

基于脑电信号的情绪分类

李娟,刘国忠,高洁

(北京信息科技大学 仪器科学与光电学院,北京 100192)

摘 要: 针对不同情绪的分类提出了基于脑电信号的情绪分类方法。采用了图片和视频 2 种情绪刺激方式,分别设计了积极和消极 2 种情绪作为刺激方案,采集受试者受到刺激后的脑电信号。先将信号去噪,再通过共空间模式算法对信号进行特征提取,最后应用支持向量机算法(SVM)将脑电信号进行分类,分类的优劣用分类率表示。通过这种方法实现了不同刺激方式下情绪脑电信号的分类以及对比了不同刺激方式的分类率,发现 2 种刺激方式都能将情绪分类且分类率均在 75% 以上,视频刺激以 88.97% 的信号识别率高于图像刺激 79.24% 的信号识别率。分类结果表明,有效的情绪刺激方式能够将不同情绪脑电信号很好地分类。情绪分类的研究为抑郁症以及压力比较大的群体的情绪变化提供了较好的参考价值。

关 键 词: 脑电信号;情绪分类;支持向量机;共空间模式
中图分类号: Q 189 **文献标志码:** A

Emotion classification based on EEG signal

LI Juan, LIU Guozhong, GAO Jie

(School of Instrument Science and Opto Electronics Engineering,
Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: In this paper, a method of emotion classification based on Electroencephalograph (EEG) signals is proposed. Two kinds of emotional stimuli including pictures and videos are used to design positive and negative emotions as a stimulus program. Then EEG signals of subjects are collected. After signal denoising, the feature extraction is carried out by the common spatial pattern algorithm. Finally, SVM is used to classify EEG signals. The classification rate indicates the quality of classification. The comparison of different stimulus patterns of EEG in the emotional classification is realized by this method. And the classification rates of different stimulation modes are compared. It is found that the two kinds of stimuli can classify the emotion and the classification rate is above 75%. Also, the recognition rate of 88.97% of the video stimulus is higher than that of the image stimulus with the recognition rate at 79.24%. The results show that the effective emotion stimulation method can classify the EEG signals of different emotions very well. The study of emotion classification provides a good reference value for the depression and the emotional changes of the group with large pressure.

Key words: EEG signal; emotion classification; support vector machine; common spatial pattern

0 引言

科学家对人脑实现认知记忆、情绪识别等高级脑功能的研究,以及对大脑功能特点的探索,为情感计算^[1]人机交互的实现和临床疾病的监测都有着重要的科研价值和意义。情绪的过程是大脑皮层抑制并

且解除后丘脑功能亢进的表现^[2]。艾克曼表示,人类有 6 种基本情感:高兴、惊恐和害怕等。另一种情绪认知的观点是 William James 和 Carl Lange 提出的情绪维度论^[3]。情绪维度论认为人的情绪并非独立的存在,也不是几种情绪的相互叠加而成,而是有一定差异、并且可以相互之间转化的。尽管情绪在心理学的

收稿日期: 2017-02-28
作者简介: 李娟,女,硕士研究生;通信作者:刘国忠,男,教授。

研究已经非常深入,可以从主观上描述一个人的情绪变化,但却缺乏科学数据。Kirk Warren Brown^[4]认为脑电信号(Electroencephalograph, EEG)能够使研究者研究大脑的局部活动和功能,特别是人类各种不同的认知和情绪处理过程。

Aftanas 等^[5]利用傅里叶变换将脑电信号映射到各频率上,将各点的功率谱作为特征,取得了较好的分类效果;Khosrowabadi 等^[6]采用图片对 4 个基本情绪进行试验,采用自组织的映射方法对样本情绪分类,取得了较好的分类结果。在本文中利用图片和视频 2 种情绪刺激方案,目的在于判断计算机是否能够很好地将不同情绪的信号进行分类以及对 2 种刺激方式的比较,从而从客观层面认知情绪的分类。

1 情绪方案的设计

1.1 系统设计

由于实验需要采集并且实时观察受试者在接受外界刺激时产生的脑电信号,因此设计了试验系统,如图 1 所示。在实验系统中包含了受试者、主机、脑电信号放大器、视觉刺激界面以及脑电信号实时监测。

