

基于功率谱峰值及时变线性分类算法的运动意识分类**

任亚莉

Classification of imaginary hand movements based on kurtosis of power spectral and time-variable linear classifier

Ren Ya-li

Abstract

BACKGROUND: Feature extraction of electroencephalogram (EEG) signals is an important step in the brain-computer interfaces (BCI) system. Effective and rapid EEG signals feature extraction is important for classification and correct understanding. Currently, power spectrum density estimation, autoregression model and wavelet transform have been used to extract EEG signals features. However, they cannot well reflect nonlinear dynamics of the brain.

OBJECTIVE: To explore the effect of kurtosis of power spectral (KPS) in the recognition of hand imagery.

METHODS: The data gained from BCI competition in 2003 provided by Graz University of Technology. The EEG signals ranging from 8 to 24 Hz were decomposed by wavelet packet. The KPS of C3 and C4 were calculated respectively. The KPS was defined as the feature vector. The left and right hand motor imaginary tasks were distinguished by the time-variable linear classifier.

RESULTS AND CONCLUSION: The proposed method was applied to the test data set with 140 trials. The satisfactory results were obtained with the highest classification accuracy of 89.29%. The maximum mutual information was 0.6269 bit. The Signal-to-Noise Ratio was 1.3848. The KPS on channels C3 and C4 between 8 and 24Hz was coincident with event-related desynchronization and event-related synchronization. The method is simple and quick and it is a promising method for on-line BCI system.

Ren YL. Classification of imaginary hand movements based on kurtosis of power spectral and time-variable linear classifier. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu yu Linchuang Kangfu. 2010;14(39): 7331-7335. [http://www.crter.cn http://en.zglckf.com]

摘要

背景: 脑电信号的特征提取是脑机接口系统中一个重要的环节, 如何快速有效地提取反映大脑意识任务状态的脑电特征进行分类、正确解读意识任务的关键。目前, 提取脑电信号特征通常采用功率谱密度估计、自回归模型和小波变换等方法, 这些特征都是以脑电信号的线性化为前提, 上述方法不能很好地反映出大脑的非线性动力学性质。

目的: 分析脑电信号功率谱峰值在识别左右手想象运动中的作用。

方法: 采用脑机接口 2003 竞赛中 Graz 科技大学提供的脑电数据, 用小波包分解获取 8~24 Hz 脑电信号, 计算 C3, C4 电极脑电信号的功率谱峰值作为脑电特征向量, 运用时变线性分类算法对运动意识任务运行分类。

结果与结论: 对 140 次实验的测试样本进行数据分析, 最大分类正确率可达 89.29%, 最大互信息和信噪比分别为 0.626 9 bit 和 1.384 8。C3, C4 电极 8~24 Hz 脑电信号功率谱峰值能很好地反映左右手运动想象脑电特征的变化, 与事件相关去同步/事件相关同步现象变化一致, 可在线识别左右手想象运动。

关键词: 脑电信号; 脑机接口; 特征提取; 功率谱峰值; 时变线性分类

doi:10.3969/j.issn.1673-8225.2010.39.027

任亚莉. 基于功率谱峰值及时变线性分类算法的运动意识分类[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(39):7331-7335. [http://www.crter.org http://cn.zglckf.com]

0 引言

脑机接口技术为大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^[1-5]。该研究对于人类认识大脑和大脑的认知机制, 为思维正常的运动残障患者开创肢体运动控制新模式, 都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(electroencephalogram, EEG), 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、事件相关去同步/事件相关同步法、皮质慢电位法等^[6-12]。这些方法生成的脑电均采集于头皮电极, 是当前从事脑机接口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脑机接口研究的另一重要环节。

本文研究对象是左右手想象运动的脑电信号。不同研究者采用不同的脑电特征进行运动意识任务分类, 如自适应模型参数、功率谱、mu节律能量、相同步、四阶累积量、空间复杂度与有效场强、频带能量和小波包熵等^[13-23]。本

Physics and Electronic Engineering College, Longdong University, Qingyang 745000, Gansu Province, China

Ren Ya-li★, Master, Associate professor, Physics and Electronic Engineering College, Longdong University, Qingyang 745000, Gansu Province, China
renyali888@sohu.com

