

基于复数据经验模态分解的噪声辅助信号分解方法*

曲建岭¹⁾ 王小飞^{1)†} 高峰¹⁾ 周玉平¹⁾ 张翔宇²⁾

1) (海军航空工程学院青岛校区, 青岛 266041)

2) (海军航空工程学院, 烟台 264001)

(2014年1月15日收到; 2014年2月26日收到修改稿)

集成经验模态分解 (EEMD) 在一定程度上减轻了经验模态分解 (EMD) 中的模态混叠, 但集成平均会带来新的模态混叠、频谱丢失和运算量增大等问题, 影响到对信号物理特征的分析与提取. 因此, 本文提出一种基于复数据经验模态分解 (CEMD) 的噪声辅助信号分解方法, 在 CEMD 中以白噪声分解的内禀模态函数 (IMF) 在指定方向上的投影为基函数来辅助观测信号分解过程中的极值选取, 从而减小模态混叠, 同时利用噪声投影的影响在求包络质心时被消除的特性, 减小 EEMD 因集成平均带来的相关问题. 仿真结果表明, 本文方法在进一步降低模态混叠效应的同时, 明显提高了运算速度, 并且在一定程度上减轻了频谱丢失问题.

关键词: 集成经验模态分解, 复数据经验模态分解, 噪声辅助信号分解

PACS: 02.30.Em, 87.85.Ng

DOI: 10.7498/aps.63.110201

1 引言

信号的物理特征 (包括时域、频域、混沌和分形特征, 及 Hilbert 谱等) 是知识表示、机器学习、模式识别和专家系统等人工智能的基础, 因而分析与提取观测信号的潜在特征具有重要的物理意义. 经验模态分解 (EMD) 作为一种适用于非线性非平稳信号的时频分析方法^[1], 由于其具有基于信号的局部特征自适应地进行时频分解的特性和较高的时频分辨率, 在分析与提取非线性非稳定信号的局部物理特征方面具有重要应用^[2-4].

理想情况下, EMD 得到的内禀模态函数 (IMF) 的频率是由高到低分布的, 因此筛选 IMF 的过程相当于一个数据驱动的自适应时变滤波器. 然而当信号中包含有异常干扰 (包括间歇性振荡和脉冲干扰等) 时, 会导致 EMD 求取的极值包络线包括真实信号包络和干扰包络, 计算出的 IMF 便包含了真实信号成分和干扰成分, 造成模态混叠^[5]. 在

EMD 理论中, 模态混叠被定义为同一 IMF 中包含尺度差异较大的信号, 或相近尺度的信号出现在不同 IMF 中^[6,7].

模态混叠会导致 IMF 时频分布混乱, 从而影响到观测信号局部物理特征的分析与提取. Huang 等首先提出通过主观设定各层 IMF 的频率范围来减小模态混叠^[8], 但这种方法既降低了 EMD 分解的自适应性, 又因为难以确定复杂时频信号各 IMF 的频率设定范围而不具有推广性. 集成经验模态分解 (EEMD) 作为一种典型的噪声辅助信号分解方法^[9], 基于白噪声在时频空间中均匀分布的特性和 EMD 分解白噪声时的二分滤波器组作用, 通过在观测信号中添加均匀分布且幅值有限的白噪声 (下文简称白噪声) 来减小模态混叠, 其本质是叠加白噪声的多次 EMD 分解^[10-13]. 与此同时, EEMD 通过集成平均的思想来消除 IMF 中包含的少量白噪声成分, 但集成平均却带来了诸多问题^[9]. 首先, 由于集成平均过程中添加的白噪声存在个体差异, 相同阶次 IMF 的时频特性并不完全一致, 导致相近

* 国家自然科学基金 (批准号: 61372027) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: cody05@163.com

尺度的信号出现在不同IMF分量中,从而造成新的混叠;其次,即使白噪声的主要影响可以通过集成平均消除,但其个体差异却会造成部分无法消除影响的累积,使信号原有的物理特征发生变化,在频域上体现为频谱丢失;最后,对多次分解的结果进行集成平均会极大地增加分解过程的运算时间. Torres等^[14]对EEMD方法进行了改进,但该方法并没有明显提高运算速度(只提高了一倍左右),而且没有解决前两个问题.

本文基于复数据经验模态分解(CEMD)利用复数据实部与虚部之间的相关信息同步分解实部和虚部的特性,同时借鉴EEMD利用白噪声减小模态混叠的思想,提出了一种基于CEMD的噪声辅助信号分解方法(NACEMD).首先介绍了NACEMD的原理,然后采用模拟信号和自然信号进行仿真实验,证实了EEMD中存在的问题,并分析了NACEMD相对于EEMD的改进效果.

2 复数据经验模态分解

针对EMD只能处理一维实信号的特点, Tanaka^[15], Altaf^[16], 及 Rilling^[17]等先后提出了不同的CEMD算法.前两种算法的实质都是对复数据的实部和虚部分别进行EMD分解.第三种算法将复数构造的二维数据视为快速和慢速旋转分量的叠加,通过在三维投影空间中提取旋转分量的方式来进行分解.由于Rilling等的方法利用了复数据实部和虚部之间的相关信息,且具有形态学上的逻辑依据,使分解的各层结果具有明确的物理含义,因而得到了广泛应用^[18,19].因此,本文采取文献^[17]中的规则II(适用于包含高斯白噪声的情况^[17])来执行CEMD,基本过程如下:

1) 确定投影方向: $\varphi_k = 2k\pi/N$, 其中 $1 \leq k \leq N$, 并令 $x'(t) = x(t)$.

