

DOI: 10.3901/JME.2022.19.130

增强 Ramanujan 模态分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用^{*}

程 健^{1,2} 程军圣^{1,2} 李 鑫^{1,2} 邵海东^{1,2} 杨 宇^{1,2}

(1. 湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室 长沙 410082;

2. 湖南大学机械与运载工程学院 长沙 410082)

摘要: 针对现有的滚动轴承故障诊断方法(例如:小波变换和集合经验模态分解)的周期识别能力并不稳定等问题,我们提出了具有良好的周期分量提取能力的自适应周期模态分解(Adaptive periodic mode decomposition, APMD)方法。然而该方法所采用的最大似然估计方法在强噪声背景下估计周期时常出现错误,这导致 APMD 在强背景噪声下的周期提取性能并不稳定。为此,我们定义了自适应频率加权能量算子(Adaptive frequency weighted energy operator, AFWEO),并将其用于增强周期脉冲。然后,提出了一种新的周期估计策略以提高周期估计的准确性,并在此基础上提出了增强 Ramanujan 模态分解(Enhanced Ramanujan mode decomposition, ERMD)方法。滚动轴承仿真和实验信号分析结果表明,新的周期估计策略在强背景噪声下依然有效,同时也说明了 ERMD 具有优良的周期成分识别和提取能力,是一种有效的滚动轴承故障诊断方法。

关键词: 增强 Ramanujan 模态分解; 周期估计; 自适应频率加权能量算子; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: TH165

Enhanced Ramanujan Mode Decomposition Method and Its Application to Rolling Bearing Fault Diagnosis

CHENG Jian^{1,2} CHENG Junsheng^{1,2} LI Xin^{1,2} SHAO Haidong^{1,2} YANG Yu^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing for Vehicle Body, Hunan University, Changsha 410082;

2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082)

Abstract: The period recognition ability of the existing rolling bearing fault diagnosis methods (such as wavelet transform and ensemble empirical mode decomposition) is not stable. We propose adaptive periodic mode decomposition (APMD) method with good capability of extracting periodic components. However, the maximum likelihood estimation method used in the APMD often fails to estimate the period under strong noise background, which results in the unstable performance of period extraction under strong noise background. Therefore, we define an adaptive frequency weighted energy operator (AFWEO) and use it to enhance period impulses. Then, we propose a new period estimation strategy to improve the accuracy of the period estimation. On this basis, we propose the enhanced Ramanujan mode decomposition (ERMD) method. Emulational and experimental signal analysis results of rolling bearings show that the new period estimation strategy is still effective under strong background noise, and ERMD is an effective method for rolling bearing fault diagnosis because of its excellent ability of identifying and extracting periodic components.

Key words: enhanced ramanujan mode decomposition; period estimation; adaptive frequency weighted energy operator; rolling bearing; fault diagnosis

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51975193、51875183)。20220110 收到初稿,
20220620 收到修改稿

0 前言

滚动轴承作为旋转机械最为关键的部件之一, 对其进行实时状态检测至关重要^[1]。从机械振动信号的角度来说: 滚动轴承故障特征以周期性脉冲的形式呈现出来。提取故障信号中所包含的周期脉冲成分是滚动轴承故障诊断最为重要的步骤。但是当滚动轴承出现微弱故障时, 或者振动信号伴随着大量的背景噪声时, 准确地提取出振动信号中的周期脉冲信号成为一大难题^[2-3]。对此, 相关学者已经进行了大量的研究, 并提出了多种滚动轴承故障诊断方法^[4-6]。小波变换(Wavelet transform, WT)作为经典的信号分解方法, 已经广泛应用于滚动轴承故障诊断中^[7]。但是 WT 的噪声鲁棒性并不理想, 同时 WT 的结果依赖于人为选择的小波基^[8]。经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)也同样地应用于滚动轴承故障诊断中^[9]。但是 EMD 存在着模态混叠、欠包络和过包络等问题。为了抑制模态混叠, WU 和 HUANG 提出了集合经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD), 该方法通过不断添加白噪声, 均匀化极值点尺度, 进而得到更加准确的分解结果^[10]。虽然 EEMD 抑制了 EMD 的模态混叠, 但是 EEMD 的噪声鲁棒性依然不理想, 同时引入了需要人为设置的参数^[11]。虽然 WT 和 EEMD 等改进方法被相继提出, 但是这些方法并不能有效地提取信号中的周期脉冲分量^[12-13]。

随着 Ramanujan 理论的发展, DEN 和 HAN 提出了一种带有周期性和能量的共轭子空间追踪方法 (Conjugate subspace pursuit with periodicity and energy, CSPPE), 并将该方法应用于语音信号分析^[14]。CSPPE 方法利用能量来计算周期性度量。但是 CSPPE 需要人为设置周期成分的个数, 使得该方法分解效果并不稳定, 不具有自适应性。随后我们提出了一种新颖的周期脉冲提取方法—自适应周期模态分解(Adaptive periodic mode decomposition, APMD), 并将其成功地应用于滚动轴承故障诊断中^[15]。但是, 当背景噪声较强时, 由于受到噪声能量的干扰, 正交投影能量很难被估计出来。这将导致最大似然估计方法时常估计出错误的周期, 进而导致 APMD 提取的周期脉冲分量并不包含故障信息。为此, 提出了增强 Ramanujan 模态分解(Enhanced Ramanujan mode decomposition, ERMD)方法。首先我们定义了自适应频率加权能量算子(Adaptive frequency weighted energy operator, AFWEO), 用于

增强信号中的周期脉冲。然后, 我们提出了一种新的周期估计策略, 并用于提高周期估计的准确性。为了证明所提方法的有效性和优越性, 后续将 ERMD 方法用于滚动轴承仿真信号、内圈故障信号、外圈故障信号和复合故障信号分析中。

