

在线脑机接口中脑电信号的 特征提取与分类方法

徐宝国¹, 宋爱国¹, 费树岷²

(1. 东南大学仪器科学与工程学院, 江苏南京 210096; 2. 东南大学自动化学院, 江苏南京 210096)

摘 要: 在脑机接口研究中, 针对运动想象脑电信号的特征抽取, 提出了一种基于离散小波变换和 AR 模型的方法. 利用 Daubechies 类小波函数对脑电信号进行 3 层分解, 抽取小波变换系数的统计特征; 利用 Burg 算法提取脑电信号 6 阶 AR 模型系数. 将这两类特征进行组合后使用神经网络、支持向量机、马氏距离线性判别进行分类并比较分析. 采用 BCI2003 竞赛数据, 以分类精度与竞赛的最好结果进行了比较, 表明了所提出方法的有效性. 在脑电信号控制机器人的在线系统中, 该模式识别算法的平均准确度达到了 89.5%. 该特征提取和分类方法为在线脑机接口系统的研究提供了新的思路.

关键词: 在线脑机接口; 运动想象; 小波变换

中图分类号: TB99 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 05-1025-06

Feature Extraction and Classification of EEG in Online Brain-Computer Interface

XU Bao-guo¹, SONG Ai-guo¹, FEI Shu-min²

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

2. School of Automation, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

Abstract: In the study of brain-computer interface (BCI), a novel method of extracting electroencephalography (EEG) features based on discrete wavelet transform (DWT) and autoregressive (AR) model was proposed. First, the EEG signal was decomposed to three levels by Daubechies wavelet function and statistics of wavelet coefficients were computed. Also, the sixth-order AR coefficients of the EEG signal were estimated using Burg's algorithm. Then, the combination features were used as an input vector for neural network (NN) classifier, support vector machine (SVM) classifier, and linear discriminant analysis (LDA) classifier. Performance of this feature extraction method was tested using the data set from BCI 2003 competition. The recognition rate was compared with the best result of the competition and the classification results showed the effectiveness of this algorithm. Moreover, applying this pattern recognition algorithm to online robot control system based on EEG, the average accuracy of 89.5% was obtained. This method provides a new idea for the study of online BCI system.

Key words: online brain-computer interface; motor imagery; wavelet transform

1 引言

脑-计算机接口技术为运动功能障碍患者提供了一种新的康复手段, 它绕开了外周神经和肌肉组织, 直接为大脑提供一种新的信息交流和控制通路. 它能为那些不能通过语言或肢体动作来表达想法或操作设备的人提供一种与外界环境进行交流和沟通的途径^[1,2].

特征提取是脑机接口系统中的关键技术之一, 常用的方法有 FFT^[3]、SFT、AR^[4,5]、AAR^[6]、ICA、小波分析^[7]、

特定频带的功率谱等方法, 经典的 FFT 在分析确定信号和平稳信号时发挥了重要作用, 但利用 FFT 分析突变信号的频谱受到了许多局限性. SFT 在一定程度上克服了标准 FFT 不具有的局部分析能力的缺陷, 在某些信号处理中发挥了一定的作用但它也存在自身不可克服的缺陷, SFT 是时间窗内信号特征的平均, 时间窗里信号越短, 获得的时间分辨率就越高. 根据信号测不准原理, 要得到高的频率分辨率, 则需要长的时间窗, 时间局域化性质和频率局域化性质是矛盾的. AAR 模型参数随每

一样本点的输入而改变,因而更好地反映了大脑的状态.但是,该方法更适合分析平稳信号,对包含高度非平稳信号的运动想象 EEG 该模型是无法考虑到的.小波变换在低频时的时间分辨率较低,而频率分辨率较高;在高频时的时间分辨率较高,而频率分辨率较低,正符合低频信号变化缓慢而高频信号变化较快的特点.这就是小波分析优于傅里叶变换和短时傅里叶变换的地方,它更适合分析非平稳的脑电信号.

