

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002947

基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法*

施杰^{1,2} 伍星¹ 刘韬¹

(1. 昆明理工大学 机电工程学院 昆明 650500; 2. 云南农业大学 机电工程学院 昆明 650201)

摘要:针对滚动轴承振动信号具有非线性、非平稳性和非高斯性,并且故障特征往往淹没于系统噪声之中而难于识别的问题,提出了以多种群差分进化(multiple population differential evolution, MPDE)算法来改进集合经验模式分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)的 MPDE-EEMD 消噪方法,并与自适应共振解调技术(adaptive resonance demodulation technique, ARDT)相结合实现故障特征提取。首先,为了解决 EEMD 中加入参数依靠人工选择且难以准确获取的问题,建立极值点分布特性评价函数,利用 MPDE 来寻优获取最佳白噪声幅值,实现 EEMD 自适应分解。然后,采用峭度与相关性相结合的准则对分解后的 IMF 分量进行自动筛选,将满足条件的有效信号进行重构,实现对原始振动信号的降噪处理。最后,采用 ARDT 自动确定对消噪信号进行带通滤波的带宽和中心频率,再通过包络解调提取出滤波信号的特征频率。将轴承仿真故障信号与实际故障信号用于算法的验证,结果表明 MPDE-EEMD+ARDT 能有效提取出轴承故障特征。

关键词:故障诊断;滚动轴承;多种群差分进化;集合经验模式分解;自适应共振解调

中图分类号: TH165+.3; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Method of bearing fault feature extraction based on MPDE-EEMD and adaptive resonance demodulation technique

Shi Jie^{1,2} Wu Xing¹ Liu Tao¹

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Yunnan Agriculture University, Kunming 650201, China)

Abstract: According to the problems that the fault features identification of rolling bearing vibration signal, a method for fault feature extraction was proposed base on the improved EEMD with multiple population differential evolution (MPDE) and adaptive resonance demodulation technique (ARDT). Firstly, in order to solve the problem that the EEMD's parameters selection depending on individuals' experiences, an evaluation function for distribution characteristics of extreme value points was established. It was used to optimize white noise amplitude using MPDE. Then, EEMD adaptive decomposition was implemented. Secondly, effective signals of the decomposed IMF components were reconstructed using criteria for kurtosis and relativity. The signal de-noising process was realized. Finally, the center frequency and bandwidth of band-pass filter was adaptively determined based on ARDT, and the fault characteristic frequency was extracted using envelop demodulation analysis. A simulation signals and a rolling bearing test results show the validity of the proposed method.

Keywords: fault diagnosis; rolling bearing; multiple population differential evolution; ensemble empirical mode decomposition; adaptive resonance demodulation technique

收稿日期: 2020-02-05 Received Date: 2020-02-05

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51875272)、云南省应用基础研究计划重点项目(201601PE00008)、云南农业大学自然科学基金青年基金(2015ZR13)、云南省教育厅科学研究基金(2019J0175)资助项目

0 引言

滚动轴承在机械设备中的应用较为广泛,因此也最容易产生故障。据统计,使用滚动轴承的设备约 30% 的机械故障直接或间接与轴承有关。当轴承中的元件出现故障时,在受载运行过程中会产生周期性冲击脉冲和幅值调制现象。在受载运行过程中会出现明显的周期性脉冲与调制现象,通常也具有非线性、非高斯和非平稳性等特点^[1-4]。所以,开展轴承故障诊断的核心问题是如何有效的从其振动信号中提取出故障特征信息。

轴承振动信号中的噪声严重影响了故障特征信息的提取效果,只有通过信号进行消噪处理^[5],才能有效抑制噪声,提高信噪比。近年来,新的消噪方法不断涌现。如 Huang 等^[6]提出了能够自适应处理非平稳、非线性信号的经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)方法,但还是存在模式混叠、端点效应和停止条件等问题。随后, Wu 等^[7]又提出了集合经验模式分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)来解决模式混叠的问题,其是在信号中加入高斯白噪声再经过多次 EMD 分解。目前,很多学者都开展了将 EEMD 应用于机械故障诊断的研究。曹冲锋等^[8]采用 EEMD 对大型旋转机械启动过程中的振动信号进行降噪处理,取得了良好的降噪效果。张永祥等^[9]研究了在 EEMD 中加入白噪声大小和次数与抑制模式混叠现象的关系,结合平方包络分析有效的完成了滚动轴承故障诊断。针对 EEMD 中白噪声幅值大小和总体平均次数需要人为经验确定的问题, Zhang 等^[10]提出从加入的白噪声与原信号能量比的角度来确定白噪声幅值大小。孔德同等^[11]建立了极值点分布特性评价函数,来自动确定加入白噪声的最优幅值。同时有效识别了转子早期碰摩故障。另一方面,由于共振解调技术的高准确性而被广泛应用于滚动轴承故障诊断领域。但其在使用时,需要丰富的经验才能合理设置带通滤波器参数,导致在工程应用中难以推广,这也是一个亟待解决的问题。

