

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.02.011

# 基于 ITD-MOMEDA 联合降噪的 滚动轴承故障诊断研究\*

朱紫悦, 张金萍\*

(沈阳化工大学 机械与动力工程学院, 辽宁 沈阳 110142)

**摘要:**在滚动轴承的实际运行过程中,其故障信号往往容易淹没于强背景噪声中,使其故障的类型难以得到识别,针对这一问题,提出了一种基于固有时间尺度分析(ITD)和多点最优调整的最小熵解卷积(MOMEDA)相结合的联合降噪方法,并将其应用于滚动轴承的故障诊断中。首先,用 ITD 算法对滚动轴承故障原始信号进行了分解,得到了多个固有旋转分量(PRC);其次,依据相关系数和峭度原则,挑选出了与原信号相关度较大的 PRC 分量,并对其进行了重构;然后,采用 MOMEDA 算法对重构信号进行了进一步降噪处理,完成了有用信号与噪声信号的分离;最后,对降噪后的信号进行了包络解调分析,提取出了故障特征频率,诊断出了轴承故障具体位置;此外,为了验证该方法的有效性,通过 ITD 与局域均值分解(LMD)、MOMEDA 与最大相关峭度解卷积(MCKD)算法对仿真信号进行了对比分析,并对轴承外圈进行了实例分析。研究结果表明:相比于 ITD-MCKD 方法,基于 ITD-MOMEDA 联合降噪方法的故障诊断准确率提高 4.3%,能更有效地去除强噪声,并成功地检测出轴承的故障类型。

**关键词:**滚动轴承;轴承故障;固有时间尺度分析;多点最优调整的最小熵解卷积;固有旋转分量;包络解调分析

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)02-0217-07

## Fault diagnosis of rolling bearing based on ITD-MOMEDA combined noise reduction

ZHU Zi-yue, ZHANG Jin-ping

(School of Mechanical and Power Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China)

**Abstract:** Fault signal of rolling bearing was easily submerged in strong background noise during actual operation, which made it difficult to identify the fault type. Aiming at these problems, a joint noise reduction method based on intrinsic time-scale decomposition (ITD) and multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted (MOMEDA) was proposed, and applied to the fault diagnosis of rolling bearing. Firstly, the ITD algorithm was used to decompose the original signal of the rolling bearing fault to obtain multiple proper rotation components (PRC); Secondly, according to the principle of correlation coefficient and kurtosis, the PRC that had a greater correlation with the original signal was selected for reconstruction; Then, MOMEDA algorithm was used to further denoise the reconstructed signal to separate the useful signal from the noise signal. Finally, the envelope demodulation analysis of the signal was performed to extract the fault characteristic frequency and diagnose the specific location of the bearing fault. In addition, in order to verify the effectiveness of the method, the simulation signals were compared and analyzed by ITD and local mean value decomposition (LMD), MOMEDA and maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD), and the analysis of the outer ring instance was presented. The results indicate that the diagnosis accuracy of the joint noise reduction method based on ITD-MOMEDA is 4.3% higher than the ITD-MCKD diagnosis accuracy, which can more effectively remove strong noise and successfully detect the type of bearing failure.

**Key words:** rolling bearing; bearing failure; intrinsic time-scale decomposition (ITD); multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted (MOMEDA); proper rotation components (PRC); envelope demodulation analysis

收稿日期:2021-08-24

基金项目:辽宁省教育厅基金资助项目(LJKZ0462)

作者简介:朱紫悦(1991-),女,河南长垣人,硕士研究生,主要从事轴承故障诊断和信号处理方面的研究。E-mail:1455662847@qq.com

通信联系人:张金萍,女,副教授,硕士生导师。E-mail:66278038@qq.com

## 0 引言

滚动轴承是机械系统中关键零部件之一,一旦出现故障可能会导致机器停机,造成经济损失。在实际工作过程中,轴承故障振动信号微弱,容易被强干扰信号覆盖<sup>[1]</sup>。因此,如何从振动信号中提取微弱故障特征对轴承早期故障进行精确诊断和识别,是轴承故障诊断的难题之一<sup>[2]</sup>。

在轴承故障诊断中,由于早期故障信号常被噪声所淹没,因此从信号中去噪,并增强弱故障特征至关重要<sup>[3]</sup>。而提取微弱故障特征的前提是对信号进行降噪,剔除干扰信号,增强信号的故障信息。传统的信号降噪方法有:小波变换<sup>[4]</sup>(wavelet transform, WT)、经验模态分解<sup>[5]</sup>(empirical mode decomposition, EMD)、局部均值分解<sup>[6]</sup>(local mean decomposition, LMD)、局部特征尺度分解<sup>[7]</sup>(local characteristic scale decomposition, LCD)等。

