

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902716

最优最小熵反褶积与包络-导数能量算子在轴承故障提取中的应用*

杨娜^{1,2} 刘晔² 武昆¹

(1. 西京学院 西安 710123; 2. 西安交通大学 电气工程学院 西安 710049)

摘要:最小熵反褶积是检测轴承故障或齿轮故障信号等类脉冲信号的一种有效技术,但是该方法仍存在一个不足,即在使用前须设置滤波器的长度,而该参数值的选择一般只能通过技术人员的经验选择。针对这个局限性,提出了一个基于峭度、排列熵与信号能量的滤波器长度选择准则。通过该准则,可以有效地挑选出最优的滤波器长度,从而更好地对故障信号进行滤波。随后,一种增强的能量算子,包络-导数能量算子用来对过滤后的故障信号进行故障特征频率的提取。实验结果表明,该方法不仅可以有效地提取出轴承故障特征频率,并且与一些传统方法相比,该方法可以大大突出故障特征频率的幅值。

关键词:轴承故障诊断;最优选择准则;最小熵反褶积;包络-导数能量算子

中图分类号: TH133.33; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Application of optimal minimum entropy deconvolution and envelope-derivation energy operator in bearing fault extraction

Yang Na^{1,2} Liu Ye² Wu Kun¹

(1. Xijing University, Xi'an 710023, China; 2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Minimum entropy deconvolution (MED) is an effective technique for detecting impulse-like signals such as bearing fault or gear fault signal, but there is still a deficiency in this method, that is, a parameter of the filter length in this method has to be set before using. Unfortunately, the selection of this parameter value can only be chosen through the human experience. In order to overcome this limitation, an optimal selection indicator based on Kurtosis, permutation entropy (PE) and signal energy is proposed in this study. By virtue of this indicator, the optimal filter length can be selected to filter the raw signal better. Then, an enhanced energy operator named envelope-derivation energy operator (EDEO) is used to extract the fault characteristic frequency from the filtered signal. The experimental results show that, compared with the conventional methods, this proposed method can effectively extract the bearing fault characteristic frequency under harsh working conditions and obviously highlight the amplitude of the bearing fault frequency.

Keywords: bearing fault detection; optimal selection indicator; minimum entropy deconvolution; envelope-derivation energy operator

0 引言

滚动轴承广泛应用于机械传动系统中。轴承在工作条件下总是承受较大的载荷,随着机械系统的日益复杂和耦合,轴承的一些轻微的故障,如点蚀、剥落和断裂故障可能导致严重的危险。因此,高效、准确的故障诊断和状态维护技术对于降低维护成本和提高设备安全具有重要意义。

近年来,用于轴承故障特征提取的振动信号处理技

术得到了广泛的关注。通常,当轴承上,如内圈、外圈或者滚珠,存在缺陷时,其振动信号会表现出周期性脉冲的特性,但这种周期性脉冲信号的能量及其微弱,极易淹没在来自其它机械部件的强烈振动干扰和背景噪声中。

因此,要发现及提取轴承故障特征,第一步就是降低故障振动信号中的噪声和其他振动干扰,提高信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)。针对这一问题,多种降噪方法被中外学者提出,但在实际应用中最为常用的为基于小波变换(wavelet transform, WT)^[1-3]和模态分解(mode decomposition, MD)^[4-6]的降噪技术。然而,基于WT的

去噪技术实质是一种基于傅里叶变换的带通滤波器,有时变窗口,不同的子带需预定义不同的母小波,因此本质上这种技术并不是自适应的^[6]。针对这一困难,MD技术被提出,并在许多故障诊断应用中显示出了它们相对于WT和其他传统方法的优越性。但同样,MD技术中也存在一些局限性,如会产生了大量的额外的和无用的信号分量以及相对较低的运行效率。第二步就是如何在复杂和严峻的背景环境下准确地提取故障特征频率。众所周知,当滚动轴承发生故障时,其振动信号易受脉冲激励力的调制。因此,滚动轴承的故障振动信号往往表现出振幅调制-频率调制(AM-FM)特征。对于这些AM-FM信号,解调技术是一种有效的方法。常用在故障诊断领域的解调分析方法为希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)^[7]和Teager能量算子技术(teager energy operator, TEO)^[8]。然而,这两种传统的解调技术极易受到噪声与其他振动干扰的影响。