1 增强 Ramanujan 模态分解

1.1 一种新的周期估计策略

新的周期估计策略包括以下几个步骤。

步骤一: 计算信号的自适应频率加权能量算子, 增强周期脉冲特征。

数学上, 常用频率加权能量算子(Frequency weighted energy operator, FWEO)增强周期脉冲特征^[16]

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

式中 $h(n) = H(x(n))$, $H(\cdot)$ 代表离散傅里叶变换。 $x(n) = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ($n = 1, 2, \dots, N$)。

当故障信号 $x(n)$ 包含大量噪声时, 所含的周期脉冲特征并不明显, FWEO 的性能并不能满足要求。因此, 本文定义了自适应频率加权能量算子以增强周期脉冲。该方法过程如下

1) 计算信号 $x(n)$ 的 FWEO, 获得序列 $\Gamma_1(x(n))$; 并计算序列 $\Gamma_1(x(n))$ 的相关峭度 CK_1 。

2) 计算序列 $\Gamma_i(x(n))$ 的 FWEO, 获得序列 $\Gamma_{i+1}(x(n))$, 并获得对应的 CK_{i+1} 。

3) 终止判断。当 $CK_i \geq CK_{i+1}$ 时, 终止迭代; 否则, 继续步骤 (1) ~ 步骤 (3)。

上述过程即为 AFWEO。通过 AFWEO 可以获得最终的增强周期脉冲序列 $\Gamma_{\bullet}(x)$ 。

步骤二: 获取信号的无偏自相关序列, 突出周期脉冲。

通过式 (2) 可以计算出 $\Gamma_{\bullet}(x(n))$ 的无偏自相关序列 $R_{\Gamma_{\bullet}(x)}(\tau)$

$$R_f(\tau) = \frac{1}{N-|\tau|} \int f(t+\tau) f^*(t) dt \quad (2)$$

式中 $(\cdot)^*$ 代表共轭运算。

步骤三: 寻找无偏自相关序列中的局部峰值 P_n 。

$R_{\Gamma_{\bullet}(x)}(\tau)$ 是一个对称序列, 这里取 $R_{\Gamma_{\bullet}(x)}(\tau)(\tau \in [0, N-1])$ 作为后续分析序列。根据无偏自相关函数的特点, 可以继续将分析序列区间收缩为 $\tau \in [2, L]$

$$L = 2T_{\max} + T_t \quad (3)$$

式中 T_{\max} 是潜在的最大周期; T_t 是偏移量 (T_t 设置的不合理将会影响周期估计的准确性。一般 T_t 取值在 5-10 之间, 本文设置 $T_t=5$), 用来保证能够寻找一些间距大于 $2T_{\max}$ 的局部峰值。 L 的目的是为确保每个潜在的周期都能找到两个以上的局部峰值。局部峰值需要满足以下两点约束条件:

1) 峰值必须大于 $R_{\Gamma_{\bullet}(x)}(\tau)$ 的平均值。

2) 相邻的局部峰值的最小间隔应该大于 $T_{\min} - T_t$ 。 T_{\min} 是潜在的最小周期, 这里的 T_t 是确保能够寻找一些间距小于 T_{\min} 的局部峰值。

相邻峰之间的间隔 ($I = [I_1, I_2, \dots, I_n]$) 计算为

$$I_n = \tau_{n+1} - \tau_n \quad (4)$$

步骤四: 剔除干扰峰值。

对于受到强背景噪声和谐波污染的故障信号, 在获取的局部峰值中往往存在着一些异常值, 所以必须将这些异常值剔除, 以提高估计周期的准确性。间隔 I 的中值可以表示为 $\text{median}(I)$ 。引入中值绝对偏差 (Median absolute deviations, MAD), MAD 可以通过公式 (5) 计算得到^[17-18]。间隔值在 $[\text{median}(I) - 3\text{MAD}, \text{median}(I) + 3\text{MAD}]$ 之间被定义为有效间隔 ($I^{\text{opt}} = [I_i^{\text{opt}}](i = 1, 2, \dots, c)$)。

$$\text{MAD} = 1.4826 \cdot \text{median}(|I - \text{median}(I)|) \quad (5)$$

步骤五: 估计周期。

通过公式 (6) 可以估计出信号的周期

$$T = \text{round}\left(\frac{1}{c} \sum_{i=1}^c I_i^{\text{opt}}\right) \quad (6)$$

式中 $\text{round}(\bullet)$ 表示四舍五入算法。

1.2 增强 Ramanujan 模态分解方法

首先, ERMD 方法通过新的周期估计策略估计信号的主要周期; 随后, 生成 Ramanujan 子空间, 并将振动信号投影到 Ramanujan 子空间中生成精准周期分量 (Precise periodic component, PPC)。最后, 更新残差信号, 直至估计不出残差信号周期时停止分解。图 1 给出了 ERMD 的流程图。

对于故障信号 $x = x_1, x_2, \dots, x_N$ 。ERMD 可以将信号 x 周期脉冲准确提取出来

$$x = \sum_{k=1}^K x_{qk} + r \quad (7)$$

式中 K 是信号 x 中所含周期成分的个数。

步骤一: 通过 1.1 节提出的周期估计策略估计出信号 x 的主要周期 q 。

步骤二: 构造周期 q 为所对应的 Ramanujan 子空间 S_q 和对应的正交投影矩阵 Z_q 。

构造整数循环矩阵 B_q , 其定义如下

$$B_q = \begin{bmatrix} c_q(0) & c_q(q-1) & \cdots & c_q(2) & c_q(1) \\ c_q(1) & c_q(0) & \cdots & c_q(3) & c_q(2) \\ c_q(2) & c_q(1) & \cdots & c_q(4) & c_q(3) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ c_q(q-2) & c_q(q-3) & \cdots & c_q(0) & c_q(q-1) \\ c_q(q-1) & c_q(q-2) & \cdots & c_q(1) & c_q(0) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 $c_q(n)$ 是 Ramanujan 和序列

$$c_q(n) = \sum_{\substack{k=1 \\ (k,q)=1}}^q \cos \frac{2\pi kn}{q} \quad (9)$$

(k, q) 表示 k 与 q 的最大公约数, $(k, q)=1$ 表示 k 与 q 互为素数。矩阵 B_q 的列空间称为 Ramanujan 子空间 S_q 。 S_q 就是所有周期为 q 的信号所组成的空间, Ramanujan 子空间 S_q 是一个由 $c_q(n)$ 及其移位构成的整数基。