2) 将复数据 $x(t)$ 投影到 φ_k 上,

$$p_{\varphi_k}(t) = \text{Re}(e^{-i\varphi_k} x(t)). \quad (1)$$

3) 提取 $p_{\varphi_k}(t)$ 的局部最大值 $\{t_j^k, p_j^k\}$, 然后对集合 $\{t_j^k, e^{i\varphi_k} p_j^k\}$ 进行插值, 得到在方向 φ_k 上的极大值包络 $e'_{\varphi_k}(t)$.

4) 计算所有方向上极大值包络线的质心

$$m(t) = \frac{2}{N} \sum_{k=1}^N e'_{\varphi_k}(t). \quad (2)$$

5) 判断 $s(t) = x(t) - m(t)$ 是否满足IMF的条件, 若满足, 则 $\text{IMF1} = s(t)$, $x(t) = x'(t) - s(t)$, 并

令 $x'(t) = x(t)$; 若不满足, 则令 $x(t) = s(t)$. 然后重复步骤2)–5), 依次求取各阶IMF, 直到 $x(t)$ 满足一定的停止条件.

3 基于CEMD的噪声辅助信号分解方法

文献^[20]的研究表明在分解白噪声时CEMD的作用同样等效于二分滤波器组, 因此可以考虑利用观测信号和白噪声构造复数据进行CEMD分解, 和EEMD类似, CEMD可以将白噪声在观测信号上的投影均匀张成到不同尺度的时频空间作为参考基, 使观测信号按其自身的时频特性自动投影到合适的参考坐标上, 从而减小分解过程中的模态混叠.

设 $x_o(t)$ 为观测信号, $x_n(t)$ 为幅度有限的白噪声, 组成的复信号 $x_c(t)$ 如下:

$$x_c(t) = x_o(t) + ix_n(t). \quad (3)$$

将上式代入(1)式, 可得 $x_c(t)$ 在各方向上的投影:

$$p_{\varphi_k}(t) = \text{Re}(e^{-i\varphi_k}(x_o(t) + ix_n(t))). \quad (4)$$

代入欧拉公式 $e^{-ix} = \cos x - i \sin x$, 并进行化简得到

$$p_{\varphi_k}(t) = x_o(t) \cos \varphi_k + x_n(t) \sin \varphi_k. \quad (5)$$

上式表明, 当 $\sin \varphi_k \neq 0$, 即 $\varphi_k \neq j\pi (j = 0, 1, 2, \dots)$ 时, $p_{\varphi_k}(t)$ 相当于在放缩的观测信号中添加了有限幅值的白噪声, 由于CEMD中极值点选取是在指定方向的投影 $p_{\varphi_k}(t)$ 上进行的, 故 $x_o(t)$ 原有的极值选取方式被改变, 会以噪声 $x_n(t)$ 投影分解的IMF为参考基选择合适的极值点自适应地进行分解, 最终使得 $x_o(t)$ 的各种成分按其自身的时频特性投影到合适的IMF上, 从而减小了模态混叠.

显然, NACEMD减小模态混叠的原理同EEMD类似. 然而在EEMD中, 添加白噪声会造成极值包络中包含少量的噪声包络, 从而导致IMF中含有少量噪声成分. EEMD利用噪声成分多次集成平均后可以相互抵消的特性来减小其对IMF的影响, 在NACEMD中, 同意需要考虑噪声投影对IMF的影响.

以4个投影方向为例进行研究, 设 $\varphi_k = \alpha + (k-1)\pi/2$, 其中 $\alpha \in (0, \pi/2)$, $k = 1, 2, 3, 4$. 代入(5)式, 可得

$$p_{\varphi_1}(t) = x_o(t) \cos(\alpha) + x_n(t) \sin(\alpha),$$

$$\begin{aligned} p_{\varphi_2}(t) &= -x_o(t) \sin(\alpha) + x_n(t) \cos(\alpha), \\ p_{\varphi_3}(t) &= -x_o(t) \cos(\alpha) - x_n(t) \sin(\alpha), \\ p_{\varphi_4}(t) &= x_o(t) \sin(\alpha) - x_n(t) \cos(\alpha). \end{aligned} \quad (6)$$

显然, $p_{\varphi_1}(t) = -p_{\varphi_3}(t)$, $p_{\varphi_2}(t) = -p_{\varphi_4}(t)$, 故由(5)式得到的极大值时刻 $\{t_j^1\}$ 和 $\{t_j^3\}$ 分别为 $p_{\varphi_1}(t)$ 的极大值和极小值时刻, $\{t_j^2\}$ 和 $\{t_j^4\}$ 分别为 $p_{\varphi_2}(t)$ 的极大值和极小值时刻. 此外由NACEMD减小模态混叠的原理可知, 在复信号各投影方向上, 极值点的选取主要由噪声投影部分决定, 又 $\sin(\alpha)$ 和 $\cos(\alpha)$ 均大于0, 故在忽略不同尺度的信号投影与噪声投影叠加造成噪声投影中少量极值分布发生变化的前提下, 可以近似认为 $p_{\varphi_1}(t)$ 和 $p_{\varphi_2}(t)$ 的极值时刻分布相同, 即 $\{t_j^1\} = \{t_j^2\}$, $\{t_j^3\} = \{t_j^4\}$.

