

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002945

# PSO 优化的最大峭度熵反褶积齿轮箱故障诊断\*

尚雪梅 徐远纲

(西安交通大学 城市学院 西安 710018)

**摘要:**考虑到最小熵反褶积只对单一的异常振动信号很敏感,而且,滤波器的长度需要人工调控,提出了一种最大峭度熵反褶积方法,并将其应用于轴承故障诊断。考虑峭度熵具有突出连续冲击振荡的优点,选择峭度熵作为反褶积的目标函数。同时,利用峭度熵作为改进的局部粒子群优化算法的适应度函数,利用局部粒子群优化滤波器长度,使最大峭度熵反褶积在解卷积时自适应地调整滤波器长度,从而能够准确地提取出连续的脉冲信号。实验分析结果验证了该方法能够更加有效的提取连续脉冲信号的能力,提升了故障诊断的精度。

**关键词:** 齿轮箱; 粒子群优化算法; 最大峭度熵反褶积; 信号提取; 故障诊断

**中图分类号:** V263.6; TN912.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 264.91

## Maximum kurtosis entropy deconvolution gearbox fault diagnosis based on PSO

Shang Xuemei Xu Yuangang

(City College, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710018, China)

**Abstract:** Considering that the minimum entropy deconvolution (MED) was only sensitive to a single abnormal vibration signal, and the length of the filter needed to be adjusted manually, a maximum kurtosis entropy deconvolution (MKSED) method was proposed and applied to bearing fault diagnosis. Considering that kurtosis entropy has the advantage of continuous shock oscillation, kurtosis entropy was chosen as the objective function of deconvolution. At the same time, kurtosis entropy was used as the fitness function of the improved local particle swarm optimization algorithm (LPSO), and LPSO was used to optimize the filter length, so that MKSED can adaptively adjust the filter length when deconvolution, so as to accurately extract the continuous pulse signal. The experimental results show that the method can extract continuous pulse signal more effectively and improve the accuracy of fault diagnosis.

**Keywords:** gearbox; particle swarm optimization algorithm; maximum kurtosis entropy deconvolution; signal extraction; fault diagnosis

## 0 引言

齿轮箱作为最常用的机械传动部件,其故障非常普遍,包括齿轮故障,轴承外圈、内圈和滚动体故障<sup>[1]</sup>,这些断层的特征是周期性的撞击导致的。然而,当故障发生时,由于环境复杂,传感器采集到的振动信号往往含有大量的背景噪声,这些脉冲信号常常被噪声淹没,因此快速准确地发现轴承故障的位置是非常重要的<sup>[2]</sup>。换言之,合理有效的降噪方法对故障诊断的准确性具有重要作用<sup>[3-4]</sup>。

由于最小熵反褶积(MED)能检测故障信号中的脉冲分量,因此被广泛应用于旋转机械的故障诊断中<sup>[5]</sup>。考虑到MED只能提取单一的脉冲,文献[6]提出了一种最大相关峭度解卷积(maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)的新方法,MCKD具有良好的反褶积性能,可以提取多个脉冲信号,但MCKD的降噪精度受到多参数和重采样过程的限制<sup>[7]</sup>。文献[8]提出了一种改进的最大相关峭度反褶积(improved maximum correlation kurtosis deconvolution, IMCKD)方法,根据信号包络的自相关函数迭代更新故障周期,防止重采样过程。IMCKD通过仿真和实验分析验证了该方法的有效性。

收稿日期: 2020-02-03 Received Date: 2020-02-03

\* 基金项目: 国家自然科学基金(51875445)资助项目

在旋转机械故障初期,峭度指标明显增大,但随着周期脉冲的出现,峭度值会逐渐减小,因此,单个脉冲的峭度值较大,当一系列脉冲信号出现时,峭度值会变小<sup>[9]</sup>。综上所述,如果想得到较好的结果,需要找到一个能够反映更多周期性脉冲的参数来代替 MED 的目标函数,以达到改进 MED 的目的。

本文提出了一个新的峭度谱熵(kurtosis spectral entropy, KSE)指标。通过计算各层固有模态函数的峭度谱熵,以其最大值为目标函数,利用改进 PSO 进行优化,进一步提高了 MED 的降噪效果,将此方法称为 MKSED。并且通过实验验证了基于 PSO 的 MKSED 比 MCKD 具有更好的降噪效果,并将其应用于齿轮箱故障诊断。

## 1 最小熵反褶积

MED 是通过优化滤波器来消除传输路径的影响<sup>[10]</sup>。 $x_n(n=1,2,\dots,N)$  为输入振动信号序列,包括随机噪声、周期性冲击、谐波等。由输入信号  $x_n$  和 FIR 滤波器  $f=[f_1, f_2, \dots, f_L]$  生成的输出信号可以表示如下:

$$y_n = \sum_{l=1}^L f_l x_{n-l} \quad (1)$$

输出  $y_n$  应尽可能与原始信号的脉冲信号一致。如果冲击信号对应于较大的峭度值,则 MED 滤波器必须最大化输出信号的峭度。输出信号  $y_n$  的零均值的峭度定义如下:

$$k(f) = \frac{\sum_{n=1}^N y_n^4}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2\right)^2} \quad (2)$$

