

## 基于多核学习方法的前瞻性记忆脑电识别

谭英超<sup>1</sup>, 李晓欧<sup>1,2</sup>, 严玉宁<sup>3</sup>, 魏文石<sup>3</sup>

1.上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海 200093; 2.上海医疗器械高等专科学校, 上海 200093; 3. 复旦大学附属华东医院神经内科, 上海 200040

**【摘要】目的:**分别提取急性缺血性卒中患者中认知功能正常和轻度障碍的病人进行前瞻性记忆实验时的脑电信号特征,利用多核学习方法对特征进行分类,获得较好的识别效果,验证选用数据特征以及分类方法应用于脑电信号分析时的有效性。**方法:**首先设计了一种前瞻性记忆实验,然后将认知功能正常和轻度障碍的急性缺血性卒中病人完成前瞻性记忆实验时的脑电信号进行采集、预处理并提取出样本熵、近似熵和 AR 系数三种数据特征,最后将所提取的数据特征送入多核学习分类器进行分类识别,通过迭代学习,获得较高的分类精度。**结果:**选用样本熵、近似熵和 AR 系数作为脑电信号特征进行分类时,均获得了较高的分类精度,最高可达 90.9%。其中,使用样本熵特征作数据特征时,更易获得较高的分类精度。**结论:**前瞻性记忆实验可用于认知功能障碍识别研究,选用样本熵、近似熵、AR 系数和多核学习方法作为数据特征和分类器可以取得较好的分类结果,为认知功能障碍的定量识别提供了有效的方法。

**【关键词】**前瞻性记忆; 样本熵; 近似熵; AR 系数; 多核学习方法

**【DOI 编码】**doi:10.3969/j.issn.1005-202X.2015.02.003

**【中图分类号】**R318.03

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2015)02-0163-05

## Identification of Prospective Memory EEG Signals Using Multiple Kernel Learning

TAN Ying-chao<sup>1</sup>, LI Xiao-ou<sup>1,2</sup>, YAN Yu-ning<sup>3</sup>, WEI Wen-shi<sup>3</sup>

1.School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2.Shanghai Medical Instrumentation College, Shanghai 200093, China; 3.Department of Neurology, Huadong Hospital Affiliated to Fudan University, Shanghai 200040, China

**Abstract:** Objective Brain damage after stroke often causes chronic cognitive impairment, which is a kind of clinical state between normal ageing and dementia. Cognitive impairment seriously affects patients' activities of daily life and the conversion rate of cognitive impairment to dementia is very high. So it is very important to distinguish the degree of cognitive impairment for the diagnosis and prevention of dementia. In this paper, we extracted the features of normal cognitive and cognitive impairment EEG signals of event related prospective memory, the ability to remember to accomplish an action when a particular event occurs. These features were combined with multiple kernel learning algorithm to perform the classification and achieve high classification accuracy. **Methods** Firstly, a kind of event related prospective memory experiment was designed. Secondly, two groups of different state of cognitive impairment patients' EEG signals were collected while they were performing the event related prospective memory experiment. Thirdly, the sample entropy, approximate entropy and AR coefficients features of the signals were extracted after preprocessing with low pass filtering and ICA. Finally, the features were combined with multiple kernel learning algorithm. High classification accuracy can be achieved. **Results** High classification accuracy can be achieved using sample entropy, approximate entropy and AR coefficients as the EEG features and multiple kernel learning algorithm as the classifier; the highest classification accuracy was 90.9%; the feature of sample entropy performs best. **Conclusion** These results demonstrate that event related prospective memory experiment can be used with the identification of cognitive impairment. It is feasible and effective to choose sample entropy, approximate entropy and AR coefficients as the EEG feature and multiple kernel learning algorithm as the classifier. Overall, the experimental results showed the efficacy of the proposed method. The approach in this study may eventually lead to a reliable tool for identifying suitable brain impairment candidates and assessing cognitive function.