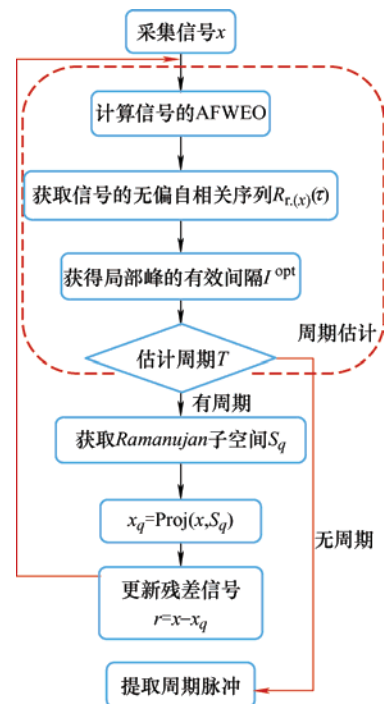


图 1 ERMD 的流程图

此时正交投影矩阵 Z_q 可以表示为

$$Z_q = \frac{B_q}{q} \quad (10)$$

步骤三: 获得当前周期为 q 所对应的投影信号 x_q 。
将信号 x 进行分段

$$x = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(M)}, x^{(M+1)}]^T \quad (11)$$

式中 $x^{(m)} \in \mathbf{R}^q$ 是信号 x 的第 m 块, $1 \leq m \leq M$ 。
 $x^{(M+1)} \in \mathbf{R}^{(N-Mq) \times (N-Mq)}$ 。首先令

$$x^r = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(M)}]^T \quad (12)$$

再令 $p \in \mathbf{R}^q$ 是 M 块的平均值。

$$p = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x^{(m)} \quad (13)$$

最后令 \bar{x}_q 为 p 在 Ramanujan 子空间 S_q 上的投影。

$$\bar{x}_q = Z_q p \quad (14)$$

那么信号 x^r 在 Ramanujan 子空间 S_q 上的投影可以计算如下

$$\begin{aligned} x_q^r &= \frac{1}{M} \begin{bmatrix} Z_q & Z_q & \cdots & Z_q \\ Z_q & Z_q & \cdots & Z_q \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Z_q & Z_q & \cdots & Z_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^{(1)} \\ x^{(2)} \\ \vdots \\ x^{(M)} \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{M} \begin{bmatrix} Z_q \sum_{m=1}^M x^{(m)} \\ Z_q \sum_{m=1}^M x^{(m)} \\ \vdots \\ Z_q \sum_{m=1}^M x^{(m)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{x}_q \\ \bar{x}_q \\ \vdots \\ \bar{x}_q \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $x_{q1}^r \in \mathbf{R}^{Mq \times Mq}$, 因此需要将投影信号进行伸展获得 $N \times N$ 的序列。信号 x 在 Ramanujan 子空间 S_q 上的投影可以表示为

$$x_q = \begin{bmatrix} x_q^r \\ x_q^{r*} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中 x_q^{r*} 是 x_q^r 前 $N - Mq$ 个数。

上述步骤三是任意长度信号在 Ramanujan 子空间 S_q 中的投影全过程, 记作

$$x_q = \text{Proj}(x, S_q) \quad (17)$$

步骤四: 更新残差信号。

$$r = x - x_q \quad (18)$$

$$x = r \quad (19)$$

重复步骤一~步骤四, 直到周期估计策略估计不出有效周期时停止迭代分解。

ERMD 方法具有以下创新点:

(1) 针对强背景噪声下周脉冲特征不明显的问题, 本文定义了一种自适应频率加权能量算子 (Adaptive frequency weighted energy operator, AFWEO) 用于增强周期脉冲特征, 进而提高周期估计的准确性。

(2) 提出了新的周期估计策略, 并使用新的周期估计策略对信号中的周期进行估计, 以提高周期脉冲分量提取的准确性。

(3) 针对现有滚动轴承诊断方法的不足, 本文提出了 ERMD 方法, 采用新的周期估计策略提高周期估计的准确性, 进而达到提高滚动轴承故障诊断准确性的目的。

2 仿真信号分析

为了验证 ERMD 方法的有效性, 构造滚动轴承故障信号 $x_1(t)$, 如式(20)中所示。其中 A_m 代表第 m 个冲击信号的幅值, $A_m=5$, 衰减系数 $\beta=600\pi$, 共振频率 $f_n=3\,000\text{ Hz}$, 滚动轴承故障特征频率 $f_0=1/T_p=60\text{ Hz}$ 。对仿真信号添加 -5 dB 的高斯白噪声, 并构造含噪信号 $x(t)$ 。

$$\begin{cases} x_1(t) = \sum_{m=1}^M A_m e^{\beta(t-mT_p)} \cos[2\pi f_n(t-mT_p)] \\ x(t) = x_1(t) + n(t) \end{cases} \quad (20)$$

