

基于自适应分段混合系统的轴承故障诊断

王 珊¹, 牛萍娟^{1,2}, 郭永峰³, 王辅忠⁴, 马雪茹², 韩丽丽², 王 燕⁵

- (1. 天津工业大学 机械工程学院, 天津 300387;
2. 天津工业大学 电气与电子工程学院, 天津 300387;
3. 天津工业大学 数学科学学院, 天津 300387;
4. 天津工业大学 物理科学与技术学院, 天津 300387;
5. 天津城建大学 经济与管理学院, 天津 300384)

摘 要: 针对强噪声背景下轴承早期故障的诊断问题, 提出一种基于自适应分段混合随机共振 (adaptive piecewise hybrid stochastic resonance, APHSR) 系统的检测方法。采用经验模态分解法 (EMD) 进行信号预处理, 分别采用能量密度法和相关系数法去除高、低频噪声, 自动筛选最优固有模态函数, 经尺度变换后输入分段混合随机共振系统模型, 提取故障信号。工程实验显示: 经过 APHSR 系统, 轴承故障特征频率的频谱幅值、频谱幅值与周围最大噪声之差和最大信噪比 (SNR) 均高于经验模态分解和经典随机共振方法, 其中齿轮箱故障轴承信噪比分别提高了 9.579 dB 和 7.473 dB, 转子故障轴承信噪比分别提升了 8.597 dB 和 5.695 dB, 对凯斯西储大学故障轴承数据处理后的信噪比分别提升了 3.369 dB 和 17.043 dB。数据表明 APHSR 方法具有高效性, 提高了轴承故障信号诊断能力。

关 键 词: 信号预处理; 自适应系统; 分段混合随机共振; 轴承故障诊断; 经验模态分解

中图分类号: V263.6; TH165+.3 **文献标志码:** A

Bearing fault diagnosis based on adaptive piecewise hybrid system

WANG Shan¹, NIU Pingjuan^{1,2}, GUO Yongfeng³, WANG Fuzhong⁴,
MA Xueru², HAN Lili², WANG Yan⁵

- (1. School of Mechanical Engineering,
Tiangong University, Tianjin 300387, China;
2. School of Electrical and Electronic Engineering,
Tiangong University, Tianjin 300387, China;
3. School of Mathematical Sciences, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
4. School of Physical Science and Technology, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
5. School of Economics and Management,
Tianjin Chengjian University, Tianjin 300384, China)

Abstract: An view of the problem of early bearing fault diagnosis under high level of back-ground noise, an adaptive hybrid piecewise stochastic resonance (APHSR) based on unsaturated stochastic resonance was proposed. According to this method, empirical mode decomposition

收稿日期: 2020-09-11

基金项目: 国家自然科学基金(11672207, 61271011)

作者简介: 王珊(1989—), 女, 博士生, 主要从事轴承故障诊断方向。E-mail: 15900226086@163.com

通信作者: 牛萍娟(1967—), 女, 教授, 博士, 主要从事轴承故障诊断方向。E-mail: niupingjuan@tjpu.edu.cn

引用格式: 王珊, 牛萍娟, 郭永峰, 等. 基于自适应分段混合系统的轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(10): 2090-2100.
WANG Shan, NIU Pingjuan, GUO Yongfeng, et al. Bearing fault diagnosis based on adaptive piecewise hybrid system[J].
Journal of Aerospace Power, 2021, 36(10): 2090-2100.

(EMD) was used to preprocess the signal, while energy density method and correlation coefficient method were adopted to reduce high and low frequency noises respectively, obtaining the optimal intrinsic mode functions; and the model of the unsaturated stochastic resonance system was input after scale transformation, then the optimal parameters were obtained automatically and the fault signal was extracted. The engineering test data showed that the spectrum amplitude of bearing fault characteristic frequency, the difference between characteristic frequency amplitude and surrounding maximum noise, and the system output SNR (signal to noise ratio) were higher than those of EMD denoising and classical bistable stochastic resonance methods. Among them, the output SNR of gearbox fault bearing increased by 9.579 dB and 7.473 dB, respectively, the output SNR of rotor fault bearing increased by 8.597 dB and 5.695 dB, respectively, and the output SNR of outer ring bearing fault of Case Western Reserve University increased by 3.369 dB and 17.043 dB, respectively. The data showed that the APHSR method had high efficiency and strong applicability in bearing fault detection.