因此,通过以上论述,本文针对故障特征提取第一步中的问题,采用了一种称之为最小熵反褶积(minimum entropy deconvolution, MED)的前处理技术。该方法具有WT和MD方法类似的性质,即可滤去故障信号中大量的背景噪声及其他振动干扰。除此之外,它在过滤干扰的同时,可以突出信号中包含故障信息的冲击成分,这是WT和MD技术所不具备的性质。龚廷恺等^[9]利用MED与数学形态法结合进行轴承故障特征提取。刘志川等^[10]利用MED与快速峭度谱结合进行轴承故障特征的提取。虽然这些方法起到了一定提取作用,但是在这些方法中并没有解决MED中关于滤波器长度的选择问题。也就是说,如果滤波器选择不当,可能会过滤掉振动信号中的目标信号,即冲击成分,这样会为后边的故障特征提取带来不利的影响。

峭度(Kurtosis)作为脉冲性的指标,在冲击成分明显的情况下表现出峰度值较大的特性。排列熵(permutation entropy, PE)可以测量一维时间序列的不确定性,有效地识别和放大振动信号的动态变化。与随机脉冲相比,循环脉冲具有更高的PE值^[11]。同时,如果目标信号频率涉及到噪声带宽,噪声抑制可以同时减小目标信号的能量^[12]。出于以上动机,本文提出一种基于峭度,排列熵和信号能量组合的滤波器选择准则。该准则可以有效地解决人为选择滤波器长度带来的盲目性,提高准确性从而提高该算法的使用效率。

随后,针对第二步提取方法中HT和TEO的不足,本文提出一种增强的能量算子,包络-导数能量算子(envelope-derivation energy operator, EDEO)^[13]。该能量算子最初被用来进行脑电波信号的提取,一些学者已经将其应用到轴承故障特征提取,并且发现该能量算子对于强噪声和强干扰有着更好的鲁棒性^[14-15]。最后,将优

化后的MED与EDEO结合,提出了一种轴承故障特征提取的方法,结果表明该方法可以有效地提取复杂背景下的轴承故障特征频率。

1 理论背景

1.1 MED简介

假设 $x(n)$ 是故障周期脉冲信号, $e(n)$ 代表背景噪声, $h(n)$ 是系统的传输路径,因此一个轴承故障振动信号可以表示为:

$$y(n) = x(n) \times h(n) + e(n) \quad (1)$$

MED反褶积的目标是找到一个最优的逆滤波器 $g(n)$ 来恢复周期脉冲信号,即:

$$x(n) = g(n) \cdot y(n) = \sum_{l=1}^K g(n) y(n-l) \quad (2)$$

式中: K 为逆滤波器 $g(n)$ 的长度。

通过对式(2)的 l 求偏导数得到:

$$\frac{\partial g(n)}{\partial g(l)} = y(n-l) \quad (3)$$

在恢复周期性脉冲信号 $x(n)$ 的过程中,逆滤波器 $g(n)$ 的目标是用来恢复主要特征信息,使 $x(n)$ 的峭度达到最大值,峭度表达式如下:

$$k = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (4)$$

通过式(3)和(4),可以得到:

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \sum_{n=1}^N x^3(n) y(n-l) = \sum_{l=1}^K g(p) \sum_{n=1}^N y(n-l) y(n-p) \quad (5)$$

式(5)以矩阵形式表示为:

$$f = Ag \quad (6)$$

最后,得到逆滤波器 g :

$$g = A^{-1}f \quad (7)$$

1.2 EDEO简介

一般地,信号的能量是由信号幅值的平方决定,其表达式如下:

$$S[x(t)] = |X(t)|^2 = |x(t) + jH[x(t)]|^2 = A^2(t) \quad (8)$$

式中: $H[x(t)]$ 代表信号 $x(t)$ 的HT; $A(t)$ 代表信号的瞬时幅值。从式(8)发现,该式中仅仅存在瞬时幅值,不存在瞬时频率。而传统的TEO的能量转换是由瞬时幅值和瞬时频率决定,即 $\Psi(x) = A^2(t)\omega^2(t)$,因此,采用导函

数作为滤波器,利用傅里叶变换性质 $F[\dot{x}(t)] = j\omega X(\omega)$, 定义出它的能量算子为:

$$\Gamma[x(t)] = |\dot{x}(t) + jH[\dot{x}(t)]|^2 = \dot{x}^2(t) + H[\dot{x}(t)]^2$$

(9)

令 $x(t) = A\cos(\omega t + \phi)$, 则:

$$\dot{x}(t) = -A\omega\sin(\omega t + \phi)$$

(10)

$$H[\dot{x}(t)] = A\omega\cos(\omega t + \phi)$$

(11)