输出信号峭度最大化的最优解  $f_{\text{optimal}}, K(f_{\text{optimal}}) \geq K(f), \forall f \in \mathbf{R}^L, \mathbf{R}^L$  是  $L$  维欧氏空间,  $K$  表示式(2)中的峭度,  $f$  表示任意长度  $L$  的滤波器。

迭代过程的迭代公式如下:

$$f = \sum_{n=1}^N y_n^2 (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 [y_1^3 y_2^3 \dots y_N^3] \quad (3)$$

$$\text{式中: } X_0 = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_N \\ 0 & x_1 & x_2 & \dots & x_{N-1} \\ 0 & & x_1 & \dots & x_{N-2} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & x_{N-L+1} \end{bmatrix}_{L \times N}$$

该算法的细节,包括迭代公式的推导和迭代算法的停止准则,可以参考文献[6]。MED 求解基于峭度最大化的逆滤波器,而不是最小化熵。虽然峭度和熵之间存在一定的关系,但它的基础仍然是峭度最大化。因此,

MED 发现具有最大峭度的源,而不是最小熵。这是 MED 结果单一化的最重要原因。

## 2 局部粒子群优化算法

粒子群优化算法具有良好的全局寻优能力<sup>[11-12]</sup>。假设在  $D$  维空间中有  $m$  个粒子,它们构成了粒子空间  $\mathbf{X}=(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M)$ 。每个粒子都是一个  $D$  维向量,第  $t$  个粒子的向量是  $\mathbf{X}_i=(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ ,它表示第  $t$  个粒子在  $D$  维搜索空间中的位置。第  $t$  个粒子的速度是  $\mathbf{V}_i=(V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ ,即在整个空间中单个历史最优解  $\mathbf{P}_i=(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$  和全局最优解  $\mathbf{G}=(g_1, g_2, \dots, g_n)$ 。随着迭代的进行,粒子的速度和位置更新如下:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \times v_{id}^k + c1 \times \text{rand} \times (\mathbf{P}_i - x_{id}^k) + c2 \times \text{rand} \times (\mathbf{G} - x_{id}^k) \quad (4)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中:  $\omega$  是惯性因子;  $i=1,2,\dots,M; d=1,2,\dots,D; k$  是当前迭代数;  $c1, c2$  是粒子的学习因子;  $\text{Rand}$  是  $[0, 1]$  之间的随机数。

以上是标准的 PSO 算法。然而,它的缺点是容易陷入局部最优<sup>[13]</sup>。因此通过改进 PSO 算法的速度更新公式,将粒子群的全局历史最优解  $g$  替换为粒子群邻域中粒子的最优解  $P_{\text{next}}$ ,使粒子群速度更新不再依赖于全局最优解。而且不容易陷入局部最优解,改进后的速度更新公式为:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \times v_{id}^k + c1 \times \text{rand} \times (\mathbf{P}_i - x_{id}^k) + c2 \times \text{rand} \times (P_{\text{next}} - x_{id}^k) \quad (6)$$

其中,  $P_{\text{next}}$  是第  $i$  个粒子邻域中粒子的最优解。

从文献[12]发现,为了获得更好的粒子群优化算法速度变化的收敛效果,得到更精确的结果,惯性函数随凹函数的变化优于线性变化,线性变化优于常数变化。因此,本文采用凹函数来改变迭代次数。

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \left(\frac{k}{\max \text{gen}}\right)^2 + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \left(2 \times \frac{k}{\max \text{gen}}\right) + \omega_{\min} \quad (7)$$

式中:  $\omega_{\max}$  是  $\omega$  的最大值;  $\omega_{\min}$  是  $\omega$  的最小值;  $k$  是粒子群优化的迭代次数;  $\max \text{gen}$  是 PSO 算法的迭代次数。

在标准粒子群算法中,学习因子  $c1, c2$  一般是常数值。但根据实验结果,迭代的学习因子可以得到更好的收敛效果。也就是说,在粒子演化的早期阶段,粒子可以在自己的邻域中仔细搜索,以防止粒子收敛到局部最优解<sup>[13]</sup>。在演化的后期,PSO 应该更快更准确地收敛到全局最优解。也就是说,在初始阶段,  $c1$  的值会更大,而在后期,  $c2$  的值会随着迭代次数的增加而增加。因此,改进的学习因子公式如下:

$$c1 = 4 - e^{-\left| \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (P_i - G) \right|} \quad (8)$$

$$c2 = 4 - c1 \quad (9)$$

在寻找最优解时,粒子群优化算法需要选择适应度函数来衡量最优解的效果。当粒子更新位置时,需要根据适应度函数计算每个时间的适应值,并通过比较选择最优解。传统的适应度函数选择信噪比、峭度和熵作为适应度函数来评价 MED 的降噪效果。

### 3 最大峭度谱熵反褶积故障诊断

#### 3.1 最大峭度谱熵反褶积方法

峭度指数对瞬态脉冲信号敏感,在齿轮箱故障诊断中有着广泛的应用。但是,峭度只对单一脉冲敏感,当同时存在多个脉冲时,峭度减小。当齿轮或轴承出现早期失效时,峭度指数显著增大。然而,峭度不适合描述周期性的冲击振动<sup>[14]</sup>。

