

基于变分模式分解和微积分增强能量算子的滚动轴承故障诊断

张 东,冯志鹏[✉]

北京科技大学机械工程学院,北京 100083

✉ 通信作者, E-mail: fengzp@ustb.edu.cn

摘 要 针对滚动轴承故障振动信号的特点,考虑变分模式分解在复杂信号分解及微积分增强能量算子在瞬态成分检测方面的优势,提出基于变分模式分解和微积分增强能量算子的滚动轴承故障诊断方法。首先利用变分模式分解将复杂信号分解为多个本质模式函数,以削弱背景噪声的影响和满足能量算子对信号单分量的要求;然后根据提出的敏感分量选取原则,从本质模式函数中选出包含主要故障信息的本质模式函数为敏感分量;最后利用微积分增强能量算子强化敏感分量中的瞬态冲击,并根据敏感分量瞬时能量的时域波形及 Fourier 频谱诊断滚动轴承故障。分析结果表明该方法能够有效诊断滚动轴承故障。

关键词 滚动轴承; 故障诊断; 模式分解; 能量算子

分类号 TH165⁺.3

Fault diagnosis of rolling bearings based on variational mode decomposition and calculus enhanced energy operator

ZHANG Dong, FENG Zhi-peng[✉]

School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

✉ Corresponding author, E-mail: fengzp@ustb.edu.cn

ABSTRACT Aiming at the characteristics of rolling bearing fault vibration signals and considering the merits of variational mode decomposition in mono-component separation and calculus enhanced energy operator in transient impulse detection, this article introduces a new method termed fault diagnosis of rolling bearings based on variational mode decomposition and calculus enhanced energy operator. Firstly, the vibration signal is decomposed into several intrinsic mode functions by variational mode decomposition to reduce the noise interferences and to satisfy the mono-component requirement by energy operator. Then, the sensitive intrinsic mode function containing the main fault information about the bearing is selected by the proposed criterion. Finally, the impulses are strengthened using calculus enhanced energy operator, and the bearing fault is diagnosed by the time domain waveform and Fourier spectrum of the sensitive mono-component instantaneous energy. The analysis results show that the proposed method can effectively diagnose the rolling bearing faults.

KEY WORDS bearings; fault diagnosis; mode decomposition; energy operator

滚动轴承应用广泛,其性能直接影响机械设备的运行状态^[1]。滚动轴承一旦出现故障,将影响设备的工作效率甚至导致设备停机。因此,研究滚动轴承故

障并对其进行有效地诊断具有重要意义。当滚动轴承的内外圈和滚动体等元件出现损伤时,在振动信号中会出现周期性冲击,且冲击序列的重复频率与损伤位

收稿日期: 2015-11-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11272047, 51475038); 教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-12-0775)

置密切相关^[2], 所以有效提取瞬态冲击对滚动轴承故障诊断至关重要。

近年来能量算子在检测信号瞬态成分中发挥了独特的优势. Teager 等首先在分析声音信号的过程中提出了信号的非线性处理方法^[3], 后来 Kaiser^[4-5]和 Maragos 等^[6]系统地介绍 Teager-Kaiser 能量算子并成功分析调幅-调频及时变调制信号. Potamianos 和 Maragos^[7]对 Teager-Kaiser 能量算子进行改进, 并与 Hilbert 变换进行对比, 进一步说明能量算子在信号解调分析中的优势. Cheng 等^[8]利用经验模式分解将信号分解为多个本质模式函数, 并通过能量算子对部分本质模式函数进行解调分析, 成功诊断了旋转机械故障。

Liang 和 Faghidi^[9]在 Teager-Kaiser 能量算子的基础上, 提出能够同时提高信号干扰比 (SIR) 和信噪比 (SNR) 的微积分增强能量算子. 该算法主要由微分和积分两部分构成: 微分过程减弱低频噪声的影响, 提高信号 SIR; 积分过程提高信号 SNR. 若利用微积分增强能量算子分析滚动轴承振动信号, 则可以降低背景噪声的影响, 突出信号中的冲击特征; 但能量算子要求输入信号必须为单分量^[10].

实测滚动轴承振动信号成分复杂, 具有多分量的特点, 而且受背景噪声和其他成分的干扰, 故障特征通常淹没于各类干扰成分和背景噪声中. Dragomiretskiy 和 Zosso^[11]提出的变分模式分解可以自适应地将复杂信号分解为一系列单分量. 考虑到变分模式分解和微积分增强能量算子在信号处理中的优势, 本文在这两种方法的基础上提出基于变分模式分解和微积分增强能量算子的滚动轴承故障诊断方法。

1 冲击特征提取方法

1.1 变分模式分解

变分模式分解是一种全新的信号自适应非递归分解方法. 它可以将复杂信号 $x(t)$ 分解为一系列本质模式函数, 且各本质模式函数围绕其中心频率波动^[11]. 变分模式分解的非递归分解有效避免递归分解带来的诸多问题, 如分解终止准则的确定和边界效应^[12-14]. 而且变分模式分解对噪声的鲁棒性优于典型的递归分解方法如经验模式分解, 同时变分模式分解具有严格的理论推导过程, 具备坚实的理论基础^[15].