将式(10)和(11)代入式(9),得出:

$$\Gamma[x(t)] = A^2\omega^2$$

(12)

通过式(12)看到,该能量转换满足了能量算子具有的类似性质。

对于一个离散信号 $x(n)$, 则它的能量算子为:

$$\Gamma[x(n)] = \frac{1}{4}[x^2(n+1) + x^2(n-1) + h^2(n+1) + h^2(n-1)] + \frac{1}{2}[x(n+1) + x(n-1) + h(n+1) + h(n-1)]$$

(13)

式中: $h(n) = H(x(n))$ 。

1.3 本文所提出的选择指标

对于经过 MED 滤波后的具有第 k 个滤波长度的第 k 个信号,该指标可以表示为:

$$Indicator(value)_k = Kurtosis(signal_k) \cdot PE(signal_k) \cdot Energy(signal_k)$$

(14)

该指标值越大,说明滤波器长度越合适,其中, $Kurtosis$ 代表峭度,由式(4)决定; $energy$ 代表信号能量,表达式见式(8); PE 则表示排列熵。对于一组时间序列 $\{x(t), t = 1, 2, \dots, n\}$, 利用嵌入定理,得到 m 维空间重构如下:

$$X_i^M = [x(i), x(i + \tau), x(i + 2\tau), \dots, x(i + (M - 1)\tau)] \quad i = 1, 2, \dots, n$$

(15)

其中, $M \geq 2$ 是嵌入维数和 τ 则代表延迟时间。则 $X(t)$ 中所有元素按升序排列,即 $x(t + (j_1 - 1)\tau) \leq x(t + (j_2 - 1)\tau) \leq \dots \leq x(t + (j_m - 1)\tau)$, 所以符号序列 $S(g)$ 可以表示为:

$$s(g) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}$$

(16)

根据香农熵理论,有限时间序列的 PE 可以定义为:

$$H_p = H_p(m, \tau) / \ln(m!) = - \frac{1}{\ln(M!)} \sum_{i=1}^k p_i \ln p_i$$

(17)

式中: p_i 表示第 i 个符号序列出现的概率。

1.4 本文所提方法的流程

本文所提方法的流程如图 1 所示。首先设置滤波器的长度范围,要注意的是滤波器范围不易过大,否则会导致运算效率降低,同时滤波器长度设置过大,可能会过滤掉信号中的故障冲击成分。然后利用所提准则进行滤波器长度的选择,这里采用步长搜索法进行滤波器长度的确定。得到最佳滤波器长度后,将其代入 MED 算法,得

到最佳的滤波信号。最后使用 EDEO 对其进行故障特征的提取。

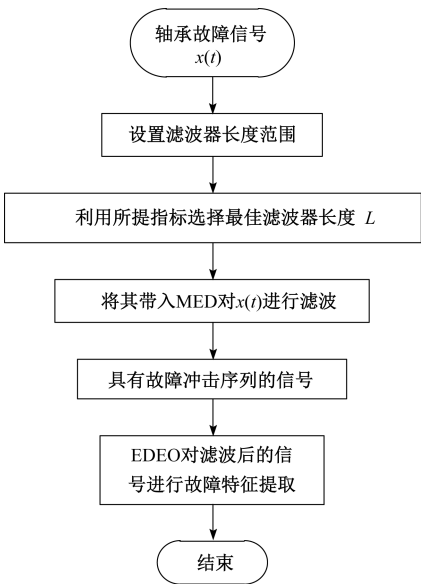


图 1 所提方法的流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

2 实验验证

在本次实验验证中,轴承故障信号采集自一个直齿轮箱试验台,该实验台如图 2 所示。对于所有故障信号,输出轴的旋转速度设置为 $f = 6 \text{ Hz}$, 即 360 r/min 。这些信号的采样频率为 48 kHz 。实验中所用轴承的规格如表 1 所示。

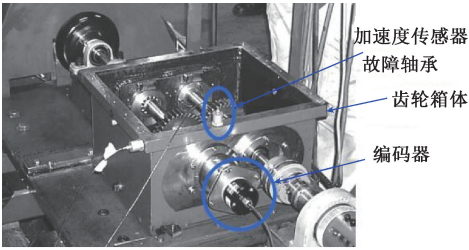


图 2 实验台

Fig. 2 Test rig

表 1 故障轴承的尺寸

Table 1 Specifications of the bearing

滚珠直径/mm	节径/mm	滚珠数量	接触角
7.12	38.5	12	0°

轴承各个故障部分的故障特征频率如表 2 所示。

由于滑移现象的存在,实际提取的故障特征频率与理论计算所得的故障特征频率之间存在 $1\% \sim 2\%$ 的误差。

表 2 故障特征频率

Table 2 Fault characteristic frequencies	
故障位置	故障特征频率/Hz
外圈 (BPFO)	29.34
内圈 (BPFI)	42.66
滚珠 (BSF)	15.67

