

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.10.004

基于欠阻尼混合势随机共振的 微弱信号检测方法^{*}

任学平¹, 李 飞¹, 李志星^{1,2}

(1. 内蒙古科技大学 机械工程学院, 内蒙古 包头 014010; 2. 北京建筑大学
城市轨道交通车辆服役性能保障北京市重点实验室, 北京 102612)

摘要:针对强噪声背景下机械设备微弱信号的检测问题, 即其微弱故障的诊断问题, 提出了一种自适应噪声完备集合经验模态分解 (CEEMDAN) — 小波阈值联合降噪方法与欠阻尼混合势随机共振 (UMPSR) 相结合的微弱信号检测方法。首先, 建立了欠阻尼混合势随机共振模型, 描述了势函数的特点, 从理论上推导出了系统的输出信噪比, 并分析了在不同参数下, 信噪比和噪声强度的关系; 然后, 对原始信号进行了预处理, 将降噪后的重构信号输入系统模型, 利用自适应模拟退火粒子群算法对系统参数进行了优化, 实现了随机共振系统的最佳匹配; 最后, 将所提方法应用于仿真故障信号和滚动轴承内圈故障的实验中, 并将其结果与采用混合势随机共振 (MPSR) 方法所得结果进行了对比。研究表明: 当故障频率为 50 Hz 和 212.85 Hz 时, 相比于混合势随机共振方法, 经欠阻尼混合势随机共振处理后的故障频率处的频谱峰值更高, 且噪声干扰更少; 该结果可以有效地提高滚动轴承故障信号检测能力。

关键词:机械故障诊断; 自适应噪声完备集合经验模态分解; 小波阈值联合降噪; 欠阻尼混合势随机共振; 噪声强度; 信噪比; 频谱峰值

中图分类号: TH133.33; TH17

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2022)10-1365-09

Weak signal detection method based on underdamped mixed potential stochastic resonance

REN Xue-ping¹, LI Fei¹, LI Zhi-xing^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China; 2. Beijing Key Laboratory of Performance Guarantee on Urban Rail Transit Vehicles, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102612, China)

Abstract: Aiming at the diagnosis of faint faults in mechanical equipment under strong noise background, a weak signal detection method of complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) - wavelet threshold noise reduction method combined with underdamped mixed potential stochastic resonance (UMPSR) was proposed. Firstly, an underdamped mixed potential stochastic resonance model was established, the characteristics of the potential function were described, the output signal-to-noise ratio of the system was derived theoretically and the relationship between the signal-to-noise ratio and the noise intensity under different parameters was analyzed. Then, the original signal was preprocessed, the reconstructed signal from the noise reduction method was input into the system model and the system parameters were optimized by using the adaptive simulated annealing particle swarm algorithm to achieve the best matching of the stochastic resonant system. Finally, the proposed method was applied to the experiment of simulating the fault signal and the actual rolling bearing inner ring fault signal. The results were compared with those obtained by the mixed potential stochastic resonance (MPSR) method. The research results show that compared with the mixed-potential stochastic resonance method, the proposed underdamped mixed potential stochastic resonance method has higher spectral peaks and less disturbed by noise at fault frequencies of 50 Hz and 212.85 Hz, which can effectively

收稿日期: 2022-03-22

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金项目 (2019LH05008)

作者简介: 任学平 (1963-), 男, 河北张家口人, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事机械工程测试与故障诊断方面的研究。E-mail: rxp@imust.edu.cn

improve the rolling bearing fault signal detection capability.

Key words: mechanical fault diagnosis; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN); wavelet threshold noise reduction; underdamped mixed potential stochastic resonance (UMPSR); stochastic resonance; noise intensity; signal-to-noise ratio; spectral peak

0 引 言

滚动轴承作为旋转机械中的核心部件之一,一旦发生故障,可能会危及整个设备的运行安全。因此,及时发现并排除其潜在故障显得尤为重要。

然而,由于机械设备恶劣的工作环境和复杂的运行工况,采集到的故障信号往往包含机械设备其他部件和环境产生的强噪声成分,导致故障信号不易检测。

传统的信号处理方法如奇异值分解、小波分析以及谱峭度等,通过抑制噪声来突出轴承故障特征。然而,抑制噪声的前提是特征信号的频带不能与噪声频带重叠。而在实际工程环境中,噪声频率往往与信号频率重合或混叠,这样就使系统在滤除噪声的同时,也削弱了故障特征,在一定程度上损伤故障频率,导致部分有用信号丢失,严重影响目标信号的分析 and 处理。

随机共振是利用噪声来增强目标信号,进而增强并提取目标的故障特征频率。它在微弱信号的检测中具有比较大的优势。

1981 年, BENZI R 等人^[1]首次提出了随机共振这一概念。此后,随机共振被用于解决不同学科的问题,如气象学、生物学和物理学等方面的问题^[2-6]。基于随机共振的机械故障诊断领域的早期研究,旨在克服小参数的限制^[7-9]。然而,实际的工程信号大多由大参数信号构成。目前,研究人员可以通过归一化尺度变换、二次采样、变步长、调制等方法,对信号进行处理,使信号满足必要的小参数要求。

随着随机共振理论体系的建立,基于随机共振的机械故障诊断方法的研究,由双稳态系统^[10]被拓展到了单稳态系统^[11,12]、三稳态系统^[13,14]以及以周期势系统^[15]为代表的多稳态系统。

