

1-4-2019

## De-noising Method of EEG Signal Based on MMTD and Wavelet Hard-threshold

Guoqiang Yan

*College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China;*

Ningning Zhou

*College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China;*

Shaobai Zhang

*College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## De-noising Method of EEG Signal Based on MMTD and Wavelet Hard-threshold

### Abstract

**Abstract:** To overcome the shortage of losing partial important information of hard-threshold method with EEG signal de-noising process, *a novel de-noising method based on the combination of measuring of medium truth degree (MMTD) and EEG is proposed*. By decomposing noisy signals of wavelet transform, handling threshold of high-frequency wavelet coefficients in every layer, and reconstructing post-processing of the wavelet coefficients, the purpose of noise elimination can be guaranteed. Under different noise intensity, the experimental results show that the MAWH (*MMTD and wavelet hard-threshold*) method has perspective of lower RMSE and higher SNR compared to hard-threshold and soft-threshold.

### Keywords

electroencephalograph, de-noising, hard-threshold, MMTD, wavelet transform

### Recommended Citation

Yan Guoqiang, Zhou Ningning, Zhang Shaobai. De-noising Method of EEG Signal Based on MMTD and Wavelet Hard-threshold[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1490-1495.

# 基于 MMTD 与小波硬阈值的脑电信号去噪方法

闫国强, 周宁宁, 张少白

(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210000)

**摘要:** 针对小波硬阈值去噪算法在脑电信号去噪过程中会导致部分有效信号丢失的不足, 提出基于中介真值程度度量(*Measuring of Medium Truth Degree, MMTD*)与小波硬阈值相结合的脑电信号去噪(*MMTD and Wavelet Hard-threshold, MAWH*)方法。该算法的基本思想是采用小波变换对含噪信号进行分解, 对分解后的各层高频小波系数进行阈值处理, 对处理后的小波系数重构, 以达到消噪的目的。通过仿真试验, 采用经典的 RMSE、SNR 评价标准, 将 MAWH 方法与典型的硬、软两种阈值法进行比较。结果表明, 在不同的噪声强度下, MAWH 去噪方法对脑电信号的去噪效果更加优越。

**关键词:** 脑电信号; 去噪; 硬阈值; MMTD; 小波变换

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 04-1490-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201804034

## De-noising Method of EEG Signal Based on MMTD and Wavelet Hard-threshold

Yan Guoqiang, Zhou Ningning, Zhang Shaobai

(College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China)

**Abstract:** To overcome the shortage of losing partial important information of hard-threshold method with EEG signal de-noising process, a novel de-noising method based on the combination of measuring of medium truth degree (MMTD) and EEG is proposed. By decomposing noisy signals of wavelet transform, handling threshold of high-frequency wavelet coefficients in every layer, and reconstructing post-processing of the wavelet coefficients, the purpose of noise elimination can be guaranteed. Under different noise intensity, the experimental results show that the MAWH (*MMTD and wavelet hard-threshold*) method has perspective of lower RMSE and higher SNR compared to hard-threshold and soft-threshold.

**Keywords:** electroencephalograph; de-noising; hard-threshold; MMTD; wavelet transform

## 引言

脑电信号中含有大量的信息,能够客观地反映出人近期的生理和心理状态。通过对脑电信号进行研究和分析,可以获得大量有用的医学、生理和心

理信息。脑电信号是脑机-接口和临床医学研究领域的一个热门课题<sup>[1-3]</sup>,应用十分广泛。例如脑电信号被应用在睡眠障碍检测<sup>[4]</sup>、癫痫发作检测<sup>[5]</sup>以及其它神经系统疾病方面。然而脑电信号是一种十分敏感且微弱的信号,在脑电信号收集的过程中很容易受到各种噪声的污染,因此对脑电信号去噪是脑电信号处理中不可缺少的环节。

