

石油钻井用滚动轴承早期故障诊断方法研究

钟荣锋

(中海油田服务股份有限公司,天津 300452)

摘要:滚动轴承早期故障产生的重复性冲击较为微弱,在实际工作中易于产生一些干扰噪声,重复性冲击信号易于淹没在干扰噪声中,这些都加大了故障诊断的难度。为处理这一问题,提出了基于最小噪声幅值解卷积和 Teager 能量算子相结合的滚动轴承早期故障诊断方法。首先通过最小噪声幅值解卷积来减弱噪声干扰,增强重复性冲击,然后通过 Teager 能量算子对最小噪声幅值解卷积处理后的信号的重复性冲击成分增强,再对其做包络谱分析,最后依据滚动轴承的故障特征频率判断出滚动轴承的故障类别。通过仿真信号和实验信号分析可知,基于该方法可以较好地诊断出故障类别。

关键词:最小噪声幅值解卷积;Teager 能量算子;早期故障;滚动轴承

中图分类号:TP206

文章编号:1000-0682(2026)02-0077-07

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.02.015

Research on early fault diagnosis method of rolling bearings for oil drilling

ZHONG Rongfeng

(China Oilfield Services Limited, Tianjin 300452, China)

Abstract:The repetitive impact generated by early faults of rolling bearings is relatively weak, and mechanical equipment is prone to generate some interference noise in actual work, and the repetitive impact signals are easily submerged in the interference noise, which makes fault diagnosis difficult. To solve this problem, the early fault diagnosis method for rolling bearings combining minimum noise amplitude deconvolution (MNAD) and Teager energy operator was proposed. Firstly, MNAD is used to weaken the noise interference and highlight the repetitive impact, then the impact component of the signal processed by MNAD is enhanced with the Teager energy operator, and then the envelope spectrum analysis is made, and finally the fault type of the rolling bearing is judged by using the fault characteristic frequency of the rolling. the simulation signal and experimental signal test analysis show that this method can better diagnose the fault category.

Keywords: minimum noise amplitude deconvolution; Teager energy operator; early failure; rolling bearing

0 引言

滚动轴承广泛应用于石油钻井平台的电机、“顶驱”系统中^[1]。但由于材料疲劳、安装不当、润滑不良、处理不当等问题,容易产生一些损伤,在没有发现滚动轴承早期故障的情况下持续运行机械设备,会加大轴承的损伤,可能会导致机械设备故障和

安全事故发生^[2]。最广泛最流行的故障诊断方法主要基于振动信号,但由于故障信号的微弱性和传递路径的复杂性增加了基于振动信号故障特征提取的难度。为了解决这些困难,专家学者们加大了对噪声背景干扰下弱故障特征提取的研究,提出了共振解调法^[3]、自适应信号分解法^[4-5]、形态学滤波法^[6]、小波分析法^[7-8]。以上方法也有一些缺点,如在强噪声背景下共振解调共振频带较难选取。小波分析法缺乏自适应性,在噪声干扰下经局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)处理后易出现模态混叠。应用变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)时需要通过故障信号先验知

收稿日期:2025-10-09

基金项目:“十四五”国家重点研发计划(2024YFB3409300)

第一作者:钟荣锋(1978—),男,江西赣州人,本科,工程师,研究方向为数字化技术与钻井业务的深度融合。

E-mail:zhongrf2@126.com

识才能较准确的确定模态数。形态学因子较难计算及滤波分析尺度难选择。考虑到减弱噪声,降低系统传输路径的干扰,近年来盲解卷积类算法得到快速的发展。它通过最大化或最小化滤波信号的特定统计指标来确定滤波系数。常见的有最大相关峭度解卷积(Maximum Correlation Kurtosis Deconvolution, MCKD)^[9]和最小熵解卷积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)^[10]等。MED通过峭度最大准则来确定滤波器,Sawalhi等人^[11]验证了MED在旋转机械故障诊断的有效性,然而峭度对其他脉冲干扰因素也比较敏感,并且它不能有效增强重复性冲击,这限制了MED应用范围。MCKD考虑了故障周期,降低了噪声成分,突出淹没在噪声信号中的连续脉冲,但对故障周期偏差的鲁棒性不强,同时滤波器长度,最大迭代次数,位移数等对最终结果影响较大。为了更好的减弱噪声,突出故障特征,近来Bo Fang等人^[12]提出了一种新的盲解卷积算法-最小噪声幅值解卷积(Minimum Noise Amplitude Deconvolution, MNAD),进一步增加了盲解卷积类算法的有效性。Teager能量算子(Teager energy operator, TEO)可以突出冲击成分的瞬时特征,具有较好的时间分辨率,并且算法较为简单;但是TEO也有一些弊端,不具有降低噪声信号的能力,在较多噪声干扰下也难以在包络谱中发现故障特征频率,在应用TEO之前应提前进行滤波降噪^[13-14]。