为了提高信号的检测效果,诸多专家学者对随机共振现象进行了深入探讨。XU Bo-hao 等人^[16]的研究发现,通过优化参数,能够使系统达到最佳输出;但在强噪声背景下,其对于高频信号的检测能力有限。LEI Ya-guo 等人^[17]提出了一种基于蚁群算法的自适应随机共振方法,完成了对行星齿轮箱中太阳轮故障的诊断,然而该方法存在一定的局限性,还未能将其应用于其他部件。QIAO Zi-jian 等人^[18]提出了一种非饱和随机共振模型,以克服经典双稳态随机共振 (classic

bistable stochastic resonance, CBSR) 的输出饱和问题,但该模型相当于一个非线性低通滤波器,容易受到低频噪声的干扰。

虽然随机共振系统可以大大提高信号的检测效果,但由于外界噪声干扰太大,学者们还需要将信号预处理与随机共振相结合,以解决单一随机共振系统检测能力不足的问题。

何园园等人^[19]提出了一种将自适应随机共振与总体局部均值分解 (ensemble local mean decomposition, ELMD) 相结合的方法,并将其应用于轴承的故障诊断中。段皓然等人^[20]采用傅里叶分解 (Fourier decomposition method, FDM) 和随机共振相结合的方法,实现了对风机主轴微弱旋转信号的检测,为轴承早期故障诊断提供了帮助。

值得注意的是,上述研究都是以经典双稳态随机共振模型为基础的,因此,有必要对随机共振势模型进行优化,并对信号预处理方法进行选择。

基于上述分析,笔者将 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法与欠阻尼混合势随机共振相结合,以提高微弱信号的检测精度,并通过理论分析、仿真和进行研究,通过实验加以验证。

1 欠阻尼混合势随机共振理论

1.1 欠阻尼混合势模型随机共振

1.1.1 混合势模型介绍

随机共振现象的发生与非线性系统的形式有很大的关系。因此,为了克服经典双稳态随机共振方法中的饱和和特性问题,学者们提出了混合势随机共振模型,其定义如下:

$$U(x) = \exp(-x^2) - \ln e + \frac{1}{4}mx^4 \quad (1)$$

式中: m —系统参数。

混合势随机共振势函数曲线 $U(x)$ 及经典双稳态随机共振势函数曲线 $V(x)$, 如图 1 所示。

由图 1 可以看出: MPSR 势函数宽于 CBSR 势函数,这反映了 MPSR 比 CBSR 在抗饱和特性方面更有优势。

混合势随机共振势函数 $U(x)$ 的变化图,如图 2 所示。

由图 2 可以看出: MPSR 势函数形状随着参数 m

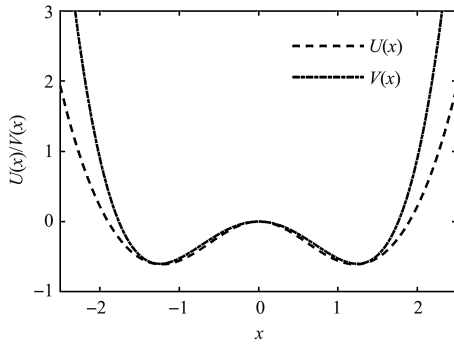
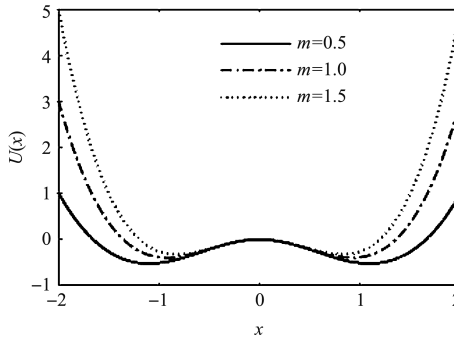
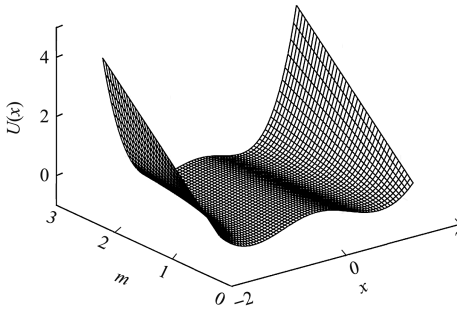
图 1 MPSR 势函数曲线 $U(x)$ 和 CBR 势函数曲线 $V(x)$ (a) MPSR 势函数 $U(x)$ 变化二维图(b) MPSR 势函数 $U(x)$ 变化三维图

图 2 MPSR 势函数变化图

的变化而变化;参数 m 越大,势函数势壁越陡,粒子在势阱间跃迁变得相对困难;参数 m 越小,势垒越高,且势宽更大,粒子在两个势垒间的跃迁越加困难。

通过上述分析得到,可以通过调整参数 m 来改变势模型的结构,以得到更好的输出效果。

1.1.2 欠阻尼混合势随机共振模型 SNR 分析

为了提高微弱故障的检测效果,笔者引入欠阻尼随机共振方法。与传统随机共振方法相比,该方法相当于二次滤波。

UMPSR 模型可以表达为:

$$\frac{d^2x}{dt^2} = -\frac{dU(x)}{dx} - \gamma \frac{dx}{dt} + A \cos(\Omega t + \varphi) + \sqrt{2D} \eta(t) \quad (2)$$

式中: γ —阻尼因子; A —信号幅值; Ω —信号的驱动频率; φ —相位角; D —噪声强度; $\eta(t)$ —高斯白噪声。

为了简单起见,式(2)可以简化为:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = y \\ \frac{dy}{dt} = -\frac{dU(x)}{dx} - \gamma y + A \cos(\Omega t) + \sqrt{2D} \xi(t) \end{cases} \quad (3)$$

令 $\frac{dx}{dt} = 0, \frac{dy}{dt} = 0, A = 0, D = 0$, 可以得到奇点: $(x_{\pm}, y_{\pm}) = (\pm x_m, 0), (x_0, y_0) = (0, 0)$ 。

