

基于脑电 EEG 的改进 EEMD 算法

黄丽亚 笮铖璐 杨 晨 陈志阳 王 镐

(南京邮电大学电子科学与工程学院 南京 210003)

摘 要 为了有效地改善模态混叠问题以适应脑电信号的研究,提出了一种改进的集合经验模态分解算法。首先对脑信号进行相关性筛选;然后自适应地从原始脑信号中预测脑电特性信号,融合高斯白噪声生成新型脑信号噪声;最后基于该噪声进行集合经验模态分解。仿真实验表明,新型脑信号噪声不仅具有自适应特性,而且可以更好地解决脑信号经验模态分解中的模态混叠问题,同时也证明了该算法在脑电研究领域的理论和应用价值。

关键词 集合经验模态分解,模态混叠,辅助噪声,信号估计

中图分类号 TN911.71 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.012

Improved EEMD Algorithm Based on EEG Signal

HUANG Li-ya DA Cheng-lu YANG Chen CHEN Zhi-yang WANG Hao

(College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract In order to effectively improve the mode mixing problem for EEG study, a modified EEMD algorithm was proposed to adapt to the brain signal research. Firstly, We screened out the EMD results based on correlation, then adaptively predicted the EEG signal characteristics from the original brain signals, and fused the property of white Gaussian noise to generate new noise brain signal. Finally, based on the new noise, the EEMD was performed. The experimental results show that the new brain signal is not only adaptive, but also can solve the mode mixing problem of brain signals in EMD better, proving the theory and the application value of the improved algorithm in EEG study field.

Keywords EEMD, Mode mixing, Assisted noise, Signal estimation

1 引言

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[1]作为一种新型自适应信号时频处理方法,适用于分析处理非线性、非平稳信号。EMD算法以信号本身的局部特征为基础,通过反复筛选可以将复杂的原始信号分解成一系列有限的、数据量小的本征模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)之和,然后对每个IMF进行Hilbert变换求解其瞬时频率,使得瞬时频率具有实际的物理意义,进而得到非线性、非平稳信号的时频分布。

EMD算法的主要缺陷是模态混叠问题^[3]。针对该问题,集合经验模态分解算法^[4](Ensemble EMD, EEMD)引入了噪声辅助数据分析方法(Noise-Assisted Data Analysis, NADA)。当原始信号加上均匀分布的白噪声背景时,不同尺度的信号区域将自动映射到与背景白噪声相关的适当尺度,从而有效地克服了模态混叠问题。EEMD自提出以来,在机械故障诊断、语音信号处理、图像处理、海洋学、地质勘测等诸多领域得到了广泛的应用。

本文将EEMD算法引入脑信号研究领域,提出了一种改进的EEMD算法。采集到的人类脑信号通常非常微弱,而且掺杂着大量伪迹成分(如眼动、心跳、肌电、工频噪声等),同时还具有非平稳、非线性、模式复杂等特点^[2]。本文根据脑信号的特点提出了改进的EEMD算法,该算法区别于经典EEMD算法,首先对IMF进行相关性筛选;然后根据筛选出的IMF应用能量估计算法和分段阈值的信号估计算法,从待处理的原始脑电信号中估计出脑电特性信号;最后结合高斯白噪声的特性生成新型噪声,该新型噪声具有脑电信号伴随噪声的特点,将该噪声信号加入EEMD进行分解。通过仿真研究对比改进前后的EEMD分解结果,发现改进后的算法可更好地解决脑电信号EMD分解的模态混叠问题。

2 经典 EEMD 算法

模态混叠指单个IMF中包含了差别较大的不同特征时间尺度,或者是相近的特征时间尺度分散在各个不同的IMF中,主要表现为相邻的两个IMF分量波形出现混叠,互相影响,难以分辨^[4]。当发生模式混叠时,IMF失去了原有的物

到稿日期:2016-04-22 返修日期:2016-07-17 本文受国家自然科学基金(61271082,61271334)资助。

黄丽亚(1973-),女,博士,教授,主要研究方向为脑电信号的分析和处理,E-mail:479597121@qq.com;笮铖璐(1992-),女,硕士生,主要研究方向为脑电信号的分析和处理;杨 晨(1991-),女,硕士,主要研究方向为脑电信号的分析和处理;陈志阳(1992-),男,硕士生,主要研究方向为脑电信号的分析和处理;王 镐(1996-),男,主要研究方向为脑电信号的分析和处理。