根据以上分析,提出了基于MNAD和TEO的故障诊断方法,MNAD可以减弱噪声干扰和增强重复性冲击特征,可以作为处理滚动轴承故障信号的前置滤波器,TEO可以增强重复性冲击信号。仿真和实验结果表明该方法可以在滚动轴承早期故障诊断中获得比较满意的结果。

1 MNAD原理及算法实现

MNAD算法实质上是通过对周期噪声幅值比最小化来搜索一个优异的逆有限脉冲响应滤波器,从而对测量信号进行滤波。

滤波过程的数学表达式为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} * \mathbf{f} \quad (1)$$

式中: \mathbf{y} 表示滤波后的信号; \mathbf{x} 表示长度为 N 的测量信号; $*$ 表示卷积运算; \mathbf{f} 表示大小为 L 的FIR滤波器。式(1)也可以表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{f} \quad (2)$$

其中: \mathbf{X}_0 为:

$$\mathbf{X}_0 = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_N \\ 0 & x_1 & x_2 & \cdots & x_{N-1} \\ 0 & & x_1 & \cdots & x_{N-2} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ 0 & & & & x_{N-L+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (3)$$

在MNAD算法中,周期噪声幅值比PNAR被定义为:

$$PNAR(\mathbf{y}, \mathbf{t}_{\text{noise}}) = \frac{\sqrt{N} \mathbf{t}_{\text{noise}} \cdot |\mathbf{y}|}{M \|\mathbf{y}\|_2} \quad (4)$$

$\|\bullet\|_2$ 表示欧几里得范数, M 表示定义的噪声点的数量。 \mathbf{y} 和 $\mathbf{t}_{\text{noise}}$ 有相同的长度,它标记了滤波信号中定义的噪声点的位置。 $\mathbf{t}_{\text{noise}}$ 的数学表达式如下:

$$\mathbf{t}_{\text{noise}} = [0, \dots, 0, 1, \dots, 1, 0, \dots, 0, 1, \dots, 1, 0, \dots] \quad (5)$$

式中:0表示受机械系统影响产生的重复性冲击,1表示噪声点。

周期噪声幅值比是标记噪声点的平均幅值与信号均方根的比率,周期噪声幅值比测量滤波信号定义的周期噪声幅值,周期噪声幅值比越小,噪声幅值越小。滤波信号的噪声比为:

$$\rho = \frac{N}{T} \quad (6)$$

式中: N 为噪声长度; T 为故障周期。

MNAD构造了使滤波信号的周期噪声幅值比(Periodic Noise Amplitude Ratio, PNAR)最小化的FIR滤波器,MNAD的原理表达式为:

$$\min_f PNAR(\mathbf{y}, \mathbf{t}_{\text{noise}}) = \min_f \frac{\sqrt{N} \mathbf{t}_{\text{noise}} \cdot |\mathbf{y}|}{M \|\mathbf{y}\|_2} \quad (7)$$

基于文献[15]方法实现MNAD迭代求解,以下两个关键步骤主要在一次迭代中进行。

在第一步中求解PNAR到滤波器 \mathbf{f} 的梯度:

$$\mathbf{g} = \frac{\partial PNAR(\mathbf{y}, \mathbf{t}_{\text{noise}})}{\partial \mathbf{f}} = \frac{\partial PNAR(\mathbf{y}, \mathbf{t}_{\text{noise}})}{\partial \mathbf{y}} \cdot \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{f}} \quad (8)$$

由等式(2)可得到:

$$\frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{f}} = \frac{\partial (\mathbf{x} * \mathbf{f})}{\partial \mathbf{f}} = \mathbf{X}_0$$

求解PNAR的梯度通过向后自动微分算法得到。第二步采用Adam算对滤波器 \mathbf{f} 进行更新,假设第 t 次迭代时梯度为 \mathbf{g}_t ,Adam算法首先实现梯度 \mathbf{g}_t 一阶动量和二阶动量估计^[16]。

$$\mathbf{m}_t = \beta_1 \cdot \mathbf{m}_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot \mathbf{g}_t \quad (9)$$

$$\mathbf{v}_t = \beta_2 \cdot \mathbf{v}_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot \mathbf{g}_t^2 \quad (10)$$

