

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2016.02.03

基于 NABEMD 的飞行参数噪声能量估计与消除

周胜明, 王小飞, 高峰, 曲建岭

(海军航空工程学院青岛校区, 山东 青岛 266041)

摘要: 飞参系统(Flight Data Recorder, 简称 FDR)记录的飞行参数采样率低、噪声与野值混杂且呈非线性非平稳性的特点使得传统噪声处理方法难以适用, 因而提出一种基于噪声辅助复数据经验模态分解(Noise Assisted Bivariate Empirical Mode Decomposition, 简称 NABEMD)的噪声能量估计与消除方法, 用于飞行参数的降噪问题。该方法首先利用飞行参数和高斯白噪声构造复数据并进行 BEMD 分解, 然后根据虚部各层内禀模态函数(Intrinsic Mode Function, 简称 IMF)的能量来估计实部 IMF 包含的噪声能量, 最后根据噪声能量估计值对 IMF 进行分层处理得到降噪后的信号。仿真结果表明, 本文方法相对于现有方法具有一定优势, 可以进一步提高飞行参数的降噪精度。

关键词: 飞行参数; 噪声辅助复数据经验模态分解; 高斯白噪声; 噪声能量估计

中图分类号: TB53; V248.2

文献标识码: A

文章编号: 1674-5795(2016)02-0008-05

Noise Energy Estimation and Denoising of Flight Data Based on Noise Assisted Bivariate Empirical Mode Decomposition

ZHOU Shengming, WANG Xiaofei, GAO Feng, QU Jianling

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

Abstract: To solve the problems that traditional denoising methods are not suitable for processing the flight data recorder parameters which are of low sampling frequency, noise mixes with abnormality, nonlinear and nonstationary, a denoising method of flight data recorder parameters based on noise assisted bivariate empirical mode decomposition is proposed. Firstly, a complex signal constructed by given parameter and gaussian white noise is decomposed by bivariate empirical mode decomposition; secondly, according to the energy of each intrinsic mode function in imaginary part, the noise energy of each intrinsic mode function in real part is estimated; finally, the denoised parameter is obtained by dealing with each intrinsic mode function separately. Simulation results show that our method has more performance advantages than existing methods, and can improve the precision of flight data recorder parameters denoising.

Key words: flight data; noise assisted bivariate empirical mode decomposition; gaussian white noise; estimation of noise energy

0 引言

FDR 记录的飞行参数中包含着丰富的与飞机飞行状态及机载设备性能状况相关的信息, 对这些数据进行分析处理, 是开展基于飞行参数的飞行状态监控、机载设备故障诊断和健康状态管理等课题的基础。由于电磁干扰等因素的影响, 飞行参数中除包含有反映飞行状态和机载设备性能状况的有用信息外, 还不可避免地含有噪声成分。因此, 滤除飞行参数中的噪声, 对于获取可靠的研究结论至关重要^[1]。由于 FDR 系统性能的限制和飞机飞行中恶劣的数据采集条件, 飞行

参数通常具有采样率低、量化噪声较大、噪声和野值点混杂等特点, 且呈现出强烈的非线性和非平稳性。传统降噪方法包括频域滤波法、小波分解法、奇异谱分解法和局部投影法等, 一方面, 它们对信号的采样率、线性和平稳性等均具有较高的要求; 另一方面, 传统方法的降噪效果过分依赖于相关参数(如小波分解层次、奇异值截取阶次和相点投影半径等)的选取^[2-3]。因此, 采用传统方法对飞行参数进行降噪的效果并不理想, 且自适应程度较低。

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, 简称 EMD)可以在不需要设定基函数和分解层次的前提下, 自适应地将信号分解成一组具有明确含义的 IMF(频率分布由高到低)。由于具有较高的时频分辨率和自适应分解特性, 利用 EMD 研究信号的降噪问题成为当前的研究热点^[4-5]。然而, 基于 EMD 的降噪方法受异常干扰

收稿日期: 2016-03-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51505491)

作者简介: 周胜明(1962-), 男, 教授, 主要研究方向为航空仪表与控制。

(野值点等)带来的模态混叠影响较大^[6]。集成经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, 简称 EEMD)作为 EMD 算法的改进,利用噪声辅助信号分解的思想来减小模态混叠^[7-8],但基于 EEMD 的降噪算法存在着运算量过大和频谱丢失等问题^[9],不适用于数据规模大、降噪精度要求高的飞行参数。