传统的 Fourier 变换去噪方法对于处理线性平稳的信号是高效的,但由于其无法记录脑电信号局部频率特性,已不再是脑电信号去噪分析的有效方



收稿日期: 2016-05-24 修回日期: 2016-07-06;  
基金项目: 国家自然科学基金(61373065, 61170322);  
作者简介: 闫国强(1989-),男,河南开封,硕士,研究方向为数字信号处理;周宁宁(1974-),女,江苏南京,博士,副教授,研究方向为图像处理;张少白(1953-),男,江苏南京,博士,教授,研究方向为人工智能与认知科学。

<http://www.china-simulation.com>

• 1490 •

法<sup>[6]</sup>。Norden H E 等<sup>[7]</sup>提出的经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 是一种高效的自适应性数据分析方法, 并发展成为脑电信号研究领域的一个热点, 但 EMD 方法存在不足之处: 由于信号间断、脉冲干扰和噪声等因素使脑电信号极值点分布不均匀时, 会出现模态混叠现象。针对 EMD 去噪方法存在的缺陷, 2011 年 Wu Zhaohua, Norden H E 等<sup>[8]</sup>提出 EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 方法, 但此改进方法的自适应性相对较差。另一个常用的去噪方法是基于小波变换 (wavelet transform, WT) 的脑电信号降噪方法<sup>[9]</sup>, 文献<sup>[10-11]</sup>提出基于小波阈值的改进方法并取得良好的结果, 但仍会丢失部分信号信息。在实际工程中运用最多的仍然是基于小波硬阈值或软阈值的滤波方法, 这两种阈值去噪方法优点明显, 即算法简易、计算量小、拥有较高的去噪性能。但这两种方法都有一定的不足之处, 例如软阈值去噪方法会产生恒定的偏差。硬阈值方法在降噪的过程中把绝对值小于阈值点的系数置为 0, 这种处理策略丢弃了一些有用的信号, 导致信号的平滑性差。

本文针对小波硬阈值去噪方法丢失部分有效脑电信号的不足, 提出一种基于中介真值程度度量 (measuring of medium truth degree, MMTD) 与小波硬阈值的脑电信号去噪方法 (MMTD and wavelet hard-threshold, MAWH)。算法的主要思想是: 首先利用小波函数对含噪的脑电信号进行分解, 然后确定并计算出相应的阈值, 接着对分解后得到的各层高频系数利用 MAWH 阈值函数进行阈值处理, 最后重构小波系数从而达到降噪的目的。由于利用了处理模糊问题的 MMTD 方法, 在有效去除噪声的同时, 保留了更多的脑电信号的特征及细节信息。仿真试验结果表明, 本文的算法显著提高了脑电信号去噪的效果。

## 1 MMTD 简介

中介数学系统是一种数学工具, 被用于处理模糊信息和不确定性问题, 与纯粹的模糊学对比, 中介系统拥有牢固的理论和逻辑基础。洪龙教授在

2006 年创立了 MMTD 方法<sup>[12-13]</sup>, 这是一种自然的、计算机可以理解的且是基于数学逻辑的定量形式的数学方法, 并为中介逻辑的后续发展及应用奠定了基础。运用这种方法处理模糊问题, 得到的结果取决于问题的本身而不再是仅仅依靠人的主观经验, 因而科学性更高且更有说服力。许多学者已经成功地将 MMTD 方法应用到多种科研领域并取得显著的成果。例如: 周宁宁等将 MMTD 方法运用到了数字图像处理方面<sup>[14]</sup>, 文献<sup>[15]</sup>研究了一种基于 MMTD 的 ERP 软件选型评估方法。MMTD 方法在很多不同领域中的应用, 验证了其有效性和合理性。MMTD 的基本符号如下:

记  $P$  为一谓词 (概念或性质),  $x$  表示抽象或者具体的任一变元,  $P(x)$  表示  $x$  完全具有性质  $P$ 。符号 “ $\neg$ ” 标识称为反对对立否定词,  $P$  的反对对立面称为  $\neg P$ 。符号 “ $\sim$ ” 标识称为模糊否定词, 解释并读作 “部分地”。符号标识 “ $+$ ” 表示 “更” 的超态概念, 例如  $+P$  代表的含义为比  $P$  更  $P$ 。