随后对动量进行偏差修正:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (11)$$

式中: β_1 为一阶动量衰减系数; β_2 是二阶动量衰减系数, 通常 $\beta_1 = 0.9, \beta_2 = 0.999$ 。第 t 次迭代的滤波器 f 更新如下:

$$f_t = f_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \cdot \hat{m}_t \quad (12)$$

式中: $\sqrt{\hat{v}_t}$ 为通过计算 \hat{v}_t 中每个元素的平方根获得的向量; $\varepsilon = 10^{-8}$ 。

MNAD 算法的流程图如图 1 所示。

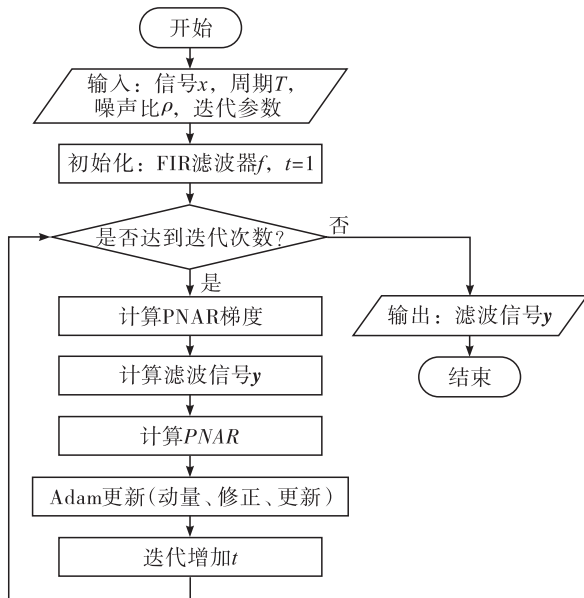


图 2 故障诊断流程图

2 Teager 能量算子

对于连续信号 $x(t)$, 其 Teager 能量算子 ψ 表示为:

$$\psi[x(t)] = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (13)$$

式中: $\dot{x}(t)$ 为 $x(t)$ 的一阶导, $\ddot{x}(t)$ 为 $x(t)$ 的二阶导。

对于一个质量为 m 、刚度为 k 的无阻尼质量块弹簧振动系统, 其运动方程为:

$$s(t) = A\cos(\omega t + \varphi) \quad (14)$$

式中: A 为振动幅值; $\omega = (k/m)^{\frac{1}{2}}$ 为固有频率; φ 表示初始相位。该系统的机械能可以表示为:

$$E = \frac{m}{2}[\dot{s}(t)]^2 + \frac{k}{2}[s(t)]^2 = \frac{m}{2}A^2\omega^2 \quad (15)$$

将式(14)带入(13)可以得到:

$$\psi[s(t)] = A^2\omega^2 \quad (16)$$

通过比较式(15)和式(16)可知, Teager 能量算子和无阻尼质量块弹簧振动系统作简谐振动的能量

极其相似。

对于离散信号 $x(n)$, ψ 被定义为:

$$\psi[x(n)] = [x(n)]^2 - x(n-1)x(n+1) \quad (17)$$

3 故障诊断流程

滚动轴承早期微弱故障诊断比较困难, 受背景噪声干扰比较难提取微弱的冲击成分。MNAD 通过周期噪声幅度最小化来找到最优逆 FIR 滤波器进行滤波处理, 通过降低周期噪声幅值, MNAD 自适应解调了一个或多个受重复冲击激励的共振带, 共振带中无关频率分量被消除, 噪声也被削弱, 这非常适合在一定背景噪声下轴承故障信号特征提取。直接应用单一的 Teager 能量算子包络谱进行故障诊断很难判断出故障类型, 故该文尝试先用 MNAD 算法减弱噪声干扰, 突出重复性冲击, 进而更容易在包络谱中发现故障特征频率。具体工作步骤: ①利用 MNAD 解卷积算法降低滚动轴承故障振动信号的噪声成分和突出重复的冲击成分; ②通过 Teager 能量算子增强经过 MNAD 处理后信号的重复冲击, 接着对其作包络谱分析; ③利用滚动轴承各个部件发生故障的故障特征频率和包络谱中的幅值突出的频率进行比较来判别出具体的故障类别。故障诊断流程如图 2 所示。