**Key words:** prospective memory; sample entropy; approximate entropy; AR model; multiple kernel learning

**【收稿日期】**2014-11-26

**【基金项目】**上海市教委科研创新项目(12YZ194);上海市科委科技创新行动计划项目(11441902400);上海市自然科学基金(14ZR1440100)

**【作者简介】**谭英超(1990-),男,硕士,研究方向:生物医学工程。Tel:13671722341; E-mail:tan\_ying\_chao@126.com。

**【通信作者】**李晓欧, E-mail:lixo@smic.edu.cn。

## 前言

认知功能是人类认识和了解客观事物的能力,由多个认知域组成,包括记忆、计算、时空间定向、结构能力、执行能力、语言理解和表达应用等方面<sup>[1]</sup>。如果上述其中某一个认知域发生障碍,就称为该认知域的障碍,如记忆障碍、计算障碍等。本文研究以记忆障碍为突出表现的认知功能障碍患者。研究结果显示,目前我国老龄化严重,以痴呆及痴呆前期表现的轻度认知障碍(Mild Cognitive Impairment, MCI)患病率最高。国内痴呆患病率可达老年人群的 5%~10%,对家庭及社会均造成严重负担。而痴呆前期的 MCI 患病率在老年人中高达 30%,影响生活质量,且 MCI 转化为痴呆的年转化率为 10%~15%<sup>[2]</sup>。

急性缺血性卒中(Cerebral Ischemic Stroke, CIS)又称脑梗死(Cerebral Infarction, CI),是由于脑动脉的闭塞导致的脑组织的梗死。血管性痴呆(Vascular Dementia, VaD)是其常见并发症,也是仅次于阿尔兹海默病的造成老年痴呆的第 2 位原因<sup>[3]</sup>。VaD 预后相对较好,是可以防治的痴呆类型。急性缺血性卒中患者中血管性轻度认知功能障碍(Vascular Mild Cognitive Impairment, VMCI)多见,早期识别诊治有望延缓甚至逆转病情进展,从而减轻疾病负担。因此,血管性认知功能障碍的定量评定,对预防 MCI 向痴呆转化起到十分重要的作用,对降低痴呆患病率可产生有利影响。目前临床主要使用 MoCA 和 MMSE 等量表的方法对认知功能障碍进行诊断,但这些方法存在对认知功能障碍鉴别的灵敏度不高、受患者的文化背景差异干扰大、命名测验项目简单、特异性和敏感性有限等弊端,且要有经过严格训练的神经心理专家才能分析出准确的定量结果,同时受到临床医生主观打分影响,且准确的定性分析较为困难<sup>[4]</sup>。

脑电(Electroencephalograph, EEG)信号是脑部神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映,临床医学上采集到的脑电数据包含了大量信息,为某些脑疾病的诊断与治疗提供必要的理论依据,对脑功能的研究也具有十分重要的参考价值。事件相关电位(Event Related Potential, ERP)是一种被试者对具有特定意义的刺激信号进行认知加工时产生的与刺激发生进程有关的脑诱发电位。它反映了认知过程中大脑的神经电生理的变化,也被称为认知电位。

前瞻性记忆(Prospective Memory, PM)是指对将来实现的活动或意图的记忆,这种记忆与日常生活活动能力息息相关。研究已证实 PM 障碍在 VMCI 早期即可存在<sup>[5]</sup>。利用 ERP 技术,采用 PM 范式,可从功能学角度评估患者认知水平,也可为脑卒中患者早期发现早期康复提供决策。

