

Application of EEMD Energy Entropy Method to Fault Diagnosis of Gearbox*

Zhiyun Shi, Minping Jia

School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing
Email: suzyldt@163.com, mpj@seu.edu.cn

Received: Oct. 10th, 2012; revised: Oct. 30th, 2012; accepted: Nov. 12th, 2012

Abstract: For the non-stationary and non-linear characteristics of gearbox vibration signal, ensemble empirical mode decomposition (EEMD) method based energy entropy is proposed for signal analysis and fault diagnosis of gearbox. This method utilizes the advantage of EEMD which can effectively restrain model mixing. Firstly, EEMD method is used to decompose the original signal to get intrinsic mode functions (IMFs). Then, energy of each IMF is calculated. Finally, the energy entropy IMFs is obtained, since energy entropy can reflect the system's working condition and fault type. The number of ensemble and the amplitude of the added white noise are two parameters need to be set. Different parameters are analyzed in gearbox vibration signals with comparison, aiming at a best choice.

Keywords: Gearbox; EEMD; Energy Entropy; Amplitude; Ensemble Number

EEMD 能量熵分析及在齿轮箱故障诊断中的应用*

石智云, 贾民平

东南大学机械工程学院, 南京
Email: suzyldt@163.com, mpj@seu.edu.cn

收稿日期: 2012 年 10 月 10 日; 修回日期: 2012 年 10 月 30 日; 录用日期: 2012 年 11 月 12 日

摘要: 针对齿轮箱振动信号的非平稳、非线性等特点, 提出一种基于总体平均经验模态分解 EEMD 的能量熵信号分析及故障诊断方法。该方法利用 EEMD 方法能够有效抑制模式混叠现象的特点, 先对原始振动信号进行 EEMD 分解, 得到各阶本征模态函数(IMFs), 然后求得将各阶本征模态函数的能量及其熵。指出能量熵的值能够反映系统的工作状态和故障类型。通过对白噪声幅值及分解次数对齿轮箱振动加速度信号分析对比, 得出最优优化选择方案。

关键词: 齿轮箱; EEMD; 能量熵; 幅值; 分解次数

1. 引言

齿轮箱是机械传动系统的重要部件, 它能有效地传递动力和扭矩, 对其进行故障诊断一直是国内外学者广泛关注的研究课题。齿轮箱故障最典型的特点是通常会带有振幅和相位调制的振动信号^[1], 在频

域中主要反映为相关啮合频率和谐波处的边频带部分增大, 并可通过这些频率特征来识别故障^[2]。然而, 由于负载、摩擦、间隙和刚度等非线性因素对振动信号的不同影响, 仅在时域和频域对齿轮、轴承工作状态进行诊断是比较困难的^[3]。

经验模态分解(EMD)^[4]作为一种新型的信号处理方法适合于处理非线性非平稳信号, 但由于存在模态混叠问题, 因而大大限制了它在实际中的应用。总体

*基金项目: 国家自然科学基金项目(51075070、51075069、51005047)、国家十一五 863 项目(007AA04Z421)、江苏省产学研创新资金计划(BY2009152)。

平均经验模态分解(EEMD)^[5]是对 EMD 方法的改进,它是一种噪声辅助的数据分析方法,能够很好的还原信号的本质,从而有效地解决了模式混淆问题。EEMD 算法中的两个重要参数——所加白噪声幅值以及 EEMD 过程中的分解次数对分解结果有影响^[6]。

齿轮发生不同的故障时,振动信号的能量分布也会发生相应的改变,故可以通过计算不同振动信号的能量熵来判断是否发生故障,并根据其范围来判断故障类型。本文提出基于 EEMD 能量熵的故障诊断方法,利用本实验室研制的 MFD 系统分别采集正常和具有故障(局部损伤和磨损状态)的齿轮振动加速度信号,通过选取不同的白噪声幅值及分解次数进行比较分析,探讨不同参数对 EEMD 能量熵的影响。

2. EEMD 算法

设原始信号为 $x(t)$, EMD 算法是把 $x(t)$ 分解为一组 IMF 分量 c_i 和余项 r_n 的和,即

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

但这种方法会使得 1 个 IMF 分量中包含差异很大的特征时间尺度,或者相近的特征时间尺度分布在不同的 IMF 分量中,往往表现为相邻两个 IMF 波形混叠,从而导致模态混叠。

EEMD 方法的原理是利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性,当信号加入白噪声后,将使信号在不同尺度上具有连续性,以减小模态混叠的程度。其具体的分解步骤如下^[7]:

1) 初始化 EMD 分解次数 M , 白噪声的幅值系数 k , $m = 1$;

2) 执行第 m 次 EMD 分解:

a) 在原始信号 $x(t)$ 上加上一幅值系数为 k 的随机高斯白噪声 $n_m(t)$, 得到加噪的待处理信号 $x_m(t)$, 即

$$x_m(t) = x(t) + kn_m(t) \quad (2)$$

b) 用 EMD 分解 $x_m(t)$, 得到 p 个 IMF 分量 $c_{j,m}(j=1,2,\dots,p)$, $c_{j,m}$ 表示第 m 次试验分解出的第 j 个 IMF;

c) 当 $m < M$, 返回步骤 2), $m = m + 1$;

3) 对 M 次分解的每个 IMF 计算均值;

$$\bar{c}_j = \frac{\sum_{m=1}^M c_{j,m}}{M} \quad (j=1,2,\dots,p, m=1,2,\dots,M) \quad (3)$$

4) 输出 \bar{c}_j 作为 EEMD 分解得到的第 j 个 IMF, $j=1,2,\dots,p$ 。

其中 M 和 k 的选取对 EEMD 分解结果有很大影响。

3. EEMD 能量熵

当齿轮在不同的状态下工作时,它的能量分布会产生变化。为描述齿轮箱不同工况下振动信号的能量随频率分布的变化情况,因此有必要引入能量熵的概念。

设采用 EEMD 方法对齿轮箱振动信号 $x(t)$ 进行分解后得到 n 个 IMF 分量 $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$ 和一个残留量 r_n , n 个 IMF 分量的能量分别为 E_1, E_2, \dots, E_n , 由于 IMF 分解的正交性,在忽略残留量 r_n 的情况下, n 个 IMF 分量的能量之和应等于原始信号的总能量。因为 n 个 IMF 分量 $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$ 分别包含了不同的频率成分,则 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 形成了齿轮箱振动信号能量在频率域的一种划分,相应的 EEMD 能量熵定义为^[8]

$$H_{EEN} = -\sum_{i=1}^n p_i \lg p_i \quad (4)$$

式中 p_i 为第 i 个 IMF 分量的能量占整个信号能量的百分比, $p_i = E_i/E$, $i=1,2,\dots,n$; E 为整个信号能量, $E = \sum_{i=1}^n E_i$ 。

4. EEMD 能量熵在齿轮箱故障诊断中的应用

4.1. 三种工况下的齿轮箱 EEMD 分解

现采用齿轮箱故障的振动数据进行分析研究^[9]。该齿轮箱由 2 根轴组成,齿数比为 46:31;分析数据是由两个相垂直放置的振动加速度传感器采集得到,数据的采样长度为 4096 点,采样频率为 3838.77 Hz,齿轮啮合频率为 307 Hz,转轴 I 的频率为 10 Hz,转轴 II 的频率为 7 Hz。