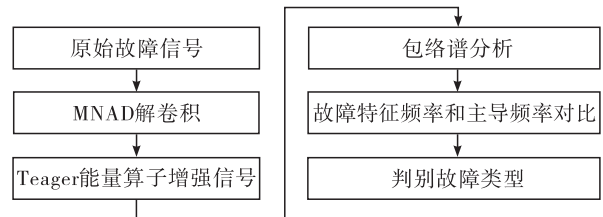


图 2 故障诊断流程图

4 仿真信号

利用故障模型^[17]进行模拟滚动轴承早期内圈故障信号。仿真信号表达式如下:

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) \\ s(t) = \sum_i A_i e^{-C(t-iT)} \sin(2\pi f_n(t-iT)) \\ A_i = 1 + A_0 \cos(2\pi f_t t) \\ T = \frac{1}{f_b} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $s(t)$ 为信号中周期冲击成分; $n(t)$ 为添加的随机高斯白噪声成分; f_n 为系统共振频率; T 为内圈故障特征周期; 内圈故障特征频率 $f_b = 130$ Hz; 冲击脉冲的幅值 $A_i = 1$; 衰减系数 $C = 4$ kHz; 冲击脉冲的序数 $i = 1, 2, \dots$; 轴承转频 f_r 为 25 Hz。

信号中添加的随机高斯白噪声信噪比 $SNB = -10$ dB, 信号的采样频率 $f_s = 16$ kHz, 分析的点数 N 为 5300, 仿真信号的波形及频谱如图 3 所示。

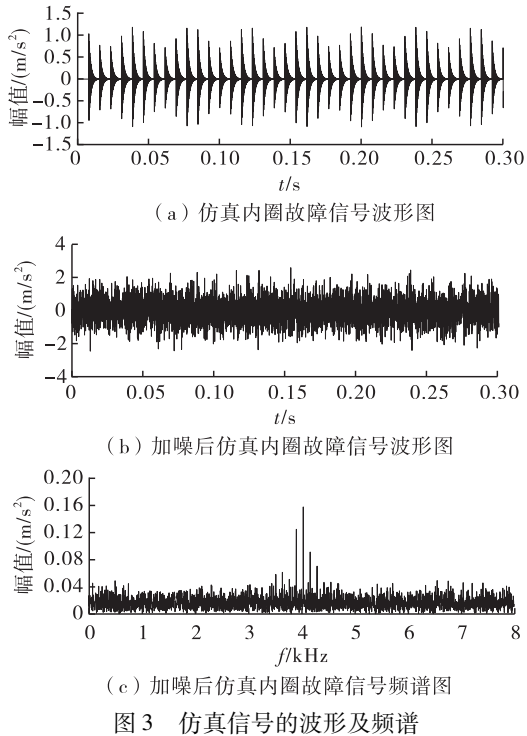


图 3 仿真信号的波形及频谱

从图 3(a)(b) 可以发现, 重复性冲击信号被噪声淹没, 很难发现有价值的特征。频谱图 3(c) 中 4 kHz 处的共振带依稀可见, 由于过多的频率为干扰频率, 很难在频谱图中发现滚动轴承故障信息。

图 4 是加噪后仿真信号 Teager 能量算子包络谱。不能从包络谱中找到相对幅值突出的滚动轴承故障特征频率, 其主要原因是背景噪声干扰。通过上述分析可知: 滚动轴承早期故障信号受噪声干扰严重, 仅仅利用 Teager 能量算子包络谱很难实现对滚动轴承故障的识别。所以需要在 Teager 能量算子包络分析前对背景噪声干扰下的滚动轴承故障信号进行降噪的预处理, 提高信噪比^[13]。

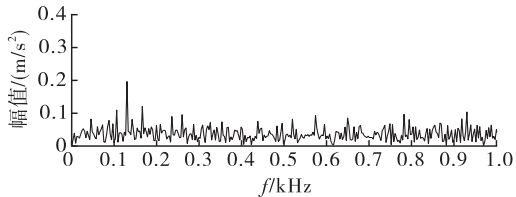


图 4 加噪后仿真信号 Teager 能量算子包络谱

图 5(a) 是利用 MNAD 对仿真信号处理后的时域波形图, 可以看出降低了噪声干扰并增强了重复性冲击成分。MNAD 解卷积算法处理后的信号作 Teager 能量算子增强, 然后再作包络谱得到图 5(b), 可以看到明显的滚动轴承故障特征频率谱线