注意CEMD不是对 $p_{\varphi_k}(t)$ 的极大值点 $\{t_j^k, p_j^k\}$ 进行插值, 而是对 $\{t_j^k, e^{i\varphi_k} p_j^k\}$ 进行插值来获取投影方向 φ_k 上的极大值包络 $e'_{\varphi_k}(t)$, 故4个方向上的极值点为

$$\begin{aligned} e^{i\varphi_1} p_j^1 &= ax_o(t_j^1) + bx_n(t_j^1) \\ &\quad + i[bx_o(t_j^1) + (1-a)x_n(t_j^1)], \\ e^{i\varphi_2} p_j^2 &= (1-a)x_o(t_j^1) - bx_n(t_j^1) \\ &\quad + i[-bx_o(t_j^1) + ax_n(t_j^1)], \\ e^{i\varphi_3} p_j^3 &= ax_o(t_j^3) + bx_n(t_j^3) \\ &\quad + i[bx_o(t_j^3) + (1-a)x_n(t_j^3)], \\ e^{i\varphi_4} p_j^4 &= (1-a)x_o(t_j^3) - bx_n(t_j^3) \\ &\quad + i[-bx_o(t_j^3) + ax_n(t_j^3)], \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $a = \cos^2 \alpha$, $b = \sin \alpha \cos \alpha$. 对上式进行三次样条插值得到的各投影方向上的极大值包络, 其表达式记为

$$\begin{aligned} e'_{\varphi_1}(t) &= ax'_o(t) + bx'_n(t) \\ &\quad + i[bx'_o(t) + (1-a)x'_n(t)], \\ e'_{\varphi_2}(t) &= (1-a)x'_o(t) - bx'_n(t) \\ &\quad + i[-bx'_o(t) + ax'_n(t)], \\ e'_{\varphi_3}(t) &= ax''_o(t) + bx''_n(t) \\ &\quad + i[bx''_o(t) + (1-a)x''_n(t)], \\ e'_{\varphi_4}(t) &= (1-a)x''_o(t) - bx''_n(t) \\ &\quad + i[-bx''_o(t) + ax''_n(t)], \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $x'(t)$ 和 $x''(t)$ 分别表示插值后各投影方向上下包络满足新的函数关系. 由于 $p_{\varphi_k}(t)$ 和 $e^{i\varphi_k} p_{\varphi_k}(t)$ 的极值时刻是一致的, 故(8)式中 $e'_{\varphi_1}(t)$ 和 $e'_{\varphi_2}(t)$, $e'_{\varphi_3}(t)$ 和 $e'_{\varphi_4}(t)$ 分别为 $e^{i\varphi_1} p_{\varphi_1}(t)$ 和 $e^{i\varphi_2} p_{\varphi_2}(t)$ 极

大值和极小值包络, 代入(2)式可得包络质心为

$$m(t) = \frac{1}{2}[x'_o(t) + x''_o(t) + ix'_n(t) + ix''_n(t)]. \quad (9)$$

上式的实部相当于噪声辅助极值选取条件下得到的 $x_o(t)$ 上下包络的均值, 虚部相当于添加噪声 $x_n(t)$ 上下包络的均值. 故在NACEMD中, 虚部噪声分解结果在实部的投影可以辅助实部极值点的选取, 从而减小模态混叠; 同时, 噪声投影的影响在求包络质心的过程中被抵消了, 在形如 $s(t) = x(t) - m(t)$ 的迭代过程中, 实部分解的IMF没有混入虚部噪声投影成分.

4 模拟信号仿真

上一节的推理表明NACEMD只需要一次分解就可以有效解决模态混叠问题, 故不存在EEMD中因集成平均带来的相关问题. 首先对包含简单时频信息的模拟信号进行分解来验证NACEMD的性能, 基信号为峰值为0.8的低频正弦信号, 在中间三个波峰处叠加幅值为0.1的高频间歇振荡构成待分解模拟信号, 如图1(a)所示(与文献[9]例1类似). 文献[9]详细说明了采用EMD分解该信号时的模态混叠现象及其产生原理, 并提出EEMD来解决模态混叠问题.

首先采用本文方法对模拟信号进行分解, 添加白噪声的方差为 $\varepsilon = 0.1$, 投影方向个数为4, 分解结果如图1(b)所示(文中所有分解均采用文献[21]提出的三阈值停止准则, 阈值1、阈值2及容忍系数分别设置为[0.05, 0.5, 0.05]). 显然, IMF3与基信号已经很接近了, 说明NACEMD可以有效减小模态混叠. 计算得IMF3与基信号之间的标准差为 $\varepsilon_n = 0.0064$, 由文献[9]中(6a)式可知, 达到同样的精度, 需要的集成分解次数为 $N = (\varepsilon/\varepsilon_n)^2$, 约250次集成分解过程, 结果如图1(c)所示.

由图1可以看出, NACEMD和EEMD都减小了模态混叠现象, 可以分离出高频间歇振荡和低频基信号. 但两者也存在一定程度的差异: 1) 不同时频特性IMF的集成平均造成EEMD在低频部分存在明显的模态混叠现象, 相近尺度的信号出现在不同的IMF中(IMF3和IMF4, 及IMF5和IMF6); 2) NACEMD分解的无效IMF数量(IMF4)相对EEMD(IMF4—IMF7)明显较少, 且幅值较小, 这充分说明EEMD分解的IMF中存在无法通过集成平均消除的噪声成分.

