

MBCV-EWT 和奇异值差分谱的滚动轴承信号降噪方法^{*}

王亚萍, 崔巍, 葛江华, 许迪, 李云飞

(哈尔滨理工大学机械动力工程学院 哈尔滨, 150080)

摘要 针对滚动轴承振动信号降噪时, 克服模式混叠、保证各频率成分完整性和独立性问题, 提出最大类间方差-经验小波变换分解(maximum between-cluster variance-empirical wavelet transform, 简称 MBCV-EWT)与奇异值差分谱相结合的信号降噪方法。首先, 针对传统区间划分的不确定性问题, 提出 MBCV-EWT 信号分解方法, 通过最大类间方差对信号频谱自适应划分, 并在每个划分区间上构建带通滤波器; 其次, 针对分解分量冗余, 提出脉冲指标作为调幅-调频分量筛选准则, 选取最优的分量用于降噪; 最后, 对最优调幅-调频分量进行奇异值分解, 根据其差分谱重构分量并实现降噪。仿真及实验结果表明, 该方法能够实现频谱自适应划分, 有效克服模式混叠等问题, 保证分解得到的各成分主频独立且完整, 调幅-调频分量筛选准确, 降噪效果明显, 为故障识别和预测奠定研究基础。

关键词 信号降噪; 最大类间方差-经验小波变换分解; 奇异值差分谱; 滚动轴承

中图分类号 TH165⁺.3; TN911.7

引言

当机械设备运行时, 由于现场环境及工况变化等因素的影响会导致信号中会掺杂大量的噪声, 同时也会引起动态信号出现非平稳性。这些非平稳信号的统计量是时变函数, 需要通过时频分析方法处理信号, 常用的有 Wigner-Ville 分布、经验模态分解和小波变换^[1-3]等, 但是以上方法存在欠包络、过包络和模式混叠等问题。

为了克服传统信号分解中的问题, Gilles^[4] 提出经验小波变换(empirical wavelet transform, 简称 EWT)方法, 可以自适应划分初始信号的频谱, 同时通过相对应的带通滤波器在各自的划分区间内构造正交带通滤波器组, 以此提取具有紧支撑的调幅-调频分量。Aneesh 等^[5] 分别用变分模态分解与 EWT 对电能质量进行分类并做对比。Thirumala 等^[6] 将 EWT 用于电能质量指标(power-quality indices, 简称 PQIS)的估计。为了验证 EWT 与传统方法的差异, 国内学者将 EWT 应用于转子, 并与经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)等方法进行对比, 证明了 EWT 的有效性^[7-10]。EWT 方法中最核心的部分是

信号频谱的划分, 划分后的区间影响后续信号分解的效果, 文献[11]对经典划分方法进行了阐述。祝文颖等^[12]提出了一种单分量个数的估算方法用于频谱划分, 给出了敏感信号分量选取方法, 仍存在 EWT 区间定位模糊的问题。划分后的调幅-调频分量较多, 缺乏寻优过程, 需要建立一个筛选指标来挑选最优的分量, 而无量纲指标基本不受工况、载荷和转速等变化影响的特点为此提供了新的思路^[13]。

为了进一步实现故障特征的提取, 需要先对噪声干扰进行抑制。Jumah 等^[14]提出基于小波变换系数取阈值的方法, 该方法对去除一维高斯白噪声具有较好效果, 但不能改进小波变换理论不足的缺点。Imaouchen 等^[15]将互补集合经验模态分解用于强噪声背景下信号的处理实现强制降噪, 模态混叠问题依旧存在。奇异值差分谱可以识别出奇异值的最大突变点位置, 通过对突变点前一系列成分的重构可以实现信号的降噪, 该方法在处理分解后的分量时效果突出^[16-18]。胥永刚等^[19]提出双树复小波的信号分解方法, 通过奇异值差分谱实现单分量的降噪, 但其计算复杂, 很难应用到实际生产生活中。

综上所述, 针对传统 EWT 存在的问题, 笔者提出 MBCV-EWT 与奇异值差分谱相结合的信号降噪方法, 通过自适应的对信号频率进行划分克服模

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51575143); 黑龙江省自然科学基金资助项目(E2016046)
收稿日期: 2018-02-08; 修回日期: 2018-11-05

式混叠等问题,利用评价指标筛选最优调幅-调频分量并根据最大奇异值突变点实现信号的降噪。

1 最大类间方差-经验小波变换分解

经验小波变换的实质是对信号的频谱进行划分,并相应的在每个区间构造带通滤波器,实现对信号中不同的调幅-调频成分的提取,为后续降噪提供基础。

1.1 多域多类别故障特征提取

当信号通过快速傅里叶变换后,将信号的频率分解到不同的区间中,每个区间都以某一特定频率为基础且互不相同。假设频谱 $[0, \pi]$,被划分为 N 个区间,令 ω_n 代表每一区间的边界($\omega_0=0, \omega_n=\pi$), $\cup_{n=1}^N \Delta_n = [0, \pi]$,除区间边界 0 和 π 以外还要构建 $N-1$ 条边界。

最大类间方差(maximum between-cluster variance,简称MBCV)^[20-22]通过计算目标与背景的类型间方差并将最大值作为图像划分阈值的标准。对于给定图像,假设像素数为 N ,灰度取 $[0, L-1]$,则

$$\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (1)$$

其中: n_i 为素数; p_i 为像素点出现的概率, $p_i = n_i / N, i=0, 1, \dots, L-1$ 。

图像根据阈值 K 分为目标 c_0 和非目标 c_1 两部分,分别为灰度值在 $[0, k]$ 和 $[k+1, L-1]$ 中的像素构成,图像的均值表示为

$$c_k = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (2)$$

c_0 与 c_1 的均值为

$$c_0 = \sum_{i=0}^k i p / \omega_0 \quad (3a)$$

$$c_1 = \sum_{i=k+1}^{L-1} i p / \omega_1 \quad (3b)$$

类间方差表示为

$$\sigma_B^2 = \omega_0 (c_0 - c_k)^2 + \omega_1 (c_1 - c_k)^2 = \omega_0 \omega_1 (c_0 - c_1)^2 \quad (4)$$