理意义以及物理唯一性,时频谱上的严重混叠不可避免地破坏了模式间的有效分隔。EEMD 算法通过引入噪声辅助分析,有效地克服了模态混叠问题。

对于原始信号 $f(t)$,EEMD 算法的基本步骤如下^[4]。

(1)对原始信号 $f(t)$ 分别附加不同的高斯白噪声信号 $\omega_i(t) (i=1,2,3,\dots,N)$,得到 $f(t)$ 的 N 个复合信号:

$$x_i(t) = f(t) + \omega_i(t), i=1,2,3,\dots,N \quad (1)$$

(2)对复合信号 $x_i(t)$ 进行 EMD 分解,得到 n 阶 IMF 分量,即:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{i,j}(t) + r_{i,n}(t) \quad (2)$$

其中, $c_{i,j}(t)$ 为第 i 个复合信号 EMD 分解的第 j 个 IMF 分量, $r_{i,n}(t)$ 为剩余值。

(3)对 N 次 EMD 分解结果中的相应阶 IMF 求平均值,消除高斯白噪声的影响,得到对应的各阶 IMF 分量为:

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{i,j}(t) \quad (3)$$

高斯白噪声的不同模态的组成成分均匀地填充到整个时频分布空间中,当加入原始信号进行 EMD 分解时,信号的不同模态成分自动投射到白噪声已建好的参考模型的合适模式中。当实验次数增加到足够多时,求取集合平均值,使噪声相互抵消,剩下的平均值即为有效的信号分解结果。EEMD 改善了模态混叠问题,使 IMF 保持了原有的物理意义。EEMD 算法的流程图如图 1 所示^[5]。

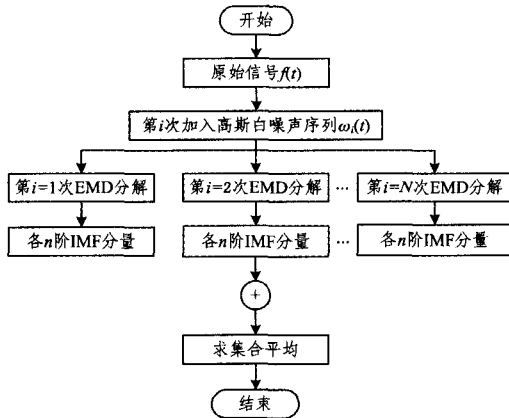


图 1 EEMD 算法的流程图

3 基于脑信号的改进 EEMD 算法

本文提出一种改进的 EEMD 算法,其能自适应地从原始脑信号中预估脑电特性信号,融合高斯白噪声特性后产生一种新型的脑信号噪声并附加到脑电信号中。经由 EEMD 算法分解得到的 IMF 区分度更加明显,可较好地解决脑信号的模式混叠现象。改进 EEMD 算法首先对脑电原始信号进行 EMD 分解,对得到的各个 IMF 分量进行相关性分析,筛选出主要含有脑电特性的几个 IMF;然后基于 IMF 能量和分段阈值的信号估计算法估计出脑电特性信号;最后结合高斯白噪声产生新型脑信号噪声来代替传统的高斯白噪声加入到 EMD 分解中,通过求取平均值来消除噪声,从而得到最后的分解结果。

3.1 相关性筛选

本文采用相关性筛选法^[6]研究原脑信号和 IMF 之间的依赖关系,相关性越强的 IMF 分量越能体现脑信号的特性;提取主要的 IMF 分量,并最终基于这些信号构建新型脑电噪声信号。

相关性系数是由统计学家 Pearson 提出的统计标准,定义如下:

$$Cr = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \cdot \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \cdot \sqrt{n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2}} \quad (4)$$

Cr 反映了变量之间的密切程度。计算 IMF 分量与原始信号之间的相关系数,将其绝对值作为筛选的依据,提取出含有脑电特性的主要 IMF 分量,其余统一归入剩余项。相关性筛选步骤如下。

(1)经过 EMD 分解之后,原始的脑电信号为:

$$f(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (5)$$

分别计算各个 IMF 分量 $\{c_i(t), i=1,2,3,\dots,n\}$ 与原始脑电信号 $f(t)$ 之间的相关系数 $\{Cr_i, i=1,2,3,\dots,n\}$ 。