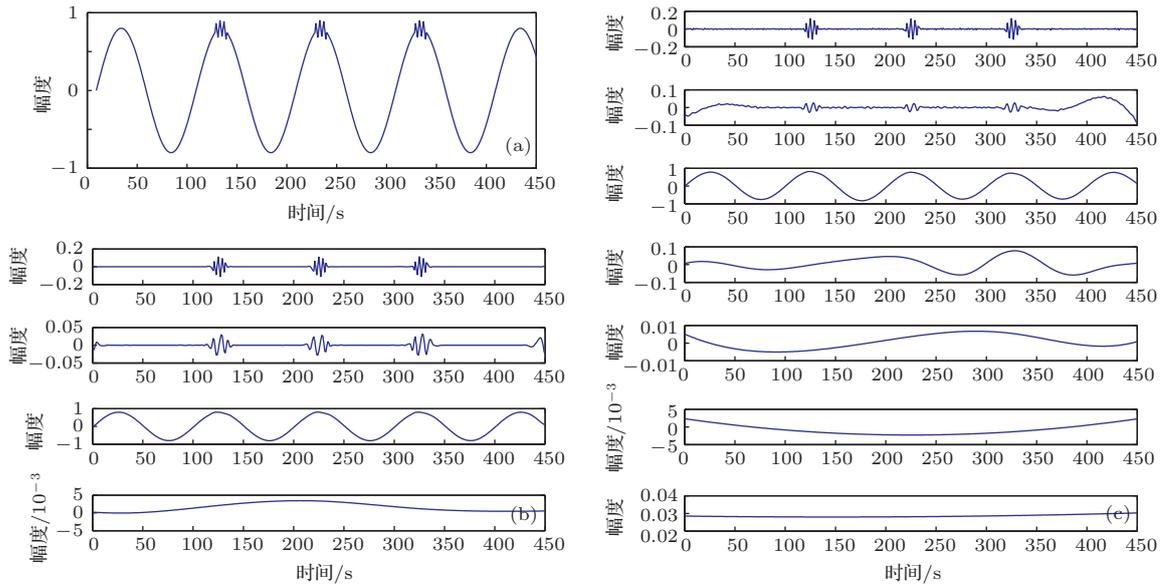


图1 模拟信号及分解结果 (a) 模拟信号; (b) NACEMD 分解; (c) EEMD 分解

5 自然信号仿真

文献[9]采用语音信号, 及揭示大气压力和海水表面温度关系的气候数据来揭示EEMD在提取与分析信号潜在物理含义方面的性能. 由于这两种信号都具有复杂的时频特征和并包含了丰富的物理信息, 具有典型的代表性, 故本文采用类似的例子来对比分析NACEMD相对EEMD的优势.

5.1 语音信号仿真

首先以语音信号为研究对象, 观测信号为汉语发音“0”数字化后的信号, 采样率为8000 Hz, 数据长度为2787点, 如图2所示.

先对观测信号进行EEMD分解, 添加的均匀分布白噪声均方差为 $\epsilon = 0.2$, 集成平均次数 $N = 200$, 结果如图3(a)所示; 然后采用本文方法对观测信号进行分解, 参数 $\epsilon = 0.2$, 投影方向为4, 结果如图3(b)所示. 为方便对比分析, 所有分解结果被等比例缩放到了 $[-0.5, 0.5]$ 区间.

对于复杂时频信号来说, 图3清晰地反映了两种方法分解结果的差异: 1) 在一定的分辨率尺度上, 即使EEMD分解次数达到一定的数量级(200次), 集成平均带来的模态混叠在整个频域内都较NACEMD更为明显; 2) NACEMD分解的IMF频率过度更加自然, 且IMF数量较少. 为了详细研究各层IMF的频谱分布情况, 对分解结果进行FFT变换, 结果如图4所示.