Key words: signal preprocessing; adaptive system;
piecewise hybrid stochastic resonance; bearing fault diagnosis;
empirical mode decomposition

轴承是机械中最常用的关键部件之一。在轴承故障的早期阶段,外界环境的干扰以及大量的机械设备中的结构和运动部件信息,会在轴承信号采集系统中形成背景噪声,最终导致早期的轴承故障难以诊断和检测^[1-2]。目前故障信号常用的处理方法为奇异值分解、小波和谱峭度等,但这些方法从消除噪声的角度来检测故障信号,但降噪的同时也削弱了有用的特征信号,影响故障信号检测能力^[3-4]。而随机共振系统,不再将噪声视为影响系统的消极因素,而是将一部分噪声的能量转化为待测信号的能量,成为现今轴承故障信号检测的研究热点。

1981年,Benzi等^[5]在研究古气象冰川问题时提出了随机共振(stochastic resonance, SR)。Xu等^[6]通过研究发现调节系统结构参数,能够使系统实现最佳的共振状态。Nafle和Tewfik^[7]将自适应随机共振应用于信号检测。Cristian^[8]研究了随机共振系统对弱信号的提取。Li等^[9]研究了自适应随机共振系统对齿轮故障信号的特征提取,验证了噪声强度对随机共振系统信号处理能力的影响。虽然随机共振系统大大提高了信号提取能力,但单一的随机共振系统研究并不能满足复杂环境下对信号的提取,因此,学者们将信号预处理与随机共振系统进行了结合。Das等^[10]将经验模态分解方法对峰值数据进行处理,引入随机共振应用于数据驱动的非线性双稳态系统。Datta等^[11]解析了对数据进行小波变换之后采用超阈值

随机共振检测噪声环境中的瞬态信号。经哲和郭利^[12]将广义相关系数自适应随机共振的预处理方法应用于液压泵振动信号。何园园等^[13]验证了自适应随机共振与方法在轴承故障诊断的应用。贾嵘等^[14]研究了随机共振和经验模态分解的水力发电机组振动故障诊断。虽然这些信号预处理方法已有一定的研究,但ELMD(ensemble local means decomposition)是在强噪声背景下,这些方法的提取能力较弱,所以采用随机共振方法结合经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)法预处理提取轴承故障信号仍然具有研究意义。

本文根据轴承故障信号的特点,提出自适应分段混合随机共振(adaptive piecewise hybrid stochastic resonance, APHSR)系统的轴承故障诊断研究方法。以强噪声背景下的轴承故障信号为研究对象,含噪信号经希尔伯特变换后输入自适应经验模态分解^[15-16]系统进行预处理,采用能量密度法和相关系数法自动获得最优本征模态函数(intrinsic modal function, IMF)组,对最优IMF组进行尺度变换后输入分段混合随机共振系统,经尺度恢复后提取特征信号,完成轴承故障信号的检测。同时采用仿真信号和实际工程信号(齿轮箱外圈故障轴承、转子外圈故障轴承以及凯斯西储轴承外圈故障数据)验证本文所提方法优于采用EMD法去噪法^[17]和经典随机共振(classical bistable stochastic resonance, CBSR)。

1 自适应分段混合随机共振系统理论

1.1 EMD 预处理

EMD 能够平稳化处理信号,逐渐分解出信号中不同特征尺度的趋势或波动,产生一系列数据序列,将原始信号分解为 n 个 IMF 分量和一个余项 R 的和^[18],即

$$x = \sum_{i=1}^n C(i) + R \quad (1)$$

EMD 与小波分解与傅里叶分解方法有本质性的差别,它无须预先设定任何基函数,是依据数据自身的时间尺度特征对信号进行分解。因此,任何类型信号的分解,EMD 方法在理论上均可应用,其在处理非线性及非平稳数据上具有强大优势。

