

基于共空间模式的运动想象脑电信号识别研究

潘赛虎¹, 李文杰^{1,2}, 张 义^{1,2}

(1. 常州大学信息科学与工程学院, 江苏 常州 213164)
(2. 常州市生物医学信息技术重点实验室, 江苏 常州 213164)

[摘要] 脑-机接口技术领域的关键问题是脑电信号的分类识别研究. 本文针对脑电信号的分类问题, 基于 EGI-64 导脑电采集系统得到 7 名被试者的左右手运动想象脑电数据, 首先采用扩展 Infomax-ICA 方法对脑电数据进行去噪处理; 然后利用共空间模式方法对 C_3/C_4 2 个电极的脑电信号进行特征提取; 最后比较了 Fisher 线性判别分析法、贝叶斯方法、径向神经网络和 BP 神经网络几种算法的平均分类率. 结果表明: 神经网络分类方法得到的平均分类率要高于其他 2 种方法, 而 BP 神经网络方法的平均分类率最高, 可以达到 95.36%, 但另外 3 种方法的运行速度明显高于 BP 神经网络. 该结果为实时 BCI 系统实施提供了一定依据.

[关键词] 运动想象, 脑-机接口, 特征提取, 模式识别

[中图分类号] R318.04; TP391.4 [文献标志码] A [文章编号] 1672-1292(2014)02-0055-06

Classification of Left-Right Hand Motor Imagery Electroencephalogram Signals Based on a Feature Extraction Common Spatial Pattern Algorithm

Pan Saihu¹, Li Wenjie^{1,2}, Zhang Yi^{1,2}

(1. Faculty of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China)
(2. Changzhou Key Laboratory of Biomedical Information Technology, Changzhou 213164, China)

Abstract: Classification of electroencephalogram (EEG) signal is an important issue in brain-computer interface (BCI). Based on the classification of the EEG signals, in this paper, we collect the left-right hand motor imagery EEG data of 7 subjects which are recorded by EGI-64 scalp electrodes placed according to the international 10/20 system. Firstly, the EEG data are denoised with extend Infomax-Independent Component Analysis (ICA); Secondly, C_3 and C_4 electrodes features are extracted by using Common Spatial Pattern (CSP); Finally, the average classification rates of Fisher Linear Discriminant Analysis (FLDA), Bayesian, Radial Basis Function (RBF) neural network and BP neural network methods are compared. The classification results show that the average classification rate of neural network is higher than the other two methods, and that the average classification rate of BP neural network can be up to 95.36%, but the other three methods of running velocity is obviously faster than the BP neural network. The results provide a basis for real-time BCI system implementation.

Key words: motor imagery, brain-computer interface, feature extraction, pattern classification

大脑皮质中某一个区域, 在收到感觉器官、动作指示或者想象运动等刺激时会被激活, 此时该区域的代谢和血流量都会相应增加, 与此同时大脑所进行的信息加工将导致相应频段的脑电信号震荡幅度降低或者被阻滞, 这种生理现象称之为事件相关去同步 (event-related desynchronization, ERD); 大脑在静息或惰性状态下, 所表现出的明显波幅增高的电活动现象称之为事件相关同步 (event-related synchronization, ERS). 这种感觉运动区脑电节律的差异可用于脑-机接口 (brain-computer interface, BCI) 研究^[1]. 运动想象脑电信号就是基于大脑皮层相应区域节律的 ERD/ERS 来进行研究的. ERD 和 ERS 表现为一定频率范围内脑电信号能量的下降或者上升. 研究表明: 人的肢体运动一般受对侧大脑运动皮层的控制, 如在运动想

收稿日期: 2014-04-16.

基金项目: 国家自然科学基金 (61201096)、常州市科技项目 (CE20135060、CM20123006、CJ20130026)、青蓝工程资助.