针对上述问题,本文首先介绍了飞行参数的采样特征和 NABEMD 的性能优势,然后在研究噪声 BEMD 特性的基础上,提出了一种基于 NABEMD 的飞行参数降噪方法,该方法的主要思想是对飞行参数分解的 IMF 中的噪声能量进行估计并依此进行分层处理,从而达到降噪目的。实例仿真结果验证了本文方法的可行性。

1 飞参数据采样特征

FDR 记录了来自发动机系统、飞控系统、大气机及其它相关系统的众多参数,由于参数采集过程中一系列因素的综合影响,其通常具有如下特征:①FDR 采用时分复用的记录方式,众多参数通道使得采样率较低,部分快变参数为欠采样数据,使得传统的频域处理方法难以适用;②部分参数的测量传感器分辨力较低,参数中含有一定幅度的量化噪声;③大部分参数除含有噪声成分外,还存在由线路接触不良或较大干扰等因素造成的野值点,且具有明显的非线性非平稳性特征。

某型 FDR 记录了来自飞机各系统的 66 个模拟量参数和 67 个开关量参数,其中开关量参数一般不需要进行降噪处理,故选取两种具有典型特征的模拟量参数进行研究:一是变化较缓、野值点容易判别、量化噪声较大的排气温度参数,参数量程为 50 ~ 1000℃,采样频率 2 Hz;二是变化较快、野值点难以判别、量化噪声较小的转子转速参数,参数量程为 5% ~ 110%,采样频率 4 Hz。图 1 为该型 FDR 记录的巡航阶段时长 200 s 内两种参数的变化曲线,可以看出:排气温度参数的局部存在因采样分辨力较低而形成的二值波动点(如图 1(a)中的 98 s 附近),因而包含了较多的量化噪声,但野值点(图 1(a)中 112 s 处)容易判断;低压转子转速参数中参数变化频率较快且幅值较大,使得干扰噪声和野值混杂度较高。

2 NABEMD

EMD 理论的发展先后经历了 EMD, EEMD, CEMD 和 MEMD 等阶段。鉴于 CEMD 在处理复信号时的优势,将其引入到一维信号的处理邻域成为研究的热点。在几种不同的 CEMD 算法中, Rilling 等的 BEMD

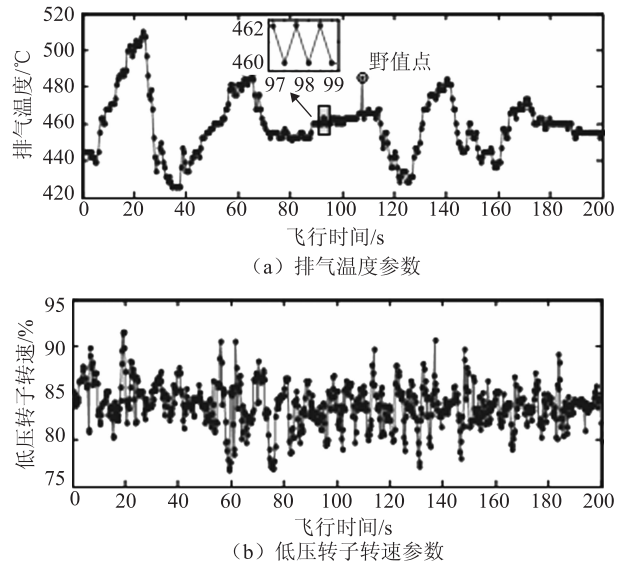


图 1 FDR 记录的飞行参数

由于考虑了信号实虚部之间的形态学信息而赢得了广泛的关注,后期围绕 CEMD 展开的相关研究大都以 BEMD 算法为基础进行^[10-11]。

噪声辅助信号分解可以减小异常干扰给 EMD 过程带来的模态混叠在 EEMD 算法^[12]中得到了详细论证,文献^[13]将噪声辅助信号分解的思想引入到 BEMD 以进一步完善一维信号的分解问题,提出了 NABEMD 的概念,基本过程如下:

1) 由实测信号 $x(t)$ 和辅助分解的高斯白噪声 $n(t)$ (幅度有限)构造待分解复信号 $c(t) = x(t) + in(t)$, 并记 $c'(t) = c(t)$ 。

2) 设定 $\varphi_k = 2k\pi/(N-1)$ 为投影方向,其中 $k=0, 1, \dots, N-1$, 并计算 $c(t)$ 在 φ_k 上的投影