在 MMTD 方法中, 根据超态概念<sup>[12]</sup>, 将一般数值化应用的数值区域划分为对应谓词真值的 5 个区域, 即  $\neg +P$ 、 $\neg P$ 、 $\sim P$ 、 $P$ 、和  $+P$ , 如图 1 所示。在 “真” 数值区域  $T$ ,  $\alpha_T$  是谓词  $P$  的  $\varepsilon_T$  标准度; 在 “假” 数值区域  $F$ ,  $\alpha_F$  是  $\neg P$  的  $\varepsilon_F$  标准度。

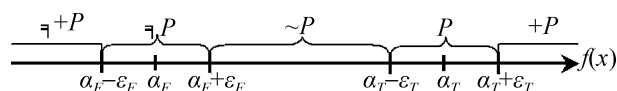


图 1 谓词的真值与数值区域对应关系

Fig. 1 The correspondence between predicate and the numerical region

在探究  $x$  相对于  $Q(Q \in \{P, \neg P\})$  的中介真值时, 考虑并利用距离的概念, 把与  $\sim P$  相应的数值部分的长度 (或距离) 作为参照。因此就可以很自然地使得变元  $x$  对于  $Q$  的中介真值程度越高,  $f(x)$  离  $\neg Q$  对应的数值区域距离就越远。因此, 每个数值区域中个体真值程度可以通过计算相对于  $P$  (或  $\neg P$ ) 的距离比率函数  $h_T(y)$  (或  $h_F(y)$ )<sup>[12]</sup> 得到。

## 2 小波阈值去噪

Donoho 提出的小波阈值降噪算法<sup>[16]</sup>简易、计算量小且拥有较高的去噪性能,因而被广泛地应用在实际工程研究中。传统的阈值函数主要有硬阈值函数和软阈值函数两种。

小波硬阈值函数如式(1)所示:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} & |w_{j,k}| \geq \lambda_{j,k} \\ 0 & |w_{j,k}| < \lambda_{j,k} \end{cases} \quad (1)$$

小波软阈值函数如式(2)所示:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - \lambda) & |w_{j,k}| \geq \lambda_{j,k} \\ 0 & |w_{j,k}| < \lambda_{j,k} \end{cases} \quad (2)$$

其中  $\hat{w}_{j,k}$  为不含噪声的脑电信号系数的估计值;  $\lambda_{j,k}$  为选取的阈值,其值的选取对去噪效果的优劣存在着较大的影响,  $w_{j,k}$  为含有噪声的脑电信号分解后的高频系数。

## 3 改进硬阈值去噪方法

### 3.1 基于 MMTD 的硬阈值函数

硬阈值降噪算法虽然在很多领域运用广泛,但算法本身在阈值点的处理存在着缺陷,即阈值  $\hat{w}$  在  $\lambda$  和  $-\lambda$  处是不连续的。针对该算法在去噪方面存在的不足,本文提出一种 MAWH 去噪方法。采用一维空间下的  $h_T(w)$  函数来决定选取的阈值点左右区域高频系数舍弃和保留的程度,进而确定该系数值滤除或保留,并计算出需要相乘的权值。其主要思路如下:

记  $P(w)$  表示在脑电信号去噪处理过程中小波系数值  $w$  完全保留;  $\neg P(w)$  表示脑电信号去噪时系数值  $w$  全部滤除; 对于不确定的模糊区域  $\sim P(w)$  的小波系数, 确定  $P$  与  $\neg P$  相对应的数值区域如图 2 所示。

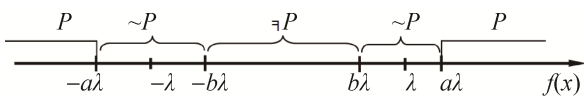


图 2 脑电信号分解后的高频系数与谓词之间的对应关系  
Fig. 2 Correspondence between high frequency coefficients and predicates after decomposition of signals

