

基于 MEWT-ASCS 的行星齿轮箱微弱故障特征提取*

胡少梁¹, 李宏坤¹, 王朝阁², 胡瑞杰¹

(1. 大连理工大学机械工程学院 大连, 116024) (2. 上海海事大学物流工程学院 上海, 201306)

摘要 针对强噪声背景下行星齿轮箱早期微弱故障难以提取以及经验小波变换对信号频率区间边界划分不恰当以及不能有效确定模态数目的问题,提出了一种基于改进经验小波变换(modified empirical wavelet transform, 简称 MEWT)和自适应稀疏编码收缩(adaptive sparse coding shrinkage, 简称 ASCS)的早期微弱故障特征提取方法。根据信号频谱的尺度空间表示,将原始故障信号自适应地分解为一系列的窄频带本征模态分量。利用包络谱峭度(envelope spectrum kurtosis, 简称 ESK)值选择敏感分量,为了进一步凸显分量中的故障信息,使用 ASCS 算法对敏感分量进行稀疏降噪处理,从其包络谱中即可提取到清晰的故障特征频率成分。数值仿真和实际数据分析结果表明,本研究方法能够自适应地实现故障信号的模态分解并增强微弱的故障冲击特征。此外,与经验小波变换(empirical wavelet transform, 简称 EWT),EWT-ASCS 和 ASCS 进行对比,本研究方法可有效提取包含故障信息丰富的分量,经 ASCS 处理后信号故障特征得到凸显,实现了行星齿轮箱早期微弱故障的准确识别。

关键词 行星齿轮箱;早期故障诊断;特征提取;自适应频谱划分;经验小波变换;稀疏编码收缩去噪

中图分类号 TH17; TH132.41

引言

行星齿轮箱广泛应用于风力发电、直升机和船舶等大型设备的传动部分^[1]。由于其工作环境恶劣、运行负载大,齿轮极易出现点蚀、胶合和裂纹等局部损伤。若及时发现早期微弱故障隐患,长时间运行会引起局部故障逐步加重,最终导致行星齿轮箱失去工作能力,整个传动链甚至设备遭受巨大损失。因此,研究行星齿轮箱早期微弱故障诊断技术,对保证设备安全可靠运行具有重要的现实意义。

从行星齿轮箱上采集的振动信号受复杂传递路径的影响,具有故障特征微弱,信噪比低和调制等特点。近年来,学者们针对多分量、调幅调频现象明显的非平稳信号进行了研究。经验小波变换是一种信号自适应分解技术^[2],能有效分解信号的固有模态,具有分解模态少、计算量小和理论基础充分等特性。李志农等^[3]将经验小波变换应用到转子碰磨故障诊断,证明该方法诊断效果的可行性和有效性。刘自然等^[4]提出一种对包络曲线进行阈值分割修整的改进经验小波变换方法,成功应用在轴承的内外圈故障信号的特征提取上。在实际工作环境中,由于信号中夹杂着背景噪声,经验小波变换划分信号 Fourier 频谱区间太密集,分解结果存在模态混叠,且经验小波变换还需预定义模态个数。因此,笔者针对经验小波变换划分频谱不当、需预定义模态个数等

问题,提出了一种 MEWT 方法,从而实现频谱自适应划分,将信号分解成一系列窄频带本征模态分量。

稀疏编码收缩(sparse coding shrinkage, 简称 SCS)算法是一种软阈值去噪方法^[5],利用被高斯噪声破坏的非高斯变量的最大似然估计来去除信号中随机噪声,可很好地保留周期性故障冲击成分。该方法已成功应用于图像处理、语音去噪和故障诊断等领域。李继猛等^[6]提出了自适应随机共振分解和稀疏编码收缩算法相结合的齿轮故障诊断方法,稀疏编码收缩算法用来凸显冲击特征。唐贵基等^[7]利用最大相关峭度解卷积结合稀疏编码收缩进行强背景噪声下齿轮早期微弱故障诊断。Yu 等^[8]将振动信号通过固有尺度分解和稀疏编码收缩结合使用,提取了强背景噪声下故障轴承信号的冲击特征。然而,稀疏编码收缩算法应用振动信号处理上是使用全局阈值,若阈值过大,分解得到的信号会过于稀疏;阈值太小,信号中的噪声不能得到很好抑制。因此,笔者提出一种根据信号本身特征,信号处理前后的差异来自适应选择阈值的稀疏编码收缩算法。

综上,笔者提出一种基于 MEWT-ASCS 的早期微弱故障识别方法,对太阳轮裂纹和断齿故障进行研究。首先,采集不同故障的振动信号,对信号进行 MEWT 分解;其次,根据包络谱峭度最大原则选择敏感分量;最后,将敏感分量进行 ASCS 降噪处理,从其包络谱中进行故障特征识别。仿真与实验

* 国家重点研发计划资助项目(2019YFB2004600);国家自然科学基金资助项目(U1808214)

收稿日期:2020-04-22;修回日期:2020-09-08

分析均验证了该方法的有效性和优越性。

1 改进的 EWT 算法

经验小波变换是一种自适应信号分析方法,通过信号 Fourier 频谱划分,构建一组正交滤波器组,将信号分解成具有紧支撑频谱的调幅-调频单分量成分。为满足 Shannon 准则,将信号频率轴归一化为周期为 2π 的频率轴,分析中信号频谱划分范围标准化为 $[0, \pi]$ 。

1.1 经典的经验小波变换

假定频谱范围 $[0, \pi]$ 划分成 N 段连续的区间, ω_n 为每个区间的边界,其中: $\omega_0 = 0; \omega_N = \pi$ 。每个频段区间记为 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, 整个区间就可以表示为 $\bigcup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi]$, 在每个边界处定义一个时延 T_n , 时宽为 $2\tau_n$ 。经验小波定义在每个频段区间上的带通滤波器, 基于 Littlewood-Paley 和 Meyer 小波的构造思路, 对于任何 $n > 0$, 其经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 分别为