其中:

$$x_m = \sqrt{\text{lambertw}\left(0, \frac{2}{m}\right)} \quad (4)$$

在奇点处进行线性化,得到的特征值为:

$$\begin{cases} \beta_{1,2} = \frac{-\gamma \pm \sqrt{\gamma^2 + 4d^2U(x_{\pm})/dx^2}}{2} & x = x_{\pm} \\ \lambda_{1,2} = \frac{-\gamma \pm \sqrt{\gamma^2 + 4d^2U(x_0)/dx^2}}{2} & x = x_0 \end{cases} \quad (5)$$

根据 Fokker-Planck 方程,粒子运动的概率密度函数 $\rho(x, y, t)$ 为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho(x, y, t)}{\partial x} &= -\frac{\partial}{\partial x} [\gamma \rho(x, y, t)] + D \frac{\partial^2 \rho(x, y, t)}{\partial x^2} - \\ &\frac{\partial}{\partial y} \left[\left(-\frac{dU(x)}{dx} - \gamma y + A \cos(\Omega t) \right) \rho(x, y, t) \right] \end{aligned} \quad (6)$$

基于绝热近似理论, $\rho_{st}(x, y, t)$ 可以表示为:

$$\rho_{st}(x, y, t) = \tilde{N} \exp \left[-\frac{\tilde{U}(x, y, t)}{D} \right] \quad (7)$$

式中: $\tilde{N}$ —归一化常数。

通过小参数扩展,广义势函数 $\tilde{U}(x, y, t)$ 表示为:

$$\begin{aligned} \tilde{U}(x, y, t) &= \frac{1}{2} \gamma y^2 + \gamma \int \left[\frac{dU(x)}{dx} - A \cos(\Omega t) \right] dx = \\ &\frac{1}{2} \gamma y^2 + \gamma [U(x) - A x \cos(\Omega t)] \end{aligned} \quad (8)$$

通过两态模型理论,粒子在势阱间的跃迁率可表示为:

$$\begin{aligned} R_{\pm} &= \frac{\sqrt{\beta_1 \beta_2}}{2\pi} \sqrt{-\frac{\lambda_1}{\lambda_2}} \exp \left(\frac{-\tilde{U}(x_0, y_0, t) + \tilde{U}(x_{\pm}, y_{\pm}, t)}{D} \right) = \\ &R_0 \left[1 \mp \frac{Ax_m}{D} \cos(\Omega t) + \frac{1}{2} \left(\frac{Ax_m}{D} \cos(\Omega t) \right)^2 \mp \dots \right] \end{aligned} \quad (9)$$

其中:

$$R_0 = \frac{\sqrt{\beta_1 \beta_2}}{2\pi} \sqrt{-\frac{\lambda_1}{\lambda_2}} \times \exp \left(\frac{\gamma(U(x_m))}{D} \right) \quad (10)$$

系统的输出功率谱为:

$$S(\omega) = S_1(\omega) + S_2(\omega) \quad (11)$$

式中: $S_1(\omega)$ —信号的功率谱; $S_2(\omega)$ —噪声的功率谱。

$S_1(\omega)$ 和 $S_2(\omega)$ 分别可以表示为:

$$\begin{cases} S_1(\omega) = \frac{\pi x_{\pm}^2 (R_1 \beta)^2}{2(R_0^2 + \Omega^2)} [\delta(\omega - \Omega) + \delta(\omega + \Omega)] \\ S_2(\omega) = \left[1 - \frac{(R_1 \beta)^2}{2(R_0^2 + \Omega^2)} \right] \frac{2\pi x_{\pm}^2 R_0}{R_0^2 + \Omega^2} \end{cases} \quad (12)$$

其中:

$$R_1 \beta = \gamma R_0 x_m \frac{A}{D} \quad (13)$$

系统的输出信噪比可以表示为:

$$SNR = \frac{\int_0^{\infty} S_1(\omega)}{S_2(\omega = \Omega)} \quad (14)$$

输出信噪比最终可以写为:

$$SNR = A^2 x_m^2 \exp\left(-\frac{\gamma \#4}{D}\right) \times \sqrt{\frac{\left(\frac{\gamma}{2} - \#1\right)}{\left(\frac{\gamma}{2} + \#1\right)}} \times \sqrt{\frac{\left(\frac{\gamma}{2} - \#2\right)}{\left(\frac{\gamma}{2} + \#2\right)}} / 4D^2 \left(\frac{M}{N} + 1\right) \quad (15)$$

其中:

$$\#1 = \frac{\sqrt{\gamma^2 + 8}}{2} \quad (16)$$

$$\#2 = \frac{\sqrt{\gamma^2 - 8 \exp(-x_m^2) - 16x_m^2 - 12mx_m^2}}{2} \quad (17)$$

$$\#3 = \exp\left(-\frac{2\gamma}{D} \#4\right) \quad (18)$$

$$\#4 = \exp(-x_m^2) - \ln e + \frac{1}{4} m x_m^4 \quad (19)$$

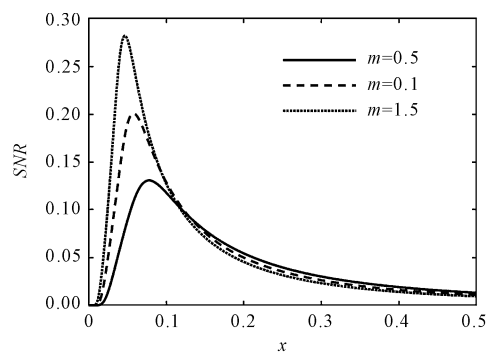
$$M = A^2 x_m^2 \#3 \left(\frac{\gamma}{2} - \#1\right) \left(\frac{\gamma}{2} - \#2\right) \left(\frac{\gamma}{2} + \#2\right) \quad (20)$$

$$N = 4D^2 \pi^2 \left(\frac{\gamma}{2} + \#1\right) \times \left[\Omega^2 - \frac{\#3 \left(\frac{\gamma}{2} - \#1\right) \left(\frac{\gamma}{2} - \#2\right) \left(\frac{\gamma}{2} + \#2\right)}{\pi^2 \left(\frac{\gamma}{2} + \#1\right)} \right] \quad (21)$$

