

脑机接口中基于 WPD 和 CSP 的特征提取*

杨帮华, 陆文字, 何美燕, 刘 丽

(上海大学机电工程与自动化学院 上海市电站自动化技术重点实验室 上海 200072)

摘 要: 针对脑机接口 (brain computer interface, BCI) 中 2 类运动想象任务的特征提取问题, 提出了一种小波包分解 (wavelet packet decomposition, WPD) 与共同空间模式 (common spatial pattern, CSP) 相结合的脑电信号特征提取方法。该方法首先选择 7 个重要导联的脑电 (electroencephalograph, EEG) 信号, 用 ‘haar’ 小波基进行三阶 WPD 分解; 然后对每个导联分解后的其中 5 个子带进行重构, 获取相关频域信息; 最后对重构后信号利用 CSP 特征提取, 获得六维特征向量。CSP 与 WPD 相结合能够充分利用 WPD 的时频特性, 有效避免 CSP 要求输入导联数过多、缺乏频域信息等缺陷。对 2008 年国际 BCI 竞赛数据和本实验室实验数据, 采用该方法进行特征提取, 通过概率神经网络 (probabilistic neural network, PNN) 分类。2 种数据源分类正确率分别为 92% 和 80%, 相对于单纯的 CSP 特征提取, 正确率分别提高 5% 和 20%。实验结果表明: WPD 与 CSP 相结合的特征提取算法能提取明显的特征, 进而提高 BCI 的识别正确率。

关键词: 脑机接口; 脑电; 小波包分解; 共同空间模式

中图分类号: R318.04 TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8050 520.2040 520.6020

Novel feature extraction method for BCI based on WPD and CSP

Yang Banghua, Lu Wenyu, He Meiyan, Liu Li

(Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, School of Mechatronics
Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Aiming at the feature extraction of two-class motor imagery tasks in brain computer interfaces (BCIs), this paper presents an EEG feature extraction method, which combines wavelet packet decomposition (WPD) and common spatial pattern (CSP). Firstly, the method selects seven important channels of the EEG (electroencephalograph) signal. The ‘haar’ wavelet basis is used to perform third-order wavelet packet decomposition. And then five decomposed sub-bands for each EEG channel are reconstructed to obtain the relevant frequency domain information. Finally, the feature of the reconstructed signal is extracted using CSP to obtain the six-dimensional feature vector. The combination of CSP and WPD can take the advantage of WPD time-frequency characteristics and avoid the defects that CSP requires too many input channels and lacks frequency information. The 2008 BCI competition data and our laboratory experimental data are processed using the proposed method. The Probabilistic Neural Network (PNN) is used as the classifier. The classification accuracies of 92% and 80% are achieved for the two kinds of data, respectively. Compared with pure CSP feature extraction, the proposed method improves the accuracies by 5% and 20%, respectively. Experimental results show that the feature extraction method combining CSP and WPD can obtain distinct features and thereby increase the recognition accuracy in BCIs.

Key words: brain computer interface (BCI); electroencephalogram (EEG); wavelet packet decomposition (WPD); common spatial pattern (CSP)

收稿日期: 2011-09 Received Date: 2011-09

* 基金项目: 国家自然科学基金 (60975079, 31100709)、上海市教育委员会创新项目 (11YZ19) 资助

1 引言

脑机接口(BCI)是一种基于脑电(EEG)信号实现人与计算机或其他设备之间通信和控制的接口^[1]。近年来,由于脑科学、认知科学、电子测量技术和计算机信息技术的推动,BCI的研究迅速发展,受到了人们越来越多的关注^[2-4]。

BCI 技术研究的关键是如何快速有效地提取 EEG 的特征和提高识别准确率。共同空间模式(common spatial patterns, CSP)作为一种有效的特征提取手段已被广泛采用^[5-11]。Z. J. Koles 于 1991 年首先提出使用该方法来提取 EEG 信号中的非正常成分^[5]。1999 年 J. Müller-Gerking 等人^[6]首次将 CSP 用于运动想象的 EEG 信号分类中。但单独的 CSP 特征提取缺乏频域信息。2007 年 Quadrianto Novi 等人提出的 sub-band common spatial pattern(SBCSP)对 CSP 特征提取算法进行了改进^[7]。2008 年 Kai Keng Ang 等人又提出 filter bank common spatial pattern(FBCSP),通过特定的滤波器进行频域选择后进行 CSP 特征提取,融入了频域信息,并在第四届脑机接口数据竞赛中获得第一名^[8]。采用 CSP 特征提取,文献[9]实现 82% 的正确率,文献[10]获得 86% 的结果。采用归一化的 CSP 进行特征提取,文献[11]中对不同数据集和实验者获得平均 90% 和 82% 的结果。不同的实验者、数据集和分类方法获得的分类结果很难有可比性,目前大多文献对 2 类任务均取得了 80% ~ 90% 的分类结果。