2.1 内圈故障特征提取

轴承内圈故障如图 3 所示。



图 3 轴承内圈故障
Fig. 3 Inner ring defect

从轴承内圈故障提取的加速度信号及其对应的傅里叶谱如图 4 所示。可以看到,从加速度信号的波形当中无法观测到故障脉冲序列,频谱中也无法检测到 42.66 Hz 的故障特征频率,并且频谱中还出现了齿轮啮合产生的干扰频率及其他的倍频。因此可以判断该信号中不仅仅存在噪声干扰,还有其他振动频率的干扰。

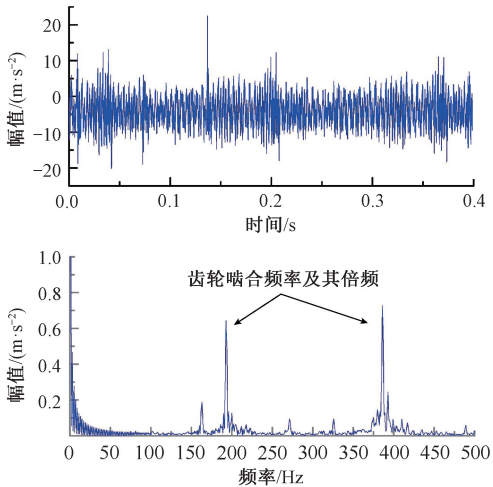


图 4 内圈故障信号及其频谱
Fig. 4 Inner ring fault signal and its spectrum

现使用本文所提方法对其进行故障特征频率的提取。首先使用所提准则选择出最优滤波器长度,这里首先设置滤波器范围为[20,200],通过步长搜索法得到的滤波器长度与其对应的指标值关系如图 5 所示。可以看到当滤波器长度等于 20 的时候,指标值最大,因此选择

$L=20$ 代入 MED 中。

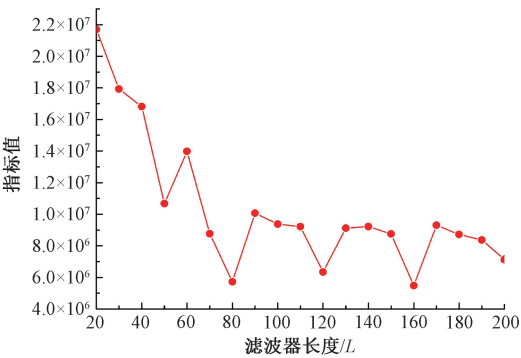


图 5 滤波器长度与指标值关系
Fig. 5 Relationship between the filter size and the indicator value

在滤波器 $L=20$ 的情况下,得到的过滤后的信号如图 6 所示。可以看到,与原始信号相比,过滤后的信号中的冲击成分非常突出,且不存在其他振动干扰,这就是前文所述的 MED 具有突出冲击成分的性质。

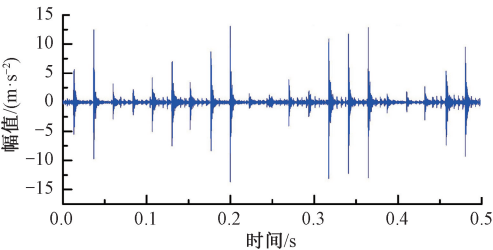


图 6 过滤后的内圈故障信号
Fig. 6 Filtered inner ring fault signal

现在使用 EDEO 算法对过滤后的信号进行解调处理,得到的能量谱如图 7 所示。从图 7 可以看到,内圈故障特征频率 BPFI = 42.66 Hz 及其他的若干个倍频都被 EDEO 算法提取出来,并且幅值较高容易辨认。

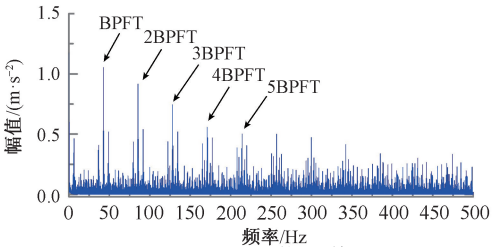


图 7 EDEO 能量谱
Fig. 7 EDEO energy spectrum

为了体现本文提出方法的优越性,本文采用 HT 和 TEO 来进行对比。同样地,使用 HT 和 TEO 对图 6 的信号进行解调处理,结果如图 8 所示。通过图 8 可以看到,虽然 HT 和 TEO 也同样可以从滤波后的信号中提取出内圈故障特征频率及其倍频,但其在相同的幅值范围内 ($0\sim1.5\text{ m/s}^2$),它们所提出的故障特征频率及其倍频的