三种工况(见图 1~3)对应的时域信号波形图及其 EEMD 分解结果如图 4~6 所示。



Figure 1. Normal state of gearbox
图 1. 齿轮正常状态示意图



Figure 2. Pitting state of gearbox
图 2. 齿轮局部损伤(点蚀)示意图



Figure 3. Wearing state of gearbox
图 3. 齿轮磨损状态示意图

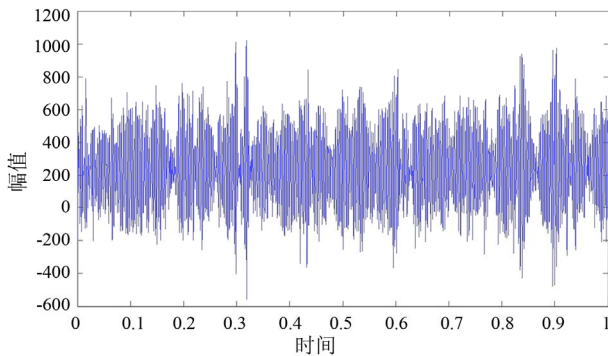


Figure 4. Normal state time domain signal
图 4. 正常状态时域波形图

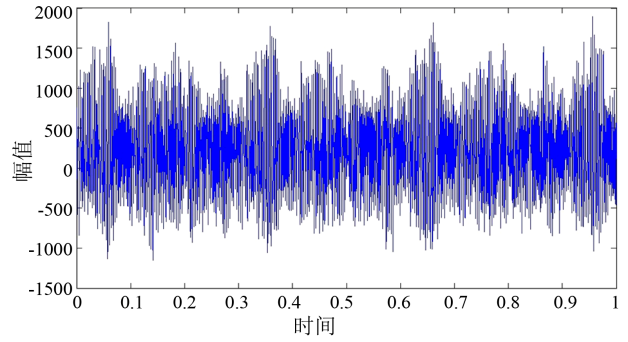


Figure 5. Pitting state time domain signal
图 5. 点蚀磨损时域波形图

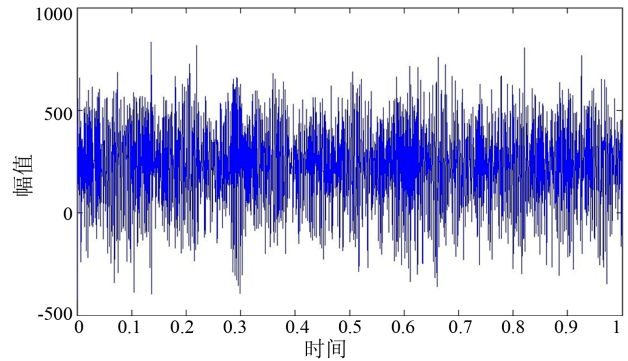


Figure 6. Wearing state time domain signal
图 6. 均匀磨损时域波形图

对 EEMD 的各阶 IMF 分量做幅值谱分析, 因篇幅有限, 故只列出前两阶幅频图, 如图 7~9 所示。

当齿轮箱中齿轮没有磨损并处于正常工作状态时, 各齿形是渐开线形状, 在运行中产生的振动是频率为啮合频率的单频率谐波曲线, 从图 7 中的一阶 IMF 幅频图即可以看出频率特征主要集中在啮合频率 307 Hz 左右处。

当齿轮箱中齿轮发生非均匀磨损, 即局部几个轮齿有较严重的磨损, 在本文中即为点蚀, 则会出现以齿轮啮合频率及其谐波为载波频率, 故障齿轮所在轴转频及其倍频为调制频率的啮合频率调制现象, 从图 8 可以看出频谱上在啮合频率及其倍频附近产生了幅值小且稀疏的边频带。另外因为磨损是不均匀的, 故振动会不稳定, 具体体现在图 8 中倍频幅值相差很大。

当发生均匀磨损时, 各轮齿的渐开线形状发生了平稳的变化, 在运行中产生的振动是基频为啮合频率的周期信号曲线。从图 9 中可以看出倍频幅值相接近, 说明振动相对平稳。

