

9-2-2020

## EEMD Denoising Method for Neuronal Spike Signals

Wan Hong

*School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;*

Guan Lei

*School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;*

Xinyu Liu

*School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, 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.

---

## EEMD Denoising Method for Neuronal Spike Signals

### Abstract

**Abstract:** Spikes which are the basis of the research of brain information are sensitive to noise because they are broadband and small amplitude signal. *Based on the fact that spikes are intermittent and nonstationary signals, EMD's improved algorithm EEMD was adopted to remove noise from neuronal spike signals with wavelet-threshold method.* EEMD can solve EMD's model mixing by separating the intermittent composition in the signal effectively. Comparing with EMD with wavelet-threshold and Multivariate Wavelet, *the result of simulation and real data shows that this method can not only improve SNR but also reduce spike waveform distortion. Among the three denoising methods, EEMD is the most effective by improving an average of 4.177 2 db in SNR.* It is important for the detection and the next step analysis research of spike.

### Keywords

spike, EEMD, wavelet-threshold method, signal-to-noise ratio

### Recommended Citation

Wan Hong, Guan Lei, Liu Xinyu. EEMD Denoising Method for Neuronal Spike Signals[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(1): 118-124.

# 锋电位检测信号的 EEMD 去噪方法研究

万红, 管磊, 刘新玉

(郑州大学电气工程学院, 郑州 450001)

**摘要:** 神经元锋电位(spike)是研究大脑信息编码的基础, 因其宽带、小幅值等特点而极易受噪声干扰。针对 spike 信号的间歇性及非平稳性, 采用经验模态分解(EMD, Empirical Mode Decomposition)的改进算法--整体平均经验模态分解(EEMD, Ensemble Empirical Mode Decomposition)对 spike 检测信号进行分解并结合小波阈值法进行去噪。EEMD 能将信号中间歇性成分有效分离出来, 解决了 EMD 产生的模态混叠问题。基于仿真和实测数据将其与 EMD 去噪方法及多元小波去噪法进行比较, 结果表明: EEMD 去噪方法不仅有效提高了 spike 检测信号的信噪比, 而且降低了 spike 波形的畸变。在 3 种去噪方法中, EEMD 去噪方法效果最为显著, 对仿真信号的信噪比平均提高了 4.177 2 dB。为随后 spike 信号的分类和信息编码奠定了良好基础。

**关键词:** 锋电位; 整体平均经验模态分解; 小波阈值法; 信噪比

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 01-0118-07

## EEMD Denoising Method for Neuronal Spike Signals

Wan Hong, Guan Lei, Liu Xinyu

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Spikes which are the basis of the research of brain information are sensitive to noise because they are broadband and small amplitude signal. Based on the fact that spikes are intermittent and nonstationary signals, EMD's improved algorithm EEMD was adopted to remove noise from neuronal spike signals with wavelet-threshold method. EEMD can solve EMD's model mixing by separating the intermittent composition in the signal effectively. Comparing with EMD with wavelet-threshold and Multivariate Wavelet, the result of simulation and real data shows that this method can not only improve SNR but also reduce spike waveform distortion. Among the three denoising methods, EEMD is the most effective by improving an average of 4.177 2 db in SNR. It is important for the detection and the next step analysis research of spike.

**Keywords:** spike; EEMD; wavelet-threshold method; signal-to-noise ratio

## 引言

神经元锋电位(spike)是动作电位的胞外检测信号, 是大脑进行信息编码、处理和传递等功能实

现的基础, 因此, spike 信号的精确获取是研究大脑信息处理机制的前提<sup>[1]</sup>。胞外采集的 spike 检测信号具有间歇性、小幅值、非平稳等特性, 易受噪声的干扰而产生畸变, 甚至被背景噪声淹没, 信噪比较低, 给 spike 检测及后续分析带来了极大困难。因此提高 spike 信号信噪比、减少 spike 的畸变对 spike 信号的检测及分析有着重要意义与作用<sup>[2]</sup>。