图 2 为无噪和含噪滚动轴承仿真信号的波形图, 图 3 是含噪仿真信号的包络谱。

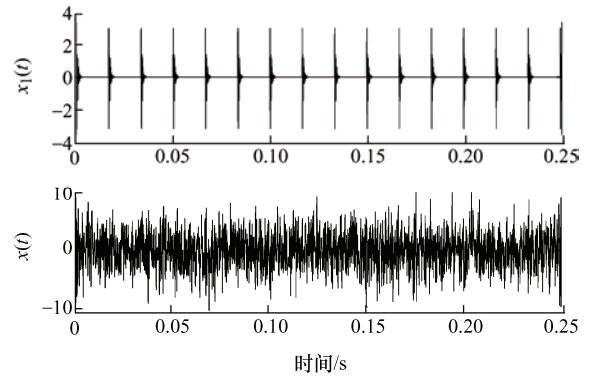


图 2 仿真信号波形图

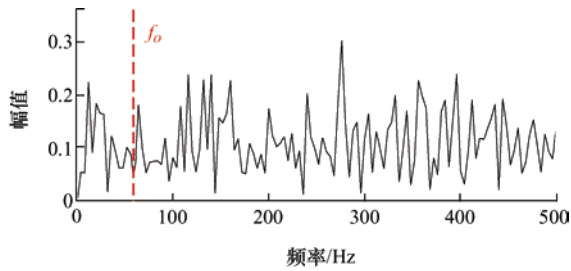


图 3 仿真信号的包络谱

从图 2 中的 $x(t)$ 波形图可以看出：周期脉冲已经被完全淹没。图 3 中并没有看出明显的故障频率。采用 APMD 和 ERMD 提取含噪信号中的周期脉冲。APMD 得到 5 个分量 PC_1 - PC_5 ，通过相关分析，对前三个分量进行了包络谱分析；ERMD 得到一个分量，对第一个分量进行了包络谱分析。结果如图 4-图 7 所示。

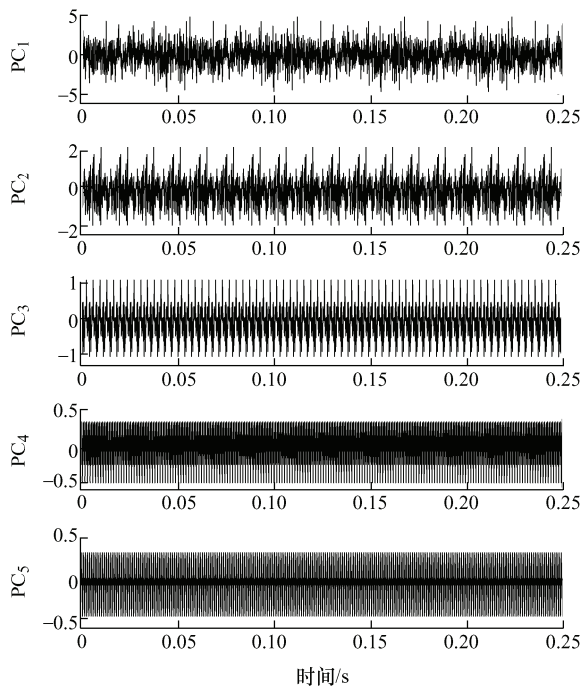


图 4 APMD 提取的周期脉冲

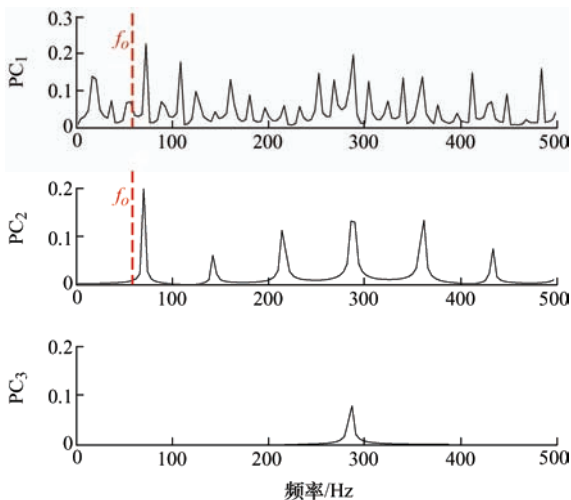


图 5 APMD 分量的包络谱

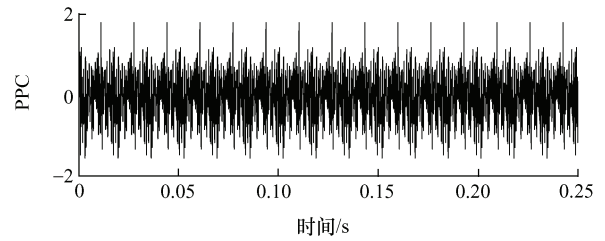


图 6 ERMD 提取的周期脉冲

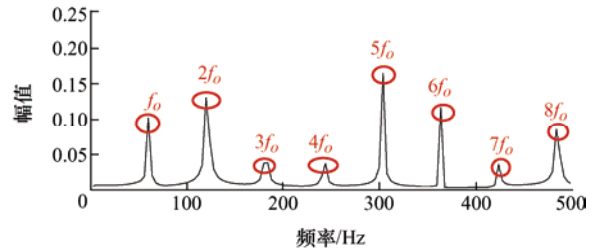


图 7 ERMD 分量的包络谱

从图 4 和图 6 可以看出，APMD 和 ERMD 都提取出了周期脉冲分量。但是，从图 5 和图 7 中发现，ERMD 提取的周期脉冲分量包含滚动轴承故障信息，而 APMD 提取的周期脉冲分量没有出现故障频率。这是因为最大似然估计在强背景噪声下时常错误估计信号中的主要周期，进而导致 APMD 提取的周期脉冲分量并不包含故障信息。本文所提的周期估计策略能够最大程度增强信号中的周期脉冲，进而提高周期估计的准确性，保证了在强噪声下依然能够准确提取信号的主要周期。通过仿真信号可以说明：ERMD 能够有效地提取周期脉冲分量。