Supported by: the Scientific Research Program Foundation of Postgraduate Supervisor, Gansu Provincial High Institutes, No. 0710-05*

Received: 2010-04-20
Accepted: 2010-07-15

陇东学院物理与电子工程学院, 甘肃省庆阳市 745000

任亚莉★, 女, 1970年生, 汉族, 甘肃省庆阳市人, 2007年兰州理工大学毕业, 硕士, 副教授, 主要从事生物医学信号检测分析方面的研究。
renyali888@sohu.com

中图分类号:R318
文献标识码:B
文章编号:1673-8225 (2010)39-07331-05

收稿日期:2010-04-20
修回日期:2010-07-15
(20100420024/G·A)

文对140例左右手运动想象脑电信号的功率谱峰值进行了全程动态分析,发现C3, C4电极8~24 Hz脑电功率谱峰值随时间变化的规律与事件相关去同步/事件相关同步一致,对于两种意识任务具有较好的分离性,为此以功率谱峰值作为脑电特征量,通过时变线性判别式分析,最大分类正确率达到89.29%,最大互信息和信噪比分别为0.626 9 bit和1.384 8,实现了两种意识任务的分类。

1 材料和方法

1.1 实验数据 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脑机接口系统完成。

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。

脑机接口系统对两种任务进行在线分类, 根据前1 s记录的脑电信号获取自适应模型系数, 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 $t=9$ 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C3, Cz, C4三个电极前后(前“+”后“-”)各2.5 cm位置的双极性导联方式记录脑电信号^[24-25]。

1.2 脑电信号的事件相关去同步/事件相关同步 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, 集中在运动皮质体现为 μ 波(8~12 Hz), 集中在视觉皮质就体现为 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, 因为与它们所关联的那些大脑皮质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”, 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”^[26]。

在大多数脑机接口的应用中, 事件相关去同步化和事件相关同步化并不需要产生实际的动作, 在想象运动中就会产生, 这就为开发实用的脑机接口系统提供了很大的便利。

μ/β 波在想象移动左手或者是右手时的变化及区别见图1。

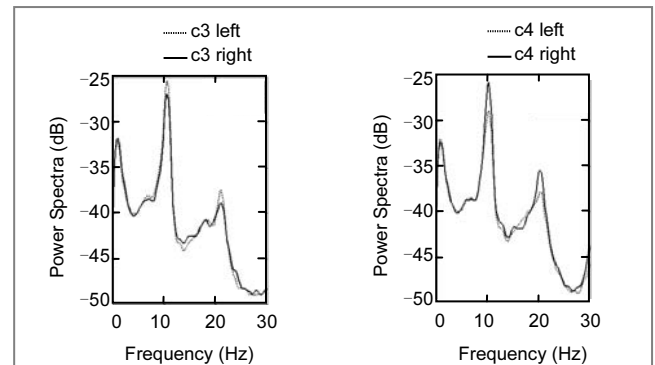


Figure 1 Power spectral density recorded from electrodes C3 and C4

图1 C3, C4 电极两种意识动作的功率谱

图1中横坐标表示频率(单位为Hz), 纵坐标为相应的脑电信号功率谱密度(单位为dB), 实线表示想象右手运动, 虚线表示想象左手运动。从图中可以清楚地看到, 脑电信号功率幅值随频率的增加而发生变化, 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。在想象右手运动时, 位于大脑左侧的C3电极检测到的脑电信号 μ/β 波形有明显的衰减, 而位于大脑右侧的C4电极检测到的信号却无明显变化。与此相反, 当想象左手运动时位于大脑右侧的C4电极检测到的脑电信号波形有明显衰减, 而位于大脑左侧的C3电极检测到的信号却无明显变化。这表明想象右手动作是与大脑的左半球相关的, 而想象左手的运动则是与大脑的右半球相关的。

1.3 自适应模型功率谱估计特征提取与分析 功率谱估计是脑电信号频域分析的主要手段, 把幅度随时间变化的脑电信号变换为脑电功率随频率变化的谱图, 从而可以直观地观察到脑电节律的分布与变换情况^[27]。