本质上, 满足单分量要求的本质模式函数是调制信号, 可以表示为调幅-调频过程

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)]. \quad (1)$$

式中 $\mu_k(t)$ 为第 k 个本质模式函数, 且 $u_k(t)$ 所对应的中心频率为 f_k , $A_k(t)$ 为幅值调制部分, $\phi_k(t)$ 为频率调制部分。

对式 (1) 所示的调幅-调频信号进行 Hilbert 变换,

构造出解析信号 $z(t)$. 在时域中, 令解析信号 $z(t)$ 与 $e^{-j2\pi f_k t}$ 相乘, 将其频谱移频至相应的基频带。

$$z_M(t) = z(t) e^{-j2\pi f_k t} = \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j2\pi f_k t}. \quad (2)$$

通过频移后信号 $z_M(t)$ 梯度的平方 L^2 范数来估计各本质模式函数的带宽, 使各本质模式函数带宽之和达到最小, 从而实现信号 $x(t)$ 的最优分解, 即得到变分问题

$$\min_{\{u_k\}, \{f_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j2\pi f_k t} \right\|_2^2 \right\}. \quad (3)$$

式中 μ_k 必须满足 $\sum_{k=1} u_k = x(t)$, 且有 $\{u_k\} := \{u_1, u_2, \dots, \mu_K\}$, $\{f_k\} := \{f_1, f_2, \dots, f_K\}$, 其中 K 为本质模式函数总数。

通过拉格朗日乘子法、二次惩罚函数将上述约束条件和式 (3) 所示的变分问题转换为无约束问题

$$L(\{u_k\}, \{f_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j2\pi f_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle. \quad (4)$$

式中 λ 为拉格朗日乘子, α 为惩罚因子。

通过乘法算子交替方向法对式 (4) 进一步求解, 得到本质模式函数 $u_k(t)$ 及其对应的中心频率 f_k 为

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j2\pi f_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\}, \quad (5)$$

$$f_k^{n+1} = \arg \min_{f_k} \left\{ \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j2\pi f_k t} \right\|_2^2 \right\}. \quad (6)$$

式中 n 表示迭代次数。

由 Parseval/Plancherel 定理, 将本质模式函数 $u_k(t)$ 及中心频率 f_k 转换至频域得

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, \mu_k \in X} \left\{ \alpha \left\| j(f - f_k) \left[1 + \operatorname{sgn}(f) \right] \hat{u}_k(f) \right\|_2^2 + \left\| \hat{x}(f) - \sum_i \hat{u}_i(f) + \frac{\hat{\lambda}(f)}{2} \right\|_2^2 \right\}, \quad (7)$$

$$f_k^{n+1} = \arg \min_{f_k} \left\{ \int_0^\infty (f - f_k)^2 |\hat{u}_k(f)|^2 df \right\}. \quad (8)$$

对于本质模式函数 $u_k(t)$, 利用 Hermitian 的对称性质, 式 (7) 可以简化为非负频率区间内的积分

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, \mu_k \in X} \left\{ \int_0^\infty 4\alpha (f - f_k)^2 |\hat{u}_k(f)|^2 + 2 \left| \hat{x}(f) - \sum_i \hat{u}_i(f) + \frac{\hat{\lambda}(f)}{2} \right|^2 df \right\}. \quad (9)$$

对式(9)进一步化简得

$$\hat{u}_k^{n+1} = \frac{\hat{x}(f) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(f) + \frac{\hat{\lambda}(f)}{2}}{1 + 2\alpha(f - f_k)^2}. \quad (10)$$

对于中心频率 f_k 有

$$f_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty f |\hat{u}_k(f)|^2 df}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(f)|^2 df}. \quad (11)$$

通过上述分析,完整的变分模式分解算法描述如下:

(1) 初始化本质模式函数 $\{\hat{u}_k^1\}$ 、中心频率 $\{f_k^1\}$ 、拉格朗日乘子 $\hat{\lambda}^1$ 和迭代次数 $n \leftarrow 0$;

(2) 依据式(10)和式(11)更新本质模式函数 \hat{u}_k 和相应的中心频率 f_k ;

(3) 更新拉格朗日乘子, $\hat{\lambda}^{n+1}(f) \leftarrow \hat{\lambda}^n(f) + \tau \left[\hat{x}(f) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(f) \right]$ (τ 为惩罚参数,本文中 $\tau = 0$);

(4) 判断终止条件 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$ (ε 为分解终止条件参数,本文中 $\varepsilon = 1 \times 10^{-7}$),若条件成立则完成分解,否则返回步骤(2)。

1.2 能量算子

连续时间信号的 Teager-Kaiser 能量算子通过计算原信号与其瞬时微分的组合来估计产生信号所需总的机械能,能够突出信号的瞬态特征,其定义为

$$\Psi[x(t)] = \left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 - x(t) \frac{d^2x(t)}{dt^2}. \quad (12)$$

相应的离散时间信号的 Teager-Kaiser 能量算子为

$$\psi[x(n)] = x(n)^2 - x(n-1)x(n+1). \quad (13)$$

微积分增强能量算子在 Teager-Kaiser 能量算子的基础上,结合离散变量的瞬时数值微分与积分推导得到。定义同时包含离散变量瞬时微分与积分的一阶 Layer 算子为

$$LO_1[x(n)] = I\{D[x(n)]\} =$$

$$I[x(n) - x(n-1)] = x(n) - x(n-2). \quad (14)$$

式中 $D[x(n)]$ 表示离散变量的瞬时数值微分,有 $D[x(n)] = x(n) - x(n-1)$; $I[x(n)]$ 表示简化后的离散变量瞬时数值积分,有 $I[x(n)] = x(n) + x(n-1)$ 。