但是在信号预处理阶段,单一的方法难以有效地剔除信号的背景噪声,且信号降噪方法自身也存在模态混叠、端点效应、欠包络、计算量大等问题。

固有时间尺度分析(intrinsic time-scale decomposition, ITD)是 FREI M G 等人<sup>[8]</sup>在 2006 年提出的一种具有实时性的用于处理非平稳、非线性信号的新型时频分析方法。ITD 方法克服了以上传统方法在对非线性、非平稳信号处理局限性,具有良好的时频聚集性。根据其特点,肖洁等人<sup>[9]</sup>研究了 ITD 降噪算法,表明 ITD 能够克服 EMD 等存在的模态混叠等问题,具有良好的自适应性;但是用单一的 ITD 降噪方法处理信号还是存在不少噪声。同样地,范玉刚等人<sup>[10]</sup>研究了利用 ITD 算法消减信号噪声干扰,但是若没有自回归模型(auto regressive, AR)的加入,难以及时捕捉早期微弱故障信号。刘丰等人<sup>[11]</sup>将 ITD 算法与改进的峭度解卷积(maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)算法相结合,成功地去除了无关成分的干扰,并保留了敏感故障冲击成分,确保了降噪效果的准确性,表明了 ITD 与其他降噪方法相结合更具优越性。

最大相关峭度解卷积(MCKD)由 GEOFF L M 等人<sup>[12]</sup>在 2012 年提出。但该方法降噪效果的好坏与否受限于周期和滤波器的长度。基于此, MCDONALD G L 等人<sup>[13]</sup>在 2017 年提出了一种新的解卷积算法,即多点最优调整的最小熵解卷积(MOMEDA)。该算法是在 MCKD 方法基础上发展而来,它通过简单的迭代求得最优解的滤波器,以此来增强信号的周期性冲击成分,并被成功地运用到了齿轮箱的故障诊断中。

根据以上分析,为了有效剔除微弱故障信号的背景噪声,准确清晰地提取出轴承的故障特征频率,笔者提出一种基于 ITD 与 MOMEDA 相结合的联合降噪方法,并将其应用到滚动轴承的故障诊断中。

## 1 基本理论

### 1.1 固有时间尺度分析理论

ITD 法可以将非线性、非平稳信号分解为一系列的固有旋转分量(PRC)和剩余趋势分量(R)之和。

其具体的分解过程,即采样信号的一次分解过程为:

$$X_t = L_t + H_t = H_t + (H + L)L_t = H \sum_{k=0}^{P-1} L_t^k + L_t^P \quad (1)$$

式中: $X_t$ —采样信号; $L_t$ —基线分量; $H_t$ —一个 PR 分量; $L$ —分段线性提取因子; $P$ —迭代次数。

### 1.2 MOMEDA 理论

假定原始振动信号  $x$  表达式为:

$$x = h * y + e \quad (2)$$

式中: $y$ —轴承损伤点的碰撞信号; $h$ —系统卷积函数; $e$ —随机干扰噪声。

MOMEDA 的主要目标是找到最优滤波器  $f$ , 以准确地提取故障信号特征。其解卷积过程如下:

$$y = f * x = \sum_{k=1}^{N-L} f_k x_{k+L-1} \quad (3)$$

式中: $L$ —滤波器长度。

其中: $k = 1, 2, \dots, N-L$ 。

MOMEDA 引入多点  $D$ -范数,以提取故障信号的特征。多点  $D$ -范数表达如下:

$$f_{\text{MDN}}(y, t) = \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (4)$$

$$f_{\text{MOMEDA}} = \max_f f_{\text{MDN}}(y, t) = \max_f \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (5)$$

式中: $t$ —目标向量; $f$ —滤波器向量组; $y$ —振动信号向量。

当  $t$  与  $y$  达到一致时,其解卷积滤波效果达到最好状态,此刻  $f_{\text{MDN}}(y, t)$  为最大值,亦  $f_{\text{MOMEDA}}$  值最大,即 MOMEDA 完成了其主要目标。

由式(4)可得:

$$\frac{d}{df} \left( \frac{t^T y}{\|y\|} \right) = 0 \quad (6)$$

其中: $f = f_1, f_2, \dots, f_L$ ;  $t = t_1, t_2, \dots, t_{N-L}$ 。

联立式(3~5)可得:

$$\frac{d}{df} \left( \frac{t^T y}{\|y\|} \right) = \|y\|^{-1} (t_1 M_1 + t_2 M_2 + \dots + t_k M_k) - \frac{t^T y X_0 y}{\|y\|^3} = 0 \quad (7)$$