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (|\omega| \leq \omega_n - \tau_n) \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & (\omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n - \tau_n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (\omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1}) \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right] & (\omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right] & (\omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\beta(x)$ 为定义在 $[0, 1]$ 上的函数, 满足 $\beta(x) + \beta(1-x) = 1$ 。

本研究中 $\beta(x)$ 可以表示为

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (3)$$

其中: $\tau_n = \gamma \omega_n$ 。

为了使 $\{\phi_1(t), \{\psi_n(t)\}_{n=1}^N\}$ 为紧支撑结构, 保证各频段间满足正交关系, 即 $\sum_{k=-\infty}^{+\infty} |\hat{\phi}_1(\omega + 2k\pi)|^2 +$

$$\sum_{n=1}^N |\hat{\psi}_n(\omega + 2k\pi)|^2 = 1, \text{ 需要 } \gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right)。$$

根据小波尺度函数和小波经验函数, 可以得到经验小波变换的近似系数 $W_f^\varepsilon(0, t)$ 和细节系数

$W_f^\varepsilon(n, t)$ 分别为

$$W_f^\varepsilon(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\phi}_1(\omega)})^\vee \quad (4)$$

$$W_f^\varepsilon(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_n(\omega)})^\vee \quad (5)$$

其中: $\hat{\square}$ 表示 Fourier 变换; \square^\vee 表示逆 Fourier 变换; $\overline{\square}$ 表示复共轭。

信号重构可以表示为

$$f(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^\varepsilon(n, t) * \psi_n(t) = (\hat{W}_f^\varepsilon(0, \omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^\varepsilon(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega))^\vee \quad (6)$$

其中: $*$ 表示卷积运算。

信号 $f(t)$ 经 EWT 分解可以获得各分量信号 $f_i(t) (i = 0, 1, \dots, k)$ 为

$$f_0(t) = W_f^\varepsilon(0, t) * \phi_1(t) \quad (7)$$

$$f_k(t) = W_f^\varepsilon(k, t) * \psi_k(t) \quad (8)$$

1.2 自适应 Fourier 频谱区间划分

经典的经验小波变换方法分解信号, 假设将频谱划分为 N 段, 除去 $\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$, 还需寻找 $N-1$ 个边界点, 原始 EWT 算法寻找频段边界点的方法主要有 2 种: ① 获取频谱局部极大值, 相邻局部极大值的中间值作为频谱边界; ② 将相邻局部极大值之间幅值最小点作为频谱边界。该划分频谱区间方法很容易陷入局部最优的情况, 频带划分集中, 各分量之间存在频率混叠。

由于信号的频谱常受到噪声干扰, 频谱划分集中频谱的尺度空间表示可以很好地抑制这一问题, 因此笔者提出的频带自适应划分主要是通过计算频谱的尺度空间表示, 它是 Gille 等^[9]提出用来自适应寻找直方图、频谱的重要分量信号。

计算离散信号的幅值谱, 将幅值谱和离散高斯核函数进行卷积运算, 即可获得频谱的尺度谱。尺度空间 $L(f, \zeta)$ 表示为

$$L(f, \zeta) = g(f, \zeta) * X(f) = \sum_{\tau=-M}^{+M} g(\tau, \zeta) X(f - \tau) \quad (9)$$

其中: $g(f, \zeta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\zeta}} e^{-f^2/2\zeta}$; $M = 6\sqrt{\zeta} + 1$; ζ 为尺度参数。

尺度参数设定为固定值 ζ_0 , 则尺度空间 $L(k, \zeta_0)$ 的每个局部极大值对应一个单分量成分, 该单分量的频段由相邻的两局部极小值确定^[10], 这里尺度参数取 $\zeta = 9f_{ch}^2$, f_{ch} 为故障特征频率。构建仿真信号

$x(n)$ 由2个谐波信号、周期性脉冲信号和高斯白噪声组成,将仿真信号的频谱 $x(k)(k=0,1,\dots,N/2-1)$ 与离散高斯核函数进行卷积运算得到尺度谱 L 。图1为改进经验小波变换的频段自适应划分过程。

搜寻尺度谱中的局部极大值,在获取的极值中根据其局部极小值点确定尺度谱的初始划分边界。设初始边界将尺度谱划分为 M 段,所对应的初始频率边界为 $\omega_{\text{initial}}=\{\omega_n, n=0,1,\dots,M\}$,其中: $\omega_0=0, \omega_M=f_s/2$ (f_s 为信号的采样频率),初始频率边界如图1中绿色虚线所示。

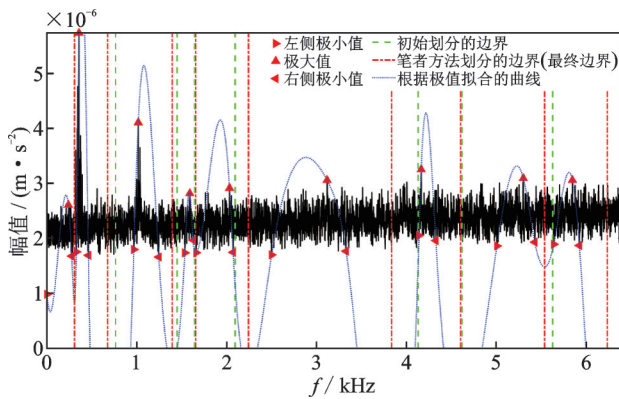


图1 改进经验小波变换的频段自适应划分过程

Fig.1 Frequency band adaptive division process based on improved empirical wavelet transform