近年来国内外研究者们针对提高 spike 检测信



作者简介: 万红(1964-), 女, 辽宁沈阳人, 博士, 教授, 博导, 研究方向为信号采集与信号处理; 管磊(1989-), 男, 河南信阳人, 硕士, 研究方向为信号采集与处理  
收稿日期: 2013-11-21 修回日期: 2014-03-13  
基金项目: 国家自然科学基金(60971110); 河南省科技攻关计划项目(122102210102)

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

号信噪比的问题提出了一系列的解决方法。王清波等<sup>[3]</sup>提出了基于非线性能量算子(Nonlinear Energy Operator, NEO)和匹配滤波的算法提高 spike 信噪比, NEO 对时域信号中间断出现的脉冲式信号很敏感, 当信号的幅值为常数时, NEO 输出值为 0, 当信号的幅值变化剧烈时, NEO 在波峰处达到最大值, 因此可以增强 spike 而抑制小幅值噪声; Musial 等<sup>[4]</sup>采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)来对 spike 进行去噪, 其假设用微电极阵列采集到的各通道中噪声相关, PCA 变换后贡献率最大的主成分即代表噪声分量, 将其减去便可实现相关噪声的抑制; 封洲燕等<sup>[2]</sup>更进一步将 PCA 与小波去噪结合, 在 spike 信号相互独立且包含相关噪声时效果较好。以上算法虽然都提高了 spike 检测信号的信噪比, 但是也存在一些局限性, 如 NEO 算法对不连续的变化敏感, 易将信号中大幅值噪声误记录下来, 形成虚假 spike 信号; 基于 PCA 的算法利用各通道中信号相关性弱来去除噪声, 但当微电极间距较小时, 信号在各通道相关性较强, PCA 反而会削弱锋电位信号。

本课题组对锋电位的去噪也进行了深入研究, 文献[1, 5]根据微电极阵列记录信号中通道间噪声相关性较强的特点, 采用多元小波去噪方法(Multivariate Wavelet, MW)对噪声进行抑制, 对 spike 信噪比和畸变有较大改善。但是, 小波去噪存在基函数的选取问题, 无法切合信号不断变化的特性, 且对脉冲型信号的去噪效果有限。

因此, 具有自适应特性的经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)日渐获得研究者的青睐, Liang 等<sup>[6-7]</sup>的研究表明 HHT 是神经电信号分析的强有力工具, 对非平稳信号尤其适用。EMD 的本质是将信号中不同尺度的波动、趋势逐层分解, 产生一系列不同频率尺度的 IMF, 分解过程完全基于数据本身。随着研究深入, 发现在应用 EMD 过程中, 当信号中存在间歇性成分时, 经常出现模态混叠现象(即一个 IMF 中包含差异极大的特征时间尺度, 或者相近的特征时间尺度分布

在不同 IMF 中)。研究证明<sup>[8]</sup>, 模态混叠是间歇性信号的反映, 不仅造成信号时频分布的严重偏移, 掩盖了各 IMF 分量的真实内涵, 使各个 IMF 的物理意义不明确。

针对此问题, Wu 和 Huang 提出了 EMD 的改进算法—整体平均经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)。EEMD 以 EMD 为内核, 利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性, 使加入白噪声后的信号具有均匀分布的分解尺度, 将间歇性信号有效分离出来。本文首次采用 EEMD 结合小波阈值的方法对间歇性 spike 检测信号进行去噪处理。用 EEMD 对 spike 信号进行分解得到不同尺度的 IMF, 将间歇性 spike 信号准确的分离出来, 然后对部分 IMF 层分别进行阈值去噪并用去噪后的 IMF 来重构信号, 其中阈值的选取依各层的噪声方差而定。文中分别用仿真信号和大鼠初级视觉皮层(V1 区)采集的实测 spike 信号对去噪算法进行验证, 统计性结果分析证明 EEMD 去噪方法效果显著, 能很好的适用于神经元锋电位去噪处理。

## 1 方法

### 1.1 经验模态分解

EMD 将信号  $x(t)$  分解成一系列不同的 IMF, 对于每个 IMF 必须满足以下 2 个条件: ①在整个信号长度上, 极值点和过 0 点的数目必须相等或者至多只相差一个; ②在任意时刻由极大值定义的上包络线和由极小值定义的下包络线的平均值为 0, 即信号的上下包络线对称于时间轴<sup>[8]</sup>。

