

DOI: 10.7652/xjtuxb201908005

精细谱负熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用

胥永刚, 田伟康, 曹金鑫, 马朝永

(北京工业大学机电学院智能监控与诊断研究所, 100124, 北京)

摘要: 针对提取滚动轴承故障特征时共振边频带的中心频率难确定、带宽确定过宽或过窄及易受噪声影响等问题,提出了一种基于经验小波变换(EWT)的精细谱负熵方法(ASNE)。该方法利用经验小波滤波器特性构造滤波器组,实现对信号频域的扫描滤波;结合时域谱负熵更易检测信号中周期性冲击成分的特点,对滤波后的分量进行筛选,经过两次循环筛选获得了精确的中心频率和带宽;通过 EWT 提取出最佳的故障特征分量,最终进行包络解调获得故障特征信息。轴承内、外圈故障的实验信号对该方法进行了验证,实验结果表明,该方法能够快速、准确地确定共振边频带的中心频率与带宽,并有效地提取了内、外圈故障特征信息,且效果优于 Infogram 方法。该方法克服了传统边频带提取方法在频带划分上的局限性,抵制了噪声的干扰,提取的中心频率和带宽更精确,为更准确地判断轴承故障类型提供了可靠的理论支持。

关键词: 滚动轴承;谱负熵;经验小波变换;共振边频带;故障特征提取

中图分类号: TH133.3;TH165+.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)08-0031-09

A Fine Spectral Negentropy Method and Its Application to Fault Diagnosis of Rolling Bearing

XU Yonggang, TIAN Weikang, CAO Jingxin, MA Chaoyong

(Institute of Intelligent Monitoring and Diagnosis, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: A fine spectral negentropy (ASNE) method based on empirical wavelet transform (EWT) is proposed to solve the problems that it is difficult to determine the central frequency of the resonance sideband and the determination of the bandwidth is susceptible to noise when extracting fault features of rolling bearings. The proposed method constructs a filter bank by using the characteristics of empirical wavelet filter to realize the scanning filter in frequency domain. Then, the filtered components are screened by combining the feature of spectral negentropy in time domain, and it is easier to detect periodic impulse components in signals. The accurate central frequency and bandwidth are obtained after two scanning cycles. Then the optimum fault feature components are extracted through EWT, and the fault feature information of the bearing is finally obtained through envelope demodulation. The method is validated by the experimental signals of inner and outer races of rolling bearing. The results show that the method quickly and accurately determines the central frequency and bandwidth of resonance sideband, and effectively extracts the fault feature information of inner and outer races. The performance is better than that of the Infogram method. The proposed method overcomes the limitation of traditional method in frequency band division and immunity to noise, and extracts the central frequency and bandwidth more accurately.

Keywords: rolling bearing; spectral negentropy; empirical wavelet transform; resonant side band; fault feature extraction

滚动轴承广泛应用于各种机械设备中,轴承的健康状况影响着机械设备的工作性能,因此对滚动轴承的故障进行诊断具有重要意义。振动信号包含着丰富的设备状态信息^[1-2],但由于工作环境的复杂性,轴承故障特征常淹没在噪声中,共振频带不明显,给故障特征的提取带来了很大的困难。峭度指标对冲击性成分十分敏感^[3],能检测信号中的突变成分,常用于轴承故障诊断中。Antoni 将基于短时傅里叶变换的谱峭度引入机械故障诊断领域^[4],并提出快速谱峭度图(FK)^[5],用于确定共振频带的中心频率与带宽,实现了故障特征成分的提取。随后,众多学者将 FK 与其他方法有机结合,用于机械设备的故障诊断中^[6-9]。针对谱峭度易受噪声干扰的问题,王冬等提出一种基于稀疏值的故障特征检测方法 Sparsogram^[10],并结合遗传算法应用到轴承故障诊断中^[11]。Moshrefzadeh 等提出 Autogram 方法,对信号平方包络的自相关求峭度,通过筛选最大值的方法来提取周期性冲击分量并进行故障诊断^[12]。以上方法都没有突破 FK 方法频带划分的局限性,不能得到精确的频带宽度和中心频率,导致提取出的分量信噪比较低。Barszcz 等提出基于窄带包络谱幅值的 Protrugram 方法进行故障特征频率的提取^[13],效果优于 FK 方法,但带宽需要反复预设才能得到理想的效果^[14]。Antoni 提出 Infogram 方法并引入谱负熵的概念,同时考虑信号的冲击性和循环平稳性,以取得更为理想的故障特征分量^[15],在机电设备故障诊断中得到应用^[14,16],但仍存在确定的中心频率和带宽不合理的问题。

为了选取更优频带,确定最合适的中心频率和带宽,同时降低噪声对特征提取的影响,本文提出一种基于经验小波变换的精细谱负熵(ASNE)方法。利用经验小波滤波器^[17],对信号频带进行变带宽扫描滤波,并对扫描得到的滤波分量进行谱负熵计算,提取最大谱负熵对应的频段进行包络谱分析,实现轴承的故障诊断。变带宽扫描滤波突破了 FK 和 Infogram 方法频带划分固定的局限性;谱负熵方法能够检测故障信号中的周期性特征和冲击性特征,提高了抗干扰能力。

1 谱负熵原理

Antoni 认为振动信号中冲击成份的出现可视

为系统偏离了平衡状态,在时域中表现为局部能量的波动,其对应的平方包络(SE)谱熵降低^[15];如果能量的波动呈现周期性变化(即周期性冲击),反映在包络谱上,可以认为频域中出现了局部能量的波动(在某一频率处出现较大峰值),因此对应的平方包络谱(SES)的谱熵也随之降低。