幅值都非常低,在 HT 包络谱中三倍频及其后续的倍频甚至都无法辨认。因此可以看到,EDEO 在同样工况

下,相比于传统解调技术的优越性。

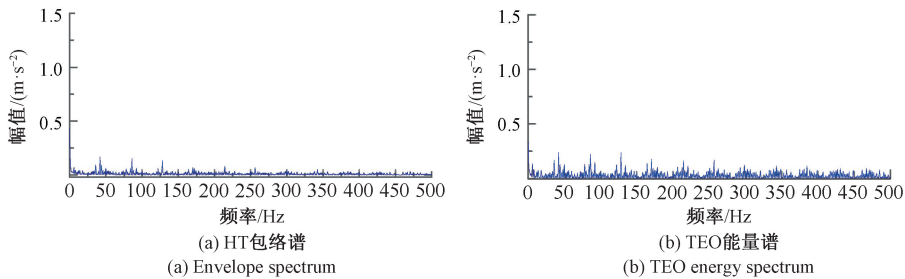


图 8 对比结果

Fig. 8 Comparison results

为了验证本文所提选取最优滤波器长度准则的正确性,利用 EDEO 对滤波器长度 $L=40,60$ 和 120 情况下的滤波信号进行故障特征提取,其结果如图 9 所示。从图 9 可以看到,由于 $L=40$ 和 $L=60$ 所对应的指标值相差不大,因此提取结果相差也较小。而 $L=120$ 所对应的值与 $L=40$ 和 $L=60$ 所对应的值相差很大,因此在 $L=120$ 情况下的提取效果也最差,可以看到这种情况下的故障特征频率的幅值非常的低。而这 3 种情况下的提取效果与最优滤波器长度下的提取结果相比,仍然表现出故障特征频率幅值较低的不足。因此,可以看出,本文所提出的准则对于最优滤波器长度的选择具有一定的指导意义,从而避免了人为经验选择所带来的盲目性。

2.2 滚珠故障特征提取

滚珠的故障尺寸特征如图 10 所示。该故障形状为矩形截面间隙,深度和宽度都为 0.5 mm 。



图 10 滚珠故障

Fig. 10 Roller fault

图 11 所示为该故障滚珠产生的振动信号及其频域图。与内圈故障信号类似,同样无法从时域信号中分辨出滚珠故障冲击成分,而频域中的主要频率成分仍然是齿轮啮合频率及其倍频。

