第 34 卷第 6 期
2014 年 12 月

振动、测试与诊断
Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis

Vol. 34 No. 6
Dec. 2014

自适应参数优化 EEMD 机械故障特征提取方法*

陈仁祥[1,2]， 汤宝平[3]， 杨黎霞[1]， 周广武[2]
（1.重庆交通大学机电与汽车工程学院　重庆，400074）（2.四川大学空天科学与工程学院　成都，610044）
（3.重庆大学机械传动国家重点实验室　重庆，400030）

摘要　针对应用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition，简称 EEMD)进行机械故障特征提取时两个重要参数 k(白噪声幅值系数)和 M(总体平均次数)的选取问题，分析了不同幅值系数的白噪声对信号极值点分布均匀性和 EEMD 分解精度的影响规律，提出了基于信号极值点分布均匀性的 EEMD 自适应参数优化方法。该方法根据信号本身特点，自适应选取使信号极值点分布最为均匀的白噪声幅值系数作为 EEMD 的 k 值，再通过设置期望分解误差计算得到 M 值。通过仿真分析和工程应用，验证了所提方法的可行性和有效性，与现有 EEMD 参数选取方法的对比结果表明了该方法的优势。

关键词　集合经验模态分解；特征提取；极值点；分布均匀性；参数优化
中图分类号　TH165.3；TN911.2

引　言

集合经验模式分解[1]将噪声辅助分析应用于经验模式分解[2](empirical mode decomposition，简称 EMD)中，以促进抗混分解，有效地抑制 EMD 中固有的模式混淆问题。相对于 EMD，经 EEMD 分解得到的固有模式函数[2](intrinsic mode function，简称 IMF)更能揭示原信号的物理内涵。EEMD 的这一抗混特性使其在转子系统[3]、滚动轴承[4]、齿轮箱[5-6]、信号降噪[7-8]等机械设备故障特征提取及故障诊断中得到了广泛应用，并显示出其重要的应用价值和优势。然而，在应用 EEMD 时必须设置两个重要参数，即加入白噪声的幅值系数 k 和总体平均次数 M。如果这两个参数设置不合适，则会使分解误差增大，导致分解结果无意义。当 k 过小时，可能不足以引起信号局部极值点的变化，使加入噪声以改变信号的局部时间跨度失去了意义；当 k 过大时，则会使分解误差增大，甚至会湮没原信号特征使分解失去意义。理论上讲，M 值越大则分解误差越小，直至忽略不计，但 M 的增大将损失计算效率，使耗时成倍增加。对于 k 和 M 的选取，Wu 等[1]建议 k 由原信号的标准差乘以一个分数来定义，一般取原信号标准差的 0.2 倍。信号中高频成分多时 k 适当减小，反之则适当增大 k。M 可通过设置分解误差来确定，该方法是一种经验方法，是非自适应性的。陈略等[9]应用信号中的高频成分的幅值标准差与低频成分的幅值标准差之比来确定 k，再通过设定的期望分解误差求出 M，该方法有一定应用价值，但计算过程中不易区分信号的高频成分与低频成分。

针对 EEMD 中的两个重要参数 k 和 M 的选取问题，分析了白噪声幅值系数改变原信号极值点分布的规律及其对 EEMD 分解精度、效率和分解误差的影响。根据信号本身的特点，通过计算加入白噪声后极值点的分布均匀性的改变来自适应地选取 k，设置 EEMD 的期望分解误差来计算 M。提出了最优参数的 EEMD 方法，仿真信号和工程实例验证了所提方法的可行性和有效性。

1　EEMD 的抗混原理

EEMD 本质是一种叠加高斯白噪声的多次经验模式分解，其计算步骤见文献[1]，信号 $x(t)$ 经

* 国家自然科学基金资助项目(51305471，51375514)；中国博士后科学基金资助项目(2014M560719)；重庆市基础与前沿研究计划资助项目(cstc2014jcyjA70009)；重庆市教育委员会科学技术研究资助项目(KJ1400308)
收稿日期：2012-07-06；修回日期：2012-11-16

EEMD 分解后得到 K 个 IMF 分量和 1 个余项 $r(t)$，如式(1)所示

$$x(t)=\sum_{j=1}^{K}c_j(t)+r(t) \tag{1}$$

其中：$c_j(t)$ 为第 j 个 IMF 分量。

为了评价 EMD 的分解精度，文献[2]提出了计算 IMF 分量的正交性指标(index of orthogonality，简称 IO)来进行评价，IO 值越小则精度越高，其计算公式如式(2)所示。EEMD的本质还是 EMD，所以 EEMD 的分解精度也可以应用IO 值来进行评价