二阶 Layer 算子定义为

$$LO_2[x(n)] = LO_1\{LO_1[x(n)]\} = x(n) - 2x(n-2) + x(n-4). \quad (15)$$

分别用信号的一阶与二阶 Layer 算子代替 Teager-Kaiser 能量算子中信号的一阶与二阶微分,即可得到微积分增强能量算子

$$\psi_{DI}[x(n)] = LO_1^2[x(n)] - x(n) LO_2[x(n)] = x(n)^2 - x(n-2)x(n+2). \quad (16)$$

微积分增强能量算子的实质是用微分和积分后的信号代替 Teager-Kaiser 能量算子中信号的微分,从而可以进一步强化瞬态成分削弱背景噪声的影响。

对比式(13)与式(16),微积分增强能量算子与 Teager-Kaiser 能量算子均涉及时域信号的三个瞬时值,因而都能检测信号中的瞬态突变,且计算量与算法繁杂程度相当,即微积分增强能量算子继承了 Teager-Kaiser 能量算子的简洁性与高效性。此外,微积分增强能量算子通过微分和积分提高了信号的 SIR 和 SNR,削弱了低频噪声的影响而强化了高频成分,进一步突出了信号中的瞬态成分,与 Teager-Kaiser 能量算子相比更具优势。

1.2.1 微分对信号的影响

简化后的滚动轴承故障仿真信号 $x(t)$ 中包含故障冲击序列 $r(t)$ 和多种干扰成分 $v(t)$ 如式(17)。

$$x(t) = r(t) + v(t) = Ae^{-\beta t} \cos(2\pi f_r t + \varphi) + \sum_{k=1}^N L_k \cos 2\pi f_k' t. \quad (17)$$

式中 A 为故障冲击的幅值, β 为结构阻尼常数, f_r 为系统共振频率, φ 为初始相位, L_k 和 f_k' 分别为第 k 个干扰成分的幅值和频率。

对 $x(t)$ 求一阶微分得到

$$D[x(t)] = -A2\pi f_r e^{-\beta t} \sin(2\pi f_r t + \varphi) - A\beta e^{-\beta t} \cos(2\pi f_r t + \varphi) - \sum_{k=1}^N 2\pi f_k' L_k \sin 2\pi f_k' t. \quad (18)$$

进一步化简得

$$D[x(t)] = -\lambda e^{-\beta t} \cos(2\pi f_r t + \varphi_\zeta) - \sum_{k=1}^N 2\pi f_k' L_k \sin 2\pi f_k' t. \quad (19)$$

式中 $\lambda = A \sqrt{(2\pi f_r)^2 + \beta^2}$, $\varphi_\zeta = \varphi - \zeta$, $\sin \zeta = \frac{A2\pi f_r}{\lambda}$, $\cos \zeta = \frac{A\beta}{\lambda}$ 。

式(17)中信号 $x(t)$ 的 SIR 定义为

$$\text{SIR}[x(t)] = \frac{\left(\frac{1}{T}\right) \int_0^T r^2(t) dt}{\left(\frac{1}{T}\right) \int_0^T \sum_{k=1}^N v_k^2(t) dt}. \quad (20)$$

同样,一阶微分后的信号 $D[x(t)]$ 的 SIR 为

$$\text{SIR}\{D[x(t)]\} = \frac{\left(\frac{1}{T_p}\right) \int_0^{T_p} A^2 [(2\pi f_r)^2 + \beta^2] e^{-2\beta t} \cos^2(2\pi f_r t + \varphi_\zeta) dt}{\left(\frac{1}{T_k}\right) \sum_{k=1}^{T_k} \int_0^{T_k} L_k^2 (2\pi f_k')^2 \sin^2(2\pi f_k' t) dt}. \quad (21)$$

式中 T_p 表示故障冲击序列的周期, T_k 为第 k 个干扰成分的周期。

式(20)和(21)化简得到

$$\text{SIR}[x(t)] = \frac{A^2}{2T_p \beta \left[\sum_{k=1}^n (L_k)^2 \right]} + \frac{A^2 (\beta \cos 2\varphi - 2\pi f_r \sin 2\varphi)}{2T_p \left[\sum_{k=1}^n (L_k)^2 \right] [(2\pi f_r)^2 + \beta^2]}, \quad (22)$$

$$\text{SIR}\{D[x(t)]\} = \frac{A^2 [(2\pi f_r)^2 + \beta^2]}{2T_p \beta \left[\sum_{k=1}^n (2\pi f_k L_k)^2 \right]} + \frac{A^2 (\beta \cos 2\varphi_\xi - 2\pi f_r \sin 2\varphi_\xi)}{2T_p \left[\sum_{k=1}^n (2\pi f_k L_k)^2 \right]}. \quad (23)$$

二者相比有

$$\frac{\text{SIR}\{D[x(t)]\}}{\text{SIR}[x(t)]} \approx \frac{[(2\pi f_r)^2 + \beta^2] \left[\sum_{k=1}^n (L_k)^2 \right]}{\left[\sum_{k=1}^n (2\pi f_k L_k)^2 \right]} > 1. \quad (24)$$

通过上述分析说明,滚动轴承故障仿真信号经过一阶微分后信号的 SIR 大于原始信号的 SIR,即通过一阶微分提高了信号的 SIR.

1.2.2 积分对信号的影响

滚动轴承故障仿真信号较为复杂,积分不易求得,故采用梯形法计算信号 $x(n)$ 的瞬时数值积分:

$$I[x(n)] = \frac{\Delta t [x(n) + x(n - \Delta t)]}{2}. \quad (25)$$

令步长因子 $\Delta t = 1$,且由于除数 2 对时域波形及频谱分析无本质影响,故式(25)可简化为

$$I[x(n)] = x(n) + x(n - 1). \quad (26)$$

文献[9]通过分析滚动轴承仿真信号及实测信号说明滚动轴承振动信号经式(26)处理后,信号的 SNR 得到了较大幅度地提升.