及一些倍频 $2f_c \sim 4f_c$ 谱线。

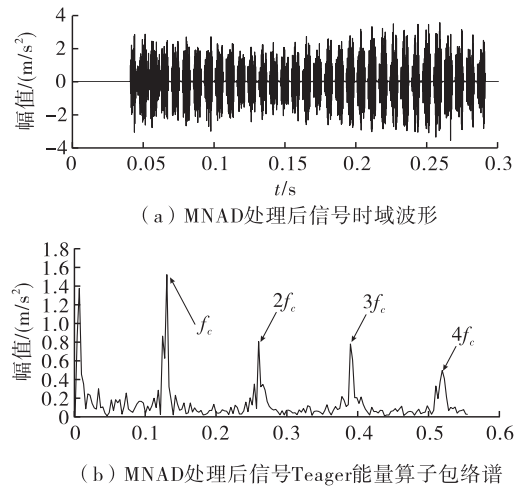


图 5 MNAD 处理后信号时域波形及其 Teager 能量算子包络谱

仿真信号试验表明: 受背景噪声干扰, 单纯的利用时域波形图, 频谱图不容易找到与滚动轴承故障相关的故障特征。Teager 能量算子不能选择性的只增强重复冲击成分, 所以很难找到故障特征频率。为了减弱噪声的干扰, 采用 MNAD 做预处理, 由故障仿真信号试验分析可知, MNAD 可以减弱噪声的影响, 增强重复冲击成分, 对 MNAD 处理后的信号作 Teager 能量算子, 然后作包络谱分析可以直接找到故障特征频率谱线和其倍频谱线, 判断出内圈故障, 证明了所提方法在滚动轴承早期微弱故障信号特征提取和诊断的实用性和有效性。

5 实验信号分析

5.1 滚动轴承实验

该文以广泛应用在钻井平台的“顶驱”系统中 LDK UER204 滚动轴承为例, 采用西安交通大学的 XJTU-SY 滚动轴承试验平台来进一步检验该方法, 如图 6 所示^[18]。从表 1 可知 LDK UER204 滚动轴承的参数。参考文献^[19], 可得该轴承的内外圈故障特征频率分别为 $f_i = 196.68$ Hz 和 $f_o = 107.91$ Hz。

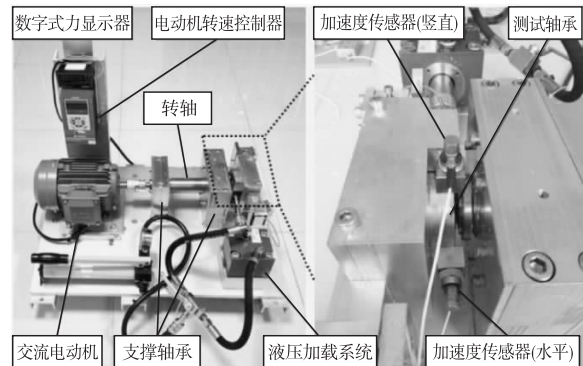


图 6 试验平台

表1 LDK UER204 轴承参数

参数名称	数值
内圈滚道直径/mm	29.30
外圈滚道直径/mm	39.80
轴承中径/mm	34.55
滚珠直径/mm	7.92
滚珠个数/个	8
接触角/(°)	0

5.2 滚动轴承早期外圈故障诊断

该时域波形如图7所示,在此信号加入额外的随机噪声,信噪比 $SNR = -4$ dB。故障信号的包络谱图8中虽然可以看到故障特征频率和倍频 $f_o \sim 3f_o$,但由于存在着较多幅值较高的干扰频率,在进行故障诊断时容易误判。对采集的振动信号作 Teager 能量算子包络分析,结果如图9所示,由于受噪声干扰导致故障特征频率不突出,所以很难判断出轴承的故障类型。