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

3) 选取 $p_{\varphi_k}(t)$ 的极大值集合 $\{t_j^k, p_j^k\}$, 并对集合 $\{t_j^k, e^{i\varphi_k} p_j^k\}$ 进行样条插值,得到对应投影方向上的极大值包络 $e'_{\varphi_k}(t)$ 。

4) 按下式求各投影方向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 $s(t) = c(t) - m(t)$ 是否满足 IMF 的条件,若满足,则 $IMF_1 = s(t)$, $c(t) = c'(t) - s(t)$, 并令 $c'(t) = c(t)$;若不满足,则令 $c(t) = s(t)$ 。然后重复步骤 2) ~ 5), 直到 $c(t)$ 满足迭代停止条件。

3 基于 NABEMD 的降噪模型

3.1 基于 NABEMD 的飞行参数分解模型

设 $x_m(t)$ 为记录的飞行参数,它可近似看作真实信

号 $x_r(t)$ 与测量噪声 $n_r(t)$ 的叠加, 即 $x_m(t) = x_r(t) + n_r(t)$ 。设 $n_s(t)$ 为辅助分解的高斯白噪声, 则利用 $x_m(t)$ 和 $n_s(t)$ 组成的待分解复信号为 $x_c(t) = x_m(t) + in_s(t)$ 。对 $x_c(t)$ 进行 NABEMD, 可以得到

$$x_c(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k(t) + i \sum_{k=1}^K IMF'_k(t) \quad (3)$$

其中 $\{IMF_k(t)\}_{k=1}^K$ 为实部飞行参数的分解结果, 每个 IMF_k 均由真实信号和测量噪声构成; 而 $\{IMF'_k(t)\}_{k=1}^K$ 为虚部高斯白噪声的分解结果, 每个 IMF'_k 均由纯噪声构成。这样, 对 $x_m(t)$ 进行降噪就转换成了对 $\{IMF_k(t)\}_{k=1}^K$ 进行降噪和重组。

3.2 噪声的 NABEMD 分布模型

采用高斯白噪声辅助飞行参数分解的 NABEMD 过程中, 复信号 $x_c(t)$ 的三维包络极值决定了各层 IMF 的选取过程, 从而使得 $n_r(t)$ 和 $n_s(t)$ 在同一 IMF 的实、虚部之间具有近似的分布规律。故本文从研究实、虚部噪声能量对应关系的角度入手, 来确定噪声在实部各层 IMF 中的分布情况。

采用 Matlab 自带函数产生 8000 组强度系数为 1 的高斯白噪声 (数据长度均为 1000 点), 然后构造成实、虚部均为噪声的复信号并随机均分为 4 组。由于 NABEMD 过程中复信号实、虚部之间的噪声能量比未知, 故将 4 组数据的实部分别乘以 $m (m = 1, 2, \dots, 4)$, 然后分别进行 NABEMD (采用三阈值停止准则^[14])。图 2 为 4 组数据分解后, 得到的相同阶次 IMF 的实、虚部能量之间的对应关系 (其中实心圆代表每组 1000 个复数据实、虚部对应关系的均值)。

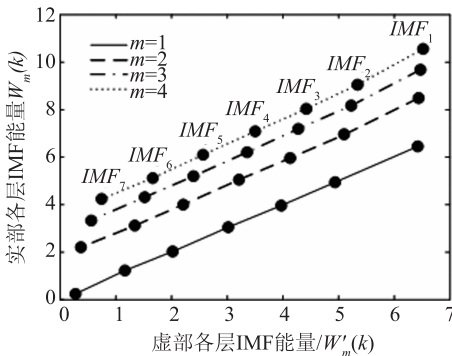


图 2 NABEMD 的噪声能量分布

记 $W_m(k)$ 和 $W'_m(k)$ 分别为 m 一定时, 第 k 层 IMF 的实部噪声能量和虚部噪声能量, 则由图 2 可以看出 $W_m(k)$ 和 $W'_m(k)$ 满足对数线性关系, 即

$$\log_2(W_m(k)) = a \log_2(W'_m(k)) + b \quad (4)$$

对图 1 中 4 条线进行拟合, 可得 $a = 1, b = \sqrt{e} \log_2 r$,

代入式(4), 得到

$$W_m(k) = W'_m(k) \times \rho \quad (5)$$

其中 $\rho = m^{\sqrt{e}}$ 。显然, 在飞行参数的 NABEMD 过程中, ρ 为由测量噪声强度和辅助分解噪声强度决定的常数。

3.3 IMF 噪声能量估计

噪声辅助信号分解方法的原理在于利用噪声的极值分布来指导实测信号的分解, 而将真实信号的极值分布忽略不计。此外, 为简化计算以估计实部 IMF 中的噪声能量, 研究中将测量噪声 $n_r(t)$ (忽略量化噪声和野值点带来的个体差异) 用白噪声来建模。这样, 就可以近似认为式(3)中实、虚部之间的噪声能量关系满足式(5)的结论。