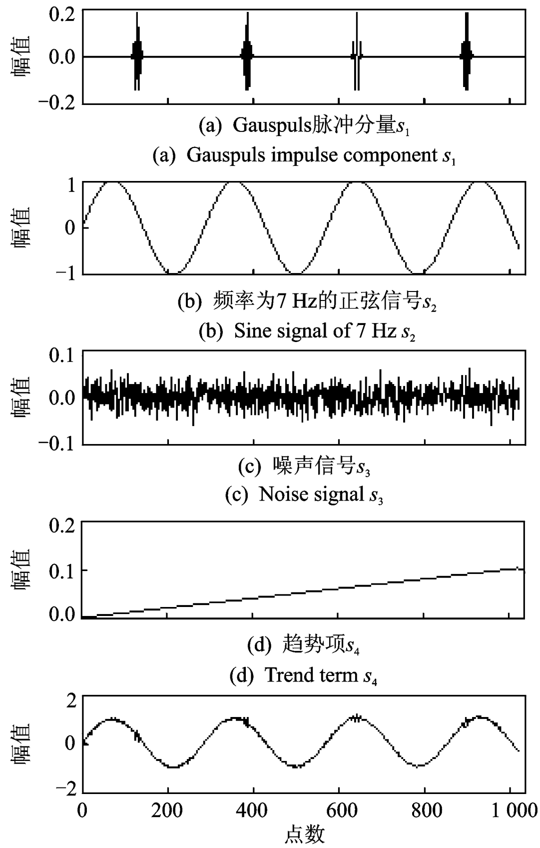
$$\mathrm{IO}=\sum_{t=0}^{T}\Big(\sum_{i=1}^{n+1}\sum_{j=1}^{n+1}c_i(t)c_j(t)/x^2(t)\Big)\quad(i\neq j) \tag{2}$$

其中：T 为信号总长度。

模式混淆是指 1 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的 IMF 中，导致相邻的 2 个 IMF 波形混淆，相互影响，难以辨别。Huang 等[2]认为引起模式混淆的原因在于间歇现象，引起间歇现象的往往是异常事件(如间断信号、脉冲干扰等)。在 EMD 计算过程中，求取原信号的均值曲线是关键步骤。常用的方法是用三次样条线将原信号的极大值点和极小值点分别连接起来得到上下包络线，再由上下包络线计算出均值曲线。在求取包络线时，信号如存在异常事件则势必影响极值点的选取，使极值点分布不均匀，从而导致求取的包络为异常事件的局部包络和真实信号包络的组合。经该包络计算出的均值，再筛选出的 IMF 分量就包含了信号的固有模式和异常事件或者包含了相邻特征时间尺度的固有模式，从而产生了模式混淆现象。EEMD 将白噪声加入待分解信号来平滑异常事件，改变原信号极值点的分布特性，使其分布更加均匀，所求取的包络线中仅包括异常事件或真实信号的包络，从而有效抑制了模式混淆问题。

如图 1 所示，仿真信号 s(图 1(e))由 gauspuls 脉冲分量干扰 s_1(图 1(a))、频率为 7 Hz 的正弦分量 s_2(图 1(b))、标准差为 0.02 的白噪声 s_3(图 1(c))和趋势项 s_4(图 1(d))组成，信号的长度为 1 024 点。

图 2(a)为仿真信号的 EMD 分解结果，包括 3 个 IMF 分量($c_1 \sim c_3$)和 1 个余项 r。显然，只有 c_3 和 r 才具有真实的物理意义，分别代表了 s_2 和 s_4。c_1 和 c_2 完全失真，失去了物理意义，即在这种情况