其中:  $\mathbf{X}_0 = [\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \cdots, \mathbf{M}_k]$ 。

则式(7)可以记为:

$$\|\mathbf{y}\|^{-1}\mathbf{X}_0\mathbf{t} - \|\mathbf{y}\|^{-3}\mathbf{t}^T\mathbf{y}\mathbf{X}_0\mathbf{y} = 0 \tag{8}$$

经整理后可得:

$$\frac{\mathbf{t} \cdot \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2}\mathbf{X}_0\mathbf{y} = \mathbf{X}_0\mathbf{t} \tag{9}$$

将  $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T\mathbf{f}$  代入式(9), 可得:

$$\frac{\mathbf{t} \cdot \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2}\mathbf{f} = (\mathbf{X}_0\mathbf{X}_0^T)^{-1}\mathbf{X}_0\mathbf{t} \tag{10}$$

取一特解作为最优滤波器  $\mathbf{f}$ , 记为:

$$\mathbf{f} = (\mathbf{X}_0\mathbf{X}_0^T)^{-1}\mathbf{X}_0\mathbf{t} \tag{11}$$

将式(11)代入  $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T\mathbf{f}$  中, 便可得到原始振动信号  $y$ 。

2 诊断流程

基于 ITD-MOMEDA 的滚动轴承故障诊断流程图如图 1 所示。

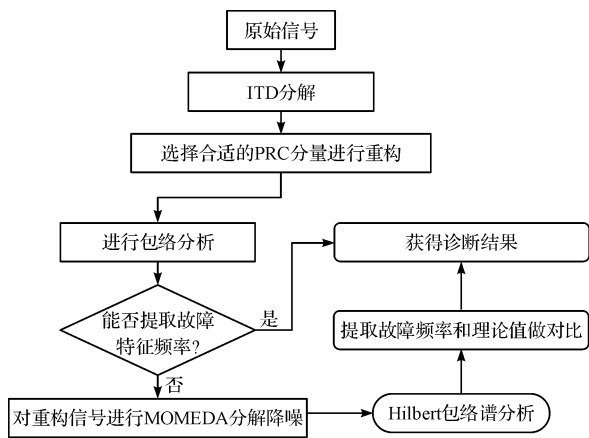


图1 基于 ITD-MOMEDA 的滚动轴承故障诊断流程图

具体的诊断流程如下:

- (1)对轴承故障振动信号进行 ITD 分解,得到了多个固有旋转分量和剩余趋势分量;
- (2)根据相关系数值和峭度值,对 PRC 分量进行了筛选;
- (3)对筛选出的信号分量进行了重组;
- (4)使用 MOMEDA 方法去除噪声,增强重构故障信息;
- (5)做 Hilbert 包络解调分析;
- (6)提取故障特征频率,完成了轴承的故障诊断。

3 仿真信号分析

3.1 基于 ITD 和 LMD 仿真信号对比

为了证明 ITD 方法优于传统预处理方法,笔者构

造了仿真信号,通过 ITD 和 LMD 方法来对比分析说明前者方法的优越性。

信号表达式如下:

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) \\ s(t) = 0.4\sin(80\pi t + 0.6\cos 30\pi t) + 0.3\cos(280\pi t) \end{cases} \tag{12}$$