由于真实信号 $x_r(t)$ 的带宽 (由经验值获取) 有限, 故其能量通常分布在数量有限 (频带与真实信号交叠或接近) 的几个 IMF 上, 又由于 NABEMD 进一步减少了 IMF 中的模态混叠, 故本文方法中 $x_r(t)$ 的能量分布较其它方法更为集中。文献[12]的研究表明, 与真实信号频带差异最大的 IMF 中, 包含的有用分量很少, 可以近似看做纯噪声分量。因此可选取 $\{IMF_k(t)\}_{k=1}^K$ 中频带与真实信号差异最大的 IMF 为纯噪声分量并求取 ρ , 并利用式(5)来估计 $\{IMF_k(t)\}_{k=1}^K$ 各层 IMF 的噪声能量, 基本步骤如下:

- 1) 分别计算 $\{IMF_k(t)\}_{k=1}^K$ 和 $\{IMF'_k(t)\}_{k=1}^K$ 中所有 IMF 的能量值, 结果记为 $\{W_k\}_{k=1}^K$ 和 $\{W'_k\}_{k=1}^K$;
- 2) 在 $\{W_k\}_{k=1}^K$ 中选取频带与真实信号差异最大的第 k' 个 IMF, 视 $W_{k'}$ 为纯噪声分量;
- 3) 将 $W_{k'}$ 和虚部对应的 $W'_{k'}$ 代入式(5)计算常数 ρ , 再将 ρ 和 $\{W'_k\}_{k=1}^K$ 代入式(5)计算实部各层 IMF 包含的噪声能量估计值 $\{\hat{W}_k\}_{k=1}^K$ 。

需要说明的是, 真实信号因为采样率的限制主要集中在低频部分, 而由图 2 可知噪声能量随 IMF 阶次的增加呈指数规律下降, 说明噪声的能量主要集中在低阶 (高频) IMF 上, 根据频带差异最大原则, 本文中 k' 的指导性取值设置为 1。

3.4 IMF 的分层处理

显然, 噪声能量估计值 \hat{W}_k 的大小反映了 $IMF_k(t)$ 中包含的噪声情况。为方便表述, 记 η_k 为噪声能量估计值 \hat{W}_k 与 $IMF_k(t)$ 的能量 W_k 之比

$$\eta_k = \hat{W}_k / W_k \quad (6)$$

考虑到端点效应和文中相关假设的影响, 噪声能量估计值通常存在一定程度的偏差, 故采用下述办法对 $\{IMF_k(t)\}_{k=1}^K$ 进行分层处理:

- 1) 若 $\eta_k \geq 95\%$, 认为 $IMF_k(t)$ 包含的真实信号能

量很低, 直接将其剔除;

2) 若 $5\% \leq \eta_k \leq 95\%$, 认为 $IMF_k(t)$ 为真实信号和噪声的混合, 采用 Savitzky-Golay 滤波器进行平滑处理, 滤去高频噪声成分, 处理后的信号记为 $IMF''_k(t)$;

3) 若 $\eta_k \leq 5\%$, 认为 $IMF_k(t)$ 包含的噪声能量很低, 对其不做处理。

对处理后的各层 IMF 进行合并, 就可以得到 $x_m(t)$ 降噪后的信号 $x'_m(t)$, 即

$$x'_m(t) = \sum_{\eta_k \leq 5\%} IMF_k(t) + \sum_{5\% \leq \eta_k \leq 95\%} IMF''_k(t) \quad (7)$$

4 排气温度参数降噪实例分析实验

由图 1(a) 可知, 飞行过程中 FDR 记录的排气温度参数包含的误差因素较多, 且对应的真实参数难以获取。实验选用 NASA 于 2003 年利用 SIMULINK 建立的涡扇发动机模型^[15], 产生 400 点步长为 0.5 s 的排气温度参数 $x_r(t)$ 为真实信号。首先在 $x_r(t)$ 第 50 s 和第 160 s 处加入幅值为 10°C 的脉冲信号, 用以模拟由较大异常干扰等原因形成的野值点, 然后再加入 12 dB, 14 dB 和 16 dB 三种不同强度的高斯白噪声(加噪标准为加噪后信号的噪声幅值与 FDR 记录飞行参数的噪声幅值比较接近), 将生成的信号作为实验用的待分解信号 $x_m(t)$ 。