EMD 分解首先确认信号  $x(t)$  所有的极大值和极小值点, 采用 3 次样条函数拟合出  $x(t)$  的上包络线和下包络线, 并取上下包络线的均值为信号  $x(t)$  的平均包络线  $m_1(t)$ 。然后用信号  $x(t)$  减去  $m_1(t)$  得到一个新的信号数据  $h_1(t)$ , 即

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1)$$

就一般情况而言此时  $h_1(t)$  仍然不满足 IMF 的 2 个条件, 故需要再将  $h_1(t)$  作为待处理的信号

$x(t)$ ，然后继续进行上述的过程直到满足判定条件。这样  $h_{1(k)}(t)$  就为第一阶的 IMF 分量  $c_1(t)$ ， $k$  表示达到判定条件时的迭代次数。计算剩余值  $r(t)$

$$r(t) = x(t) - c_1(t) \quad (2)$$

对  $r(t)$  进行上述平稳化处理可得到第 2 个 IMF 分量  $c_2(t)$ ，重复下去直到最后一个差值序列  $r_n(t)$  为单调函数，不可再分解， $r_n(t)$  代表原始信号  $x(t)$  的均值或趋势。

最终原始信号  $x(t)$  可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (3)$$

## 1.2 整体平均经验模态分解

EEMD 是一种借助噪声的数据分析方法，每次将不同的白噪声添加到被分析的信号中，并对添加了白噪声的信号进行多次 EMD 分解，将所有分解获得的对应 IMF 分量求平均，得到最终 IMF。经过整体平均后的 IMF 与只进行一次 EMD 分解的 IMF 相比，可以自动消除模态混叠问题，使得物理意义更明确。

对信号  $x(t)$  进行 EEMD 首先要在  $x(t)$  中多次加入一定强度的白噪声  $\text{noise}_n(t)$  以得到加噪后的待处理信号  $x_n(t)$ ：

$$x_n(t) = x(t) + k \times \text{noise}_n(t) \quad (4)$$

其中： $k$  表示白噪声信号的幅值系数， $\text{noise}_n(t)$  表示第  $n$  次加入的白噪声；再对  $x_n(t)$  分别进行 EMD 分解，得到 IMF 分量  $c_{j,n}$ ， $c_{j,n}$  表示第  $n$  次加入白噪声后分解得到的第  $j$  个 IMF 分量 ( $j = 1, 2, \dots, J$ )。

接着利用不相关随机序列统计均值为 0 的性质，对所有  $c_{j,n}$  进行整体平均以抵消多次加入白噪声对实际 IMF 的影响，最终 EEMD 分解的结果为

$$c_j = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N c_{j,n} \quad (5)$$

其中： $N$  指添加白噪声序列的次数，也即执行 EMD 的总次数 ( $n = 1, 2, \dots, N$ )。上述步骤中加入的白噪声  $\text{noise}_n(t)$  每次是随机产生的，符合高斯分布但相对独立，也就是说  $N$  次 EMD 分解中的  $\text{noise}_n(t)$  各不相同，但幅值水平相同，由系数  $k$  衡量。文献[8]表明： $k$  用输入信号  $x(t)$  的标准偏差乘以一个系数

来确定，这样当 EMD 的总次数  $N$  很大如多达一 200 次时，残余噪声引起的误差会处在较低水平(不足 1%)，建议在  $N=100$  时， $k$  取为信号标准偏差乘以 0.01~0.5 较为适宜。本文中， $N$  一致取为 100， $k$  取为 0.4 倍信号标准差。