因此提出了一个新的峭度谱熵指标,该参数由峭度值和包络谱熵两部分组成。当旋转机械中存在多个周期脉冲时,对周期信号进行包络谱分析后,包络谱的主要成分集中在低频段,导致包络谱熵降低。因此,包络谱熵可以表示周期脉冲的均匀性。检测到的脉冲越多,包络谱越清晰,包络谱熵越小<sup>[15]</sup>。实际上,本文提出的峭度谱熵是峭度与包络谱熵的比值。这种定义不仅保持了 MED 的原有特性,而且提高了周期脉冲的均匀性,同时也考虑了复杂故障的有效诊断<sup>[16-17]</sup>。

$$\sum_{i=1}^J P_i(S_R(\omega)) = 1 \quad (10)$$

因此,定义了包络谱熵:

$$Es = - \sum_{i=1}^J P_i(S_R(i)) \ln P_i(S_R(i)) \quad (11)$$

其中,  $P_i(S_R(i)) = S_R(i) / \sum_{j=1}^N S_R(j)$ 。

峭度表示信号的冲击特性,包络谱熵表示信号的周期特性,一个新的指标峭度谱熵可以表示如下:

$$KSE(x) = \frac{kurt(x)}{Es} \quad (12)$$

式中:  $kurt(x)$  表示输入信号的峭度;  $KSE(x)$  表示信号的峭度谱熵。显然,对于周期脉冲信号,包络谱集中在低频区域,导致  $Es$  值较小。零星脉冲信号的包络谱熵较大,因此  $KSE(x)$  可以反映周期脉冲信号的均匀性<sup>[18-19]</sup>。利用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)得到相同的固有模态函数,利用 MKSED 对 EEMD 进行去噪,提取出更均匀的周期脉冲。

$$KSE(x) = \frac{kurt(IMF_i)}{Es} \quad (13)$$

在实际工作条件下,噪声往往会影响故障特征的提

取。选择合适的反褶积指标和滤波长度是用 MKSED 提取和分析轴承故障特征的关键。利用 KSE 作为反褶积的目标函数,可以突出大部分冲击信号。假设 IMF 是时间序列  $x(n)$ :

$$KSE(f(l)) = \frac{- \sum_{n=1}^N x^4(n)}{\left( \sum_{n=1}^N x^2(n) \right)^2 \left( \sum_{i=1}^N p_i \cdot \ln p_i \right)} \quad (14)$$

然后,与式(11)组合,取式(14)关于滤波系数  $f$  的导数,并将其解为 0:

$$\frac{\partial KSE(f(n))}{\partial f(l)} = 0 \quad (15)$$

反褶积过程可得到以下方程:

$$\frac{\partial x(n)}{\partial f(l)} = m(n-l) \quad (16)$$

其中,  $m(n)$  是输出序列。将式(16)引入到式(15)中,得到:

$$\frac{4 \sum_{n=1}^N x^3(n) \left( \sum_{i=1}^N P_i(S_R(i)) \cdot \ln P_i(S_R(i)) \right) \cdot m(n-l)}{4 \sum_{n=1}^N x^2(n) + \left( \sum_{n=1}^N x^2(n) \right)^2 \left( \sum_{i=1}^N (1 + \ln P_i(S_R(i))) \right)} = \underbrace{\sum_{n=1}^N m(n-l) m(n-p)}_A \cdot \underbrace{\sum_{p=1}^L f(p)}_f \quad (17)$$

式(17)可以矩阵形式表示:

$$\mathbf{b} = \mathbf{A} \times \mathbf{f} \quad (18)$$

逆滤波器矩阵可由式(18)迭代计算得到,即:

$$\mathbf{f} = \mathbf{A}^{-1} \times \mathbf{b} \quad (19)$$

#### 3.2 故障诊断流程

当多个故障共存时,需要将不同的故障特征分解为不同的固有模态函数。因此,需要用 EEMD 对信号进行分解。它不仅消除与原始信号无关的高噪声分量,而且可以将不同的时间尺度分解为不同的固有模态函数。考虑到 EEMD 中存在模式混合,引入模态函数重构的思想来改善冲击信号的能量,同时消除模式混合。为了自适应地确定滤波器的长度,采用滤波器组对滤波器长度进行优化,既避免了人为设定的主观性,又提高了参数选择的精度<sup>[20]</sup>。最后,对去噪信号进行包络谱分析,确定最终故障特征。故障诊断流程步骤如图 1 所示。