采用本文方法对 $x_m(t)$ 进行 NABEMD 降噪处理, 其中辅助分解的高斯白噪声强度系数为 0.1。图 3 为加噪 14 dB 时的噪声能量估计结果, 可以看出: ①由于 $x_m(t)$ 中噪声与野值混杂, 且 $x_r(t)$ 在整个频域内为非均匀分布, 使得实部各层 IMF 的能量不存在单纯递增或递减关系; ② IMF_2 中噪声比例较高 ($\eta_k = 92\%$), 而 $IMF_3 \sim IMF_6$ 中的噪声比例 η_k 明显低于 5%, 说明本文方法分解结果的噪声能量分布比较集中, 客观映证本文方法减小了分解过程中噪声与真实信号之间的混叠。

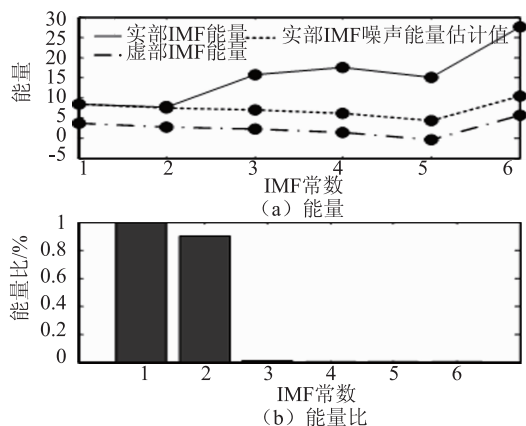


图3 噪声能量估计

然后进行如下对比实验: ① EMD 法^[4]。先对 $x_m(t)$ 进行 EMD 分解, 然后通过计算 IMF 的频谱均匀度来识别含噪 IMF 分量, 最后对含噪 IMF 进行巴特沃什滤波获取 $x'_m(t)$; ② EEMD 法^[15]。首先进行 EEMD 分解, 然后利用典范相关分析识别噪声成分并消除。图 4(a) 为加噪 14 dB 时三种方法降噪后的排气温度曲线, 图 4(b) 为加噪 14 dB 时三种方法降噪结果的相对误差。

对比分析图 4(a) 和图 4(b) 可以看出, EMD 方法受模态混叠效应的影响较大(在两个野值点附近较为明显), 降噪后的信号精度最低; EEMD 方法在一定程度上减小了模态混叠, 其降噪精度相对于 EMD 具有一定的改进, 但此方法需要叠加白噪声进行多次分解, 不适用于数据规模较大的飞行参数, 且仍存在一定的信号失真; 本文方法相对于 EEMD 方法则进一步提高了降噪精度, 受异常干扰的影响也较 EEMD 更小。

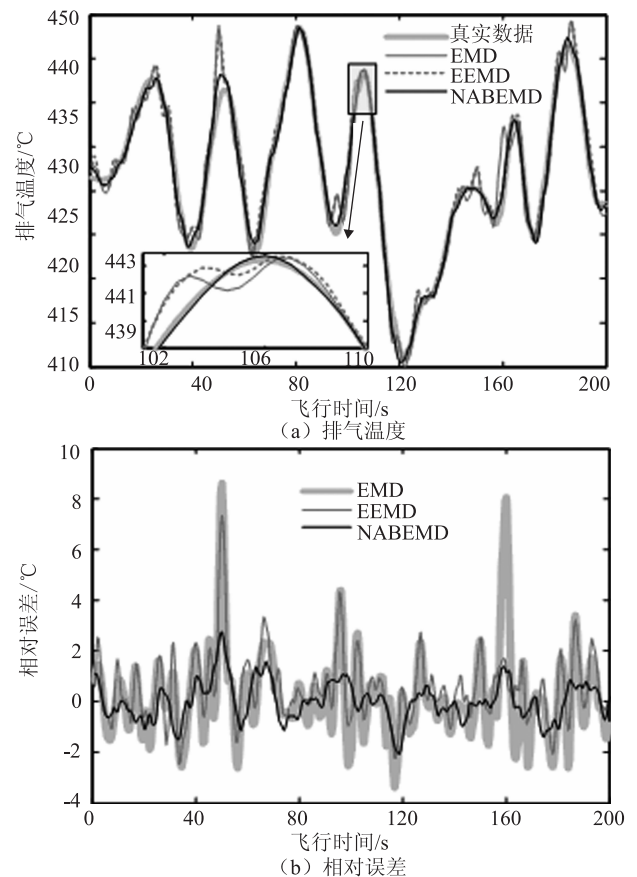


图4 排气温度参数降噪结果

为定量考察三种方法的性能, 计算了 $x_m(t)$ 的降噪结果与真实信号 $x_r(t)$ 之间的均方根误差 (Root Mean Square Error, 简称 RMSE), 具体如表 1 所示。