在 $[0, L-1]$ 区间内,根据 σ_B^2 最大的原则对 k 进行取值,通常情况下给定图像中类的个数是未知的,因此筛选出的阈值数也是未知的, C 确定的阈值为 $[T_1, T_2, \dots, T_{C-1}]$ 。

为了提高MBCV的自适应性,引入 P 作为循环结束的判定准则确定阈值的数量, P 的取值范围为 $[0, 1]$,即

$$P = \frac{\sigma_B^2}{v_T} \quad (5)$$

其中: $v_T = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_T)^2 P_i$; v_T 为给定图像的总方差。

P 越大,表明类间的差别越大,当 P 近似于1时,类间方差为最大值,可以确定阈值数,自适应的区间就被划分出来。

1.2 构建区间内的带通滤波器

确定了每个区间的边界之后,模仿小波变换的方式在区间上构造带通滤波器,根据 2π 的周期性只研究区间 $[0, 2\pi]$,可以得到

$$|\hat{\phi}_1(\omega)|^2 + |\hat{\phi}_1(\omega - 2\pi)|^2 + \sum_{n=1}^M (|\hat{\psi}_n(\omega)|^2 + |\hat{\psi}_n(\omega - 2\pi)|^2) = 1 \quad (6)$$

其中: $\hat{\psi}_n$ 为经验小波函数; $\hat{\phi}_n$ 为经验尺度函数。

在 T_n 不重叠的情况下也同样适用于 τ_n ,即 $\tau_n + \tau_{n+1} < \omega_{n+1} - \omega_n \Leftrightarrow \gamma\omega_n + \gamma\omega_{n+1} <$

$$\omega_{n+1} - \omega_n \Leftrightarrow \gamma < \frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \quad (7)$$

经验小波变换的细节系数为

$$\omega_f^s(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int \overline{f(\tau) \psi_n(\tau - t)} dt = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_n(\omega)}) \quad (8)$$

经验小波变换的近似系数为

$$\omega_f^s(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int \overline{f(\tau) \phi_1(\tau - t)} dt = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\phi}_1(\omega)}) \quad (9)$$

得到经验模态函数为

$$f_0(t) = \omega_f^s(0, t) * \phi_1(t) \quad (10a)$$

$$f_k(t) = \omega_f^s(k, t) * \psi(t) \quad (10b)$$

1.3 调幅-调频分量筛选指标

有量纲分析的故障诊断主要是从时域方面进行分析,主要包含均值、均方根值和方差3种幅域参数,有量纲指标对故障程度反映较为敏感,通常用于中度至重度损伤的故障诊断与预测,受外部环境影响较大,且易受复合故障的影响。

无量纲指标是根据有量纲指标的比值转化而来,反应频率密度函数的形状,对于时间序列信号 $X = \{x_i\}, i=1, 2, \dots, n$,笔者应用无量纲幅域参数,例如:波形指标 S_f 、峰值指标 C_f 、脉冲指标 I_f 、裕度指标 CL_f 和峭度指标 K_f 。

无量纲的优点可归纳为:a. 完全具有反映故障特征的能力;b. 几乎与振动信号绝对水平无关;c. 对不同故障类型存在不同敏感性;d. 对复合并发故障不敏感;e. 基本不受工况、载荷和转速等变化的影响。

2 基于奇异值差分谱的调幅-调频分量降噪

MBCV-EWT 分解后得到的分量通过脉冲指标选取最优的调幅-调频分量,并引入奇异值差分谱降噪方法。令信号矩阵为 $\mathbf{X} = [x(1), x(2), \dots, x(N)]$, 对其进行奇异值分解及奇异值差分谱去噪。

构造 Hankel 矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(n+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N-n+1) & x(N-n+2) & \cdots & x(N) \end{bmatrix}_{m \times n} \quad (11)$$

其中: $1 < n < N$ 。

令 $m = N - n + 1$, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 则矩阵 \mathbf{A} 为 Hankel 矩阵, 即重构吸引子轨道矩阵。可以看出, Hankel 矩阵相邻两行的矢量存在一定联系, 后一行滞后一个位置, 有用信号矩阵的奇异值特点为数值较大的集中在前端, 矩阵秩对应点处差距巨大, 之后的奇异值趋近于零。当矩阵中存在零奇异值, 则该矩阵必然不满秩, 即为奇异矩阵, 其误差矩阵 \mathbf{E} 的范数为零, 而噪声矩阵为满秩均值, 行矢量互不相关。

对于吸引子轨道矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 无论矩阵的行和列是否相关, 必然存在正交矩阵 $\mathbf{U} = (u_1, u_2, L, u_m)$ 和 $\mathbf{V} = (v_1, v_2, L, v_n)$, 满足

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (12)$$

其中: \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别为矩阵 \mathbf{A} 的左右奇异阵; $\mathbf{S} = (\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, L, \sigma_q), \mathbf{0})$ 或其转置, 这由 $m < n$ 或 $m > n$ 决定; $\mathbf{A} \in \mathbf{S}^{m \times n}$, $\mathbf{0}$ 为零矩阵; $q = \min(m, n)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_q \geq 0$, 为矩阵 \mathbf{A} 的奇异值。

从本质上来说, 奇异值分解就是将调幅调频分量分解成一组成分的简单线性叠加, 成分之间不存在相位差, 有用信息与噪声分别储存在不同的成分上, 通过筛选成分进行重构可以实现有用信息的保留和噪声成分的去除。

集合 $\mathbf{B} = [b_1, b_2, \dots, b_{q-1}]$ 为奇异值差分谱序列, 其中, b_i 为相邻奇异值的差值。选择最大突变点对调幅调频分量进行重构, 根据矩阵特点将其按行与列收尾连接并进行逆变换, 实现调幅调频分量的重构, 重构后的信号即为降噪后的有用信号。