在初始划分的每个段频率区间内,搜索幅值最大值点 $L_{\text{max}}(n)$,其对应频率值 $\omega_{\text{max}}(n)$;在每个频率区间内最大值点的左侧搜索极小值点 $L_{\text{lmin}}(n)$,其对应频率值 $\omega_{\text{lmin}}(n)$;在最大值点的右侧搜索极小值点 $L_{\text{rmin}}(n)$,其对应频率值 $\omega_{\text{rmin}}(n)$ 。通过spline三次样条插值方法拟合尺度谱上所获取的 $\omega_{\text{max}}, \omega_{\text{lmin}}$ 和 ω_{rmin} ,得到尺度谱变化曲线 $Y(k)(k=0,1,\dots,N/2-1)$,如图1中的蓝色虚线所示。由于高斯噪声的频谱一般满足均匀分布,噪声干扰形成的局部峰值不会十分明显,通过选取尺度谱变化曲线 $Y(k)$ 的局部极小值点作为新边界,即 $\omega_{\text{new}}=\{\hat{\omega}_p, p=0,1,\dots,p\}(p \leq M)$, $\hat{\omega}_0=0, \hat{\omega}_p=f_s/2$,此外,如果在 ω_0, ω_1 之间有2个或者多个新频率边界 $\hat{\omega}_p$,选择最接近 ω_1 的新边界 $\hat{\omega}_h$ 作为 $[\omega_0, \omega_1]$ 的最终边界 $\omega_{\text{final}}=\{\hat{\omega}_0, \hat{\omega}_h, \dots, \hat{\omega}_p\}$;否则,最终的频率划分边界 $\omega_{\text{final}}=\omega_{\text{new}}$,如图1中红色点划线所示。可见,各频率区间包含一个局部极大值和2个相邻的极小值,可自适应地将信号中的周期性冲击调制分量有效提取出来,具有优越的抗噪能力。

由于尺度谱和频谱的频率轴相对应,因此将尺

度谱上获取的最终边界通过式(1),(2)构建经验小波变换的正交滤波器组,最后将信号分解为一系列包含故障特征的调制分量,分量的个数等于 ω_{final} 中谱线数量减1。

1.3 敏感分量的选取

齿轮箱早期微弱故障信号通过MEWT分解后,需选取包含丰富故障冲击成分的分量进行分析。峭度可以较好地反映信号中所含故障冲击成分的比重。若信号中的故障冲击成分所占比重越大,其对应的包络谱峭度值越大。因此,用ESK指标来衡量各分量中包含故障信息的丰富程度,计算公式为

$$\text{ESK} = \frac{1/N \sum_{n=1}^N (E_n(t) - u_E)^4}{[1/N \sum_{n=1}^N (E_n(t) - u_E)^2]^2} \quad (10)$$

其中: N 为信号的数据长度; $E_n(t)$ 为信号包络谱; u_E 为 $E_n(t)$ 的均值。

根据式(10),选取ESK值最大的分量作为敏感分量 z_{max} 进行下一步分析。

2 基于ASCS的信号故障特征增强

SCS算法利用信号的统计特性,设定软阈值消除信号中高斯成分(噪声),以增强非高斯成分(冲击成分)。

2.1 稀疏编码收缩算法

假设原始故障特征信号为 x ,其统计特征呈现非高斯性质, n 为高斯白噪声,则敏感分量信号 z_{max} 为

$$z_{\text{max}} = x + n \quad (11)$$

将敏感分量信号 z_{max} 写成矩阵形成

$$Z_{\text{max}} = \begin{bmatrix} z_1 & z_{m*(1-\text{coin})+1} & \cdots & z_{m(n-1)(1-\text{coin})+1} \\ z_2 & z_{m*(1-\text{coin})+2} & \cdots & z_{m(n-1)(1-\text{coin})+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_m & z_{m*(1-\text{coin})+m} & \cdots & z_{m(n-1)(1-\text{coin})+m} \end{bmatrix} = X + N \quad (12)$$

其中: m 为时间窗对应的点数; coin 为重合度。

式(12)中, m 值的选择与故障特征频率 f_{ch} 、采样频率 f_s 以及转频 f_r 有关。笔者具体选择时间窗点数 $m = \lfloor f_s/10(\lfloor (f_r/f_{\text{ch}})100 \rfloor/100) \rfloor$,其中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整; $\langle \cdot \rangle$ 为四舍五入取整;重合度 $\text{coin} = 0.5 \lfloor f_r/10 \rfloor/10$,其大小与转频 f_r 有关。

求解稀疏矩阵 W ,将采集信号 Z 稀疏化,这里采用的是FastICA算法^[11]求稀疏矩阵 W ,求得采集信号 Z 在正交矩阵上的投影 $Y = WZ^T$,以达到稀疏化

的作用。计算稀疏成分 $Y(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 在收缩函数 $g(\cdot)$ 下的收缩成分 $S(s_1, s_2, \dots, s_n)$ 及收缩成分的概率密度分布 $\rho(s_i)$ 分别为

$$s_i = g(y_i) = \text{sign}(y_i) \times \max\left(0, \frac{|y_i| - \beta d_i + \sqrt{(|y_i| + \beta d_i)^2 - 4\sigma_i^2(\alpha + 3)}}{2}\right) \quad (13)$$

$$\rho(s_i) = \frac{1}{2d_i} \frac{(\alpha + 2)[\alpha(\alpha + 1)/2]^{a/2+1}}{[\sqrt{\alpha(\alpha + 1)/2} + |s_i/d_i|]^{a+3}} \quad (14)$$

其中: α 为控制概率密度函数稀疏性的常数, 值越大, 信号稀疏性越大, 一般取值范围为 $0.1 \sim 2^{[12]}$; $\beta = \sqrt{(\alpha + 1)\alpha/2}$; σ 为估计噪声的标准差, $\sigma_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}_i|$; d_i 为信号 x_i 的标准差, $d_i = \sqrt{\sigma_{y_i}^2 - \sigma_i^2}$; σ_{y_i} 为 y_i 的标准差; 当式(13)中的平方根为虚数时, s_i 取值为 0。