本文采用自适应模型功率谱估计对脑电信号进行分析, 由于8~24 Hz的 μ/β 节律^[28]脑电活动对想象手运动任务的反映最敏感, 所以首先运用小波包将C3, C4导联信号处理为8~24 Hz, 再根据这一频段的脑电信号提取特征量。

信号的小波包分解: 小波包分析能够为信号提供一种更加精细的分析方法, 它将频带进行多层划分, 对多分辨率分析没有细分的高频部分进一步分解, 并能够根据被分析信号的特征, 自适应地选择相应频带, 使之与信号频谱相匹配, 从而提高了时频分辨率。

选用db3对C3, C4导联脑电信号分别进行3层小波包分解, 图2是小波包分解树结构, (i, j) 表示第 j 层的第 i 个节点, 其中 i 的取值范围是0~3, j 的取值范围是0~7, 每个节点都代表一定的信号特征, 其中 $(0, 0)$ 代表原始信号, (i, j) 代表小波包分解的第 i 层低频 X_{ij} , 提取各频带范围的信号表示重构信号, 以 S_{ij} 表示 X_{ij} , 8个频带包含的频率范围见表1。

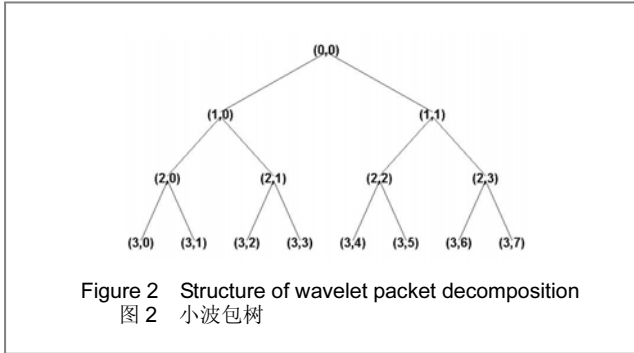


表1 各频率成分所代表的频率范围
Table 1 Frequency component- corresponded frequency range (Hz)

Signal	Frequency range	Signal	Frequency range
S ₃₀	0~8	S ₃₄	32~40
S ₃₁	8~16	S ₃₅	40~48
S ₃₂	16~24	S ₃₆	48~56
S ₃₃	24~32	S ₃₇	56~64

从表1可以看出, S₃₁处于8~16 Hz频段, S₃₂处于16~24 Hz频段, 所以根据这两个频段的脑电信号提取特征量。

自适应模型功率谱估计特征提取: 自适应模型法可以大大提高功率谱估计的分辨率, 从给出的数据样本估计假设模型的参数, 然后将参数带入模型的理论功率谱密度公式中得出一个较好的谱估计值。首先确定自适应模型的阶数 p , 事先选定一个稍大的值, 在递推的过程中确定。在使用Levinson递推时, 可以给出由低阶到高阶的每一组参数, 且模型的最小预测误差功率 p 是递减的。直观上讲, 当 p 达到所指定的希望值, 或是不再发生变化时, 此时的阶次即应选的正确阶次。文中采用最终预测误差准则确定自适应模型的阶数。

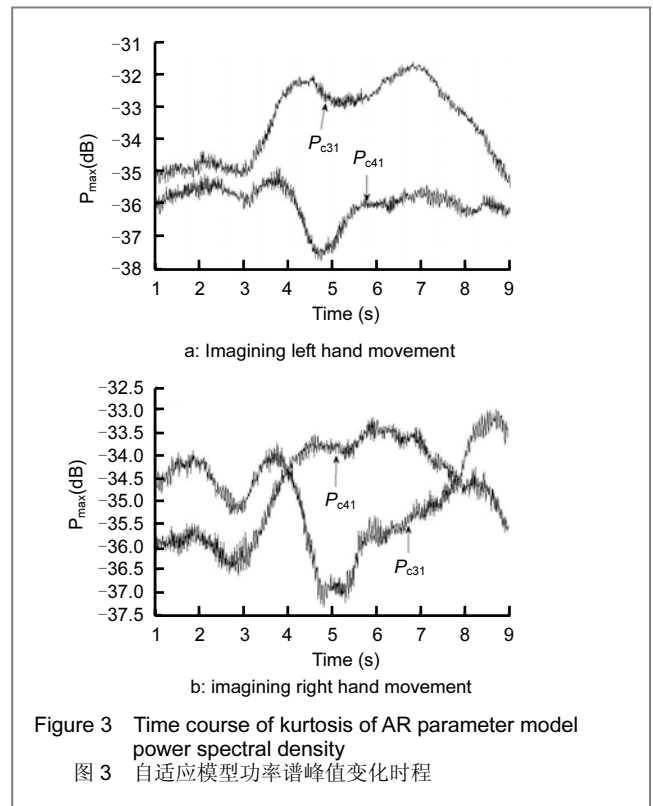
最终预测误差准则:

$$FPE(k) = \rho_k \frac{N + (k + 1)}{N - (k - 1)}$$

式中 N 为数据 $x_N(n)$ 的长度, 当阶次 k 由1增加时, $FPE(k)$ 将在某一个 k 处取得极小值, 将此时的 k 定为最合适的阶次 p 。在实际运用时发现, 当数据较短时, 给出的阶次偏低。应该指出, 上式仅为阶次的选择提供的一个依据, 对所研究的某一个具体信号 $x(n)$, 究竟阶次取多少为好, 还要在实践中对所得到的结果作多次比较后, 予以确定。

文中采用长度为1 s, 间隔为1个采样点的滑动窗, 对每1 s长度的数据运用“db3”小波包提取8~16 Hz和16~24 Hz频段信号, 用Burg方法, 32点的FFT运算, 阶数取4, 128 Hz的采样率进行功率谱估计, 分别求取功率谱峰值, 图3是按该方法计算出的左右手各70次C3,

C4电极9 s脑电信号8~16 Hz功率谱峰值 $P_{C31}(t)$, $P_{C41}(t)$ 平均值变化时程, 16~24 Hz功率谱峰值 $P_{C32}(t)$, $P_{C42}(t)$ 的变化规律与 $P_{C31}(t)$, $P_{C41}(t)$ 类似。



从图3可以看出, 在4 s附近, 想象左手运动时, P_{C31} 升高, P_{C41} 降低; 而想象右手运动时, P_{C31} 降低, P_{C41} 升高, 这说明想象单侧手运动会导致对侧 EEG 幅值明显降低, 同侧 EEG 幅值明显升高, 证实了大脑在有意识活动尚未产生运动输出的时候, 大脑中感觉或运动区域的交叉控制, 即左侧肢体的运动由大脑有半球控制, 而右侧肢体运动则由大脑左半球控制。从图中还可以看出 C3, C4 电极 8~16 Hz 功率谱峰值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, 而且这一规律在整个 9 s 范围内基本都存在, 将其和 16~24 Hz 功率谱峰值组合构成时变特征向量 $F(t)=[P_{C31}(t), P_{C41}(t), P_{C32}(t), P_{C42}(t)]$, 用于后续大脑运动意识任务的分类。

1.4 分类器设计 特征分类是脑机接口中信息处理环节研究的一个重要内容, 分类算法的选择直接决定分类的精度和系统的性能, 所以寻求一种合适的分类算法成为脑机接口系统的重中之重。传统的分类算法主要有线性判别式法^[29-30]、逻辑回归法等, 本文采用时变线性判别方法^[31]。

设样本特征向量为 $x_k(k=1, 2, \dots, N)$, 其中 N_1 个属于类别1的样本, 记为子集 x_1 , N_2 个属于类别2的样本, 记为子集 x_2 。则样本类内离散度矩阵和总类内离散矩阵分别为:

$$S_i = \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad K=1, 2, \dots, N, i=1, 2$$

$$S_w = S_1 + S_2$$

应用Fisher准则函数, 可获得使特征向量类间距离最大和类内方差最小的变换向量W:

$$w = S_w^{-1}(\mu_1 - \mu_2)$$

从而可得线性变换:

$$y = w^T x - 0.5(<w, \mu_1> + <w, \mu_2>)$$

为得出 t_0 时刻的分类结果, 我们可以利用 $t < t_0$ 时刻的信息提高分类的正确率。因此, 设计时变线性分类器:

$$D(t_0) = \sum_{t < t_0} c_t y(t) + y(t_0)$$

其中 c_t 为一时变常数。对于本文两种分类问题, 分类定义为:

$$D(t_0) \in \begin{cases} \text{类别1} & \text{当 } D(t_0) > 0 \\ \text{类别2} & \text{当 } D(t_0) < 0 \end{cases}$$