本文的目的是通过采集认知功能正常及轻度障碍的急性缺血性卒中患者进行前瞻性记忆任务时的诱发脑电信号,提取其样本熵、近似熵和 AR 系数三

种特征,利用多核学习方法进行分类,将血管性轻度认知功能障碍者同认知功能正常者区分开来,以期实现血管性认知功能障碍的定量分析,获得较高的分类精度。

## 1 实验方法

### 1.1 被试者

被试者来自复旦大学附属华东医院神经内科,符合急性缺血性卒中诊断标准,共招募 21 例,经神经心理评估,其中 12 例 MoCA 得分 $\geq 24$ ,为认知功能正常者,9 例 MoCA 得分 $<24$ ,为血管性轻度认知功能障碍者。病人年龄均在 50~65 岁之间,均为右手利,视力或矫正视力为 1.0 以上,均可配合完成实验。

### 1.2 实验设计

本文设计的前瞻性记忆实验是基于事件的前瞻性记忆实验。实验分为两个部分:

(1)控制条件:只有背景任务。刺激显示器上左右两块区域显示两张数字不相等的扑克牌,由被试者选出数字大的一张,按相应的方向键。如图 1a,左边的扑克牌大,被试者应当做出的正确的按键为按下方向键左键。本部分为 1 个 block,共包含 50 个试验(Trial)。

(2)实验条件:在背景任务中随机添加 20% 的前瞻性记忆任务。每完成一个背景任务试验之后,要求被试者判断两张扑克牌中是否有“方块”的花色出现:若有,如图 1b,被试者需要比较完数字大小,做出相应按键之后,再做一次按键反应:按方向键下;若无,被试者比较完大小之后,无需更多操作。本部分分为 2 个 block,每个 block 包含 50 个试验(Trial)。

为了减少被试者因多次重复试验产生的疲劳和适应性,每个试验图片显示时长为 2000 ms~2500 ms 随机,图片间隔时间为 500 ms。

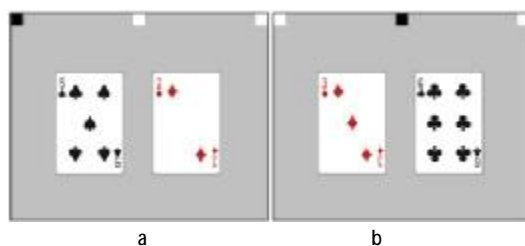


图 1 实验刺激界面

Fig.1 Stimulation Interface

### 1.3 信号获取

记录电极采用一体化帽状电极,此电极帽已根据国际标准导联 10-20 系统电极安放法固定电极,选取 FP1、FP2、FZ、F3、F4、F7、F8、CZ、C3、C4、PZ、P3、P4、OZ、O1、O2 位置,并同步记录左眼垂直眼电信号,采样频率为 256 Hz,电极与皮肤之间的阻抗为 5 k $\Omega$  以下。保持环境安静,被试者坐在一张舒适的扶手椅上,刺激显示屏距离被试者约 60 cm。被试者保持注意力

集中,听从指令完成实验,并配合试验要求进行按键操作。实验场景如图 2 所示。



图 2 实验场景图

Fig.2 Experiment Live-Action

## 1.4 数据处理

### (1) 数据预处理

本文采集的前瞻性记忆脑电分量主要集中在 10 Hz 以下,所以对信号进行 0 Hz~30 Hz 的低通滤波有效去除了工频干扰,同时较好地保留了有用信息。除了周围电子设备造成的工频干扰,采集的脑电信号还受被试的眼动干扰。本文采用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)的方法<sup>[6-7]</sup>,有效去除了眼电分量。去除工频干扰和眼电干扰之后,本文截取了每个试验事件的前 1000 ms 和后 2500 ms,共 3500 ms 作为分析数据段。

### (2) 近似熵

近似熵(Approximate Entropy, ApEn)<sup>[8-9]</sup>是由 Pincus 于 20 世纪 90 年代提出的一种度量序列的复杂性和统计量化的规则。越不规则的时间序列,对应的近似熵越大。近似熵有以下的优点:①计算所需数据短;②有较好的抗噪及抗干扰能力;③对于确定性和随机信号都适用,可用于有随机信号和确定信号组成的混合信号。