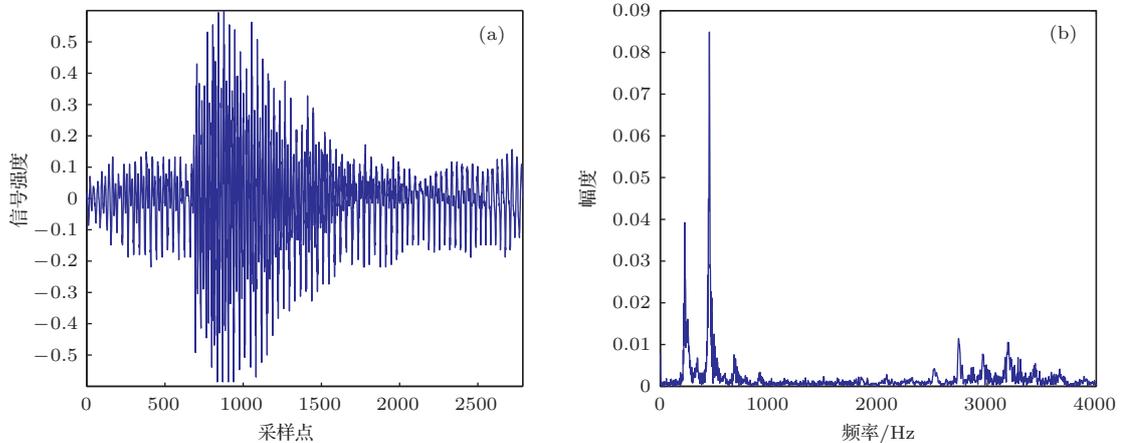


图2 数字化汉语发音“0”, 采样率8000 Hz (a) 时域信息; (b) 频域信息

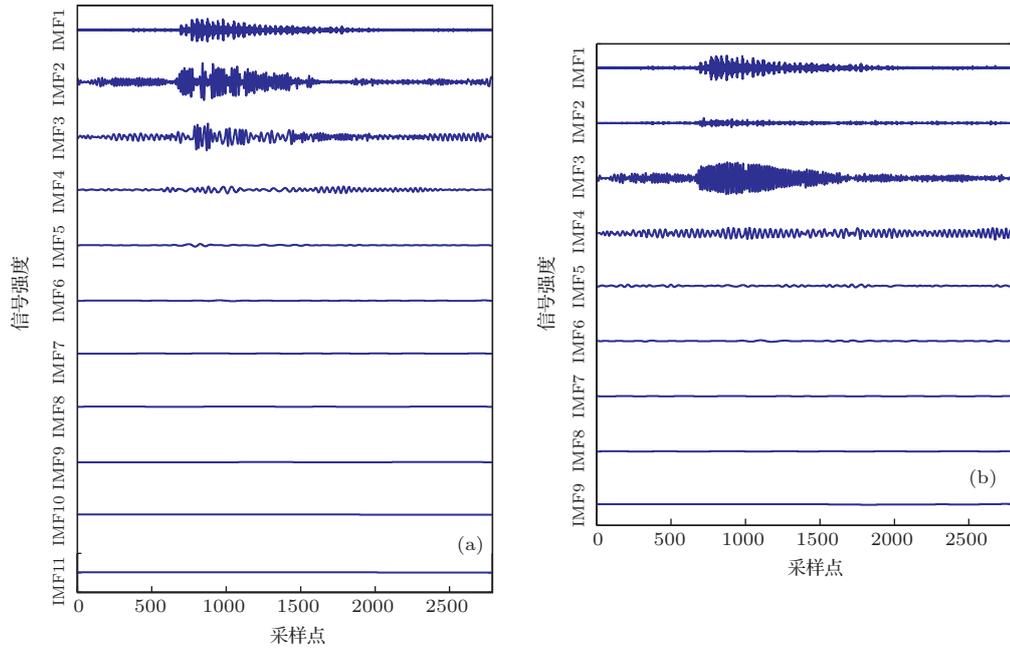


图3 数字化汉语发音“0”的分解结果 (a) EEMD 分解; (b) NACEMD 分解

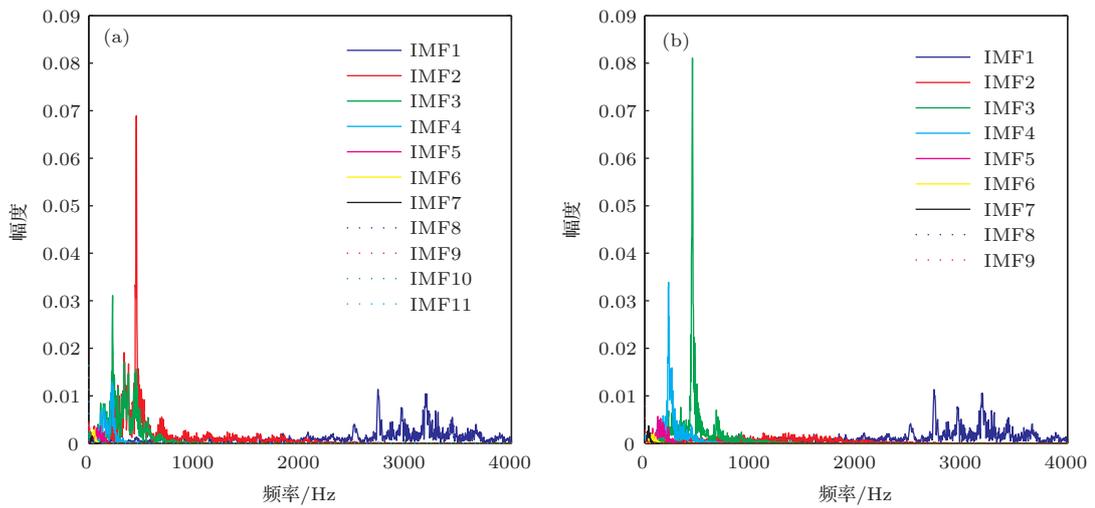


图4 数字化汉语发音“0”分解结果的频谱分布 (a) EEMD 分解; (b) NACEMD 分解

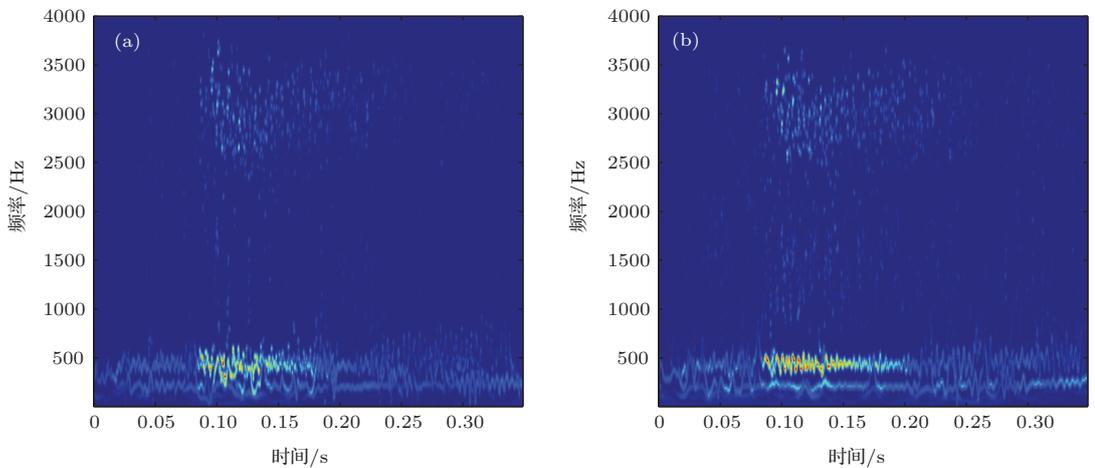


图5 数字化汉语发音“0”分解结果的 Hilbert 能量谱 (a) EEMD 分解; (b) NACEMD 分解

由图4可以看出两种方法的分解结果都存在一定程度的频率混叠,这与EMD分解白噪声时等效的二分滤波器组元之间存在一定的频谱交叠有关.但集成平均造成EEMD分解结果中的混叠幅度较大(主要集中在低频段),相比之下,NACEMD得到的IMF的频率分布较为理想.为清晰观察分解结果的局部时频特征,对分解结果进行Hilbert变换,得到其Hilbert能量谱如图5所示.

由图5可以看出:1)EEMD分解结果中,不同IMF的时频分布界限相对模糊,存在明显的交叠现象(主要体现为同一频带信号分布在多个IMF中),而NACEMD分解结果的时频分布界限较为清晰,这与图4的分析结论是一致的;2)相对于NACEMD,EEMD明显丢掉了部分频率的能量(在0—1000 Hz之间的频谱丢失较为明显),说明无法通过集成平均消除的噪声成分抵消了部分真实信息.将两种方法分解后的信号重组并进行FFT变换,得到观测信号在整个频域上的频谱丢失程度如图6所示.

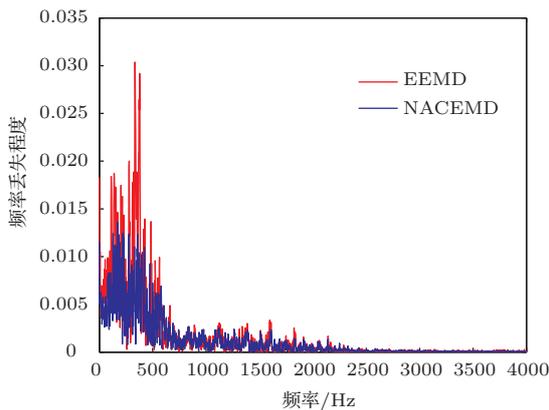


图6 数字化汉语发音“0”分解后的频谱丢失程度

以分解前后信号在不同频带上的能量之间的均方根误差(root-mean-square error, RMSE)来定量考察频谱丢失情况, RMSE按下式进行计算:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{f_2 - f_1} \sum_{f=f_1}^{f_2} [w(f) - w_i(f)]^2}, \quad (10)$$