为解决低信噪比振动信号共振解调降噪方法中带通滤波器参数难以选择的问题,提高故障特征提取方法的自适应性。本文提出了基于多种群差分进化(multiple population differential evolution, MPDE)算法改进的 EEMD 实现自适应消噪,并与自适应共振解调(adaptive resonance demodulation technique, ARDT)相结合提取滚动轴承故障特征。

1 基本原理

1.1 MPDE

差分进化(differential evolution, DE)是一种具有可靠性高、鲁棒性强的智能优化算法^[12],其已成为进化计算领域的研究热点。

标准 DE 算法是在问题的解空间内随机生成一个初始种群,通过差分变异、交叉、选择操作,生成新种群。但是,DE 算法也有诸多的缺陷与不足^[13],如算法局部搜索能力差、搜索性能受到参数设置的制约、全局最优解难以在短时间内获得。针对上述问题,本文提出了 MPDE,这是一种标准 DE 的改进算法。MPDE 通过竞争算子实现了种群之间的信息共享,并利用多个种群协同进化搜索最优解。

位点变异、单点交叉和“贪婪”选择是 MPDE 种群的进化机制。由于交叉概率 CR 和缩放因子 F 分别是产生新个体的主要和次要算子,也分别决定了算法的全局与局部搜索能力。因此,MPDE 通过设置多个不同控制参数的种群进行协同进化,以克服 DE 算法由于 F 和 CR 不同取值方式而导致优化结果差异很大的问题。MPDE 中各种群相互独立,但又通过竞争算子相互联系。人工选择算子在每代进化中,选出种群中的最优个体进行保存。MPDE 能同时兼顾全局和局部搜索能力的均衡。

1.2 MPDE-EEMD

EEMD 通过在信号中添加白噪声来使信号极值点分布更加均匀,减少 3 次样条曲线拟合时的“过冲”和“欠冲”现象,以消除模式混叠。再利用白噪声均值为 0 的特性加入 M 个不同白噪声,最后将 EMD 分解出的 IMF 分量进行集合总体平均计算^[14]。影响 EEMD 性能的关键因素是加入白噪声的幅值大小。如果加入噪声幅值较小或较大,都难以改善信号高频和低频成分的极值点分布,无法克服模式混叠现象。因此,本文通过建立极值点分布特性评价函数,再利用 MPDE 来优化 EEMD 中加入的白噪声幅值。在确定了最优幅值后,就可根据公式计算出平均次数。MPDE-EEMD 算法可实现加入参数的自适应选择,具体步骤如下。

1) 根据极值点分布特性建立评价函数

EEMD 为了改善信号极值点在各尺度分布上能具有离散性和均匀性,利用了高斯白噪声的频率均布特性^[11]。以此为据,通过极值点分布特性评价函数的建立可以自适应确定最优的白噪声幅值。本文建立了如下的评价函数:

$$F(x) = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} [P_{\max}(i+1) - P_{\max}(i)]}{N_1 - 1} + \frac{\sum_{j=1}^{N_2} [P_{\min}(j+1) - P_{\min}(j)]}{N_2 - 1} \quad (1)$$

式中: P_{\max} 是极大值点位置系数; P_{\min} 是极小值点位置系数; N_1 是极大值点数; N_2 是极小值点数。

2) 采用 MPDE 对白噪声幅值进行寻优

通过 MPDE 算法的多个种群协同进化和多种群间的信息迁移机制, 寻找到 EEMD 中加入白噪声幅值的最优解。

3) 计算平均次数

根据如下公式^[7]来计算平均次数。

$$\alpha = \frac{e}{\sqrt{N}} \text{ 或 } \ln \alpha + \frac{e}{2} \ln N = 0 \quad (2)$$