通讯联系人: 潘赛虎, 工程师, 研究方向: 信号处理. E-mail: pansaihu@126.com

象中,想象左手运动时 ERD 现象则出现在大脑右半球(主要表现在 C_4 电极处),而想象右手运动时 ERD 现象则出现在大脑左半球(主要表现在 C_3 电极处)^[2]。

实现 BCI 技术的关键是对脑电信号的特征提取和分类。脑电信号是一种复杂的非线性非平稳信号,其特征分析提取以及识别一直是研究难点。目前,运动想象脑电信号的特征提取方法主要有以下几种:(1)功率谱分析法^[3],反映了信号的能量随频率变化的关系,但是对于短数据记录,一般不能获得精确的谱估计;(2)参数模型法^[4],可以获得分辨率较高的谱估计,缺点是需要有信号产生机制的先验知识,并且对伪迹比较敏感;(3)时频分析法^[5],提供了时间域和频率域的联合分布信息,清楚地描述了信号频率随时间变化的关系,但是不能同时获得很高的时间分辨率和频率分辨率,而对于非线性时频分布又存在交叉干扰现象;(4)小波变换法^[6,7],小波变换属于线性变换,无干扰项,在低频率处频率分辨率高,在高频率处时间分辨率高,即时频分辨率可变,具有“变焦”特性,因此很容易将类别间差距最大的部分突出表示,从而将不同类之间的差异“放大”,有良好的时域定位功能,提高识别正确率。用小波变换法对脑电信号进行特征提取时,通常依据先验知识,直接提取感兴趣频段的小波系数并将其作为特征。但是脑电信号产生机理复杂,很难获得准确的先验知识;(5)共空间模式(common spatial pattern, CSP)算法^[8],可找到最优空间投影使两类信号的功率最大,而且不需要预先选择特异性频带,因此它可以通过估计出 2 个空间滤波器来提取任务相关信号成分,并同时去除任务不相关成分和噪声。

提高信号处理速度是实现 BCI 信号实时在线处理的另一个前提条件。系统的信号处理速度主要与两个方面的因素有关:待处理的数据量以及处理算法的复杂程度。针对这 2 个问题需要采用两方面对策:一是在采集数据时,尽可能地减少电极的数量,争取做到用最少的电极就能采集到最完整的脑活动信息。二是针对不同的数据可使用不同的有效算法,在确保处理有效性的同时,保证了实时实现。在 BCI 信号处理过程中,常涉及到信号分类问题,一般采用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)^[9]、支持向量机(support vector machines, SVM)^[10]和神经网络^[11,12]等作为分类器。

本文选取 C_3/C_4 电极采集的左右手运动想象脑电信号用于特征提取及分类研究。首先,采用扩展 Infomax-ICA 算法去除脑电信号噪声;然后,用 CSP 算法对 C_3/C_4 电极的脑电信号进行特征提取;最后,分别采用了 FLDA、RBF 神经网络、贝叶斯和 BP 神经网络 4 种分类方法来识别左右手运动想象脑电信号模式。结果验证了神经网络方法的有效性,为在线 BCI 的实现提供一定理论依据。

1 方法

1.1 实验数据来源

采用美国 EGI 公司的 10-20 国际标准体系 64 导脑电采集系统,获得 7 名被试者(均为健康大学生,且无精神病、神经疾病史,并签写知情同意书)的脑电数据。被试者的具体信息如表 1 所示。脑电信号采样频率为 250 Hz,滤波范围为 0.01 Hz ~ 40 Hz。

实验范式时间序列如图 1 所示。本实验总共由 7 个循环,共 280 次试验组成。每个循环有 40 次试验,每次试验过程持续 9 s。在 $t=0\text{ s} \sim 2\text{ s}$ 时,被试者要求保持安静,并处于放松状态,准备开始实验。 $t=2\text{ s}$ 时,屏幕上出现“+”字符,同时伴随声音信号提示被试者准备左、右手任务。在 $t=3\text{ s}$ 时,在“+”字符的左边或者右边相应地出现一个向左或者向右的箭头,被试者在每次试验中均按照箭头所指方向想象左手或者右手运动,直到 9 s 结束。

表 1 被试者信息表(平均年龄 23.4 岁,标准差 ± 1.27 岁)

Table 1 The information of subjects(average age of 23.4, SD ± 1.27)

被试者(编号)	性别	年龄(岁)	惯用手
S1	男	24	右手
S2	男	21	右手
S3	男	25	右手
S4	男	23	右手
S5	男	24	右手
S6	男	23	右手
S7	男	24	右手