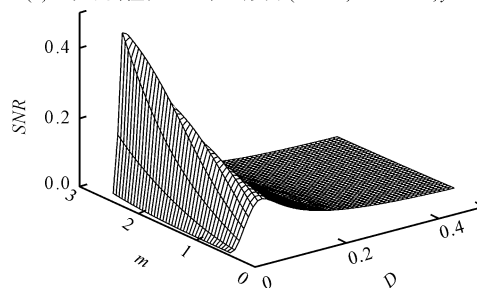
由式(15)可知,输出信噪比的大小受到不同参数的影响。

在不同参数下,信噪比 SNR 和噪声强度 D 的关系,如图 3 所示。

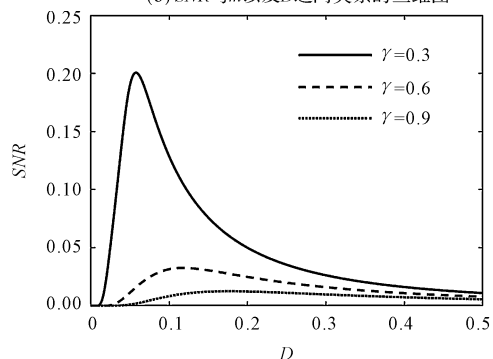
在图 3(a,b)中:当 $m = 0.5$ 时,势壁的陡峭度较低,粒子无法获得足够的加速度突破势垒约束,导致随机共振效果不明显;随着 m 的增大,当 $m = 1.5$ 时,势阱深度减小,势函数结构能够与周期力形成最佳匹配,



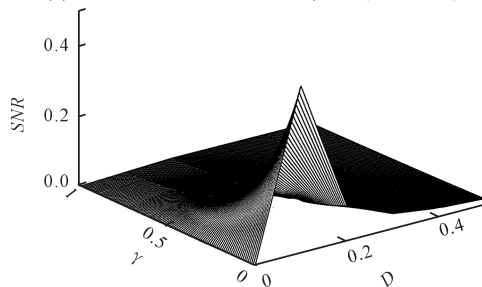
(a) m 取不同值, SNR 与 D 的关系 ($A=0.1, \Omega=0.002, \gamma=0.3$)



(b) SNR 与 m 以及 D 之间关系的三维图



(c) γ 取不同值, SNR 与 D 的关系 ($A=0.1, \Omega=0.002, m=1$)



(d) SNR 与 γ 以及 D 之间关系的三维图

图 3 不同参数下,信噪比 SNR 和噪声强度 D 的关系

从而形成最佳的随机共振效果;

图 3(c,d)显示了在不同阻尼因子下,随着噪声强度 D 的增加,信噪比 SNR 中出现单个峰值。但随着阻尼因子的不断增加,随机共振的效果逐渐减弱;当 $\gamma = 0.3$ 时,此时阻尼因子较低,粒子在两个势阱之间跃迁需要消耗的能量较少,随机共振效果明显;但随着阻尼因子增大到 0.9 时,妨碍了粒子的周期振荡,此时输出信噪比也较小,导致随机共振效果变差。

当系统参数 $m = 1$,信号幅值 $A = 1$,驱动频率 $\Omega =$

0.002, 阻尼系数 $\gamma = 0.6$ 时, UMPSR 方法与 MPSR 方法的输出 SNR, 如图 4 所示。

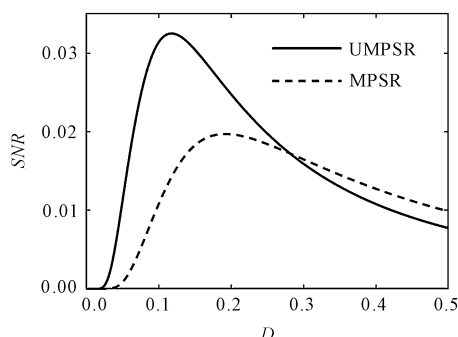


图 5 UMPSR 与 MPSR 方法的输出 SNR
($m=1, A=0.1, \Omega=0.002, \gamma=0.6$)

由图 4 可以看出, 笔者所提的 UMPSR 方法的最大输出 SNR 要高于 MPSR 方法。

1.2 CEEMDAN—小波阈值联合降噪

CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法, 如图 5 所示。

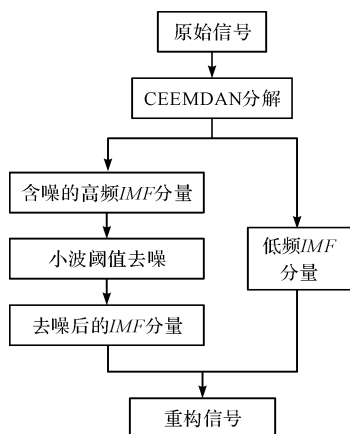


图 5 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法的流程图

具体实现步骤如下:

(1) 对原始信号 $x(t)$ 进行 CEEMDAN 分解, 满足终止迭代条件时, 分解终止, 原始信号 $x(t)$ 分解为:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \overline{IMF_k(t)} + R(t) \quad (22)$$

(2) 含噪较多的高频 IMF 分量由连续均方误差准则确定, 其定义如下:

$$\sigma_{\text{CMSE}}(x_k, x_{k+1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_k(t_i) - x_{k+1}(t_i)]^2 \quad (23)$$

式中: N —信号长度; x_k —前 k 个 IMF 分量求和的信号值。

高频 IMF 分量和低频 IMF 分量的分界点为:

$$i = \arg_{1 \leq k \leq n-1} \min [\sigma_{\text{CMSE}}(x_k, x_{k+1})] \quad (24)$$