上述分析说明对信号进行微分可以提高信号的 SIR,对信号积分可以提高信号的 SNR.

1.3 方法提出

基于变分模式分解和微积分增强能量算子的滚动轴承故障诊断方法的具体步骤如下:

(1) 对滚动轴承振动信号进行变分模式分解,得到一系列本质模式函数.

(2) 计算各本质模式函数的峭度值及各本质模式函数与原始信号之间的相关系数.然后选择峭度值明显大于其他本质模式函数,且相关系数较大的本质模式函数为敏感单分量.这是由于滚动轴承局部损伤故障会产生冲击,冲击越明显则峭度值越高,故利用峭度值可以衡量其中包含冲击量的多少;而本质模式函数与原始信号间的相关系数反映其中包含信号真实成分的多少.因此,可根据各本质模式函数峭度值及相关系数的大小,优选出对故障敏感的本质模式函数.

(3) 利用微积分增强能量算子计算敏感单分量的

瞬时能量.根据瞬时能量时域波形的周期性进行初步诊断.

(4) 对瞬时能量信号进行频谱分析,根据故障特征频率处幅值的大小诊断故障.

2 仿真信号分析

滚动轴承故障振动信号可以模拟为^[16]

$$x(t) = \sum_{m=-M}^M A_m e^{-\xi^2 \pi f_r (t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i)} \cdot \sin \left[2\pi f_r \left(t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right) \right] \cdot u \left(t - mT - \sum_{i=-M}^m \tau_i \right) + \varepsilon(t). \quad (27)$$

式中第一项模拟周期性冲击, $A_m = 1$, $\xi = 0.15$, $f_r = 500$ Hz, $T = 0.025$ s, τ_i 为 $0.01T \sim 0.02T$ 之间的随机数, $M = 40$,第2项 $\varepsilon(t)$ 为 -3 dB 高斯白噪声,模拟背景噪声的干扰.

仿真信号的采样频率为 8192 Hz,时间长度为 1 s,时域波形如图 1(a) 所示.经过变分模式分解得到六个本质模式函数如图 1(b) 所示.依据提出的敏感单分量选取原则,选取第 2 个本质模式函数为敏感单分量进行后续分析.敏感单分量时域波形图 1(b) 中的冲击特征比原始信号图 1(a) 明显,且冲击重复的周期约为 0.025 s,与理论值相符.敏感单分量的微积分瞬时能量时域波形如图 1(c) 所示.可见周期性冲击特征进一步得到增强,且冲击重复周期 0.025 s 与故障特征频率 $f = 40$ Hz 一致.在敏感单分量瞬时能量信号的 Fourier 频谱图 1(d) 中,峰值主要出现在故障特征频率 $f = 40$ Hz 及其倍频 nf ($n = 1, 2, 3, \dots$) 处,故滚动轴承存在故障.

上述仿真分析说明,变分模式分解可以提取滚动轴承故障信号中的冲击成分,微积分增强能量算子能够强化瞬态冲击特征,在此基础上进行的频谱分析可以有效识别滚动轴承故障.

3 实验信号分析

3.1 实验说明

本实验中采用型号为 6220 的深沟球轴承,其主要参数见表 1.为了模拟滚动轴承各部件的局部损伤,分别在其内圈、外圈用电火花加工了一个直径 2 mm、深 1 mm 的凹坑,如图 2 所示.作用在滚动轴承上的径向载荷为 15.68 kN,输入轴即内圈转速为 $444 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$.计算得到滚动轴承内圈的旋转频率为 $f_n = 7.4$ Hz,故障特征频率为 $f_i = 43.7$ Hz,外圈故障特征频率为 $f_o = 30.3$ Hz.振动信号的采样频率为 5 kHz,时间长度为 4 s.

3.2 正常状态

正常状态下振动信号的时域波形如图 3(a) 所示.