原始信号 X 的估计值为 $\tilde{X} = W^{-T}S$, 矩阵形式 \tilde{X} 通过式(12)的逆过程变成一维信号 \tilde{x} 。

2.2 自适应阈值的确定

若使用全局阈值对信号进行处理, 会引起局部失真和压缩过度。因此, 笔者根据信号特征自适应选择阈值。假设经过 MEWT 处理后, 通过 ESK 指标选择的敏感分量为 z_{\max} , 其通过 SCS 去噪后的信号为 \hat{z}_{\max} , 则笔者提出的 MESK 指标计算公式为

$$\text{MESK} = \frac{\text{ESK}(z_{\max})}{\text{ESK}(r)} \quad (15)$$

其中: $\text{ESK}(\cdot)$ 为包络谱峭度; r 为敏感分量 z_{\max} 与去噪信号 \hat{z}_{\max} 的差值。

计算不同阈值下敏感分量的 MESK 指标, 取指标最大时对应的阈值为去噪信号 \hat{z}_{\max} 的最佳阈值点。

3 基于 MEWT-ASCS 微弱故障诊断方法

笔者将改进的经验小波变换与自适应稀疏编码收缩算法相融合, 应用于齿轮箱的微弱故障诊断, 实现齿轮微弱故障的准确识别。所提算法流程如图 2 所示, 具体步骤如下:

- 1) 设传感器获取的故障信号为 $x(t)$, 通过傅里叶变换获得信号的频谱 $X(f)$;
- 2) 将离散高斯核函数与频谱进行卷积运算, 得到尺度谱 $L(f, \zeta)$;

- 3) 将尺度谱的局部极小值作为初始边界, 在各个初始频段区间内搜索极大值点, 并在极大值点两侧搜寻极小值; 拟合每个区间所获取的极大值点和极小值点得到曲线 $Y(k)$, 将曲线 $Y(k)$ 上的局部极小值作为最终频段划分的边界点;

- 4) 根据步骤 3 中划分的最终边界构建滤波器组, 将信号 $x(t)$ 分解成一系列模态分量;

- 5) 计算各模态分量的包络谱峭度值, 选 ESK 最大值对应的模态分量作为敏感分量;

- 6) 采用自适应稀疏编码收缩算法对敏感分量进行降噪处理, 从而实现微弱故障特征增强;

- 7) 对降噪后敏感分量进行包络解调分析, 从包络谱中提取故障特征频率并判别故障类型。

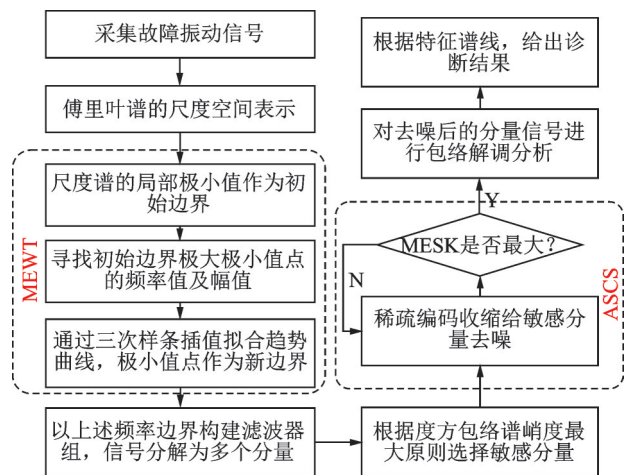


图2 MEWT-ASCS算法流程图

Fig.2 MEWT-ASCS algorithm flowchart

4 仿真信号分析

4.1 太阳轮局部故障仿真模型

为验证所提方法的有效性和正确性, 构建太阳轮局部故障仿真信号。行星齿轮箱中太阳轮发生局部故障时, 各行星轮与太阳轮故障齿的啮合点呈周期性变化, 最终得到太阳轮故障特征频率为太阳轮转频相对于行星架转频的调幅调频多分量振动信号。因此, 构建的太阳轮局部故障仿真模型为

$$x(t) = 0.5 [1 - \cos(2\pi f_r t)] [1 + A \cos(2\pi f_{ch} t)] \times \cos [2\pi f_m t + B \sin(2\pi f_{ch} t) + \phi] \quad (16)$$

其中: $f_r = 20$ Hz 为太阳轮转频; $f_{ch} = 16.7$ Hz 为故障特征频率; $f_m = 340$ Hz 为啮合频率; $A = B = 1$ 分别为调幅调频系数; $\phi = 0$ 为初相位。

为了更贴近工程实际, 在仿真信号中加入信噪比为 -10 dB 的高斯白噪声 $n(t)$ 。信号采样频率为 $12\ 800$ Hz, 采样时长为 10 s。

4.2 仿真分析

图3为仿真信号的时域波形和频谱图。可以看出,时域波形中的周期性冲击特征已被噪声所淹没,频域图上虽然出现了调制频带,但无法判别故障类型。为了有效提取太阳轮局部故障特征信息,采用本研究方法对图3(a)故障信号进行处理。

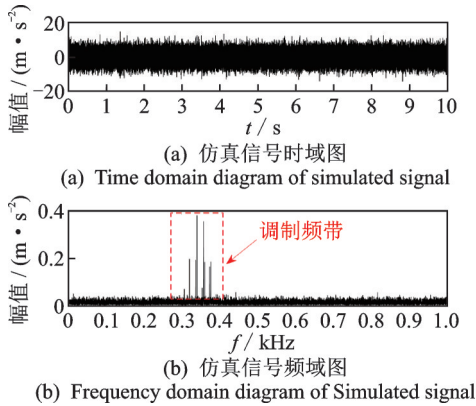


图3 仿真信号的时域波形和频谱图
Fig.3 Time-domain waveforms and spectrograms of simulated signal

图4为MEWT对仿真信号的分解结果。图4(a)为EWT频段划分过程,由图可知其频段划分过于集中。图4(b)为MEWT频段划分边界结果,蓝色虚线为尺度谱上各频段区间内极大极小值通过spline拟合得到的曲线 $Y(k)$,红色点划线是以曲线 $Y(k)$ 局部极小值作为自适应频段划分的最终边界。由于尺度谱和频谱频率轴相对应,因此直接利用自适应划分尺度谱的最终频率边界,构建正交滤波器