CSP 特征在 BCI 系统中已得到广泛应用,然而 CSP 具有要求输入导联数过多、缺乏频域信息等缺陷。而 WPD 作为一种有效地时频分析快速算法有效地弥补了 CSP 的这些缺陷。在滤波方面,相对于滤波器滤波,小波包分解(WPD)是对小波变换的一种改进,对高低频段信号均进行分解,能在所有的频率范围聚焦,因此比小波分解具有更好的滤波特性,且已经在 BCI 中得到应用^[12-13]。

本文提出 WPD 结合 CSP 的特征提取算法借鉴了 SBCSP 和 FBCSP 的设计思想,但融入了 WPD 的优良时频特性。首先选取了运动想象相关的 7 个通道(C1 ~ C6, CZ),然后分别对每个通道进行 WPD,提取前 5 个子带组成 35 维信号,进行 CSP 特征提取。针对 2008 年国际 BCI 竞赛数据和本实验室采集数据,分别采用本文提出方法和 CSP 方法进行特征提取,然后用概率神经网络(PNN)进行分类,检验提出方法的有效性。2 种数据集采用本文方法相对 CSP 正确率分别提高 5% 和 20%。初步结果表明本文方法可减少输入导联数,增加频域信息,同时又可减小与运动想象无关的频率成分,从而获得特征鲜明的特征向量,为运动想象的 EEG 信号特征提取奠定了基础。

2 脑电特征提取方法

2.1 CSP 简介

目前以运动想象为基础的 BCI 系统中, CSP 特征提取方法作为一种有效的处理方法被广泛使用。CSP 算法利用代数上矩阵同时对角化的理论,寻找一组空间滤波器,使得在这组滤波器的作用下,一类信号的方差达到极大;另一类信号是方差达到极小,从而达到分类的目的。

设一个 Trial 的原始 EEG 信号为 $E_{N \times T}$, 其中 N 为电极导联数, T 为单次训练采样点数,即采样时间长度与采样率的乘积。对左手运动想象和右手运动想象分别进行 n 个 Trial 的数据采集。CSP 运算过程如下:

第 1 步: 计算 2 类运动想象信号的每个 Trial 的协方差, 协方差计算公式为:

$$C = \frac{EE^T}{\text{trace}(EE^T)} \quad (1)$$

式中: $\text{trace}(X)$ 为矩阵 X 的迹, 既矩阵 X 的对角线元素之和。

而后计算出所有 Trial 的平均协方差:

$$C_l = \sum_{i=1}^n C_{li} \quad (2)$$

$$C_r = \sum_{i=1}^n C_{ri} \quad (3)$$

进而求得混合空间的协方差:

$$C_c = C_l + C_r \quad (4)$$

第 2 步: 对混合空间协方差进行特征值分解:

$$C_c = U_c A_c U_c^T \quad (5)$$

式中: U_c 为特征向量矩阵, A_c 为特征值对角矩阵。

第 3 步: 进行白化:

$$P = A_c^{-1/2} U_c^T \quad (6)$$

$$S_l = PC_l P^T \quad (7)$$

$$S_r = PC_r P^T \quad (8)$$

利用白化之后 S_l 、 S_r 具有相同的特征向量的特点, 经特征值分解后可得:

$$S_l = BA_l B^T \quad (9)$$

$$S_r = BA_r B^T \quad (10)$$

由此求得所需的空间滤波器 $W = (B^T P)^T$, 通过 W 滤波后获得 $Z_{N \times T} = W_{N \times N} E_{N \times T}$ 。

第 4 步: 求特征向量 f

f 的维数可根据 EEG 信号的质量及分类器的需求而更改, 最多不能超过电极导联数 N 。

提取 Z 的前 m 行和后 m 行($2m < N$)

$$f_p = \log \left(\frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{n=1}^p \text{var}(Z_n)} \right) \quad p = 1 : 2m \quad (11)$$