如图 2 所示,依据小波阈值  $\lambda$  为基准,小波系数绝对值在  $a\lambda \sim b\lambda$  的区间作为系数值过渡的模糊区域( $a > b > 0$ ),根据中介真值理论分析和试验测试本文取  $a=1.001$ ,  $b=0.999$ 。小波系数绝对值小于阈值  $\lambda$  的基本属于噪声,此数值区域中存在较少的脑电信号细节,因此取小波系数绝对值处于  $b\lambda \sim \lambda$  的范围为模糊区域。但小波系数绝对值大于阈值  $\lambda$  的周围区域也含有不少噪声,为了更高效的滤除脑电信号中包含的噪声并保留脑电信号有效的细节部分,小波系数绝对值在  $\lambda \sim a\lambda$  范围内的值也纳入模糊区域,小波系数是否保留及保留程度由该系数相对于  $P$  的真值程度确定。

根据图 2,可得小波系数相对于真值  $P$  的距离比例函数  $h_T(w)$  为:

$$h_T(w) = \begin{cases} 1 & w > a\lambda \\ \frac{w-b\lambda}{(a-b)\lambda} & b\lambda < w \leq a\lambda \\ 0 & -b\lambda < w \leq b\lambda \\ \frac{w+b\lambda}{(a-b)\lambda} & -a\lambda < w \leq -b\lambda \\ 1 & w \leq -a\lambda \end{cases} \quad (3)$$

小波系数  $w$  的保留程度由  $h_T(w)$  值定量地决定。若  $h_T(w)$  的值越大,保留的程度就越大;相对应地  $h_T(w)$  值越小,保留的程度就越小;  $h_T(w)=0$  时,表示此时小波系数需要完全滤除;  $h_T(w)=1$  时,表示脑电信号中无噪声,高频系数全部保留。

改进后基于 MMTD 的 MAWH 阈值函数如下:

$$\hat{w} = h_T(w) * w = \begin{cases} w & w > a\lambda \\ w \frac{w-b\lambda}{(a-b)\lambda} & b\lambda < w \leq a\lambda \\ 0 & -b\lambda < w \leq b\lambda \\ w \frac{w+b\lambda}{(a-b)\lambda} & -a\lambda < w \leq -b\lambda \\ w & w \leq -a\lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\hat{w}$  表示含有噪声的脑电信号经小波分解后高频部分的小波系数。如公式(4)所示,改进后的阈值函数既改进了硬阈值方法在选取的阈值点  $\lambda$  处不连续的缺陷,又考虑到了阈值点左右过渡区域

的去噪特性。

### 3.2 脑电信号去噪的主要步骤

假设有一采样脑电信号, 记为:

$$f(t) = s(t) + e(t), t = 0, \dots, N-1 \quad (5)$$

式中:  $f(t)$  为含噪脑电信号;  $s(t)$  为真实脑电信号;  $e(t)$  为脑电信号中夹杂的高斯白噪声。本文提出的去噪方法主要步骤如下:

1) 从小波函数中选取适当的分解函数, 确定分解层数  $j$ , 仿真实验中取 db3 小波函数、 $j=5$ , 把从数据集中随机抽取的脑电信号进行分解至  $j$  层。

2) 确定阈值的计算方法并计算各层的阈值, 记为  $\lambda_{j,k}$ 。Donoho 给出的阈值计算式虽然具有普适性, 但其值在每一层上都是恒定的, 这对约束不同分解层上的噪声是具有缺陷的<sup>[17]</sup>。在实验中取优化后的阈值, 则

$$\lambda_{j,k} = \text{median}(w_{j,k}) \times \sqrt{2 \ln N} / (\log(j+1) \times 0.6745) \quad (6)$$