式中:  $x(t)$ —原始信号;  $s(t)$ —周期性冲击信号;  $n(t)$ —白噪声信号。

笔者提取 1 000 点做分析处理。

信号  $s(t)$  的时域图和频谱图如图 2 所示。

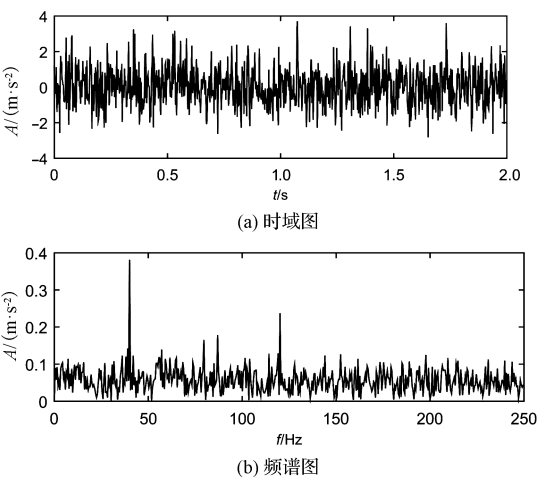


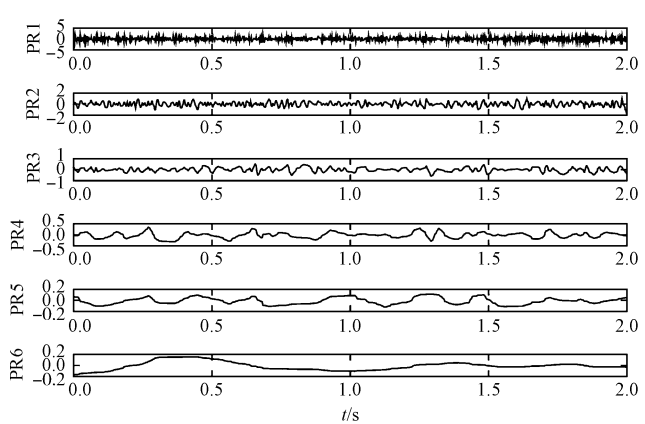
图2 信号  $x(t)$  的时域图和频谱图

由图 2 可知:(1)由基频为 40 Hz、调频频率为 15 Hz 的调频调幅信号、频率为 140 Hz 的余弦信号构成的周期性冲击信号被白噪声完全淹没,无规律可循;(2)频谱图无明显的故障特征频率。

为了去除噪声,笔者分别引入 ITD 和 LMD 算法,进行预处理对比分析。

仿真信号经 ITD 和 LMD 分解对比图如图 3 所示。

由图 3 可知:含噪信号经 LMD 分解后的 PF2 和 PF3 处有明显的模态混叠现象,而经 ITD 分解的信号则无,说明 ITD 比 LMD 方法有优势。



(a) 仿真信号ITD分解图

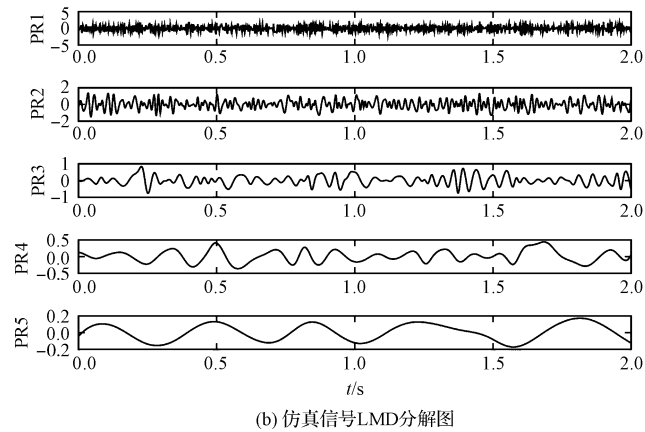


图 3 仿真信号经 ITD 和 LMD 分解对比图

3.2 MOMEDA 和 MCKD 对比分析

笔者选择由 ITD 分解的分量进行重构,再对重构信号分别进行 MOMEDA 和 MCKD 降噪处理。

MOMEDA 和 MCKD 分析对比图如图 4 所示。

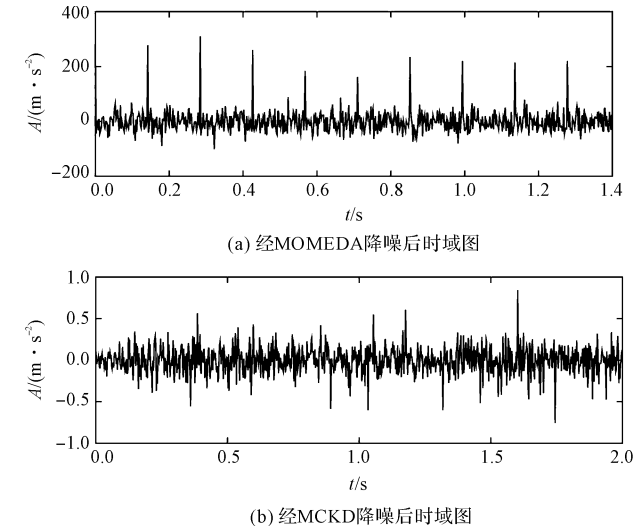


图 4 MOMEDA 和 MCKD 分析对比图

由图 4 可知:由于受到有限脉冲滤波器长度和背景噪声的影响,采用 MCKD 的降噪效果要劣于采用 MOMEDA 的效果。

4 实例分析

4.1 外圈故障分析

笔者选取美国辛辛那提智能维护中心的滚动轴承全寿命实验数据进行分析<sup>[14]</sup>。

该试验台由一个 AC 电动机(转速为 2 000 r/min)、4 个轴承(Rexnord ZA-2115 双列轴承)、振动传感器(X 轴和 Y 轴)组成;轴承由交流电动机通过皮带牵引,转速为 2 000 r/min,同时给转轴和轴承施加约 26 671 N 的径向载荷,每个轴承的支座上在水平和垂