式中: α 是信号中加入的白噪声幅值; N 是平均次数; e 是 EEMD 分解误差。

4) 通过上述过程即可确定 EEMD 中加入的白噪声幅值和总体平均次数。

1.3 MPDE-EEMD 自适应消噪方法

MPDE-EEMD 分解原始振动信号得到一系列 IMF 分量, 由于分解误差和插值误差等因素必然产生一些虚假分量, 故本文采用峭度与相关性相结合的准则, 提取峭度值^[15]大于 3 并且相关系数^[16]不小于 0.5 的 IMF 分量作为有效信号进行重构, 以实现消噪处理。

相关系数计算公式:

$$\lambda_j = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(c_i - \bar{c})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (c_i - \bar{c})^2}} \quad j = 1, \dots, l \quad (3)$$

式中: x 和 \bar{x} 为原始振动信号及其均值; c 和 \bar{c} 为 IMF 分解信号及其均值; λ_j 为所有 IMF 分量与原始信号的相关系数。

峭度计算公式:

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (4)$$

式中: x 为原始振动信号; μ 为均值; σ 为标准差。

1.4 ARDT 故障特征提取

传统共振解调技术难以确定带通滤波器参数, 不能满足自适应故障诊断的要求。本文在文献[17-18]提出的自适应共振解调方法基础上, 以轴承信号功率谱中的高频共振特征作为带通滤波器的中心频率, 此频率一般都应在故障频率的 10 倍以上。再通过实验

分析发现通常带宽不能小于轴承最高故障特征频率的 4 倍, 而滚动轴承中内圈故障频率最大, 所以带宽最小应为内圈故障频率的 4 倍。由此可确定带通滤波器的参数。

ARDT 故障特征提取过程: 首先, 对消噪后的信号进行功率谱分析自动选取幅值最大的功率谱线作为共振频率, 并且该频率一般都在故障频率的 10 倍以上。然后, 将此共振频率作为带通滤波器的中心频率, 带宽为不小于 4 倍的内圈故障频率。最后, 对滤波信号进行包络分析, 提取出轴承故障特征信息。

1.5 基于 MPDE-EEMD 和 ARDT 的故障特征提取方法

本文提出的 MPDE-EEMD+ARDT 算法流程, 实现步骤如下。

1) 通过加速度传感器获得原始振动信号, 并建立评价函数 $F(x)$ 。

2) 随机初始化 MPDE 中各种群的缩放因子 F 和交叉概率 CR , 设置种群数量 NP 。由于 F 影响到基向量的扰动程度, F 较大则扰动较大, 能在更大范围内寻求有潜力的解; 反之, 搜索范围较小能快速进化。 CR 对种群多样性有重要影响, CR 较大会引起更多个体发生改变, 增强种群多样性, 有利于搜索到最优解; 反之, 种群中改变的成员较少, 有利于进化的稳定性。所以, 根据文献[19], 设置 F 取值范围为 $[0.1, 0.8]$ 、 CR 取值范围为 $[0.3, 0.9]$, 采用 DE/best/1 作为变异策略。

3) NP 个种群内的每个个体都要经过变异、交叉、评价、选择操作, 如果满足进化条件则转至步骤 4), 否则返回步骤 2)。

4) 通过种群间的信息通信, 寻找到最优个体, 所有种群均利用该个体来更新自身的最差个体。

5) 判断是否满足终止条件, 寻找到最优个体或达到进化代数则转至步骤 6), 否则返回步骤 2)。

6) 将获得的最优白噪声幅值与集合平均次数作为 EEMD 参数进行分解。

7) 为了实现降噪, 基于峭度和相关性筛选出 IMF 分量进行信号重构。

8) 基于 ARDT 自动确定信号的带通滤波器参数, 进行包络分析, 诊断出轴承故障。

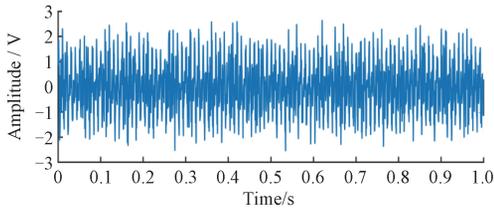
2 仿真故障信号分析

本文构建了轴承故障仿真信号 $x(t)$, 该信号是由正常信号 $x'(t)$ 、模拟产生的滚动轴承故障冲击响应信号 $y(t)$ 和白噪声 $n(t)$ 构成。利用该仿真信号来验证上述分析方法的有效性。 $x'(t)$ 中包含 100 和 200 Hz 的正常谐波信号; $y(t)$ 中的故障调制频率 f_f 为 20 Hz, 共振频率