SE 谱熵与 SES 谱熵的表达式分别为

$$H_{\epsilon}(f; \Delta f) = - \left\langle \frac{\epsilon_x(n; f, \Delta f)^2}{\langle \epsilon_x(n; f, \Delta f)^2 \rangle} \ln \left[\frac{\epsilon_x(n; f, \Delta f)^2}{\langle \epsilon_x(n; f, \Delta f)^2 \rangle} \right] \right\rangle \quad (1)$$

$$H_E(f; \Delta f) = - \left\langle \frac{E_x(\alpha; f, \Delta f)^2}{\langle E_x(\alpha; f, \Delta f)^2 \rangle} \ln \left[\frac{E_x(\alpha; f, \Delta f)^2}{\langle E_x(\alpha; f, \Delta f)^2 \rangle} \right] \right\rangle \quad (2)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 为均值计算; $\epsilon_x(n; f, \Delta f)$ 为一个离散信号 $x(n)$ ($n=0, \dots, L$) 在频率 $[f-\Delta f/2, f+\Delta f/2]$ 范围内的平方包络,其表达式如下

$$\epsilon_x(n; f, \Delta f) = |x(n; f, \Delta f)|^2 \quad (3)$$

$E_x(\alpha; f, \Delta f)$ 为离散信号 $x(n)$ ($n=0, \dots, L$) 在频率 $[f-\Delta f/2, f+\Delta f/2]$ 范围内的平方包络谱,其表达式^[15]如下

$$E_x(\alpha; f, \Delta f) = \sum_{n=0}^{L-1} \epsilon_x(n; f, \Delta f) e^{-j2\pi\alpha n / F_s} \quad (4)$$

峭度是检测信号冲击性的指标,当出现冲击成分时,峭度值变大,这与谱熵恰巧相反。为了使二者变化规律一致,Antoni 定义了谱负熵(谱熵的负值)。时域中信号平方包络的谱负熵 ΔI_{ϵ} 和频域中平方包络谱的谱负熵 ΔI_E 分别为

$$\Delta I_{\epsilon} = -H_{\epsilon} = - \left\langle \frac{\epsilon_x(n; f, \Delta f)^2}{\langle \epsilon_x(n; f, \Delta f)^2 \rangle} \ln \left[\frac{\epsilon_x(n; f, \Delta f)^2}{\langle \epsilon_x(n; f, \Delta f)^2 \rangle} \right] \right\rangle \quad (5)$$

$$\Delta I_E = -H_E = - \left\langle \frac{E_x(\alpha; f, \Delta f)^2}{\langle E_x(\alpha; f, \Delta f)^2 \rangle} \ln \left[\frac{E_x(\alpha; f, \Delta f)^2}{\langle E_x(\alpha; f, \Delta f)^2 \rangle} \right] \right\rangle \quad (6)$$

在轴承正常运转时,系统处于稳定状态,振动信号的谱熵最大,对应的 ΔI_{ϵ} 与 ΔI_E 最小;当轴承出现故障时,时域波形中出现周期性冲击,谱熵值变小,对应的 ΔI_{ϵ} 与 ΔI_E 随之变大,而对于随机性冲击,在信号的平方包络(SE)中可以体现出来,但在平方包络谱中则不易发现。因此, ΔI_{ϵ} 与 ΔI_E 能检测周期性冲击,同时, ΔI_{ϵ} 也能检测到随机冲击。与时域的谱峭度相比,频域中的谱峭度更适用于窄带调制信号的提取^[18],因此 ΔI_E 也存在这样的问题。在轴承

故障诊断中,确定的工作边频带过窄,则会丢失一部分有用信息,影响对轴承故障的诊断。

进一步研究发现,求信号本身的谱负熵更利于获得合适的带宽,从而提取更为丰富的故障信息。定义信号本身的谱负熵为

$$\Delta I_x = \frac{x(n; f, \Delta f)^2}{\langle x(n; f, \Delta f)^2 \rangle} \ln \left[\frac{x(n; f, \Delta f)^2}{\langle x(n; f, \Delta f)^2 \rangle} \right] \quad (7)$$

ΔI_x 越大,信号中包含的周期性冲击越明显,故本文选取 ΔI_x 作为特征分量的筛选指标。

2 改进经验小波变换

2.1 经验小波变换原理

Gilles 针对 EMD 方法的不足,结合小波变换,提出了经验小波变换^[17],该方法广泛应用于旋转机械的故障诊断中^[19]。该方法基于 Little-wood Paley 和 Meyer 小波变换,根据傅里叶信号频谱特性进行自适应划分,建立一个滤波器组以提取不同的 AM-FM 成分。假设用傅里叶紧支撑将 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续部分 Δ_n ,定义 ω_n 为各个连续部分的边界,如图 1 所示。以 ω_n 为中心,根据 Meyer 小波变换确定经验小波尺度函数和小波函数,并构造经验小波滤波器如下

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right], & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right], & \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right], & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\beta(x)$ 为在 $[0, 1]$ 区间满足 K 阶导任意函数。 τ_n 与 $\beta(x)$ 表示如下

$$\tau_n = \gamma \omega_n, \quad 0 < \gamma < 1 \text{ 且 } \gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right) \left\{ \begin{array}{l} \beta(x) = x^4 (35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \end{array} \right\} \quad (10)$$

根据经典小波变换的构造方法,信号 $f(t)$ 的经验小波变换细节系数和近似系数的计算方法为

$$w_f^e(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle =$$

$$\int f(\tau) \overline{\phi_n(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\phi_n(\omega)})^\vee \quad (11)$$

$$w_f^e(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle =$$

$$\int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\phi_1(\omega)})^\vee \quad (12)$$