直方向上安装加速度传感器,上端还装有热电偶,用来检测轴承的实时温度。

在早期的故障信号选择上,根据文献[15]的实测信号分析,笔者选用实验的第 2 次测试数据的 5 310 min 时的轴承振动数据作为实验分析对象,取 10 000 个数据点(此刻的转速实际为 1 948 r/min);该实验结束后,外圈出现磨损,轴承 1 出现外圈磨损失效;根据轴承工况和结构参数计算出轴承外圈故障频率为 230 Hz。

滚动轴承参数如表 1 所示。

表 1 滚动轴承参数

| 轴承节径/mm | 滚动体直径/mm | 接触角/° | 滚动体个数/个 |
|---------|----------|-------|---------|
| 71.5    | 8.4      | 15.17 | 16      |

笔者选取的轴承故障信号的外圈时域图和包络图如图 5 所示。

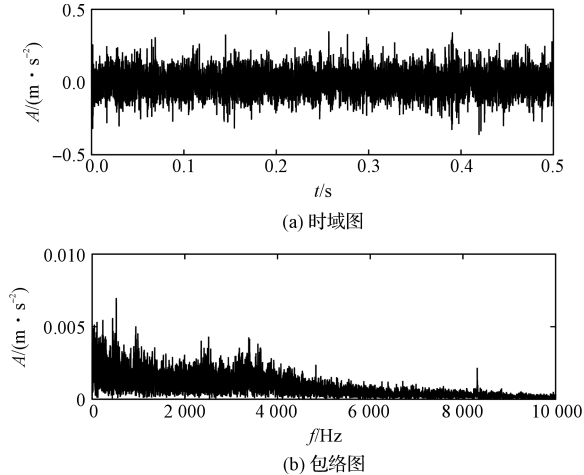


图 5 外圈时域图和包络图

由图 5 中可知:故障特征信号被淹没在背景噪声中,无法直接进行故障判别。因此,笔者在此对外圈原始振动信号进行 ITD 处理。

4.2 外圈信号的 ITD 分解

外圈故障信号 ITD 分解分量如图 6 所示。

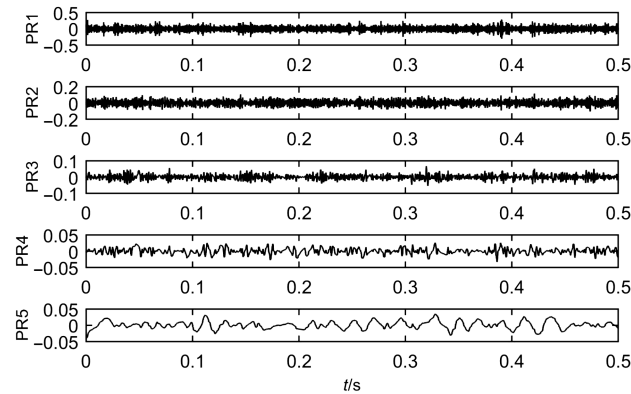


图 6 外圈故障信号 ITD 分解分量图

由图 6 可知:各阶分量按频率高低依次排列。其与原信号的相关系数和峭度值结果,如表 2 所示。

表 2 相关系数和峭度值

|      | PRC1    | PRC2    | PRC3    | PRC4    | PRC5    |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 相关系数 | 0.854 3 | 0.565 2 | 0.348 4 | 0.150 1 | 0.172 4 |
| 峭度   | 3.569 4 | 2.735 7 | 3.613 2 | 3.306 6 | 3.175 5 |

从表 2 中可知:PRC1 至 PRC3 与原信号相关系数较大,分别为 0.854 3、0.565 2 和 0.348 4;又 PRC3 和 PRC5 峭度值较大,分别为 3.306 6 和 3.175 5 均大于 3,但其相关系数较小,究其原因应是噪声振动引起。又因为 PRC2 峭度值为 2.735 7,所以笔者选择 PRC1 和 PRC3 作为重构信号的重构分量。