其中, $[f_1, f_2]$ 为频带范围, $w(f)$ 为观测信号的功率谱函数, $\{w_i(f), i = 1, 2\}$ 为对分解后各层IMF的功率函数组合得到的总体功率谱函数. 计算结果如表1所示.

由图6和表1可以看出, EEMD分解结果在低频部分的频谱丢失幅度较大, 而伴随着频率升高, 频谱丢失程度逐渐降低, 说明频谱丢失对低频信号

影响较大; 而NACEMD相对EEMD明显改善了低频部分的频谱丢失现象.

表1 分解前后信号能量之间的均方根误差 ($\times 10^{-3}$)

频率/Hz	0—512	512—1024	1024—2048	2048—4000
EEMD	6.140	1.814	0.708	0.162
NACEMD	2.646	0.938	0.647	0.136

5.2 气候数据仿真

南方涛动指数(Southern Oscillation Index, SOI)由南太平洋塔希提站(代表东南太平洋)和澳大利亚达尔文站(代表西太平洋)之间的海平面气压差值处理后得到,它反映了太平洋东西两侧气压增强和减弱的演变情况,常用于衡量南方涛动(Southern Oscillation, SO)的强弱,与厄尔尼诺(El Niño)现象的活跃程度密切相关^[22-24],当SOI出现持续性的负值时,会发生El Niño现象(赤道带太平洋海水表面温度上升).而冷舌指数(Cold Tongue Index, CTI)代表太平洋近赤道区域($6^{\circ}\text{N}-6^{\circ}\text{S}, 180-90^{\circ}\text{W}$)的海水表面平均温度,可以反映El Niño现象的剧烈程度,故与SOI符号相反.

研究对象为1920年1月至2008年3月共1059个月的SOI和CTI数据,数据源自JISAO(Joint Institute for the Study of the Atmosphere and Ocean)官网.由于量纲不同,对两组数据进行标准化处理,结果如图7所示.

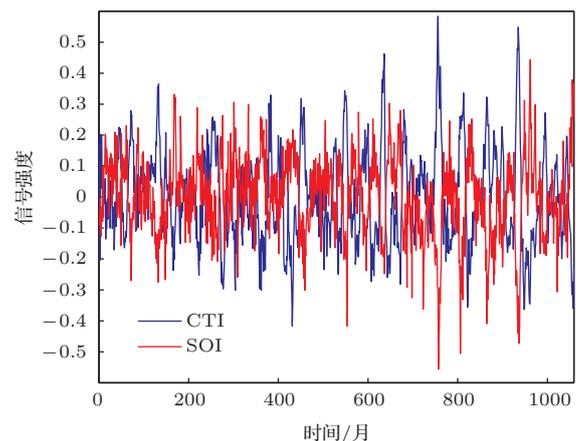


图7 南方涛动指数(SOI)和冷舌指数(CTI)