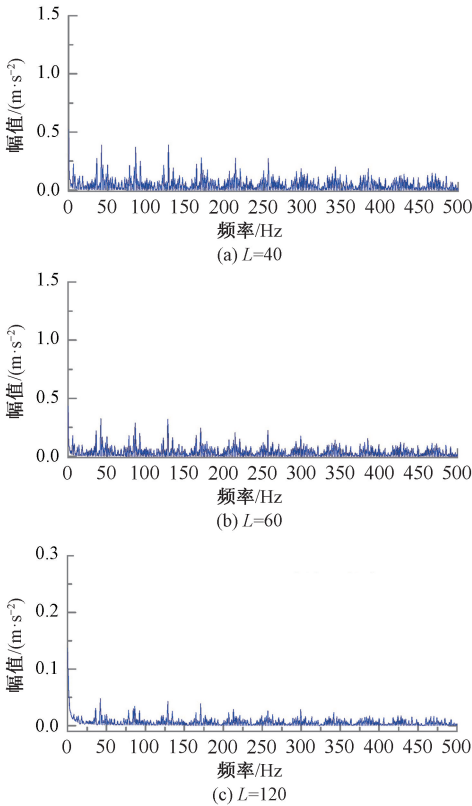


图 9 不同滤波器长度下的提取结果

Fig. 9 Different extraction results under different filter lengths

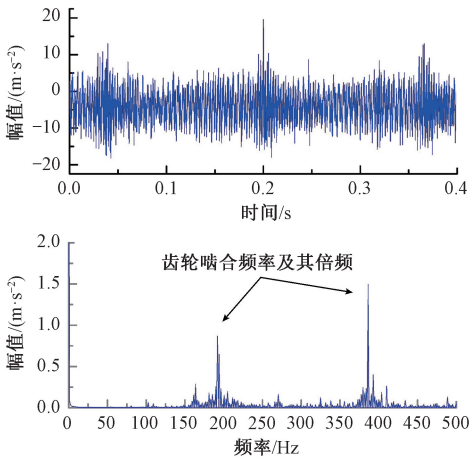


图 11 滚珠故障信号及其频谱

Fig. 11 Roller fault signal and its spectrum

同样地,使用本文提出的算法对其进行故障特征提取。图 12 所示为滚珠故障下的滤波器长度与其对应的指标值的关系。将滤波器范围设置为 $[20, 300]$ 。从图 12 可以观察到,当 $L=30$ 的时候,值达到最大,因此这里选择 $L=30$ 进行进一步分析,得到滤波后的最优信号如图 13 所示。

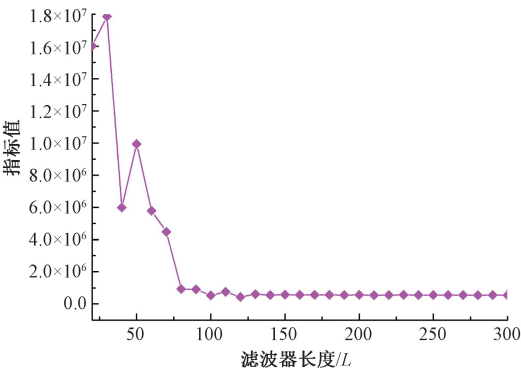


图 12 滤波器长度与指标值关系

Fig. 12 Relationship between the filter size and the indicator value under roller fault detection

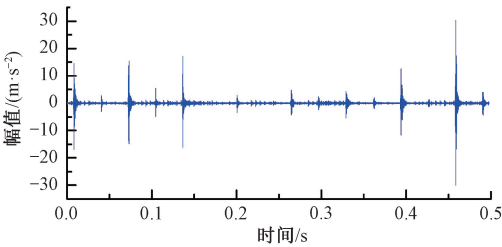


图 13 滤过后的滚珠故障信号

Fig. 13 Filtered rolling element fault signal

可以发现,与内圈情况一样,经过最优 MED 滤波以后,信号中含有非常明显的故障脉冲序列。接下来利用 EDEO 对其进行故障特征提取,结果如图 14 所示。从图 14 可以清楚地辨认出滚珠的故障特征频率及其倍频。

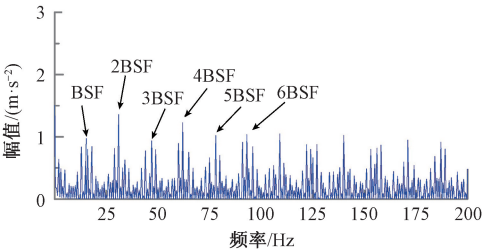


图 14 EDEO 能量谱

Fig. 14 EDEO energy spectrum

为了展现该方法的优越性,采用常用的基于 MD 的方法来进行对比。这里采用文献[16-17]的方法,该方法首先使用集成经验模态分解(EEMD)将信号分解成多个子信号,通过峭度挑选出含有故障信息最多的子信号,然后使用 HT 对其进行故障特征提取。鉴于前面的实验中 EDEO 性能优于 HT 的特点,仍然采用 EDEO 对 EEMD 分

解后的信号进行故障特征提取,最终的提取结果如图 15 所示。可以看到,虽然基于“EEMD+EDEO”的方法也可以提取出故障特征频率,但其幅值较低,它周围的干扰频率的幅值几乎与之相等。除此之外,它的倍频也较为难辨认。因此可以看出,本文所提方法有着更好的提取效果。