4.3 外圈重构信号的 MOMEDA 处理

笔者使用 MOMEDA 对重构信号进行降噪处理,周期设为 86.96。

经 MOMEDA 降噪后的时域图和包络图如图 7 所示。

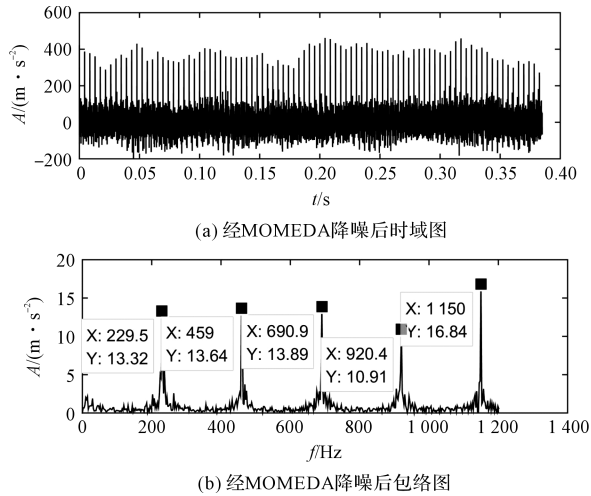


图 7 重构信号 MOMEDA 降噪后时域和包络图

由图 7 可知:时域图特征频率峰值突出,噪音明显减少;在包络图中可以清晰地看出与外圈故障特征频率 230 Hz 较接近的 229.5 Hz,和其 2 倍频 459 Hz,直到 5 倍频 1 150 Hz 等。

该结果证明,采用此法能够提取被噪声淹没的轴承故障特征。

4.4 外圈重构信号的 MCKD 处理

为与 MOMEDA 方法进行比较,笔者用 MCKD 方法对重构信号进行降噪处理。

经 MCKD 降噪后的时域和包络图如图 8 所示。

由图 8 可知:在包络图中,外圈故障特征冲击频率不能被精确地提取,准确率较笔者提出的方法低 4.3%;且其周期性较弱,干扰频率毛刺较多。

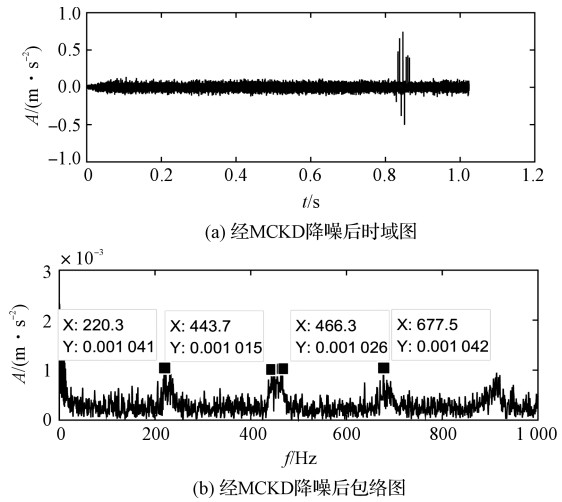


图 8 经 MCKD 降噪后时域和包络图

5 泛化研究

5.1 内圈故障分析

笔者以美国西储大学滚动轴承数据中心的实验数据<sup>[16]</sup>为例来分析轴承振动信号,即取在 12 000 Hz 采样频率下采集的驱动端 SKF6205 轴承内圈含有的故障信号数据进行分析。

其中,实验时轴承的转速是 1 750 r/min。实验滚动轴承节径是 39.04 mm,滚动体个数是 9 个,滚动体直径是 7.94 mm,内圈直径 25 mm,外圈直径 52 mm,接触角是 0°。通过参数计算可得,该轴承内圈故障频率为 158 Hz。