3 实验信号分析

为了继续说明 ERMD 良好的周期脉冲提取能力，本节将 ERMD 应用到滚动轴承内圈故障、外圈故障和复合故障诊断中。

3.1 内圈故障

滚动轴承试验台如图 8 所示。滚动轴承内圈故障频率 $f_i = 108.2$ Hz。内圈故障设置为 0.2 mm，负

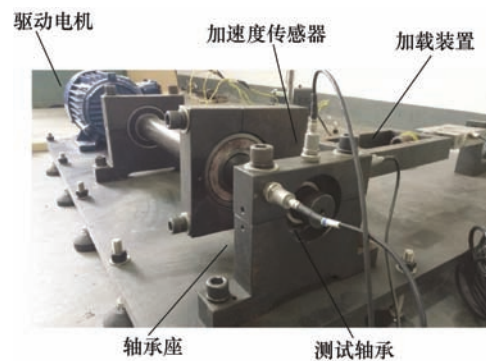


图 8 滚动轴承试验台

载为 $2 \text{ N} \cdot \text{m}$, 主轴转速为 1200 r/min , 采样频率为 8192 Hz , 图 9 是内圈故障信号的波形图, 图 10 是其包络谱图。

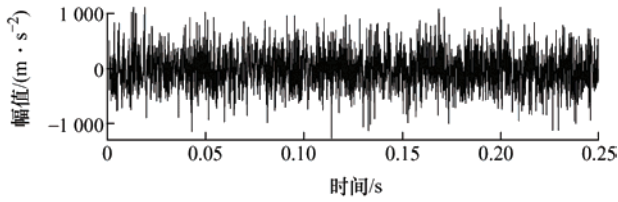


图 9 内圈故障波形图

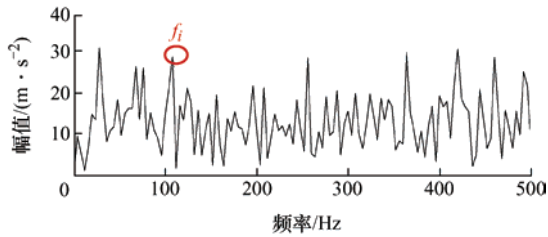


图 10 内圈故障信号的包络谱

图 10 中出现了内圈故障频率 f_i , 但是受到噪声的影响较大。分别采用 APMD 和 ERMD 提取信号中的周期脉冲, 得到的主要分量如图 11 和图 13 所示。经过相关分析, 包含主要故障信息的分量所对应的包络谱分别如图 12 和图 14 所示。

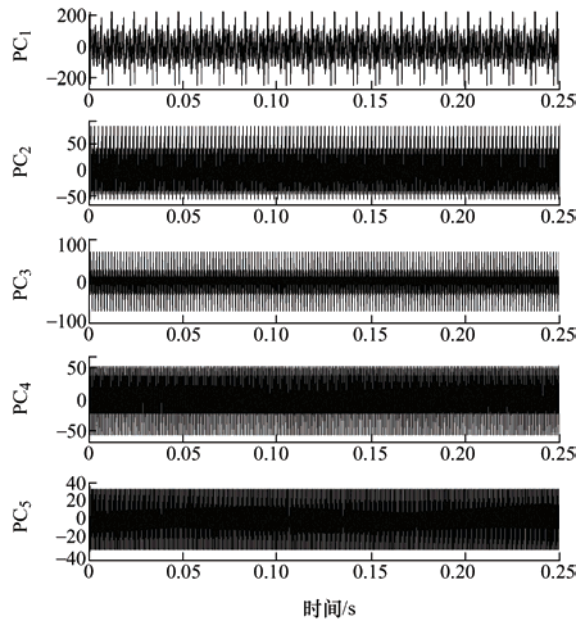


图 11 APMD 提取的周期脉冲

对比图 12 和图 14 可以看出: ERMD 提取的周期脉冲包含了滚动轴承内圈故障频率信息; 而 APMD 提取的周期脉冲没有足够的故障信息。由此可见, ERMD 的周期估计策略更加准确, 具有较强的噪声鲁棒性。

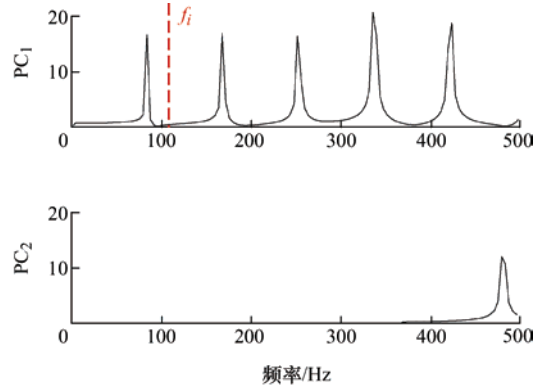


图 12 APMD 分量的包络谱

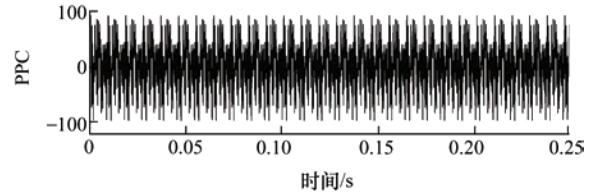


图 13 ERMD 提取的周期脉冲分量

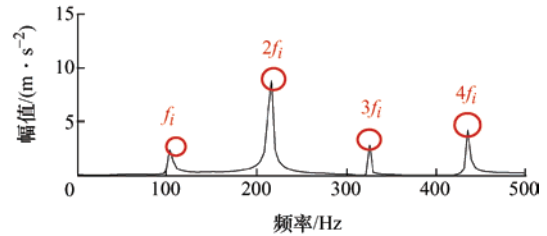


图 14 ERMD 分量的包络谱

3.2 外圈故障

依然采用图 8 的滚动轴承试验台, 外圈故障设置为 0.2 mm , 负载为 $2 \text{ N} \cdot \text{m}$, 主轴转速为 1500 r/min , 采样频率为 8192 Hz , 滚动轴承外圈故障频率 $f_o = 89.75 \text{ Hz}$ 。图 15 是外圈故障信号的波形图, 图 16 是其包络谱。