式中:  $N$  是相应层的小波变换系数的个数。

3) 确定脑电信号经小波分解后得到的小波系数数值区域与谓词之间的对应关系, 进而确定小波系数的模糊区域。

4) 由于 Donoho 硬阈值算法在阈值点的处理存在缺陷, 导致部分有效的脑电信号细节丢失。本文将 MMTD 算法处理模糊问题的优点与小波硬阈值去噪的优点结合起来进行滤波, 将第一步分解后得到的高频小波系数与经式(6)计算得到的值进行比较, 绝对值大于  $a\lambda$  的高频系数全部保留; 绝对值小于  $b\lambda$  的高频系数取为零; 对于绝对值在  $b\lambda \sim a\lambda$  之间的模糊区域用式(4)处理, 将其计算后得到的值作为分解后的高频系数。

5) 最后将低频系数与经本文 MAWH 方法滤波后得到高频系数进行重构, 得到去噪后的脑电信号。

## 4 实验结果及分析

为了证明本文提出的改进算法在脑电信号去噪方面的优越性和高效性, 本文试验在 MATLAB 2009b 平台上对实验数据进行处理, 实验中的脑电

信号数据来源于 Berlin BCI 研究团队。本文采取主观视觉评价方法及具有客观经典的 SNR、RMSE 两个指标来评价本文的 MAWH 算法。其中 SNR、RMSE 定义分别为:

$$\text{SNR} = 10 \times \log_{10} \left( \frac{\sum_{i=1}^N s^2(i)}{\sum_{i=1}^N (s(i) - x(i))^2} \right) \quad (7)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s(i) - x(i))^2} \quad (8)$$

$s(i)$  表示数据集中的原始脑电信号;  $x(i)$  是滤波或者去噪后的脑电信号;  $N$  为脑电信号的长度; 若通过试验得到结果是 SNR 值越大、RMSE 的值越小, 说明脑电信号的去噪效果越好。

本文在仿真试验中对脑电信号添加噪声时输入的 SNR 值为 20 dB, 选用 db3 函数分解脑电信号, 分解层数为 5 层(取  $a=1.001$ ,  $b=0.999$ ), 得到的试验结果见表 1。数据 1 对应的去噪图像图 3~4 所示。

表 1 脑电信号 3 种方法去噪效果结果对比  
Tab. 1 Comparison of signal de-noising results by three methods

数据	评价指标	软阈值	硬阈值	改进阈值
1	SNR	15.05	17.53	18.10
	RMSE	594.71	446.82	413.05
2	SNR	17.08	8.81	19.18
	RMSE	831.84	681.27	652.41
3	SNR	5.58	7.66	8.67
	RMSE	3 098.74	2 439.56	2 172.31
4	SNR	5.76	7.89	8.72
	RMSE	3 026.46	2 367.35	2 152.66
5	SNR	15.29	17.55	18.18
	RMSE	120.11	92.58	86.09
6	SNR	15.37	16.95	17.67
	RMSE	508.97	424.26	390.52
7	SNR	16.11	17.47	17.95
	RMSE	843.24	721.34	682.81
8	SNR	15.85	17.19	17.66
	RMSE	468.42	401.51	380.37
9	SNR	13.38	15.68	16.07
	RMSE	703.675	39.93	516.19
10	SNR	14.63	16.71	17.37
	RMSE	92.10	72.52	67.24