从以上结果可以得出, EEMD 分解方法可以很有效地用于齿轮箱故障诊断。

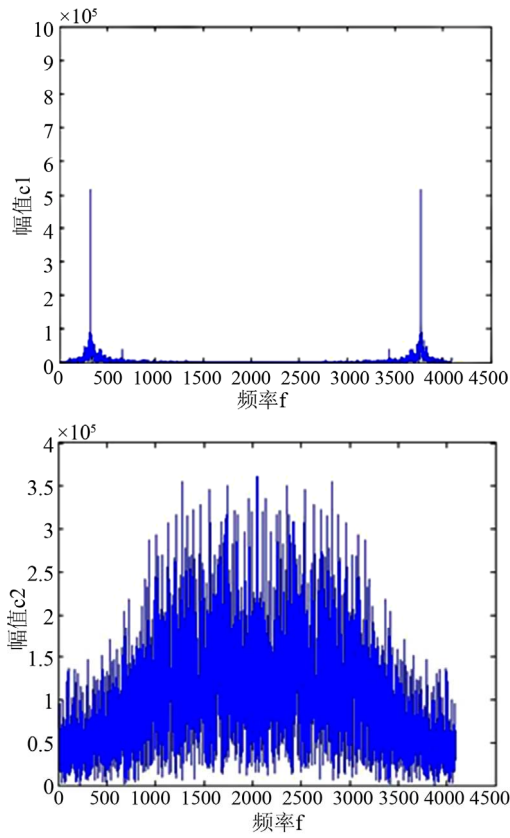


Figure 7. IMF of normal state
图 7. 正常状态的 IMF 幅频图

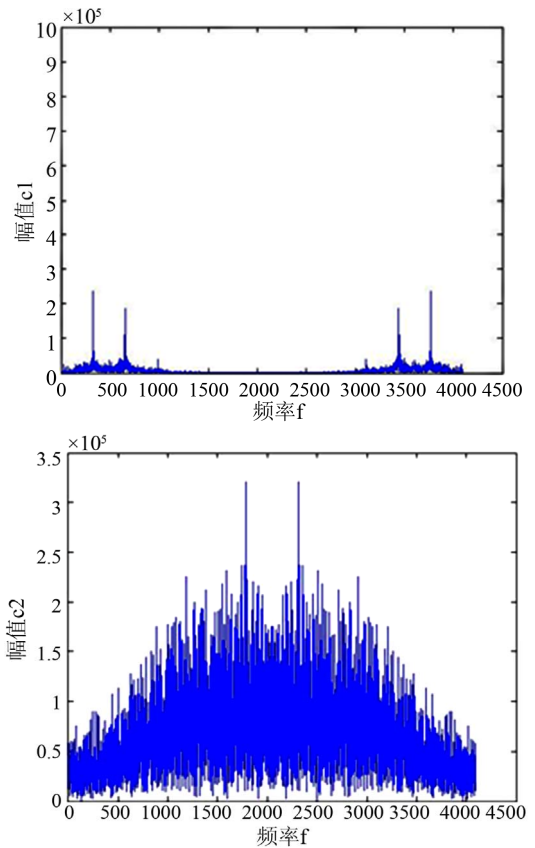


Figure 9. IMF of wearing state
图 9. 均匀磨损的 IMF 幅频图

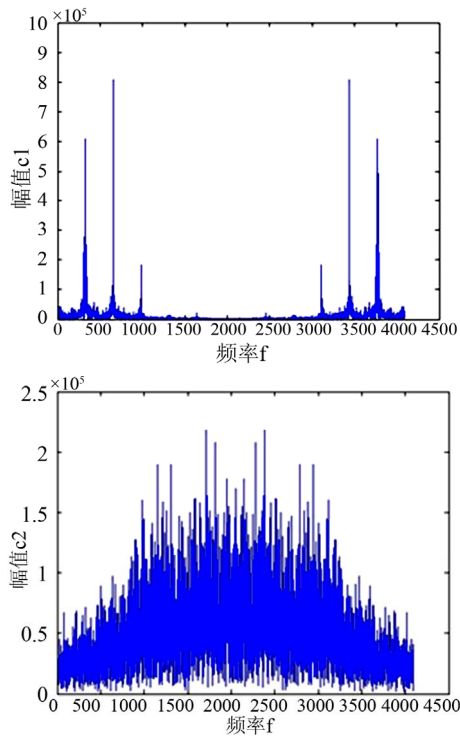


Figure 8. IMF of pitting state
图 8. 局部磨损的 IMF 幅频图

4.2. 改进的 EEMD 能量熵

故障振动信号的能量分布会随着故障类型发生相应的改变，故熵值的范围可用于判断故障类型。

按 EMD 能量熵方法计算，白噪声标准差取为振动信号标准差的 0.4 倍， M 取 500，得到正常、局部损伤和磨损状态的齿轮振动加速度信号各五组能量熵值，结果如表 1 所示。

从表中数据可以看到，磨损状态下的 EMD 能量熵大于正常状态的熵值，这与实际情况不相符，其原因

Table 1. EMD energy entropy of three states
表 1. 不同工况下齿轮的 EMD 能量熵

正常	局部损伤	磨损状态
EMD 能量熵		
0.5356	0.5030	0.5357
0.5345	0.4978	0.5412
0.5387	0.5001	0.5442
0.5395	0.4993	0.5406
0.5315	0.4982	0.5348

因为 EMD 分解出的各个状态下 IMF 分量模态混叠程度严重^[10], 导致结果严重失真。

而按照改进后的 EEMD 能量熵计算, 所得结果如表 2 所示。

表中结果表明正常齿轮的 EEMD 熵值要大于其它两种情况, 这是因为在正常状态下, 振动信号的能量分布相对平均和不确定。当齿轮出现局部损伤或磨损后, 在相应的频带内就会出现相应共振频率。此时, 能量便会集中在此频率带内, 使能量分布的不确定性减少, 从而使熵值减小。由于磨损要比局部损伤故障程度严重, 能量集中的更为厉害, 所以具有磨损状态齿轮的 EEMD 能量熵最小。

