

应用 EMD 和双谱分析的故障特征提取方法^{*}

蒋永华, 李荣强, 焦卫东, 唐超, 蔡建程, 施继忠

(浙江师范大学精密机械研究所 金华, 321004)

摘要 针对传统双谱分析从理论上仅能抑制高斯噪声,但对非高斯噪声无能为力的不足,提出了一种利用经验模式分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)和双谱分析的故障特征提取方法,并应用于滚动轴承故障诊断中。首先,对信号进行 EMD 分解;其次,利用能量相关法去除 EMD 分解过程中出现的伪本征模态分量(intrinsic mode function, 简称 IMF);最后,对得到的真实 IMF 进行双谱分析提取故障特征。仿真和实验结果表明,所提出的方法优于功率谱分析和传统双谱分析,能够更有效地提取强噪声背景下的机械故障特征信息,为滚动轴承的故障特征提取提供了一种新的方法。

关键词 经验模式分解; 双谱分析; 能量相关; 特征提取; 本征模态分量

中图分类号 TH165.3; TN911.2

引言

滚动轴承是旋转机械中应用最为广泛的机械零件,也是最容易损坏的元件之一^[1]。在旋转机械振动信号中,大量的信号是非平稳和非高斯分布的信号,尤其是在发生故障时更是如此^[2]。然而,传统的功率谱分析以及时频分析不能反应频率成分间的相位信息,通常也就无法处理非最小相位系统和非高斯分布信号,而高阶谱尤其是双谱分析是分析非平稳和非高斯信号的有力工具^[3]。它从更高阶概率结构表征随机信号,弥补了二阶统计量不包含相位信息的缺陷^[4],因此用双谱分析振动信号更容易获得有用的故障特征信息。但是,高阶谱理论上能完全抑制高斯噪声,对非高斯类噪声却无能为力^[5],而这些非高斯类噪声的存在对信号的高阶谱造成干扰,从而对故障特征的提取和分析造成不利影响。而机械故障信号中往往含有各种噪声,信号的信噪比一般较低^[6-7],尤其是机器发生早期故障时,其故障信号非常微弱,如何从强噪背景中有效地提取出故障特征信息,直接影响着故障诊断的准确性以及故障早期预报的可靠性^[8]。

为了解决上述问题,将 EMD 和双谱分析相结合,提出了一种基于 EMD 和双谱分析的故障特征提取方法。这一研究思路来源于两种信号分析方法

的各自特点,EMD 可以有效处理信号中存在的非高斯噪声,而双谱分析理论上能完全抑制高斯噪声。此外,由于在复杂的机械故障信号中,其故障信号往往处于低频阶段,而背景噪声却处于高频阶段,因此,先对信号进行分频,再做双谱分析,能更有效地提取出故障特征信息。而 EMD 恰好是一个从高频到低频逐次分解的基于信号本身的自适应时变滤波过程,其本质上是类似小波分解的、恒品质因数的二进带通滤波器^[9]。因此,先对信号进行 EMD 分解,将信号有效地从高频到低频进行分解^[10-11],但 EMD 分解过程中会产生伪 IMF,直接影响后续双谱分析。因此,采用能量相关法对 IMF 进行筛选去除伪分量,最后对得到的真实 IMF 进行双谱分析提取出故障特征信息,仿真分析和实验结果对其进行了验证。

1 双谱分析

设 $\{x(n)\}$ 为零均值、实平稳随机信号,则其自相关函数定义为

$$r(\tau_1, \tau_2) = E\{x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)\} \quad (1)$$

信号 $\{x(n)\}$ 的双谱定义为三阶自相关的二维傅里叶变换

$$B(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{+\infty} r(\tau_1, \tau_2) \exp\{-j(\omega_1 \tau_1 +$$

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51405449, 51575497);浙江省公益技术应用研究计划项目资助项目(2016C31067)。
收稿日期:2016-03-10;修回日期:2016-08-03

$$\omega_2 \tau_2) \} \quad (2)$$

由于零均值的高斯过程或非歪斜的非高斯过程的双谱恒为零,故双谱对高斯噪声有很强的抑制能力,描述了过程或信号的高斯性和对称性。

双谱的估计方法有两类,一类是间接由参数模型估计双谱,另一类是直接由定义计算双谱即快速傅里叶变换(fast Fourier transformation,简称FFT)的三阶周期图法,这种直接法计算简便、快速,因此采用直接法计算双谱,具体过程如下。