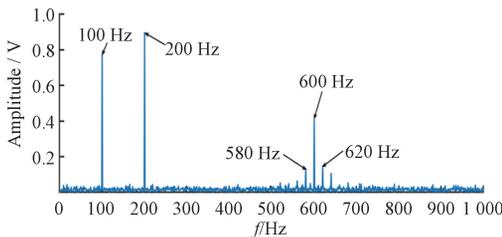
为 600 Hz, 阻尼比为 50; $n(t)$ 信噪比为 -8 dB。该轴承故障仿真信号按式(5)生成^[20]:

$$\begin{cases} x(t) = x'(t) + y(t) + n(t) \\ y(t) = \sum_i h(t - i/f_r) \\ h(t) = e^{-50t} \sin(1200\pi t) \\ x'(t) = \cos(200\pi t) + \sin(400\pi t) \end{cases} \quad (5)$$

设置采样频率为 12 000 Hz。仿真信号时域波形如图 1(a) 所示, 在噪声影响下, 冲击特性无法直接提取。图 1(b) 是其幅值谱图, 其中 100、200 Hz 是正常状态下的频率成分, 600 Hz 的故障调制频率及其边频带 580 和 620 Hz 被有效地分解出来。



(a) 仿真信号时域波形
(a) Time-domain waveform of simulation signal



(b) 仿真信号幅值谱
(b) Amplitude spectrum of simulation signal

图 1 仿真信号

Fig. 1 The simulation signal

2.1 MPDE

通过 MPDE 寻优仿真故障信号的白噪声幅值。MPDE 算法参数设置如下: 种群个数 $NP = 10$; 根据 1.5 节, 在 $[0.1, 0.8]$ 范围内随机生成各种群的缩放因子 F ; 在 $[0.3, 0.9]$ 范围内随机生成各种群的交叉概率 CR ; 变异策略为 DE/best/1。只要连续获得的相隔一定进化代数的最优解种群距离小于给定的阈值 1×10^{-5} 算法就进化终止。根据图 2 所示的 MPDE 进化过程, 可确定白噪声最优幅值为 0.165 71。

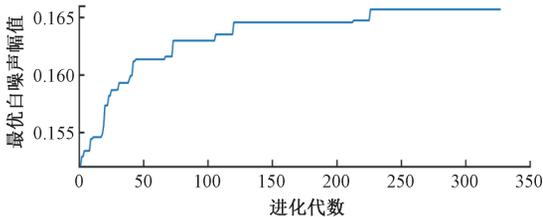


图 2 仿真信号 MPDE 进化过程

Fig. 2 MPDE evolutionary process of simulation signal

通过 EEMD 分解获得了 11 个 IMF 分量。表 1 是各阶 IMF 分量的峭度值, 表 2 是各阶 IMF 分量与故障信号的相关系数。根据峭度与相关性相结合的准则^[15-16], 自动提取峭度值大于 3 并且相关系数不小于 0.5 的 IMF1 分量作为有效信号进行重构, 实现对仿真信号的消噪处理。

表 1 各阶 IMF 分量峭度值

Table 1 The kurtosis of IMF components

IMF 分量	峭度值	IMF 分量	峭度值
IMF 1	3.77	IMF 7	2.52
IMF 2	2.30	IMF 8	3.00
IMF 3	2.46	IMF 9	3.40
IMF 4	2.30	IMF 10	2.63
IMF 5	3.05	IMF 11	4.80
IMF 6	2.63		

表 2 各阶 IMF 分量与仿真信号的相关系数

Table 2 The correlation coefficient of IMF components and simulation signal

IMF 分量	相关系数	IMF 分量	相关系数
IMF 1	0.98	IMF 7	0.09
IMF 2	0.57	IMF 8	0.05
IMF 3	0.61	IMF 9	0.03
IMF 4	0.57	IMF 10	0.02
IMF 5	0.32	IMF 11	0.002
IMF 6	0.10		

2.2 ARDT 故障特征提取

根据本文提出的 ARDT 方法来提取消噪信号特征, 选择 600 Hz 的共振频率作为带通滤波器的中心频率, 再不小于 4 倍的故障频率为带宽, 取 $B_w = 4f_r = 80$ Hz, 因此滤波频带为 $[560 \text{ Hz}, 640 \text{ Hz}]$ 。将消噪后的信号进行带通滤波和包络解调分析, 结果如图 3 所示。图 3 中, 清晰可见 20 Hz 的故障频率及 40、60、80 Hz 的倍频成分, 这也证明了本文方法的有效性。