定义奇异值差分谱为

$$b_i = \sigma_i - \sigma_{i+1} \quad (13)$$

可以看出, 集合中必然存在一个最大的峰值 b_k

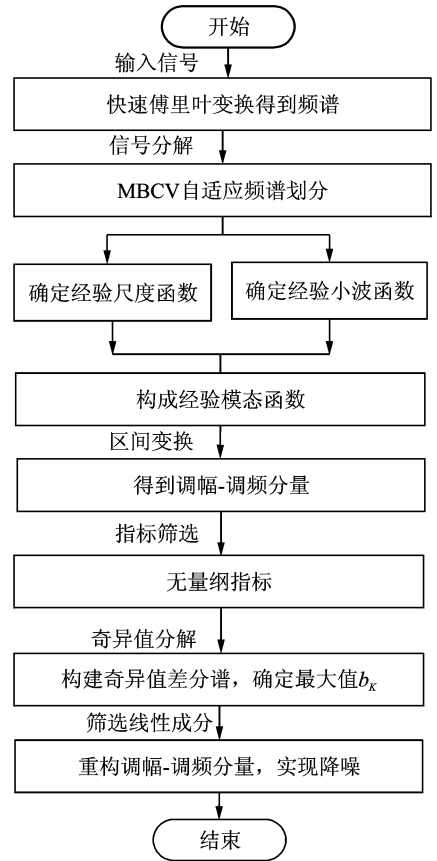


图 1 降噪流程图

Fig. 1 Noise reduction flowchart

满足最大突变点的要求。最大突变点的本质是源于不同信号奇异值差别较大, 有用信号通常处于前 k 个奇异值成分, 而噪声在之后的成分中, 因此最大突变点的位置就是重构调幅调频分量所需的分量数。降噪过程如图 1 所示。

3 仿真与实验

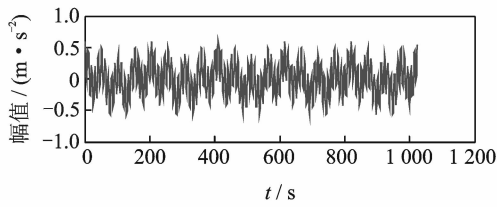
3.1 仿真实验

仿真实验验证了该方法的有效性, 仿真信号分别由频率为 5 Hz 的信号 x_1 、20 Hz 的信号 x_2 、100 Hz 的信号 x_3 和高斯白噪声 n 组成, 信号的采样频率 $f_s = 1024$ Hz。仿真信号表达式为

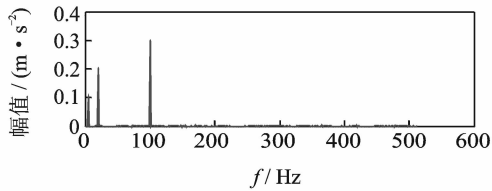
$$\begin{cases} x_1(t) = 0.1 \cos(2\pi 5t) \\ x_2(t) = 0.2 \cos(2\pi 20t) \\ x_3(t) = 0.3 \cos(2\pi 100t) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + n(t) \end{cases} \quad (14)$$

原始信号幅值图及其频谱图, 噪声信号的幅值图及其频谱图分别如图 2, 3 所示。

对于传统 EWT 方法, 频谱的划分必须计算出



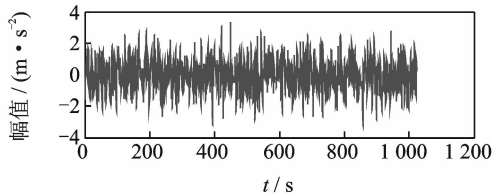
(a) 时域图
(a) Time domain diagram



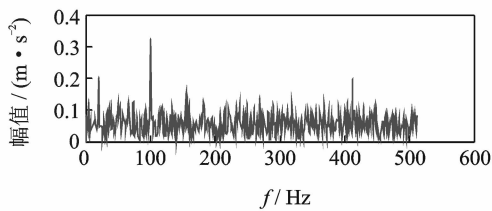
(b) 频域图
(b) Frequency domain diagram

图 2 原始信号时域和频域图

Fig. 2 Time domain, frequency domain diagram of the original signal



(a) 时域图
(a) Time domain diagram



(b) 频域图
(b) Frequency domain diagram

图 3 加噪信号时域和频域图

Fig. 3 Time domain and frequency domain diagram of the noisy signal

每个边界的具体位置。首先,求出频谱幅值的极大值,如图 4 所示。

根据 $M_m + \alpha(M_1 - M_m) < M_i$, 计算得到 $i = 5$, 所以取前 5 个极大值点。传统方法默认 5 个点对应的横坐标的中间值即为边界点,横坐标为 [21, 101, 156, 158, 413], 则边界值为 [11, 61, 128.5, 157, 285.5], 将频谱划分为 6 个区域,如图 5 所示。可以看出,5 Hz 和 20 Hz 的频率成分并没有被划分开,且噪声频率也被判定为有用的部分。

采用 MBCV 对频谱进行处理,频谱划分如图 6

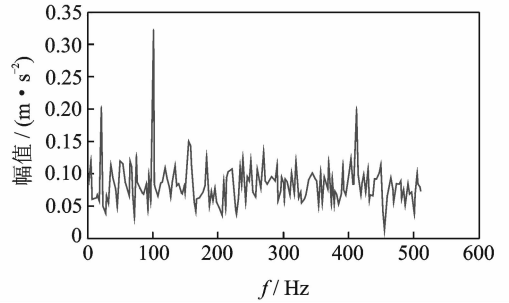


图 4 幅值极大值点

Fig. 4 Amplitude maximum point

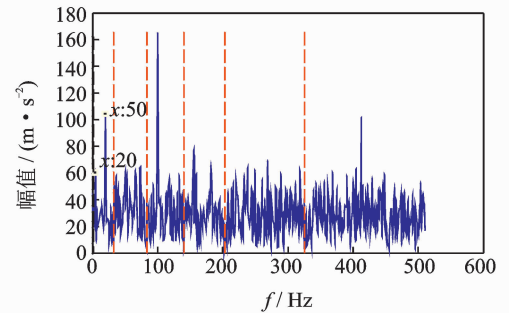


图 5 EWT 自适应频谱划分

Fig. 5 EWT adaptive spectrum division

所示。可以看出,MBCV 对于频谱的划分与传统方法有所区别,在 5 Hz 和 20 Hz,20 Hz 和 100 Hz 之间有且仅有一条边界,说明此方法可以实现准确的划分。