1) 将所给数据 $\{x(n)\}$ 分成 K 段,每段含 M 个观测样本,记作 $x^k(0), x^k(1), \dots, x^k(M-1)$,其中 $k=1, \dots, K$ 。

2) 计算离散傅里叶变换系数

$$X^{(k)}(\lambda) = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} x^{(k)}(n) \exp(-j \frac{2\pi n \lambda}{M}) \quad (3)$$

其中: $\lambda=0, 1, \dots, M/2; k=1, \dots, K$ 。

3) 计算离散傅里叶变换系数的三重相关

$$b_k(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{i_1=-L_1}^{L_1} \sum_{i_2=-L_1}^{L_1} X^{(k)}(\lambda_1 + i_1) \cdot X^{(k)}(\lambda_2 + i_2) X^{(k)}(-\lambda_1 - \lambda_2 - i_1 - i_2) \quad (4)$$

其中: $\Delta_0 = f_s/N_0$,而 N_0 和 L_1 应选择为满足 $M = (2L_1 + 1)N_0$ 的值。

4) 所给数据 $x(0), x(1), \dots, x(N-1)$ 的双谱估计由 K 段双谱估计的平均值给出,即

$$B(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K b_k(\omega_1, \omega_2) \quad (5)$$

其中: $\omega_1 = \frac{2\pi f_s}{N_0} \lambda_1; \omega_2 = \frac{2\pi f_s}{N_0} \lambda_2$ 。

2 能量相关法去除伪IMF

EMD从本质上讲就是通过对非平稳信号的分解,来获得一系列表征信号特征时间尺度本征模态函数的一种方法。其中IMF必须满足两个条件:a.信号的极大值点与极小值点之和与过零点数目相等或最多相差一个;b.由局部极大值构成的上包络线和由局部极小值构成的下包络线的平均值为零。分解过程为:先找出信号 $x(t)$ 的所有局部极值点,根据极值点插值得到信号的上、下包络线,记上、下包络线的平均值为 m ,则有

$$x(t) - m = h \quad (6)$$

若差值函数 h 不是一个IMF,则将 h 作为 $x(t)$ 代入式(6)重复上述过程,直到 h 是一个本征模态函数,此时提取出第一个IMF分量 c_1 ,则式(6)可写为

$$x(t) - c_1 = r_1 \quad (7)$$

把 r_1 当作新数据重复以上步骤,得到各个IMF分量 $c_i, i=1, 2, \dots, n$,以及余量 r_n ,当 r_n 为单调函数或者其幅度小于预先给定的阈值时,则停止分解。此时,余量 r_n 就是趋势项 r ,这样,就把信号 $x(t)$ 分解成 n 个本征模态函数和一趋势项。即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r \quad (8)$$

在EMD过程中,由于存在端点效应的影响,会产生伪本征模态函数,不利于对故障特征信息的提取,严重影响到后期故障诊断的准确性。为去除无用的伪本征模态函数,采用能量相关方法来鉴别真伪。

EMD分解出的IMF,其本质上是原信号的组成成分,理论上所有IMF的能量之和应等于原始信号的能量,即每一个IMF的能量应和原始信号的能量极大相关,而分解产生的伪分量能量与原始信号能量应极小相关,这样根据能量相关性的大小筛选真实的IMF。具体过程为,首先计算信号 $x(t)$ 能量

$$E(t) = \int x(t)^2 dt \quad (9)$$

分别计算每个IMF的能量

$$E_i(t) = \int c_i(t)^2 dt \quad (10)$$

根据互协方差函数可得

$$C_{xx}(t_1, t_2) = E\{[x(t_1) - E\{x(t_1)\}][x(t_2 - \tau) - E\{x(t_2 - \tau)\}]\} \quad (11)$$