式中: $\text{var}(X)$ 是计算样本 X 的方差。

f 的前 m 维与一类运动想象信号的方差达到极大, 与另一类信号的方差达到极小。 f 的后 m 维与之相反。

并且 CSP 算法从本质上是利用代数上矩阵同时对角化的理论, 寻找一组空间滤波器, EEG 信号通过这组滤波器的投影获得特征较明显的特征向量。其运算过程中缺乏频域信息, 同时有许多与运动想象无关的频率信号混在其中, 严重影响了特征向量的有效性。

可见 CSP 只有在输入较多电极导联时效果显著。这局限了 BCI 系统的应用, 阻碍了 BCI 的发展。

2.2 WPD 简介

针对 CSP 以上这些缺陷, 本文引入了 WPD。既减少了 EEG 信号输入导联数又引入了频域信息, 可有效滤除与运动想象无关的频率成分。在较少的输入导联数的情况下, 通过 WPD 将每个导联分解为 5 维信号, 从而弥补了 CSP 特征提取算法的缺陷。

信号的小波包塔式分解过程可以与生成一个完全二叉树的过程对应起来, 如图 1 所示。

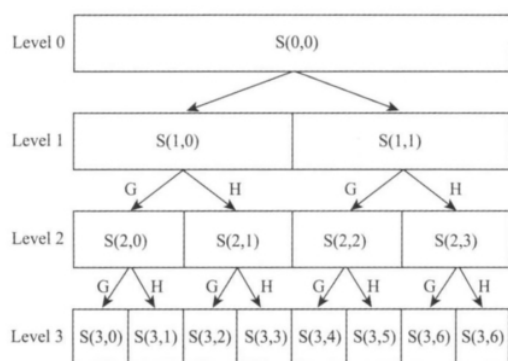


图1 小波包分解过程

Fig. 1 Wavelet packet decomposition process

从能量的角度看, WPD 将信号的能量分解到不同的时频平面上。WPD 系数的模值正是信号在某个时频窗口内能量的大小的反映。随着 WPD 的进行, 时窗口长度和频窗高度也在不断发生调整性变化, 但窗口面积保持不变, 它与时频平面对应关系如图 2 所示。

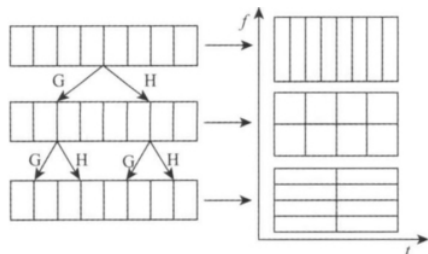


图2 小波包分解时频特性

Fig. 2 Time-frequency characteristics of wavelet packet decomposition

WPD 是多分辨率分析的推广, 可将频带进行多层次划分。因此 WPD 良好的时频分辨率正适合应用于频域特征比较突出、随机性很强的非稳态信号 EEG。

2.3 WPD 与 CSP 相结合的特征提取算法

本文采用 WPD 提取各通道有效频段结合 CSP 特征提取特征向量。算法流程图如图 3 所示。



图3 WPD 与 CSP 相结合的特征提取算法

Fig. 3 Feature extraction algorithm combining WPD and CSP

首先, 在输入待分析的运动想象 EEG 信号中, 选择与运动想象最相关的 7 个重要导联 (C1, C2, C3, C4, C5, C6, Cz)。由于 'haar' 小波基具有实现简单、运算速度快且资源开销小的优点, 介于运算速度及时频分辨率的综合考虑本文选用 'haar' 波为小波基, 对 7 导联 EEG 信号分别进行 3 层 WPD。

输入 EEG 信号的采样频率若为 100 Hz 则获得的 $S(3,0) \sim S(3,7)$ 这 8 个窄带信号, 对应的子带频率依次为 $[0, 6.25]$ 、 $[6.25, 12.5]$ 、 \dots 、 $[43.75, 50]$ Hz。由于运动想象的频域特征一般在 30 Hz 以下^[14], 故选取每个导联的 $S(3,0) \sim S(3,4)$ 这 5 个子带。从而由 7 个导联获得的 35 维数组形成 $E_{35 \times T}$ 。

然后对 $E_{35 \times T}$ 进行 CSP 特征提取, 可获得 $2m$ ($m <$ 通道数一半) 维的特征向量 F , 本文取 $m = 3$, 即 F 为 6 维。