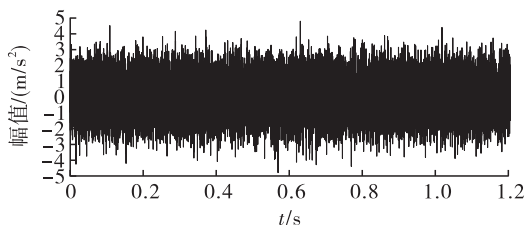


图7 滚动轴承外圈故障信号时域波形

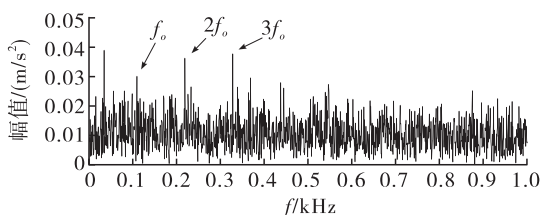


图8 滚动轴承外圈故障信号包络谱图

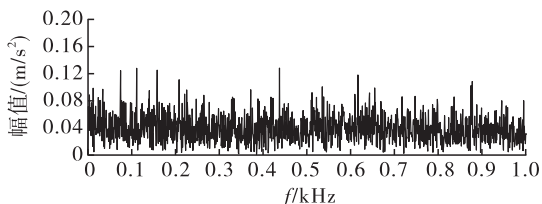
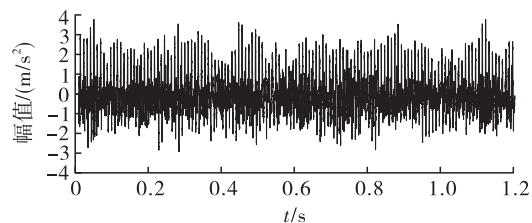
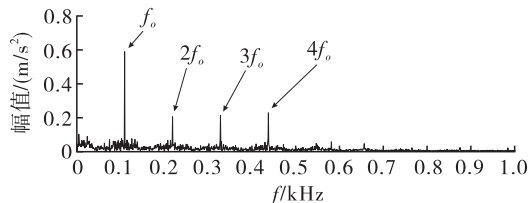


图9 滚动轴承外圈故障信号 Teager 能量算子包络谱

图10为故障信号经MNAD处理后信号时域波形及其包络谱。从图10(a)可以看出经MNAD处理后的信号相对原始信号减弱了噪声干扰并突出了重复性冲击。MNAD处理后信号作包络谱,结果如图10(b)所示,在包络谱中可以发现滚动轴承外圈故障特征频率及其倍频 $f_o \sim 4f_o$,但并没有体现更高倍频。



(a) MNAD处理后信号时域波形



(b) MNAD处理后信号包络谱

图10 滚动轴承外圈故障信号 MNAD 处理后信号时域波形及其包络谱

对MNAD处理后信号作Teager能量算子,然后对其作包络分析,其结果如图11所示,很直观地看出故障特征频率及倍频 $f_o \sim 8f_o$,相比图10(b)故障特征频率及其倍频 $f_o \sim 4f_o$ 更突出且突出了更多的倍频,体现了Teager能量算子对故障特征的增强。可以判断出该滚动轴承外圈发生故障,与实际相符,证明了所提方法在早期轴承故障诊断的有效性。

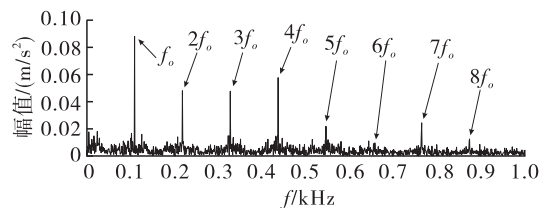
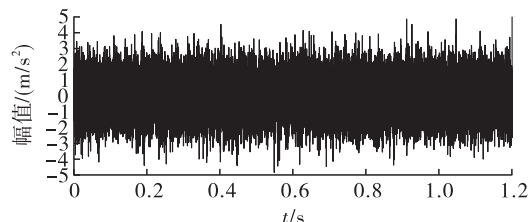
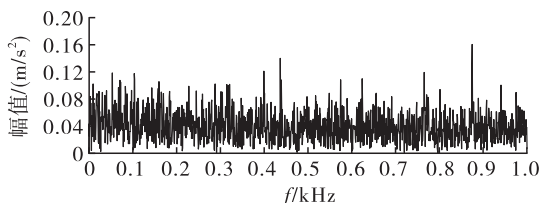


图11 MNAD处理后信号 Teager 能量算子包络谱

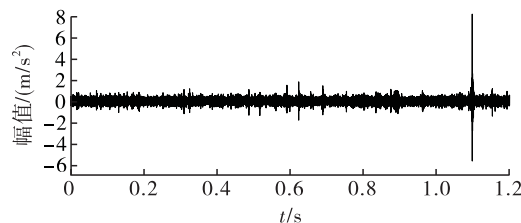
为了进一步证明该方法的优越性,将滚动轴承故障信号用MED做预处理来减少噪声干扰,然后通过Teager能量算子增强信号并作包络谱分析,结果如图12所示。图12(a)中MED并没有有效的降低噪声干扰和提取冲击成分,解卷积效果不理想。图12(b)中,没有找到故障特征频率谱线。通过对比,证明了所提方法在降低噪声干扰提取故障冲击成分的优越性。