(a) Gauspuls脉冲分量s_1

(a) Gauspuls impulse component s_1

(b) 频率为7 Hz的正弦信号s_2

(b) Sine signal of 7 Hz s_2

(c) 噪声信号s_3

(c) Noise signal s_3

(d) 趋势项s_4

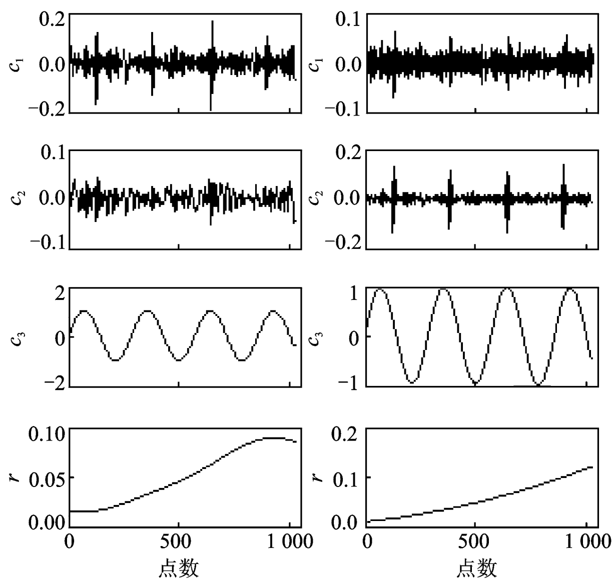
(d) Trend term s_4

(e) 仿真信号s

(e) Simulation signal s

图 1 仿真信号及其组成

Fig. 1 Simulation signal and its components



(a) EMD结果

(a) The results of EMD

(b) EEMD结果

(b) The results of EEMD

图 2 两种分解方法的结果

Fig. 2 The results of two decomposition methods

下 EMD 无法分析信号本质，存在严重的模式混淆现象。图 2(b)为 EEMD 分解结果，c_1 代表了 s_3，c_2

代表了 s_1，c_3 代表了 s_2，r 代表了 s_4。虽然 c_1 含有微弱的 s_1 成分，但已有效地分解出了 s_1 和 s_3。由此可见，EEMD 有效地抑制了模式混淆现象，能高质量地分解出原信号中的各个组分，比 EMD 更具优势。

2　EEMD 参数对分解结果的影响

2.1　k 对信号极值点分布的影响

EEMD 中加入白噪声的目的是平滑异常事件，使信号极值点的分布更加均匀，而不同的 k 值对极值点分布均匀性的影响存在差异。极大(小)值序列相邻点的幅值差值和间距(间隔点数)分别反映了极大(小)值的纵向分布和横向分布。当极大(小)值序列相邻点的幅值差值和间距变化不大，即波动较小时，极值大(小)值的分布就愈加均匀。波动程度可用标准差来衡量，当标准差小则波动就小，反之亦然。所以，利用极大(小)值序列相邻点的点幅值差值和间距的波动程度即其标准差来评价极值点的分布均匀性。标准差计算公式为

$$\mathrm{STD}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i-u)} \tag{3}$$

其中：y_i 为待计算数字序列；u 为 y_i 的平均值；N 为数据长度。

通过仿真分析来说明 k 值对极值点分布均匀性的影响。首先，计算出前文的仿真信号 s(见图 1(e))的标准差 $\sigma=0.7$，然后分别加入幅值系数 $k=0.01,0.02,\cdots,0.5$ 倍 σ 的白噪声，计算每次加入白噪声后极大(小)值序列相邻点的幅值差值的标准差 std1_max(std1_min) 和间距的标准差 std2_max(std2_min)，如图 3 所示。观察图 3(a)和图 3(b)，随着 k 值的增大，极大(小)值序列相邻点幅值差值的标准差呈现先减小再增大的趋势；观察图 3(c)和图 3(d)，随着 k 值的增大，极大(小)值序列相邻点间距的标准差迅速减小到一定程度后趋于稳定。欲使极大(小)值点分布更为均匀，则极大(小)值序列相邻点的幅值差值和间距的波动都应更小，即 std1_max(std1_min) 和 std2_max (std2_min) 要更小。而 std1_max(std1_min) 和 std2_max(std2_min) 并不是同时达到最小，综合考虑两者的变化规律，将其相乘得 std_max(std_min)，如式(4)所示，当 std_max 和 std_min 取得最小时，信号极大(小)值点纵向和横向波动综合起来最小，即分布最为均匀。

$$\begin{cases}\mathrm{std\_max}=\mathrm{std1\_max}\times\mathrm{std2\_max}\\ \mathrm{std\_min}=\mathrm{std1\_min}\times\mathrm{std2\_min}\end{cases} \tag{4}$$