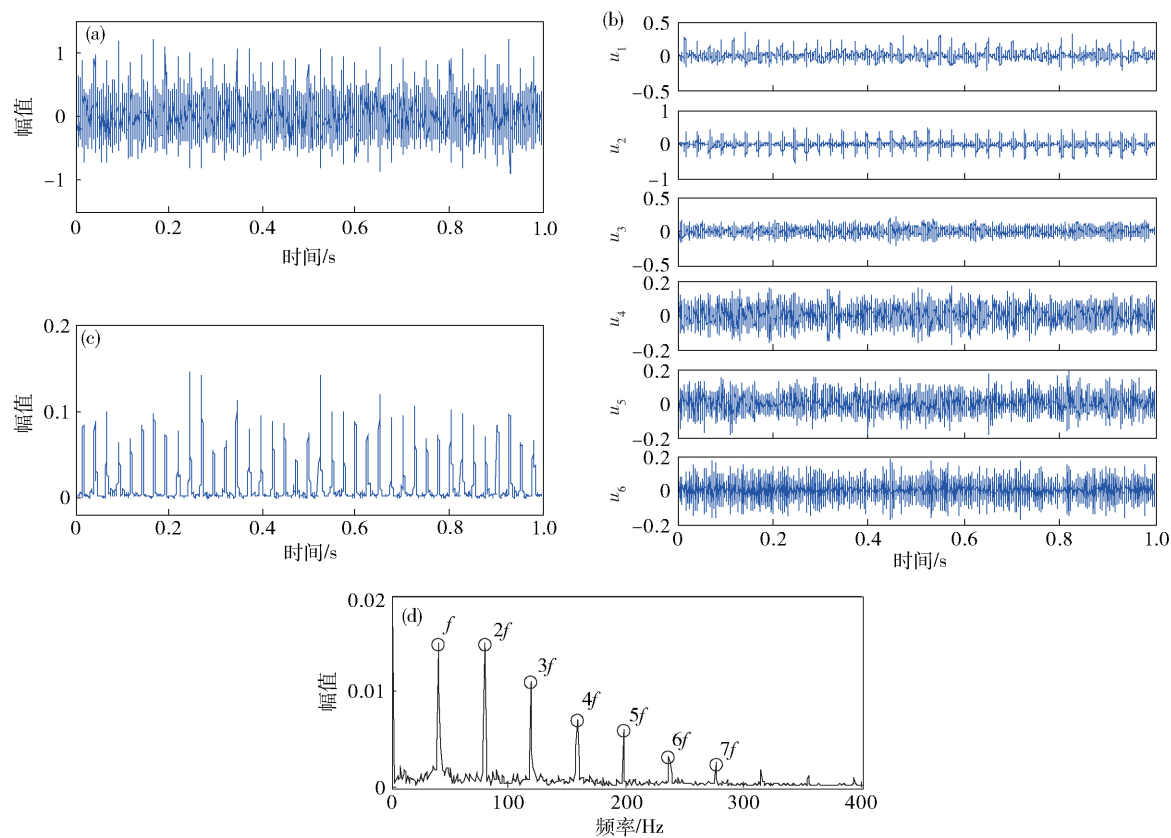


图1 仿真信号分析结果。(a) 时域波形; (b) 第1~6个本质模式函数; (c) u_2 瞬时能量波形; (d) u_2 瞬时能量频谱

Fig. 1 Simulated signal analysis results: (a) time domain waveform; (b) intrinsic mode functions 1-6; (c) u_2 instantaneous energy waveform; (d) u_2 instantaneous energy spectrum

表1 滚动轴承主要参数

Table 1 Main parameters of the rolling bearing

型号	内径/ mm	外径/ mm	宽度/ mm	滚动体 个数	滚动体 直径/mm	接触角/ (°)
6220	100	180	34	10	25.4	0

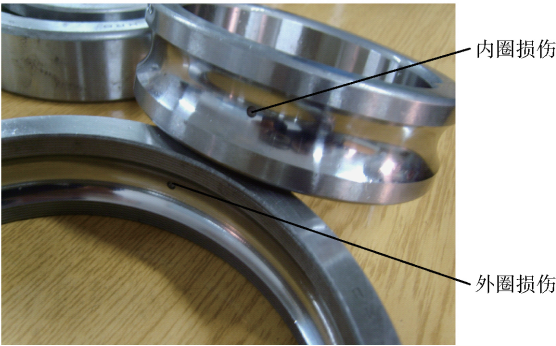


图2 滚动轴承元件损伤

Fig. 2 Damage of the rolling bearing

经过变分模式分解得到六个本质模式函数如图 3(b) 所示. 依据敏感单分量选取原则选择第 4 个本质模式函数为敏感单分量, 其瞬时能量信号的时域波形如图 3(c) , 可见其中不存在明显的周期性冲击. 敏感单分

量瞬时能量信号的 Fourier 频谱如图 3(d) 所示. 在滚动轴承故障特征频率及其倍频处不存在明显的峰值, 故可判定滚动轴承不存在故障.

3.3 外圈故障

外圈故障振动信号的时域波形如图 4(a) 所示, 其中没有明显的周期性冲击特征. 经过变分模式分解得到六个本质模式函数如图 4(b) . 同样依据敏感单分量选取准则选取第 1 个本质模式函数为敏感单分量, 其局部时域波形如图 4(c) 所示, 可见其中存在较为明显的冲击成分, 且相邻冲击之间的时间间隔约为 0. 033 s , 与外圈故障特征频率 $f_o = 30. 3$ Hz 相对应. 敏感单分量瞬时能量的时域波形如图 4(d) 和(e) 所示, 可见冲击特征更加明显. 同样, 相邻冲击之间的时间间隔为 0. 033 s , 对应外圈故障特征频率 $f_o = 30. 3$ Hz. 敏感单分量瞬时能量信号的 Fourier 频谱图 4(f) 中, 在外圈故障特征频率 $f_o = 30. 3$ Hz 及其倍频 nf_o ($n = 1, 2, 3, \dots$) 处出现明显峰值, 故说明滚动轴承外圈存在故障, 与实际情况相符.