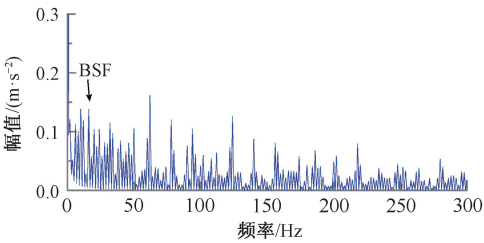


图 15 基于 EEMD 方法的提取结果

Fig. 15 Result obtained by the EEMD-based method

2.3 外圈故障特征提取

外圈故障形状及其尺寸如图 16 所示。

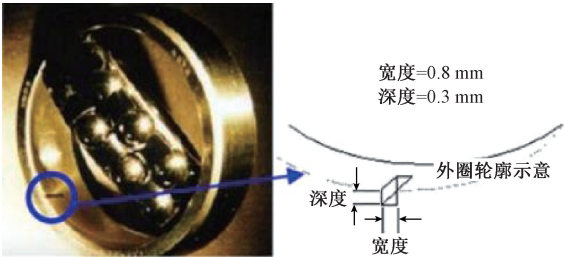


图 16 外圈故障

Fig. 16 Outer ring fault

图 17 所示为外圈缺陷产生的加速度信号及其相应的傅里叶谱。与内圈和滚珠的故障信号一样,仍然无法分辨出故障冲击成分,且在频域中只能观察到齿轮啮合频率及其倍频。

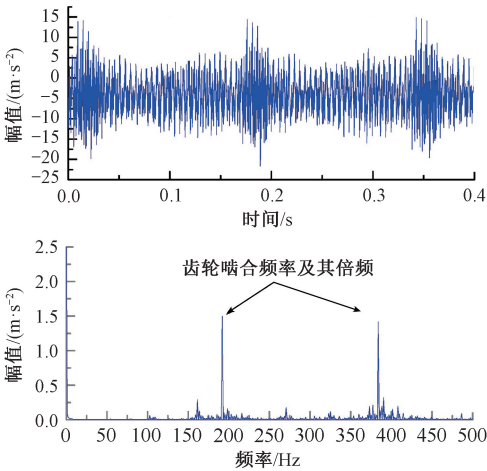


图 17 外圈故障信号及其频谱

Fig. 17 Outer ring fault signal and its spectrum

与之前一样,首先找寻到最优滤波器长度,仍然设置滤波器长度范围为 $[20, 300]$,其关系结果如图 18 所示。可以看到当 $L=250$ 的时候,所对应的值最大。因此选择 $L=250$ 代入 MED 中,得到的最优滤波信号如图 19 所示。可以发现,与内圈和滚珠故障提取的情况一样,经过最优 MED 滤波以后,信号中含有非常明显的故障脉冲序列。

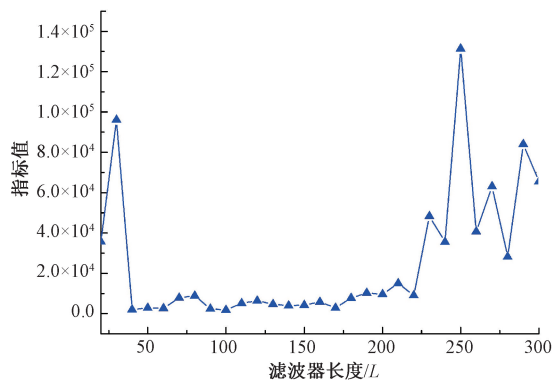


图 18 滤波器长度与指标值关系

Fig. 18 Relationship between the filter size and the indicator value under outer ring fault detection

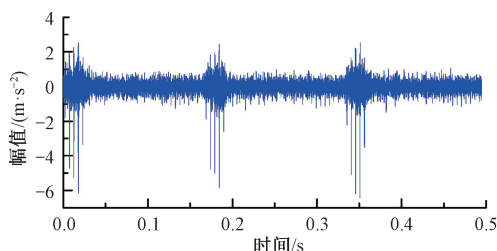


图 19 滤过后的外圈故障信号

Fig. 19 Filtered outer ring fault signal

利用 EDEO 对其进行故障特征提取,结果如图 20 所示。从图 20 可以看出,相比于内圈和滚珠故障信号的能量谱,过滤后的外圈故障信号的能量谱中出现了旋转频率 $f=6\text{ Hz}$ 及其他的前 4 个倍频,但不影响外圈故障特征频率及其他的倍频的提取。与前两组实验相比,稍显不足的是,外圈故障特征频率的倍频幅值相对较低,不太容易判断。

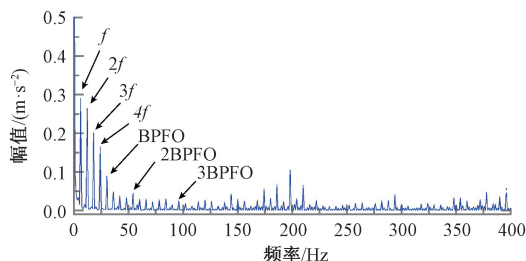


图 20 EDEO 能量谱

Fig. 20 EDEO energy spectrum

3 结 论

本文提出了一种最优滤波器长度选择准则与 MED 相结合的方法,避免了人为经验选择带来的不足。与其他预滤波技术不同的是,优化后的 MED 不仅可以进行滤波,并且还能最大程度地突出轴承故障冲击成分。然后将滤波后的故障信号应用于一种新的解调技术 EDEO,从而揭示了故障特征频率。通过实验结果,证实了所提出的方法能够成功地检测到在复杂工况下轴承的任何部件的故障特征频率。此外,所提出的方法还与其他方法进行了比较,表现出了本方法的优越性。因此,本文方法为轴承故障诊断提供了一种思路。