(2)设置相关系数阈值 τ ,若 $Cr_i \geq \tau$,则将其归类为含有脑电特性的主要 IMF,记为 $\hat{c}_k(t)$,否则将其加入剩余项 $r_n(t)$,得到 $\hat{r}_n(t)$ 。经过 IMF 相关性筛选之后,原始脑电信号为:

$$f(t) = \sum_{k=1}^{\hat{n}} \hat{c}_k(t) + \hat{r}_n(t) \quad (6)$$

3.2 能量估计算法

Kopsinis 和 McLaughlin 等研究发现^[7-8],对于一个特定信号,经过 EMD 分解之后其 IMF 能量根据 IMF 分量的前后顺序依次减少。对于高斯白噪声的研究,其各个 IMF 的能量可以根据式(7)直接进行估计^[7-8]:

$$Energy_{\gamma_k} = \frac{Energy_{\gamma_1}}{\beta} \cdot \rho^{-k}, k=2,3,\dots,m \quad (7)$$

假设噪声的第一个 IMF 分量的能量是 $Energy_{\gamma_1}$,其他噪声 IMF 分量 ($k=2,3,\dots,m$) 的估计能量为 $Energy_{\gamma_k}$ 。Flandrin^[9]研究发现, ρ 为 2.449, β 为 0.719。为结合高斯白噪声经多次叠加均值为零的特性生成新型脑电噪声,在引入基于 IMF 的信号能量估计算法处理脑电信号时,以第一个 IMF 分量的能量为基准,进而估计剩余各个 IMF 分量中包含的脑电特性信号的能量。

3.3 基于 IMF 分段阈值的脑电特性信号估计算法

基于 IMF 分段阈值的脑电特性估计算法是将通过筛选得到的每一个主要含有脑电特征的 IMF 分量分成多个分段单元进行阈值处理,进而估计脑电特性随机信号。分段单元是指一个 IMF 中包含一个极值点的两个相邻过零点之间的区间。多个分段单元组成一个完整的 IMF 分量。为估计 IMF 分量中包含的脑电特性信号,事先选取阈值单独进行分段单元的区间过滤。若该单元内极值的绝对值大于阈值,则

该单元信号中可能包含幅值变化剧烈的眼动、心跳等干扰源噪声;若极值的绝对值小于阈值,则该单元信号为包含脑电特性的有效信号,将其加入该 IMF 分量的特性估计信号中。基于 IMF 分段阈值的脑电特性信号估计算法如式(8)所示^[10-12]

$$\hat{c}_{noise}^i(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}), & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq \mu_i \\ 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| > \mu_i \end{cases} \quad (8)$$

其中, $j=1, 2, 3, \dots, N(i)$ 表示 IMF 分量的第 j 个过零点; $h^{(i)}(z_j^{(i)})$ 代表分段单元 $[j, j+1]$ 之间第 i 个 IMF 分量对应的信号值; $h^{(i)}(r_j^{(i)})$ 表示分段单元 $[j, j+1]$ 上的极值; μ_i 表示第 i 个 IMF 分量的阈值; $\hat{c}_{noise}^i(z_j^{(i)})$ 表示分段单元 $[j, j+1]$ 上估计的特性信号。基于分段单元的阈值处理方法最大限度地保留了分段单元的完整信号特征,使估计出来的特性信号更加连续。

每一个 IMF 分量的尺度不同,所对应的阈值也不同。与 IMF 相关的阈值表示为^[10-11]:

$$\mu_i = C \cdot \sqrt{2 \cdot Energy_i} \cdot \ln(length) \quad (9)$$

其中, C 为常数,需要基于实验结果来确定; $Energy_i$ 表示第 i 个 IMF 分量的能量 $length$ 表示 IMF 分量的信号长度。根据脑电信号的特点,结合 3.2 节的基于 IMF 能量的信号估计算法计算自适应的脑电阈值。

脑电信号经过 3.1 节的脑电 IMF 相关性筛选之后,得到 $k=1, 2, 3, \dots, \hat{n}$ 个主要含有脑电特性的 IMF。为结合高斯白噪声的特性,以脑电 EMD 分解的第一个 IMF 分量为基准,进而估算第 k 个 IMF 分量中的特性信号能量 $Energy_k$ 。对该 IMF 分量的所有分段单元上的极值 $h^{(k)}(r_j^{(k)})$ 从小到大排列,对应的能量 $E^l(r_j^{(k)}) = \{h^{(k)}(r_j^{(k)})\}^2$ 也按照从小到大的顺序排列成能量序列 $E^1(r_{j_1}^{(k)})$, $E^2(r_{j_2}^{(k)})$, $E^3(r_{j_3}^{(k)})$, \dots , $E^M(r_{j_M}^{(k)})$, 其中 $j_1, j_2, j_3, \dots, j_M$ 为从小到大排列的极值对应的分段单元。将能量序列从小到大依次叠加,当叠加到第 L 个能量时,满足^[10-12]