本文提出一种基于小波系数和 AR 模型系数的特征提取方法,将大脑 C3、C4 采集的二路运动想象脑电信号进行小波分解,利用对应频带小波系数的均值、能量均值、方差结合脑电信号的 6 阶 AR 模型系数作为特征向量.在分类算法方面,对比了三种典型的分类器:BP 神经网络、支持向量机、马氏距离线性判别分类.采用 BCI 2003 竞赛数据,最优识别率达到了 92.14%,在脑电信号控制机器人的在线系统中,该特征提取和分类算法对机械手控制的平均准确度达到了 89.5%,验证了该方法的有效性和在脑机接口中使用的适用性.

2 实验数据

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^[8].组织者的主要目的之一就是验证 BCI 中信号处理和模式识别方法的实际效果.我们首先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脑电数据(Data set III)对算法进行初步分析、对比,以选择合适的算法,然后在设计的脑电控制机器人的在线系统中进行进一步的验证.

实验由在线 BCI 系统组成,时序如图 1 所示:0~2s 受试者保持安静;2s 到 3s 显示器出现十字符号提示实验即将开始;3s 时十字符号被一个向左或者向右的箭头所代替,受试者被箭头引导着想象手的运动,整个试验过程持续 9s.

实验采用 AgCl 电极,数据从国际标准的 10~20 导

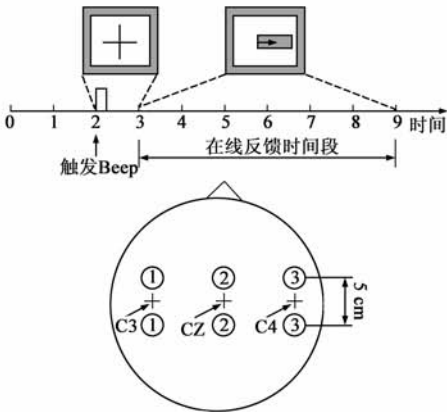


图1 实验时序以及电极的位置

联系统的 C3、CZ、C4、3 个通道获得如图 1 所示.所有实验由 280 次试验组成,包含各 140 次(70 次想象左手运动,70 次想象右手运动)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部运动时最为丰富的信息,实际分析时只采用了这二个通道的数据.

3 特征向量的提取

3.1 小波系数的特征提取

信号 $f(t)$ 的连续小波变换定义为^[9,10]

$$W_f(a, \tau) = \langle f(t), \Psi_{a,\tau}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(t) \Psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt \tag{1}$$

其中 $\Psi(t)$ 为小波函数, a 为尺度因子, τ 为平移因子.当 a 增大时 ($a > 1$),表示用伸展的 $\Psi(t)$ 去观察整个 $f(t)$;反之,当 a 减小时,则以压缩的 $\Psi(t)$ 去观察 $f(t)$ 的局部.连续小波变换在连续变化的尺度 a 和时间 τ 值下,具有很大的计算量,实际应用时,常采用 Mallat 快速算法.该变换的核心思想可以理解为对空间的剖分,如式(2)所示:

$$\left. \begin{aligned} V_0 &= V_1 \oplus W_1 \\ V_1 &= V_2 \oplus W_2 \\ &\vdots \\ V_{j-1} &= V_j \oplus W_j \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

其中 $\oplus$ 表示直和,如果原始信号为 $x(t)$ 的信号空间为 V_0 ;第 1 步 V_0 被分解为相互独立的近似子空间 V_1 和细节子空间 W_1 ;类似的第 j 步将 V_{j-1} 分解为近似子空间 V_j 和细节子空间 W_j .

Mallat 的快速分解算法为:

$$c_{j+1,k} = \sum_{n \in k} c_{j,n} \overline{h_{n-2k}}, k \in z \tag{3}$$

$$d_{j+1,k} = \sum_{n \in k} c_{j,n} \overline{g_{n-2k}}, k \in z \tag{4}$$

其中, c_j 和 d_j 分别为不同分辨率下的离散近似和离散细节, $\overline{h_{n-2k}}$ 和 $\overline{g_{n-2k}}$ 分别为小波和传递系数.图 2 和图 3 是利用 Mallat 快速算法对脑电信号进行的四层的分解.