将序列  $X(i)$  按照顺序组成  $m$  维矢量( $m$  为模式维数),并计算其与其它矢量  $X(j)$  之间的距离:

$$\begin{aligned} d[X(i)-X(j)] &= \max |x(i+k)-x(j+k)| \\ \text{s.t. } 0 \leq k \leq m-1, 1 \leq i, j \leq N-m+1 \end{aligned} \quad (1)$$

根据  $d \leq r$  ( $r$  为相似容限),统计每个  $i$  的个数  $N^m(i)$  与总的个数  $(N-m+1)$  的比值  $C_r^m(i)$ ,然后对每个  $C_r^m(i)$  取对数并求平均,即

$$f^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i) \quad (2)$$

将维数增加到  $m+1$ ,重复上述步骤,计算出  $C_r^{m+1}$

( $i$ ) 和  $f^{m+1}(r)$  由于数据点数  $N$  是有限的,所以 ApEn 只是一个近似值,记为

$$\begin{aligned} \text{ApEn}(m, r, N) &= \lim_{N \rightarrow \infty} [f^m(r) - f^{m+1}(r)] \\ &\approx f^m(r) - f^{m+1}(r) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $m$  一般情况下取 2,  $r$  取  $(0.1-0.25)SD$ ,  $SD$  为原始数据的标准差。

### (3) 样本熵

样本熵(Sample Entropy)<sup>[8,10]</sup>是由 Richman 提出的有别于近似熵的不计数自身匹配的统计量,是一种时间序列复杂性的测度方法,其定义为数据向量在由  $m$  维增加至  $m+1$  维时继续保持其相似性的条件概率。记样本熵为  $\text{SampEn}(m, r)$ ,则可以表示如下:

$$\text{SampEn}(m, r) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)] \quad (4)$$

其中,  $r$  为相似容限,  $m$  为模式维数,  $B^m(r)$  和  $B^{m+1}(r)$  是数据向量在  $m$  维和  $m+1$  维时,向量之间的距离小于相似容限  $r$  的数目与距离总数的比值。

样本熵是对于近似熵的改进,其物理意义是当维数变化时时间序列中产生新模式的概率的大小。时间序列越复杂,对应的样本熵的值越大,若序列的自我相似性越高,则样本熵值越小。由于样本熵只需要较短的数据就可以得到较稳定的输出值,且抗干扰能力强,使其具有很高的生物信号适应性。本文选用被试者进行实验时,计算出 16 通道信号每一组实验数据的样本熵作为特征。

### (4) AR 系数

AR 模型又称为自回归模型<sup>[11]</sup>,可表示为:

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

其中,  $x(n)$  是在采样点  $n$  的信号,  $p$  为 AR 模型的阶数,  $a_p$  是 AR 模型的系数,  $\varepsilon(n)$  是均值为零,方差为  $\sigma^2$  的白噪声序列。建立 AR 模型参数时,估计 AR 系数的算法有多种,本文使用 Burg 算法。Burg 算法令前向预测误差和后向预测误差功率之和最小:

$$P_{fb} = \frac{1}{N-p} \sum_{n=p}^{N-1} \{ |b_p(n)|^2 + |e_p(n)|^2 \} \quad (6)$$

其中,  $b_p(n)$  和  $e_p(n)$  分别为后向预测误差和前向预测误差。当阶数  $r$  由 1 到  $p$  时,  $b_p(n)$  和  $e_p(n)$  如下递推关系:

$$e_r(n) = e_{r-1}(n) + k_r b_{r-1}(n-1) \quad (7)$$

$$b_r(n) = b_{r-1}(n) + k_r e_{r-1}(n-1) \quad (8)$$

初始条件:  $e_0(n) = b_0(n) = y(n)$ ,  $k_r$  为反射系数,且  $k_r = a_{tr}$ 。  $P_{fb}$  最小时,  $k_r$  的估计公式为:

$$k_r = \frac{-2 \sum_{n=r}^{N-1} e_{r-1}(n) b_{r-1}(n-1)}{\sum_{n=r}^{N-1} \{ |e_{r-1}(n)|^2 + |b_{r-1}(n-1)|^2 \}} \quad (9)$$