## 1.3 spike 检测信号去噪

本文利用小波阈值去噪法，滤除不同尺度 IMF 中的背景噪声，使去噪的同时保证信息的完整性，对前几层 IMF 做门限阈值处理后再重构，选用软限幅函数<sup>[9]</sup>：

$$\hat{c}_i(t) = \begin{cases} 0 & |c_i(t)| \leq \tau_i \\ \text{sign}(c_i(t))(|c_i(t)| - \tau_i) & |c_i(t)| > \tau_i \end{cases} \quad (6)$$

$$\tau_i = \sigma_i \sqrt{2 \log(L)} \quad (7)$$

其中： $\tau_i$  表示第  $i$  层 IMF 的阈值； $\sigma_i^2$  表示第  $i$  层噪声的方差； $L$  表示 IMF 的信号长度； $\sigma_i = \text{MAD}_i / 0.6745$ ； $\text{MAD}_i$  表示第  $i$  层 IMF 的绝对偏差中位数 ( $\text{MAD}_i = \text{Median}\{|c_i(t) - \text{Median}\{c_i(t)\}|\}$ )；0.6745 是高斯分布的校准因子<sup>[2]</sup>。 $\hat{c}_i(t)$  为去噪后的 IMF 层。

然后用得到的  $\hat{c}_i(t)$  来重建去噪后的信号：

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^m \hat{c}_i(t) + \sum_{i=m+1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (8)$$

其中：右边第 1 项表示对 EEMD 分解出的前  $m$  项 IMF 进行去噪处理；第 2 项为剩余的  $(n-m)$  项 IMF，并未进行去噪而是直接叠加。这样处理是因为后面的 IMF 层中包含的噪声很少，若用阈值去噪会滤除信号的信息。

综上所述，spike 检测信号去噪的总体流程如下：

- (1) 首先给定待处理的 spike 检测信号  $x(t)$ ，EMD 执行的总次数  $N$ 、白噪声信号的幅值系数  $k$ ；
- (2) 依照式(4)共  $N$  次向  $x(t)$  中加入一定强度的白噪声，并分别对每次得到的加噪 spike 信号进行 EMD 分解；
- (3) 对  $N$  次 EMD 分解得到的 IMF 求整体平均  $c_j$ ；
- (4) 用公式(7)计算各层 IMF 的阈值  $\tau_j$ ，再用公式(6)得到阈值处理后的去噪后的 IMF 分量  $\hat{c}_i(t)$ ；
- (5) 重建 spike 检测信号。

## 1.4 去噪效果衡量指标

为评估去噪方法的效果, 本文选用信噪比(signal-to-noise ratio, SNR), spike 标准差(standard deviation, SD)作为去噪效果衡量指标。

### 1.4.1 信噪比

信噪比是评价信号噪声强弱的最常用的指标。本文采用的信噪比计算公式如下<sup>[10]</sup>:

$$\text{SNR} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\text{AM}_i^{\max} - \text{AM}_i^{\min}}{\text{rms}(\text{noise}_i)} \quad (9)$$

其中:  $\text{AM}_i^{\max}$  表示第  $i$  个 spike 的最大幅值;  $\text{AM}_i^{\min}$  表示第  $i$  个 spike 的最小幅值;  $\text{noise}_i$  表示第  $i$  个噪声信号;  $i=1,2,\dots,m$  表示  $m$  个信号; rms 表示均方根 (root-mean-square)。本文将每个 spike 负峰值点前 0.5-2.1 ms (共 48 个采样点) 之间的信号作为噪声信号<sup>[1]</sup>。

### 1.4.2 spike 标准差

理论上同一个电极记录的来自同一个神经元的 spike 波形完全相同, 然而噪声的存在使得记录到的 spike 之间存在一定的差异, 波形间的差异随噪声强度增大而增大<sup>[5]</sup>。因此, 计算 spike 标准差可以反映 spike 波形变化大小, 间接衡量了去噪算法的效果。spike 标准差的计算公式如下<sup>[2]</sup>

$$\text{SD} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (S_i(k) - \overline{S_i(k)})^2 \right]^{1/2} \quad (10)$$

其中:  $S_i(k)$  表示与 spike 波形的负峰对齐的来自同一个神经元的 spike 采样数据;  $\overline{S_i(k)}$  表示第  $j$  个 spike 的均值;  $i=1,2,\dots,M$  表示每个 spike 的采样点数为  $M$ ;  $j=1,2,\dots,N$  表示共有  $N$  个 spike。