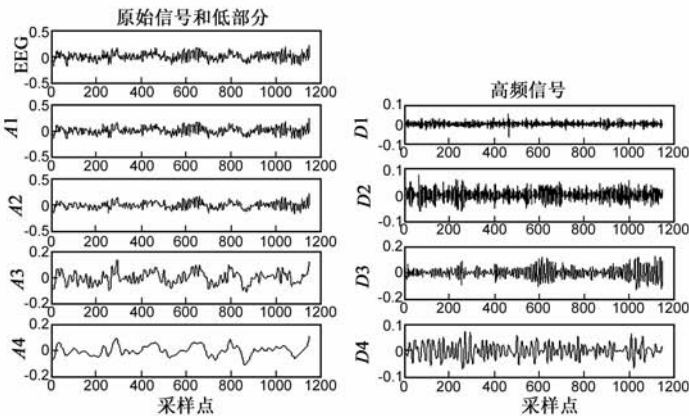


图2 想象左手运动脑电信号小波4级分解(C3通道)

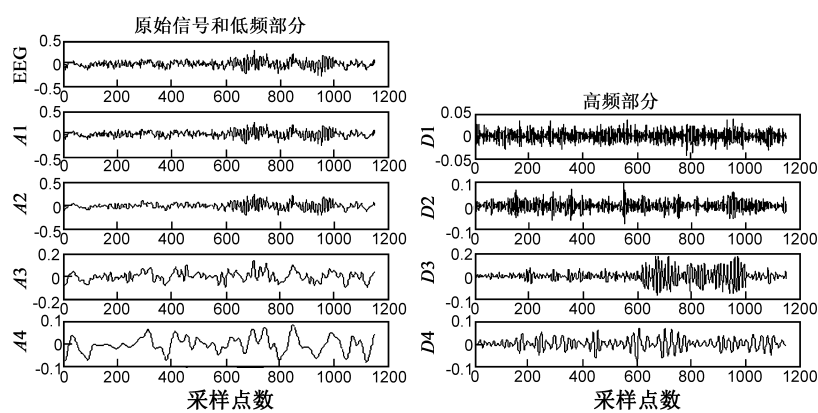


图3 想象右手运动脑电信号小波4级分解(C3通道)

小波的分解级数决定了用于提取特征的各节点信号所覆盖的频率范围,随着分解级数的增加,各特征值所覆盖的频率范围缩小,将信号进行小波分析时,分解的层数视具体信号的有用成分以及采样频率而定.本文分析的运动脑电数据的采样频率为 128Hz,将信号分解到第 3 层,对应的最低频带为 0~8Hz.根据小波分解算法,信号分解后细节部分为 $D1-D3$,近似部分为 $A3$,其频带范围见表 1.

表 1 小波分解后各层频带范围

分解的信号	频率范围(Hz)	分解的层数
$D1$	32~64	1
$D2$	16~32	2
$D3$	8~16	3
$A3$	0~8	3

运动想象脑电信号分解后的小波系数表达了它在时域和频域的能量分布,从表可以看出 $D3(8\sim16\text{Hz})$ 在脑电信号的 $\alpha(9\sim12\text{Hz})$ 波段范围附近, $D2(16\sim32\text{Hz})$ 在脑电信号的 $\beta(19\sim26\text{Hz})$ 波段附近,而脑电信号的 ERD/ERS 主要就出现在这二个波段^[11,12],因此选择 $D2$ 和 $D3$ 进一步分析,为了进一步减少特征向量的维数,本文提取了小波系数的均值、能量均值、均方差三个统计特征.

3.2 AR 模型系数的特征提取

AR 模型又称为自回归模型,可用如下差分方程来表示:

$$x(n) = - \sum_{i=1}^p a_p(i)x(n-i) + \epsilon(n) \tag{5}$$

其中 $\epsilon(n)$ 是均值为零、方差为 σ^2 的白噪声序列, p 为 AR 模型的阶数, $a_p(i)$, $i=1,2,\cdots,p$ 为 p 阶 AR 模型的参数.所以脑电信号序列 $x(n)$ 可以看作白噪声 $\epsilon(n)$ 通过 AR 模型 $H(z)$ 的输出.在构建 AR 参数模型时,首先涉及到的一个问题是模型阶数的选择.阶数太高了,谱估计会出现谱分裂现象;阶数太低了,又会导致分辨率

不够.多数实验表明 6~8 阶的 AR 模型对脑电信号处理效果较好,本文利用 6 阶 AR 模型从脑电信号提取 6 个 AR 模型系数,作为运动想象脑电信号的又一个特征向量.