Wu 等^[19]研究发现有用信号与噪声通常具有不同的频谱特征。白噪声经 EMD 分解后,除第一个 IMF 分量,1) 各个 IMF 分量的概率密度函数近似服从正态分布;2) 各个 IMF 分量的平均周期与其能量密度的乘积为一个常量 c ,即

$$\begin{aligned} E_n \bar{T}_n &= c \\ E_n &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [C_n(j)]^2 \\ \bar{T}_n &= \frac{2N}{N_{\text{ext}}} \end{aligned} \quad (2)$$

式中 E_n 和 $\bar{T}_n$ 分别为第 n 个 IMF 分量的能量密度和平均周期。 N 为数据长度, $C_n(j)$ 为第 n 个 IMF 分量的幅值, N_{ext} 为第 n 个 IMF 分量的极值点总数。因此,基于白噪声各个 IMF 分量的特性,可以建立适当标准,在信号重构时,将与噪声相对应的 IMF 分量去除,就可以实现降噪的目的。通常噪声与有用信号具有不同的频谱特征。随机噪声主要包含于低阶 IMF 分量中,若前 $k-1$ 阶 IMF 被判断主要成分为噪声,则将其全部去除,余项作为趋势项也应去除,EMD 降噪结果为

$$x_k = \sum_{i=k}^n C(i) + R \quad (3)$$

式中 x_k 为输出信号, R 为残余量。式(3)表明了 EMD 降噪的关键是确定噪声与有效信号界限 k 值。而式(4)被选取为实际应用中 k 值的确定标准^[14]

$$N_k = \left| \frac{(E_n \bar{T}_n(k) - E_n \bar{T}_n(k-1))}{\frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^{k-1} E_n \bar{T}_n(i)} \right| \quad (4)$$

式中 $E_n \bar{T}_n(k)$ 表示第 k 个 IMF 分量的平均周期与能量密度之积,当 $N_k \geq C$ 时(C 一般取 2~3),前 $k-1$ 个 IMF 分量即为噪声成分,对余下的 IMF 分量进行信号重构即可对原含噪信号进行降噪。

同时,形容两个随机变量之间相关密切程度的统计指标成为相关系数,当密切程度高于某一数值时,则认为两个随机变量相关,当密切程度高于某一数值甚至接近为零时,则认为两变量间不相关。相关系数取值为 $0 \leq |r(j)| \leq 1$,在取值范围内,系数绝对值越大,表示相关程度越大;相反则表示相关程度越小。首先计算出原始信号及各 IMF 分量的自相关函数,计算公式如下^[20]:

$$R_x^m = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} [x(i)x(i+m)] \quad (5)$$

将自相关函数做归一化处理,然后求出 $R_{c1}(m)$ 、 $R_{c2}(m)$ 、 $\dots$ 、 $R_{cn}(m)$ 与 $R_x(m)$ 相关系数。相关系数计算公式如下:

$$r(j) = \frac{\sum_{i=1}^{2N-1} R_{c_j}(i) R_x(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{2N-1} R_{c_j}^2(i) \sum_{i=1}^{2N-1} R_x^2(i)}} \quad (6)$$