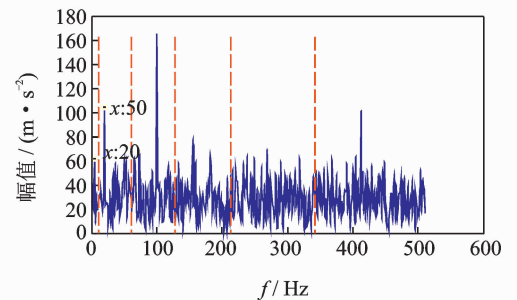


图 6 MBCV-EWT 频谱划分

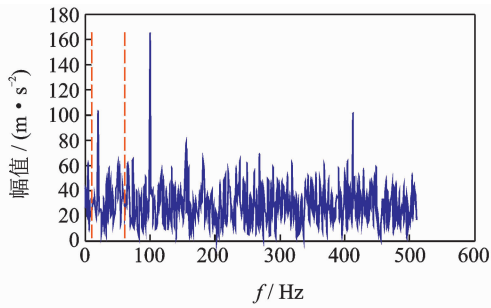
Fig. 6 MBCV-EWT spectrum division

此外,MBCV 方法并不需要计算准确的边界,根据划分区间的个数,MBCV 方法可以自适应地实现边界的确定。如图 7 所示,当设定只划分 3 个区域的时候,MBCV 分解后正是信号所含有的 3 个主频。

对于较为复杂的信号,仿真信号表达式为 $x = \sin(20\pi t) \sin(100\pi t + \cos(20\pi t)) +$

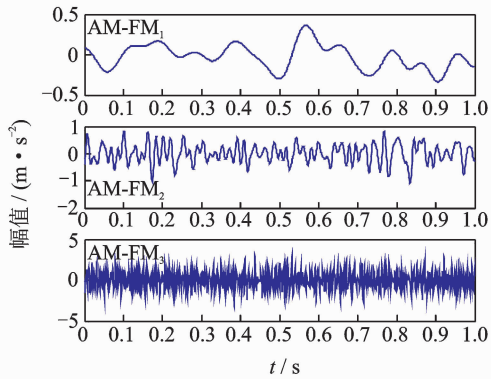
$$1.5 \cos(4\pi t) \cos(200\pi t) + \sin(10\pi t) \quad (15)$$

如图 8 所示,对该信号进行 MBCV-EWT 分解,可以看出,第 1 个区间内的成分即为正弦信号,第 2



(a) $N=3$ 时MBCV-EWT频谱划分

(a) MBCV-EWT spectrum division at $N=3$

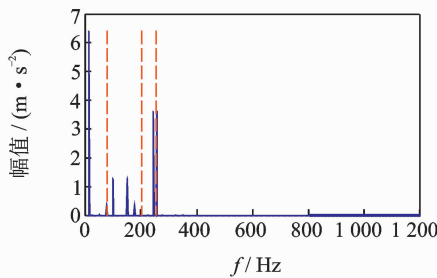


(b) 3个调幅-调频分量的加速度图

(b) Acceleration amplitude map of three AM-FM

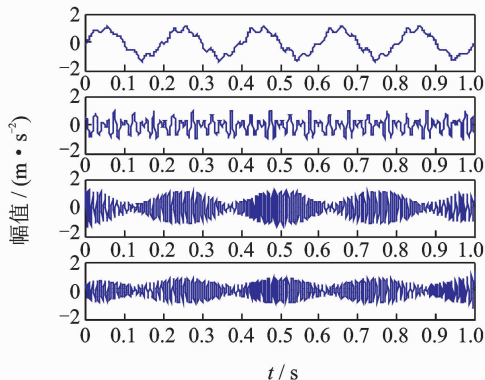
图 7 $N=3$ 时的 MBCV-EWT 分解

Fig. 7 MBCV-EWT decomposition at $N=3$



(a) 复杂信号的MBCV-EWT频谱划分

(a) MBCV-EWT spectrum division of complex signals



(b) 复杂信号的时域分析图

(b) Time domain analysis of complex signals

图 8 复杂信号的 MBCV-EWT 分解

Fig. 8 MBCV-EWT decomposition of complex signals

个区间为调幅调频信号,第 3 个区间为调幅信号。如图 9 所示,当正弦信号的频率改为 125 Hz 时,正弦信号的主频在调幅调频信号频率之间,MBCV-EWT 可以将该频率与其他频率区分开。

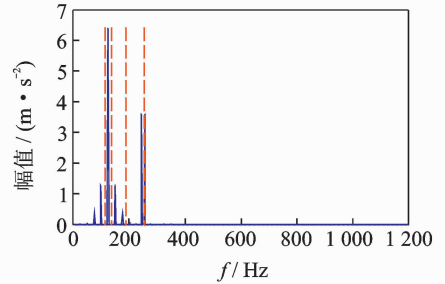


图 9 正弦信号改变后分解图

Fig. 9 Decomposed graph after sinusoidal signal changed

采用 MBCV-EWT, 完备总体经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition, 简称 CEEMD) 和双层小波变换对信号进行分解, 如图 10~12 所示。

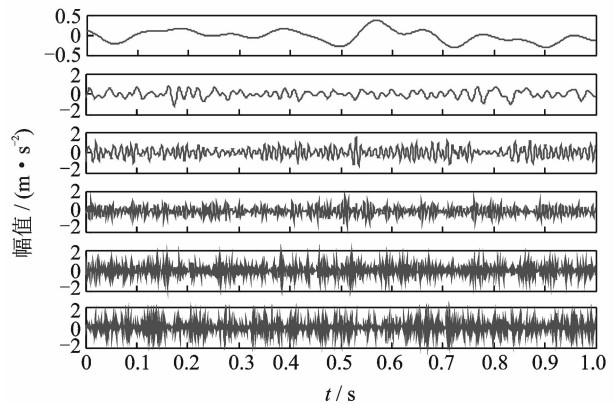
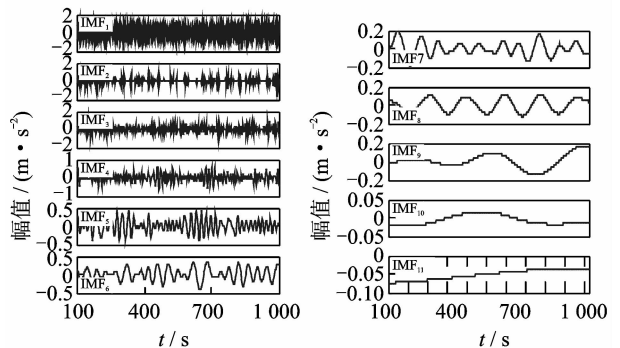