相应的相关程度系数为

$$\rho_E(\tau) = C_{xx}(\tau) / \sqrt{C_{xx}(0)C_{xx}(0)} \quad (12)$$

由于伪本征模态函数能量与原始信号能量极小相关,所以式(12)值应较小,甚至接近于零,至此,则可以根据能量相关系数 ρ_E 筛选出真伪IMF分量。

下面以一个仿真信号为例来验证能量相关法去除伪IMF分量的有效性。仿真信号 $x(t)$ 如下

$$x(t) = 1.5\sin(20\pi t) + 1.5\sin(60\pi t) \quad (13)$$

仿真信号 $x(t)$ 由两个正弦信号的叠加,频率分别为10和30Hz,幅值均为1.5。

图1为仿真信号 $x(t)$ 进行EMD分解所得结果,其中第1,2个IMF分别对应原始信号10和30Hz的频率成分,而第3,4个IMF则为伪分量,第5个信号 r 为趋势项。由此可见,EMD分解由于受端点效应的影响会产生伪分量,使分解出的模式分量存在失真。

对每个IMF与原始信号做能量相关计算得到的结果如表1所示。从表1中可以看出,第1,2个IMF与原始信号的能量相关系数较大,是原始信号

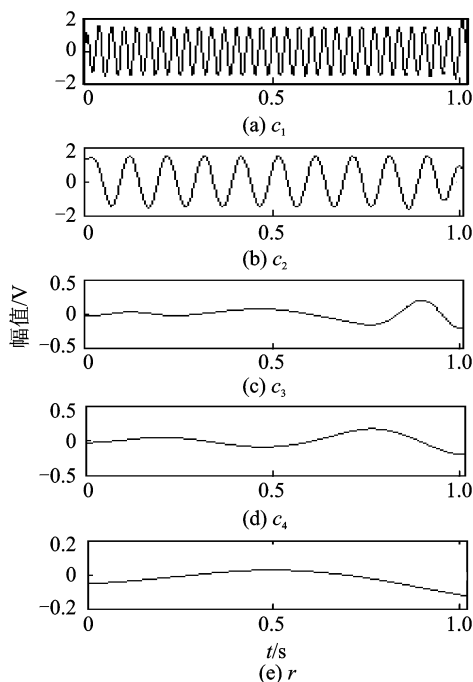


图 1 仿真信号的 EMD 分解结果

Fig. 1 EMD decomposition result of the simulated signal.

的真实成分,并且反应了原始信号的特征;而第 3,4 个分量是由于 EMD 本身存在的端点效应而产生的伪分量,故其与原始信号的能量相关度很小。可以看出,本研究所提出的能量相关法能有效地筛选出真实的 IMF,从而去除伪 IMF 分量。

表 1 仿真信号各个 IMF 分量的能量相关系数

Tab. 1 Energy-related coefficients of IMFs of the simulated signal

IMFs	c_1	c_2	c_3	c_4	r
$\rho_E/\%$	72.8	70.84	15.36	10.4	8.06

3 基于 EMD 和双谱分析的故障特征提取

对信号进行 EMD 分解,EMD 能根据信号中不同时间尺度的波动自适应的逐级分解,将信号从高频到低频进行分解,高频噪声最先分解出,而机械振动故障信号往往出现在低频,再根据能量相关筛选出真实有用的 IMF 分量,最后对其进行双谱分析,提取故障特征信息。基于 EMD 和双谱分析的故障特征提取方法的基本流程如图 2 所示。

对于工程实际中的旋转机械振动信号,如滚动轴承故障信号,当出现故障时,轴承的其他零件会周期性地撞击故障处,形成一系列由冲击激励产生的

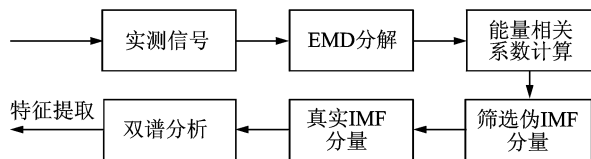


图 2 基于 EMD 和双谱分析的故障特征提取流程简图

Fig. 2 Flowchart of method based on EMD and bispectrum

减幅振荡。根据故障特征频率可以诊断出故障位置,但由于冲击振动的能量散布在一个比较宽的频带上,其频谱包含故障特征频率的各次谐波,很容易被噪声淹没,难以直接观察。因此,先用 EMD 对其进行分解,再对筛选出的 IMF 作双谱分析。