1.5 脑机接口系统性能评价 分类正确率是评价脑机接口系统性能的重要指标。它反映了脑机接口系统正确识别大脑意识任务的能力。若把脑机接口看作是大脑与外界进行直接通讯的通道, 则系统信息传输性能也是脑机接口的一个重要评价指标。

Schlögl提出采用互信息(I)量化脑机接口系统的信息传输率, 脑机接口系统的信噪比(SNR)及 I 的计算公式如下^[15]:

$$SNR_t = \frac{2 * \text{var} \{W_t^{(i)}\}_{i \in \{L, R\}}}{\text{var} \{W_t^{(i)}\}_{i \in \{L\}} + \text{var} \{W_t^{(i)}\}_{i \in \{R\}}} - 1$$

$$I_t = 0.5 * \log_2(1 + SNR_t)$$

其中, SNR_t 为脑机接口系统在 t 时刻的信噪比; $\text{var}\{\cdot\}$ 为所有实验的方差; i 为第 i 次实验; $w_t^{(i)}$ 为第 i 次实验在 t 时刻判别距离, 反映分类可信度; L, R 分别表示想象左、右手运动的实验; I_t 为 t 时刻脑机接口系统输入与输出之间的互信息。

互信息大小可用于评价EEG信号特征提取和分类方法的好坏。

2 实验结果与讨论

将训练数据的特征向量 $F(t) = \{P_{c31}(t), P_{c41}(t), P_{c32}(t), P_{c42}(t)\}$ 作为分类器的输入, 训练分类器, 然后利用训练好的分类器对测试数据进行分类, 图4为采用时变线性分类器的分类结果。时变线性分类器算法中当前时刻的分类正确率不但取决于当前时刻的特征量, 还与以前时刻的信息有关, 由于信息的积累, 达到了较高的正确率。

判断算法成功与否, 还需要对脑机接口系统进行评价。除计算正确率外, 还计算了互信息和信噪比作为评价指标, 反映受试者区分左右手意识任务的脑机接口系统的性能。

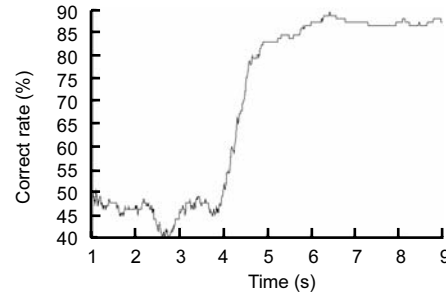


Figure 4 Time-course change of classification accuracy
图4 分类正确率时程

图5, 6分别为互信息和信噪比时程变化曲线。

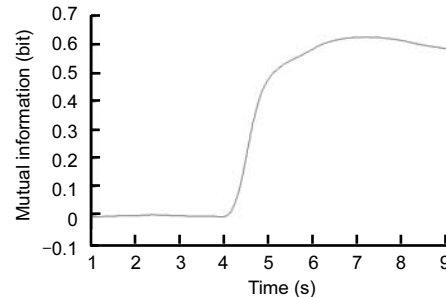


Figure 5 Time-course change of mutual information
图5 互信息时程

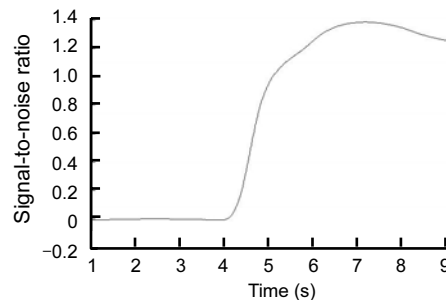


Figure 6 Time-course change of signal-to-noise ratio
图6 信噪比时程

由图4~6可知, 分类正确率在7 s左右出现了最大值89.29%, 同时互信息和信噪比也都出现了最大值, 分别为0.626 9 bit和1.384 8, 说明此时分类结果中包含大脑意识的有效信息量最多, 很好地反映了脑机接口系统性能, 且互信息和信噪比与分类正确率保持一致的变化趋势。