## 2 实验

### 2.1 仿真数据

#### 2.1.1 仿真数据的建立

本文建立的仿真数据是从多次实测数据中得到的, 从实测数据中分别选取 5 个不同神经元发放的 spike 进行叠加平均, 然后随机指定各个 spike 的发放时刻进行连接, 产生 10 通道模板信号, 然后利用加性含白噪声信号模型产生时长为 68.3 ms 的 10 通道原始信号。对 10 通道原始信号设置 6 个白噪声级别, 分别为 -18 Db, -15 dB, -12 dB, -10 dB, -9 dB, -6 dB, 进行了统计性分析。

图 1 给出原始信号在 -10 dB 噪声级别下第一通道的 EMD 和 EEMD 分解的 IMF 效果对比图, 通过各 IMF 层能量对比发现 spike 信号的能量的 90% 以上集中于前 5 层 IMF, 故绘出前 5 层 IMF 对比图。相比于 EEMD, EMD 的 IMF2~IMF5 出现了模态混叠现象。

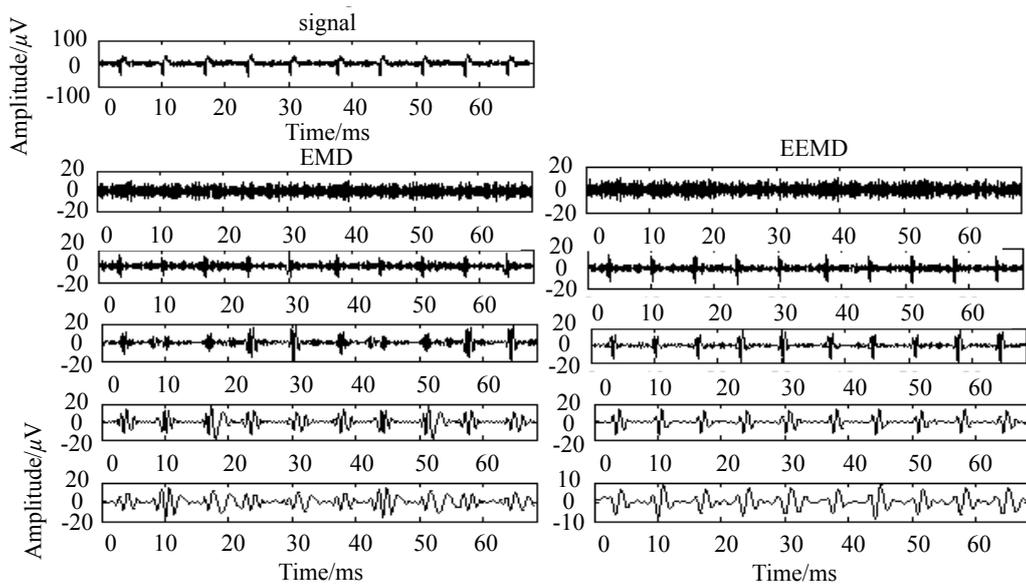


图 1 第一通道的 EMD 和 EEMD 分解效果对比(前 5 层 IMF)