为了进一步说明该方法在滚动轴承故障诊断中的优越性, 将敏感单分量瞬时能量信号的 Fourier 频谱与外圈故障原始信号的包络谱如图 4(g) 进行对比. 虽

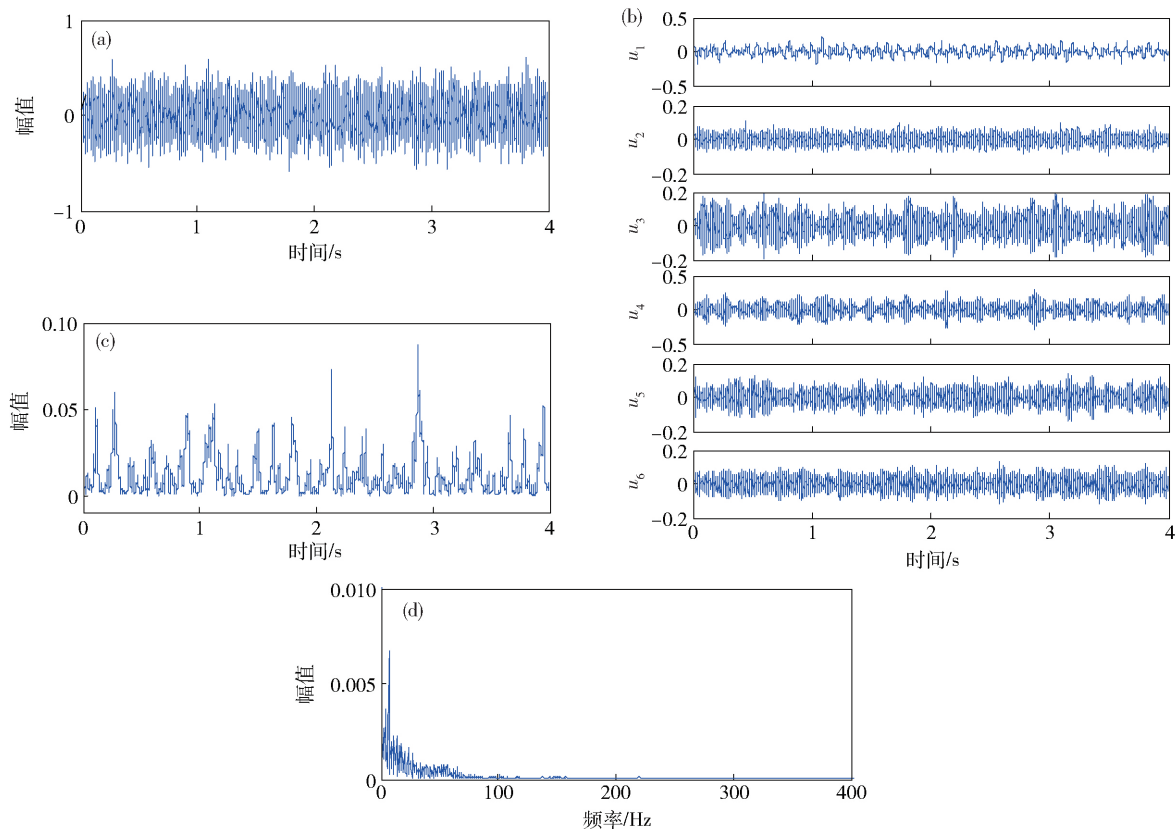


图3 正常信号分析结果。(a) 时域波形; (b) 第1~6个本质模式函数; (c) u_4 瞬时能量波形; (d) u_4 瞬时能量频谱

Fig. 3 Analysis results of the normal signal: (a) time domain waveform; (b) intrinsic mode functions 1-6; (c) u_4 instantaneous energy waveform; (d) u_4 instantaneous energy spectrum

然在包络谱中存在较为明显的峰值,但是受噪声的影响较大,峰值不如图4(f)突出。故该方法具有良好的降噪特性,可以准确诊断滚动轴承故障。

3.4 内圈故障

内圈故障振动信号的时域波形如图5(a)所示,其中没有明显的周期性冲击特征。变分模式分解得到的六个本质模式函数如图5(b)所示。依据敏感单分量选取原则,选取第1个本质模式函数为敏感单分量,其局部时域波形如图5(c),可见其中出现了成组的周期性冲击成分。敏感单分量瞬时能量的时域波形如图5(d)和(e)所示,可见其冲击特征更加明显。在每组冲击的内部,相邻冲击之间的时间间隔为0.023 s,与内圈故障特征频率 $f_i = 43.7$ Hz相对应。各组冲击之间,重复周期约为0.136 s,对应内圈的旋转频率 $f_n = 7.4$ Hz,说明内圈旋转造成故障点周期性通过轴承负荷区,对故障冲击引起了幅值调制。能量信号的Fourier频谱如图5(f)所示。在内圈旋转频率 $f_n = 7.4$ Hz及其二倍频 $2f_n$ 处存在明显的峰值,其他峰值主要出现在内圈故障特征频率 $f_i = 43.7$ Hz及其倍频 mf_i ($m = 1, 2, 3, \dots$)以及它们和内圈旋转频率倍

频的组合频率 $mf_i + kf_n$ ($m, k = 1, 2, 3, \dots$)处。这是由于内圈与主轴一起旋转,内圈故障点以主轴转频周期性地通过轴承负荷区,造成对故障冲击的周期性调制,故在内圈故障特征频率及其倍频的两侧出现以主轴转频为间隔的边带。上述特征说明内圈存在故障,与实际相符。内圈故障原始信号的包络谱如图5(g)所示。与图5(f)进行对比,包络谱中的峰值受噪声影响大且不突出,故该方法在轴承故障诊断中具有独特的优势。

4 结论

变分模式分解能够将复杂多分量信号有效分解为多个单分量的本质模式函数,从而满足微积分增强能量算子的计算要求,而微积分增强能量算子能够强化信号中的瞬态特征,提高信号干扰比和信噪比。综合二者优势提出的轴承故障诊断方法能够有效分离滚动轴承故障冲击成分,增强故障特征,准确诊断滚动轴承故障。通过滚动轴承仿真信号及实验信号分析,验证了基于变分模式分解和微积分增强能量算子的滚动轴承故障诊断方法的性能。