这样每个通道的就获得了 6 个小波系数的统计特征、6 个 AR 模型系数.二个通道共 24 个特征,它们作为各个分类器的输入特征向量.

4 模式分类

4.1 BP 神经网络分类

BP 网络是一个多层前馈神经网络,BP 网络广泛应用于函数逼近、模式识别等领域,它也是前馈网络的核心部分,体现了人工神经网络最精华的部分,在脑电信号的处理中 BP 网络也有广泛的应用.用 BP 神经网络对提取的脑电信号特征进行分类,采用 newff 函数创建一个 BP 网络,输入层节点数为 24,隐含层神经元个数为 19,输出节点数为 2,隐含层传递函数为 tansig,输出层传递函数采用 logsig,训练函数为 traindx,学习函数为 learnmgdm,训练误差为 0.02.图 4 显示了不同小波基下 BP 的分类结果,最好的识别率达到 88.57%.整体来讲 BP 算法非线性映射能力较强,更适合解决多类目标的分类问题.

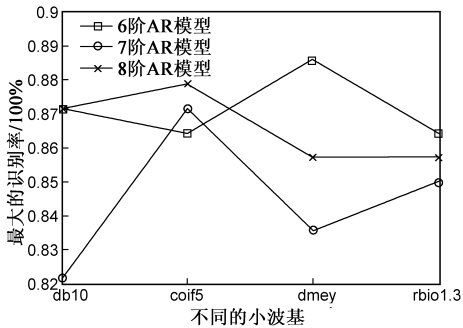


图4 窗口大小为256点,不同的AR模型阶数,不同的小波基下,BP分类的最佳结果

4.2 支持向量机分类

用支持向量机对左右手想象运动意识任务进行分类时,首先利用训练样本向量计算出 Lagrange 乘子 a^* 、偏置值 b^* ,再确定判别函数 $f(X)$.然后输入训练样本,根据 $\text{sgn}(f(X))$ 的值,输出类别.如果 $\text{sgn}(f(X))$ 为 1,则该脑电信号样品属于想象向左运动;如果 $\text{sgn}(f(X))$ 为 -1,则该脑电信号样品属于想象向右运动.图 5 显示了不同小波基下支持向量机的分类结果,最好的识别率达到 90.00%.支持向量机的核函数采用的是多项式核函数.事实上还尝试了其他几种核函数,效果均差于或者接近与多项式核函数.

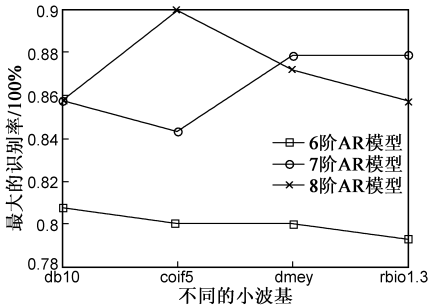


图5 窗口大小为256点,不同的AR模型阶数,不同的小波基下,支持向量机分类的最佳结果

4.3 马氏距离线性判别分类

通过训练数据的2个通道的运动想象脑电特征矢量的均值 μ_1, μ_2 组成左右手想象运动的中心. 每个中心都是一个 n 维的矢量. 当给定一矢量, 如果它到集合 G_1 的距离短, 它就属于第一类, 否则为第二类. 用训练数据的小波系数的统计特征、AR 模型系数特征先确定均值 μ_1, μ_2 . 然后通过马氏距离测度的线性判别分析对数据进行分类. 图6显示了不同小波基下马氏距离线性判别的分类结果, 最好的识别率达到 92.14%.