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{L-1} E^i(r_{j_i}^{(k)}) = E^1(r_{j_1}^{(k)}) + E^2(r_{j_2}^{(k)}) + \dots + E^{L-1}(r_{j_{L-1}}^{(k)}) \leq Energy_k \\ \sum_{i=1}^L E^i(r_{j_i}^{(k)}) = E^1(r_{j_1}^{(k)}) + E^2(r_{j_2}^{(k)}) + \dots + E^{L-1}(r_{j_{L-1}}^{(k)}) + E^L(r_{j_L}^{(k)}) > Energy_k \end{cases} \quad (10)$$

时,阈值即为第 L 个能量对应的分段单元上的极值的绝对值:

$$\mu_k = |h^{(k)}(r_{j_L}^{(k)})|, k=2, 3, \dots, \hat{n} \quad (11)$$

通过该方法,可以从每一个 IMF 中自适应地确定脑电阈值,将其应用到分段阈值信号估计算法中估算出脑电特性信号 $\hat{s}(t)$:

$$\hat{s}(t) = \sum_{k=1}^{\hat{n}} \hat{c}_{noise}^k \quad (12)$$

假设高斯白噪声为 $N(t)$,将估计出的脑电特性信号与高斯白噪声相结合,产生新型脑信号噪声: $\sum_{i=1}^{\hat{n}} N(i) \cdot \hat{s}(i)$ 。后续仿真研究发现,这种结合型噪声不仅具有高斯白噪声的特

点,而且具备脑电信号的特征,相比于传统的高斯白噪声,更加适用于脑电信号的 EEMD 分析处理领域。

4 实验结果与分析

4.1 脑电 EMD 与 IMF 的相关性筛选

实验数据采用稳态视觉诱发电位^[13-14] (Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP) 型脑信号。5 名被试者通过佩戴 264 个电极的电极帽进行数据采集,采样频率为 2048Hz。实验中,被试者舒服地坐在电脑屏幕前,视线与屏幕保持水平,电脑屏幕中央有一按固定频率(SSVEP 频率为 9Hz)进行黑白闪烁的方块。后枕区为 SSVEP 刺激的反应活跃区,从任一后枕区电极的 SSVEP 数据中随机选取 4s 数据作为本次实验的原始脑电信号数据。

对原始脑电信号进行经典 EMD 分解,其原始信号波形和 EMD 分解结果如图 2 所示。原始脑电信号经过 EMD 之后,被分解成 IMF1—IMF12 分量和剩余项。

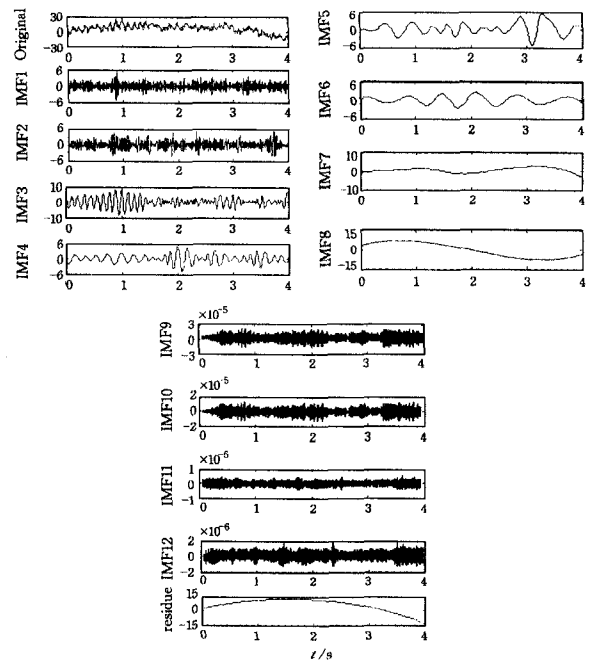


图2 原始信号和 EMD 分解结果

计算各个 IMF 分量和原始脑电信号的相关系数,其绝对值分布如图 3 所示。

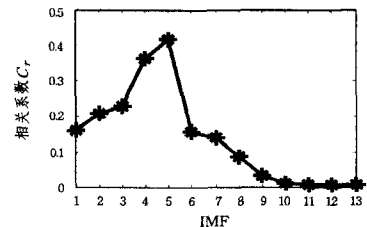


图3 IMF 与原始脑电信号的相关系数绝对值

根据图 2 和图 3,另通过多次实验并分析实验结果,设定阈值 τ 为 0.1,将相关系数低于选定阈值 τ 的 IMF 分量(IMF8—IMF12)归入剩余项中,原始脑电信号表示为 $f(t) = \sum_{k=1}^{\hat{n}} c_k(t) + r_{\hat{n}}(t)$,其他 IMF(IMF1—IMF8)经过相关性筛选