本文提出使用不同频段功率谱峰值作为组合特征量和线性时变分类算法对左右手想象运动的EEG信号运行识别, 取得了比较好的分类效果, 功率谱峰值参数

计算速度快, 算法简单, 因此将其作为EEG特征用于大脑运动意识任务的分类, 能满足脑机接口系统实时性处理的要求, 有可能应用于EEG特征提取和分类的在线脑机接口系统。

3 参考文献

- [1] Yao DZ. Guest editorial brain-computer interface: today and tomorrow. J Electr Sci Technol China. 2009;7(1): 1-2.
- [2] Wolpaw JR, Birbaumer N, McFarland DJ, et al. Brain-computer interfaces for communication and control. Clin Neurophysiol. 2002;113(6):767-791.
- [3] Mason SG, Bashashati A, Fatourehchi M, et al. A comprehensive survey of brain interface technology designs. Ann Biomed Eng. 2007;35:137-169.
- [4] Wolpaw JR, Birbaumer N, Heetderks WJ, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. IEEE Trans Rehabil Eng. 2000;8(2): 164-173.
- [5] Vaughan TM. Guest editorial brain-computer interface technology: a review of the second international meeting. IEEE Trans Rehabil Eng. 2003;23: 94-109.
- [6] 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. Brain Cogn. 2003;51(3):326-336.
- [7] Rao TZ, Liu TJ, Lei X, et al. Dianzi Keji Daxue Xuebao. 2009;38(5): 550-554.
尧德中, 刘铁军, 雷旭, 等. 基于脑电的脑-机接口: 关键技术和应用前景[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(5): 550-554.
- [8] Lenhardt A, Kaper M, Ritter HJ. An adaptive P300-based online brain-computer interface. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2008;16(2):121-130.
- [9] Zhang H, Guan C, Wang C. Asynchronous P300-based brain-computer interfaces: a computational approach with statistical models. IEEE Trans Biomed Eng. 2008;55(6): 1754-1763.
- [10] Citi L, Polli R, Cinel C, et al. P300-based BCI mouse with genetically-optimized analogue control. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2008;16(1):51-61.
- [11] Hinterberger T, Schmidt S, Neumann N, et al. Brain-computer communication and slow cortical potentials. IEEE Trans Biomed Eng. 2004;51(6):1011-1018.
- [12] Hinterberger T, Hill J, Birbaumer N. An auditory brain-computer communication device. IEEE Int Workshop Biomed Circ Syst. 2004;3(6):15-18.
- [13] Sykacek P, Roberts SJ, Stokes M. Adaptive BCI based on variational Bayesian Kalman filtering: an empirical evaluation. IEEE Trans Biomed Eng. 2004;51(5):719-727.
- [14] Deng J, He B. Classification of imaginary tasks from three channels of EEG by using an artificial neural network. Proc. of the 25th Annual International Conference of the IEEE/EMBS. Cancun Mexico: IEEE, 2003:2289-2291.
- [15] Li K, Zhu LL, Zhu SD, et al. Jisuanji Jishu yu Fazhan. 2006; 16(8): 157-159.
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.
- [16] Zhang AH, Zhao YH. Gansu Kexue Xuebao. 2006;18(3): 59-63.
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.
- [17] Wu XP, Ye ZF. Shengwu Wuli Xuebao. 2005;21(5):364-370.
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.
- [18] Pei XM, Zheng CX, Bin GY. Xi'an Jiaotong Daxue Xuebao. 2005;39(8): 904-907.
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.
- [19] Ren YL, Zhang AH, Hao XH. Zhongguo Kangfu Lilun yu Shijian. 2008;14(2):225-231.
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):225-231.
- [20] Ren YL. Shengwu Wuli Xuebao. 2008;24(3):141-143.
任亚莉. 基于小波包熵的运动意识任务分类研究[J]. 生物物理学报, 2008, 24(3):141-143.
- [21] Ren YL. Jisuanji Yingyong yu Ruanjian. 2009;26(8):78-81.
任亚莉. 小波包熵和BP神经网络在意识任务识别中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(8):78-81.
- [22] Zhang AH, Ren YL, Hao XH. Gansu Kexue Xuebao. 2008; 20(2): 75-78.
张爱华, 任亚莉, 郝晓弘. 基于频带能量和相同步的运动意识任务分类研究[J]. 甘肃科学学报, 2008, 20(2):75-78.
- [23] Zhang AH, Zhao YH. Zhongguo Linchuang Kangfu. 2005;9(48):4-6.
张爱华, 赵予晗. 脑电信号相同步分析在识别左右手想象运动中的作用[J]. 中国临床康复, 2005, 9(48):4-6.
- [24] Schlögl A, Lugger K, Pfurtscheller G. Using Adaptive Autoregressive Parameters for a Brain-Computer-Interface Experiment. Proceedings of the 19th Annual International Conference IEEE/EMBS, 1997: 1533-1535.
- [25] Schlögl A, Neuper C, Pfurtscheller G. Estimating the mutual information of an EEG-based Brain-Computer Interface. Biomed Tech (Berl). 2002;47(1-2):3-8.
- [26] Pineda JA, Allison BZ, Vankov A. The effects of self-movement, observation, and imagination on mu rhythms and readiness potentials(RP's): Toward a brain-computer interface(BCI). IEEE Trans Rehabil Eng. 2000;8(2):219-222.
- [27] Xue NX. Beijing: Tsinghua University Press. 2003: 252-288.
薛年喜. MATLAB在数字信号处理中的应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003: 252-288.
- [28] Li YJ, Fan FY, Chen XS. Beijing Shengwu Yixue Gongcheng. 2006; 25(3): 321-324.
李颖洁, 樊飞燕, 陈兴时. 脑电分析在认知研究中的进展[J]. 北京生物医学工程, 2006, 25(3): 321-324.
- [29] Vaughan TM, McFarland DJ, Schalk G, et al. The wadsworth BCI research and development program: At home with BCI. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2006;14(2):229-233.
- [30] Wei WQ. Hangzhou: Zhejiang Daxue. 2007.
魏文庆. 基于EEG的BCI的研究与设计[D]. 杭州: 浙江大学, 2007.
- [31] Yang B. Lanzhou: Lanzhou Ligong Daxue. 2008.
杨彬. 基于脑-机接口的想象运动脑电信号的分析[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2008.