本算法通过 WPD 良好的时频特性改进了 CSP 特征提取算法,在只考虑空间特征的 CSP 算法中引入了时频信息。对于 EEG 这类微弱的非稳态随机信号是一种有效的特征提取方法。

3 实验结果

为了证明该算法的有效性,本文对 2008 年国际 BCI 竞赛数据及本实验室的实验数据进行处理,并与 CSP 特征提取算法进行比较。

3.1 2008 年国际 BCI 竞赛数据及处理

以 2008 年第四届脑机接口竞赛提供的 Data sets 1 受试 a 的校准数据作为运动想象的 EEG。数据电极导联数为 59,采样率 100 Hz。受试者分别进行左手运动和脚部运动想象各进行 100 次,每次想象有效时间为 4 s。为了方便运算及对比,先将数据排序,前 100 次为脚部运动想象后 100 次为左手运动想象。

3.1.1 6 维 CSP 特征提取

使用 59 导联 200 次实验的有效 EEG 信号,提取 4 s 运动想象时间内的 0.5 ~ 1.5 s 形成 $[59 \times 200 \times 100]$ 的数据。取前述的 7 个导联,对其作 6 维 CSP 特征提取,形成的特征向量,记为 $F1_{CSP}$,结果如图 4 所示。前 100 次为想象左手运动,后 100 次为想象脚部,从特征向量可见已能对 2 类运动想象进行区别,但部分点特征仍不鲜明。

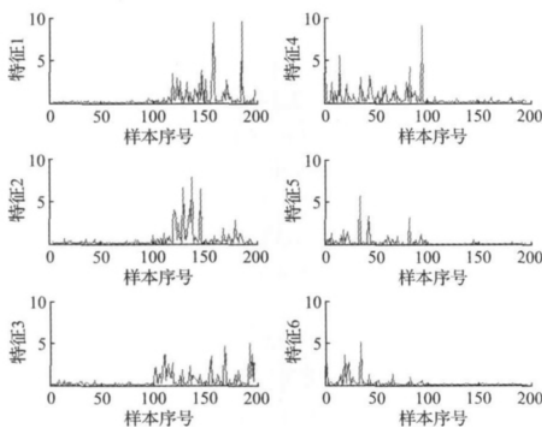


图 4 6 维 CSP 特征向量

Fig. 4 6-dimensional feature vector of CSP

3.1.2 6 维 WPD 结合 CSP 特征提取

取前述的 7 个导联作为输入数据。先对每个通道分别进行 3 层 WPD 提取 $S(3,0) \sim S(3,4)$,获得 $[35 \times 100 \times 100]$ 的数据。某一运动想象时的 WPD 波形如图 5 所示。

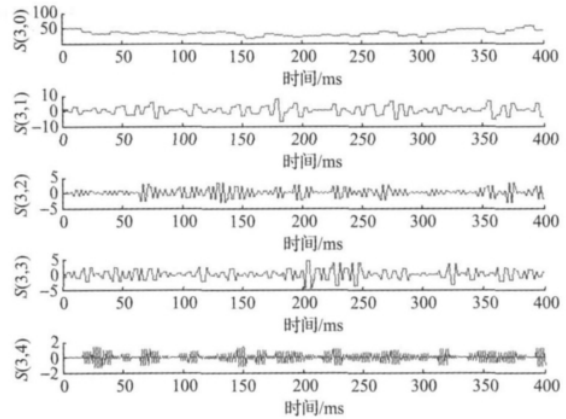


图 5 EEG 经 WPD 分解后的波形

Fig. 5 The waveforms of EEG after WPD decomposition

分解后进行 CSP 特征提取,获得的特征向量的 6 个维度,形成的特征向量,记为 $F1_{WPD+CSP}$,各特征如图 6 所示。与简单的 CSP 特征提取算法相比,特征向量有明显改善,更易于分类器进行识别分类。比较图 4 与图 6 可见,从特征向量上已能完全区分运动想象的种类,在执行左手运动想象时特征 1、2、3 接近 0,在执行脚部运动想象时特征 4、5、6 为接近 0。