式中: $\hat{f}(\omega)$ 为傅里叶变换; $(\cdot)^\vee$ 为傅里叶反变换; $\overline{(\cdot)}$ 为复共轭算子。图 2 所示为经验小波滤波器组对频谱的分割。

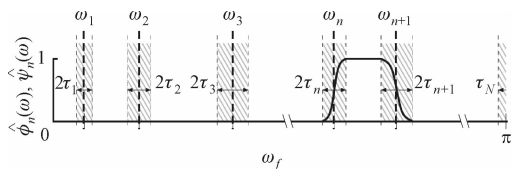


图 1 傅里叶轴的划分

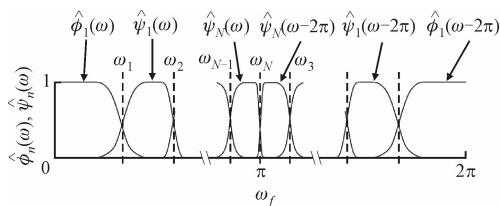


图 2 经典小波滤波器组对频谱的分割

由以上公式可得到经验小波变换对应的分量

$$f_0(t) = w_f^e(0, t) * \phi_1(t) \quad (13)$$

$$f_k(t) = w_f^e(k, t) * \psi_k(t) \quad (14)$$

2.2 频带边界的划分

频带边界划分是经验小波变换中的关键问题, Gilles 在文献[17]中给出了多种频带划分方法,实现了经验小波变换对信号频带的自适应划分。对于轴承振动信号, EWT 存在频带划分不合理的问题^[20]。对 EWT 频带划分方法进行改进,利用其紧支撑特性和能量泄露少的特点,构造多个带通滤波器对轴承振动信号进行有规律的滤波处理,并对得到的滤波分量进行筛选,获得最适中心频率和带宽,以得到最优共振边频带。

改进的 EWT 频带划分方法如下。在 $[0, \pi]$ 上用 $\omega_{f_i} - \omega_{B_j}$ 和 $\omega_{f_i} + \omega_{B_j}$ 对整个归一化的傅里叶谱进行划分,并以边界 $\omega_{f_i} - \omega_{B_j}$ 、 $\omega_{f_i} + \omega_{B_j}$ 构造经验小波滤波器,对傅里叶范围为 $[\omega_{f_i} - \omega_{B_j}, \omega_{f_i} + \omega_{B_j}]$ 区间进行滤波处理。 ω_{f_i} 为中心频率,图 3 给出了频带划分的规律变化,其中 $\omega_{f_{i+1}} = \omega_{f_i} + \Delta\omega_f$ 。该滤波器实现了对信号从低频至高频的扫描滤波,以获得最适合中心频率。滤波器在傅里叶频谱中的带宽为 $2\omega_{B_j}$,设定 $2\omega_{B_j}$ 按 $\Delta\omega_b$ 由小到大递进变化,以获得最优带宽,如图 4 所示。

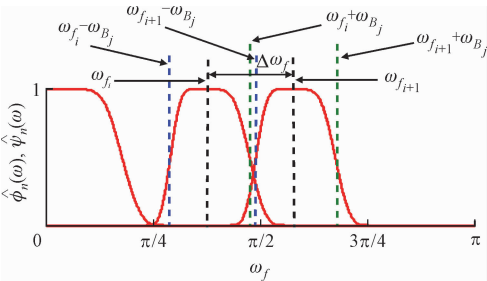


图 3 频带划分的规律变化

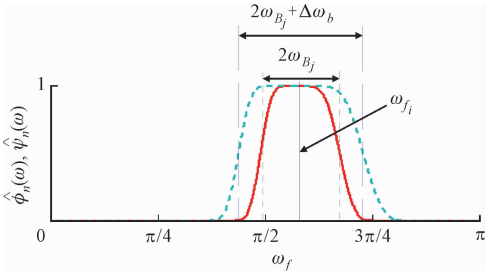
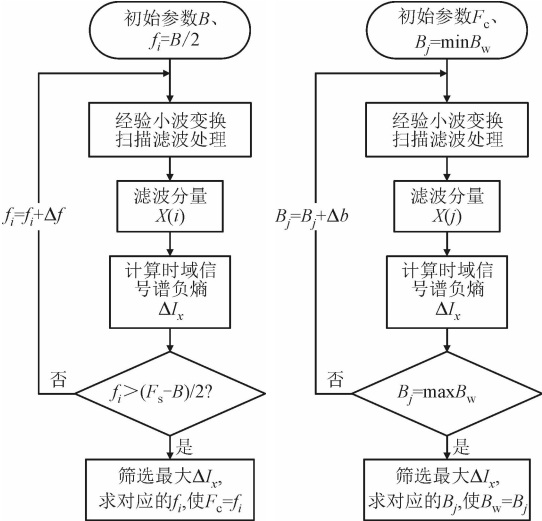


图 4 滤波器的带宽变化

为选定最合适的中心频率后,变化带宽滤波,通过筛选最大谱负熵可以得到最优带宽。



(a)固定带宽扫描滤波 (b)中心频率固定变化带宽滤波

图 6 精细谱负熵方法的两种扫描滤波过程

3 精细谱负熵方法

为了更好地提取出周期性冲击的成分,本文采用改进的经验小波变换对信号进行不同带宽的扫描滤波,提取出一系列不同频带的模态分量,然后对这些分量求取时域信号的谱负熵 ΔI_x ,并对 ΔI_x 进行极值筛选。谱负熵越大,说明该频率范围内包含的周期性冲击信息越多。提取最大谱负熵对应的模态分量,并对其进行 Hilbert 变换求取包络谱,能够实现轴承的故障诊断。图 5 给出了精细谱负熵方法的流程图,图 6 给出了精细谱负熵方法的两种扫描滤波过程,图 6a 为固定带宽进行扫描滤波,通过筛选最大谱负熵可以得到最合适的中心频率。图 6b