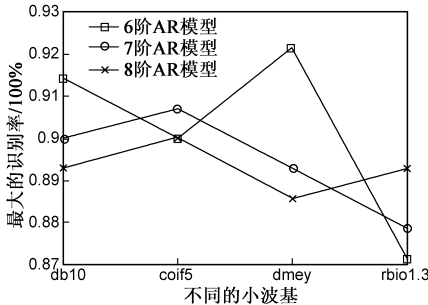


图6 窗口大小为256点,不同的AR模型阶数,不同的小波基下,马氏距离分类的最佳结果

4.4 结果分析

在使用 BP、支持向量机、马氏距离线性判别三种分类器时, 马氏距离获得了最好的分类效果. 事实上我们还尝试了其它几种分类器, 如学习矢量化 (LVQ)、Fisher 线性判别、感知器等, 效果均没有明显超过线性分类器, 甚至有些效果还远差于线性分类器. 这验证了绝大部分学者都认为很多情况下线性分类器在脑机接口中非常实用^[13~15]. 表2为“BCI Competition 2003”脑机接口大赛参赛对本组数据所使用的方法和结果^[8]. 本文的特征提取和分类算法对 BCI2003 的竞赛数据 Data set III 处理的最优结果为 92.14%, 相对于现有的特征提取方法有较为显著的提高, 与竞赛的获胜者最优识别率 89.29% 也有 2.85% 的提高.

表3显示了不同特征提取方法马氏距离线性判别的最优分类结果. 本文基于小波变换和 AR 模型系数的特征提取方法结合了小波分析、AR 模型的优点, 获得了更好的结果.

表2 脑机接口大赛参赛对本组数据所使用的方法和结果(仅前三名)

作者	方法	最优识别率(%)
Christin Schäfer, et al	Wavelet + Bayes classifier	89.29
Xiaorong Gao, et al.	ERD + LDA	86.43
Akash Narayana, et al.	AR + LDA	84.29

表3 不同特征提取方法马氏距离线性判别的最优分类结果

特征提取方法	特征向量维数	最优识别率(%)
基于直接法的功率谱估计	22 × 1	85.71%
基于 AR 模型的功率谱估计	22 × 1	86.14%
基于分段的 AR 模型功率谱估计	16 × 1	88.75%
基于小波系数的统计特征和 AR 模型系数	24 × 1	92.14%

为进一步验证本文算法的有效性, 本文建立了脑电信号控制机器人系统. 脑电信号控制机器人系统需要实现脑电信号的在线采集、特征提取和分类、机器人的控制等功能. 系统硬件由脑电支架型电极、脑电导联线、USB 脑电放大器、计算机、机器人控制电路板、机器人组成. USB 脑电放大器(放大倍数: 100000 倍, AD 分辨率: 16 位)完成脑电信号的采集并实时传送到计算机, 运行在计算机上的算法完成脑电信号的特征提取和分类. 分类结果通过也通过 USB 接口传送到机器人控制板, 控制板根据 PC 传过来的不同命令控制机器人. 整个系统的构成如图7所示.



图7 脑电信号控制机器人系统

图8和图9为一受试者利用脑电信号在线控制机器人的实验照片, 差分运动想象脑电信号从大脑 C3 和 C4 处获取后, 通过 USB 脑电放大器送入计算机, 运行在计算机上的基于离散小波和 AR 模型的算法进行特



图8 脑电信号控制机器人(想象左手运动)



图9 脑电信号控制机器人(想象右手运动)

征提取,采用马氏距离线性判别分类器进行分类.USB接口的机器人控制板接受分类器的分类结果.显示器上随机出现向左移动或者向右移动的箭头提示受试者想象左手或者右手运动,当识别正确时,受试者想象左手运动控制机器臂向上运动,受试者想象右手运动控制机器臂向下运动.

大量的在线实验证实了模式识别算法的有效性,也为系统的改进提供了很多有价值的信息.表4为部分受试者使用脑电信号控制机械手时的准确度,平均达到了89.5%.

表 4 脑电信号控制机械手时的准确度

受试者	训练次数	测试次数	识别率
S1	40	20	85%
S2	40	20	80%
S3	40	20	100%
S4	50	30	93%

图10、图11和图12、图13分别为受试者S1和S4多次实验数据FFT平均的结果,从图可以看出:信号频段集中在12Hz和22Hz附近,体现了大脑对侧控制的原则;受试者S1比受试者S4的脑电信号强一些.