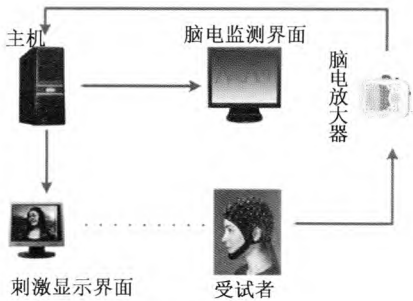


图 1 实验系统的组成框图

本实验通过 VC 编程控制刺激图片的播放时间以及信号采集的过程。主机连着 2 个显示屏:刺激显示屏和脑电检测界面。其中,刺激显示屏用于显示刺激信息,脑电检测界面用于显示采集到的脑电信号。受试者头上戴脑电帽,因为脑电信号十分微弱,脑电帽的另一端连接脑电放大器,将采集到的信号进行放大。在受试者观看刺激显示屏上的信息的同时采集脑电信号,脑电放大器将采集到的脑电信号输送到主机,主机再将接收到的信号显示在脑电检测界面上。

在实验系统中,脑电信号的采集选用的是数字脑电图仪,导联数是 32 导联,脑电帽上各导联的编

号如下:Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, Fz, Cz, Pz, Fc3, Fc4, Cp3, Cp4, Ft7, Ft8, Tp7, Tp8, FCz, CPz, Oz, Pg1, Pg2, 采样率为 1000 Hz,如图 2 所示。

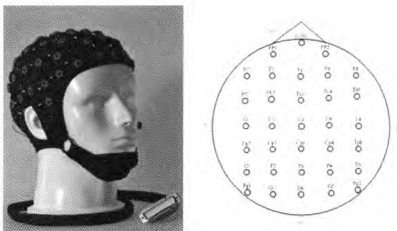


图 2 脑电帽及其导联分布

1.2 情绪方案设计

本实验选用图片和视频作为刺激源。其中,视频来源于网络,都是大众认可的、能够明显地诱发积极或者消极情绪。视频共 12 个片段,这些片段包含典型的情绪表现:积极和消极,其中每种类型有 6 个片段。图片来源于深圳大学情绪与社会神经科学研究所罗跃嘉教授提供的中国情感图片系统^[7],这套系统适合中国人的情绪表达。由于文化以及个人成长环境等因素,该系统在国人的情绪研究中更具可行性和通用性。系统包含 852 张图片,都是从具有东方特色的图片中挑选出来的。图库对所选的图片的愉悦度、唤醒度等进行了量表评分。

从情绪维度论我们得知,基本情绪维度由 2 个维度构成。1)效价或愉悦度 (Valence);2)兴奋度或唤醒度 (Arouse)。愉悦度的大小代表情绪逐渐从不愉快到愉快的过程,唤醒度大小代表情绪逐渐从不兴奋到兴奋的过程。如图 3 所示为情绪维度模型,在数值大的唤醒度(唤醒度 > 5)时,愉悦度越高,情绪越积极;愉悦度越低,情绪越消极。

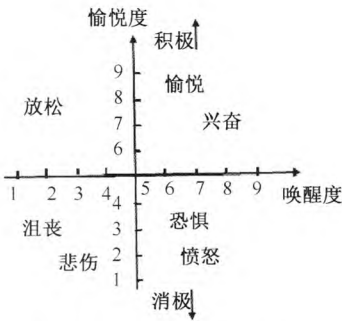


图 3 情绪的维度理论模型

为了跟视频刺激结果形成对比,在选取图片时

采用控制单一变量的方法,在高唤醒度情况下,选取了高兴(积极)、恐惧(消极)的图片共 100 张。实验分为 2 种刺激方式,图片刺激和视频刺激。

1) 图片刺激

选取系统中的 100 张图片,将这 100 张图片乱序播放,每 2 个动画之间有 3 s 的空白时间,屏幕空白,这段时间用于下一个图片播放时的准备。实验播放流程如图 4 所示。

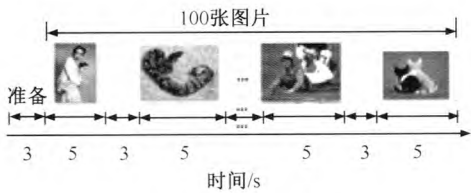


图 4 图片刺激流程

2) 视频刺激

选取的视频都属于高兴奋度,但愉悦度不同(积极和消极情绪),每个相同情绪的视频有 6 个片段,总共 12 个片段。每段视频 10 s,在每 2 段视频中间休息 5 s,视频播放流程如图 5 所示。