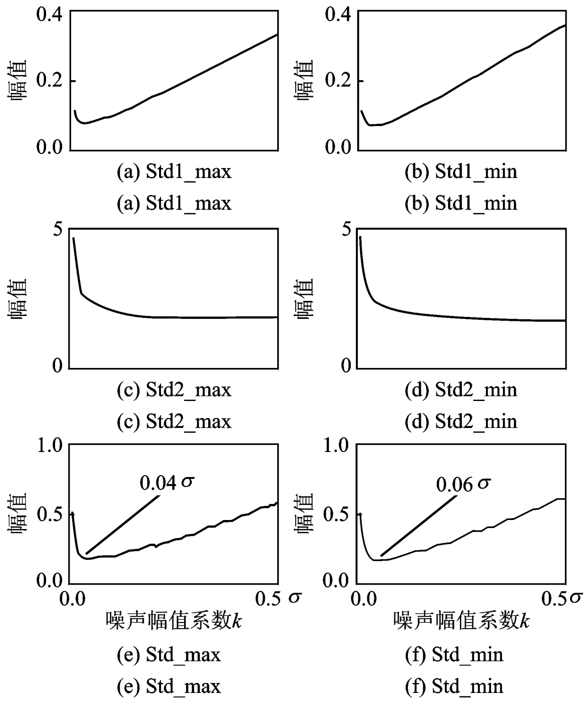


图 3　极值点幅值差值和极值点间距的标准差

Fig. 3　Standard deviation interval by the amplitude of extreme points and distance of extreme points

实际计算过程中，使 std_max 和 std_min 达到最小值的白噪声幅值系数 k_max 和 k_min 可能会有微小差别，此时取 k_max 和 k_min 的平均值以使信号极值点分布最为均匀。在图 3(e)和图 3(f)中 k_max$=0.04\sigma$，k_min$=0.06\sigma$，此时取白噪声幅值系数为 k_mean$=(k$_max$+k$_min$)/2=0.05\sigma$ 时，信号极值点分布最为均匀。

2.2　k 和 M 对 EEMD 结果的影响

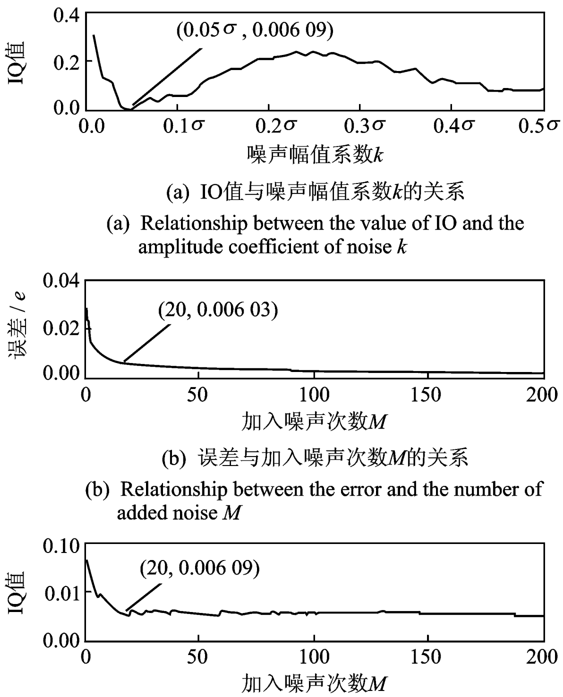
加入噪声引起的 EEMD 分解误差 e 与 k 和 M 关系见式(5)[1]。Wu 等[1]认为，当 $e\leqslant 0.01$ 时，残留噪声引起的分解误差非常小，一般情况下取 $e=0.01$ 即可。由式(5)可得式(6)，当 k 较小时，由式(6)计算的 M 可能会小于 1，为了减小加入噪声引起的误差，当由式(6)计算出的 $M<20$ 时，取 $M=20$。

$$e=\frac{k}{\sqrt{M}} \tag{5}$$

$$M=\left(\frac{k}{e}\right)^2 \tag{6}$$

对仿真信号 s 进行 EEMD 分解，k 分别取0.01，

0.02,…,0.5 倍 σ,M 由式(6)计算得到,若小于 20 则取 20。IO 值随着 k 的变化规律如图 4(a)所示,当 $k=0.05\sigma$ 时,IO 值最小为 0.006 09,即EEMD分解精度在此处最高。观察图 4(a),IO 值随 k 的增大呈现先减小再增大,当 k 大于 0.25σ 后有减小趋势并趋于稳定,但此时 IO 值约为 0.1,分解精度低。根据式(6),k 越大势必 M 越大,计算效率越低,所以当 $k=0.05\sigma$ 时是 EEMD 的最优参数。图 4(b)和(c)为分解误差 e 和 IO 值随总体平均次数 M 的关系。当 $M=20$ 时,$e=0.006\ 03\leqslant 0.01$,即分解误差在接受范围内。观察图 4(c)可知,随着 M 的增大,IO 值减小到一定程度后趋于平稳,当 $M=20$ 时 IO=0.006 09。