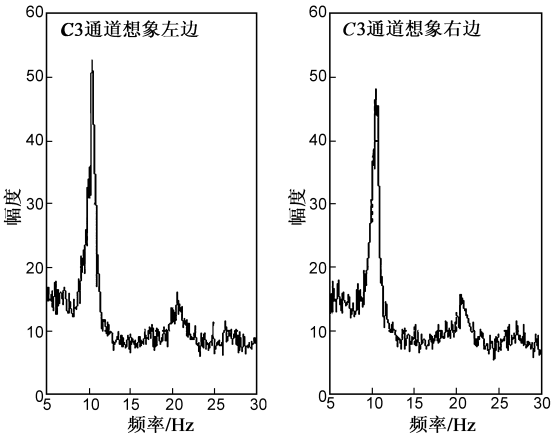


图10 C3通道FFT平均值

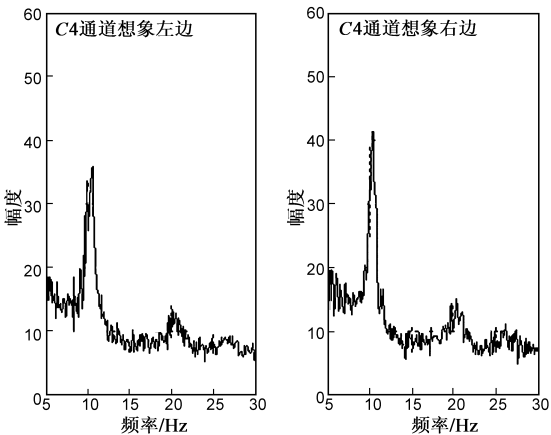


图11 C4通道FFT平均值

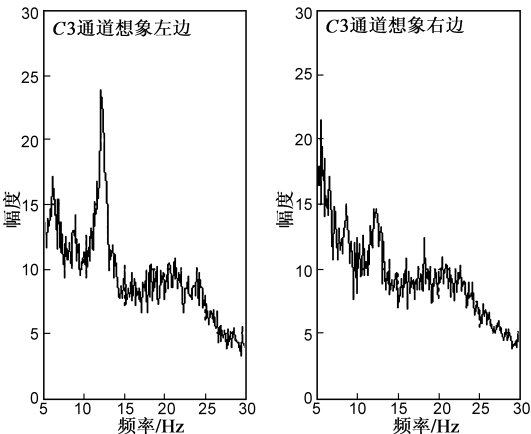


图12 C3通道FFT平均值

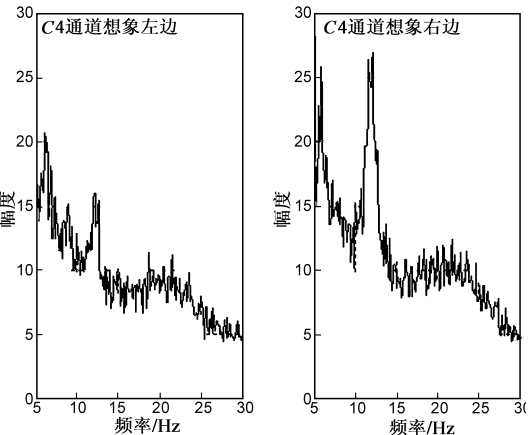


图13 C4通道FFT平均值

实验在没有特殊屏蔽的普通实验室环境下进行,以接近脑机接口的实际应用环境,系统能够提取的脑电信号的阈值为 $2\mu\text{V}$.外界环境对实验的影响主要表现在两个方面:(1)对采集系统前端的USB脑电放大器形成部分干扰;(2)外界环境会影响受试者的注意力.多次试验的结果表明外界环境有可能对单次试验的结果有影响,但对整体试验影响较小.良好的实验设计可以使受试者产生更加容易区分的脑电模式,降低对特征提取和模式识别算法的要求,提高系统的稳定性和鲁棒性.

5 结论

当前关于BCI的众多研究集中在大脑的运动感觉区,本文针对运动想象脑电信号的识别提出了一种基于小波分析和AR模型的特征提取方法,对比了三种典型的分类器:BP神经网络、支持向量机、马氏距离线性判别分类,从使用效果以及实用的角度选择了简单的马氏距离线性判别分类器.对BCI2003的竞赛数据Data set III处理的最优结果为92.14%,与竞赛的获胜者最优识别率89.29%相比提高了2.85%.提出的运动想象脑电识别算法在研制的脑电控制机器人的在线系统中进

行了进一步检验.