(3) 对含噪较多的高频 IMF 分量进行小波阈值降噪处理;

(4) 将降噪后的高频 IMF 分量和未降噪的低频 IMF 分量进行重构, 获得重构信号 $x'(t)$ 。

2 基于 UMPSR 的微弱信号检测方法

对于不满足小参数条件的实测轴承振动信号, 笔者采用 Hilbert 变换解调和变尺度改进系统模型, 并用四阶 Runge—Kutta 方程得到输出。

笔者选择 SNR 作为随机共振的效果评价指标, 其定义如下:

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{A_d}{A_n} \quad (25)$$

式中: A_d —驱动频率的幅值; A_n —最强干扰频率的幅值。

SNR 越高, 表明区分周期信号和噪声的效果越好。

欠阻尼混合势随机共振的微弱信号检测方法, 如图 6 所示。

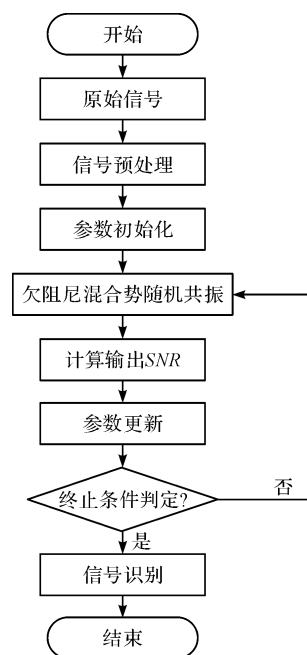


图 6 欠阻尼混合势随机共振的微弱信号检测方法

该流程具体可描述如下:

(1) 信号预处理。原始信号由 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法处理获得重构信号, 对重构信号进行 Hilbert 变换解调, 然后通过变尺度处理, 使输入信号满足小参数要求;

(2) 参数初始化。设置参数 m 和 γ 的寻优范围;

(3) 计算输出 SNR。采用 Runge—Kutta 方程计算输出 SNR;

(4) 参数更新。以最大输出 SNR 为优化目标, 利用自适应模拟退火粒子群算法, 进行参数寻优;

(5) 信号识别。将最优参数组合输入到 UMPSR

系统中,进行信号的处理,以实现故障特征信号的识别。

3 仿真实验

为了验证欠阻尼混合势随机共振方法的有效性,笔者利用 UMPSR 方法进行仿真。

仿真故障信号如下:

$$s(t) = A \sin(2\pi f t) \exp\{-d[t - n(t)T_d]^2\} + \sqrt{2D}\eta(t) \quad (26)$$

式中: A —信号幅值; f —调制频率; d —信号衰减率; $n(t) = [t/T_d]$ —控制脉冲周期出现; T_d —脉冲时间间隔; D —噪声强度; $\eta(t)$ —高斯白噪声。

此处,笔者取 $A = 1$, $f = 1$ kHz, $d = 6f_s$ (采样频率 $f_s = 10$ kHz, $T_d = 0.02$ s, $\sqrt{2D} = 1$, 采样时间为 0.2 s)。