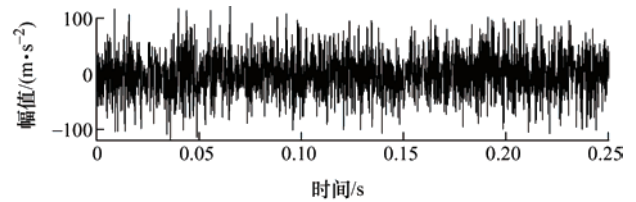


图 15 外圈故障信号波形图

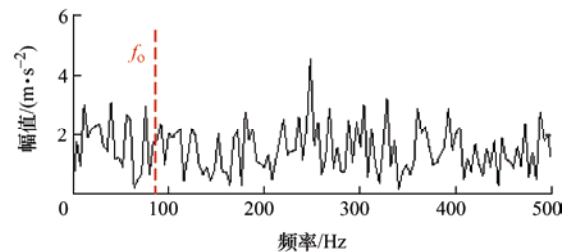


图 16 外圈故障信号包络谱

由于背景噪声的影响, 图 16 中并没有明显的外圈故障频率。采用 APMD 和 ERMD 进行对比实验,

两种方法的对比结果如图 17~图 20 所示。

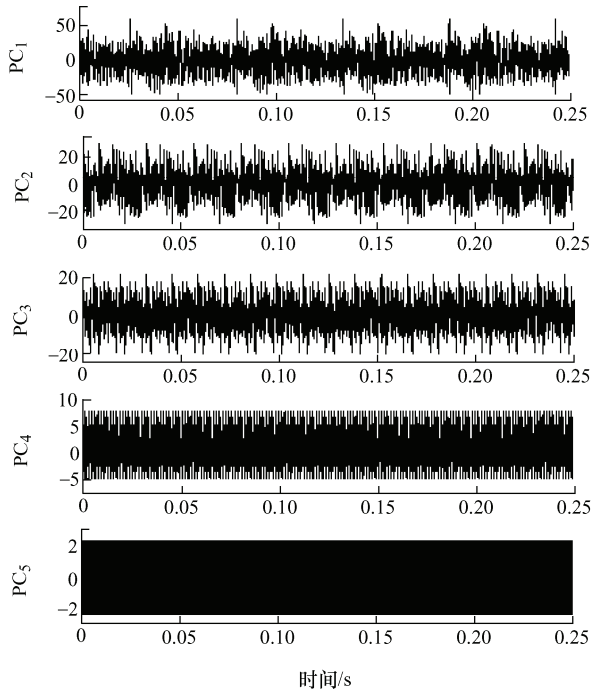


图 17 APMD 提取的周期脉冲

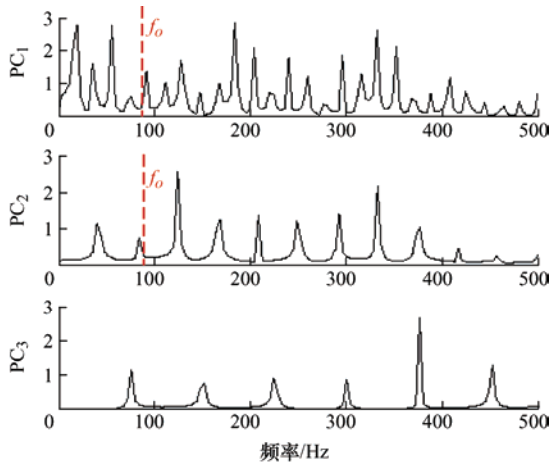


图 18 APMD 分量的包络谱

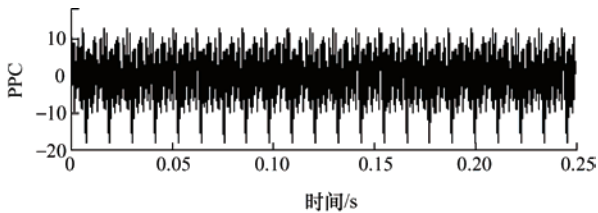


图 19 ERMD 提取的周期脉冲

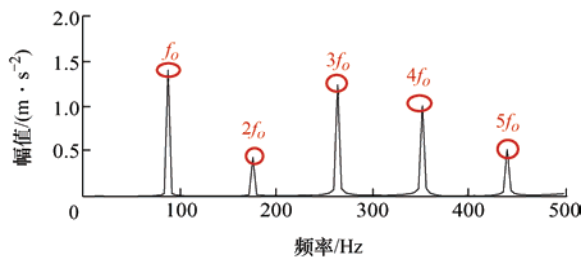


图 20 ERMD 分量的包络谱

图 18 中在外圈故障频率处并没有波峰, 而图 20 中出现了明显的外圈故障频率及其谐波。对比可知: 本文所提的周期估计策略更加准确, ERMD 是一种有效的周期脉冲提取方法。

3.3 复合故障

为了充分说明 ERMD 良好的周期脉冲提取性能, 采用图 21 中的滚动轴承实验台采集的数据进行验证, 轴承的型号是 30304。

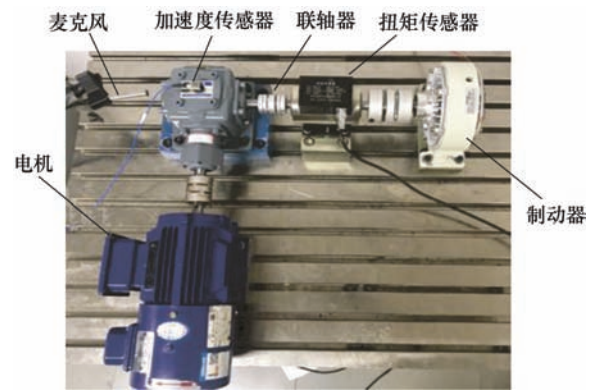


图 21 滚动轴承复合故障试验台

滚动轴承内圈和外圈分别设置了 0.6 mm 的故障, 负载为 $4 \text{ N} \cdot \text{m}$, 转速为 900 r/min , 采样频率为 4096 Hz , 内圈故障频率为 $f_i = 170.51 \text{ Hz}$, 外圈故障频率为 $f_o = 129.49 \text{ Hz}$ 。图 22 是复合故障信号的波形图, 图 23 是其包络谱。