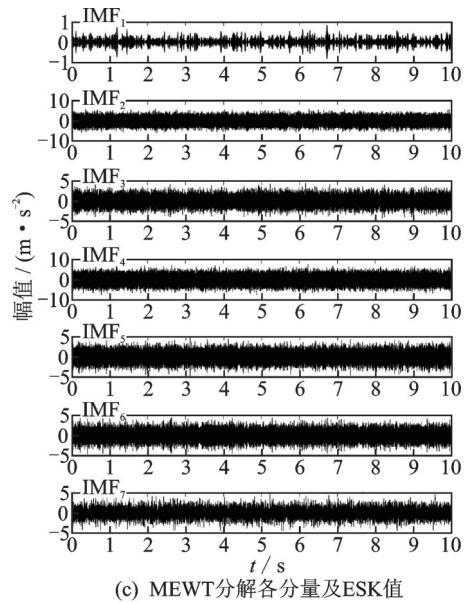
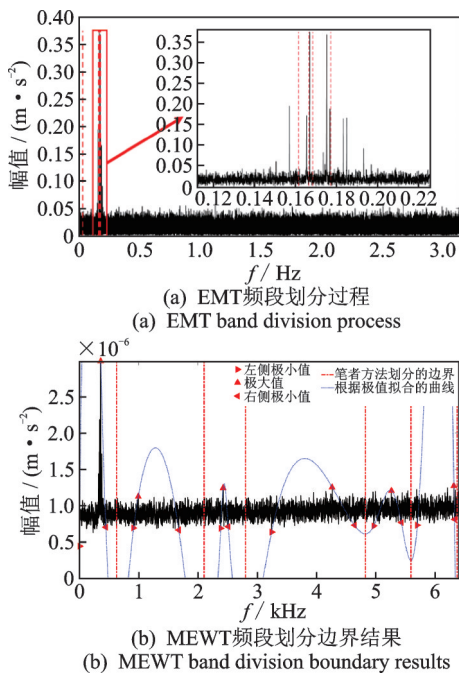
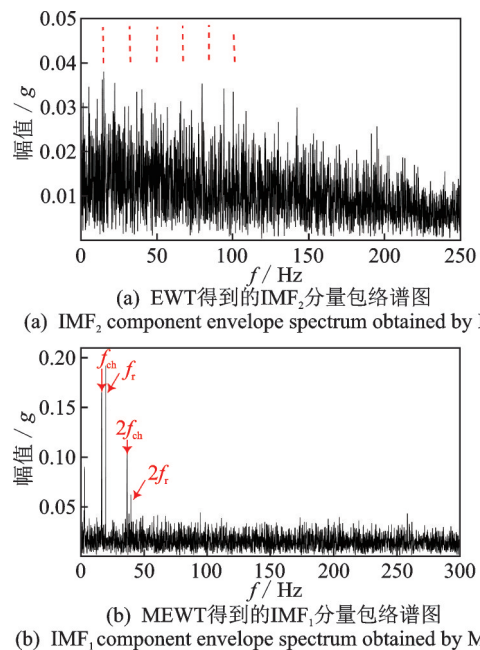


图4 MEWT对仿真信号的分解结果
Fig.4 MEWT decomposition results

组。仿真信号经过MEWT分解后得到11个模态分量成分,这里仅展示前6分量及其包络谱峭度值,如图4(c)所示。

图5为仿真信号分析结果。根据敏感分量选取准则,采用包络谱峭度ESK最大对应的分量作为敏感分量。图5(a)为EWT分解第2分量的包络谱,谱线中噪声干扰严重,故障信息被淹没。图5(b)为MEWT分解第1分量的包络谱图,存在太阳轮故障特征频率和太阳轮转频。图5(c),(d)分别为EWT和MEWT的敏感分量经过ASCS处理后包络谱,两者都出现了故障频率成分,但经过MEWT-ASCS处理后的故障特征谱线更为清晰且幅值较大,噪声



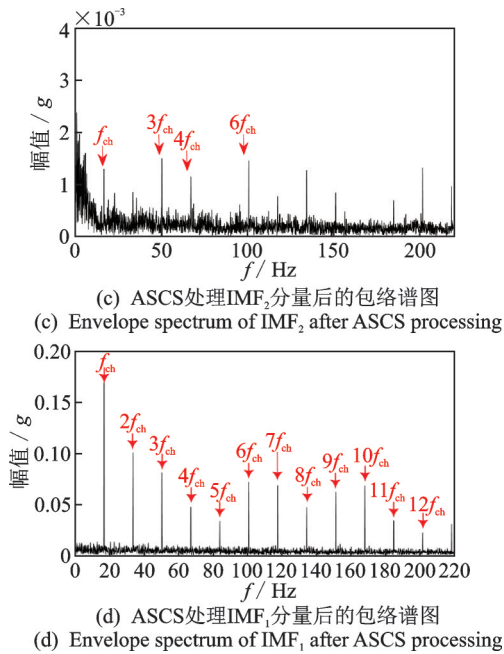


图 5 仿真信号分析结果

Fig.5 Simulation signal analysis results

成分得到了极大抑制,这说明所提频段划分方法能够准确提取包含故障信息的分量。

5 实验信号分析

5.1 实验说明

为进一步验证该方法在实际应用的可靠性,开展行星齿轮箱故障数据采集。行星齿轮箱故障诊断实验系统如图 6 所示,主要由驱动电机、行星齿轮箱、磁粉制动器、加速度传感器(型号为美国DY-TRAN公司生产的3035B型传感器,灵敏度为100 mV/g)和安装NI9234采集卡的工控机组成。行星齿轮箱由一个太阳轮、齿圈和3个行星轮均布的形成构成。其中:太阳轮齿数为17;行星轮齿数为34;齿圈齿数为88。

通过线切割的方式分别加工太阳轮齿根裂纹故

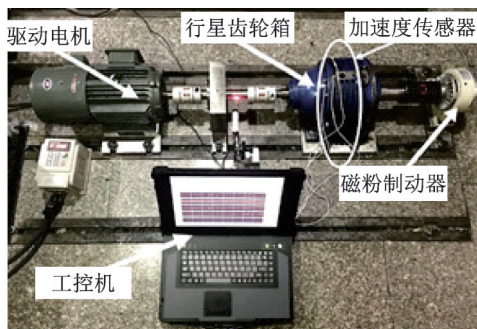


图 6 行星齿轮箱故障诊断实验系统

Fig.6 Experimental system of planetary gearbox failure

障和太阳轮断齿故障,太阳轮故障件如图 7 所示。实验时将故障太阳轮安装在行星齿轮箱内进行实验数据采集。加速度传感器安置在行星齿轮箱外壳的垂直、水平与轴向的测点上。实验采样时长为 2 s,电机输入转频为 1 200 r/min(即 20 Hz),通过计算获得行星齿轮箱太阳轮和行星轮之间的啮合频率为 340 Hz,太阳轮转频为 20 Hz,行星架转频为 3.3 Hz,太阳轮单点故障频率为 50.3 Hz。