本文提出的精细谱负熵方法步骤如下。

步骤 1 粗略估计中心频率和带宽。首先确定初始滤波器带宽 B_0 ,文献[14]提出带宽为 3~5 倍的特征频率较为合理,这里取 $B_0 = 3f_q$ (f_q 为故障特征频率)。首先带宽固定,中心频率以 Δf_1 为步长进行扫描滤波,求出谱负熵 ΔI_x 曲线,得到最大 ΔI_x 对应的中心频率 F_{c1} ,然后以 F_{c1} 为固定中心频率, Δb_1 为带宽变化量对信号进行滤波处理,得到估计带宽 B_{w1} ,实现对中心频率和带宽的粗略估计,这个过程称为第 1 次扫描循环。

步骤 2 精确估计中心频率和带宽。带宽和中心频率的变化都会影响 ΔI_x 的大小,因此想找到最优带宽和中心频率需要进行多次扫描处理,而过多的扫描循环会增加计算时间,降低该方法的运行效率。经验证,两次扫描循环后得到的带宽和中心频率即可达到最优。第 2 次扫描循环中,中心频率的变化量 $\Delta f_2 = \Delta f_1 / 10$,带宽变化量 $\Delta b_2 = \Delta b_1 / 10$,第 2 次扫描循环的变化率可根据情况自行设置,带宽和中心频率分别为 B_{w2} 、 F_{c2} ,此频带可视为最优共振频带。

步骤 3 故障特征频率的提取。以 F_{c2} 为中心频率, B_{w2} 为带宽对信号进行滤波处理,提取故障特征分量。进一步做包络谱分析,实现轴承故障的诊断。

4 故障轴承仿真信号验证

构造一组轴承外圈故障仿真信号,中心频率为 2 700 Hz,故障特征频率 f_q 为 100 Hz,仿真公式如下

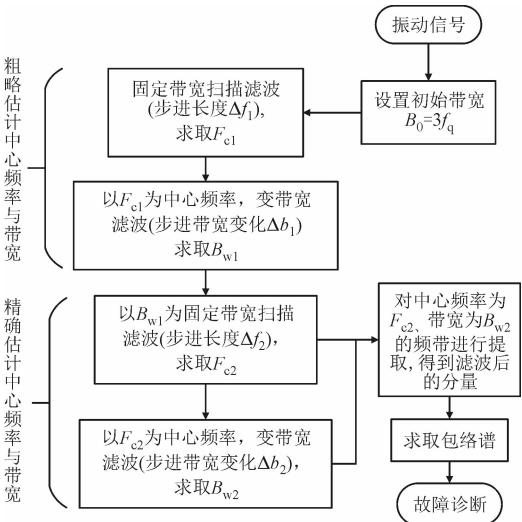


图 5 精细谱负熵方法流程图

$$\left. \begin{aligned} y(t) &= x(t) + n(t) \\ x(t) &= p(t) * \sum_n h(t - nT_0) \\ p(t) &= a\cos(2\pi f_k(t - \tau_n)) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: $n(t)$ 为噪声信号; $x(t)$ 为脉冲函数; n 、 T_0 分别为脉冲个数和脉冲周期; $p(t)$ 为调幅信号,其中心频率为 f_k 。

图 7 给出了轴承外圈故障仿真信号及其频谱。采样频率 $F_s=10\text{ kHz}$,采样点数 $N=10^4$ 。由图 7 可见,共振边频带的理想带宽 B_w 约为 700 Hz ,提取该频段范围内的分量得到的故障特征信息最为丰富且包含噪声较少。

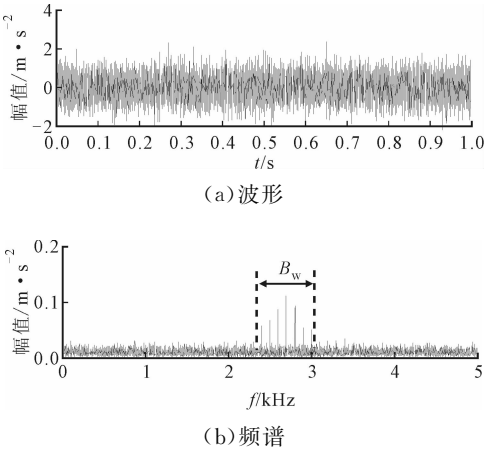


图 7 轴承外圈故障仿真信号及其频谱

初始带宽设为 $300\text{ Hz}(3f_q)$, Δb_1 与 Δf_1 均设为 50 Hz 。图 8 为第 2 次循环扫描后得到的扫描谱负熵曲线,由图 8 可知,经过 ASNE 方法确定的中心频率 $F_{c2}=2.695\text{ kHz}$,带宽 $B_{w2}=0.63\text{ kHz}$ 。图 9 为提取的对应频段分量。由图 9 可以看出,提取分量的时域波形中,周期性冲击特征明显;频谱中得到的共振边频带频率范围与理论范围基本一致;其包络谱中出现了明显的故障特征频率及其倍频成分。