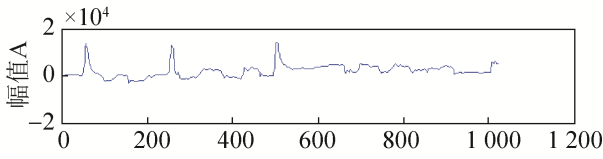


图3 硬阈值方法去噪后的信号  
Fig. 3 Hard threshold method for de-noising signals

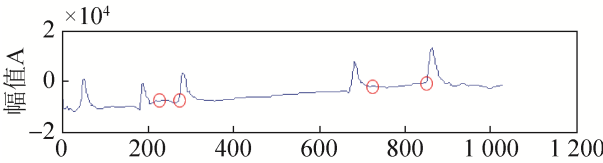


图4 改进后的去噪信号  
Fig. 4 Improved de-noising signal

数据2对应的去噪图像如图5~6所示。

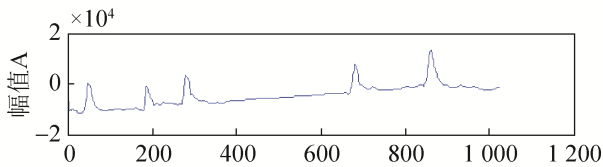


图5 硬阈值方法去噪后的信号  
Fig. 5 Hard threshold method for de-noising signals

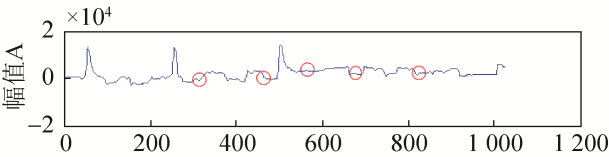


图6 改进后的去噪信号  
Fig.6 Improved de-noising signal

由于噪声强度的不同对信号的干扰程度不同，从数据集中再随机挑选2条数据，采用不同的信噪比进行试验。其中一条数据对应的试验结果如表2所示，另一条数据对应的试验结果如表3所示。

表2 在不同噪声强度下 EEG 去噪效果 SNR 对比  
Tab. 2 EEG de-noising effect SNR contrast under different noise intensity

信噪比	评价标准	软阈值	硬阈值	改进阈值
10	SNR	8.77	9.53	10.04
12	SNR	10.12	11.07	11.50
14	SNR	11.28	12.54	13.14
16	SNR	13.03	14.70	15.15
18	SNR	14.38	16.56	16.99
20	SNR	15.39	17.39	18.41

表3 不同噪声强度下 EEG 去噪效果 RMSE 对比  
Taob. 3 RMSE comparison of EEG de-noising effect under different noise intensity

信噪比	评价标准	软阈值	硬阈值	改进阈值
10	RMSE	279.39	248.05	237.78
12	RMSE	230.01	204.11	196.19
14	RMSE	195.21	166.84	159.17
16	RMSE	164.51	141.18	133.08
18	RMSE	144.53	118.29	112.14
20	RMSE	126.56	101.70	94.58

通过对比去噪后得到的图3~6，可以看出本文 MAWH 算法的去噪图像比硬阈值算法的去噪图像更为平滑，并且还可以从度量标准上分析去噪效果的优劣。表1中的数据1~10是从数据集中随机抽取的10条数据，对于每条数据做大量的实验并从中随机抽取10次实验结果取其平均值。从表1中比较三种算法的SNR和RMSE的值，其中本文给出的MAWH算法的SNR的值最大，同时RMSE的值也最小，在定量标准上证明了使用本文的MAWH算法明显提高了脑电信号去噪的效果且明显优于其他2种算法。表2、表3中的数据表明在不同噪声强度下本文提出的算法在去噪方面也是更有效的。

## 5 结论

本文将处理模糊问题的MMTD方法和小波硬阈值方法结合起来运用到脑电信号去噪中，并提出了一种新的去噪方法。仿真实验结果表明，采用新方法去噪后的脑电信号比传统的小波硬阈值滤波、小波软阈值滤波去噪后的脑电信号更平滑并能保留更多的细节，视觉效果更好。同时，采用经典的SNR、RMSE客观评价指标对实验结果进行评价，可以看出本文提出的去噪方法能得到更高的SNR值和更低的RMSE值。由此表明，本文提出的去噪方法能够很好地解决去噪性平滑与信号细节保留之间的矛盾，去噪效果优越，是一种可行有效的去噪方法。本文的研究为后续工作的进行打下良好的基础，下一步将对脑电信号特征提取和分类进行研究。