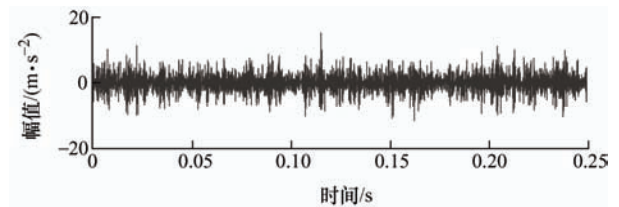


图 22 复合故障信号波形图

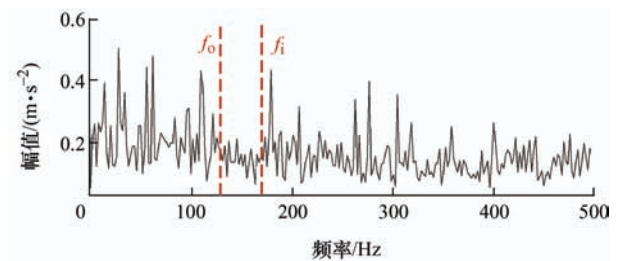


图 23 复合故障信号的包络谱

从图 23 中并没看出明显的滚动轴承内圈和外圈故障信息。因此, 采用 ERMD 提取复合故障信号中的周期脉冲分量, 使得故障特征得以显现。为了说明 ERMD 的优越性, 继续采用 APMD 作为对比方法。结果如图 24~图 27 所示。