式中 j 为第 j 个 IMF 分量。

结合实际工程经验^[21],通常当 $r(j) > 0.1$ 时,说明该 IMF 分量与原始信号具有良好的相关性,故可判定为有效 IMF 分量,予以保留。

1.2 分段混合随机共振系统

经典的双稳态随机共振系统模型方程可用 Langevin 方程^[21-24]表示

$$dx/dt = -dU(x)/dx + s(t) + \xi(t) \quad (7)$$

其中 a 和 b 为系统非零参数,弱周期信号为 $s(t) = A \cos(2\pi f_0 t + \phi)$,其中 A 为输入信号的临界振幅, $\xi(t)$ 为零均值高斯白噪声,满足 $E[\xi(t)\xi(t+\tau)] = 2D\delta[t-\tau]$,其中 D 为噪声强度, E 表示期望。如果没有输入信号,即 $A=0$ V 和 $D=0$ V,势函数如下所示:

$$U(x) = -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4 \quad (8)$$

如图 1 所示,系统有两个对称的势阱, x 表示粒子的运动位置, $U(x)$ 表示粒子所处的势能, μ 是分段混合随机共振系统中的参数。势阱底部位于 $x = \pm\sqrt{a/b}$ 处, $x = \sqrt{a/b}$ 势垒高度为 $\Delta U = a^2/4b$,势函数左右两侧的曲线与横轴相交于 $x = \pm\sqrt{2a/b}$ 。势阱中的粒子运动可用来描述随机共振提取微弱信号的过程。当一个微弱信号 $s(t)$ 输

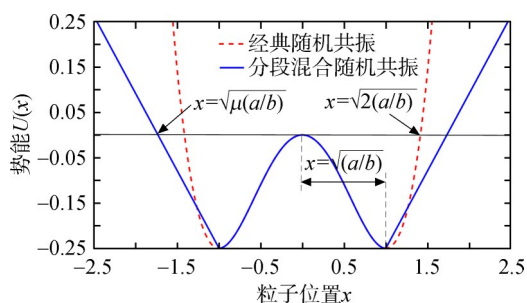


图1 经典随机共振和分段混合随机共振系统势函数曲线图

Fig.1 Potential function curve of CBSR method and APHSR method

入系统时,粒子能量无法超越势垒 ΔU ,只能在一个势阱内运动。若将噪声 $\xi(t)$ 加入系统,则输入信号可表示为 $s(t) + \xi(t)$,部分噪声能量将会转移给粒子,以超越系统势垒在两势阱之间跃迁,其频率为输入信号的频率。因双稳系统势差大于输入信号幅值,信号被放大,实现了随机共振。双稳随机共振系统势函数^[25-26]的斜率,如下所示:

$$\frac{dU(x)}{dx} = -ax + bx^3 \quad (9)$$

$$U(x) = \begin{cases} -\frac{\sqrt{a^3/b}}{4(\mu-1)}(x + \mu\sqrt{a/b}) & x < -\sqrt{a/b} \\ -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4 & \sqrt{a/b} \leq x \leq -\sqrt{a/b} \\ \frac{\sqrt{a^3/b}}{4(\mu-1)}(x - \mu\sqrt{a/b}) & x > \sqrt{a/b} \end{cases} \quad (10)$$

其中 $a > 0, b > 0, \mu \neq 1$,分段混合随机共振系统势函数的斜率由下式可得

$$\frac{dU(x)}{dx} = \begin{cases} -\frac{\sqrt{a^3/b}}{4(\mu-1)} & x < -\sqrt{a/b} \\ -ax + bx^3 & -\sqrt{a/b} < x < \sqrt{a/b} \\ \frac{\sqrt{a^3/b}}{4(\mu-1)} & x > \sqrt{a/b} \end{cases} \quad (11)$$

图1表明势函数分别由三个独立函数控制,可通过调解函数来决定左右壁的峭度或斜率,系统输出随着势能急剧增加而增加,即为非饱和系统。

为验证以上分析,将相同的仿真信号和参数输入分段混合随机共振系统中,图2(c)和图2(d)表示为不同噪声强度背景下的系统输出。当 $D=0$ V,随着振幅 A 的增长,输出信号的幅值随之增长,且在 $A=2.0$ V时,输出信号幅值为 28 V。由