表1 排气温度参数降噪精度

SNR/dB	EMD	EEMD	本文方法
12	0.8843	0.8102	0.7885
14	0.7243	0.6880	0.6441
16	0.4919	0.4498	0.4072

由表1可知,在添加三种不同强度噪声的情况下,本文方法的降噪效果都要优于其它两种方法。

5 结论

本文采用数值试验的方式得到了NABEMD实、虚部噪声能量分布之间的关系,在此基础上利用噪声能量估计的思想提出了一种基于NABEMD的降噪方法。本文方法在一定程度上克服了EMD算法及EEMD算法不适用于具有典型采样特征的飞行参数的问题。实例仿真结果表明本文方法在模拟数据和试车数据中都取得了不错的降噪效果,验证了本文方法的性能优势。

参考文献

- [1] Simo D L, Litt J S. A data filter for identifying steady-state operating points in engine flight data for condition monitoring applications[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2011, 133: 1-8.
- [2] 冯广斌, 吴震宇, 袁惠群. 基于混沌理论与SVM的内燃机振动信号趋势预测[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 64-69.
- [3] Braack M, Lube G. Finite elements with local projection stabilization for incomprehensible flow problems[J]. Journal of Computational Mathematics, 2009, 27(2): 116-147.
- [4] Chacko A, Ari S. Denoising of ECG signals using Empirical Mode Decomposition based technique[C]//International Conference On Advances In Engineering, Science And Management. Nagapattinam, Tamil Nadu: IEEE, 2012: 6-9.
- [5] Anonical correlation analysis and empirical mode decomposition applied to denoising the labor electrohysterogram[J]. IEEE

- Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(9): 2441-2447.
- [6] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
- [7] 陈隽, 李想. 运用总体经验模式分解的疲劳信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 15-19.
- [8] 陈仁祥, 汤宝平, 吕中亮. 基于相关系数的EEMD转子振动信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 542-546.
- [9] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]//International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing. Prague: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [10] Yang W X, Court R, Tavner P J, et al. Bivariate empirical mode decomposition and its contribution to wind turbine condition monitoring[J]. Journal of Sound and Vibration, 2011, 330: 3766-3782.
- [11] Molla M K I, Tanaka T, Rutkowski T M, et al. Phase synchronization analysis of EEG channels using bivariate empirical mode decomposition [C]//International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing. Vancouver: IEEE, 2013: 1182-1186.
- [12] 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.
- [13] 曲建岭, 王小飞, 高峰, 等. 基于复数据经验模态分解的噪声辅助信号分解方法[J]. 物理学报, 2014, 63(11): 1-9.
- [14] Khary I, Parker, Ten-Heui Guo. Development of a turbofan engine simulation in a graphical simulation environment [R]. Cleveland, Ohio: NASA/TM-2003-212543, Glenn Research Center, 2003.
- [15] Sweeney K T, Ward T E. The use of ensemble empirical mode decomposition with canonical correlation analysis as a novel artifact removal technique [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(1): 97-105.

新书《聚焦超级核能》锁定核辐射及其计量

本刊讯:2011年3月11日,日本大地震、海啸引发的核泄漏事件吸引了全世界对核安全的关注,人们不得不再次对核能的研发和利用进行全面的思考。为了让更多的读者了解核方面的知识和发展现状,了解核辐射的来源、特点、危害和防护,作者容超凡(国防科技工业电离辐射一级计量站原副站长)历时两年编著了《聚焦超级核能》一书,现已由北京出版社出版,全国新华书店经销。此书是北京市科技协会组织编写的系列科普丛书“科学家在做什么”中的一个分册,全书共4章,其中第3章详细介绍了核辐射的准确测量问题,从核辐射测量什么、核辐射与物质的相互作用、测量所用设备、测量仪器的检定和校准、测量结果的准确表述等方面做了通俗易懂的讲解,阅读这本书,对于从事计量测试技术的科研人员定能有所收获。