图 10 MBCV-EWT 分解图

Fig. 10 MBCV-EWT exploded view



(a) IMF₁-IMF₆分量图

(a) The component of IMF₁-IMF₆

(b) IMF₇-IMF₁₁分量图

(b) The component of IMF₇-IMF₁₁

图 11 CEEMD 分解图

Fig. 11 CEEMD exploded view

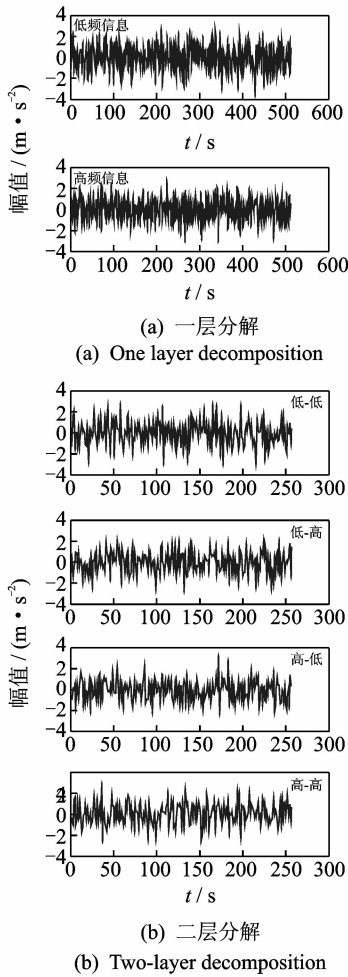


图 12 双层小波变换

Fig. 12 Double layer wavelet transform

通过对比发现, MBCV-EWT 分解后的信号与小波变换、CEEMD 分解相比得到的分量更少, 每个调幅-调频分量中仅含有一个主频成分, 不同的分量之间不存在模态混叠现象, 更不存在固定小波后再分解导致的窗固定问题。从 Matlab 计算速度来看, 对同一个信号 MBCV-EWT 的速度要优于其他几种。

评价指标部分需要采用真实的全寿命周期实验, 这里采用辛辛那提大学的实验数据。试验台上安装 4 个双列滚动轴承, 实验时间为 2003-10-22T 12 : 06 : 24 ~ 2003-11-25T 23 : 59 : 56, 共进行了 34 d, 每 10 min 采集一次, 在实验的最后阶段轴承 3 发生了内圈故障。通过时间变化对每个指标的表现进行计算, 如图 13 所示, 脉冲指标前 26 d 表现平稳, 从第 26 d 起, 两个指标的幅值都产生明显上升, 说明对早期故障非常敏感, 同时在失效之前都能保持较为明显的波动。