1) 首先利用 EEMD 对振动信号进行分解。

2) 确定是否存在模式混合,去除高频噪声分量和本征函数弱相关。

3) 如果存在模式混合,则重构相同的模式函数以获得 CMF1、CMF2 等。

4) 求解上述本征模函数的包络谱,计算峭度和  $Es$  值。

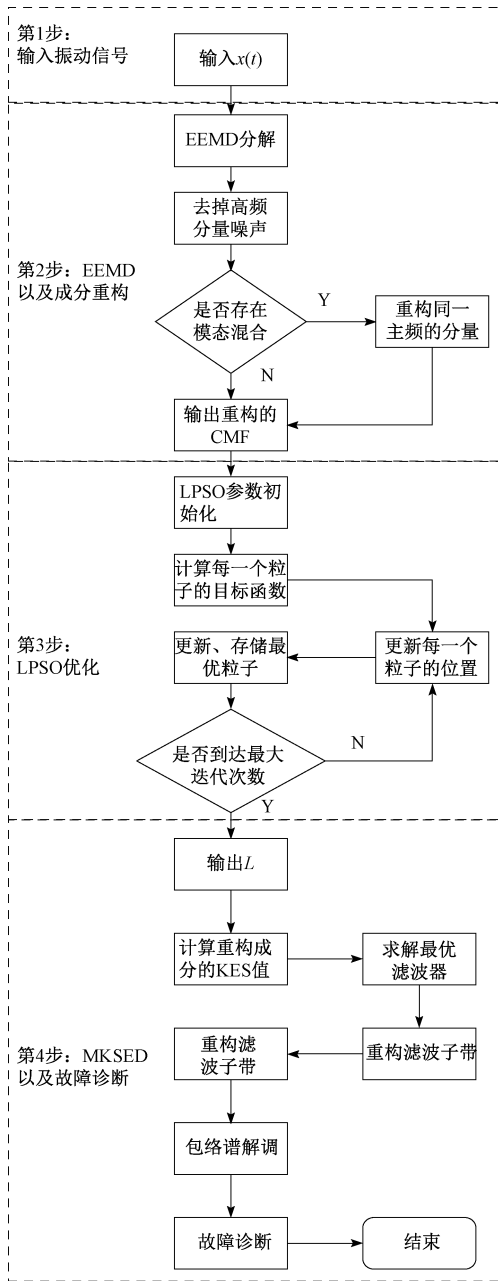


图1 本文方法的流程

Fig. 1 Flow of the method proposed

5) 计算峭度谱熵 KSE。

6) 在 LPSO 算法中设置粒子数  $M$  和迭代次数  $N$ , 设置惯性因子的最大值和最小值, 初始化  $L$ 。为了准确覆盖故障的整个频带,  $L$  应满足不等式  $L > 2F_m/F_s$ , 其中  $F_m$  为故障特征频率,  $F_s$  为采样频率。

7)  $L$  和信号被输入到改进的 LPSO 中。改进的 LPSO 算法用于优化 MKSED 滤波器长度, 得到了最优解  $L_0$ 。

8) 将所获得的最佳长度  $L_0$  输入到 MKSED 滤波器, 并将步骤 5) 的峭度谱熵作为目标函数来对 CMF1 和

CMF2 的 MKSED 进行去噪。获得最佳滤波器并输出去噪信号。

9) 通过包络谱对输出信号进行解调, 确定故障特征。

## 4 试验简介与结果分析

### 4.1 轴承疲劳试验简介

为了验证该方法在工程应用中的优越性, 在封闭功率流试验台上进行了相关试验。试验台主要部件包括试验齿轮箱、控制台、电机、三向加速度传感器等, 电机功率 30 kW, 调速范围 120~1 300 r/min, 具体试验平台如图 2 所示, 图 2 中 1 代表可调速电机, 2 为联轴器, 3 为变速箱, 4 是变速仪表, 5 代表扭杆, 6 是测试变速箱, 7 是加速度传感器 1, 8 是加速度传感器 2。为了验证该方法的有效性, 对有缺陷的齿轮和有裂纹的轴承外圈进行了试验。具体故障形式如图 3 和 4 所示, 采集振动信号的加速度器为 YD77SA。灵敏度  $0.01 \text{ v/ms}^2$ , 轴承型号 3222, 采样频率 8 000 Hz, 齿数 18。经简单计算, 齿轮啮合频率为 360 Hz, 轴承外圈失效频率为 160 Hz, 如表 1 所示。

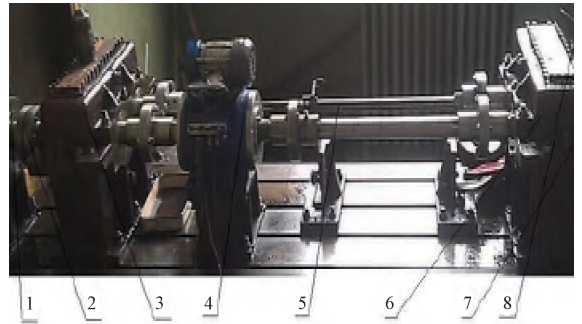


图2 齿轮箱故障试验机

Fig. 2 Gearbox failure test machine



图3 轴承故障图

Fig. 3 Bearing fault diagram

表1 故障频率

Table 1 Failure frequency

转速	旋转频率	齿轮啮合频率	外圈故障频率
1 200r/min	20 Hz	360 Hz	160 Hz

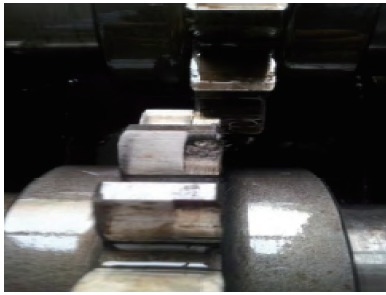


图 4 齿轮故障图  
Fig. 4 Gear failure diagram

### 4.2 结果分析

传感器采集的振动信号的时域图和频域图如图 5 所示。从频域图上可以看出,在 360 和 720 Hz 频率处有明显的峰值,对应两次齿轮故障频率,160 Hz 的轴承外圈故障频率被噪声淹没。