Infogram 方法采用信号的 SE 进行谱负熵计算,但是以 SE 的谱负熵作为精细谱负熵的筛选指

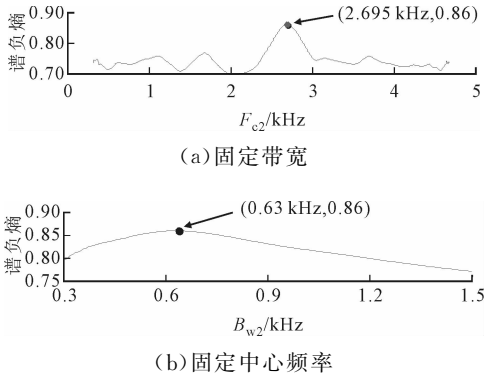


图 8 ASNE 方法的中心频率与带宽的扫描谱负熵曲线

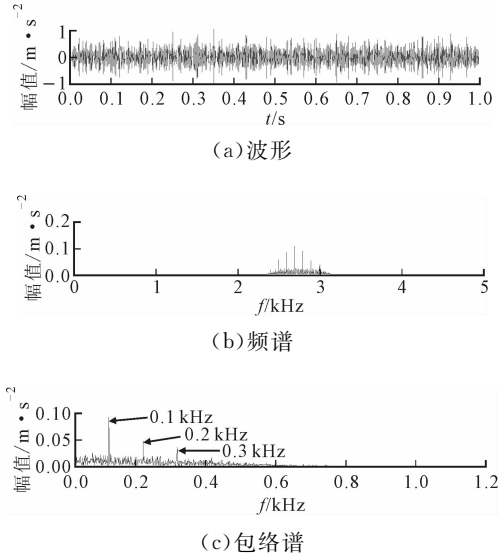


图 9 仿真信号故障特征提取分量

标却得不到理想效果。图 10 为 SE 的谱负熵中心频率与带宽的扫描曲线,通过寻找最大谱负熵,最终确定的中心频率为 0.25 kHz ,带宽为 0.30 kHz ,这与理想的共振边频带范围完全不符。在噪声干扰下,信号时域的谱负熵 ΔI_x 比 SE 的谱负熵 ΔI_e 更容易检测出周期性冲击成分。仿真结果表明, ΔI_x 能够有效地提取出振动信号中更丰富的故障特征成分。

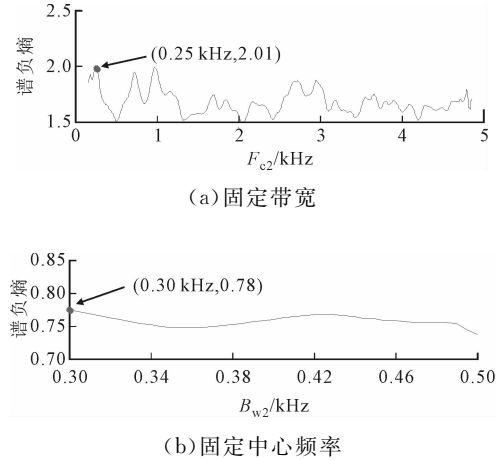


图 10 SE 的中心频率与带宽的扫描谱负熵曲线

图 11 给出了经过 10 次循环运算得到的 F_c 和 B_w ,发现两次循环之后频率值基本不变,故两次扫

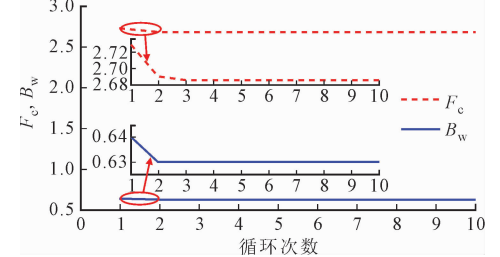


图 11 不同循环次数对应的中心频率 F_c 和带宽 B_w

描循环后得到的带宽和中心频率即可达到最优。

5 故障轴承实验信号验证

采集轴承故障模拟实验台的振动信号,并利用本文所提方法做进一步处理。图 12 为轴承故障模拟实验台,轴承型号 6307,电机转速为 1 496 r/min,采样频率 F_s 为 15 360 Hz,采样点数 N 为 6 192。表 1 给出了该轴承对应的故障特征频率。

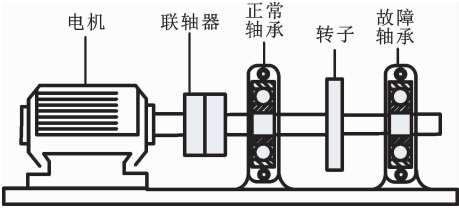
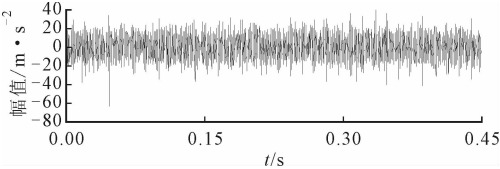


图 12 轴承故障模拟实验台

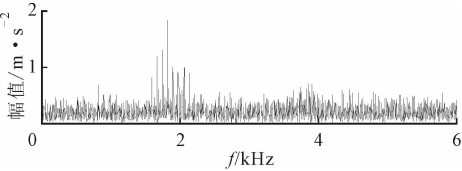
表 1 6307 轴承故障特征频率

内圈转频 f_r/Hz	外圈故障 特征频率 f_o/Hz	内圈故障 特征频率 f_i/Hz	滚动体故障 特征频率 f_b/Hz
24.93	76.73	122.74	51.17

轴承外圈故障振动信号及其频谱如图 13 所示,发现 2 000 Hz 左右出现共振频带。用 ASNE 方法对该信号进行两次扫描滤波处理,初始带宽设置为 300 Hz, Δb_1 与 Δf_1 均设为 50 Hz。实验结果如图 14 所示,得到精确的中心频率为 1 916.25 Hz,带宽为 715 Hz。