(a) MED处理后信号时域波形



(b) MED处理后信号Teager能量算子包络谱

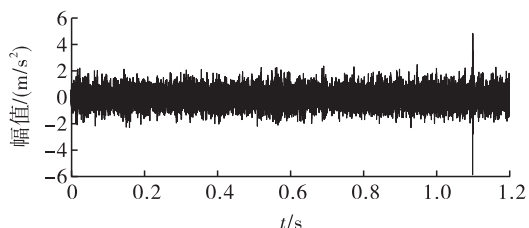


(a) MED处理后信号时域波形

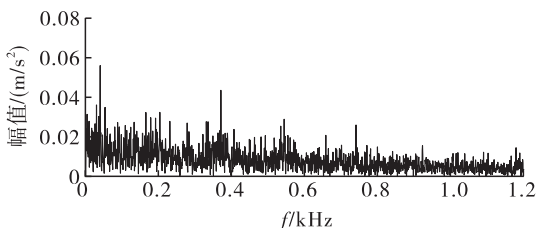
图 12 MED 处理后信号时域波形及其 Teager 能量算子包络谱

5.3 滚动轴承早期内圈故障诊断

为进一步证明该方法的合理性和正确性,通过滚动轴承早期内圈故障信号来测试验证。因噪声影响,从时域波形图 13(a)中依旧无法找到周期性冲击成分,在包络谱图 13(b)中并没有发现故障相关的特征,只发现了一些干扰频率。对滚动轴承内圈故障信号作 Teager 能量算子包络谱如图 14 所示,在图中也并未发现突出的滚动轴承内圈故障特征频率。



(a) 滚动轴承内圈故障信号时域波形



(b) 滚动轴承故障信号包络谱图

图 13 滚动轴承内圈故障信号时域波形及其包络谱

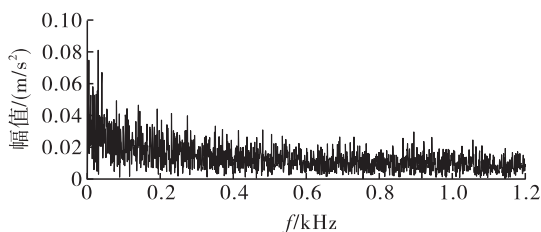
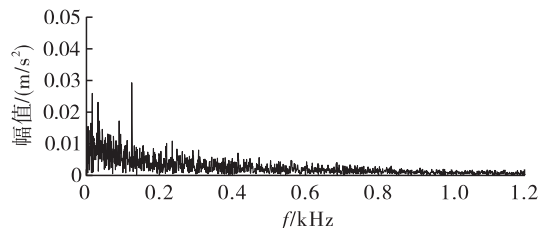


图 14 滚动轴承内圈故障信号 Teager 能量算子包络谱

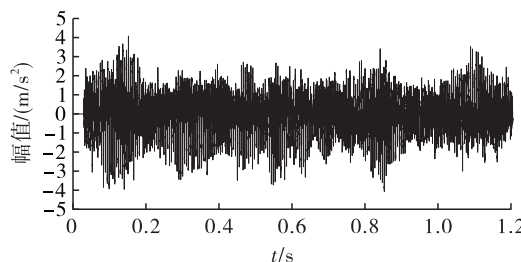
经 MED 处理后的信号波形如图 15(a)所示,从中可以看出 MED 算法虽然突出了部分冲击成分,但并没有很好地降低噪声和突出故障微弱的重复冲击成分,经 MED 处理后的信号作 Teager 能量算子包络谱分析,在图 15(b)中也没体现特征频率。



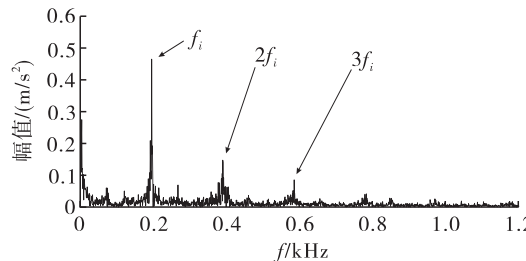
(b) MED处理后信号Teager能量算子包络谱

图 15 滚动轴承内圈故障信号 MED 处理后信号时域波形及其 Teager 能量算子包络谱

图 16(a)为 MNAD 处理后的信号时域波形,与 MED 处理后信号波形相比突出了周期性冲击成分并且在一定程度上降低了噪声干扰。经 MNAD 处理后信号作包络谱,从图 16(b)中可以发现故障特征频率及相关频率 $f_i \sim 3f_i$,但并没有很好突出更高的倍频。经 MNAD 处理后信号作 Teager 能量子增强,再作包络分析,从包络谱图 17 中可以找到突出的 $f_i \sim 6f_i$,图 17 中的 $2f_i$ 和 $3f_i$ 倍频比图 16(b)中的更加突出,且体现了更多的故障特征频率的倍频。对比计算出的滚动轴承故障特征频率可以判断出内圈发生故障,符合事实,进一步证实了文中所提方法的合理性和正确性。