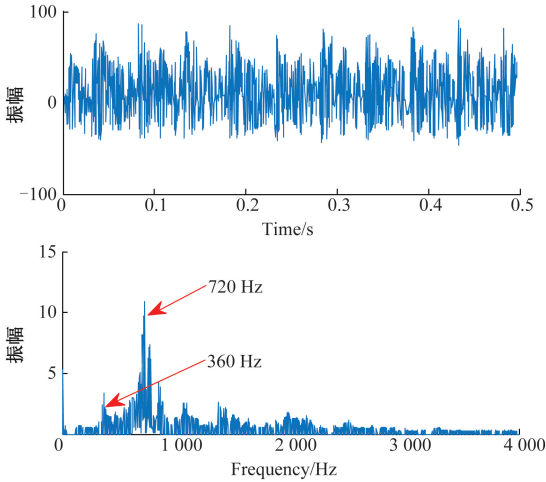


图 5 时频震动信号  
Fig. 5 Time frequency vibration signal

利用 EEMD 对故障信号进行分解,结果如图 6 和 7 所示。图 6 是一个分解的时域图,图 7 是通过光谱变换得到的光谱图。从图 6,7 可以看出,该信号被自适应分解为 11 层。第 1 层是高频噪声分量,不包含故障信息。第 2 层在频率 720 处有明显的振幅,是齿轮故障频率的两倍。第 3 层和第 2 层一样,在频率 720 处有明显的振幅,是齿轮故障频率的两倍。第 4 层在频率 360 处有明显的振幅,即齿轮故障频率。因此,第 2~4 层都是齿轮的故障部件。第 5 层在 160 Hz 处有明显的振幅,这是轴承外圈故障的特征频率。第 6~11 层不包含故障信息并且是伪分量。

根据振动信号的 EEMD 分解结果,首先去除高频噪声成分 IMF1,然后对具有模式混合的组分进行重构,以消除模态混叠现象。也就是说,将分量 IMF2、IMF3 和 IMF4 重构为 CMF1,IMF5 重构为 CMF2。最后,删除不包

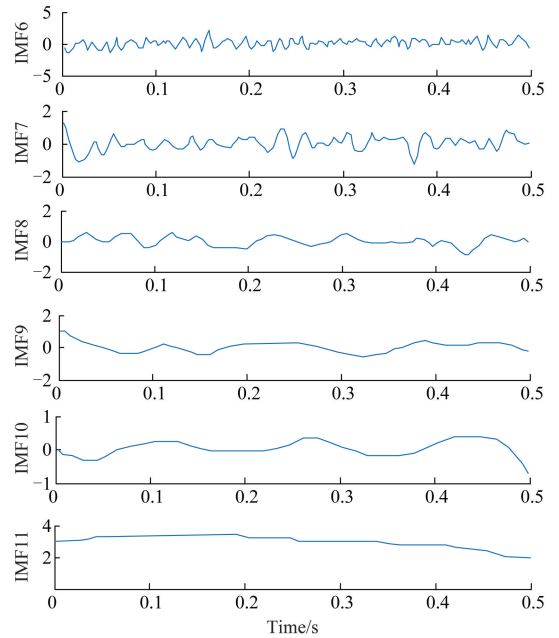
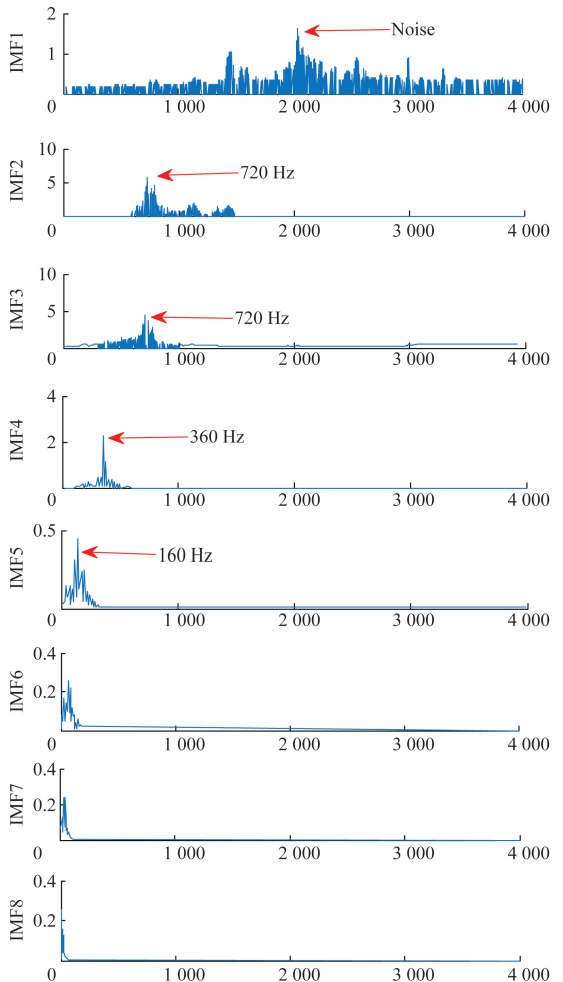