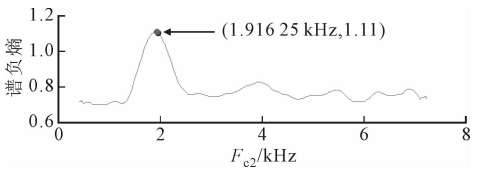
(a) 振动信号



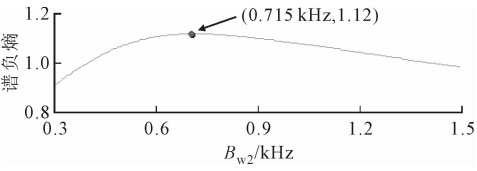
(b) 频谱

图 13 轴承外圈故障振动信号及其频谱

图 15 为故障特征提取分量的波形、频谱及包络谱。由图 15 中的波形可以看出,该分量存在明显的周期性冲击特征,而频谱中,边频带成分也被很好地提取出来,同时包络谱中出现了 76.88 Hz 及其 2~6 倍频,十分接近外圈故障频率 f_o 。图 16 给出了利

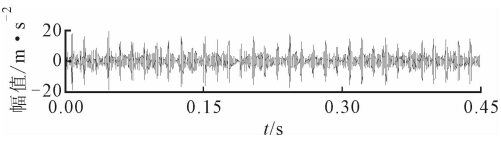


(a) 固定带宽

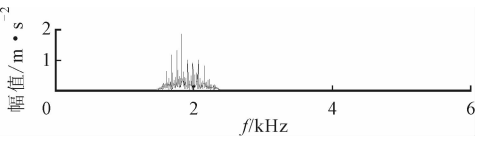


(b) 固定中心频率

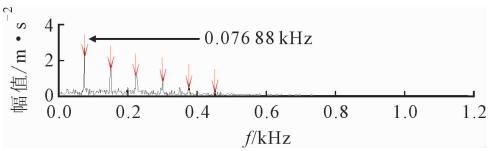
图 14 精确故障带宽和中心频率扫描谱负熵曲线



(a) 波形

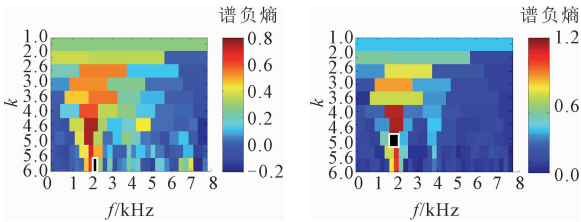


(b) 频谱



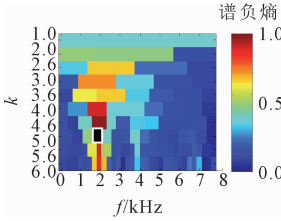
(c) 包络谱

图 15 外圈故障特征提取分量



(a) ΔI_ϵ

(b) ΔI_E



(c) $\Delta I_{1/2}$

图 16 Infogram 方法处理的轴承外圈故障结果

用 Infogram 方法对同一信号进行处理的结果,3 个二维图分别表示时域谱负熵 ΔI_e 、频域谱负熵 ΔI_E 和平均谱负熵 $\Delta I_{1/2}$ 。

受噪声影响, ΔI_e 确定的中心频率和带宽分别为 2 160 Hz 和 240 Hz,对该频段进行分量提取,得到如图 17 所示结果。图 17 中的周期性冲击远没有图 15 中明显,而且得到的包络谱中只能发现故障特征频率的 1 倍频。图 16 中 ΔI_E 和 $\Delta I_{1/2}$ 确定的中心频率和带宽分别为 1 680 Hz 和 480 Hz,对该频段进行分量提取得到的结果如图 18 所示。由图 18 可见,时域波形中包含的周期性冲击特征较明显,但是其频带宽度较窄,包络谱中包含的外圈故障频率仅有 1~3 倍频,且噪声相对较强,提取效果比精细谱

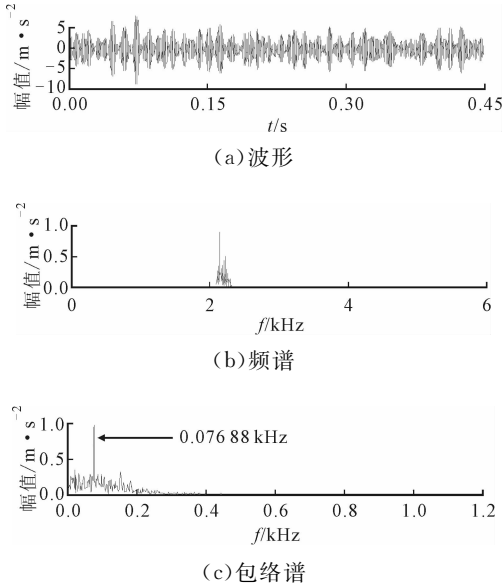


图 17 外圈故障 SE 负熵提取的分量

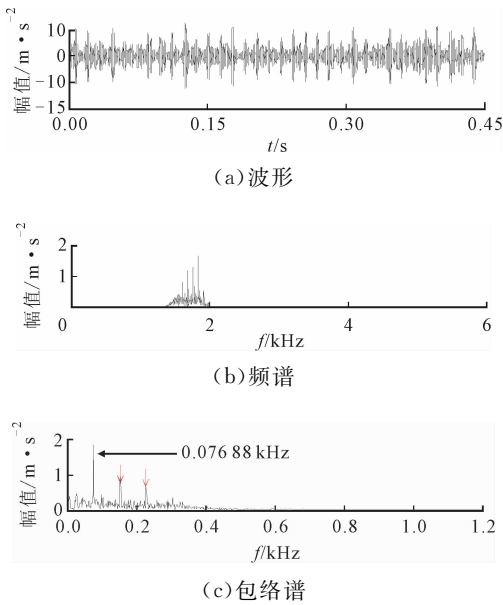


图 18 外圈故障 SES、平均谱负熵提取的分量

负熵差。

相同转速下,对 6307 轴承内圈故障振动信号进行分析,得到轴承内圈故障振动信号波形及其频谱如图 19 所示。采用 ASNE 方法(参数设置外圈)得到内圈最适中心频率和带宽分别为 3.661 875 kHz 与 0.94 kHz,如图 20 所示。图 21 给出了对应提取的故障特征分量,包络谱中发现频率 $f_r=24.38$ Hz