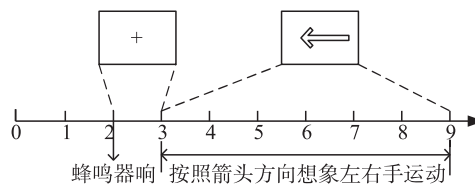


图 1 单次试验过程时序图

Fig. 1 Timing diagram of single test

1.2 扩展 Infomax ICA 算法

优化判据和优化算法属于独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)算法的两个方面. 优化判据即选取适当的目标函数,就是从不同角度提出衡量各分量独立性的判据. 有 2 种常规的方法:(1)将概率密度函数(probability density function, pdf)看成级数进行展开,进而将 pdf 的估计转换为估计高阶统计量;(2)ICA 的输出端引入非线性环节来建立优化判据. 后一做法实际上隐含地引入了高阶统计量. 到目前为止,从事这一领域的研究者已经从各个角度提出了多种判据. 互信息极小判据(minimization of mutual information, MMI)和信息或熵极大判据依据(infomax or maximization of entropy, ME)是目前使用最多的 2 种判据^[13-15]. 牛顿迭代法、基于神经网络的自适应算法、随机梯度法、自然梯度法等算法是应用最广泛的几种优化算法.

扩展 Infomax 算法的目标函数的特点是在输出端逐个分量地引入一个适当的非线性环节 g_i , 然后用 g_i 将 y_i 转换为 r_i , 该特点与熵极大判据相同. 若对应信源的累积分布函数 cdf(也即概率密度函数的积分)为 $g_i(\cdot)$, 则 $\mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots, r_n)^T$ 的熵被极大化. 需要特别指出的是,理论上虽然应将 $g_i(\cdot)$ 取为各信源的 cdf,但实践证明该做法并不严谨,因为也可采用部分取值在 0 ~ 1 之间的单调升函数. 例如,用 tanh 函数作为非线性函数. 另外,此算法使用自然梯度法作为其优化算法. 故可将扩展 Infomax 算法的解混矩阵调节公式写为:

$$\Delta \mathbf{W} = \mu [\mathbf{I} - \mathbf{K} \tanh(\bar{\mathbf{X}}) \bar{\mathbf{X}}^T - \bar{\mathbf{X}} \bar{\mathbf{X}}^T] \mathbf{W}. \quad (1)$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{K} 为对角矩阵. 其对角元素:

$$k_{ii} = \begin{cases} 1 & \text{超高斯信号,} \\ -1 & \text{亚高斯信号.} \end{cases} \quad (2)$$

即扩展 Infomax 算法里的超高斯和亚高斯信号是通过其对角元素 k_{ii} 的取值不同进行区分的,这样就可以将脑电数据中的有用成分与眼动、工频、肌电等干扰信号更容易地区分出来.

1.3 CSP 特征提取算法

CSP 算法的目的是寻找一个空间滤波器,使待分类的两类信号经过空间滤波后,最大限度地被区分,算法是基于 2 个协方差矩阵同时对角化,并应用主成分分析方法排除 2 种任务的共同部分,提取不同部分. 进一步利用空间因子和对应的空间滤波器就可以提取出特定信号成分. CSP 的详细处理方法如下:

$N \times T$ 维的矩阵 \mathbf{E} 表示单次任务实验的脑电数据, N 对应测量脑电数据所采用脑电帽的导联数, T 为采样点数,则归一化的脑电数据协方差矩阵如式(3)所示:

$$\mathbf{C} = \mathbf{E} \mathbf{E}^T. \quad (3)$$

通过分别计算想象左手和右手 2 种试验的平均协方差矩阵,可获得 2 种条件下的空间协方差矩阵 \mathbf{C}_l 和 \mathbf{C}_r . 因此合成的空间协方差如式(4)所示:

$$\mathbf{C}_c = \mathbf{C}_l + \mathbf{C}_r. \quad (4)$$

而 \mathbf{C}_c 可以表示成 $\mathbf{C}_c = \mathbf{U}_c \boldsymbol{\Lambda}_c \mathbf{U}_c^T$, 其中 \mathbf{U}_c 是矩阵的特征向量, $\boldsymbol{\Lambda}_c$ 是相应的特征值. 在这一变化过程中,将特征值进行降序排列,其相应的特征向量也重新进行了排列. 然后,采用主成分分析方法,计算出白化值矩阵:

$$\mathbf{P} = \boldsymbol{\Lambda}_c^{-\frac{1}{2}} \mathbf{U}_c^T. \quad (5)$$

利用白化矩阵将 \mathbf{C}_l 和 \mathbf{C}_r 转化为 $\overline{\mathbf{C}}_l$ 和 $\overline{\mathbf{C}}_r$, 具体表达式如下式所示:

$$\overline{\mathbf{C}}_l = \mathbf{P} \times \mathbf{C}_l \times \mathbf{P}^T = \mathbf{U} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{U}^T, \quad (6)$$

$$\overline{\mathbf{C}}_r = \mathbf{P} \times \mathbf{C}_r \times \mathbf{P}^T = \mathbf{U} (\mathbf{I} - \boldsymbol{\Lambda}) \mathbf{U}^T. \quad (7)$$