## 参考文献:

- [1] Zou L, Zhang Y, Yang L T, et al. Single-Trial Evoked Potentials Study by Combining Wavelet Denoising and Principal Component Analysis Methods[J]. *Journal of Clinical Neurophysiology(S0736-0258)*, 2010, 27(1): 17-24.
- [2] Albera L, Kachenoura A, Comon P, et al. ICA-Based EEG Denoising: a Comparative Analysis of Fifteen Methods[J]. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences(S0239-7528)*, 2012, 60(3): 407-418.
- [3] Yu X, Chum P, Sim K. Analysis the Effect of PCA For Feature Reduction in Non-Stationary EEG Based Motor Imagery of BCI Sys-tem[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics(S0030-4026)*, 2014, 125(3): 1498-1502.
- [4] Pisarenco I, M Caporro, C Prosperetti, et al. High-density electroencephalography as an innovative tool to explore sleep physiology and sleep related disorders [J]. *International Journal of Psychophysiology Official Journal of the International Organization of Psychophysiology(S0617-8760)*, 2014,92(1):8-15.
- [5] D K Binder, S R Haut. Toward new paradigms of seizure detection[J]. *Epilepsy & Behavior(S1525-5050)*, 2013, 26(3): 247-252.
- [6] 梁延研, 蔡占川, 李坚, 等. 尺度不变 V 变换信号消噪 [J]. *计算机学报*, 2013, 36(9): 1929-1942.  
Liang Yanyan, Cai Zhanchuan, Li Jian, et al. Scale-invariant V-transform signal denoising[J]. *Chinese Journal of Computer*, 2013, 36(9):1929-1942.
- [7] Norden H E, Zhang Shen, Steven L R, et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrumfor Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society: A Mathematical Physical & Engineering Sciences (S1364-5021)*, 1998, 454(1971): 903-995
- [8] Wu Zhaohua, Norden H E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-assisted Data Analysis Method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis(S1793-5369)*, 2011, 1(1): 1-41.
- [9] Poornachandra S. Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ECG signals[J]. *Digital Signal Processing(S1051-2004)*, 2008, 18(1): 49-55.
- [10] 马玉良, 许明珍, 余青山, 等. 基于自适应阈值的脑电信号去噪方法[J]. *传感技术学报*, 2014(10):1368-1372.  
Ma Yuliang, Xu Mingzhen, She Qingshan, et al. EEG Signal Denoising Method Based on Adaptive Threshold [J]. *Sensing Technology Journal*, 2014(10): 1368-1372.
- [11] Cao Dong, He Xiaohua, Yi Jun. Novel Threshold Function Wavelet De-Noising Algorithm Based on Cubic Spline Interpolation[J]. *Information Science and Engineering(S2160-1283)*, 2012, 10(1109): 400-403.
- [12] 洪龙, 肖奚安, 朱梧楦. 中介真值程度的度量及其应用(I)[J]. *计算机学报*, 2006, 29(12): 2186-2194.  
Hong Long, Xiao Xi'an, Zhu Wujia. Measuring of Medium Truth Degree and Application(I)[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(12): 2186-2194.
- [13] 洪龙, 肖奚安, 朱梧楦. 中介真值程度的度量及其应用(II)[J]. *计算机学报*, 2007, 30(9): 1551-1558.  
Hong Long, Xiao Xi'an, Zhu Wujia. Measuring of Medium Truth Degree and ApXiaoplication(II)[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(9): 1551-1558.
- [14] Ningning Zhou, Long Hong, Shaobai Zhang. Image Medium Similarity Measure and Its Applications[J]. *Neurocomputing(S0925-2312)*, 2014, 140(140): 219-227.
- [15] 张贵, 张育平, 陈海燕. 基于中介真值程度度量的 ERP 软件选型评估方法[J]. *计算机与现代化*, 2015(2): 40-43.  
Gui Zhang, Yuping Zhang, Haiyan Chen. Evaluation Method of ERP Software Selection Based on Measure of Intermediate Truth Degree[J]. *Computer and Modernization*, 2015(2): 40-43.
- [16] Donoho D L, Johnston I M. Ideal Spatial Adaptive Via Wavelet Shrinkage[J]. *Biometrik(S0006-3444)*, 1994, 81(3): 425-455.
- [17] Nguyen-KyT, Wen P, Li Y. et al. Consciousness and Depth of Anesthesia Assessment Based on Bayesian Analysis of EEG Signals[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactionson(S0018-9294)*, 2013, 60(6): 1488-1498.