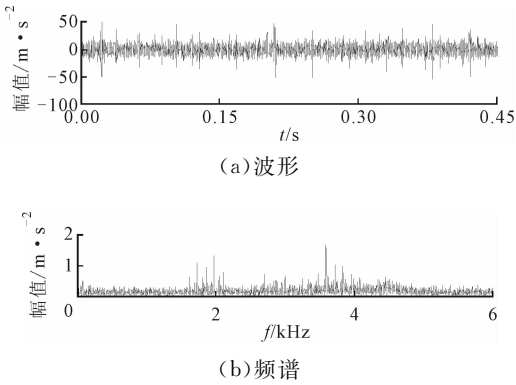


图 19 轴承内圈故障振动信号波形及其频谱

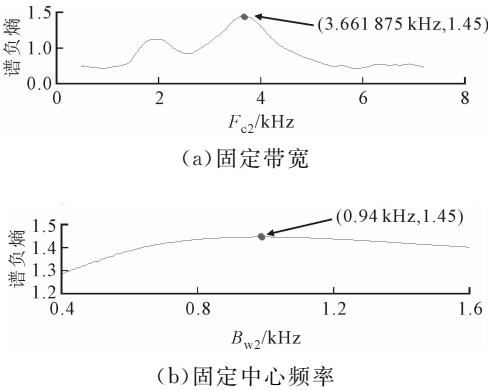


图 20 内圈故障带宽和中心频率扫描谱负熵曲线

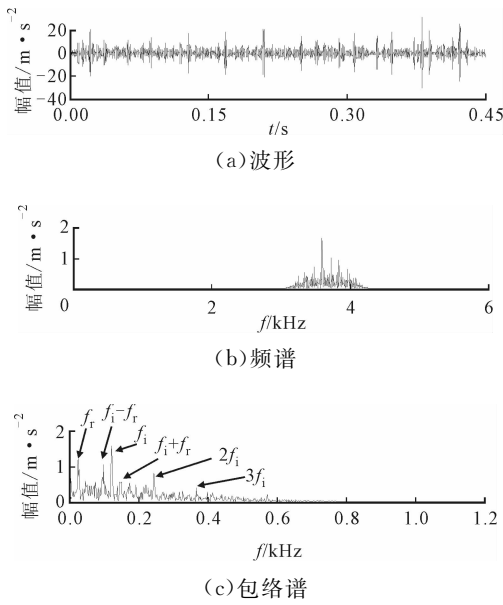


图 21 内圈故障特征提取分量

(理论值 24.93 Hz) 和内圈故障特征频率 $f_i = 121.9$ Hz (理论值 122.74 Hz)。同时还清晰地发现 f_i 的 2、3 倍频, 以及内圈与转频的调制频率 $f_i - f_r$ 与 $f_i + f_r$ 。同样采用 Infogram 方法处理轴承内圈故障振动信号, 得到如图 22 所示结果。对相应频带区域进行提取, 观察图 23 与图 24 中间部分的频谱不难发现, 两个频带宽度都比 ASNE 方法得到的带宽要宽。

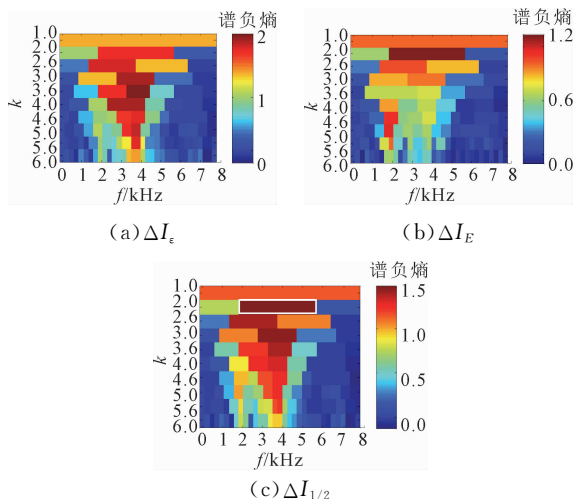


图 22 Infogram 方法处理的轴承内圈故障结果

如图 23 所示由 ΔI_ϵ 提取的特征分量中包含较少噪声成分, 因此其包络谱中也能找到 f_r 、 f_i 及其倍频, 以及出现 f_r 与 f_i 调制的现象, 但比 ASNE 方法得到的分量包含了较多的干扰频率。由 ΔI_E 和 $\Delta I_{1/2}$ 提取的特征分量, 如图 24 所示, 其频谱中包含了更多的干扰频率, 可能会影响诊断结果。实验结果表明: ASNE 方法能有效地确定轴承振动信号中