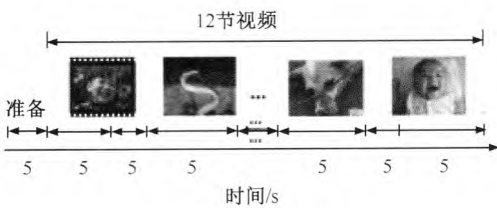


图 5 视频刺激流程

2 数据采集

本文利用头皮接触的非植入式方法采集脑电信号,采集过程如下:

在采集开始前,打开 NT9200 的软件设备,对各个导联进行阻抗检测,阻抗检测合格后,打开相关 VC++ 的刺激程序,进行放大倍数等参数的设置。实验室保持安静不被打扰,远离电磁干扰,受试者头戴电极帽坐在一张高度适宜的椅子上,眼睛平视观察前方 0.5 m 处的显示屏,在实验过程中尽量避免眨眼。放松准备 4 s 后,进入任务状态,屏幕中心出现刺激情绪的图片,受试者根据动画所呈现出的情绪类别以及实验者的提示进行试验。实验选取 20 名受试者,均是 22 ~ 27 岁之间的在校大学生,男女各占一半。采集现场如图 6 所示。



图 6 实验环境实景图

3 信号处理

通过脑电设备采集到情绪信号,情绪信号需要进行处理,其流程如图 7 所示,刚采集到的脑电信号有噪音等干扰信号,首先要去噪,然后进行特征提取,最后将不同情绪的信号进行分类。

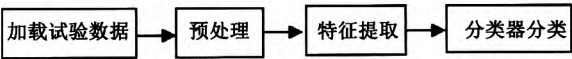


图 7 信号处理流程图

对情绪信号处理之前,先要对采集到的脑电信号进行有效信息的截取。每张图片或者每节视频中有效的信息主要包含在所采集信号中间部分。例如,看一张图片的时间是 5 s,观看图片的第 1 s 时有视觉的转换过程,最后 1 s 有视觉的疲劳过程,因此为了保证信息的有效性,截取的是观看每张图片的第 1.5 ~ 3.5 s 时的脑电信号。

改善信噪比的方法主要有带通滤波和去除伪迹,伪迹主要包含工频干扰、眼电等干扰。安装设备时,将脑电放大器接地端,能有效地抑制工频干扰。在实验中使用脑电膏很好地降低了头皮与电极之间的阻抗,从而减少阻抗产生的噪声。我们在选取实验数据时,避开波动干扰较大的数据,或剔除 EEG 波动浮动较大的数据段和点。

利用小波分析对采集到的情绪脑电信号进行去噪,从而恢复到不带噪音的信号。小波去噪的基本步骤是:首先对采集到的情绪脑电信号进行小波变换,然后对变换得到的小波系数进行分解,最后将分解得到的小波系数进行信号的重构,从而得到去噪后的情绪信号。将采集到的 EEG 信号进行小波分解,采用 db3 小波作为母小波,得到一个高频信号 16 ~ 30 Hz 和一个低频信号 8 ~ 16 Hz 信号,通过小波变换分解到的 2 个波形即为 alpha 波形和 beta 波形。