对于 EWT 分解后的 3 个调幅-调频分量, 以第 1 个调幅-调频分量为例, 其时域波形图和频谱图如

图 14 所示。

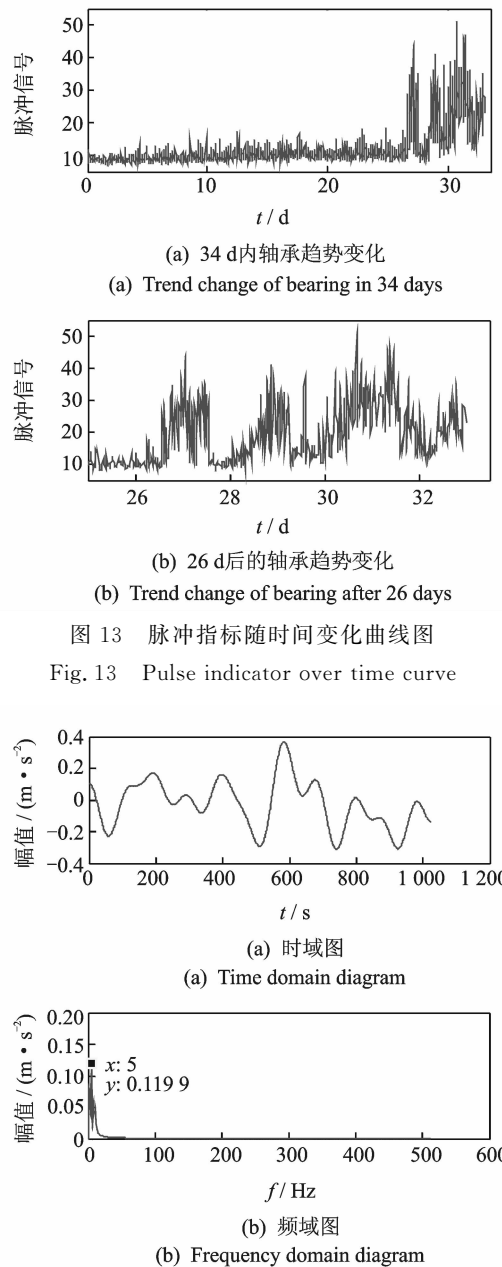


图 14 AM-FM₁ 时域、频域图

Fig. 14 AM-FM₁ time domain, frequency domain diagram

以第 1 个分量为例构建 Hankel 矩阵, 画出奇异值分解图 15(a) 和差分谱 15(b), 取前 50 个点绘制在一起如图 15(c) 所示。

从图 15(c) 可以看到, 最大的峰值发生在第 2 个点, 表明奇异值序列在此位置发生了最大的突变。取前两个分量进行重构, 如图 16 所示。

同理可以得到 AM-FM₂ 和 AM-FM₃ 的降噪时域、频谱图, 如图 17, 18 所示。

为验证降噪方法的有效性, 将奇异值差分谱降噪分别与小波阈值降噪、CEEMD 强制降噪进行对

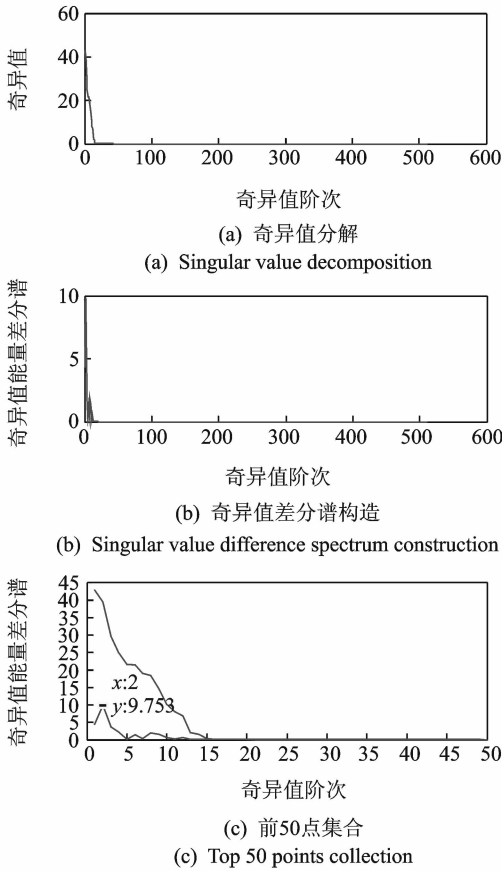
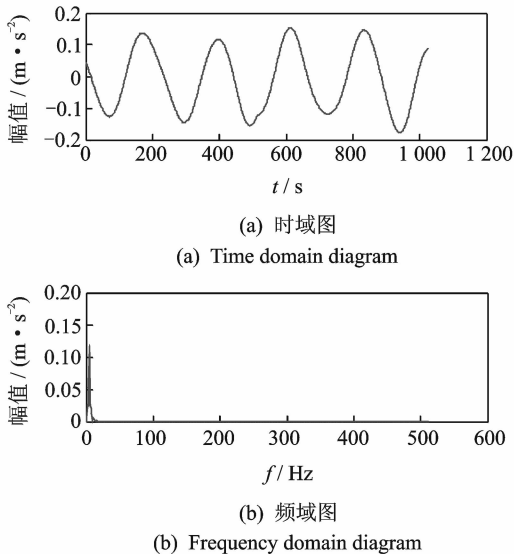
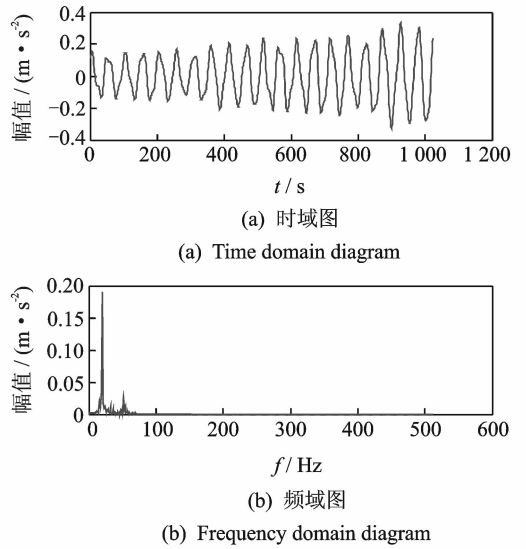
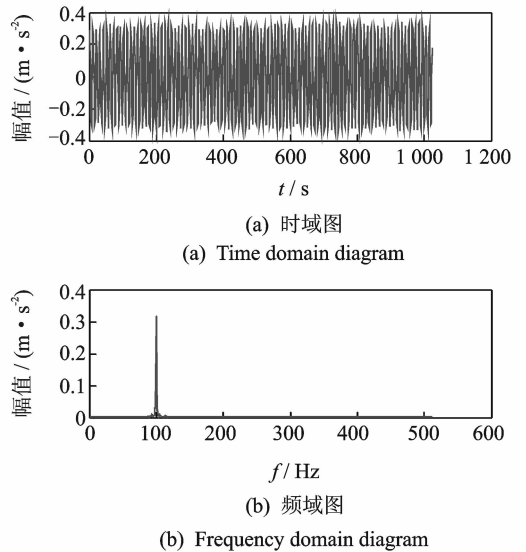


图 15 奇异值差分谱降噪过程

Fig. 15 Singular value difference spectrum de-noising process

图 16 AM-FM₁ 降噪时域、频谱图Fig. 16 Time domain, frequency domain diagram of the AM-FM₁ after de-noising图 17 AM-FM₂ 降噪时域、频谱图Fig. 17 Time domain, frequency domain diagram of the AM-FM₂ after de-noising图 18 AM-FM₃ 降噪时域、频谱图Fig. 18 Time domain, frequency domain diagram of the AM-FM₃ after de-noising

采用 3 种方法降噪后,分别计算重构后信号与原始信号的相关性,相关性越高,说明降噪方法对信号的还原度越高。MBCV-EWT 与奇异值差分谱降噪后信号与原始信号的相关系数为 0.936 1; CEEMD 的相关系数为 0.438 2;小波变换的相关系数为 0.488 5。可见,MBCV-EWT 与奇异值差分谱相结合的降噪方法明显优于前两种。

3.2 实验验证

本论文主要研究早期故障阶段,采用如图 20 所

比,如图 19 所示。可以看出,奇异值差分谱降噪后的信号更接近原始信号。

的轻度故障。转速 $n=1 \text{ kr/min}$, 采样频率 $f=400 \text{ Hz}$, 通过计算得到外圈的故障频率约为 52.98 Hz 。