对一滚动轴承外圈故障信号进行分析,实验对象为 NU205 型滚动轴承,节径为 38.5 mm,滚动体直径 7.5 mm,滚动体数目 12 个,接触角 0° ,采样频率 4 000 Hz,采样长度 1 024 点。轴承实验台由电机带动输入轴,转速控制在 800 r/min,输出轴带动负载。在轴承外圈加工宽 0.18 mm、深 0.28 mm 的小槽模拟轴承外圈裂纹和断裂故障。经计算可知,外圈故障频率为 64.4 Hz。

采用本方法对其进行分析,先对信号进行 EMD 分解,得到的结果如图 3 所示。其中 c_1, c_2 分量为滚动轴承故障振动信号的高频成分,不包含轴承的故障特征频率,可以直接剔除^[12]。再对 $c_3 \sim c_8$ IMF 分量进行能量相关计算,得到的结果如表 2 所示。

表 2 轴承信号各 IMF 分量的能量相关度系数

Tab. 2 Energy-related coefficients of IMFs of bearing signal

IMFs	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8
$\rho_E/\%$	49.9	58.8	39.44	15.47	10.01	25.32

从表 2 中看出,后 3 个分量(即 $c_6 \sim c_8$)为伪分量,因此将其剔除。最后,对真实有用的 IMF 分量(即 $c_3 \sim c_5$)进行双谱分析,得到的谱图如图 4 所示。

从图 4(a, b)中可以看出,其频率主要出现在 (128, 128 Hz), (-128, 128 Hz), (-128, -128 Hz) 以及 (128, -128 Hz), (64, 64 Hz), (-64, 64 Hz), (-64, -64 Hz) 和 (64, -64 Hz) 处,而图 4(c)中则主要出现在相应 4 个象限的 52 Hz 处。由于谱图的聚集性等原因,频率没有精确到 0.1 Hz,因此说频率主要出现在 64, 128 Hz 处,严格来说频率主要出现在 64, 128 Hz 附近,包括 64.4, 128.8 Hz。所以,不但反应出了滚动轴承主要故障特征频率以及相应的倍频成分,而且也反应出了信号的相位特征。因此,本方法可以有效提取出强噪背景下的故障特征信息。