后,主要含有脑电特征的 IMF 分量如图 4 所示。

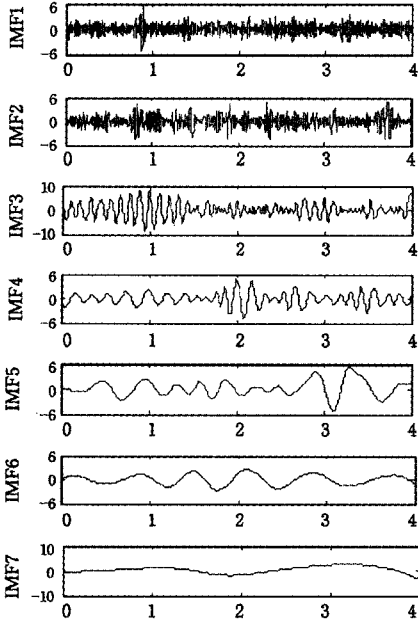


图 4 脑电 IMF 相关性筛选后得到的 IMFs

4.2 基于 IMF 能量和 IMF 分段阈值的脑电特性信号估计

对经过 IMF 相关性筛选后得到的主要含有脑电特征的 IMF1—IMF7,结合高斯白噪声特性,以 IMF1 为基准,根据式(7)、式(10)和式(11)分别计算剩余 IMF2—IMF7 中的估计信号能量和阈值,如表 1 所列。

表 1 IMF2—IMF7 分量中的估计信号能量与阈值

IMF 分量	总能量	估计信号能量	阈值
IMF2	915.1294	254.5282	2.0704
IMF3	1468.1000	103.9315	2.6880
IMF4	253.5876	42.4383	1.6477
IMF5	128.9577	17.3288	1.7612
IMF6	38.4999	7.0759	1.3184
IMF7	36.3024	2.8893	1.8715

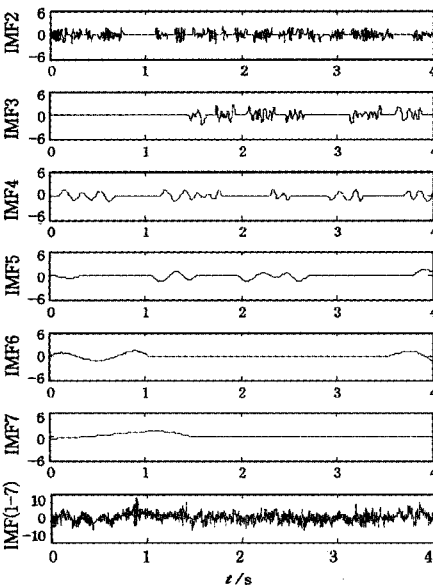


图 5 IMFs 中估计出的脑电特性信号

根据表 1 中 IMF2—IMF7 分量的阈值和式(8)对脑电特性信号进行估计,估计出的特性信号如图 5 所示。通过基于 IMF 分段阈值的信号估计算法,从 IMF2—IMF7 中估计出的脑电特性信号如前 6 幅子图所示,最终估计出的特性信号如最后一幅子图所示。

4.3 新型脑信号噪声和改进算法的分解结果

改进的 EEMD 算法将最终估计出的脑电特性信号与高斯白噪声相结合,产生新型混合噪声。传统的高斯白噪声如图 6(a)所示,脑电特性信号如图 6(b)所示,新型脑信号噪声如图 6(c)所示。