其中, $\boldsymbol{\Lambda}$ 和 $(\mathbf{I} - \boldsymbol{\Lambda})$ 为特征值对角阵, \mathbf{U} 为对应的特征向量矩阵. 然后可以构造空间滤波器 $\mathbf{W}_d = \mathbf{U}_d^T \times \mathbf{P}$, $d \in [l, r]$. 其中, \mathbf{W}_l 对应左手指动作电位, \mathbf{W}_r 对应右手指动作电位.

将左右手想象运动的信号矩阵 \mathbf{E}_l 和 \mathbf{E}_r 经过相应的滤波器 \mathbf{W}_l 和 \mathbf{W}_r 滤波,有:

$$\mathbf{Z}_d = \mathbf{W}_d \times \mathbf{E}_d, d \in [l, r]. \quad (8)$$

得到特征向量 \mathbf{Z}_l 和 \mathbf{Z}_r , 并且 \mathbf{Z}_l 和 \mathbf{Z}_r 将把 2 类信号的不同部分最大化.

2 仿真研究

2.1 数据预处理

对采集到的左右手运动想象脑电数据,首先用 Net-Station 软件对其进行滤波(0.01 Hz ~ 40 Hz)和分段(-100 ms ~ 1 000 ms)处理,然后用扩展 Infomax-ICA 方法对脑电信号进行去噪处理,接下来计算 C_3 和 C_4 电极 N 次试验的平均瞬时功率 TC_3 和 TC_4 .

$$TC_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_3^2. \quad (9)$$

$$TC_4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_4^2. \quad (10)$$

想象左手运动时 C_3 和 C_4 电极 N 次试验的平均瞬时功率分别用 LTC_3 和 LTC_4 表示. 想象右手运动时 C_3 和 C_4 电极 N 次试验的平均瞬时功率分别用 RTC_3 和 RTC_4 表示. 当 $N=70$ 时,被试 1 的 LTC_3 、 LTC_4 和 RTC_3 、 RTC_4 分别如图 2 和图 3 所示.

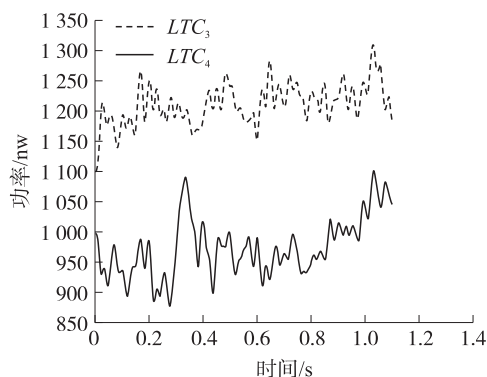


图2 被试1想象左手运动 C_3 、 C_4 平均功率随时间变化

Fig.2 The average power over time imagine left hand movement(C_3 , C_4)

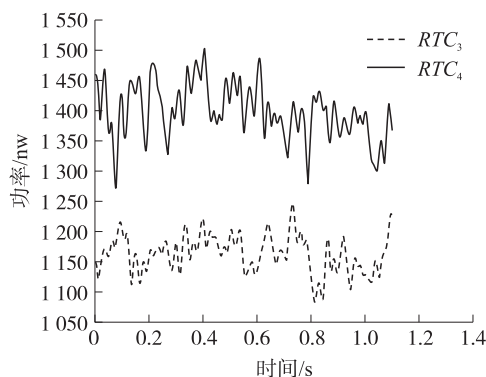


图3 被试1想象右手运动 C_3 、 C_4 平均功率随时间变化

Fig.3 The average power over time imagine right hand movement(C_3 , C_4)

从图 2 和图 3 可以看出想象运动脑电信号的功率谱结果与 ERD/ERS 特点相吻合:单侧肢体运动或者想象运动时,在大脑对侧均产生事件相关去同步电位,大脑同侧均产生事件相关同步电位. 这为接下来的特征提取提供了一定的理论基础.