计算可得故障特征频率 $f_d = \frac{1}{T_d} = 50$ Hz。

仿真故障信号如图 7 所示。

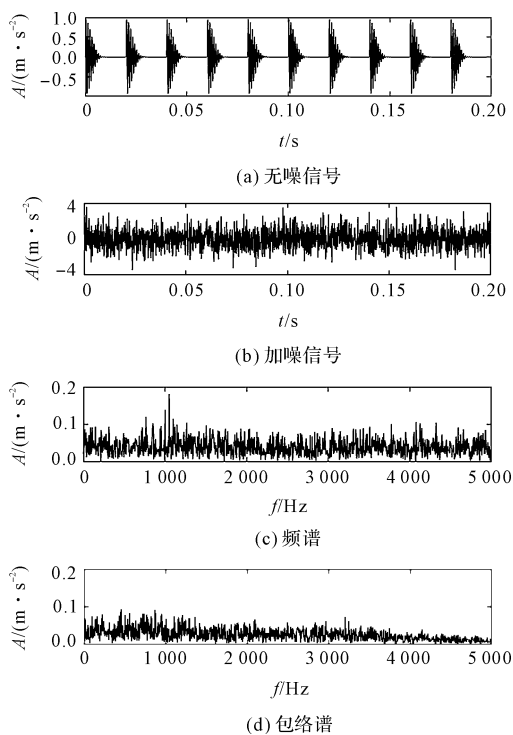


图 7 仿真故障信号

从图 7 中可以看出:由于噪声的干扰,无法准确获得任何故障特征频率的信息。

仿真信号经过 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法的处理结果,如图 8 所示。

由图 8(b)可以看出:故障特征频率仍然淹没在噪声环境中。

笔者将降噪后的重构信号输入欠阻尼混合势随机共振系统,得到的处理结果如图 9 所示。

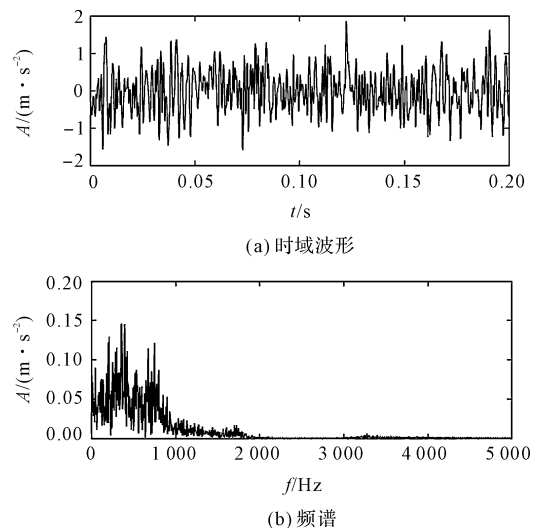


图 8 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法

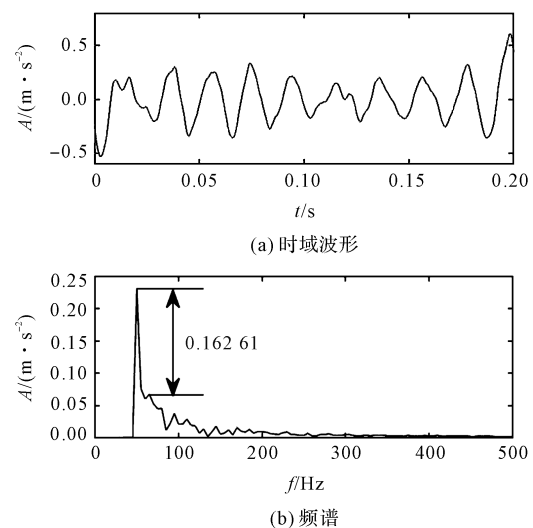


图 9 欠阻尼混合势随机共振方法

由图 9(b)可知:噪声能量向故障信号转移,被噪声干扰的特征频率被明显显示,对应的频谱峰值为 0.23 m/s^2 ,第二高点的值是 $0.067 39 \text{ m/s}^2$,差值为 $0.162 61 \text{ m/s}^2$ 。

为了验证该方法的优势,作为对比,笔者采用混合势随机共振方法对重构信号进行处理。采用上述方法得到的输出信号的时域和频谱图,如图 10 所示。

由图 10(b)可知:特征频率处的频谱峰值为 $0.184 6 \text{ m/s}^2$,第二高点的值是 $0.115 1 \text{ m/s}^2$,差值为 $0.062 5 \text{ m/s}^2$,小于 $0.162 61 \text{ m/s}^2$;

显然,UMPSR 方法与 MPSR 方法都可以提取到故障频率,将二者的结果进行比较可以发现,采用 UMPSR 方法得到的故障特征频率处的频谱峰值高于采用 MPSR 方法,且特征频率周围噪声干扰较小、差值较大^[21,22]。

综上所述,与 MPSR 方法相比,笔者提出的 UMPSR 方法效果更好。

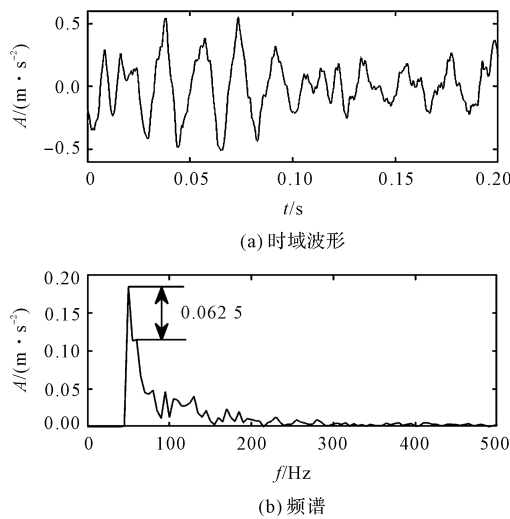


图 10 混合势随机共振方法

4 实验验证

4.1 实验及结果分析

为了验证笔者提出的 UMPSR 方法的有效性,笔者采用该方法对实验采集到的滚动轴承内圈故障数据进行分析。

实验采用的机械设备故障诊断试验台,如图 11 所示。



图 11 机械设备故障诊断试验台

实验中,采样频率为 2 560 Hz,轴承转速为 2 580 r/min。

实验选用型号为 ER-12K 的滚动轴承,其基本参数如表 1 所示。

表 1 滚动轴承主要几何参数

轴承节径 d/mm	滚动体直径 D_p/mm	滚动体个数 $n/\text{个}$	接触角 $\alpha/(\text{°})$
33.5	7.9	8	0

滚动轴承内圈的故障特征频率表达式为:

$$f_0 = \frac{r}{60} \times \frac{n}{2} \left(1 + \frac{d}{D_p} \cos \alpha \right) \quad (27)$$