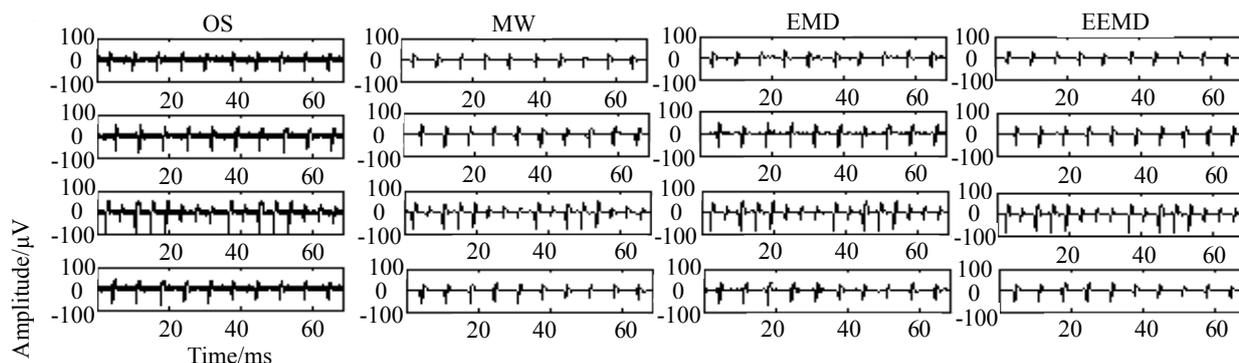
2.1.2 仿真数据结果

图 2 为 EEMD 去噪方法对原始信号前 4 个通道(噪声级别-10 dB)进行去噪, 并与 EMD 去噪方法和多元小波去噪法<sup>[5]</sup>(选用 ‘sym4’ 小波, 分解为 5 层)作对比。图 2(a)中由左往右分别是原始信号(OS), 多元小波去噪信号(MW), EMD 去噪方法(EMD), EEMD 去噪方法(EEMD)对仿真信号去噪后的效果图; (b)为仿真信号信噪比和 spike 标准差对比直方图。如图表明,EEMD 方法去噪效果最好。

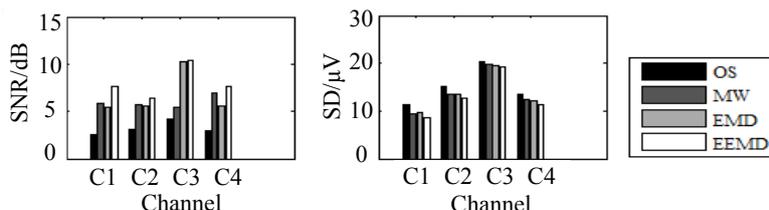
为定量评价算法质量, 表 1 给出仿真信号的信噪比和 spike 标准差。由表 1 可知, 去噪前后, 多元小波去噪方法, EMD 去噪方法, EEMD 去噪方法在信噪比上分别平均提高 2.762 9 dB, 3.482 5 dB, 4.796 1 dB, spike 标准差上平均减小了 1.223 1

$\mu\text{V}$ , 1.220 7  $\mu\text{V}$ , 2.019 8  $\mu\text{V}$ 。为了进一步说明算法的可靠性, 对 6 个噪声级别(-18 dB, -15 dB, -12 dB, -10 dB, -9 dB, -6 dB)的白噪声进行检验, 并给出 3 种方法在不同噪声级别下对信噪比提高的平均值对比。

图 3 为 10 通道模板信号在六种噪声级别下, 分别用 3 种方法去噪后信噪比提高平均值的统计性分析。如图 3 所示, 通过 60 组仿真数据的对比, 发现 EEMD 去噪方法在信噪比上平均提高了 4.177 2 dB, EMD 去噪方法平均提高了 2.451 3 dB。多元小波去噪方法平均提高了 2.516 8 dB。EEMD 去噪方法在信噪比提高效果上显著优于 EMD 去噪方法和多元小波去噪方法。因此能够有效提高间歇性 spike 信号的检测效果。



(a) 3 种方法去噪效果示意图



(b) 3 种方法去噪信噪比与标准差示意图

图 2 3 种方法去噪效果对比图

表 1 仿真信号的信噪比与 spike 标准差

		Channel 1	Channel 2	Channel 3	Channel 4
SNR/dB	OS	2.584 0	3.067 3	4.241 3	3.017 5
	MW	5.865 9	5.702 4	5.431 9	6.961 4
	EMD	5.488 5	5.564 6	10.233 6	5.553 3
	EEMD	7.663 6	6.427 1	10.322 3	7.681 4
SD/ $\mu\text{V}$	OS	11.221 8	15.074 2	20.246 8	13.456 9
	MW	9.384 5	13.487 2	19.798 6	12.437 1
	EMD	9.676 1	13.602 5	19.608 7	12.229 8
	EEMD	8.690 4	12.605 4	19.288 4	11.336 5