图 6 EEMD 分解时域图  
Fig. 6 EEMD decomposition of time domain



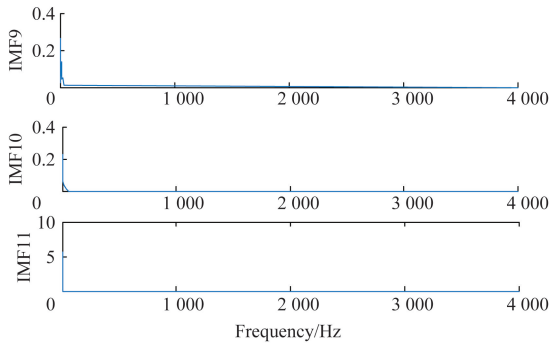


图 7 EEMD 分解频域图

Fig. 7 EEMD decomposition of frequency domain

含故障信息的伪组件 IMF6-IMF11。模式重建的结果如图 8 所示,图 8(a)为重建组件的时域分析,图 8(b)为重建组件的包络频域分析,在包络谱中可以发现 360 和 160 Hz 的故障频率,但谱线杂乱,容易造成误判。

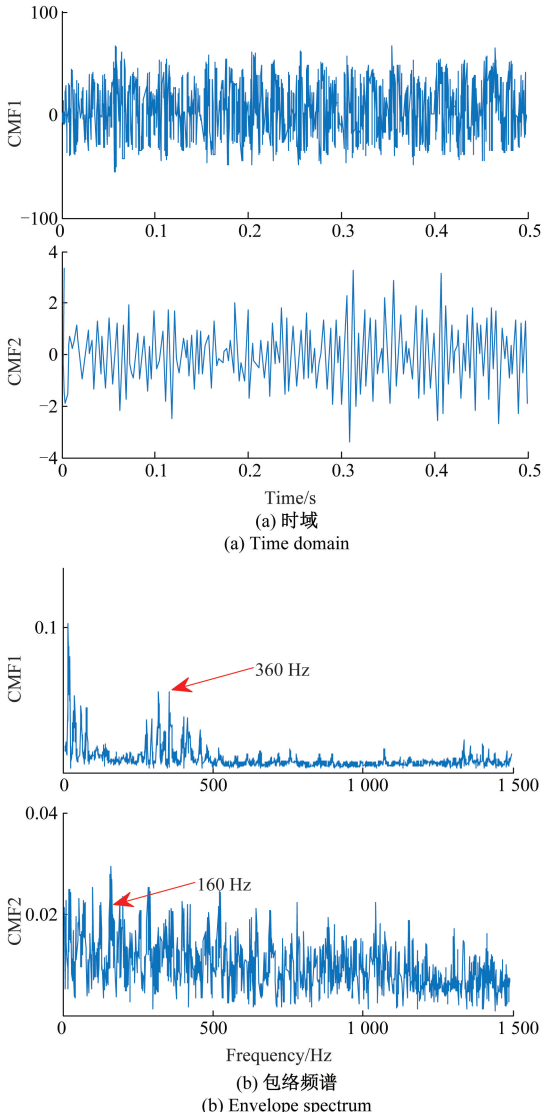


图 8 模式重构结果

Fig. 8 Mode reconstruction results

重构的组件由 MKSED 处理,结果如图 9 所示。可以观察到,信号由 MKSED 处理,时域波形表现出明显的周期性,从时域图解可以清楚地观察到均匀的周期脉冲。图 9(a)为 MKSED 结果的时域波形图,9(b)为 MKSED 结果的包络频谱图,可见,包络谱中存在明显的谱线。CMF1 中提取的频率分别为 360 和 720 Hz,对应于齿轮故障。CMF2 提取的频率为 160 Hz 及其倍数,对应于轴承外圈故障。为了充分说明 MKSED 的优点,利用 MCKD 对重构信号进行处理,并与 MCKD 的结果进行了比较。

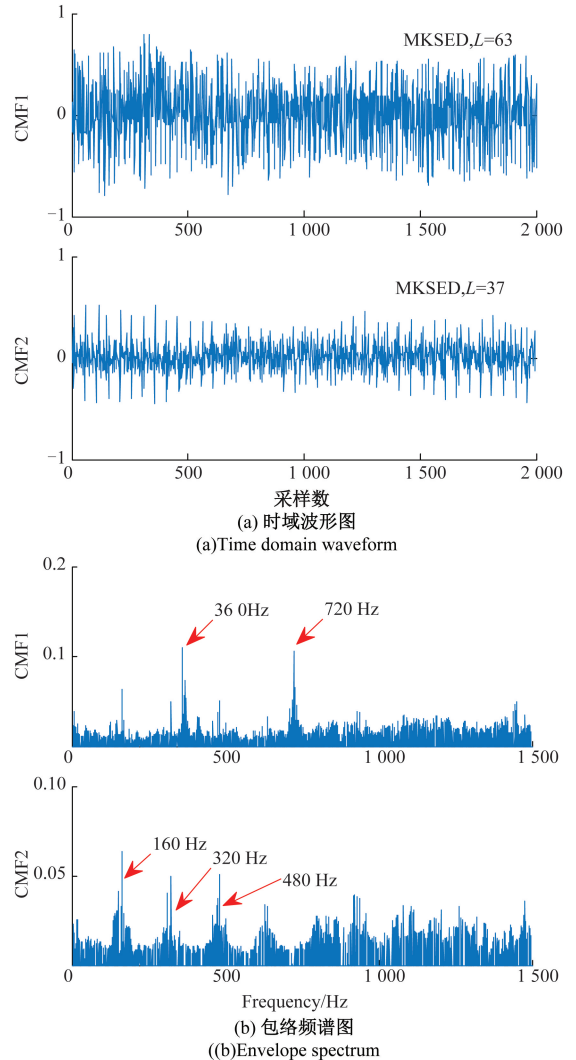


图 9 通过 MKSED 处理和包络分析得到的重建后 CMF1 和 CMF2 结果

Fig. 9 CMF1 and CMF2 results after reconstruction through MKSED and envelope analysis