由图1可以看出,当 $|x(t)| > 1$, $dU(x)/dx$ 随着 x 的缓慢增大而急剧增大,也即势能急剧增加而 x 的变化很小,出现了饱和。

本文通过数值仿真来验证以上的分析推论。设置输入信号 $s(t) = A \cos(2\pi ft)$,系统参数 $a=b=1$,驱动信号频率 $f=0.01$ Hz,采样频率 $f_s=10$ Hz,噪声强度 $D=0, 15$ V,信号幅值 $A=0.4, 0.8, 1.2, 1.6, 2.0$ V^[27]。随着 A 的增大,观察输出信号的变化。

如图2(a)所示,信号幅值指的是信号在时域内的振动范围,频谱幅值指的是信号在频域内频率的幅度取值,当无噪声输入时, $A=0.4$ V,粒子在一个势阱内围绕稳态 $x=a/b$ 作局域振荡,但是当 $A>0.4$,随着 A 的增大输出信号接近 1.5 附近,此时出现饱和。而当 $D=15$ V时,如图2(b)所示,输出信号只能观测到一个粗略的轮廓,并且仍然可以观察到饱和行为。观察频域特征信号,当 $A=2.0$ V时,特征信号的频谱幅值为 1.357 V,与 $D=0$ V时的特征频率幅值相比下降了 0.188 V。

为了克服随机共振的饱和现象,Wang等^[28]提出了分段混合随机共振,其表达式如下:

此可验证分段混合系统无输出饱和现象。当 $D=15$ V,分段混合模型仍可以较清晰的输出正弦信号,从频域图中可以看出,当 $A=2.0$ V时,特征信号的频谱幅值为 28.75 V,与 $D=0$ V时的特征频率幅值相比提升了 3.67 V,与经典随机共振方法相比,当 $D=0$ V时,特征频率幅值相比提升了 27.206 V,当 $D=15$ V时,特征频率幅值相比提升了 27.393 V。说明了分段混合系统具有更强的信号提取能力。

1.3 APHSR 系统检测流程设计

自适应分段混合随机共振系统中,最大信噪比(signal to noise ratio, SNR)是衡量随机共振好坏的主要参考,但是单一的追求信噪比最大,不能满足双稳系统达到最佳随机共振的参数要求,因此结合临界幅值来作为最优参数的共同评判标准,自动获得最优参数并反馈到系统,使系统处于最优随机共振状态^[29]。 a, b 和 μ 为分段混合系统