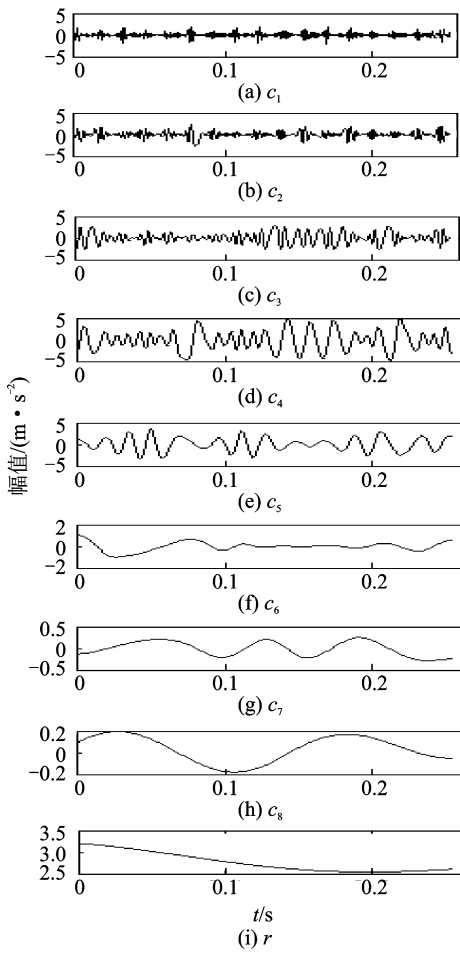


图 3 滚动轴承故障信号 EMD 分解结果

Fig. 3 EMD decomposition result of rolling bearing signal

4 本方法与传统方法比较

对其进行功率谱分析和传统的双谱分析,结果分别如图 5 和图 6 所示。

由图 5 和图 6 可知,由于受到噪声干扰的影响,无法从其功率谱分析和传统双谱分析中识别出滚动轴承的故障特征频率,其故障特征频率被完全淹没于强噪声背景中,故传统的功率谱分析方法和常规双谱分析方法在提取滚动轴承故障特征时存在着明显的不足。相比图 4 可知,采用本方法分析不但正确反应出了滚动轴承主要故障特征频率 64 Hz 以及相应的倍频成分 128 Hz,而且也反应出了信号的相位特征。因此,相比传统的功率谱分析和传统双谱分析,本方法可以更有效地提取出强噪背景下的故障特征信息,这为滚动轴承的故障诊断提供了一种新的途径。