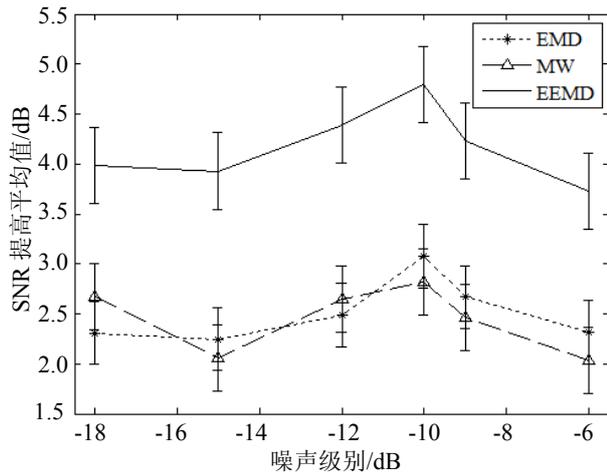


图 3 3 种方法对信噪比提高平均值对比图

### 2.2.1 实测数据的采集及预处理

实测数据是采用  $2 \times 8$  微电极阵列从麻醉大鼠 V1 区采集得到, 详细的手术实验过程请参考文献 [11]。采集得到的原始信号用通带为 0.3-5 kHz 的二阶 Butterworth 带通滤波器进行滤波处理。本文中数据运算在 MATLAB 7.10.0 (R2010a) 环境下进行。

### 2.2.2 实测数据结果

为了进一步验证本文算法在 spike 检测信号去噪方面的性能, 我们从 4 次实验中选取 30 组时长 1 s 的数据进行去噪并进行统计性分析。在完成数据的采集及预处理后, 用 EMD 去噪方法、多元小波去噪法和 EEMD 去噪方法分别进行去噪。图 4 给出 30 组数据的去噪统计性分析结果。

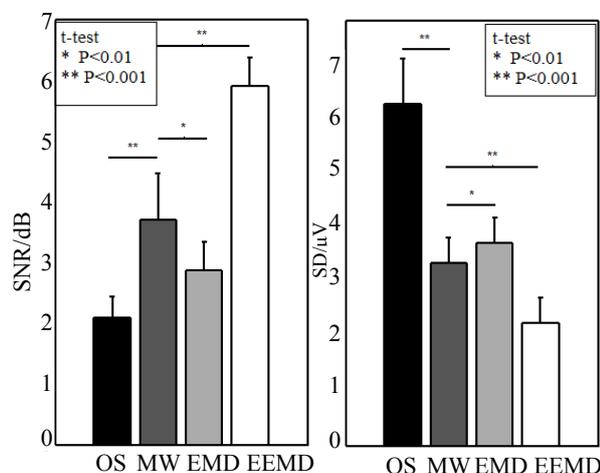


图 4 实测信号去噪效果统计图(30 组)

如图 4 所示, 对于实测信号, EMD 去噪方法效果最差, 这可能是由于实测信号受噪声影响, spike 的畸变加大, 引起去噪算法的部分失效, 也可能是由于信号的信噪比较低或者非平稳性较大引起的, 值得进一步深入研究。EEMD 去噪方法去噪结果最为显著, 且在信噪比和 spike 标准差的改进效果上与多元小波方法存在显著性差异 ( $t$ -test,  $P < 0.001$ ,  $n = 30$ )。

## 3 结论

综上所述, 3 种方法中 EEMD 去噪方法效果最佳, 在实测数据处理中 EMD 去噪方法效果较差, 这是因为间歇性 spike 信号在分解过程中产生了模态混叠, EMD 未能将 spike 信息逐层分解, IMF 各层的物理意义不清晰, 降低了去噪质量。多元小波去噪方法效果良好, 但由于不同小波基函数滤波特性不同, 很难找到一种通用的小波滤波方案, 且小波变换对奇异点的检测较为敏感, 对脉冲型信号的去噪效果有限。EEMD 去噪方法以 EMD 为内核, 相比于小波变换, 它对信号的处理完全在时域中进行, 不需将信号变换到频域空间处理, 处理后的信号不存在相位移和幅度衰减的问题, 物理意义更优; 且它完全基于数据本身, 不存在小波变换选取基函数的问题。EEMD 在多次分解平均的过程中将间歇性 spike 信号与噪声信号逐层分离, 解决了模态混叠问题, 使得 spike 信号信息较完整, 大幅提高了去噪效果并减少了 spike 波形畸变。根据 60 组仿真数据的实验结果, 发现 EEMD 去噪方法在信噪比上平均提高了 4.1772 dB。针对间歇性 spike 检测信号, 在信噪比提高方面 EEMD 去噪方法提高效果最为显著。根据仿真和实测信号的实验结果, 本文算法去噪效果显著优于多元小波去噪法和 EMD 去噪方法, 能够有效提高间歇性 spike 检测信号的信噪比并减少 spike 波形的畸变, 为 spike 检测和分类奠定了良好基础。