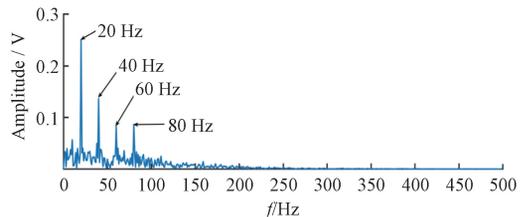


图 3 消噪信号包络谱

Fig. 3 The envelop spectrum of denoising signal

3 实验验证

通过对美国 Case Western Reserve University 的驱动端轴承滚动体故障实验数据进行分析, 来进一步验证

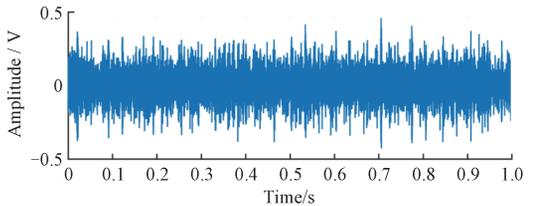
MPDE-EEMD 和 ARDT 方法的有效性。该数据中的轴承型号为 6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承, 采样频率 $f_s = 12 \text{ kHz}$, 实验转速为 1750 r/min (转频 $f_r = 29.17 \text{ Hz}$), 负载为 2 hp (1492 W)。该故障点是用电火花加工技术在轴承上布置了直径为 21 mils ($1 \text{ mil} = 0.0254 \text{ mm}$) 的凹坑, 轴承参数如表 3 所示。

表 3 6205-2RS JEM SKF 轴承参数

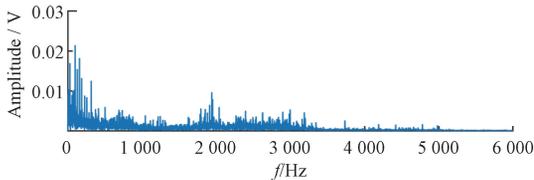
Table 3 The bearing parameters of 6205-2RS JEM SKF

节圆直径/mm	滚珠直径/mm	接触角/(°)	滚珠个数
39.039 8	7.940	0	9

根据表 3 的轴承参数计算出, 内圈故障特征频率 $f_i = 157.94 \text{ Hz}$, 滚动体故障特征频率 $f_b = 135.14 \text{ Hz}$ 。图 4 (a) 所示是滚动体故障信号时域波形, 在噪声影响下, 冲击特性不可能被直接识别出来。图 4 (b) 所示是其包络谱, 由于噪声影响严重, 转频和滚动体故障特征频率也无法辨识。



(a) 滚动体故障时域波形
(a) Time-domain waveform of rolling element fault



(b) 滚动体故障包络谱
(b) Envelope spectrum of rolling element fault

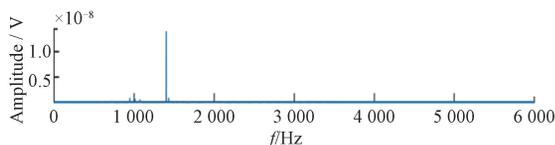
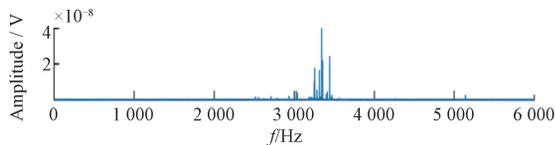
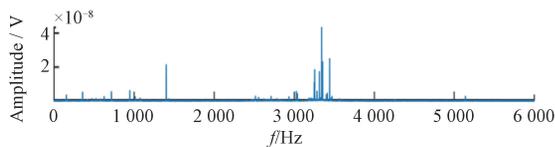
图 4 滚动体故障信号

Fig. 4 The fault signal of rolling element

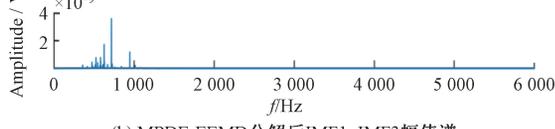
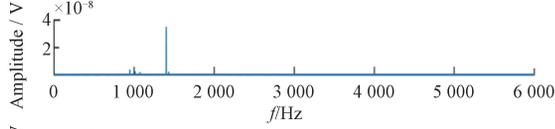
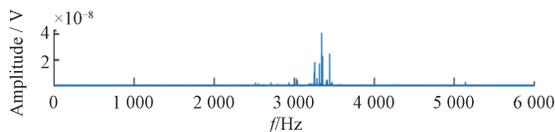
3.1 传统 EEMD 特征提取方法