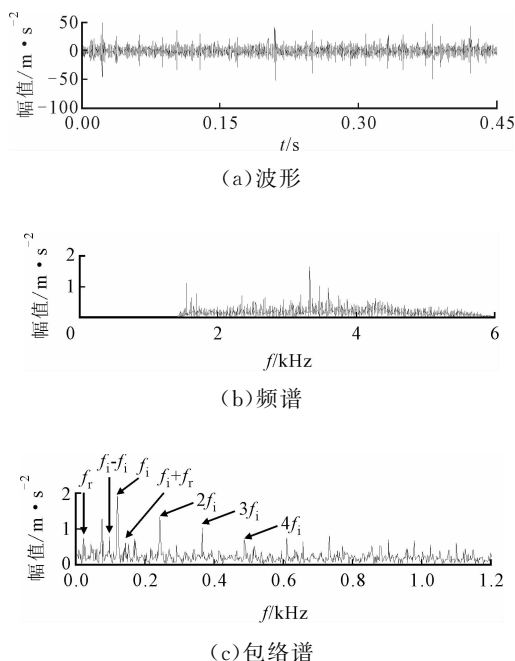


图 24 内圈故障 SES、平均谱负熵提取的分量

的边频带, 提取包含更为丰富的故障特征信息, 更利于实现轴承故障的诊断。

6 结 论

本文利用谱负熵 ΔI_x 作为筛选指标, 通过对信号 ΔI_x 较大的频带进行筛选, 得到包含故障信息较多的特征分量, 有效地排除噪声的干扰。同时结合经验小波变换原理, 利用其滤波器构造方法, 构造变带宽的扫描滤波器, 实现对振动信号整个频段的扫描滤波, 以找到最合适的中心频率和带宽。该方法能够自适应地识别轴承故障频率对应的频带范围, 获得更为准确的共振边频带, 并对故障特征分量进行提取, 通过对仿真信号和实验信号进行分析, 充分证明了其有效性, 该方法的提取效果优于 Infogram 方法, 更容易实现滚动轴承的故障诊断。

ΔI_x 对偶然冲击也比较敏感, 如果处理的轴承振动信号中存在较强的偶然冲击, 可能会影响故障特征频率的提取效果, 从而影响轴承故障类型的判断, 因此后续要寻找一个新指标, 来改进精细谱负熵方法, 使其既可以避开偶然冲击的干扰, 又可以获得更为精确的中心频率和带宽, 从而广泛应用于轴承故障诊断领域。

参考文献:

- [1] RANDALL R B. Detection and diagnosis of incipient bearing failure in helicopter gearboxes [J]. Engineer-

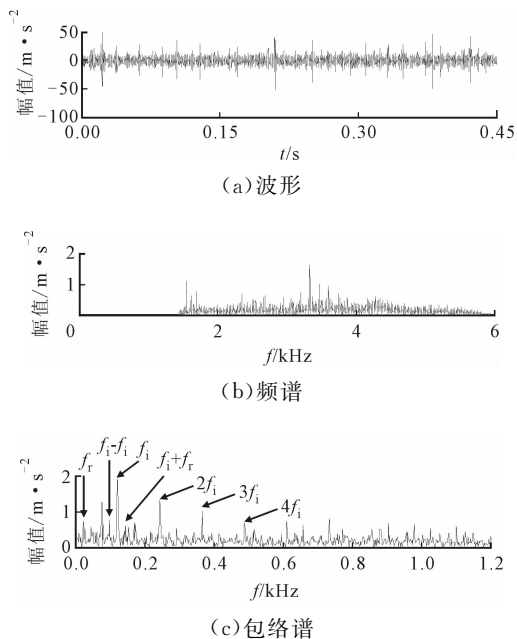


图 23 内圈故障 SE 负熵提取的分量

- ing Failure Analysis, 2004, 11(2): 177-190.
- [2] ZHANG Yongxiang, RANDALL R B. Rolling element bearing fault diagnosis based on the combination of genetic algorithms and fast kurtogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5): 1509-1517.
 - [3] 王宏超, 陈进, 董广明, 等. 基于快速 kurtogram 算法的共振解调方法在滚动轴承故障特征提取中的应用 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(1): 35-37.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming, et al. Application of resonance demodulation in rolling bearing fault feature extraction based on fast computation of kurtogram [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(1): 35-37.
 - [4] ANTONI J, RANDALL R B. The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 308-331.
 - [5] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
 - [6] LIU Haiyang, HUANG Weiguo, WANG Shibin, et al. Adaptive spectral kurtosis filtering based on Morlet wavelet and its application for signal transients detection [J]. Signal Processing, 2014, 96(5): 118-124.
 - [7] WANG Dong, TSE P W, TSUI K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2): 176-199.
 - [8] XU Yonggang, ZHANG Kun, MA Chaoyang, et al. An improved empirical wavelet transform and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Applied sciences, 2018, 8(12): 2352-2377.
 - [9] SAWALHI N, RANDALL R B, ENDO H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2616-2633.
 - [10] TSE P W, WANG Dong. The design of a new sparsogram for fast bearing fault diagnosis: part 1 of the two related manuscripts that have a joint title as “two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement: parts 1 and 2” [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(2): 499-519.
 - [11] TSE P W, WANG Dong. The automatic selection of an optimal wavelet filter and its enhancement by the new sparsogram for bearing fault detection: part 2 of the two related manuscripts that have a joint title as “two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement: parts 1 and 2” [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(2): 520-544.
 - [12] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
 - [13] BARSZCZ T, JABŁOŃSKI A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 431-451.
 - [14] 夏均忠, 于明奇, 黄财, 等. 基于 Infogram 的共振解调方法在滚动轴承故障特征提取中的应用 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(12): 29-34.
XIA Junzhong, YU Mingqi, HUANG Cai, et al. Application of resonance demodulation in rolling bearing fault feature extraction based on Infogram [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(12): 29-34.
 - [15] ANTONI J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
 - [16] 陈利安, 肖明清, 赵鑫. 基于粗糙集与信息熵的不完备测试信息条件下故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(22): 24-28.
CHEN Li'an, XIAO Mingqing, ZHAO Xin. Fault diagnosis under condition of incomplete test information based on rough set and information entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(22): 24-28.
 - [17] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
 - [18] XU Yonggang, TIAN Weikang, ZHANG Kun, et al. Application of an enhanced fast kurtogram based on empirical wavelet transform for bearing fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(3): 035001.
 - [19] 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, 35(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, 35(11): 2423-2432.

(下转第 128 页)