表 1 具体参数

Tab. 1 Specific parameters

内圈直径/mm	外圈直径/mm	节圆直径/mm	滚动体直径/mm	接触角/°	滚动体数量
20	47	33.5	7.94	30	16



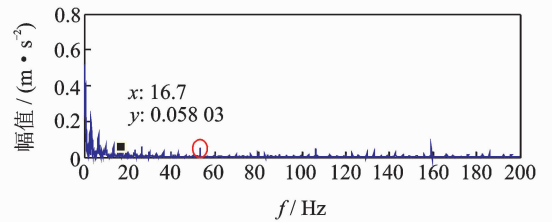
图 21 裂痕故障程度实物图

Fig. 21 Physical map of crack faults

滚动轴承外圈故障频率计算公式为

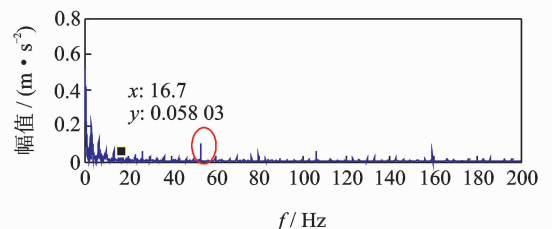
$$f_o = \frac{1}{2} Z f_0 \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (16)$$

数据傅里叶变换后, 裂痕故障信号与原始信号如图 22 所示。可以看出, 裂痕故障对信号的影响比较明显, 信号的转频幅值较低。从信号频谱中可以看到, 在 $50 \sim 60 \text{ Hz}$ 的范围内有一个波峰, 其值与故障频率接近, 同时根据式 (16) 可以求得该故障频率所对应的即为轴承外圈故障。



(a) 原始信号频域图

(a) Original signal frequency domain diagram

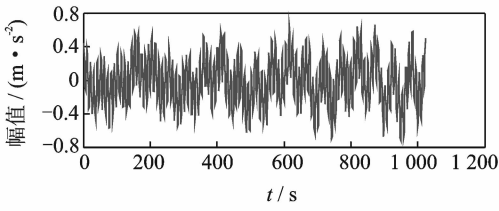


(b) 故障信号频域图

(b) Crack signal and original signal frequency domain diagram

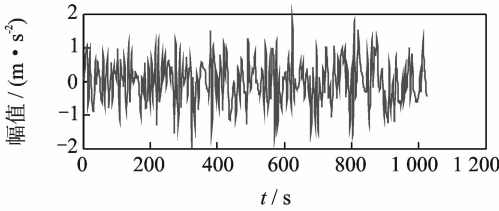
图 22 信号对比

Fig. 22 Signal comparison chart



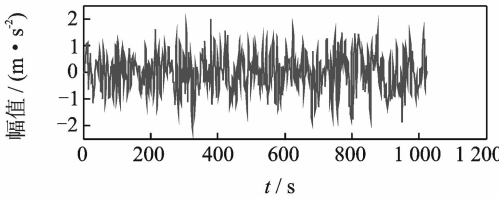
(a) 奇异值差分谱降噪

(a) Singular value difference spectrum noise reduction



(b) 小波阈值降噪

(b) Wavelet threshold noise reduction



(c) CEEMD强制降噪

(c) CEEMD forced noise reduction

图 19 降噪效果对比

Fig. 19 Contrast of de-noising effect

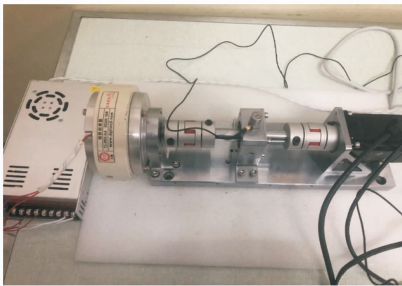


图 20 滚动轴承振动测试试验台

Fig. 20 Rolling bearing vibration test rig

示的试验台模拟实验来验证笔者提出的微弱信号检测、信号分解、降噪与特征提取方法的有效性。滚动轴承振动测试试验台主要由 SGM7J-04AFC6S 伺服电机、YMC122A100 加速度传感器、POD-0.6 kg 磁粉制动器、GFC-40X66 梅花联轴器和底座等连接件与紧固件组成。

该实验用 CoCo-80 动态信号分析仪采集信号数据, 3204ATN 双列角接触球轴承, 参数如表 1 所示。根据滚动轴承常见故障位置与故障类型, 实验主要模拟外圈裂痕故障。外圈裂痕情况如图 21 所示, 图中圆圈即为裂痕位置, 裂痕为电火花线切割的 0.31 mm

采用 MBCV-EWT 对信号进行分解,如图 23 所示。故障频率在第 3 个调幅-调频分量中,并对分解得到的调幅-调频分量进行奇异值差分谱降噪,通过图 24 可以看出降噪后的信号具有较明显的周期成分。

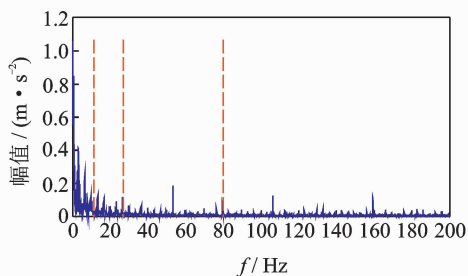
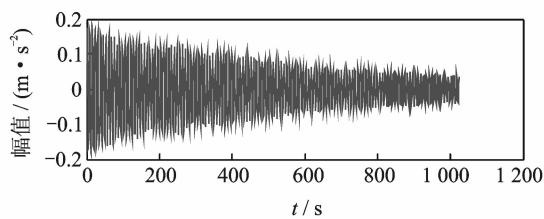