采用传统 EEMD 对滚动体故障信号进行分解, 分解出 14 个 IMF 分量, 图 5 (a) 是 IMF1~IMF3 分量的幅值谱。从图 5 (a) 可以看出, 不同 IMF 分量之间相互影响, 存在明显的模式混叠现象。图 5 (b) 所示是 MPDE-EEMD 分解后的前 3 阶 IMF 分量的幅值谱。由图 5 可知, 不同 IMF 分量的频率成分不同, 相互之间几乎互不影响, 不存在模式混叠。

按照本文提出的峭度与相关性相结合的准则, 将 EEMD 分解后的 IMF1 和 IMF2 分量进行信号重构, 并进行包络解调分析。如图 6 所示, 转频 f_r 和故障特征频率 f_b 虽能被提取出, 但也被大量噪声所包围。



(a) EEMD 分解后 IMF1~IMF3 幅值谱
(a) Amplitude spectrum of IMF1~IMF3 by EEMD



(b) MPDE-EEMD 分解后 IMF1~IMF3 幅值谱
(b) Amplitude spectrum of IMF1~IMF3 by MPDE-EEMD

图 5 2 种 EEMD 方法比较

Fig. 5 Comparison of two EEMD methods

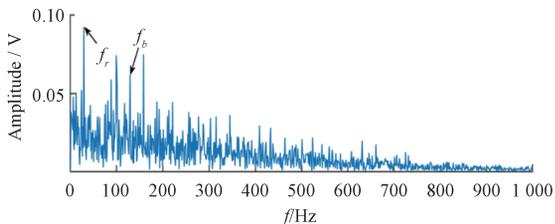


图 6 重构信号包络谱

Fig. 6 The envelop spectrum of reconstructed signal

3.2 MPDE-EEMD 和 ARDT 特征提取方法

首先, 利用 MPDE 寻优滚动体故障信号最佳白噪声幅值。算法参数设置如下: 种群个数 $NP = 10$; 根据 1.5 节, 在 $[0.1, 0.8]$ 范围内随机生成各种群的缩放因子 F ; 在 $[0.3, 0.9]$ 范围内随机生成各种群的交叉概率 CR ; 变异策略为 $DE/best/1$ 。只要连续获得的相隔一定进化代数的最优解种群距离小于给定的阈值 1×10^{-5} 算法就进化终止。如图 7 所示, 滚动体故障信号的 MPDE 进化过程, 可寻找到最优白噪声幅值为 0.17106 。

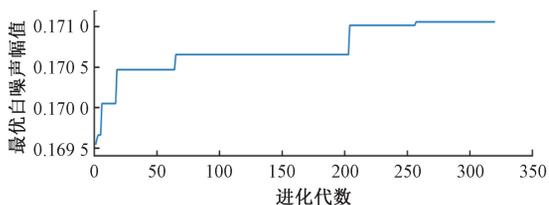


图 7 滚动体故障信号 MPDE 进化过程

Fig. 7 MPDE evolutionary process of rolling element fault

然后,再计算出集合平均次数,进行 EEMD 分解,获取 14 个 IMF 分量。分别计算各阶 IMF 分量的峭度值和与故障信号的相关系数,分别如表 4 和 5 所示。最后,采用峭度与相关性相结合的准则,提取峭度值大于 3 并且相关系数不小于 0.5 的 IMF1 和 IMF2 分量作为有效信号进行重构,实现对滚动体故障信号的降噪处理。

表 4 各阶 IMF 分量峭度值

Table 4 The kurtosis of IMF component

IMF 分量	峭度值	IMF 分量	峭度值
IMF 1	3.25	IMF 8	3.65
IMF 2	3.06	IMF 9	4.53
IMF 3	2.75	IMF 10	5.64
IMF 4	2.95	IMF 11	5.58
IMF 5	2.66	IMF 12	3.70
IMF 6	2.40	IMF 13	1.72
IMF 7	3.30	IMF 14	2.07

表 5 各阶 IMF 分量与故障信号的相关系数

Table 5 The correlation coefficient of IMF components and fault signal

IMF 分量	相关系数	IMF 分量	相关系数
IMF 1	0.987	IMF 8	0.002
IMF 2	0.891	IMF 9	6.6×10^{-4}
IMF 3	0.322	IMF 10	1.1×10^{-4}
IMF 4	0.280	IMF 11	8.0×10^{-5}
IMF 5	0.176	IMF 12	-9.4×10^{-5}
IMF 6	0.116	IMF 13	-7.7×10^{-4}
IMF 7	0.037	IMF 14	6.6×10^{-4}