再利用 Levinson-Durbin 算法递推求出 AR 模型系数:

$$a_{ri} = a_{r-1,i} + k_r a_{r-1,i-r-1}, a_{rr} = k_r \quad (10)$$

$$\sigma_r^2 = (1 - |k_r|^2) \sigma_{r-1}^2, \sigma_r^2 = R_y(0) = \frac{1}{N} \sum_n |y(n)|^2 \quad (11)$$

### (5) 多核学习方法

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 由



Vapnik 等人提出,是一种新的数据挖掘的方法,是一种适应性强的学习机。**SVM** 作为一种高效的机器学习工具被经常应用于各种生理信号检测领域。传统 **SVM** 采用的单个核函数,对所有的样本映射进行统一处理。设  $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$  为二分类问题的学习集,输入空间为  $X$ , 目标值为  $y_i$ , 支持向量机可以表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i^* K(x, x_i) + b^* \quad (12)$$

其中,  $a_i^*$  和  $b^*$  是从  $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$  学习得到的参数,  $K$  是核函数。

多核学习方法 (Multiple Kernel Learning, MKL)<sup>[12]</sup> 在原有核函数研究基础之上更深入了一步,可以组合多个核函数,针对信号不同特征使用不同的核函数进行映射,可以更加全面地描述信号特征。多核模型已在理论和实践中被证明优于单核模型<sup>[12]</sup>。多核学习本质上是  $M$  个核函数的凸组合:

$$K(x_i, x_j) = \sum_{m=1}^M d_m K_m(x_i, x_j) \quad (13)$$

其中,  $(x_i, x_j)$  是学习集,  $d_m$  是各核函数的权值,每个核函数  $K_m$  可针对输入数据的全部或者部分特征,同时也可以使用仅参数不同的经典核函数构成核矩阵。

MKL 的求解方法有多种,其中 Rakotomamonjy 等<sup>[13]</sup>提出的 SimpleMKL 方法在分类效果接近他方法的同时,拥有较低的计算复杂度。

由 SimpleMKL 得到的二次规划问题为:

$$\begin{aligned} \min_{(f_m), b, \xi, d} \quad & \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|f_m\|^2 + C \sum \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i \sum_{m=1}^M f_m(x_i) + y_i b \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \\ & \sum_{m=1}^M d_m = 1, d_m \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $d_m$  是待求解的各核函数的权值,其值越小,  $f_m$  越平滑。并且当  $d_m=0$  时,  $\|f_m\|=0$ , 使得目标函数是个有限值。  $\xi_i$  为松弛变量,  $C$  为惩罚系数。

SimpleMKL 将二次规划问题转化为等价的近似模型:

$$J(d) = \begin{cases} \min_{(f), b, \xi} \quad \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \frac{1}{d_m} \|f_m\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \forall i \\ \text{s.t.} \quad y_i \sum_{m=1}^M f_m(x_i) + y_i b \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (15)$$

使用 SimpleMKL 算法求解该二次规划问题即可得到 MKL 各分类模型的参数,可以有效的解决二分

类支持向量机、支持向量机回归、一对多和一对一支持向量机、大型二分类及低内存核问题的实现。为了得到较高的分类精度,需要对参数仔细调节,本文涉及的参数调节主要包括以下两个方面:

(1) 惩罚因子  $C$ : 惩罚因子  $C$  的功能是控制对错分样本惩罚的程度,体现的是一种复杂性和线性不可分样本所占比例间的折中。

(2) 交叉验证  $K$ -fold: 交叉验证 (Cross Validation)<sup>[14]</sup>, 有时又称循环估计。 $K$  重交叉验证的过程是: 先将样本等分为  $K$  个子集, 取其中一个子集为测试集, 其余  $K-1$  个子集为训练集。依次轮番训练和测试, 直到每个子集都作了一次测试集。这样共进行了  $K$  次训练和测试的过程。最后将  $K$  次结果取平均值为最后的准确率。本文采用“5-fold”交叉检验作为判断准则。

## 2 结果

在实际应用中, 最优惩罚系数  $C$  是未知的, 本文从  $[0, 200]$  均匀抽样寻找最优惩罚系数  $C$ 。惩罚系数  $C$  在  $[0, 200]$  内以 1 为步阶增加时三种特征对应的分类精度。

由表 1 和图 3 图 4 分析可得, 选用近似熵、样本熵和 AR 系数作为前瞻性记忆脑电的特征、多核学习方法作为分类器, 可以达到较高的分类精度, 最高为 90.9%, 且获得高分类精度 (大于 70%) 的惩罚因子  $C$  的个数可达共 57 个。分类精度不随  $C$  的增加而单调变化。

另外, 样本熵 SampEn 在分类精度高于 70% 以上对应的惩罚系数  $C$  的个数最多, 说明样本熵对轻度认知功能障碍和中度认知功能障碍患者的 EEG 信号较近似熵和 AR 系数有更高的敏感性。三者中, 样本熵 SampEn 最适用于不同程度认知功能障碍患者的分类

表 1 惩罚系数  $C=[1, 200]$  不同分类精度对应  $C$  的个数

Tab.1 Number of  $C$  in  $[0, 200]$  with Corresponding classification Accuracies

Classification accuracy	100%	[90%, 100%]	[80%, 90%]	[70%, 80%]
Approximate entropy	0	3	1	17
Sample entropy	0	3	6	19
AR coefficients	0	0	2	6

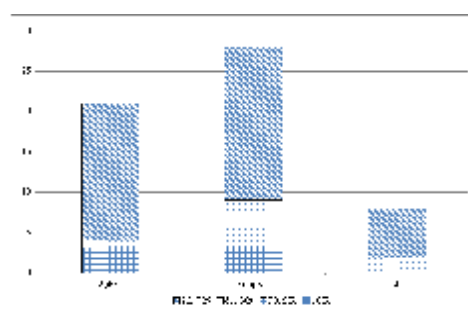


图 3 高分类精度  $C$  的个数

Fig.3 Number of  $C$

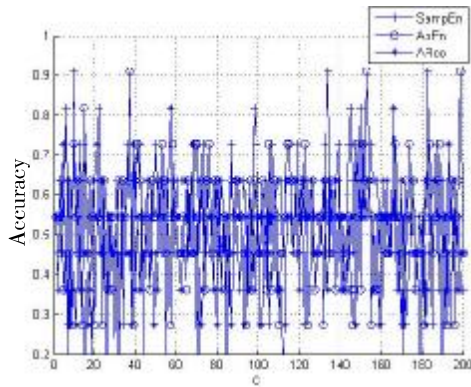


图4 不同特征的分类精度

Fig.4 Classification Accuracies of Different Features

识别的研究中。

前期研究了轻度认知功能障碍的脑卒中病人和正常人在 N-back 工作记忆任务中的脑电波提取 Daubechies4 小波进行小波系数选取 P300 特征波,送入支持向量机基分类器进行集成学习得到了分类结果为 85.7%<sup>[15]</sup>。对比可知,本文的研究对象为同样患有脑梗的认知功能正常和轻度障碍的患者,排除了脑卒中本身对分类结果的影响。且本文的研究方法是使用更新研究领域且与日常生活紧密相关的前瞻记忆,较前期工作更有临床实际意义。