对两组数据分别进行EEMD分解和NACEMD分解(相关参数设置同5.1),结果如图8所示(为方便对比分析,将所有分解结果等比例放缩到 $[-0.2, 0.2]$ 区间,并将CTI分解结果取

反). 由于分解结果的频率是由高到低分布的, 不同的 IMF 便对应着不同的时间周期, 而 SOI 与 CTI 之间的相关信息在一定程度上反映了 El Niño 现象与 SO 之间的耦合关系 [25–27], 故不同 IMF 之间的相关程度反映了 El Niño 现象与 SO 在对应时间周期上的耦合程度. 由图 8 可以看出两种方法分解结

果中的周期项 (IMF4—IMF7) 都体现出较高的相关性, 说明 El Niño 现象与 SO 在对应的时间周期 (2.14—18.8 a) 上都具有一定的耦合关系, 这与文献 [28] 给出的解释基本一致. 此外, EEMD 分解的 IMF 数量较多且存在明显的模态混叠.

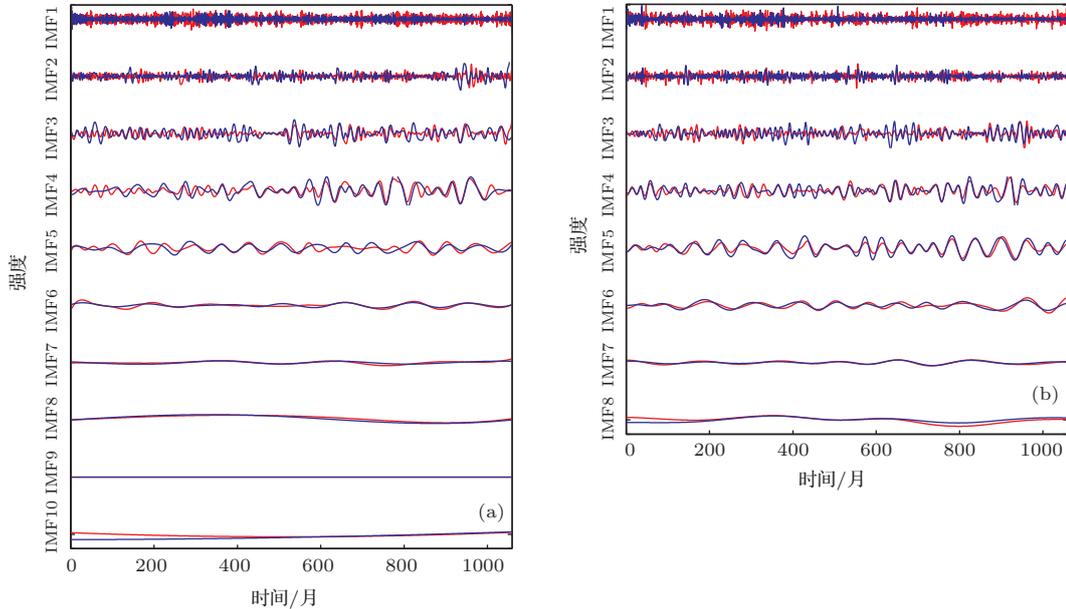


图 8 SOI(红线)与CTI(蓝线)的分解结果 (a) EEMD 分解; (b) NACEMD 分解

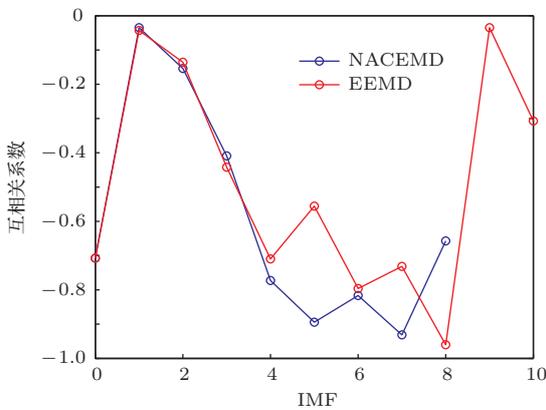


图 9 SOI 与 CTI 及其分解结果之间的互相关系数

为了详细比较 EEMD 和 NACEMD 在提取与分析两组关联性信号潜在物理含义方面的性能, 计算 SOI 及 CTI 分解前后的互相关系数, 结果如图 9 所示 (其中 IMF0 代表分解前数据). 由图 9 可以看出, 在高频部分 (IMF1—IMF3, 通常此部分主要成分为噪声), EEMD 和 NACEMD 效果基本一致; 在低频部分 (IMF4—IMF7, 通常此部分为周期项), 对应时间周期为 (2.14—19.8 a), NACEMD 分解结果的互相关信息更高 (且明显高于分解前数

据), 客观上说明 NACEMD 减少了 EEMD 中集成平均带来的频谱丢失和模态混叠, 可以有效提取出具有耦合关系的 IMF 分量, 这与 5.1 的分析结果基本一致. 此外, 尽管在 IMF8 上 EEMD 得到的互相关系数要高于 NACEMD, 但对于包含振荡成分较少的 IMF, 计算出的互相关系数具有一定的误导性, 因而可以忽略 [9]. 因而, NACEMD 的性能要优于 EEMD.