2.2 特征提取结果

本文选取 C_3 和 C_4 电极单次试验的脑电数据进行特征提取,将被试 1 预处理后的脑电信号使用 CSP 特征提取后得到如图 4 所示的特征波形图. 从图 4 可以很明显地看出左右手运动想象的特征被区分开来.

2.3 模式分类结果与分析

本文采用了多种分类方法进行 EEG 信号的分类. Fisher 线性判别分类能够有效提取反应不同类别差异的特征,在脑电信号分类领域有较多应用. RBF 神经网络是一种高效的前馈式神经网络,结构简单,训练速度快. 还采用了朴素贝叶斯方法进行分类,对于左右手运动想象二分类,整体概率分布已知,因而比较适用. 除此之外,还采用了 BP 神经网络方法,网络输入是 EEG 信号经 CSP 方法不同映射矩阵转换后的信号的方差,隐层结点选取 4 个,输出为 2 个结点,对应 2 种类别,输出值较大的就判为对应的类别. 而采用分类方法的不同意味着分类结果也许也不同. 分类策略选择 Hold-out test 方法,所有用于测试的数据均未用于训练,所得结果均为预测准确率. 将不同方法的分类结果进行对比,分类结果见表 2.

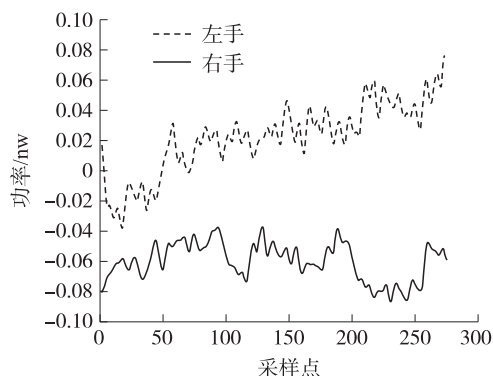


图4 被试1左右手想象运动的特征信号
Fig.4 The characteristic signal of first subject's left and right hand motor imagery

3 结语

从图4可以看出CSP空间滤波方法能将两类运动想象脑电信号的方差差异最大化.表2的实验结果表明,BP神经网络对用CSP方法特征提取后的左右手运动想象信号进行模式分类相对其他3种方法而言分类率最高,而其他3种方法的运行速度更快,特别是RBF神经网络.我们将积累相关经验为接下来的脑-机接口的在线研究奠定基础.

表2 不同方法的分类结果
Table 2 Difference methods of classification

分类方法		FLDA	RBF 神经网络	贝叶斯	BP 神经网络
被试(C_3/C_4)	S1	79.00%	77.50%	70.00%	90.00%
	S2	77.00%	80.00%	65.00%	95.00%
	S3	84.00%	97.50%	68.00%	97.50%
	S4	77.00%	75.00%	66.67%	97.50%
	S5	72.00%	68.00%	63.33%	92.50%
	S6	82.00%	66.67%	75.00%	97.50%
	S7	83.00%	96.67%	70.00%	100%
平均分类率		79.14%	80.19%	68.29%	95.36%
平均时间		0.286 s	0.116 s	0.199 s	204 s

本文对EEG数据用ICA方法进行去噪,然后用CSP进行处理和特征提取,用多种方法进行模式分类和结果比较.所做的实验数据分析研究只是在离线环境下对健康被试者的脑电数据进行研究,接下来将会对运动障碍患者(思维正常)的在线BCI问题进行深入研究,从而在康复工程领域促进BCI的应用与发展.

[参考文献](References)