内圈故障信号的时域图及包络图如图 9 所示。

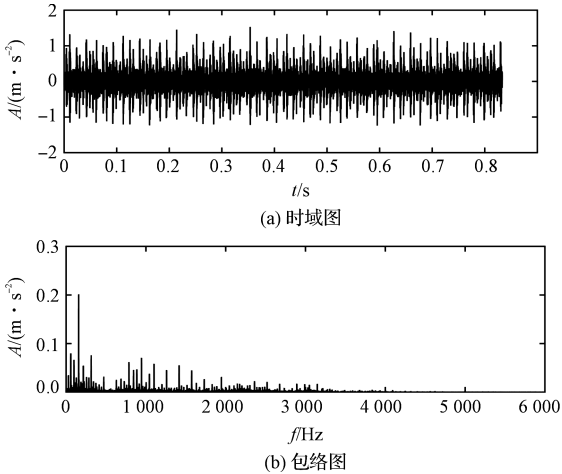


图 9 内圈故障信号时域图及包络图

由图 9 可知:故障特征信号被淹没在背景噪声中,无法直接进行故障判别,需进行降噪处理。

5.2 内圈信号的 ITD 分解

接下来,笔者对轴承内圈的原始振动信号进行

ITD 处理。

内圈故障信号 ITD 分解分量如图 10 所示。

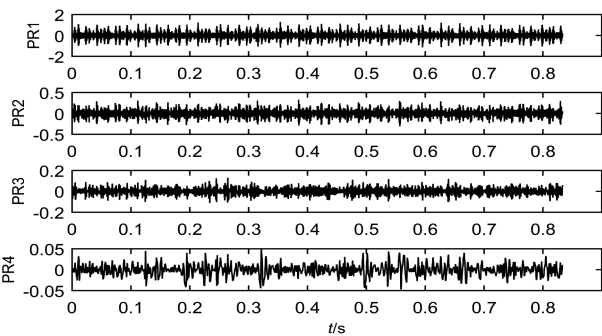


图 10 内圈故障信号 ITD 分解分量

由图 10 可知:各阶分量按频率高低依次排列。其与原信号的相关系数和峭度值结果如表 3 所示。

表 3 相关系数和峭度值

|      | PRC1    | PRC2    | PRC3    | PRC4    |
|------|---------|---------|---------|---------|
| 相关系数 | 0.955 9 | 0.482 3 | 0.200 3 | 0.045 5 |
| 峭度   | 5.269 4 | 4.056 4 | 3.268 1 | 3.820 4 |

从表 3 中可以看出:PRC1 和 PRC2 的相关系数较大分别为 0.955 9、0.482 3;又 PRC1 至 PRC5 峭度值均大于 3,但 PRC3 和 PRC4 相关系数较小,应是噪声振动所引起的。