最后,采用 ARDT 方法对消噪信号进行特征提取,图 8 所示是消噪信号的功率谱。据 1.4 节所述,选取 3 344 Hz 为消噪信号的共振频率,并将该频率作为带通滤波器的中心频率,再以内圈故障频率为带宽,本文取 $B_w = 4f_i = 632$ Hz,故滤波频带为 [3 028 Hz, 3 660 Hz]。

图 9 所示是消噪信号的包络谱。由图 9 可见,提取出了 129 Hz 的故障特征频率及其 257 Hz 的 2 倍频; 29 Hz 的转频也很明显。同时,以故障特征频率及其倍

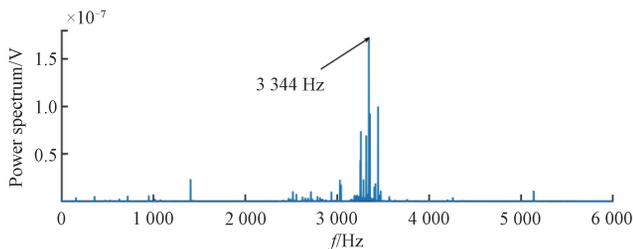


图 8 消噪信号功率谱分析

Fig. 8 The power spectrum of denoising signal

频为中心、转频为边频带的调制特征也非常明显,如 99、158 是 129 Hz 的边频带。图 9 的这些特征值与理论计算结果都比较接近,可判断出是滚动轴承滚动体故障,由此也证明了基于 MPDE-EEMD 和 ARDT 的故障诊断方法的有效性。

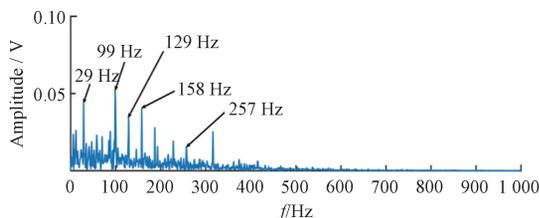


图 9 消噪信号包络谱

Fig. 9 The envelop spectrum of denoising signal

4 结论

本文针对 EEMD 算法中需人工选择加入白噪声幅值大小的问题,提出了一种以 MPDE 算法来改进 EEMD 的方法。该方法利用了 MPDE 的种群间信息共享、多种群协同进化、同时兼顾全局搜索和局部搜索等优点,能够自适应确定最优的白噪声幅值,这比主观的人为决策更有理论依据、更为可靠。EEMD 加入白噪声后的极值点分布特性,是减小模式混叠现象的关键因素。因此,本文提出了一个极值点分布特性评价函数,通过该函数才能将 MPDE 算法应用于 EEMD 的改进。针对滚动轴承故障特征信号往往淹没于系统噪声信号中而难于识别,提出了将 MPDE-EEMD 与 ARDT 相结合的故障特征提取方法。并通过轴承仿真故障信号和实际故障信号来验证了该方法的有效性。对于所提出的 MPDE-EEMD 与 ARDT 特征提取方法,其中种群个数、缩放因子 F 、交叉概率 CR 、变异策略、峭度值、相关系数等参数还需根据先验证知识或人为主观确定,这些问题还需进一步完善。

参考文献

[1] 田晶,王英杰,王志,等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2018, 39(7):144-151.

- TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on EEMD and spatial correlation denoising [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7):144-151.
- [2] 施杰,伍星,刘韬. 采用 HHT 算法与卷积神经网络诊断轴承复合故障[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 34-43.
- SHI J, WU X, LIU T. Bearing compound fault diagnosis based on HHT algorithm and convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 34-43.
- [3] 郭翠云. 提升 EEMD 降噪方法及制冷机轴承故障诊断应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 9-15.
- GUO C Y. De-noising method with improved EEMD and its application to fault diagnosis of refrigerator bearing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5):9-15.
- [4] 赵光权,姜泽东,胡聪,等. 基于小波包能量熵和 DBN 的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2):32-38.
- ZHAO G Q, JIANG Z D, HU C, et al. Bearing fault diagnosis based on wavelet packet energy entropy and DBN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2): 32-38.
- [5] 李华,刘韬,伍星,等. 基于 SVD 和熵优化频带熵的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动工程学报, 2018, 31(2):358-364.
- LI H, LIU T, WU X, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on SVD and optimized frequency band entropy by entropy [J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(2): 358-364.
- [6] 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 [C]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454:903-995.
- [7] WU ZH H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [8] 曹冲锋,杨世锡,杨将新. 大型旋转机械非平稳振动信号的 EEMD 降噪方法[J]. 振动与冲击, 2009, 28(9): 33-38, 212.
- CAO CH F, YANG SH X, YANG J X. De-noising method for non-stationary vibration signals of large rotating machineries based on ensemble empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(9): 33-38, 212.
- [9] 张永祥,朱杰平,张帅. 基于 EEMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 海军工程大学学报, 2014, 26(6): 90-94.
- ZH Y X, ZHU J P, ZHANG SH. Rolling element bearing feature extraction based on EEMD[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2014, 26(6):90-94.
- [10] ZHANG J, YAN R Q, GAO R X, et al. Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(7): 2104-2123.
- [11] 孔德同,刘庆超,雷亚国,等. 一种改进的 EEMD 方法及其应用研究[J]. 振动工程学报, 2015, 28(6): 1015-1021.
- KONG D T, LIU Q CH, LEI Y G, et al. The improved EEMD method and its application [J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(6):1015-1021.
- [12] PRICE K V, STORN R, LAMPINEN J. Differential Evolution: A Practical Approach for Global Optimization[M]. Berlin:Springer-Verlag, 2008.
- [13] 丁青锋,尹晓宇. 差分进化算法综述[J]. 智能系统学报, 2017, 12(4):431-442.
- DING Q F, YIN X Y. Research survey of differential evolution algorithms [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2017, 12(4):431-442.
- [14] 程军圣,王健,桂林. 改进的 EEMD 方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲, 2018, 37(16):51-56.
- CHENG J SH, WANG J, GUI L. An improved EEMD method and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16):51-56.
- [15] 李华,伍星,刘韬,等. 变分模态分解和改进的自适应共振技术在轴承故障特征提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2018, 31(4):718-726.
- LI H, WU X, LIU T, et al. Application of variational mode decomposition and improved adaptive resonance technology in bearing fault feature extraction [J], Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(4):718-726.
- [16] 肖顺根,马善红,宋萌萌,等. 基于 EEMD 和 PCA 滚动轴承性能退化指标的提取方法[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2015, 14(5):572-579.
- XIAO SH G, MA SH H, SONG M M, et al. Performance degradation indicator extraction method of rolling bearings based on the EEMD and PCA [J]. Journal of Jiangnan University(Natural Science Edition), 2015, 14(5):572-579.
- [17] 王平,廖明夫. 滚动轴承故障诊断的自适应共振解调

技术[J]. 航空动力学报, 2005(4):606-612.

WANG P, LIAO M F. Adaptive demodulated resonance technique for the rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Aerospace Power, 2005(4):606-612.

[18] 潘阳, 陈安华, 蒋玲莉, 等. 基于自适应共振解调技术的滚动轴承故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2015, 34(2): 238-241.

PAN Y, CHEN AN H, JIANG L L, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive resonance demodulation technique [J]. Mechanical Science and Technology, 2015, 34(2):238-241.

[19] 张强, 邹德旋, 耿娜, 等. 基于多变异策略的自适应差分进化算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(10):2812-2821.

ZHANG Q, ZOU D X, GENG N, et al. Adaptive differential evolution algorithm based on multiple mutation strategies[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(10): 2812-2821.

[20] 周智, 朱永生, 张优云, 等. 基于 EEMD 和共振解调的滚动轴承自适应故障诊断[J]. 振动与冲击, 2013, 32(2):76-80.

ZHOU ZH, ZHU Y SH, ZHANG Y Y, et al. Adaptive fault diagnosis of rolling bearings based on EEMD and demodulated resonance [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(2):76-80.

作者简介



施杰, 分别在 2004 年和 2008 年于昆明理工大学获得学士学位和硕士学位, 现为昆明理工大学博士研究生和云南农业大学副教授, 主要研究方向为机械故障诊断。

E-mail: ytbso@126.com

Shi Jie received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Kunming University of Science and Technology in 2004 and 2008, respectively. Now he is a Ph. D. candidate at Kunming University of Science and Technology, and an associate professor at Yunnan Agricultural University. His main research interests include mechanical fault diagnosis.



伍星 (通信作者), 分别在 1994 年和 1997 年于昆明理工大学获得学士学位和硕士学位, 2005 年于上海交通大学获得博士学位, 现为昆明理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信号处理及设备智能诊断。

E-mail: xwu@kust.edu.cn

Wu Xing (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Kunming University of Science and Technology in 1994 and 1997, respectively, and Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2005. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include signal processing and intelligent diagnosis of equipment.