图 7 太阳轮故障件

Fig.7 Faulty parts of sun gear

5.2 太阳轮裂纹故障分析

采样频率设置为 12.8 kHz,图 8 为垂直方向加速度传感器采集的太阳轮齿根裂纹故障信号,从图中无法提取出与故障相关的特征信息。

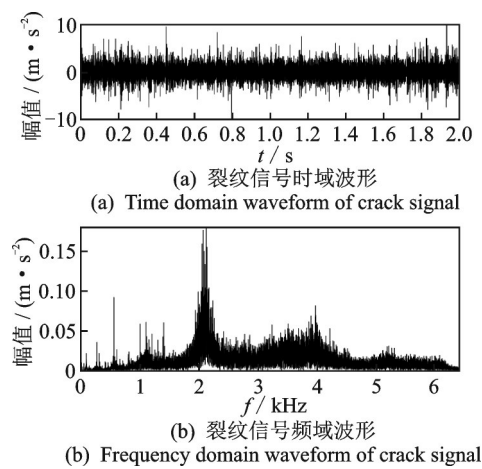


图 8 太阳轮裂纹故障信号

Fig.8 Fault signal of sun gear crack

为了实现齿根裂纹故障特征的有效提取,采用本研究方法对原始故障信号进行分析。图 9 为 MEWT 分解裂纹信号结果。利用 MEWT 方法自适应将信号自适应划分为 10 个频段,即原始故障信号被分解为 10 个分量,这里仅展示前 6 个分量信号及其 ESK 值。

图 10 为 MEWT-ASCS 处理裂纹信号结果。根据敏感分量选取准则,分别计算每个分量信号的包络谱峭度值,选择包络谱峭度值最大的第 4 分量作为

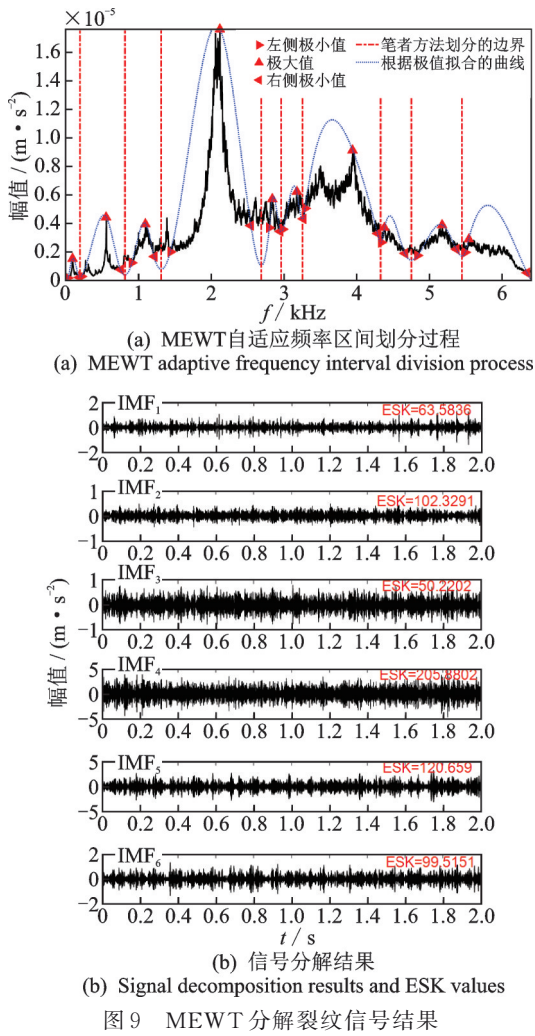


Fig.9 MEWT decomposition result of crack signal

敏感分量进行进一步处理。直接对分量4进行包络谱分析,发现在太阳轮故障特征频率及其2,3倍频处存在峰值,但整个包络谱中其他无关干扰成分较多,特征频率信息不明显。为进一步抑制噪声并凸显故障特征,对敏感分量进行ASCS降噪处理,阈值设置为0.2,对去噪后的分量信号进行包络分析,发现明显