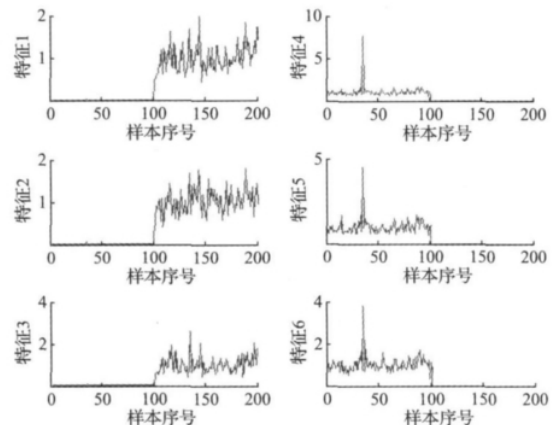


图 6 6 维 WPD 结合 CSP 特征向量

Fig. 6 6-dimensional feature vector combining WPD and CSP

3.2 本实验室实验数据及处理

本实验室的 BCI 系统框图使用 16 导联的电极帽提取 EEG 信号,EEG 放大器采样频率为 1 kHz, A/D 精度为 24 位,共模抑制比 110 dB,输入阻抗 $>100 \text{ M}\Omega$ 。放大器与 PC 之间通过 USB 接口通信,通过 EEG 信号采集软件接收 A/D 之后的 EEG 信号。

实验数据来自 3 名试验者(记为实验者 A、B、C)进行左手和右手的运动想象。实验范例类似于 2008 年 BCI 竞赛 Data sets 1,首先是 2 s 钟的黑屏幕,同时监视器

显示“+”字符,然后显示一个向左或向右方向的箭头,引导实验者想象相应的左手运动或右手运动,持续4 s。然后循环往复黑屏幕和箭头提示100次,采集相应的运动想象实验数据。针对3个实验者的实验数据,首先分别进行3.1.1节描述的6维CSP特征提取,得到特征向量,记为 $F2A_{CSP}$ 、 $F2B_{CSP}$ 、 $F2C_{CSP}$;然后分别进行2.3及3.1.2描述的6维WPD结合CSP特征提取,得到特征向量,记为 $F2A_{WPD+CSP}$ 、 $F2B_{WPD+CSP}$ 、 $F2C_{WPD+CSP}$ 。

3.3 实验结果

将对上述2种数据源特征提取得到的特征向量 $F1_{CSP}$ 、 $F1_{WPD+CSP}$ 、 $F2A_{CSP}$ 、 $F2B_{CSP}$ 、 $F2C_{CSP}$ 、 $F2A_{WPD+CSP}$ 、 $F2B_{WPD+CSP}$ 、 $F2C_{WPD+CSP}$ 作为分类器输入,通过分类正确率检验本文提出特征提取算法的有效性。识别分类部分使用PNN分类器,该分类器的特点是网络学习基本依赖于样本数据而且学习速度极快,是分类的一种理想的手段和工具^[15-16]。

针对特征向量 $F1_{CSP}$ 、 $F1_{WPD+CSP}$ 获得87%和92%的分类正确率,针对 $F2A_{CSP}$ 、 $F2B_{CSP}$ 、 $F2C_{CSP}$ 、 $F2A_{WPD+CSP}$ 、 $F2B_{WPD+CSP}$ 、 $F2C_{WPD+CSP}$ 的实验结果如图7所示。3位实验者采用CSP获得60%的平均分类正确率,采用本文方法,获得80%的平均分类正确率。需要说明的是,由于本实验室的3位实验者均为初试,缺乏经验,且实验室没有噪声屏蔽,干扰较多,导致实验数据不是很好,正确率低于竞赛数据。但采用本文方法,2种数据源分类正确率均得到了改善,分别提高5%和20%。

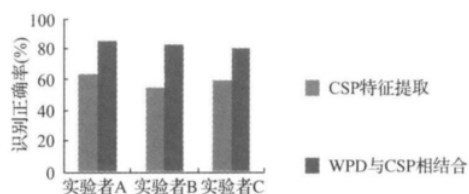


图7 不同实验者识别正确率

Fig. 7 The recognition correct rate for different subjects

可见在导联数较少的情况下使用简单的CSP特征提取算法无法提取到有效的特征向量,故分类识别正确率较低。而在引入了WPD与CSP相结合的特征提取算法之后,BCI系统的识别正确率得到较大幅度的提高。

4 结 论

本文采用WPD与CSP相结合的特征提取算法,有效使用了EEG信号的时频空域的信息,同时减少了输入信号的导联数。首先将EEG信号通过3层WPD分解,获取与运动想象相关的时频信息。而后通过CSP特征提取将时频信息与空间域信息相结合。从而获得特征明显的