### 3 结语

本文验证了选用前瞻性记忆实验作为分析认知功能障碍实验的可行性与有效性,使用近似熵、样本熵和 AR 系数作为脑电特征以及选用多核学习方法作为分类器,得到了较高的分类精度,达到了预期的效果,并比较分析了三种特征得到高分类精度的难易程度,得出样本熵对血管性轻度认知功能障碍患者的 EEG 信号具有更高的敏感性。为后期进一步研究多种程度认知功能障碍患者的分类提供了参考依据。

### 【参考文献】

- [1] 李舜伟. 认知功能障碍的诊断与治疗[J]. 中国神经精神疾病杂志, 2006, 32(2): 189-191.
- [2] 谢瑞满. 实用老年痴呆学 [M]. 上海: 上海科学技术文献出版社,

- 2010: 201-203.
- [3] 仇成轩. 老年血管性认知功能损害及其预防[J]. 中华老年心脑血管病杂志, 2004, 6(2): 73-75.
- Chou CX. Senile vascular cognitive impairment and its prevention[J]. Chinese Journal of Geriatric Cardiovascular and Cerebrovascular Disease, 2004, 6(2): 73-75.
- [4] 陈文静, 黄小波. 2 型糖尿病认知功能障碍中西医研究进展[J]. 中国中医药信息杂志, 2012, 19(7): 106-110.
- Chen WJ, Huang XB. Review of cognitive dysfunction in type 2 diabetes mellitus of Chinese and western medicine[J]. Chinese Journal of Information on Traditional Chinese Medicine, 2012, 19(7): 106-110.
- [5] Thompson C, Henry JD, Rendell PG. Prospective memory function in mild cognitive impairment and early dementia [J]. J Int Neuropsych Soc, 2010, 16: 318-325.
- [6] 李晓欧. 基于独立分量分析和共同空间模式的脑电特征提取方法[J]. 生物医学工程学报, 2011, (6): 1370-1374.
- Li XO. EEG feature extraction based on ICA and CSP algorithms[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2011, (6): 1370-1374.
- [7] 李晓欧, 张笑微, 冯焕清, 等. 基于在线 Infomax 算法的视觉诱发电位提取[J]. 中国生物医学工程学报, 2004, 23(2): 97-102.
- Li XO, Zhang XW, Feng HQ, et al. Extraction of visual evoked potentials based on on-line infomax algorithm [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2004, 23(2): 97-102.
- [8] Richman JS, Moorman JR. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. AJP-Heart Circ Physiol, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [9] 徐进, 杜占芳, 郑崇勋, 等. 基于近似熵的认知能力对事件相关电位的影响研究[J]. 西安交通大学学报, 2008, 42(10): 1300-1303.
- Xu J, Du ZF, Zheng CX, et al. Influence of cognitive faculty on event-related potential with approximate entropy analysis [J]. Journal of Xilan Jiaotong University, 2008, 42(10): 1300-1303.
- [10] 燕楠, 王珏, 魏娜, 等. 基于样本熵的注意力相关脑电特征信息提取与分类[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(10): 1237-1241.
- Yan N, Wang Y, Wei N, et al. Feature exaction and classification of attention related electroencephalographic signals based on sample entropy [J]. Journal of Xilan Jiaotong University, 2007, 41 (10): 1237-1241.
- [11] 邹清. 基于 AR 模型的脑电信号特征提取与识别 [D]. 中南大学, 2008.
- [12] Gonen M, Alpaydm E. Multiple kernel learning algorithms[J]. J Mach Learn Res, 2011, 12: 2211-2268.
- [13] Rakotomamonjy A, Bach F, Canu S, et al. Simple MKL[J]. J Mach Learn Res, 2008, 9: 2491-2521.
- [14] Li XO, Yan YN, Wei WS. Identifying patients with post-stroke mild cognitive impairment by pattern recognition of working memory load-related ERP [J]. Comput Math Methods Med, 2013, 658501: 1-10.
- [15] 范婵娟. 认知功能障碍脑电的特征提取方法研究[D]. 上海理工大学, 2013.