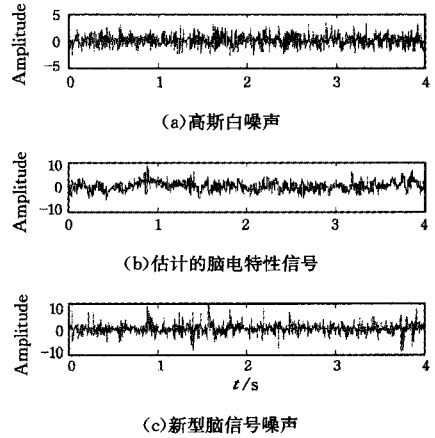


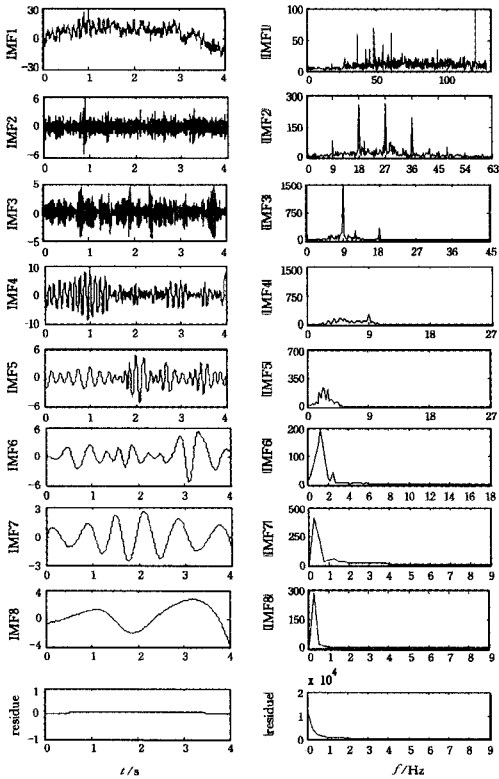
图 6 高斯白噪声和新型脑信号噪声

不同的高斯白噪声具有多次叠加平均后可以相互抵消即其整体均值接近于零的特点,研究发现新型脑信号噪声也具有此特点。如表 2 所列,随着叠加次数的增加,不同高斯白噪声和新型脑信号噪声多次叠加平均后的整体均值越来越小,越来越接近于 0,所以用其代替原有的传统高斯白噪声加入 EEMD 分解中有现实的物理意义。

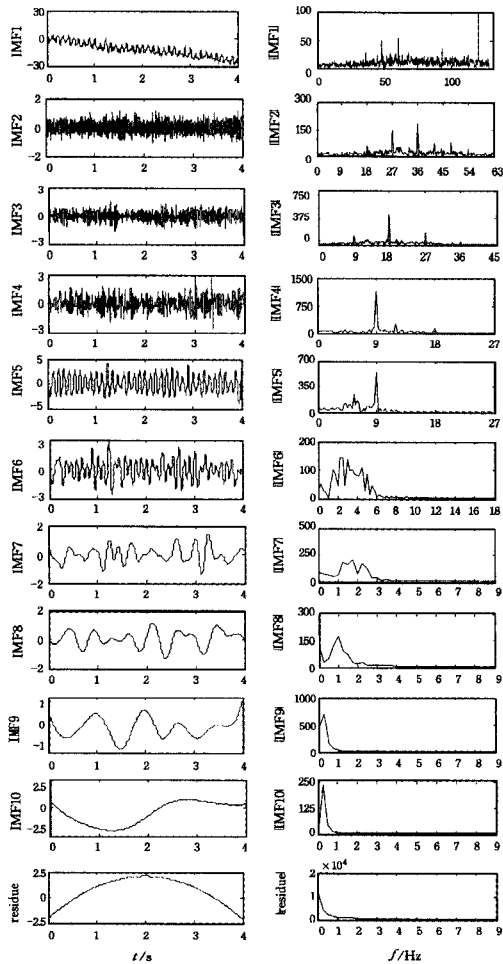
表 2 高斯白噪声和新型脑信号噪声多次叠加后的均值对比

次数	10	20	50	100	150	200	300
高斯白噪声(10^{-4})	169	134	82	44	15	5.1	4.4
新型脑信号噪声(10^{-4})	187	148	115	65	28	9.2	2.1

经典 EEMD 算法和改进的 EEMD 算法的比较如图 7 所示。经典 EEMD 分解出了 9 个分量;而改进的 EEMD 可以分解得到 11 个分量,更好地将脑电信号的各个模式充分地分离开来。对比图 7 的频谱图,经典的 EEMD 的 IMF1 中混叠了多个高频谐波频率,即 36Hz, 45Hz, 54Hz, 63Hz, 分量 IMF2 中混叠了 9Hz, 18Hz, 27Hz, 36Hz 的频率, IMF3 中混叠了 9Hz, 18Hz 的频率;而改进后 EEMD 的 IMF1 中只包含了 45Hz, 63Hz 的高频谐波成分, IMF2 中只包含了 18Hz, 27Hz 的频率, IMF3 中以 18Hz 为主, IMF4 和 IMF5 则被 9Hz 完全占据。新型脑信号噪声的引入将单个 IMF 分量中多个混叠的模式有效地提取到不同的 IMF 中,一定程度上实现了模式的有效分离,证明该改进算法在脑电这一特殊领域中的使用是可行且有效的,可以更好地解决脑电信号 EMD 分解的模式混叠问题。