(a) IO值与噪声幅值系数k的关系

(a) Relationship between the value of IO and the amplitude coefficient of noise k

(b) 误差与加入噪声次数M的关系

(b) Relationship between the error and the number of added noise M

(c) IO值与加入噪声次数M的关系

(c) Relationship between the value of IO and the number of added noise M

图 4 分解结果与 k,M 的关系

Fig. 4 Relationship between the result and the k,M

综上,信号极值点分布的均匀性指标 std_max 和 std_min 随 k 的增大呈现先减小再增大的趋势,当 std_max 和 std_min 最小时,信号极值点分布最为均匀。EEMD 的分解精度 IO 值随 k 的增大会取得一个最小值,使 IO 值取得最小的 k 值与使 std_max 和 std_min 取得最小的 k 值相同,即当所加白噪声使信号的极值点分布最为均匀时,EEMD 的分解精度达到最高。同时,总体平均次数 M 的增大可以减小分解误差和提高分解精度,但当 M 增大到一定程度后,对分解误差和精度已无明显改善。

3 EEMD 自适应参数优化方法

根据不同白噪声幅值系数 k 和总体平均次数 M 对 EEMD 分解结果的影响规律,提出 EEMD 自适应参数优化方法。其基本思路为对待分析信号加入幅值系数依次增大的白噪声,获得使 std_max (std_min)达到最小的幅值系数,将该幅值系数和期望的分解误差 e(一般取 $e=0.01$ 即可)代入式(6),得到总体平均次数,从而得到 EEMD 分解的最优参数。实际计算过程中,使 k_max 和 k_min 取得最小的白噪声幅值系数可能会出现微小差别,此时取两个幅值系数的平均值即可。本研究方法根据不同信号的特点及其极值点分布可自适应选取 k 和 M,该方法计算步骤归纳如下。

1) 求出原信号 $x(t)$ 的标准偏差 σ,分别加入 N 次(N 一般取 50,如有需要 N 可适当增大)不同幅值系数的白噪声 $n'_i(t)$,白噪声幅值系数如下

$$k(i)=\frac{i}{100}\sigma \qquad (i=1\sim N) \tag{7}$$

2) 计算每次加入白噪声后的上、下极值点序列 extr_max(x_1,y_1)和 extr_min(x_2,y_2),$x_1,y_1(x_2,y_2)$为对应极值点的横、纵坐标。

3) 计算 extr_max(x_1,y_1)和 extr_min(x_2,y_2)的幅值差值标准差和间隔点数标准差之积 std_max 和 std_min,如式(8)和式(9)所示

$$\text{std\_max}=\sqrt{\frac{1}{N_{1-1}}\sum_{i=N_1}^{N_{1-1}}(|x_{1i+1}-x_{1i}|-u_1)}\times \sqrt{\frac{1}{N_{1-1}}\sum_{i=N_1}^{N_{1-1}}(|y_{1i+1}-y_{1i}|-u'_1)} \tag{8}$$

$$\text{std\_min}=\sqrt{\frac{1}{N_{2-1}}\sum_{i=N_2}^{N_{2-1}}(|x_{2i+1}-x_{2i}|-u_2)}\times \sqrt{\frac{1}{N_{2-1}}\sum_{i=N_2}^{N_{2-1}}(|y_{2i+1}-y_{2i}|-u'_2)} \tag{9}$$

其中:N_1,N_2 为 extr_max(x_1,y_1)和 extr_min(x_2,y_2)的点数;u_1,u'_1,u_2,u'_2 分别为 extr_max(x_1,y_1)和 extr_min(x_2,y_2)幅值差值的平均值和间隔点数的平均值。

