谱的模糊和失真,也使得功率谱的分辨率降低. 本文采用 AR 模型进行功率谱估计,基于参数建模的功率谱估计与经典的功率谱估计相比大幅度提高了频率分辨率. AR 模型又称为自回归模型,可用差分方程来表示,即

$$x(n) = - \sum_{i=1}^k a_k(i)x(n-i) + \varepsilon(n) \quad (3)$$

式中, $\varepsilon(n)$  是均值为零、方差为  $\sigma^2$  的白噪声序列; $k$  为 AR 模型的阶数, $a_k(i), i = 1, 2, \cdots, k$  为  $k$  阶 AR 模型的参数. 所以序列  $x(n)$  可以看作白噪声  $\varepsilon(n)$  通过 AR 模型  $H(z)$  的输出. 根据式(3),可以

得到 AR 模型系统  $H(z)$  的转移函数数学表达式

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^k a_i z^{-i}} \tag{4}$$

从而可以得到 AR 模型的功率谱计算公式

$$\hat{P}_x(k) = \frac{\sigma^2}{\left| 1 + \sum_{i=1}^k a_i W_N^{-ki} \right|^2} \tag{5}$$

由式(5)可以看出,要利用 AR 模型进行功率谱估计必须先求得 AR 模型的参数和噪声序列的方差. 参数提取方法有自相关、Burg 算法、协方差、改进的协方差以及最大似然估计等. 本文采用使序列  $x(n)$  的前后预测误差功率之和最小的 Burg 算法,其具有较好的谱估计质量的同时算法复杂度也较小.

采用六阶 AR 模型对 4 个数据段(每个数据段长度为 0.25 s, 64 个样本点)进行功率谱估计后,再对 4 个数据的功率谱估计求和. 这样就获得了 16 个特征(2 个频率段  $\times$  4 个 0.5 s 的数据  $\times$  2 个通道).

3 神经网络分类

当前脑机接口的线性分类器有线性判别分析(LDA)、感知机神经网络和线性回归等. 非线性的分类器有学习向量化 LVQ 网络、支持向量 SVM、决策树以及基于 Mahalanobis 的距离判别式<sup>[9-10]</sup>. MDBC 考虑了两类协方差不等的情况,而 LDA 的计算认为两类的协方差是相等的. 所以当两类协方差相等时, MDBC 和 LDA 的分类效果是一样的; 当两类协方差不等时 MDBC 比 LDA 的分类效果略好.

本文采用非线性映射能力更强的误差反向传播的 BP 神经网络作为分类器. BP 算法和 LMS 算法都使用了均方误差最小化的最速下降法. 在计算均方误差对隐层中的权值和偏置值时,导数首先在网络的最后一层进行计算,从输出层经过各中间层修正各连接权值.

BP 网络隐含层神经元个数的确定是一个一直没有得到解决的问题. 本文首先选取  $N_2 = 2N_1 + 1$  ( $N_2$  为隐含神经元的个数,  $N_1$  为输入向量特征的个数), 然后根据实际分析进行调整. 不同的隐含神经元以及不同的训练目标对训练数据和测试数据的分类精度的影响如表 1 所示, 训练数据和测试数据都为 140 个样本. BP 网络的输出层采用了 2 个神经元.

表 1 隐含神经元个数和训练目标对分类精度的影响

BP 网络隐含 神经元个数	BP 训练 目标	训练数据的 分类精度/%	测试数据的 分类精度/%
34	0.05	93.57	83.57
34	0.04	95.00	84.29
32	0.05	92.86	85.00
32	0.04	93.57	84.29
30	0.05	93.57	77.86
30	0.04	95.00	82.14

在使用基本 BP 算法——最速下降 BP 法(SDBP)进行训练时,收敛速度较慢而且很难达到训练目标,多次分析后本文采用了动量 BP 算法来训练神经网络,此训练算法不仅能平滑训练轨迹中的振荡而且可以避免算法收敛到一个局部最小值.

当神经网络隐含神经元为 32 个,训练目标为 0.05 时训练数据和测试数据的精度分别达到了 92.86% 和 85.00%. 与传统的特征提取和分类方法相比有了一个更好的分类精度. 运动想象的信号处理流程如图 6 所示.

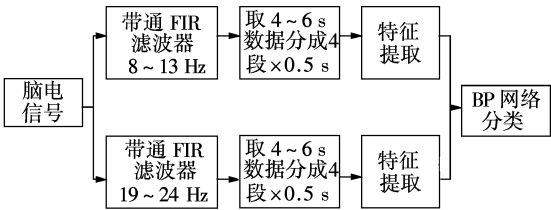


图 6 脑电信号的处理流程

4 结语

采用运动相关脑电信号作为 BCI 的输入,最大的特点时不需要外部装置给出刺激,病人只需要想象就可以在大脑主要运动感觉皮层产生这些信号;BCI 将这些信号转化为对外部的控制命令,从而实现利用大脑直接和外界环境交流和沟通. 目前关于 BCI 的众多研究大都集中在大脑的运动感觉区. 本文针对运动想象的脑电信号的识别,提出了一种运动相关电位单次特征提取的方法,同时使用误差反向传播的 BP 算法进行左右手想象运动的分类,与传统的方法相比得到了更高的分类精度,证实了 BP 算法对于运动想象脑电信号分类的有效性,同时为脑机接口系统的运动想象脑电信号的特征提取和分类提供了新的思路. 今后的运动想象脑电信号处理算法的发展将更加着眼于简单、快速和准确,使 BCI 系统通过更少的训练次数和训练时间适应每一个使用者.

## 参考文献 (References)

- [1] Virts J. The third international meeting on brain-computer interface technology: making a difference [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2006, **14**(2): 126–127.
- [2] Vaughan T M. Brain-computer interface technology: a review of the second international meeting [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2003, **11**(2): 94–109.
- [3] Wolpaw J R, Birbaumer N, Heetderks W, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting [J]. *IEEE Trans Rehabil Eng*, 2000, **8**(2): 164–173.
- [4] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interface for communication and control [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, **113**(6): 767–791.
- [5] Lemm S, Schafer C, Curio G. BCI competition 2003—data set III: probabilistic modeling of sensorimotor  $\mu$  rhythms for classification of imaginary hand movements [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2004, **51**(6): 1077–1080.
- [6] Blankertz B, Muller K R, Curio G, et al. BCI competition 2003—progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2004, **51**(6): 1044–1051.
- [7] Pfurtscheller G, Lopes da Silva F H. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles [J]. *Clinical Neurophysiology*, 1999, **110**(11): 1842–1857.
- [8] Prgenzer M, Pfurtscheller G. Frequency component selection for an EEG-based brain to computer interface [J]. *IEEE Trans Rehabil Eng*, 1999, **7**(4): 413–419.
- [9] Wolpaw J R, Loeb G E, Allison B Z, et al. BCI meeting 2005—workshop on BCI signal processing: feature extraction and translation [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2006, **14**(2): 135–138.
- [10] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2001, **89**(7): 1123–1134.
- [11] McFarland D J, Anderson C W, Muller K R, et al. BCI meeting 2005—workshop on signals and recording methods [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2006, **14**(2): 138–141.
- [12] Pfurtscheller G, Muller-Putz G R, Schlogl A, et al. 15 years of research at Graz University of Technology: current projects [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2006, **14**(2): 205–210.