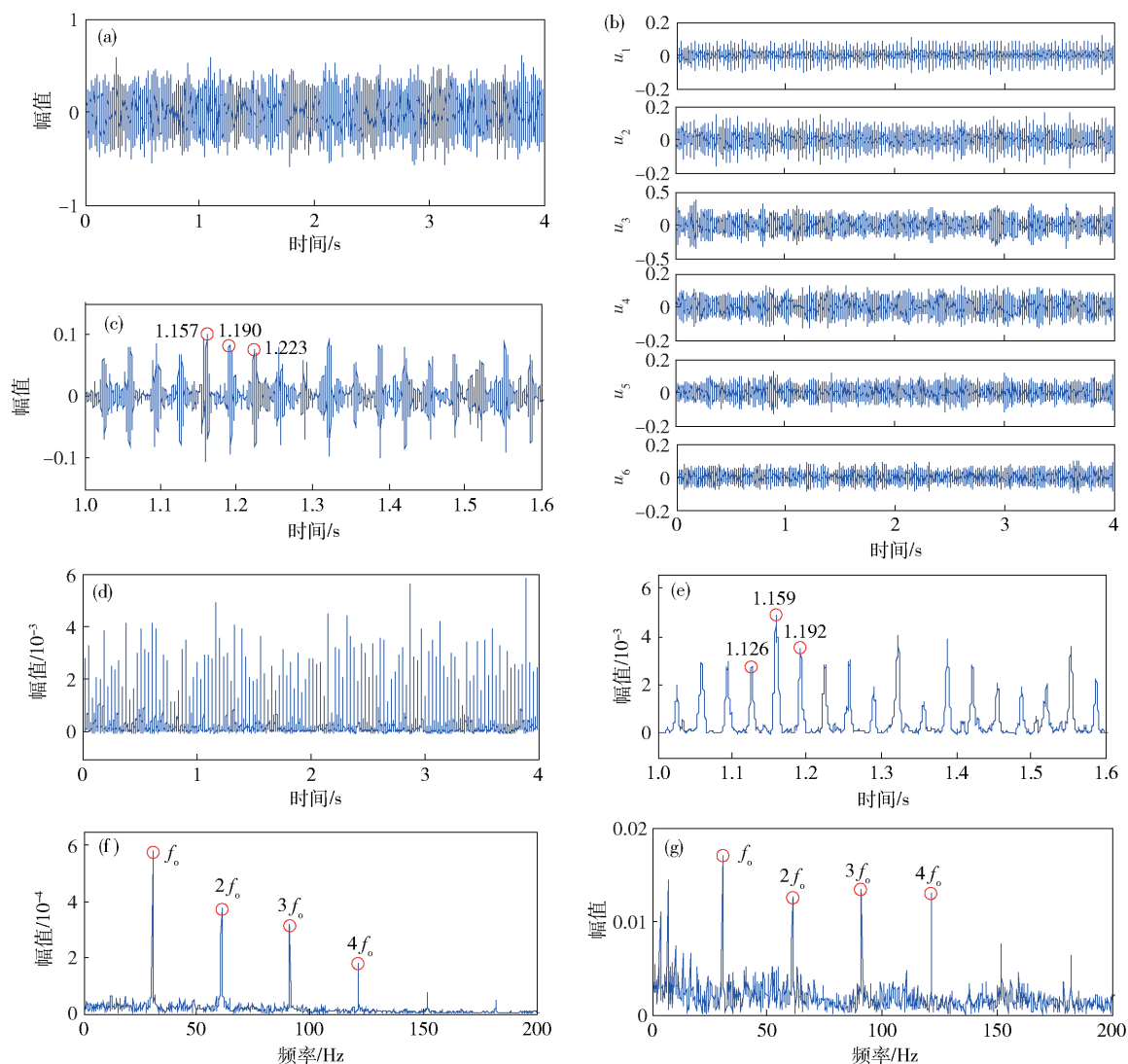


图4 外圈故障信号分析。(a) 时域波形; (b) 第1~6个本质模式函数; (c) u_1 时域局部波形; (d) u_1 瞬时能量波形; (e) u_1 瞬时能量局部波形; (f) u_1 瞬时能量频谱; (g) 包络谱

Fig. 4 Analysis results of the outer race fault signal: (a) time domain waveform; (b) intrinsic mode functions 1~6; (c) u_1 time domain local waveform; (d) u_1 instantaneous energy waveform; (e) u_1 instantaneous energy local waveform; (f) u_1 instantaneous energy spectrum; (g) envelope spectrum

参 考 文 献

- [1] Tandon N, Choudhury A. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribol Int*, 1999, 32(8): 469
- [2] McFadden P D, Smith J D. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing. *J Sound Vib*, 1984, 96(1): 69
- [3] Teager H M, Teager S M. Evidence for nonlinear speech production mechanisms in the vocal tract // *Nato Advanced Study Institute on Speech Production & Speech Modelling*, Vol. 55, 1989: 214
- [4] Kaiser J F. On a simple algorithm to calculate the energy of a signal // *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Albuquerque, 1990: 381
- [5] Kaiser J F. Some useful properties of Teager's energy operators // *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Minneapolis, 1993: 149
- [6] Maragos P, Kaiser J F, Quatieri T F. On separating amplitude from frequency modulations using energy operators // *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. San Francisco, 1992: 1
- [7] Potamianos A, Maragos P. A comparison of the energy operator and the Hilbert transform approach to signal and speech demodulation. *Signal Process*, 1994, 37(1): 95
- [8] Cheng J S, Yu D J, Yang Y. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21(2): 668
- [9] Liang M, Faghidi H. Intelligent bearing fault detection by enhanced energy operator. *Expert Syst Appl*, 2014, 41(16): 7223
- [10] Feng Z P, Zuo M J, Hao R J, et al. Ensemble empirical mode decomposition-based Teager energy spectrum for bearing fault diagnosis. *J Vib Acoust*, 2013, 135(3): 031013