重构的组件由 MCKD 处理,结果如图 10 所示。可以看到,MCKD 只能提取有限数量的脉冲,这是由于该算法自身的局限性。图 10(a)为 MCKD 结果的时域波形图,

图 10(b) 为 MCKD 结果的包络频谱图, 由于对应 CMF1 周期的点的数目不为整数, 所以 MCKD 执行重采样过程。这会导致包络频谱中的频率偏离故障频率。CMF2 的提取频率为 160 Hz, 但图中只有一条明显的谱线。对比可知, 本文提出的方法优于 MCKD。

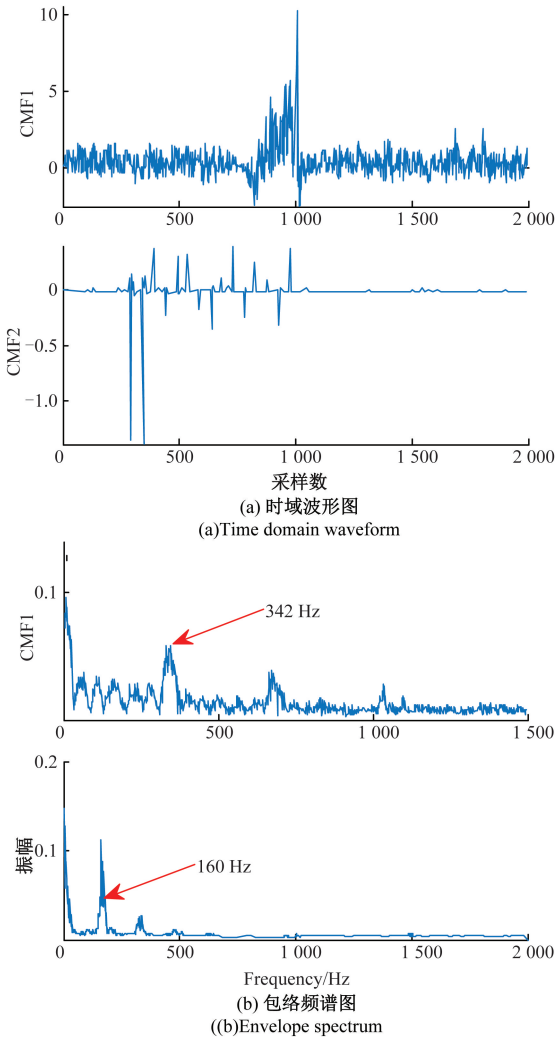


图 10 MCKD 包络分析处理的重建分量 CMF1 和 CMF2 的结果

Fig. 10 Results of reconstruction components CMF1 and CMF2 of MCKD envelope analysis

### 5 结 论

由于最小熵反褶积只能突出单一的影响, 在故障诊断中有很大的局限性。为此, 提出了一种基于改进局部粒子群优化的最大峭度谱熵反褶积方法, 并通过实验得出如下结论。构造峭度谱熵作为性能指标改善了 MED 方法的局限性, 使得该方法能够反映更多的周期性脉冲, 为故障诊断提供更好的信息提取能力。通过计算各层固

有模态函数的峭度谱熵, 以其最大值为目标函数, 利用改进的粒子群算法进行优化, 有效地克服了滤波器长度对 MKSED 的影响, 进一步提高了 MED 的降噪效果, 实验结果证明了提出方法在故障诊断方面的有效性和优越性。

### 参考文献

[ 1 ] 陈运胜. 发动机传动轴承的异常振动谱特征提取算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(5) : 20-24.  
CHEN Y SH. Abnormal vibration spectrum feature extraction algorithm for generator drive bearing [ J ]. Foreigner Electronic Measurement Technology, 2016, 35(5) : 20-24.

[ 2 ] 黄良沛, 吴超威, 王靖. 小波包分析和 BP 神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4) : 164-168.  
HUANG L P, WU CH W, WANG J. Fault pattern recognition of rolling bearing using wavelet package analysis and BP neural network [ J ]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(4) : 164-168.

[ 3 ] 陈法法, 刘帅, 肖文荣. 混沌粒子群优化 RVM 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8) : 9-16.  
CHEN F F, LIU SH, XIAO W R. Roller bearing early fault diagnosis based on relevance vector machine optimized by chaotic particle swarm optimization [ J ]. Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8) : 9-16.

[ 4 ] 康守强, 王玉静, 崔历历, 等. 基于 CFOA-MKHSVM 的滚动轴承健康状态评估方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9) : 2029-2035.  
KANG SH Q, WANG Y J, CUI L L, et al. Health state assesement of a rolling bearing based on CFOA-MKHSVM method [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9) : 2029-2035.

[ 5 ] 程旭, 江星星, 石娟娟, 等. 广义稀疏解卷积算法研究及其轴承故障诊断应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5) : 182-187.  
CHENG X, JIANG X X, SHI J J, et al. Research on generalized sparse deconvolution algorithm and its application to bearing fault diagnosis [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5) : 182-187.