来自本文课题的更多信息--

基金资助: 甘肃省高等学校研究生导师科研项目计划资助(0710-05), 课题名称: 基于 MATLAB 的信号与系统仿真研究。

致谢: 文章得到兰州理工大学电气工程与信息工程学院张爱华教授和郝晓弘教授的悉心指导, 在此表示衷心感谢!

利益冲突: 课题未涉及任何厂家及相关雇主或其他经济组织直接或间接的经济或利益的赞助。

课题的创新点: 脑电信号的特征提取是脑机接口系统中一个重要的环节, 如何快速有效地提取反映大脑意识任务状态的脑电特征是关键, 正确解读意识任务的关键。目前, 提取脑电信号特征通常采用功率谱密度估计、自回归模型和小波变换等方法, 这些特征都是以脑电信号的线性化为前提, 而大脑是一个典型的非线性复杂系统, 脑电信号中包含了很多非线性信息, 因此上述方法不能很好地反映出大脑的非线性动力学性质。该项目对 140 例左右手运动想象脑电信号的功率谱峰值进行了全程动态分析, 发现 C3, C4 电极 8~24 Hz 脑电功率谱峰值随时间变化的规律与事件相关去同步/事件相关同步一致, 对于两种意识任务具有较好的分离性, 从而实现了两种意识任务的分类。

课题评估的“金标准”: 主要结果指标评价的“金标准”在课题中已经应用, 在文(脑机接口系统性能评价)中有说明。

设计或课题的偏倚与不足: 存在的主要问题是信号处理和信息转换速度偏低, 分类正确率有待进一步提高等。

提供临床借鉴的价值: 本项目是当前脑机接口技术的重要研究课题之一, 对神经肌肉障碍疾病困扰着的患者来说具有重要的意义。采用的脑电信号来自国际脑机接口竞赛数据, 通过对该组左右手击键想象运动的脑电信号分析处理, 研究新的特征提取方法和合适的分类算法, 最终目的是在一定的时间内识别出该意识任务是想象左手运动还是右手运动, 实现对测试数据的分类和分析, 为大脑运动意识任务的特征提取及肢残患者的康复提供新思路。