如图 8 所示,选取大脑情绪相对较活跃的区域前额区,Fp1 导联滤波前后的波形进行比较,其中深色曲线是 Fp1 导联滤波前带有噪音的波形,浅色曲

线是 Fp1 导联滤波后的波形。

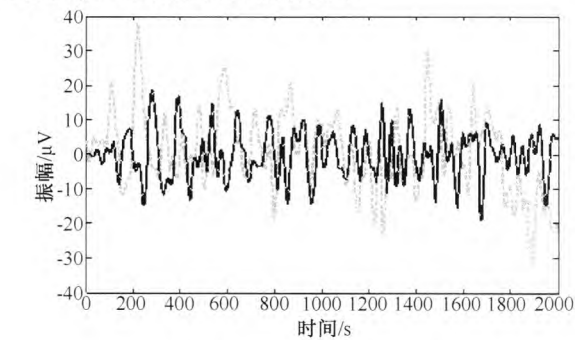


图 8 Fp1 导联滤波前后的变化

从图 8 可以看出,信号经过滤波后变得相对平滑,没有尖锐的噪声干扰,符合正常脑电信号的幅值范围。

4 特征提取

对情绪脑电信号进行特征提取,目的是将与情绪有关的、有效的脑电特征从信号中识别出来。对于脑电信号特征的提取有很多方法,例如:功率谱分析、独立向量分析^[8](ICA)、遗传算法、共空间模型(CSP)分析等。但是功率谱在谱估计方法需要对数据加窗截取,因此频率分辨率低、方差性差;独立向量在视觉方面应用的多些,而遗传算法更多的依赖于随机因素,并且局部容易收敛。

共空间模式算法目的是找到空间上的投影矩阵,这个矩阵能够使得类内间距最大程度的小,而类间间距最大程度的大^[9]。共空间模式(CSP)是将采集到的情绪脑电数据分成 2 个集合:训练集和测试集,使训练集多次练习得到空间滤波器,进而得到训练数据的特征,最后测试的数据经过上述空间滤波器,最终得到测试数据的特征。在本文中将情绪脑电信号 X (训练集和测试集) $N \times T \times M$ 表示为维矩阵(N 是导联数, T 是脑电信号的采集时间, M 是实验的次数)。本文对情绪脑电信号的训练集的特征提取采用 CSP 算法,信号经过预处理后得到 2 个集合的矩阵,记作:train_positive 和 train_negative, 以图片刺激为例,数据存储为 $32 \times 2000 \times 50$ 。CSP 算法流程如图 9 所示。

从图 9 可知,矩阵 W^{-1} 的列是共空间滤波器,可以看作时不变 EEG 源分布向量。

$$f_p = \lg\left(\frac{\text{VAR}(\mathbf{Z}_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{VAR}(\mathbf{Z}_p)}\right) \tag{1}$$

情绪脑电信号经过式(1)计算分解可得到特征

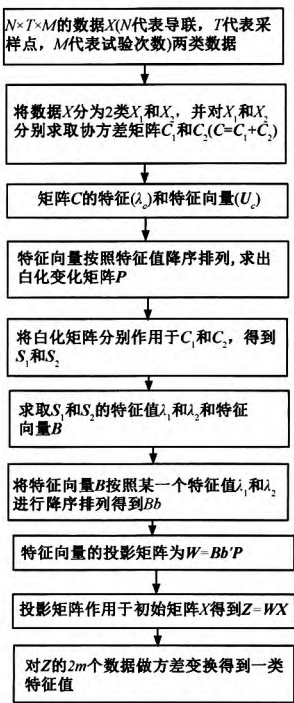


图 9 CSP 算法流程框图

向量,在此选取最有利于分类的 m 个信号数据,利用信号的方差来构建分类器^[9]。矩阵 \mathbf{Z}_p 的 $2m$ 个数据包含 \mathbf{Z} 矩阵的前 m 行以及后 m 行的数据。 f_p ($p = 1, 2, \dots, 2n$) 是计算分类器的特征向量, n 是特征值的个数, \mathbf{W} 矩阵是 $n \times 32$ 维。

以图片刺激为例,2 类情绪脑电信号的训练集经过 CSP 算法计算后,若选取 $n = 3$ 时,可以得到最终的训练集 train_emotion ($100 \times 6, 100$ 表示实验的次数,6 表示特征值的数目)。最后得到测试集 test ($32 \times 2000 \times 100, 32$ 表示导联数,2000 表示采集的时间,100 表示实验次数),测试集通过共空间滤波器矩阵后得到最终的测试集 test_emotion ($100 \times 6, 100$ 表示实验的次数,6 表示特征值的数目)。

5 信号分类

情绪信号分类是根据不同的行为意识,使脑电活动产生差异响应的特征性来确认行为的类型与特征信号之间的关系^[10],本文使用的是支持向量机的分类方法。

支持向量机(SVM)通过适当的非线性映射将输入向量映射到一个高维特征空间^[11],使得 2 种不同种类的数据能被一个超平面分开,即:最优分类面。最优分类不仅要使 2 类信号正确的分开,还要使得 2 类信号的分类间隙最大^[12]。假定训练样本