对于脑中风偏瘫患者的康复训练,可以在本文脑电控制机器人的在线系统基础上设计一种基于运动想象脑电信号的上肢康复机器人系统.该系统使用患者上肢的运动想象脑电信号直接控制康复机器人进行训练,使患者的运动神经系统直接参与进来,从而提高了康复训练的效果.

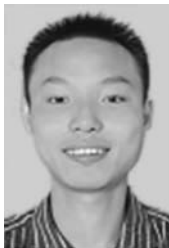
参考文献

- [1] van Gerven M, Farquhar J, Schaefer R, et al. The brain-computer interface cycle[J]. J Neural Eng, 2009, 6(4): 1 – 10.
- [2] 杨立才, 李佰敏, 李光林, 等. 脑-机接口技术综述[J]. 电子学报, 2005, 33(7): 1234 – 1241.
Yang Li-cai, Li Bai-min, Li Guang-lin, et al. Review of brain-computer interface technology [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7): 1234 – 1241. (in Chinese)
- [3] M Varsta, J Heikkonen, J Millan. Evaluating the performance of three feature sets for brain-computer interfaces with an early stopping MLP committee[A]. 15th International Conference on Pattern Recognition[C]. Barcelona: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2000. 2907 – 2910.
- [4] Burke DP, Kelly SP, de Chazal P, et al. A parametric feature extraction and classification strategy for brain-computer interfacing[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2005, 13(1): 12 – 17.
- [5] 薛建中, 闫相国, 郑崇勋. 用核学习算法的意识任务特征提取与分类[J]. 电子学报, 2004, 32(10): 1749 – 1753.
Xue Jian-Zhong, Yan Xiang-Guo, Zheng Chong-Xun. Classifications of EEG during mental tasks by kernel learning algorithms[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(10): 1749 – 1753. (in Chinese)
- [6] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication[J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(7): 1123 – 1134.
- [7] 高克芳, 陈亚光. 基于小波的模拟自然阅读事件相关电位的单次提取[J]. 电子学报, 2006, 34(10): 1856 – 1859.
Gao Ke-fang, Chen Ya-guang. Single trial imitating natural reading event-related potential based on wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(10): 1856 – 1859. (in Chinese)
- [8] Blankertz B, Muller KR, Curio G, et al. BCI competition 2003—progress and perspectives in detection and discrimina-

tion of EEG single trials[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2004, 51(6): 1044 – 1051.

- [9] Rosso OA, Martin MT, Figliola A, et al. EEG analysis using wavelet-based information tools[J]. J Neurosci Methods, 2006, 153(2): 163 – 182.
- [10] Subasi A. EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model[J]. Expert System with Application, 2007, 32(4): 1084 – 1093.
- [11] Pfurtscheller G, Lopes da Silva FH. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles [J]. Clinical Neurophysiology, 1999, 110(11): 1842 – 1857.
- [12] Houdayer E, Labyt E, Cassim F, et al. Relationship between event-related beta synchronization and afferent inputs: analysis of finger movement and peripheral nerve stimulations [J]. Clinical Neurophysiology, 2006, 117(3): 628 – 636
- [13] Lotte F, Congedo M, Lecuyer A, et al. review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces [J]. J Neural Eng, 2007, 4(2): R1 – R13.
- [14] Rezaei S, Tavakolian K, Nasrabadi AM, et al. Different classification techniques considering brain computer interface applications[J]. J Neural Eng, 2006, 3(2): 139 – 144.
- [15] Besserve M, Jerbi K, Laurent F, et al. Classification methods for ongoing EEG and MEG signals [J]. Biol Res, 2007, 40(4): 415 – 437.

作者简介



徐宝国 男, 1981 年生, 江苏南通人, 2009 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学博士后, 主要研究方向为脑机接口、机器人技术。
E-mail: xuguobao1981@163.com



宋爱国 男, 1968 年生, 安徽黄山人, 1996 年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授、博导, 主要研究方向为传感器、机器人技术。