从以上分析可知, 齿轮的工作状态和故障类型不同, 其 EEMD 能量熵值就不同, 故可以通过 EEMD 能量熵值来判断齿轮的工作状态和故障类型。

5. EEMD 分解次数及白噪声幅值对故障诊断的影响

为了进行精确的模式识别, 合适地选取分解次数 M 和白噪声幅值 k 显得尤为重要, 可通过改变白噪声幅值及分解次数进行比较分析, 探讨不同参数对 EEMD 能量熵的影响。

5.1. 分解次数

EEMD 过程中的分解次数 M 与添加的白噪声的幅值 k 对添加的白噪声的影响有如下关系^[5]

$$e = \frac{k}{\sqrt{M}} \quad (5)$$

或者

$$\ln e + \frac{k}{2} \ln M = 0 \quad (6)$$

e 为最终的误差, 即为被分解的信号与对应 IMF(s)之间的差值, 通常情况下实际结果与理论曲线相符。

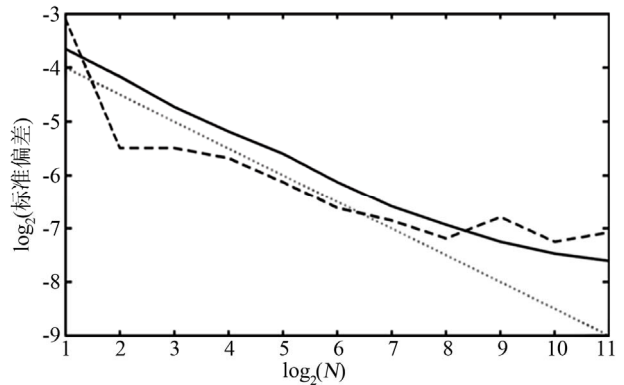
Table 2. EEMD energy entropy of three states
表 2. 不同工况齿轮的 EEMD 能量熵

正常	局部损伤	磨损状态
EEMD能量熵		
0.7345	0.6760	0.6042
0.7290	0.6941	0.6197
0.7518	0.6914	0.5915
0.7437	0.7025	0.6472
0.7421	0.6961	0.5979

理论曲线如图 10 所示, 随着 EEMD 的分解次数的提高, 因添加白噪声而产生的影响将逐渐降低甚至可以忽略。低频信号误差扩散较大^[11], 高频信号的误差趋势与理论更为接近。通常分解几百次就可以达到很好的效果, 如果所添加白噪声的幅值为原始信号标准偏差的一小部分, 残留噪声所产生的误差将不到这一小部分的 1%^[5]。故当白噪声幅值增加时, 分解次数也应提高来抑制白噪声对结果的影响。

具体实验数据如表 3 所示, 当白噪声的幅值 k 均取 0.2, 分解次数分别为 100 和 500, 得出正常、局部损伤和磨损状态的齿轮振动加速度信号的能量熵值。

从表 3 可以看出, 当分解次数达到 500 时, 从能量熵值可以更好地判别齿轮箱的工作状态和故障模式, 而且所分解出的 IMF(s)可以更好地还原信号本质, 误差也会更小。同样, 当分解次数取到 1000 时, 局部误差会稍有增大, 这与低频信号误差扩散较大相



实线——高频离散信号; 虚线——低频信号; 点线——理论曲线

Figure 10. Standard deviation of error vs. number of ensemble member N ^[5]

图 10. 标准偏差与分解次数关系图^[5]

Table 3. EEMD energy entropy of different ensemble member
表 3. 不同分解次数下齿轮的 EEMD 能量熵

状态次数	正常	局部损伤	磨损状态
$M = 100$	0.6654	0.6124	0.5848
	0.6864	0.6003	0.5859
	0.6552	0.5981	0.5841
	0.6471	0.6337	0.5989
	0.6693	0.6189	0.5715
	0.7345	0.6760	0.6042
$M = 500$	0.7290	0.6944	0.6197
	0.7518	0.6914	0.5915
	0.7437	0.7025	0.6472
	0.7421	0.6961	0.5979

符。次数选择得越大,所需计算时间就会越久,故一般选择 100 就可以达到故障模式判断的效果。

5.2. 白噪声幅值

在进行 EEMD 分解时,所添加的白噪声幅值越小分解出的 IMF(s)与原始信号的误差就越小。但如果幅值过小的话,则不能提供 EEMD 方法所依赖的极值点变化条件,这对坡度比较大的原始信号影响更大。故为了确保 EEMD 能够有效地进行,所添加的白噪声幅值不能过小。文献[5]提出选择白噪声幅值为标准差的 0.2 倍,但这并不适用于有所情况。通常取值范围为 0.1~0.4 之间,一般而言,当信号受控于高频信号时,白噪声幅值应相应减小。当信号受控于低频信号时,白噪声幅值应相应增大些。然而直到现在就如何准确选择白噪声幅值这一问题并无公式可循,唯有多次尝试从而选择最合适的^[6]。