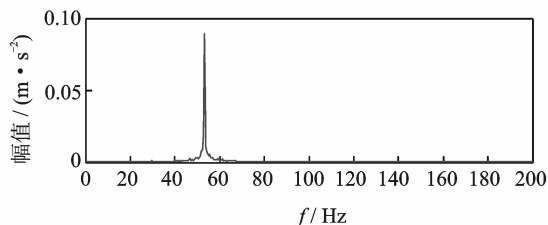
图 23 EWT 自适应频谱划分

Fig. 23 EWT adaptive spectrum division



(a) 时域图

(a) Time domain diagram



(b) 频域图

(b) Frequency domain diagram

图 24 降噪后 AM-FM₃ 频谱图

Fig. 24 AM-FM₃ frequency spectrum after de-noising

4 结论

1) MBCV-EWT 相对于传统信号分解方法,能够自适应地将信号频谱划分成区间,克服了模式混叠,每个分解得到的调幅-调频分量只对应一个频率,分解准确性高。

2) 通过评价指标对各调幅-调频分量进行筛选,可以得到相关性最高的一组,有效减少后续降噪的计算量。

3) 基于奇异值差分谱的降噪能够将调幅-调频分量中的主要频率识别出来,抑制多余噪声,降噪效果明显。

4) 通过仿真和实验数据的验证,该方法能够有

效地对振动信号进行自适应分解和降噪,得到具体的故障频率,实现故障位置的识别或预测。

参 考 文 献

- [1] 王亚萍,许迪,葛江华,等. 基于 SPWVD 时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017,37(1): 115-119.
Wang Yaping, Xu Di, Ge Jianghua, et al. Rolling bearing faults diagnostics based on SPWVD time-frequency distribution image texture feature[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1): 115-119. (in Chinese)
- [2] Daubechies I, Lu J, Wu H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.
- [3] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.
- [4] Gilles J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(61): 3999-4010.
- [5] Aneesh C, Kumar S, Hisham P M, et al. Performance comparison of variational mode decomposition over empirical wavelet transform for the classification of power quality disturbances using support vector machine[J]. Procedia Computer Science, 2015, 46:372-380.
- [6] Thirumala K, Umarikar A C, Jain T. Estimation of single-phase and three-phase power-quality indices using empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(1):445-454.
- [7] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014(11): 2423-2432.
Li Zhinong, Zhu Ming, Chu Fulei, et al. Research on mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014(11): 2423-2432. (in Chinese)
- [8] 冯博,李辉,郑海起. 基于经验小波变换的轴承故障诊断研究[J]. 轴承, 2015(12):53-58.
Feng Bo, Li Hui, Zheng Haiqi. Bearing fault diagnosis based on empirical wavelet transform[J]. Bearing, 2015(12):53-58. (in Chinese)
- [9] 向玲,李媛媛. 经验小波变换在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 动力工程学报, 2015, 35(12):975-981.
Xiang Ling, Li Yuanyuan. Application of empirical

- wavelet transform in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Chinese Journal of Power Engineering, 2015, 35(12): 975-981. (in Chinese)
- [10] 陈志新, 刘鑫, 卢成林, 等. 基于经验小波变换的复杂强噪声背景下弱故障检测方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(20):202-208.
- Chen Zhixin, Liu Xin, Lu Chenglin, et al. Weak fault detection method based on empirical wavelet transform in complex strong noise background[J]. Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(20): 202-208. (in Chinese)
- [11] Gilles J, Heal K. A parameterless scale-space approach to find meaningful modes in histograms-application to image and spectrum segmentation[J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2014, 12(6):1-17.
- [12] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10):2193-2201.
- Zhu Wenying, Feng Zhipeng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved experience wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10):2193-2201. (in Chinese)
- [13] 张清华, 钱宇, 胥布工, 等. 基于人工免疫系统的复合故障诊断技术研究[J]. 噪声与振动控制, 2008, 28(3):56-59.
- Zhang Qinghua, Qian Yu, Xu Bugong, et al. Research on composite fault diagnosis technology based on artificial immune system[J]. Noise and Vibration Control, 2008, 28(3): 56-59. (in Chinese)
- [14] Jumah A A. Denoising of an image using discrete stationary wavelet transform and various thresholding techniques[J]. Journal of Signal & Information Processing, 2013, 4(1): 33-41.
- [15] Imaouchen Y, Kedadouche M, Alkama R, et al. A frequency-weighted energy operator and complementary ensemble empirical mode decomposition for bearing fault detection[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 82:103-116.
- [16] 唐贵基, 王晓龙. IVMD 融合奇异值差分谱的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4):700-707.
- Tang Guiji, Wang Xiaolong. Early fault diagnosis of rolling bearings based on IVMD fusion singular value difference spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4):700-707. (in Chinese)
- [17] 董文智, 张超. 基于 EEMD 分解和奇异值差分谱理论的轴承故障诊断研究[J]. 振动工程学报, 2011, 34(5): 539-545.
- Dong Wenzhi, Zhang Chao. Bearing fault diagnosis based on EEMD decomposition and singular value difference spectrum theory[J]. Journal of Vibration Engineering, 2011, 34(5):539-545. (in Chinese)
- [18] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2010, 46(1):100-108.
- Zhao Xuezhi, Ye Bangyan, Chen Tongjian. Singular value difference spectrum theory and its application in fault diagnosis of lathe headstock[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(1):100-108. (in Chinese)
- [19] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明, 等. 双树复小波和奇异差分谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2013, 26(6): 965-973.
- Xu Yonggang, Meng Zhipeng, Lu Ming, et al. Application of double-tree complex wavelet and singular difference spectrum in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration Engineering, 2013, 26(6): 965-973. (in Chinese)
- [20] 李宝顺, 王玮, 包亚萍, 等. 一种邻域均值加权最大类间方差的阈值分割法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(6):1368-1372.
- Li Baoshun, Wang Wei, Bao Yaping, et al. A threshold segmentation method for neighborhood mean weighted maximum inter-class variance[J]. Journal of Chinese Mini-Micro Computer Systems, 2014, 35(6): 1368-1372. (in Chinese)
- [21] 邹小林, 冯国灿. 融合视觉模型和最大类间方差的阈值分割算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3):670-673.
- Zhou Xiaolin, Feng Guocan. Threshold segmentation algorithm based on fusion visual model and maximum inter-class variance[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(3):670-673. (in Chinese)
- [22] Ohtsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.



第一作者简介:王亚萍,女,1972年4月生,教授。主要研究方向为数字化设计与仿真分析、可靠性设计、故障诊断与寿命预测。曾发表《基于 SPWVD 时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断》(《振动、测试与诊断》2017年第37卷第1期)等论文。
E-mail: wypbl@163.com

通信作者简介:葛江华,女,1963年6月生,教授。主要研究方向为设备健康状态监测和旋转机械故障诊断。
E-mail: gejianghua@sina.com