- [1] Yongwoong J, Chang S N, Yong-Joo K, et al. Event-related (De) synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: implications for brain-computer Interfaces[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2011, 41(5): 428-436.
- [2] Zou L, Wang X G, Shi G D, et al. EEG feature extraction and pattern classification based on motor imagery in brain-computer interface[J]. International Journal of Software Science and Computational Intelligence, 2011, 3(3): 43-46.
- [3] Dennis J M, Jonathan R W. Sensorimotor rhythm based brain-computer interface (BCI): model order selection for autoregressive spectral analysis[J]. Journal of Neural Engineering, 2008, 5(2): 155-162.
- [4] 赵丽, 郭旭宏. 基于运动想象的脑电信号功率谱估计[J]. 电子测量技术, 2012, 35(6): 81-87.
Zhao Li, Guo Xuhong. EEG power spectrum estimation based on motor imagery[J]. Electronic Measurement Technology, 2012, 35(6): 81-87. (in Chinese)
- [5] Chia-Feng L, Shin T, Chih I H, et al. Reorganization of functional connectivity during the motor task using EEG time frequency cross mutual information analysis[J]. Clinical Neurophysiology, 2011, 122(8): 1 569-1 579.
- [6] 李庆华, 山拜·达拉拜, 孙全富. 基于自适应小波阈值的心电信号去噪算法[J]. 计算机仿真, 2013, 30(10): 368-432.
Li Qinghua, Senbai Dalabaev, Sun Quanfu. Brige-massart policy of application of ECG based on wavelet threshold denoising [J]. Computer Simulation, 2013, 30(10): 368-432. (in Chinese)
- [7] Ling Z, Ying C Z, Laurence T T, et al. Single trial evoked potentials study by combining wavelet denoising and principal component analysis method[J]. Journal of Clinical Neurophysiology, 2010, 27(1): 17-24.
- [8] Bian W, Fang Y, Jicai Z, et al. A frequency temporal spatial method for motor related electroencephalography pattern recognition by comprehensive feature optimization[J]. Computers in Biology and Medicine, 2012, 42(4): 353-363.
- [9] Fraiwan L, Lweesy K, Khasawneh N. Classification of sleep stages using multi wavelet time frequency entropy and LDA[J]. Methods of Information in Medicine, 2010, 49(3): 230-237.
- [10] 胡明霞. 表面肌电信号识别特征提取的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2013, 30(5): 340-350.
Hu Mingxia. Research on feature extraction and classification of electromyographic signals recognition [J]. Computer Simulation, 2013, 30(5): 340-350. (in Chinese)

- [11] Wei Y H. Fuzzy hopfield neural network clustering for single-trial motor imagery EEG classification[J]. Expert Systems with Application, 2012, 39(1): 1 055–1 061.
- [12] 吴婷, 颜国正, 杨帮华, 等. 基于有监督学习的概率神经网络的脑电信号分类方法[J]. 上海交通大学学报: 自然科学版, 2008, 42(5): 803–806.
Wu Ting, Yan Guozheng, Yang Banghua, et al. Electroencephalography classification based on probabilistic neural network with supervised learning in brain computer interface[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Natural Science Edition, 2008, 42(5): 803–806. (in Chinese)
- [13] Zou L, Duan S L, Ma Z H, et al. Single-trial event related potentials extraction by using independent component analysis[C]// 2th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. Tianjin, 2009: 1–5.
- [14] Zou L, Xu S K, Ma Z H, et al. Automatic removal of artifacts from attention deficit hyperactivity disorder electroencephalograms based on independent component analysis[J]. Cognitive Computation, 2013, 5(2): 225–233.
- [15] Muhammad T A, Wataru M, Christopher J J. Employing spatially constrained ICA and wavelet denoising, for automatic removal of artifacts from multi-channel EEG data[J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 401–416.

[责任编辑: 黄 敏]

(上接第33页)

- [5] 赵轶, 胡国辉, 韦跃平, 等. 电风扇调速方法的探讨[J]. 电气技术, 2009(3): 80–81.
Zhao Yi, Hu Guohui, Wei Yueping, et al. Explore the method in speed regulation of electric fan[J]. Electric Technic, 2009(3): 80–81. (in Chinese)
- [6] 李亮亮, 王东, 杨志刚, 等. 叶轮式风速计方向敏感性风洞试验与数值模拟[J]. 计算机辅助工程, 2008(12): 30–35.
Li Liangliang, Wang Dong, Yang Zhigang, et al. Wind tunnel experiment and numerical simulation on orientation sentivity of propeller anemometer[J]. Computer Aided Engineering, 2008(12): 30–35. (in Chinese)
- [7] 陆青松, 王元. 热线风速仪制作的初步研究[J]. 南京建筑工程学院学报, 2002(3): 62–65.
Lu Qingsong, Wang Yuan. Preliminary study on Preparation of the hot wire anemometer[J]. Journal of Nanjing Architetur and Civil Engineering Institute, 2002(3): 62–65. (in Chinese)

[责任编辑: 严海琳]