集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \cdots, n\}$ 由 2 类组成且大小为 n , 如果 $x_i \in R_n$ 属于第一类别, 记 y_i 为 1, 否则记 y_i 为 -1 。训练学习的目标是构造判别函数, 将测试数据最大程度地正确分类^[13], 如图 10 所示。

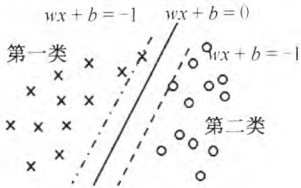


图 10 最优分类超平面

由于径向基核函数的特点是参数少并且模型复杂度低, 因此, 在训练的时候容易确定参数的选择, 径向基核函数作为 SVM 中常用的核函数, 在脑机接口技术的实时分析上占有绝对优势。本文针对积极情绪和消极情绪 2 种非线性脑电信号, 从式(2)中为 SVM 选择径向基函数作为核函数, 最终实现 2 类信号数据从低维向高维空间变换的非线性的映射^[14]。

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (2)$$

式中, x_i 为第 i 个样本; γ 为核参数。

在本研究中采用了台湾大学林智仁教授开发的支持向量机的库函数 LIBSVM^[15], 在支持向量机函数库中含有核函数的参数选择工具, 在利用 LIBSVM 函数库时, 根据类型的不同分别给他们标签, 将数据分为 2 类: 训练集和测试集。先根据情绪的不同将训练集的数据分类, 训练数据后得到模型, 然后将测试数据在训练得到的模型上进行预测, 最后将预测的标签和真实标签对比, 然后判断预测结果的正确率。以图片刺激的脑电信号分析结果为例, 情绪脑电信号经过 CSP 算法之后生成 2 个数据集 train_emotion(100×6)和 test_emotion(100×6), 已知训练数据的标签, 在 LIBSVM 函数库可以选择误差惩罚因子(−c)、核函数中 γ 的函数设置(−g)等参数^[14]。

根据以上理论, 本文分析了由积极和消极 2 种情绪作为刺激情绪, 分别用图片和视频作为刺激方式, 探究 2 种刺激方式刺激情绪后所得到的分类率, 并且分析两者之间的差异。

1) 将图片作为情绪的刺激方式。首先将受试者采集到的信号平均分成 2 组, 训练组和测试组。每次试验采集 100 组数据, 将其中 50 组作为训练集, 50 组作为测试集。每个受试者进行 3 次试验,

将每个人采集到的 3 次实验结果滤波后取平均值。然后将信号进行分类处理, 即将每个受试者的信号进行自我情绪信号的识别。分类时选择了其中的 6 名具有代表性的受试者, 图片刺激的情绪脑电信号的分类率如表 1 所示。

表 1 在观测图片时积极和消极情绪分类

受试者	小波分解	SVM 参数	分类比/%
M1	3 层	$c = 1024, g = 0.5$	85.00
M2	3 层	$c = 1024, g = 87.5$	75.00
M3	3 层	$c = 1024, g = 128$	80.00
F1	3 层	$c = 1024, g = 0.25$	81.25
F2	3 层	$c = 16, g = 4$	79.20
F3	3 层	$c = 1024, g = 0.5$	75.00

2) 视频作为情绪的刺激方式。首先将受试者采集到的信号平均分成 2 组, 每次试验采集 12 组数据, 将其中 6 组作为训练组, 其他的作为测试组。每个受试者进行 3 次试验, 将每个人采集到的 3 次实验结果滤波后取平均值。然后将信号进行分类处理, 即将每个受试者的信号进行自我情绪信号的识别。分类时选择了其中的 6 名具有代表性的受试者, 视频刺激的情绪脑电信号的分类率如表 2 所示。

表 2 观测视频时的积极和消极情绪分类

受试者	小波分解	SVM 参数	分类比/%
M1	3 层	$c = 1024, g = 0.25$	93.30
M2	3 层	$c = 1024, g = 256$	87.50
M3	3 层	$c = 1024, g = 0.5$	86.67
F1	3 层	$c = 1024, g = 0.25$	92.00
F2	3 层	$c = 1024, g = 4$	85.20
F3	3 层	$c = 1024, g = 0.015$	89.20