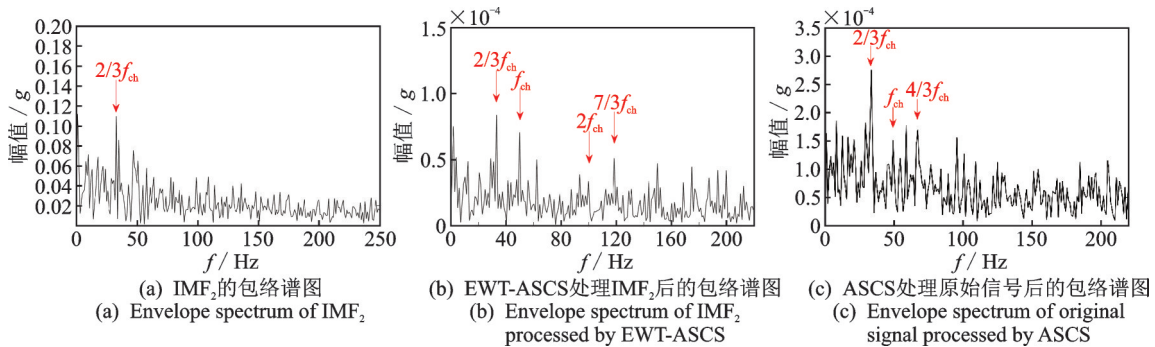


图 11 裂纹信号对比实验结果

Fig.11 Comparison test results of crack signal

的太阳轮故障特征频率及其倍频成分,由此可判断齿轮箱中太阳轮存在故障,这与实验设置相符。

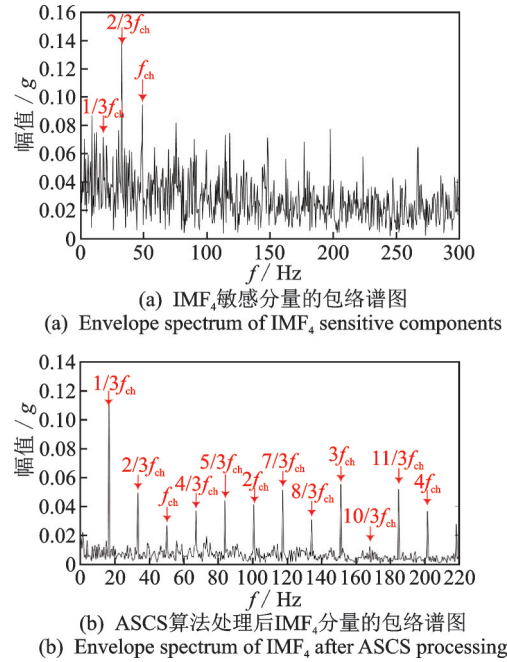


图 10 MEWT-ASCS处理裂纹信号结果
Fig.10 MEWT-ASCS processing crack signal results

为证明笔者所提MEWT-ASCS方法的可行性和优越性,分别使用EWT,EWT-ASCS和ASCS方法对图8所示的太阳轮裂纹信号进行分析。图11为裂纹信号对比实验结果。图11(a)为EWT处理结果,谱图中只出现故障特征频率的2倍频。图11(b)为EWT-ASCS处理的结果,其中ASCS的阈值设置为0.25,对降噪后的敏感分量进行包络分析,故障特征频率变得明显,噪声得到抑制。图11(c)为直接对原始信号进行ASCS降噪处理,阈值设置为0.55,图中降噪信号的包络谱中只出现了2倍、3倍和4倍的故障频率倍频成分。可见,上述几种方法的处理效果均不如笔者提出的方法理想。

综上所述,MEWT方法可以有效分解得到包含故障冲击成分的分量信号,ASCS可以将分量信号中噪声进一步消除,增强故障特征,诊断效果更加准确。

5.3 太阳轮断齿故障分析

采样频率设置为 20.48 kHz,图 12 为垂直方向加速度传感器采集的太阳轮断齿故障信号。可见,时域和频域中噪声成分将断齿故障产生的周期性冲击特征淹没,仅通过时域和频域分析无法提取故障信息进行故障。

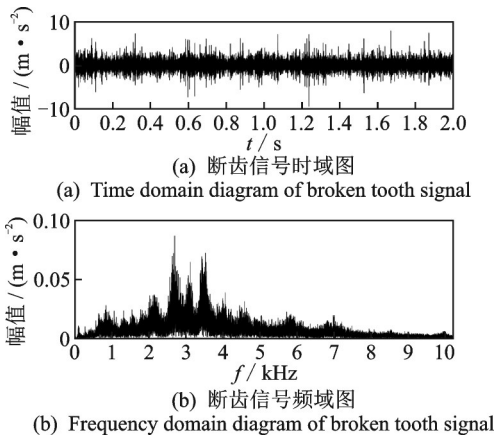


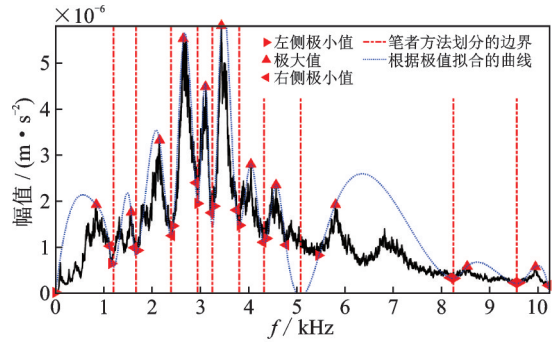
图 12 太阳轮断齿故障信号

Fig.12 Sun gear broken tooth fault signal

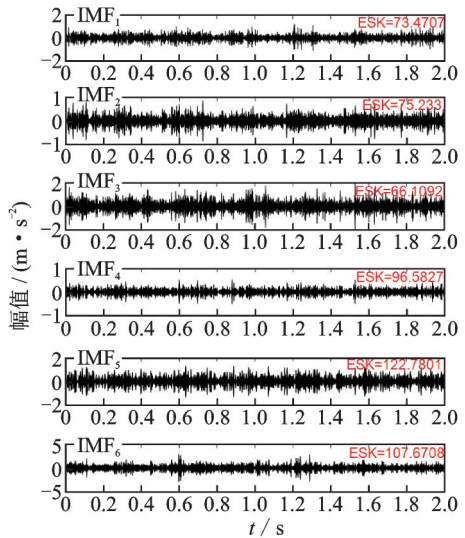
采用MEWT-ASCS方法对该信号进行分析,图 13 为MEWT分解断齿信号结果。信号自适应频率区间划分过程如图 13(a)所示。将信号分解成 10 个分量,选取包络谱峭度值最大的第 5 个分量作为敏感分量,对其进行ASCS去噪处理,阈值设置为 0.15。

MEWT-ASCS处理敏感分量的包络谱如图 14 所示。可以清晰地发现太阳轮故障特征频率及其高倍频成分,由此证明太阳轮出现故障。与图 10 相比,图 14 中故障的幅值稍大,这与实验中太阳轮断齿故障相符。

同样,图 12 中的断齿信号分别使用EWT, EWT-ASCS和ASCS方法进行分析。图 15 为断齿信号对比实验结果。图 15(a)为EWT处理结果,谱图中并无故障特征信息。图 15(b)为EWT-ASCS处理的包络谱图,其中ASCS的阈值设置为 0.2,其包络谱中只出现了 1 倍、2 倍和 3 倍故障频率及其高倍频成分。图 15(c)为直接对原始信号进行ASCS降噪处理,阈值设置为 0.4,其包络谱上虽出现了故障特征频率,但噪声干扰依旧严重。通过对比可知,上述几种方法对微弱故障特征的提取能力均不如笔者提出的方法理想。