式中: r —轴承转速。

计算可得 $f_0 = 212.85 \text{ Hz}$ 。

轴承故障信号的时域、频谱和包络谱图,如图 12 所示。

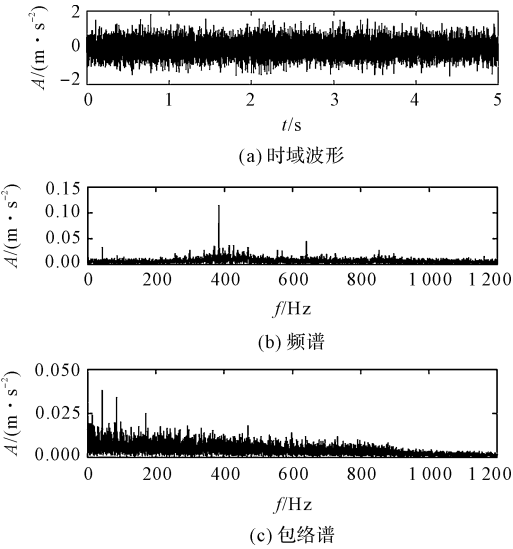


图 12 轴承信号

从图 12 中可以看出:由于强背景噪声的干扰,无法在频谱和包络谱中识别出任何有用的信息。

实验信号经过 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法的处理,其结果如图 13 所示。

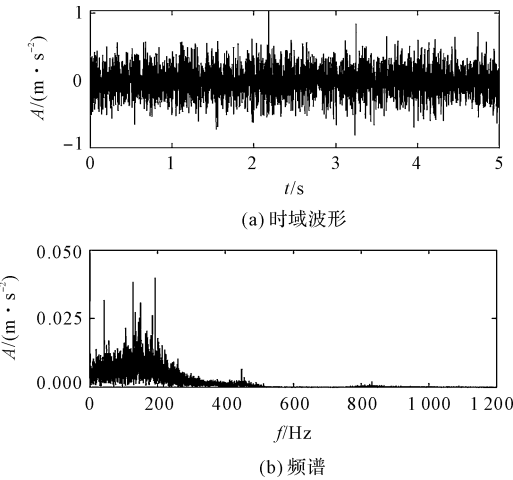


图 13 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法

从图 13(b) 可以看出:高频信号能量向低频信号转移,但仍无法识别故障特征频率。

笔者将降噪后的重构信号输入欠阻尼混合势随机共振系统,输出信号的时域和频谱图,如图 14 所示。

由图 14(b) 可知:滚动轴承内圈的故障特征频率为 210.4 Hz,与理论值 212.85 Hz 接近,频谱峰值与周围噪声最大谱峰的差值为 0.228 6 m/s²。

由此可见,采用所提方法能够提取出被强噪声污染的故障特征。

4.2 对比分析

为了证明欠阻尼混合势随机共振方法具有更好的

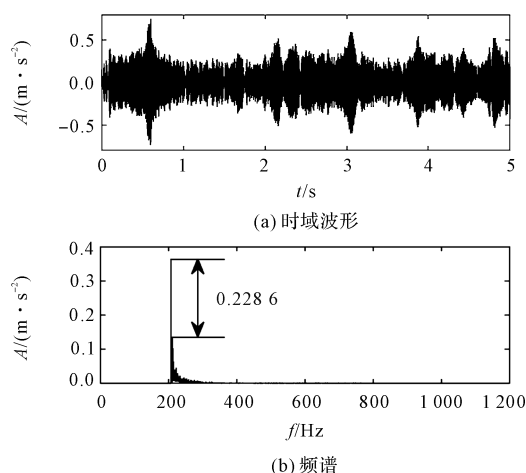


图 14 欠阻尼混合势随机共振方法

效果,笔者应用混合势随机共振方法对采集的信号进行处理,得到输出信号的时域与频谱图,如图 15 所示。

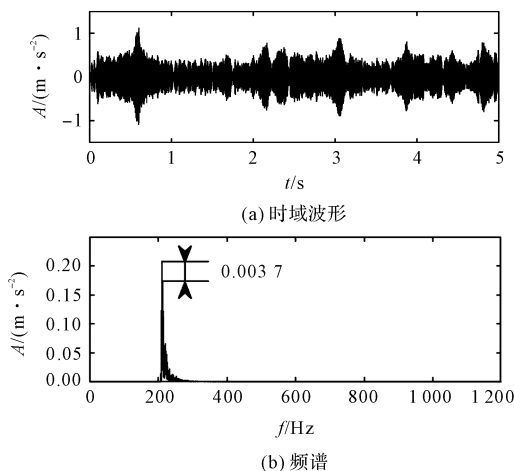


图 15 混合势随机共振方法

由图 15(b)中可知:采用混合势随机共振方法提取到的故障特征频率也为 210.4 Hz,频谱峰值与周围噪声最大谱峰的差值为 0.033 7 m/s^2 ,远小于 0.228 6 m/s^2 。

根据图 14(b)与图 15(b)的对比可知:轴承故障信号经 UMPSR 方法处理后,其故障特征频率附近的噪声干扰更小,故障特征频率的识别度更高。

通过上述分析可知,UMPSR 方法对滚动轴承故障特征的提取效果更好。

5 结束语

针对强噪声背景下机械设备微弱故障的诊断问题,笔者提出了一种基于 CEEMDAN—小波阈值联合降噪方法与欠阻尼混合势随机共振的微弱信号检测方法。

首先,笔者建立了欠阻尼混合势随机共振模型,描述了势函数的特点;然后,将 CEEMDAN—小波阈值方法降噪处理的重构信号输入系统模型,利用自适应模

拟退火粒子群算法对系统参数进行了优化,使随机共振系统达到了最佳匹配;最后,将所提方法应用于仿真故障信号和滚动轴承内圈故障的实验中,实现了对故障特征的提取。

理论分析、仿真和实验验证的结论如下:

(1)混合势模型只有一个势参数,参数优化更加简单,且在抗饱和特性方面更有优势;

(2)势函数在一定值时,系统会达到最优输出,通过自适应模拟退火粒子群算法对参数进行优化,可以实现更好的输出性能;

(3)利用 CEEMDAN—小波阈值方法对噪声进行筛选和滤除,利用欠阻尼混合势随机共振,具有更好的微弱信号检测效果,提高了对故障特征的提取能力。

综上可知,该方法在提取机械设备微弱故障信号方面具有一定的意义。在后续的工作中,笔者将在信号预处理的选择以及势模型的选取方面作进一步的研究。

参考文献 (References):