(a)改进前



(b)改进后

图7 改进前后 EEMD 分解结果 IMFs 和对应的频谱图

结束语 本文根据脑电信号自身的特点,提出了基于脑电 EEG 的改进 EEMD 算法。应用 IMF 相关性筛选、基于 IMF 能量和分段阈值的信号估计算法自适应地从待处理的原始脑电信号中估计出脑电特性信号,结合高斯白噪声特性生成新型脑信号噪声来取代传统高斯白噪声加入 EEMD 分解中。本文从改进算法的理论原理和实际仿真两个层面证明了该改进算法的可行性和有效性,从结果中可以清晰地看到该改进算法更加适应脑电领域,可以将 SSVEP 的各个频率模式充分且有效地分离,可以更好地解决脑电 EMD 分解的模式混叠问题。

参考文献

- [1] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.
- [2] SUN Y Z. The Time-frequency Analysis Theory and Applied Research of EMD[D]. Chengdu: University of Electronic Technology of China, 2007. (in Chinese)
孙艳争. EMD 时频分析理论与应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2007.
- [3] GAO Y C, GE G T, SHENG Z Y, et al. Analysis and Solution to the Mode mixing phenomenon in EMD[C]//Congress on Image and Signal Processing, 2008. WashingtonDC: IEEE Computer Society, 2008; 223-227.
- [4] WU Z H, HUANG N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise Assisted Data Analysis Method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [5] WU Z H, HUANG N E, CHEN X Y. The Multi-Dimensional ensemble empirical mode[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(3): 339-372.
- [6] WANG G, CHEN X Y, QIAO F L, et al. On intrinsic mode function[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(3): 277-293.
- [7] KOPISINIS Y, MCLAUGHLIN S. Development of EMD-based denoising method Inspired by Wavelet Thresholding[J]. IEEE Transactions on signals Processing, 2009, 57(4): 1351-1362.
- [8] YANG G L, LIU Y Y, WANG Y Y, et al. EMD interval thresholding denoising based on similarity measure to select relevant modes[J]. Signal Processing, 2015, 109(4): 95-109.
- [9] JIANG B B, LI H G. Fault Diagnoses of Cracked Rotor and Rub-impact Rotor Based DEMD Method[J]. Noise and Vibration Control, 2009(5): 66-69. (in Chinese)
景蓓蓓, 李鸿光. 基于微分的经验模式方法在转子裂纹和碰摩故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2009(5): 66-69.
- [10] ZHANG S C, HAN Y L, ZHANG Y J. Threshold Estimation Method for EMD-IT denoising algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(12): 4386-4389. (in Chinese)
张守成, 韩元良, 张玉洁. EMD-IT 去噪算法的阈值估计方法[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(12): 4386-4389.
- [11] DU L, LI M. EMD denoising with multiple Clear Iterative-Thresholding and Its Application[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2013, 31(5): 5-8. (in Chinese)

的服务封装为松散耦合的设备 Web 服务,并记录时间戳和发布者可信签名。可信服务管理层在接到用户请求后,根据时间戳、可信度、主题等综合因素查找服务,并提供给用户。

从上述过程可知,可信超网络构架一方面可以保障服务随时随地的特点(通过将现有网络和延迟容忍路由思想相结合来为用户提供泛在服务,即使处于网络孤岛的情况下),另一方面可以保障服务的可信性(在接入过程和服务选择过程进行服务可信性的双重保障),能够适应移动物联网环境。

结束语 可信超网络的概念和属性是研究可信超网络的基础,有助于建立一个具有认知能力和自我管理能力的下一代网络。据此,本文首先提出可信超网络的概念,然后结合可信超网络概念,针对目前关于移动物联网方面的研究未能在整体上对“泛在服务提供”和“服务可信性保障”进行协调和关联的问题,提出可信超网络构架。本构架充分利用认知计算等自主管理技术,采用将可信适变接入和可信延迟容忍路由相结合的方法,为用户提供泛在服务的同时保障服务可信性。

本文首先在认知计算、自律计算的基础上提出可信超网络的概念。在构架方面,与现有工作相比,本文通过充分利用现有网络基础设施,避免了当前利用 TPM 从底层硬件重构的可信网络模式对新加入移动物联网设备的过高要求,能够提升移动物联网的泛在可信服务提供能力。