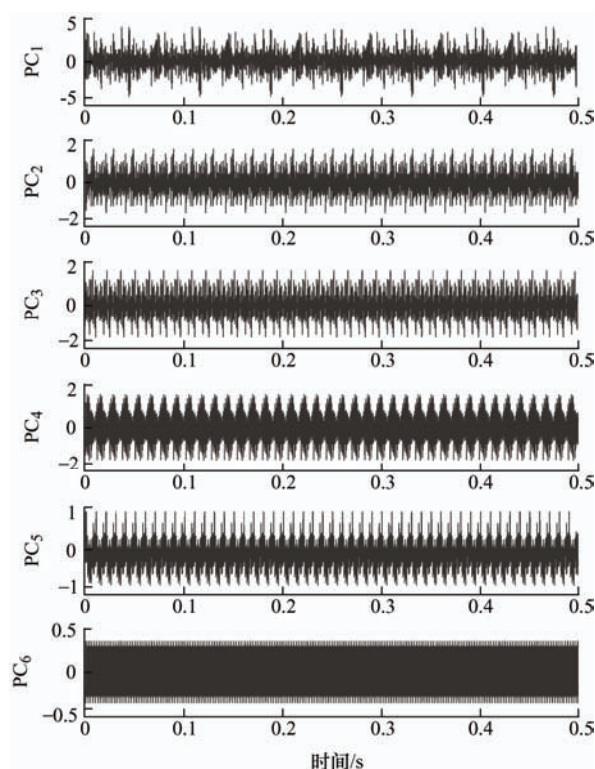


图 24 APMD 提取的周期脉冲

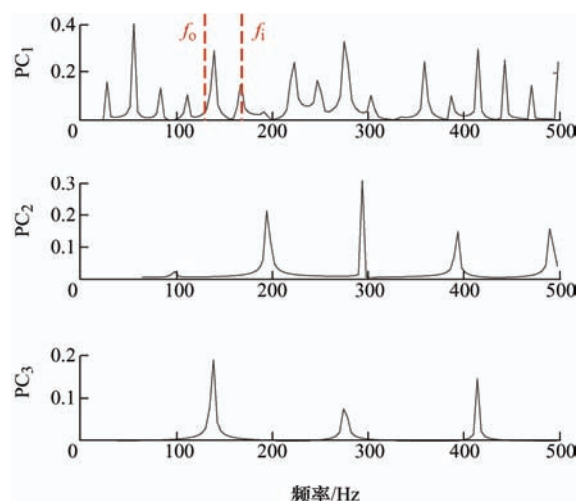


图 25 APMD 分量的包络谱

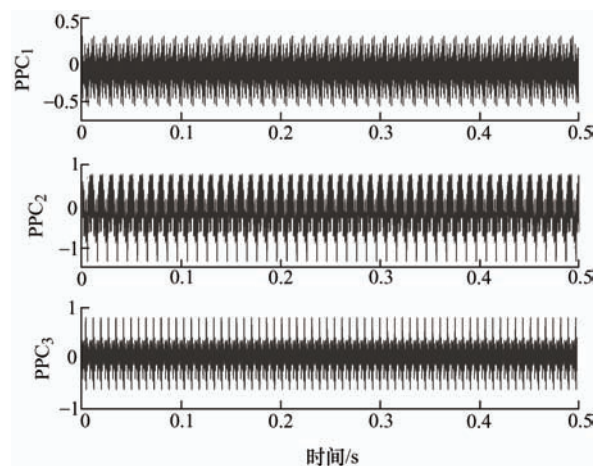


图 26 ERMD 提取的周期脉冲

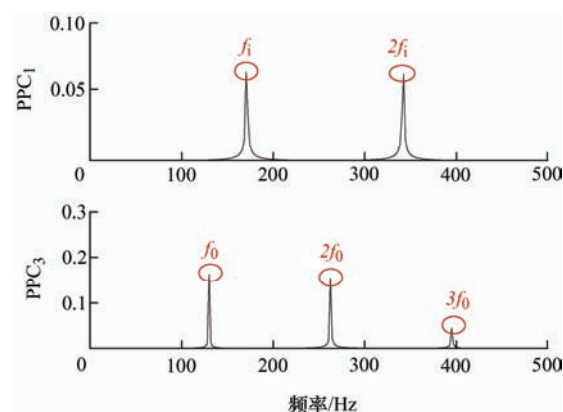


图 27 ERMD 分量的包络谱

图 25 只出现了内圈故障频率 f_i 对应的波峰, 而外圈故障频率 f_o 对应的周期脉冲并没有被提取出来。图 27 中出现了明显的滚动轴承内圈和外圈故障频率及其谐波, 说明 ERMD 成功诊断出复合故障中所有的故障类型。复合故障实验表明: ERMD 是一种有效的滚动轴承故障诊断方法, 该方法具有良好的周期脉冲提取能力。

4 结论

(1) 提出了一种新的周期估计策略, 该策略采用自适应频率加权能量算子增强信号中的周期脉冲特征, 使得信号的周期更容易被估计出来。结果表明, 新的周期估计策略的噪声鲁棒性高于最大似然估计方法。

(2) 在上述基础上, 提出了增强 Ramanujan 模态分解方法。采用滚动轴承仿真信号、滚动轴承内圈、外圈故障信号以及复合故障信号进行验证。结果表明, 新的周期估计策略具有更强的噪声鲁棒性; ERMD 方法具有良好的周期脉冲提取能力, 是一种有效的滚动轴承故障诊断方法。

(3) ERMD 方法在强背景噪声下依然具有良好的周期脉冲提取能力, 本文的研究结果对实际工程中复杂工况下的滚动轴承故障诊断具有一定的应用前景。

参 考 文 献

- [1] 赵德尊, 王天杨, 褚福磊. 基于自适应广义解调变换的滚动轴承时变非平稳故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2020, 56(3): 80-87.
ZHAO Dezun, WANG Tianyang, CHU Fulei. Rolling bearing time-varying non-stationary fault feature extraction based on adaptive generalized demodulation transform [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020,

- 56(3): 80-87.
- [2] CAO S, XU F, MA T. Fault diagnosis of rolling bearing based on multiscale one-dimensional hybrid binary pattern[J]. *Measurement*, 2021, 181: 109552.
- [3] 邵海东, 张笑阳, 程军圣, 等. 基于提升深度迁移自动编码器的轴承智能故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(9), 84-90.
- SHAO Haidong, ZHANG Xiaoyang, CHENG Junsheng, et al. Intelligent fault diagnosis of bearing using enhanced deep transfer auto-encoder [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(9), 84-90.
- [4] CHENG J, YANG Y, SHAO H, et al. Enhanced periodic mode decomposition and its application to composite fault diagnosis of rolling bearings[J]. *ISA Transactions*, 2021.
- [5] PANG B, Nazari M, TANG G. Recursive variational mode extraction and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 165: 108321.
- [6] ZHU D, CHEN J, YIN B. Fault feature extraction of rolling element bearing based on TPE-EVMD[J]. *Measurement*, 2021, 183: 109880.
- [7] LIU Q, YANG J, ZHANG K. An improved empirical wavelet transform and sensitive components selecting method for bearing fault[J]. *Measurement*, 2021, 187: 110348.
- [8] HU Y, TU X, LI F. High-order synchrosqueezing wavelet transform and application to planetary gearbox fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 131: 126-151.
- [9] 胡芑庆, 陈徽鹏, 程哲, 等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2020, 55(7): 9-18.
- HU Niaoqing, CHENG Huipeng, CHENG Zhe, et al. Fault diagnosis for planetary gearbox based on EMD and deep convolutional neural networks[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 55(7): 9-18.
- [10] LI H, LI T, WU X. Research on test bench bearing fault diagnosis of improved EEMD based on improved adaptive resonance technology[J]. *Measurement*, 2021, 185: 109986.
- [11] 袁静, 瞿艳阳, 倪修华, 等. 改进集成噪声重构经验模态分解的微弱时频特征增强方法及应用[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(19): 88-94.
- YUAN Jing, ZI Yanyang, NI Xiuhua, et al. weak time-frequency feature enhancement method for improved empirical mode decomposition of integrated noise reconstruction and its application [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(19): 88-94.
- [12] QU H, LI T, CHEN G. Synchro-squeezed adaptive wavelet transform with optimum parameters for arbitrary time series[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 114: 366-377.
- [13] LI H, LIU T, et al. Application of EEMD and improved frequency band entropy in bearing fault feature extraction[J]. *ISA Transactions*, 2019, 88: 170-185.
- [14] DENG S, HAN J. Ramanujan subspace pursuit for signal periodic decomposition[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 90: 79-96.
- [15] CHENG J, YANG Y, et al. Adaptive periodic mode decomposition and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2021, 161: 107943.
- [16] 徐元博, 蔡宗琰, 胡永彪, 等. 强噪声背景下频率加权能量算子和变分模态分解在轴承故障提取中的应用[J]. *振动工程学报*, 2018, 31(3): 513-522.
- XU Yuanbo, CAI Zongyan, HU Yongbiao, et al. Application of frequency-weighted energy operator and variational modal decomposition to bearing fault extraction under strong noise[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 31(3): 513-522.
- [17] YAO R, JIANG H, LI X, et al. Bearing incipient fault feature extraction using adaptive period matching enhanced sparse representation[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 166: 108467.
- [18] DONOHO D. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41: 613-627.

作者简介: 程健, 男, 1995 年出生, 博士研究生。主要研究方向为故障诊断与信号处理。

E-mail: chengjianqc@163.com

程军圣(通信作者), 男, 1968 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为模式识别与智能控制、智能运维与健康管理。

E-mail: chengjunsheng@hnu.edu.cn