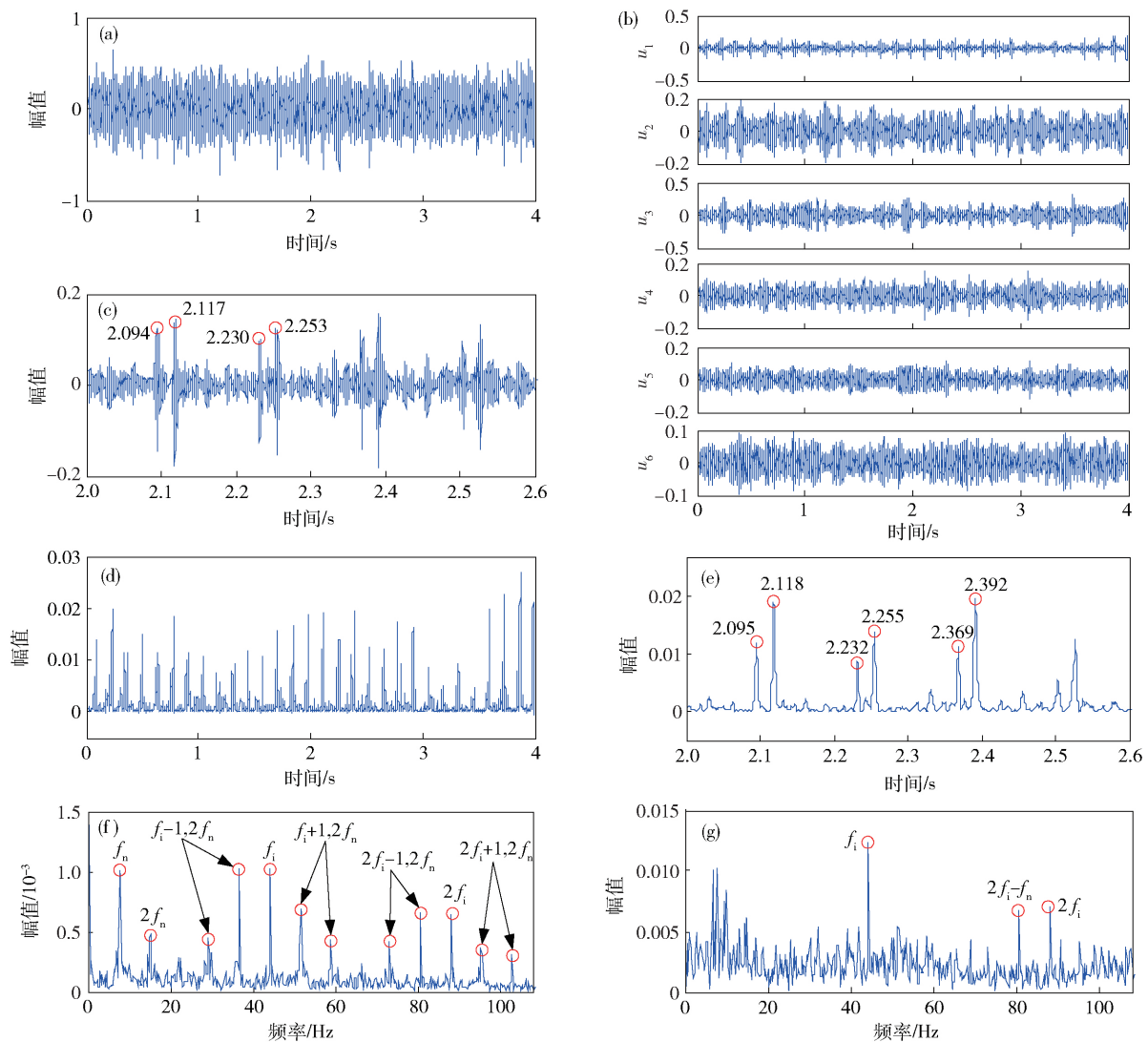


图5 内圈故障信号分析结果. (a) 时域波形; (b) 第1~6个本质模式函数; (c) u_1 时域局部波形; (d) u_1 瞬时能量波形; (e) u_1 瞬时能量局部波形; (f) u_1 瞬时能量频谱; (g) 包络谱

Fig.5 Analysis results of the inner race fault signal: (a) time domain waveform; (b) intrinsic mode functions 1~6; (c) u_1 time domain local waveform; (d) u_1 instantaneous energy waveform; (e) u_1 instantaneous energy local waveform; (f) u_1 instantaneous energy spectrum; (g) envelope spectrum

- [11] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition. *IEEE Trans Signal Process*, 2014, 62(3): 531
- [12] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum. *Annu Rev Fluid Mech*, 1999, 31(1): 417
- [13] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method. *Adv Adapt Data Anal*, 2009, 1(1): 1
- [14] Rilling G, Flandrin P. On the influence of sampling on the empirical mode decomposition // *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Toulouse, 2006: III-44
- [15] Wang Y, Markert R, Xiang J, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system. *Mech Syst Signal Process*, 2015, 60: 243
- [16] Zhao X N, Feng Z P. Fault diagnosis of rolling element bearing based on ensemble empirical mode decomposition and cross energy operator. *Chin J Eng*, 2015, 37(Suppl 1): 65
- (赵晓宁, 冯志鹏. 基于集合经验模式分解和交叉能量算子的滚动轴承故障诊断. 工程科学学报, 2015, 37(增刊 1): 65)