参考文献

- [1] ATZORI L, IERA A, MORABITO G. The internet of things: A survey[J]. *Computer Networks*, 2010, 54(15): 2787-2805.
- [2] HAZRA S, SETUA S K. Trust based secure wireless communication in Ubiquitous network[C]//Proceeding of 2014 International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM), 2014. Palawan, IEEE, 2014: 1-6.
- [3] ATZORI L, IERA A, MORABITO G. Siot: Giving a social structure to the internet of things[J]. *IEEE Communications Letters*, 2011, 15(11): 1193-1195.
- [4] SCHMIDT R K, BRAKEMEIER A, LEINMÜLLER T, et al. Architecture for decentralized mitigation of local congestion in VANETs[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications (ITST), 2010. Kyoto, IEICE, 2010: 21-28.
- [5] HO I W H, LEUNG K K, POLAK J W. Stochastic model and connectivity dynamics for VANETs in signalized road systems [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2011, 19(1): 195-208.
- [6] AN J, GUI X L, ZHANG W D, et al. Social relation cognitive model of mobile nodes in the Internet of Things [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(6): 1164-1174. (in Chinese)
安健, 桂小林, 张文东, 等. 物联网移动感知中的社会关系认知模型[J]. *计算机学报*, 2012, 35(6): 1164-1174.
- [7] FENG H, LI G, LU W, et al. Trust based secure in-network data processing schema in wireless sensor networks[J]. *Journal of Networks*, 2011, 6(2): 295-302.
- [8] LACUESTA R, PALACIOS-NAVARRO G, Cetina C, et al. Internet of things: where to be is to trust[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2012, 2012(1): 1-16.
- [9] SAIED Y B, OLIVEREAU A, ZEGHLACHE D, et al. Trust management system design for the Internet of Things: A context-aware and multi-service approach[J]. *Computers & Security*, 2013, 39(B): 351-365.
- [10] LIU W M, YIN L H, FANG B X, et al. A hierarchical trust model for the internet of things[J]. *Chinese Journal of Computer*, 2012, 35(5): 846-855. (in Chinese)
刘文懋, 殷丽华, 方滨兴, 等. 物联网环境下的信任机制研究[J]. *计算机学报*, 2012, 35(5): 846-855.
- [11] KUKLINSKI S, MATEI A, WOLONY G, NGVN: A framework for Next Generation Vehicular Networks[C]//Proceedings of 2010 8th International Conference on Communications (COMM), 2010. Bucharest: IEEE, 2010: 297-300.
- [12] TAJEDDINE A, KAYSSI A, CHEHAB A. A privacy-preserving trust model for vanets[C]//Proceedings of 2010 IEEE 10th International Conference on Computer and Information Technology (CIT), 2010. Bradford: IEEE, 2010: 832-837.
- [13] CHEN C, ZHANG J, COHEN R, et al. A trust modeling framework for message propagation and evaluation in VANETs[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Information Technology Convergence and Services (ITCS), 2010. Cebu: IEEE, 2010: 1-8.
- [14] YAN Z, ZHANG P, VASILAKOS A V. A survey on trust management for Internet of Things. A survey on trust management for Internet of Things[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2014, 42(1): 120-134.
- [15] HE Q, FENG Z Y, ZHANG P. Reconfiguration decision making based on artificial intelligence technology in cognitive radio networks[J]. *Journal on Communications*, 2012, 33(7): 96-102. (in Chinese)
贺倩, 冯志勇, 张平. 基于人工智能技术的认知无线网络重构决策算法[J]. *通信学报*, 2012, 33(7): 96-102.

(上接第 70 页)

杜丽, 李猛. 多层清除重复间隔阈值的 EMD 去噪及其应用[J]. *中国民航大学学报*, 2013, 31(5): 5-8.

- [12] QU Z Y, LI H G. An Improved EEMD-based Denoising Method [J]. *Noise and Vibration Control*, 2014, 34(5): 171-176. (in Chinese)

屈中阳, 李鸿光. 一种改进的集合平均经验模态分解去噪方法

[J]. *噪声与振动控制*, 2014, 34(5): 171-176.

- [13] WANG Y T, JUNG T P. Visual stimulus design for high-rate SSVEP BCI[J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(15): 1057-1058.

- [14] HUANG L Y, HUANG X X, WANG Y T, et al. Empirical mode decomposition improves detection of SSVEP[C]//International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. Osaka, Japan, 2013: 3901-3904.