[ 6 ] 宿磊, 黄海润, 李可, 等. 基于 LCD-MCKD 的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(9) : 19-24.  
SU L, HUANG H R, LI K, et al. Fault feature extraction

- method of rolling bearing based on lcd-mckd [J]. Journal of Huazhong University of science and Technology (Natural Science Edition), 2019,47 (9): 19-24
- [ 7 ] WU C Z, JIANG P C, DING C, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Computers in Industry, 2019,28(7): 108-123.
- [ 8 ] 王志坚, 张纪平, 王俊元, 等. 基于 MED-MOMEDA 的风电齿轮箱复合故障特征提取研究[J]. 电机与控制学报, 2018,22(9): 111-118.
- WANG ZH J, ZHANG J P, WANG J Y, et al. Research on composite fault feature extraction of wind power gearbox based on med-momeda [J]. Journal of motor and control, 2018,22 (09): 111-118.
- [ 9 ] CHENG W, WANG P, YANG J B, et al. Wavelet frame-based fuzzy C-means clustering for segmenting images on graphs. [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 27(4): 1124-1138.
- [ 10 ] 张先辉, 李新民, 金小强. 基于 MED 和 LMD 的自动倾斜轴承广义 Shannon 熵谱分析[J]. 航空动力学报, 2019,34(4): 764-771.
- ZHANG X H, LI X M, JIN X Q. Analysis of generalized Shannon entropy spectrum of bearing of automatic tilter based on MED and LMD [J]. Journal of Aeronautical Power, 2019,34 (4): 764-771.
- [ 11 ] 边靖伟, 寇立伟, 项基. 应用 PSO 和 SVM 的水下飞行器黑箱建模[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019,51(10): 55-60, 82.
- BIAN J W, KOU L W, XIANG J. Black box modeling of underwater vehicle using PSO and SVM [J]. Journal of Harbin University of Technology, 2019,51 (10): 55-60, 82.
- [ 12 ] 徐偲喆, 查晓锐. 基于改进粒子群优化模糊控制的 MPPT 算法研究[J]. 电机与控制应用, 2019,46(10): 35-39.
- XU X, CHA X R. MPPT algorithm research based on improved particle swarm optimization fuzzy control [J]. Motor and Control Application, 2019,46 (10): 35-39.
- [ 13 ] YANG L F, SU H Z, WEN Z P. Improved PLS and PSO methods-based back analysis for elastic modulus of dam[J]. Advances in Engineering Software, 2019, 131 (8): 1156-1169.
- [ 14 ] 吴涛, 姜迪, 吴建德, 等. 基于 CEEMD 和 FastICA 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,33(4): 186-194.
- WU T, JIANG D, WU J D, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on ceemd and FastICA [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (4): 186-194.
- [ 15 ] 陈法法, 刘帅, 肖文荣, 等. 混沌粒子群优化 RVM 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018,32(8): 9-16.
- CHEN F F, LIU SH, XIAO W R, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on Chaos particle swarm optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(8): 9-16.
- [ 16 ] 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 D Z, WANG T Y, CHU F L. Time-varying non-stationary fault feature extraction of rolling bearing based on adaptive generalized demodulation transformation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56 (3): 80-87.
- [ 17 ] 史丽晨, 李坤, 王海涛. 行星轮系中太阳轮断齿故障特性分析[J]. 机械设计与制造, 2020(3): 59-62.
- SHI L C, LI K, WANG H T. Analysis of the fault characteristics of sun gear tooth breaking in planetary gear system [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2020 (3): 59-62.
- [ 18 ] 张朝龙, 何恰刚, 杜博伦, 等. 基于深度学习的电力变压器智能故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(1): 81-89.
- ZHANG CH L, HE Y G, DU B L, et al. Intelligent fault diagnosis method of power transformer based on deep learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34 (1): 81-89.
- [ 19 ] 刘登, 崔宏维, 姚恩涛. 基于 ITD 的风机叶片气动音频信号故障诊断研究[J]. 电子测量技术, 2019,42(23): 68-73.
- LIU D, CUI H W, YAO EN T. Research on fault diagnosis of aerodynamic audio signal of fan blade based on ITD [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42 (23): 68-73.
- [ 20 ] 李云朋, 熊柳景, 牛刚. 嵌入式轴承故障诊断系统的设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(11): 147-152.
- LI Y P, XIONG L J, NIU G. Design and implementation of embedded bearing fault diagnosis system [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38 (11): 147-152.



### 作者简介



尚雪梅, 2003 年于武汉水利电力大学获得学士学位, 2008 年于武汉理工大学获得硕士学位, 现为西安交通大学城市学院讲师, 主要研究方向为材料成型工艺及控制。

E-mail: lth941006@sina.com

**Shang Xuemei** received her B. Sc. degree from Wuhan University of Hydraulic and Electric Engineering in 2003, MSc. degree from Wuhan University of Technology in 2008. Now she is a lecturer at City College of Xi'an Jiaotong University. Her main research interests are material forming technology and control.



徐远纲, 2002 年于东边电力大学获得学士学位, 2007 年于昆明理工大学获得硕士学位, 2010 年于华中科技大学获得博士学位, 现为西安热工研究院有限公司工程师, 主要研究方向为电站锅炉性能测试。

E-mail: xuyuangang@tpri.com.cn

**Xu Yuangang** received his B. Sc. degree from Northeast Electric Power University in 2002, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2007, Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2010. Now he is an engineer in Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd. His main research interest is boiler performance test.