(a) MNAD处理后信号时域波形



(b) MNAD处理后信号包络谱

图 16 滚动轴承内圈故障信号 MNAD 处理后信号时域波形及其包络谱

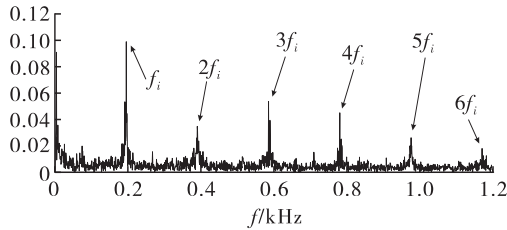


图 17 滚动轴承内圈故障信号 MNAD 处理后
信号 Teager 能量算子包络谱

6 结论

(1) 滚动轴承早期故障信号中的冲击成分较为微弱且信噪比较低, 针对此问题提出了基于 MNAD 和 Teager 能量算子的滚动轴承早期故障诊断法。仿真信号和实验信号分析结果表明, 该文提出的方法可以很好地诊断出滚动轴承早期故障类别。

(2) 对比分析表明, 对滚动轴承早期故障信号直接做包络谱和 Teager 能量算子包络谱都不能很好的提取故障特征, MNAD 解卷积算法比 MED 算法更好地降低噪声干扰和突出冲击成分。经 MNAD 处理后信号的 Teager 能量算子包络谱中的故障特征频率和倍频谱线比经 MNAD 处理后信号作包络谱得到的故障特征频率和倍频谱线更突出, 且体现的故障特征频率的倍频数目更多, 体现了该文提出方法的优越性。

参考文献:

[1] 阳建宏, 黎敏, 丁福焰. 滚动轴承诊断现场实用技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2015: 1 - 10.

[2] 雷虎, 王靖岳, 郑珺文, 等. 基于 POA 优化 FMD 参数的滚动轴承早期故障诊断 [J]. 失效分析与预防, 2024, 19(04): 264 - 272.

[3] GUO Y, ZHAO L, WU X, et al. Tooth root crack detection of planet and sun gears based on resonance demodulation and vibration separation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(1): 65 - 75.

[4] 谢小正, 李俊, 赵荣珍, 等. SVD - LMD 联合降噪和 TEO 的滚动轴承故障诊断 [J]. 机械传动, 2022, 45(6): 104 - 112.

[5] WANG Jingyue, LI Jiangang, WANG Haotian, et al. Composite fault diagnosis of gearbox based on empirical mode decomposition and improved variational mode decomposition [J]. Journal of Low Frequency Noise, Vibration & Active Control, 2021, 40(1): 332 - 346.

[6] HUANG Y, LIN J, LIU Z, et al. A morphological filtering method based on particle swarm optimization for rail-

way vehicle bearing fault diagnosis [J]. Shock and Vibration, 2019, 2019: 1 - 16.

- [7] LU Y, XIE R, LIANG S Y. Detection of weak fault using sparse empirical wavelet transform for cyclic fault [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(5): 1195 - 1201.
- [8] 王靖岳, 李建刚, 王浩天. 采用改进多点最优最小熵反褶积的齿轮箱复合故障特征提取 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(5): 70 - 77.
- [9] CUI B, GUO P, ZHANG W. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on the MCKD - SSD - TEO with optimal parameters [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(1): 31 - 42.
- [10] Wiggins R A. Minimum entropy deconvolution [J]. Geoprospection, 1978, 16(1 - 2): 21 - 35.
- [11] 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.
- [12] FANG B, HU J, YANG C, et al. Minimum noise amplitude deconvolution and its application in repetitive impact detection [J]. Structural Health Monitoring, 2022: 14759217221114527.
- [13] 祝小彦, 王永杰. 基于 MOMEDA 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 104 - 110.
- [14] 裴迪, 岳建海, 焦静. 基于自相关与能量算子增强的滚动轴承微弱故障特征提取 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(11): 101 - 108.
- [15] FANG B, HU J, YANG C, et al. A blind deconvolution algorithm based on backward automatic differentiation and its application to rolling bearing fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 33(2): 025009.
- [16] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization [J]. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.
- [17] 王宏超, 陈进, 董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取 [J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 88 - 94.
- [18] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU - SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 1 - 6.
- [19] YU M, PAN X. A novel ITD - GSP - based characteristic extraction method for compound faults of rolling bearing [J]. Measurement, 2020, 159: 107736.