### 参考文献:

- [1] 刘新玉. 神经元锋电位干扰抑制算法研究及实现 [D]. 郑州: 郑州大学, 2012. (Liu X Y. Research and implementation of interference suppression algorithm to

- neuronal spikes [D]. Zhengzhou, China: Zhengzhou University, 2012 (in Chinese)
- [2] 吴丹, 封洲燕, 王静. 微电极阵列神经元锋电位信号的去噪方法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2010, 44(1): 104-110. (Wu D, Feng Z Y, Wang J. Novel denoising approach to neuronal spike signals recorded by microelectrode array [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, 44(1): 104-110. (in Chinese))
- [3] 王清波, 代建华, 章怀坚, 等. 基于非线性能量算子和匹配滤波的锋电位检测与分类 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(001): 81-86. (Wang Q B, Dai J H, Zhang H J, *et al.* Spike detection and sorting based on nonlinear energy operator and matched filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(1): 81-86 (in Chinese))
- [4] Musial P G, Baker S N, Gerstein G L, *et al.* Signal-to-noise ratio improvement in multiple electrode recording [J]. Journal of neuroscience methods (S0165-0270), 2002, 115(1): 29-43.
- [5] 万红, 李晓燕, 刘新玉, 等. 锋电位检测信号的多元小波去噪方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(10): 2487-2491. (Wan H, Li X Y, Liu X Y, *et al.* Multivariate wavelet denoising method for neuronal spike signals [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2013, 25(10): 2487-2491 (in Chinese))
- [6] Hu M, Liang H L. Adaptive multiscale entropy analysis of multivariate neural data [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering (S0018-9294), 2012, 59(1):12-15.
- [7] 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): 649-654. (Yuan L, Yang B H, Ma S W. Discrimination of movement imagery EEG based on HHT and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3): 649-654. (in Chinese))
- [8] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis (S1793-7175), 2009, 1(1): 1-41.
- [9] Yang R, Ren M. Wavelet denoising using principal component analysis [J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2011, 38(1): 1073-1076.
- [10] Citi L, Carpaneto J, Yoshida K, *et al.* On the use of wavelet denoising and spike sorting techniques to process electroneurographic signals recorded using intraneural electrodes [J]. Journal of neuroscience methods (S0165-0270), 2008, 172(2): 294-302.
- [11] Wan H, Liu X Y, Niu X K, *et al.* The design and implementation of anti-interference system in neural electrophysiological experiments [C]// Electrical Engineering and Control. Chennai, India: Scientific Publishing Services Pvt. Ltd., 2011: 605-611.

### 《系统仿真学报》荣获“2014 中国最具国际影响力学术期刊”证书

由中国学术期刊（光盘版）电子杂志社与清华大学图书馆联合成立的中国学术文献国际评价研究中心，以美国汤森路透 Web of Science 收录的 1.2 万余种期刊为引文统计源，首次研制发布了 2012《中国学术期刊国际引证年报》（CAJ-IJCR 年报），第一次给出了我国 5600 余种中外文学术期刊总被引频次、影响因子、半衰期等各项国际引证指标，并采用了新的国际影响力综合评价指标 CI 对期刊排序，发布了“中国最具国际影响力学术期刊”（排序 TOP5%）和“中国国际影响力优秀学术期刊”（排序 TOP5-10%），在国内外学术界产生了较大反响。之后，2013 年版年报，将引文统计源期刊扩展到 1.44 万多种。目前，2014 版国际、国内年报与 TOP5%和 TOP5-10%期刊的遴选业已完成，《系统仿真学报》被列入“2014 中国最具国际影响力学术期刊”行列。

我学报连续三年被列入 TOP5%国内一流的中国最具国际影响力学术期刊，走向世界，进入国际一流，指日可待！