3) 视频刺激时, 用其中一位受试者的情绪信号作为训练集, 另一位受试者的情绪脑电信号作为测试集, 实现了受试者相互之间的情绪识别。分类时选择了其中的 3 名具有代表性的受试者, 受试者的情绪脑电信号相互之间的识别分类率如表 3 所示。

表 3 用某一个受试者测试另一个受试者情绪的结果

受试者	小波分解	SVM 参数	分类比/%
M1、M2	3 层	$c = 1024, g = 2$	86.67
M2、M3	3 层	$c = 1024, g = 0.03125$	86.70

由表 1、表 2、表 3 的数据可以得到结论: 1) 两种刺激方式都能将情绪分类且分类率均在 75% 以上。2) 视频刺激的情绪信号分类率要高于图片刺激的情绪信号分类率。3) 受试者相互之间识别分类时,

平均分类率高达 86.68%。这也充分说明了情绪可分,并且在视频的刺激下更容易将不同的情绪识别。

6 结束语

本文主要研究了系统的设计、不同情绪刺激方案的设计、情绪信号数据的处理及分类。重点论述了刺激方案的设计过程,利用图片和视频的 2 种刺激方案。先将情绪信号去噪,在进行信号的特征提取时利用了共空间向量的方法,利用 SVM 算法将情绪信号分类,探究了图片和视频 2 种刺激方案的分类率的大小。可得到如下结论。1)情绪可分类,通过图片和视频 2 种刺激方案都能有效的将情绪分类;2)图片刺激情绪信号的平均分类率为 79.24%,而视频刺激情绪信号的平均分类率为 88.97%,因此视频刺激的情绪信号分类率要高于图片刺激的情绪信号分类率,这也充分说明了有效的刺激方式使得情绪更便于可分。本研究的方法为更好实现人类情绪分类的量化,为研究抑郁症以及压力比较大的群体的情绪变化提供了较好的参考价值。

参考文献:

- [1] Tao J, Tan T. Affective computing: a review [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2005:981 - 995.
- [2] Cannon W B. Bodily changes in pain, hunger, fear and rage [J]. Archives of Internal Medicine, 1929, 22(4) : 903.
- [3] Shaver P, Schwartz J, Kirson D, et al. Emotion knowledge: further exploration of a prototype approach [J]. Journal of Personality & Social Psychology, 1987, 52(6) : 1061 - 86.
- [4] Kirk Warren Brown, Richard M, Ryan J, et al. Mindfulness: theoretical foundations and evidence for its salutary effects [J]. Psychological Inquiry, 2007, 18(4) : 211 - 237.
- [5] Aftanas L I, Lotova N V, Koshkarov V I, et al. Non-linear dynamic complexity of the human EEG during evoked emotions [J]. International Journal of Psychophysiology Official Journal of the International Organization of Psychophysiology, 1998, 28(1) : 63 - 76.
- [6] Khosrowabadi R, Quek H C, Wahab A, et al. EEG-based emotion recognition using self-organizing map for boundary detection [C] // International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2010:4242 - 4245.
- [7] 白露, 马慧, 黄宇霞, 等. 中国情绪图片系统的编制—在 46 名中国大学生中的试用 [J]. 中国心理卫生杂志, 2005, 19(11) : 719 - 722.
- [8] Mcfarland D J, Anderson C W, Muller K R, et al. BCI meeting 2005-workshop on BCI signal processing: feature extraction and translation [J]. Neural Systems & Rehabilitation Engineering IEEE Transactions on, 2006, 14(2) : 135.
- [9] 李子光, 刘国忠. 听觉诱发的“是”与“非”脑电信号研究 [J]. 电子科技, 2013, 26(4) : 8 - 11.
- [10] 任亚莉. 基于脑电的脑-机接口系统 [J]. 中国组织工程研究, 2011, 15(4) : 749 - 752.
- [11] 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: 自然科学版, 2010, 31(8) : 1098 - 1101.
- [12] 杜圣东. 基于多类支持向量机的文本分类研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2007.
- [13] 杜树新, 吴铁军. 模式识别中的支持向量机方法 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2003, 37(5) : 521 - 527.
- [14] 李明爱, 刘净瑜, 郝冬梅. 基于改进 CSP 算法的运动想象脑电信号识别方法 [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2009, 28(2) : 161 - 165.
- [15] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2011, 2(3) : 27.