4) 计算使 std_max 和 std_min 达到最小值的白噪声幅值系数 k_max 和 k_min 的平均值 k,再根据式(6)计算 M,当 $M<20$ 时,取 $M=20$。

5) 根据 k 和 M 进行 EEMD 分解得到 IMF

分量。

算法流程如图 5 所示。

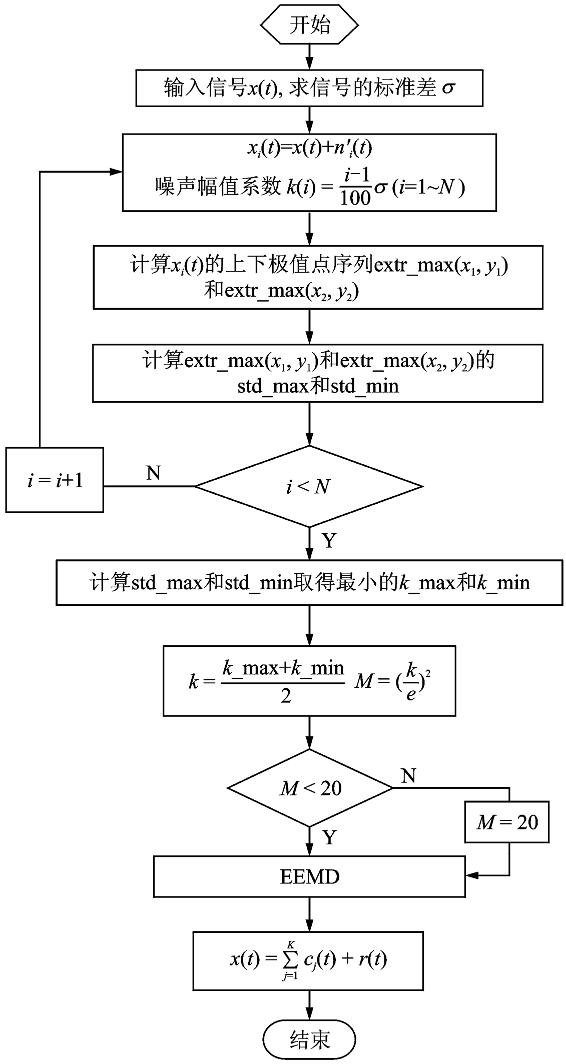


图 5　算法流程图

Fig. 5　Algorithm flow chart

4　工程实例

4.1　滚动轴承外圈故障特征提取

将本研究方法用于滚动轴承外圈故障特征提取。试验台由电动机、模拟载荷、电机控制装置等组成，如图 6 所示。轴承型号为 UN205，滚动体直径为 7.5 mm，滚动体数目为 12 个，节径为 38.7 mm，接触角为 0°，转速为 800r/min。该轴承外圈存在故障，经计算可知故障特征频率为 $f_o=64.5$ Hz。信号采样频率为 12 kHz，信号长度为 1 024 点，原始信号如图 7(a)所示，其幅值谱如图 7(b)所示，从其时域波形图和幅值谱中难以观察到轴承外圈故障频率。

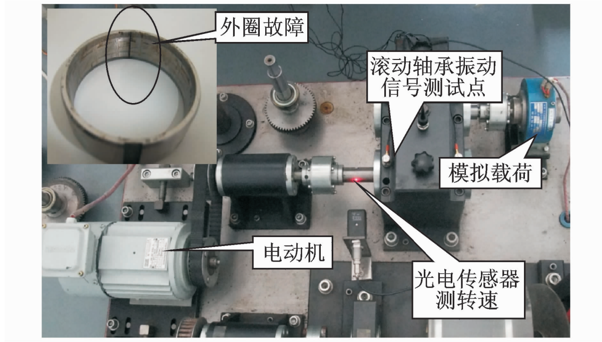
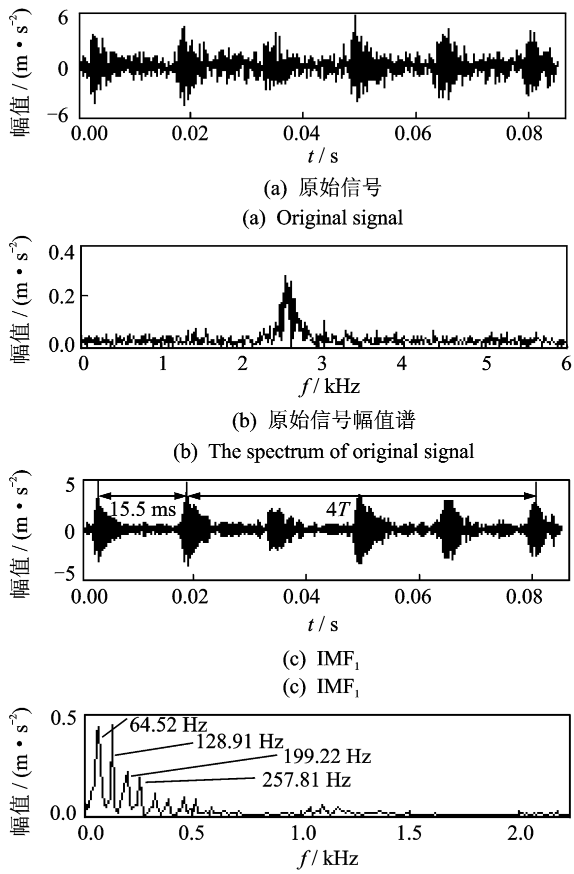