6 探讨与结论

本文提出了一种新的非线性非稳定信号时频分解方法——NACEMD, 并采用模拟信号和自然信号进行实验对比分析了其相对于 EEMD 方法的性能, 结果表明由于分解的 IMF 中不存在噪声投影成分, NACEMD 只需要一次分解过程就可以有效减小模态混叠问题, 故其相对于 EEMD 具有以下优势: 1) 消除了 EEMD 集成平均过程中因添加白噪声的时频特性差异带来的模态混叠, 使得分解结果相对于 EEMD 具有较清晰的 IMF 频谱分布; 2) 减轻了 EEMD 中无法通过集成平均消除的白噪声

成分的影响,降低了分解过程中的频谱丢失程度(在低频部分比较明显),并减少了无效IMF的数量;3)解决了EEMD因集成平均而需要大量运算时间的问题,大大提高了运算速度.

参考文献

- [1] Nathaniel E U, Beloff N, George N J 2013 *Chin. Phys. B* **22** 084701
- [2] Yang Y F, Wu Y F, Ren X M 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3778 (in Chinese) [杨永锋, 吴亚锋, 任兴民 2010 物理学报 **59** 3778]
- [3] Hou W B, Liu T Q, Li X Y 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3531 (in Chinese) [侯王宾, 刘天琪, 李兴源 2010 物理学报 **59** 3531]
- [4] Wang W B, Zhang X D, Wang X L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 069701 (in Chinese) [王文波, 张晓东, 汪祥莉 2013 物理学报 **62** 069701]
- [5] Zou M W, Feng G L, Gao X Q 2006 *Chin. Phys. B* **15** 1384
- [6] Wang W B, Wang X L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 209701 (in Chinese)[王文波, 汪祥莉 2013 物理学报 **62** 209701]
- [7] Sweeney K T, McLoone S F 2013 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **60** 97
- [8] Huang N E, Shen Z, Long S R 1999 *Ann. Rev. Fluid Mech* **31** 417
- [9] Wu Z H, Huang N E 2009 *Advances in Adaptive Data Analysis* **1** 1
- [10] Fu M J, Zhuang J J, Hou F Z 2010 *Chin. Phys. B* **19** 058701
- [11] Tang J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 129701 (in Chinese)[唐洁 2013 物理学报 **62** 129701]
- [12] Xue C F, Hou W, Zhao J H 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 109203 (in Chinese) [薛春芳, 侯威, 赵俊虎 2013 物理学报 **62** 109203]
- [13] Tang J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 049701 (in Chinese) [唐洁 2014 物理学报 **63** 049701]
- [14] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G 2011 *IEEE ICASSP Prague*, May22-27, 2011 p4144
- [15] Tanaka T, Mandic D P 2006 *IEEE Signal Process Lett.* **14** 101
- [16] Altaf M U B, Gautama T, Tanaka T 2007 *IEEE ICASSP* **3** 1009
- [17] Rilling G, Flandrin P, Goncalves P 2007 *IEEE Signal Process Lett.* **14** 936
- [18] Yang W X, Court T, Tavner P 2011 *J. Sound Vib.* **330** 3766
- [19] Ahrabian A, Rehman A U, Mandic D 2013 *IEEE Signal Process Lett.* **20** 245
- [20] Gao Y C, Sang E F, Shen Z Y 2008 *CISP'08. Congress on Image and Signal Processing Sanya Hainan*, May 27-30, 2008 p141
- [21] Rilling G, Flandrin P, Goncalves P 2003 *Proceedings of IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing Grado (I)*, June 2003 p1
- [22] Li X J 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 5366 (in Chinese) [李晓静 2008 物理学报 **57** 5366]
- [23] Cao X Q, Song J Q, Zhu X Q 2012 *Chin. Phys. B* **21** 020203
- [24] Zhang W F, Zhao Q 2013 *Chin. Phys. B* **22** 120201
- [25] Wang W, Xu Y, Lu S P 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 030205 (in Chinese) [王雯, 徐燕, 鲁世平 2011 物理学报 **60** 030205]
- [26] Lin W T, Chen L H, Ouyang C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 080204 (in Chinese)[林万涛, 陈丽华, 欧阳成 2012 物理学报 **61** 080204]
- [27] Du Z J, Lin W T, Mo J Q 2012 *Chin Phys. B* **21** 090201
- [28] Newman M, Compo G P, Alexander M A 2003 *J. Clim.* **16** 3853

Noise assisted signal decomposition method based on complex empirical mode decomposition*

Qu Jian-Ling¹⁾ Wang Xiao-Fei^{1)†} Gao Feng¹⁾ Zhou Yu-Ping¹⁾ Zhang Xiang-Yu²⁾

1) (Naval Aeronautical Engineering Institute Qingdao Branch, Qingdao 266041, China)

2) (Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

(Received 15 January 2014; revised manuscript received 26 February 2014)

Abstract

The ensemble empirical mode decomposition has been proposed in order to alleviate mode mixing in empirical mode decomposition, but the ensemble average in it can always result in new mode mixing, spectrum losing, and computational cost increasing, which can affect the analysis and extraction of signal physical characteristics. To tackle these problems, a noise-assisted signal decomposition method based on complex empirical mode decomposition is proposed, in which the mode mixing is reduced by taking the projection of intrinsic mode functions decomposed from white noise as basis functions for signal extrema extraction. While the problems result from ensemble average are reduced because the effects of noise projection are eliminated in the process of calculating the envelope barycenter. Simulation results show that our method has further reduced mode mixing, and speeded up the operation rate visibly and alleviated spectrum losing to a certain degree.

Keywords: ensemble empirical mode decomposition, complex empirical mode decomposition, noise-assisted signal decomposition

PACS: 02.30.Em, 87.85.Ng

DOI: [10.7498/aps.63.110201](https://doi.org/10.7498/aps.63.110201)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61372027).

† Corresponding author. E-mail: cody05@163.com