(a) MEWT adaptive frequency interval division process



(b) Signal decomposition results by MEWT

图 13 MEWT分解断齿信号结果

Fig.13 MEWT decomposition result of broken tooth signal

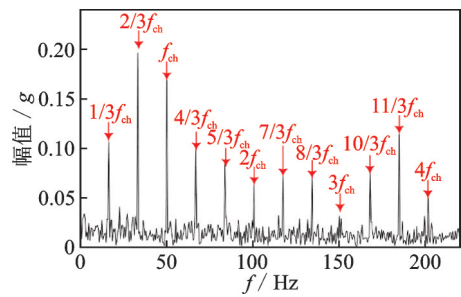


图 14 MEWT-ASCS处理敏感分量的包络谱图

Fig.14 Envelope spectrum of sensitive components

6 结 论

1) 改进经验小波变换的频带自适应划分方法避免了传统EWT变换受噪声干扰导致频带划分集中的问题,能自适应地将复杂故障信号分解为一系列窄频带本征模态分量信号,通过敏感分量选取出的分量信号故障频带更为集中。

2) 稀疏编码收缩算法可以去除非高斯成分中的高斯成分(即噪声),提出了基于包络谱峭度的自适应稀疏编码收缩算法,能够有效抑制噪声干扰并

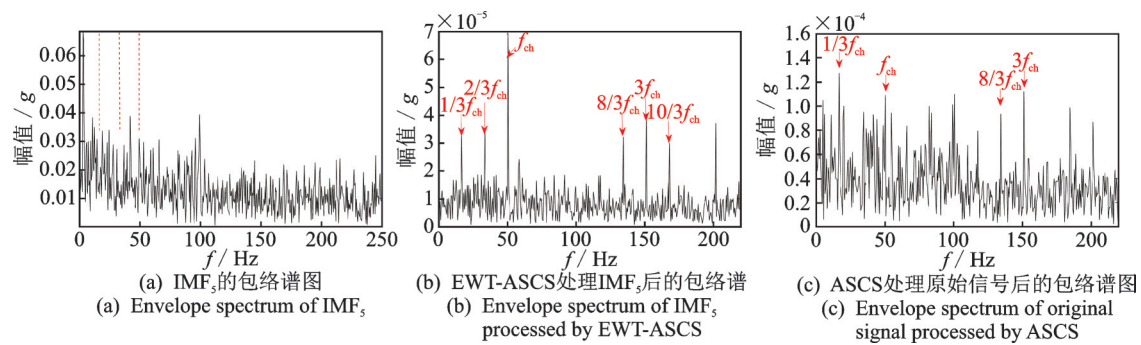


图15 断齿信号对比实验结果

Fig.15 Comparison test results of broken tooth signal

增强分量信号中微弱的故障特征。

3) 改进小波变换和自适应稀疏编码收缩算法相融合,能够成功地提取出清晰且丰富的行星齿轮箱早期微弱故障特征,实现准确故障诊断,为实际应用提供了一种新方法。

参 考 文 献

- [1] 冯志鹏,秦嗣峰. 基于 Hilbert 振动分解和高阶能量算子的行星齿轮箱故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(5): 47-54.
FENG Zhipeng, QIN Sifeng. Planetary gearbox fault diagnosis based on Hilbert vibration decomposition and higher order differential energy operator[J]. Journal of Sound & Vibration, 2016, 35(5): 47-54. (in Chinese)
- [2] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [3] 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. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014(11): 2423-2432. (in Chinese)
- [4] 刘自然,胡毅伟,石璞,等. 基于改进经验小波变换的滚动轴承故障特征提取方法研究[J]. 中国测试, 2019, 45(10): 10-15.
LIU Ziran, HU Yiwei, SHI Pu, et al. Fault feature extraction method of rolling bearing based on enhanced empirical wavelet transform [J]. China Measurement & Testing Technology, 2019, 45(10): 10-15. (in Chinese)
- [5] HYVARINEN A. Sparse code shrinkage: denoising of nongaussian data by maximum likelihood estimation[J]. Neural Computation, 1999, 11(7): 1739-1768.
- [6] 李继猛,张金凤,张云刚,等. 基于自适应随机共振和稀疏编码收缩算法的齿轮故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(13): 1796-1801.
LI Jimeng, ZHANG Jinfeng, ZHANG Yungang, et al. Fault diagnosis of gears based on adaptive stochastic resonance and sparse code shrinkage algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(13): 1796-1801. (in Chinese)
- [7] 唐贵基,王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合稀疏编码收缩的齿轮微弱故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2015, 28(3): 478-486.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Weak feature extraction of gear fault based on maximum correlated kurtosis deconvolution and sparse code shrinkage [J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(3): 478-486. (in Chinese)
- [8] YU J, LIU H. Sparse coding shrinkage in intrinsic time-scale decomposition for weak fault feature extraction of bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(7): 1579-1592.
- [9] 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): 145-162.
- [10] PAN J, CHEN J, ZI Y, et al. Mono-component feature extraction for mechanical fault diagnosis using modified empirical wavelet transform via data-driven adaptive fourier spectrum segment [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016(72/73): 160-183.
- [11] FARHAT M, GRITLI Y, BENREJEB M. Fast-ICA for mechanical dault detection and identification in electromechanical systems for wind turbine applications [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2017, 8: 431-439.
- [12] WANG X H, HU H W, ZHANG Z Y, et al. Extraction of weak crack signals by sparse code [J]. Journal of Vibration Engineering, 2013, 26: 311-317.



第一作者简介:胡少梁,男,1996年12月生,硕士生。主要研究方向为行星齿轮箱故障诊断、信号降噪解调、微弱故障特征增强、智能分类、模型优化及迁移学习等。

E-mail: 1078316947@qq.com

通信作者简介:李宏坤,男,1974年9月生,博士、教授。主要研究方向为机械系统动态测控、微弱信号特征提取、故障诊断及可靠性分析。

E-mail: lihk@dlut.edu.cn