图 6　试验现场

Fig. 6　The test field



(a) 原始信号

(a) Original signal

(b) 原始信号幅值谱

(b) The spectrum of original signal

(c) IMF_1

(c) IMF_1

(d) IMF_1幅值谱

(d) The spectrum of IMF_1

图 7　滚动轴承外圈故障信号分析

Fig. 7　Analysis of rolling bearing fault signal in outer

分别用文献[1]、文献[9]和本研究方法来确定白噪声幅值系数 k，文献[1]建议 $k=0.2$，根据文献[9]计算结果$k=0.235$，采用本研究方法计算结果 $k=0.09$。分解误差均设为 $e=0.01$，由式(6)分别计算出 3 种方法的总体平均次数 M 分别为 202，279 和 41，计算耗时和分解精度(IO 值)如表 1 所示。计算机配置为 Intel Celeron E3300 处理器(主频为

2.50 GHz)、320 G 硬盘、2 G 内存。由表 1 可知，本研究方法的精度有所提高(IO 值小)，同时，本研究方法耗时约为文献[1]的 1/5、文献[9]的 1/6，计算效率得到了大幅度提高。

表 1 外圈故障分析 3 种算法比较

Tab. 1 A comparison between results of three methods in analysis of outer ring fault

比较项	文献[2]	文献[9]	本研究算法
k	0.2	0.235	0.09
M	202	279	41
耗时/s	50.571	65.172	11.218
IO	0.011 52	0.012 84	0.009 42

图 7(c)是经本研究方法对轴承故障信号分解得到的第 1 阶 IMF 分量，从图中可明显观察到周期性冲击，其冲击周期 $T=15.5$ ms，即冲击频率 $f=\frac{1}{T}=64.51$ Hz，与前文所计算的轴承外圈故障频率相吻合。同时计算 IMF_1 的幅值谱，如图 7(d)所示，主要频率是 64.52，128.91，199.22，257.81 Hz 等多倍频，与计算的外圈故障特征频率吻合。所以，本研究方法快速、准确提取了轴承外圈故障特征。

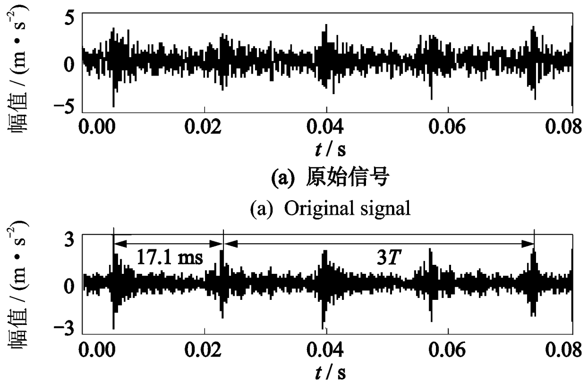
4.2 滚动轴承滚动体故障特征提取

将本研究方法用于滚动轴承滚动体故障特征提取。某型号轴承节径为 15 mm，滚动体直径为 3.969 mm，接触角为 15°，滚动体数目为 7 个，转速为 1 000 r/min，信号采样频率为 25.6 kHz，信号长度为 2 048 点，原始信号如图 8(a)所示。该轴承中的一个滚动体存在剥落，经计算特征频率，滚动体自转频率 $f_{bc}=29.437$ Hz。分别用文献[1]、文献[9]和本研究方法来确定白噪声幅值系数 k，文献[1]建议 $k=0.2$，根据文献[9]计算结果 $k=0.112$，采用本研究方法计算结果 $k=0.1$。分解误差均设为 $e=0.01$，由式(6)计算出 3 种方法的总体平均次数 M 分别为 308，97 和 77，计算耗时和分解精度(IO 值)如表 2 所示。3 种方法的精度相差不大，但本研究方法耗时最少。