按 EEMD 能量熵方法计算当白噪声标准差幅值 k 分别取为原始振动信号标准差的 0.1、0.2、0.4 倍,分解次数 M 取 100^[5],得到正常、局部损伤和磨损状态的齿轮振动加速度信号的能量熵值,其结果如表 4 所示。

从表 4 得出的实验数据可知,在本实例中,添加过小幅值的白噪声(0.1)会导致模式混叠,正常状态与局部损伤的区别不明显;白噪声幅值为 0.2 时可以根

Table 4. EEMD energy entropy of different white noise amplitude
表 4. 不同噪声幅值下齿轮不同工况的能量熵

状态幅值	正常	局部损伤	磨损状态
$k = 0.1$	0.7564	0.7547	0.6200
	0.7514	0.7628	0.6482
	0.7476	0.7585	0.6336
	0.7483	0.7637	0.6193
	0.7549	0.7430	0.6190
$k = 0.2$	0.7395	0.6894	0.6171
	0.7228	0.7056	0.6205
	0.7363	0.6923	0.5879
	0.7141	0.6849	0.5643
	0.7410	0.7001	0.5968
$k = 0.4$	0.6654	0.6124	0.5848
	0.6864	0.6003	0.5859
	0.6552	0.5981	0.5841
	0.6471	0.6337	0.5989
	0.6693	0.6189	0.5715

据 EEMD 能量熵判断出齿轮的工作状态及故障模式;增大白噪声幅值至 0.4 倍于原标准差时,效果更好,主要是因为齿轮振动加速度信号受控于低频信号。

6. 结论

EEMD 能量熵方法通过对齿轮箱的振动加速度信号进行分解,有效抑制了 EMD 的模式混叠现象,并且可根据能量熵的大小来判断不同程度的磨损。

1) 在实例分析中,利用 EEMD 能量熵对齿轮箱的振动加速度信号进行分解,通过添加不同的随机高斯白噪声,改变每次分析的频率特征尺度,从而有效抑制了 EMD 的模式混叠现象,并根据能量熵的大小来判断不同程度的磨损。通过对 EEMD 分解过程中白噪声幅值及分解次数对齿轮箱振动加速度信号分析对比,得出最佳反映齿轮不同程度磨损状态的参数选择范围。

2) 齿轮工作过程中各状态的频率特征不同,因而不同状态下的能量熵值是不同的,可以通过能量熵的大小判断是否发生不同程度的磨损。通过对 EEMD 分解过程中白噪声幅值及分解次数对齿轮箱振动加速度信号分析对比,得出齿轮振动加速度信号主要受控于低频信号,在其故障诊断中可添加幅值较大的白噪声(0.2~0.4),分解次数大于 100 次即可达到故障诊断的效果,为齿轮箱的故障诊断提供了有效的方法。

参考文献 (References)

- [1] 陈汉新,王庆军,陈绪兵等.基于解调振动信号特征提取齿轮箱的故障诊断[J].武汉工程大学学报,2010,32(9):67-77.
- [2] B. Liu, S. Riemenschneider and Y. Xu. Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(3): 718-734.
- [3] 张超,陈建军,郭迅.基于 EMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J].振动与冲击,2010,29(10):216-219.
- [4] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society A, 1998, 454(1971): 903-995.
- [5] N. E. Huang, Z. H. Wu. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [6] Y. G. Lei, Z. J. He and Y. Zi. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery. Mechanical System and Signal Processing, 2009, 23(4): 1327-1338.
- [7] 高青青,贾民平.基于 EEMD 的奇异谱熵在旋转机械故障诊断中的应用[J].东南大学学报,2011,41(5):998-1001.
- [8] Y. Yang, D. J. Yu and J. S. Cheng. A rolling fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(1): 269-277.
- [9] 苏中元,贾民平.周期平稳信号盲源分离算法及其应用[J].

- 机械工程学报, 2007, 43(10): 144-149.
- [10] 张超, 陈建军. EEMD 方法和 EMD 方法抗模态混叠对比研究 [J]. 振动与冲击, 2010, 29(S): 87-90.
- [11] Z. Wu and N. E. Huang. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. Proceedings of the Royal Society A: London, 2004, 460(2046): 1597-1611.