根据以上结果,所以笔者选择 PRC1 和 PRC2 作为重构信号的重构分量。

5.3 内圈重构信号的 MOMEDA 处理

笔者使用 MOMEDA 对重构信号进行降噪处理,周期设为 76。

经 MOMEDA 降噪后,重构信号的时域图和包络图如图 11 所示。

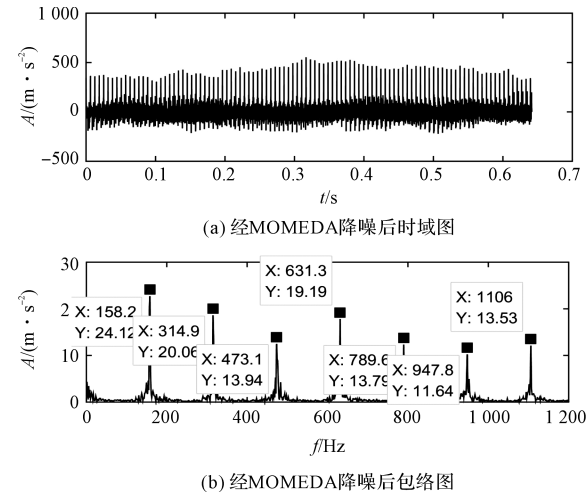


图 11 重构信号经 MOMEDA 降噪后时域图和包络图

由图 11 可知:时域图特征频率峰值突出,故障信息丰富,且有规律可循;在显示的包络图中,可以清晰

地提取到内圈故障特征频率的倍频,成功诊断出轴承故障位置发生在内圈。

5.4 内圈重构信号的 MCKD 处理

为与 MOMEDA 方法进行比较,笔者用 MCKD 方法对重构信号进行降噪处理。

经 MCKD 降噪后,重构信号的时域和包络图如图 12 所示。

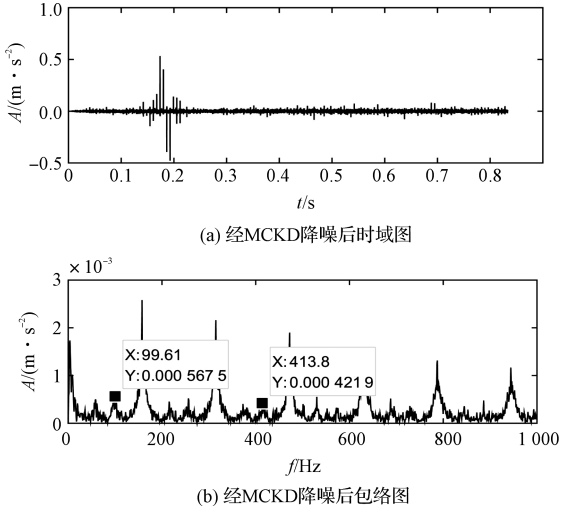


图 12 重构信号经 MCKD 降噪后时域和包络图

由图 12 可知:在包络图中,内圈故障特征冲击频率不能被精确地提取;虽有冲击特征,但频率幅值低,且干扰频率较多,不能进行故障特征频率的有效提取。

6 结束语

为了更好地提取和识别出轴承的故障信号,笔者提出了一种基于固有时间尺度分析(ITD)和多点最优调整的最小熵解卷积(MOMEDA)相结合的联合降噪方法,并将其应用于滚动轴承的故障诊断中;首先,将 ITD 算法作为 MOMEDA 前置滤波降噪技术手段,对滚动轴承故障信号进行了分解,挑选出故障特征丰富的有用信号分量,并对其进行了重构;然后,用 MOMEDA 方法对重构信号进行了再次降噪,用包络解调技术解调出了故障特征频率。

研究表明:

- (1)通过 ITD 和 LMD 对仿真信号分析,前者在分解结果上能避免模态混叠等问题,准确分解出原始信号故障信息;
- (2)经对轴承外圈故障实例的分析可知,在降噪滤波方面,由于受滤波器长度和周期的影响,与 MOMEDA 相比,MCKD 的降噪效果要明显劣于 MOMEDA;与 ITD-MCKD 法相比,ITD-MOMEDA 法的准确率提高了 4.3%,且得出的时域图和包络图规律明显,峰

值突出,能有效地增强信号的冲击特征,准确识别故障特征。

由于此处的实例均为单点故障,MOMEDA 算法对其有良好的自适应性。若将其用于诊断复合故障,由于 MOMEDA 在滤波时,信号长度(与原始信号相比)缩短了;同时,该方法无法自动识别故障的脉冲周期。因此,在进行故障诊断时,需每次分别设置故障周期,致使分析的效率低下,且计算量大。

因此,在后续的研究中,笔者将对此进行深入研究,并提出相应的改进方法,以更好地适应复合故障的诊断。

## 参考文献(References):

- [1] 董绍江,裴雪武,吴文亮,等. 基于多层降噪技术及改进卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械工程学报,2021,57(1):148-156.
- [2] 张云强,张培林,王怀光,等. 基于双时域微弱故障特征增强的轴承早期故障智能识别[J]. 机械工程学报,2016,52(21):96-103.
- [3] 张子英. 基于新型反褶积理论的齿轮箱轴承复合故障诊断研究[D]. 北京:中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院,2020.
- [4] PETER W T, PENG Y H, YAM R. Wavelet analysis and envelop detection for rolling element bearing fault diagnosis-their effectiveness and flexibilities[J]. **Journal of Vibration and Acoustics**,2000,123(3):303-310.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. **Proceedings of the Royal Society of London Series**,1998,454:903-995.
- [6] JONATHAN S S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. **Journal of the Royal Society Interface**,2005,2(5):443-454.
- [7] 程军圣,郑近德,杨宇. 局部特征尺度分解方法及其应用[M]. 长沙:湖南大学出版社,2020.
- [8] FREI M G, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. **Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**,2006,2078(463):321-342.
- [9] 肖洁,黎敬涛,邓超,等. 基于 ITD 与 LLTSA 的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量技术,2020,43(8):183-188.
- [10] 范玉刚,王之宏,黄国勇. 基于 ITD-AR 模型的故障诊断方法研究[J]. 昆明理工大学学报:自然科学版,2017,42(6):44-50.
- [11] 刘丰,李欣欣,黄河,等. 基于 ITD 与改进 MCKD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 广西大学学报:自然科学版,2021,46(1):107-115.
- [12] GEOFF L M, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2012(33):237-255.
- [13] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2017,82(1):461-477.
- [14] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. **Journal of Sound and Vibration**,2005,289(4):1066-1090.
- [15] 刘尚坤,唐贵基,何玉灵. Teager 能量算子结合 MCKD 的滚动轴承早期故障识别[J]. 振动与冲击,2016,35(15):98-102.
- [16] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the case western reserve university data: A benchmark study[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2015,64-65:100-131.

[编辑:李辉]

## 本文引用格式:

朱紫悦,张金萍. 基于 ITD-MOMEDA 联合降噪的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2022,39(2):217-223.

ZHU Zi-yue, ZHANG Jin-ping. Fault diagnosis of rolling bearing based on ITD-MOMEDA combined noise reduction[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022,39(2):217-223.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>