参考文献

- [1] 叶美桃,柴慧理. 提高双树复小波的齿轮箱复合故障特征提取[J]. 机械传动,2019,43(9):123-127,143.
YE M T, CHAI H L. Compound fault feature extraction of gearbox with improved dual-tree complex wavelet transform [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2019, 43(9): 123-127, 143.
- [2] 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 ZH N, ZHU M, ZHU L L, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2423-2432.
- [3] ABBASION S, RAFSANJANI A, FARSHIDIANFAR A, et al. Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2007, 21: 2933-2945.
- [4] 玉静,姜义成,康守强,等. 基于优化集合 EMD 的滚动轴承故障位置及性能退化程度诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1834-1840.
WANG Y J, JIANG Y CH, KANG SH Q, et al. Diagnosis method of fault location and performance degradation degree of rolling bearing based on optimal ensemble EMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1834-1840.
- [5] 徐元博,蔡宗琰. 三点对称差分能量算子与经验小波变换在轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(8):1247-1256.
XU Y B, CAI Z Y. Empirical wavelet transform and demodulation energy operator of symmetrical differencing for bearing fault detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(8):

- 1247-1256.
- [6] WANG Y, MARKERT R. Filter bank property of variational mode decomposition and its applications[J]. Signal Processing, 2016(120):509-521.
- [7] FELDMAN M. Hilbert transform in vibration analysis[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2011,25:735-802.
- [8] 王天金,冯志鹏,郝如江,等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(2):1-5.
- WANG T J, FENG ZH P, HAO R J, et al. Fault diagnosis of rolling element bearings based on teager energy operator[J]. Journal of Vibration and shock, 2012, 31(2):1-5.
- [9] 龚廷恺,袁晓辉,王细洋. 最小熵反褶积的数学形态法在滚动轴承故障特征提取中的应用[J]. 中国机械工程, 2016, 27(18):2467-2471.
- GONG T K, YUAN X H, WANG X Y. Applications of mathematical morphology method to fault feature extraction of rolling bearings based on minimum entropy deconvolution[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(18):2467-2471.
- [10] 刘志川,唐力伟,曹立军. 基于 MED 及 FSK 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2014, 33(14):137-142.
- LIU ZH CH, TANG L W, CAO L J. Feature extraction method for rolling bearing's weak fault based on MED and FSK[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(14):137-142.
- [11] CAO Y, TUNG W, GAO J B. Detecting dynamical changes in time series using the permutation entropy[J]. Physical Review E, 2004, 70(4 Pt 2):046217.
- [12] QING L, XIA J, LIANG S Y. Incipient fault feature extraction for rotating machinery based on improved AR-minimum entropy deconvolution combined with variational mode decomposition approach[J]. Entropy, 2017, 19(7):317-343.
- [13] O'TOOLE J M, TEMKO A, STEVENSON N. Assessing instantaneous energy in the EEG: A non-negative, frequency-weighted energy operator[C]. Conference Proceedings of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2014:3288-3291.
- [14] CAI Z, XU Y, DUAN Z. An alternative demodulation method using envelope-derivative operator for bearing fault diagnosis of the vibrating screen[J]. Journal of Vibration and Control 2018,24:3249-3261.
- [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 System and Signal Processing, 2017(82):103-116.
- [16] 马超,王少红,徐小力. 基于 EEMD 的声阵列滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9):1379-1384.
- MA CH WANG SH H, XU X L. Fault diagnosis for rolling bearing by using acoustic array based on EEMD[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(9):1379-1384.
- [17] LIN J. Fault diagnosis of natural gas compressor based on EEMD and Hilbert marginal spectrum[C]. International Conference on Information Science & Engineering, IEEE, 2011.

作者简介



杨娜, 2009 年于东北林业大学获得学士学位, 现为西安交通大学硕士研究生, 现为西京学院讲师, 主要研究方向为智能信号处理理论与技术。

E-mail: 515569778@qq.com

Yang Na received her B. Sc. degree from Northeast Forestry University in 2009. Now She is a M. Sc. candidate at Xi'an Jiaotong University. Her main research interests include intelligent signal processing theory and technology.