表 2 滚动体故障分析 3 种算法比较

Tab. 2 A comparison between results of three methods in analysis of rolling body fault

比较项	文献[2]	文献[9]	本研究算法
k	0.2	0.152	0.1
M	308	177	77
耗时/s	77.108	41.346	21.068
IO	0.010 15	0.010 32	0.099 25



(a) 原始信号

(a) Original signal

(b) IMF_1

(b) IMF_1

图 8 滚动轴承滚动体故障信号分析

Fig. 8 Analysis of rolling bearing fault signal

图 8(b)为应用本研究方法得到的第 1 阶 IMF 分量，可看出其冲击周期 $T=17.1$ ms，则冲击频率 $f=\frac{1}{T}=58.48$ Hz，有 $f\approx 2f_{bc}$，所以判断出该轴承滚动体存在故障。

5 结 论

1) 信号极值点分布的均匀性指标 std_max 和 std_min 随 k 的增大呈现先减小再增大的趋势，std_max 和 std_min 越小则信号极值点分布越均匀。EEMD 的分解精度 IO 值随 k 的增大会取得一个最小值，使 IO 值取得最小的 k 值与使 std_max 和 std_min取得最小的 k 值相同，即当所加白噪声使信号的极值点分布最为均匀时，EEMD 的分解精度达到最高。

2) 针对 EEMD 中两个重要参数——白噪声幅值系数 k 和总体平均次数 M 的选取问题，根据不同幅值系数的白噪声对信号极值点分布均匀性影响规律，提出了 EEMD 自适应参数优化方法，对不同信号选取不同的参数，保证了分解精度和计算效率，为 EEMD 参数的选取提供了新的思路。

3) 工程应用实例的结果表明，该方法能快速、有效地提取故障特征，为机械故障特征提取提供了一种新的手段，具有良好的应用前景。

参 考 文 献

[1] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method

[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[2] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1998, 454(1): 903-995.

[3] Lei Yaguo, He Zhengjia, Zi Yanyang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009 (23): 1327-1338.

[4] Matej Z, Samo Z, Ivan P. Multivariate and multiscale monitoring of large-size low-speed bearings using ensemble empirical mode decomposition method combined with principal component analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010(24): 1094-1067.

[5] 李辉，郑海起，唐力伟. 基于 EEMD 和 THT 的齿轮故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断，2011，31(4)：496-500.

Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Gear fault diagnosis based on ensemble empirical mode decomposition and teager-huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4): 496-500. (in Chinese)

[6] Zhou Yuqing, Tao Tao, Mei Xuesong, et al. Feed-axis gearbox condition monitoring using built-inposition sensors and EEMD method[J], Mechanical Systems and Signal Processing, 2011(27): 785-793.

[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.

Chen Jun, Li Xiang. Application of ensemble empirical mode decomposition to noise reduction of fatigue signal [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 15-19. (in Chinese)

[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.

Chen Renxiang, Tang Baoping, Lü Zhongliang. A ensemble empirical mode decomposition de-noising method based on correlation coefficients for vibration signal of rotor system[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 542-546. (in Chinese)

[9] 陈略，唐歌实，訾艳阳，等. 自适应 EEMD 方法在心电信号处理中的应用[J]. 数据采集与处理，2011，26(3)：361-366.

Chen Lue, Tang Geshi, Zi Yanyang, et al. Application of adaptive ensemble empirical mode decomposition method to electrocardiogram signal processing [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(3): 361-366. (in Chinese)

第一作者简介：陈仁祥，男，1983 年 9 月生，博士研究生。主要研究方向为信号分析与处理、测试计量技术及仪器等。曾发表《基于相关系数的 EEMD 转子振动信号降噪方法》（《振动、测试与诊断》2012 年第 32 卷第 4 期）等论文。

E-mail：manlou.yue@126.com