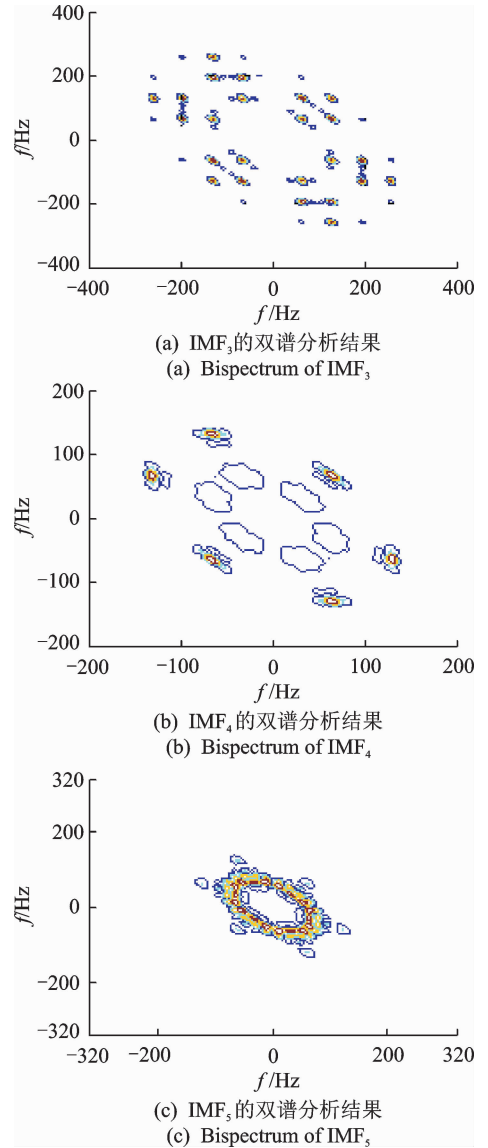


图 4 基于 EMD 和双谱分析的分析结果

Fig. 4 Results obtained by method based on EMD and bispectrum analysis

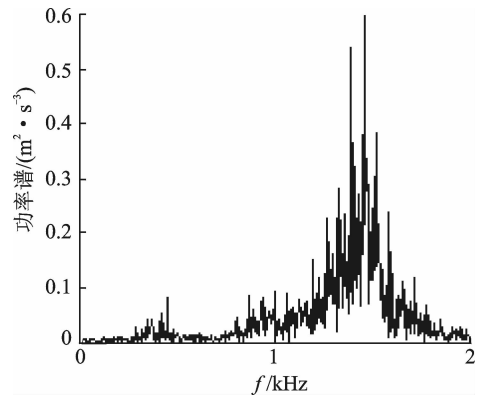


图 5 滚动轴承故障信号的功率谱分析

Fig. 5 The power spectral of rolling bearing fault signal

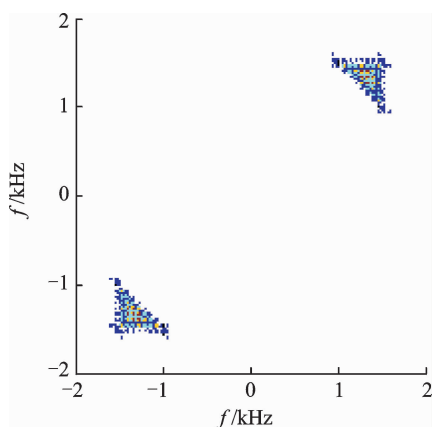


图6 滚动轴承故障信号的传统双谱分析

Fig.6 The power spectral of rolling bearing fault signal

5 结束语

利用EMD对信号进行分频去除高频噪声,再采用能量相关法筛选出真实的IMF,最后对真实IMF进行双谱分析,能够有效地反映出故障特征频率,提取故障特征信息。仿真试验和实际轴承数据的分析结果表明了本方法的正确性与可行性,笔者还将本方法与功率谱分析和常规双谱分析方法进行了对比,表明本方法能更有效地提取强噪声背景下的机械故障特征信息。

参 考 文 献

- [1] 李军伟,韩捷,李志农,等.小波变换域双谱分析及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2006,25(5):92-95.
Li Junwei, Han Jie, Li Zhinong, et al. Bispectrum analysis in the wavelet transform domain and its application to the fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(5): 92-95. (in Chinese)
- [2] 李凌均,韩捷,李朋勇,等.矢双谱分析及其在机械故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2011,47(17):50-54.
Li Lingjun, Han Jie, Li Pengyong, et al. Vector-bispectrum analysis and its application in machinery fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(17): 50-54. (in Chinese)
- [3] 赵子炜,艾红.高阶谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J].煤矿机械,2015,36(7):303-305.
Zhao Ziwei, Ai Hong. Fault diagnosis of rolling bearing using higher-order spectrum [J]. Coal Mine Machinery, 2015, 36(7): 303-305. (in Chinese)
- [4] 陈峙,王铁,谷丰收,等.基于电动机电流信号的双谱分析的齿轮传动故障诊断[J].机械工程学报,2012,48(21):84-90.
Chen Zhi, Wang Tie, Gu Fengshou, et al. Gear transmission fault diagnosis based on the bispectrum analysis of induction motor current signatures[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(21): 84-90. (in Chinese)

- [5] 严可国,柳亦兵,徐鸿,等.基于双谱分析的大型汽轮机振动故障特性提取[J].中国电机工程学报,2010,30(2):98-103.
Yan Keguo, Liu Yibing, Xu Hong, et al. Fault feature extraction of large steam turbine based on bispectra analysis of vibration signal[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(2): 98-103. (in Chinese)
- [6] Jiang Yonghua, Tang Baoping, Qin Yi, et al. Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD [J]. Renewable Energy, 2011, 36(8):2146-2153.
- [7] 汤宝平,蒋永华,姚金宝.基于重分配魏格纳时频谱和SVD的故障诊断[J].振动、测试与诊断,2012,32(2):301-305.
Tang Baoping, Jiang Yonghua, Yao Jinbao. Fault diagnosis based on reassigned Wigner-ville distribution spectrogram and SVD [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(2): 301-305. (in Chinese)
- [8] Liu B, Riemenschneider S, Xu Y. Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20: 718-734.
- [9] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. A method for gear fault diagnosis based on the empirical mode decomposition [J]. International Journal of Plant Engineering and Management, 2004, 4(9): 230-235.
- [10] 张志刚,石晓辉,施全,等.基于改进EMD和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J].振动、测试与诊断,2013,33(3):478-482.
Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3): 478-482. (in Chinese)
- [11] 焦卫东,蒋永华,林树森.基于经验模态分解的改进乘性噪声去除方法[J].机械工程学报,2015,51(24):1-8.
Jiao Weidong, Jiang Yonghua, Lin Shusen. Modified signal de-noising approach for multiplication noise based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(24): 1-8. (in Chinese)
- [12] 汤宝平,蒋永华,张详春.基于形态奇异值分解和经验模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J].机械工程学报,2010,46(5):37-42.
Tang Baoping, Jiang Yonghua, Zhang Xiangchun. Feature extraction method of rolling bearing fault based on singular value decomposition-morphology filter and empirical mode decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(5): 37-42. (in Chinese)



第一作者简介:蒋永华,男,1982年4月生,博士、副教授。主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断、测试计量技术及仪器等。曾发表《Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD》(《Renewable Energy》2011, Vol. 36, No. 8)等论文。
E-mail: yonghua_j82@126.com