- [1] BENZI R, PARISI G, SUTERA A, et al. A theory of stochastic resonance in climatic change[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1983, 43(3): 565-578.
- [2] ALIBEGOV M M. Stochastic resonance, the Rayleigh test, and identification of the 25-day periodicity in the solar activity[J]. *Astronomy Letters*, 1996, 22(4): 564-572.
- [3] ISHANT T, RICHA P, PARMANANDA P, et al. Intrinsic periodic and aperiodic stochastic resonance in an electrochemical cell [J]. *Physical Review E*, 2016, 94(2): 022210.
- [4] QIAO Zi-jian, LEI Ya-guo, LIN Jing, et al. Stochastic resonance subject to multiplicative and additive noise: The influence of potential asymmetries[J]. *Physical Review E*, 2016, 94(5): 052214.
- [5] KARU D, FILONENKO I, MOUROKH L, et al. Stochastic resonance in a proton pumping Complex I of mitochondria membranes[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 12405.
- [6] SINGH M, VERMA A, SHARMA N. An optimized cascaded stochastic resonance for the enhancement of brain MRI[J]. *IRBM*, 2018, 39(5): 334-342.
- [7] LENG Yong-gang, LENG Yong-sheng, WANG Yong-tai, et al. Numerical analysis and engineering application of large parameter stochastic resonance[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2005, 292(3-5): 788-801.
- [8] 谭继勇,陈雪峰,雷亚国,等. 自适应移频变尺度随机共振在故障诊断中的应用[J]. *西安交通大学学报*, 2009, 43(7): 69-73.
- [9] LIN Min, HUANG Yong-mei. Modulation and demodulation for detecting weak periodic signal of stochastic resonance [J]. *Acta Physica Sinica*, 2006, 55(7): 3277-3282.

- [10] XU Ling, YU Tao, LAI Li, et al. Stochastic resonance and superharmonic resonance of a noisy confined overdamped bistable system[J]. **Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation**, 2020, 83(C):105133.
- [11] 焦尚彬,李 佳,张 青,等. α 稳定噪声下时滞非对称单稳系统的随机共振[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(1):9.
- [12] 张 刚,宋 莹,张天骐. Levy 噪声驱动下指数型单稳系统的随机共振特性分析[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(4):8.
- [13] 赖志慧,冷永刚. 三稳系统的动态响应及随机共振[J]. 物理学报, 2015, 64(20):200503-200503.
- [14] 张 刚,杨玉蕾,张天骐. Levy 噪声下自适应级联三稳随机共振系统研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 31(4):9.
- [15] 马正木,靳艳飞. 二值噪声激励下欠阻尼周期势系统的随机共振[J]. 物理学报, 2015(24):7.
- [16] XU Bo-hao, DUAN Fa-bing, BAO Rong-hao, et al. Stochastic resonance with tuning system parameters: the application of bistable systems in signal processing[J]. **Chaos Solitons and Fractals**, 2002, 13(4):633-644.
- [17] LEI Ya-guo, HAN Dong, LIN Jing, et al. Planetary gearbox fault diagnosis using an adaptive stochastic resonance method[J]. **Mechanical Systems & Signal Processing**, 2013, 38(1):113-124.
- [18] QIAO Zi-jian, LEI Ya-guo, LIN Jing. An adaptive unsaturated bistable stochastic resonance method and its application in mechanical fault diagnosis[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2017, 84 (pt. A): 731-746.
- [19] 何园园,张 超,陈 帅. 自适应随机共振与 ELMD 在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(4):7.
- [20] 段皓然,张 超,张 彪. 利用 FDM 和随机共振检测风机主轴承微弱旋转信号[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(7):1085-1090.
- [21] 姜乃铭. 基于变分模态分解与双谱估计的滑动轴承状态评估[J]. 机械制造, 2020, 58(6):1-4.
- [22] 谭 昕. 多级混合式齿轮箱动态特性分析[J]. 机械制造, 2020, 58(10):8-11, 14.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

任学平,李 飞,李志星. 基于欠阻尼混合势随机共振的微弱信号检测方法[J]. 机电工程, 2022, 39(10):1365-1373.

REN Xue-ping, LI Fei, LI Zhi-xing. Weak signal detection method based on underdamped mixed potential stochastic resonance[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2022, 39(10):1365-1373.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 1364 页)

- [10] WEISS L G, DIXON T L. Wavelet-based denoising of underwater acoustic signals[J]. **Journal of the Acoustical Society of America**, 1997, 101(1):377-383.
- [11] AL-ABOOSI Y Y, SHA'AMERI A Z. Improved signal denoising in underwater acoustic noise using s-transform: aperformance evaluation and comparison with the wavelet transform [J]. **Journal of Ocean Engineering and Science**, 2017, 2(3):172-185.
- [12] AL-ABOOSI Y Y, SHA'AMERI A Z, SALLOMI A H. Enhancement signal detection in underwater acoustic noise using level dependent estimation time-frequency de-noising technique [J]. **Journal of Marine Engineering and Technology**, 2020, 19(1):1-14.
- [13] WANG Xing-mei, ZHAO Yi-xu, TENG Xu-yang, et al. A stacked convolutional sparse denoising autoencoder model for underwater heterogeneous information data [J]. **Applied Acoustics**, 2020, 167(1):107391.
- [14] LIGHTHILL M J. On sound generated aerodynamically. I. general theory[J]. **Proceedings of the Royal Society of London Series A, Mathematical and Physical Sciences**, 1952, 211(1107):564-587.
- [15] LIGHTHILL M J. On sound generated aerodynamically. II. turbulence as a source of sound[J]. **Proceedings of the Royal Society of London Series A, Mathematical and Physical Sciences**, 1954, 222(1148):1-32.
- [16] 周兴康,余建波. 基于深度一维残差卷积自编码网络的齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(7):96-108.
- [17] 马浩东,何 睿,陈殿京. 基于声发射理论的安全阀气体内漏信号特征研究[J]. 压力容器, 2020, 37(2):24-29.
- [18] 范宜霖,王 剑,雷 艳,等. 动态压差控制阀流场及流量控制特性研究[J]. 流体机械, 2022, 50(1):68-74.
- [19] ZHU Yuan-yuan, XUXu, YE Zhong-fu. FLGCNN: a novel fully convolutional neural network for end-to-end monaural speech enhancement with utterance-based objective functions[J]. **Applied Acoustics**, 2020, 170(2):107511.
- [20] MAFFEI A, HAUT J M, PAOLETTI M E, et al. A single model CNN for hyperspectral image denoising[J]. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 2020, 58(4):2516-2529.

[编辑:司红岩]