特征向量。通过对2008年BCI Competition IV Dataset 1中受试a的数据和本实验室3位手试数据进行特征提取,获得了良好的效果。初步表明本文特征提取算法可应用于的BCI识别系统中,可有效提高识别正确率。

参考文献

- [1] WOLPAW J R, BIRBAUMER N, HEETDERKS W J. Brain computer interface technology: A review of the first international meeting [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2000, 8(2): 164-173.
- [2] 高上凯. 浅谈脑-机接口的发展现状与挑战[J]. 中国生物医学工程学报, 2007, 26(6): 207-211.
GAO SH K. Recent progress and challenges in the study of brain-computer interface [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2007, 26(6): 207-211.
- [3] MULLER-GERKING J, PFURTSCHELLER G, FLYVB-JERG H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task [J]. Clinical Neurophysiology, 1999, 110(5): 787-798.
- [4] 明东. 用于脑机接口的感觉刺激事件相关电位研究进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2009, 23(6): 1-6.
MING D. Progress on event related potential from sensory stimulation for brain computer interface [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 23(6): 1-6.
- [5] KOLES Z J. The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1991, 79(6): 440-447.
- [6] RAMOSER H, MÜLLER-GERKING J, PFURTSCHELLE R G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2000, 8(4): 441-446.
- [7] NOVI Q, GUAN C, DAT T H, et al. Sub-band common spatial pattern (SBCSP) for brain-computer interface [C]. & 3rd International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, 2007: 204-207.
- [8] ANG K K, CHIN Z Y, ZHANG H, et al. Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface [C]. Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN08), Hong Kong, 2008: 2391-2398.
- [9] 刘冲, 赵海滨, 李春胜, 等. 基于CSP与SVM算法的运动想象脑电信号分类[J]. 东北大学学报, 2010, 31(8): 1098-1021.
LIU CH, ZHAO H B, LI C SH, et al. CSP/SVM-Based EEG classification of imagined hand movements [J]. Journal of Northeastern University, 2010, 31(8):

- 1098-1021.
- [10] LOTTE F, GUAN C. Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: unified theory and new algorithms [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(2): 355-362.
- [11] LI Y, KOIKE Y. A real-time BCI with a small number of channels based on CSP [J]. Neural Comput. & Applic, (20) 2011: 1187-1192.
- [12] 徐宝国, 宋爱国. 基于小波包变换和聚类分析的脑电信号识别方法 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(1): 110-114.
- XU B G, SONG AI G. EEG signal recognition method based on wavelet packet transform and clustering analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(1): 110-114.
- [13] 王艳景, 乔晓艳, 李鹏, 等. 基于小波包熵和支持向量机的运动想象任务分类研究 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12): 2729-2735.
- WANG Y J, QIAO X Y, LI P, et al. Classification of motor imagery task based on wavelet packet entropy and support vector machines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(12): 2729-2735.
- [14] 袁玲, 杨帮华, 马世伟. 基于 HHT 和 SVM 的运动想象脑电识别 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3): 650-654.
- YUAN L, YANG B H, MA SH W. Discrimination of movement imagery EEG based on HHT and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3): 650-654.
- [15] 游荣义, 陈忠. 基于小波变换的盲信号分离的神经网络方法 [J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(4): 415-418.
- YOU R Y, CHEN ZH. A neural network method of blind signal separation based on wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific instrument, 2005, 26(4): 415-418.
- [16] 李晓欧, 范婵娟. 集成学习在脑机接口分类算法中的研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(11): 940-945.
- LI X OU, FAN CH J. Research of ensemble learning in brain computer interface classification algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(11): 940-945.

作者简介



杨帮华(通讯作者) 2006 年获上海交通大学博士学位, 现为上海大学副教授、硕士生导师, 上海市电站自动化技术重点实验室成员, 主要研究方向为脑机接口、模式识别与智能系统、信号检测与处理。

E-mail: yangbanghua@shu.edu.cn

Yang Banghua (Corresponding author) received Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2006. Now she is an associate professor and master student supervisor in Shanghai University, and a member of Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology. Her research interests include brain-computer interface, pattern recognition and intelligent system, signal detection and processing.



陆文宇, 现为上海大学学生, 主要研究方向为脑机接口、模式识别、信号检测与处理。

E-mail: coy.lulu@gmail.com

Lu Wenyu is a student in Shanghai University, majoring in measuring technology and instruments. His research interests include brain-computer interface, pattern recognition, signal detection and processing.