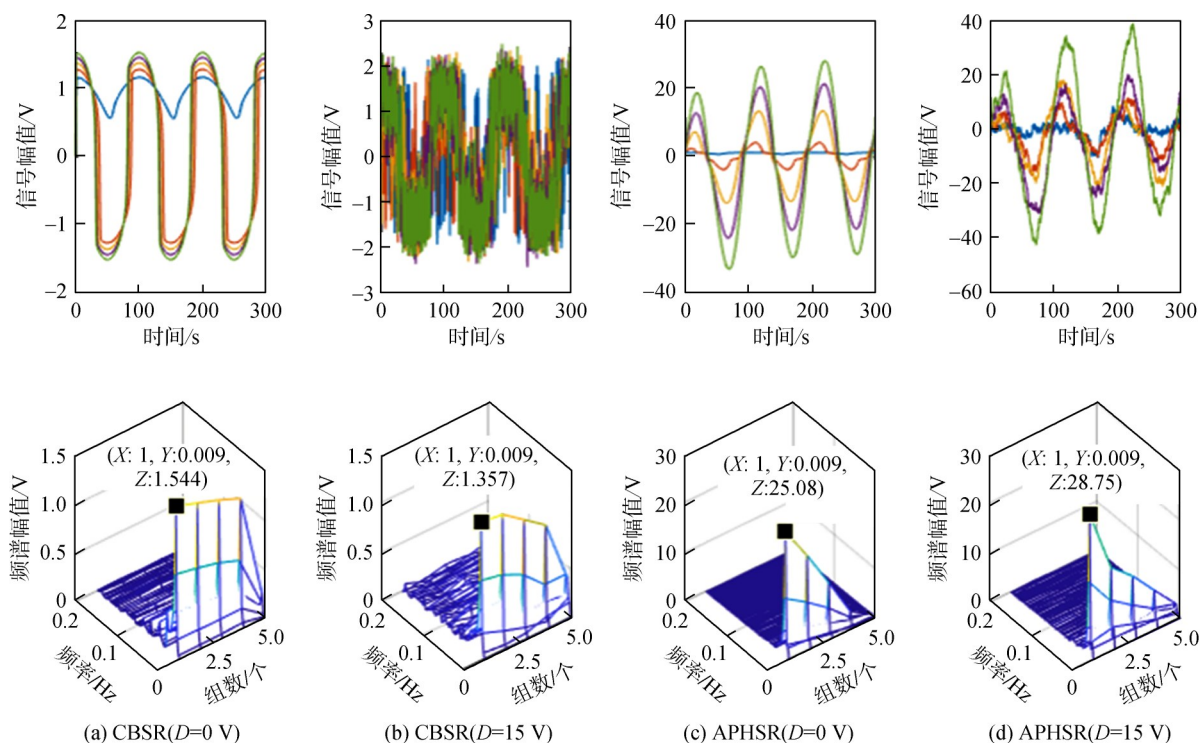


图2 不同方法不同噪声强度下的输出信号的时域图与频域图

Fig.2 Time domain and frequency spectrum of output signals under different methods and noise intensity

的参数, n 为参数 a 、 b 和 μ 的循环次数。改变 a 、 b 和 μ 的值, 计算系统的输出信噪比, 计算 i 行最大信噪比, 存入矩阵中, 计算 j 行最大信噪比, 存入列向量中, 计算对应的临界幅值 (amplitude critical, 量符号记为 A_c) 存入列向量中, 进一步计算最小 A_c , 即 $A_{c, \min}$ 。根据 $A_{c, \min}$ 的位置, 采用 3D 逆定位方法自动确定系统最优参数 a 、 b 和 μ 。

轴承故障信号的频率范围通常大于 1 Hz, 频率不满足绝热近似条件, 无法实现随机共振。故本文采用二次采样算法, 信号频率范围被压缩到

0~1 Hz, 然后再通过 APHSR 系统得到最优输出信号, 其实现流程如图 3 所示, 将轴承故障信号经希尔伯特变换后输入自适应 EMD 系统, 分解得到 n 个 IMF, 以能量密度法和自相关系数法为评价标准进行去噪获得最优 IMF 组, 经尺度变换后输入自适应分段混合随机共振系统, 以信噪比和频谱值作为最优参数评价标准, 采用逆向定位法确定自动获得最优参数, 尺度恢复后实现轴承故障信号的 APHSR 系统检测。

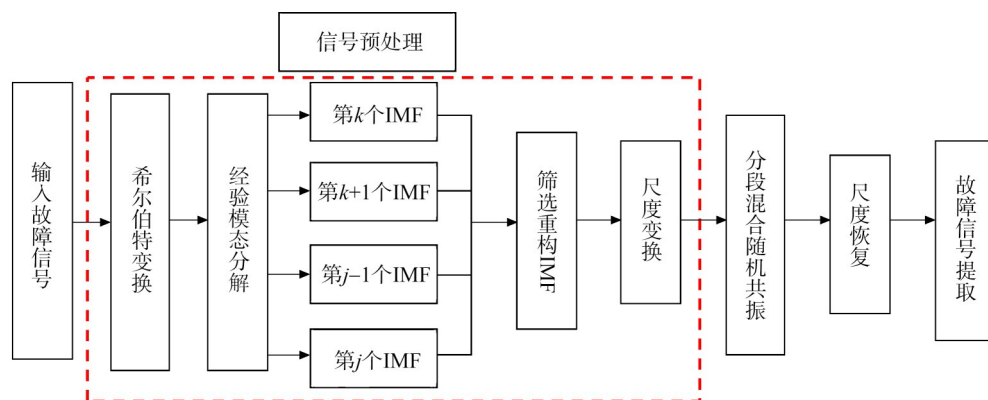


图3 APHSR系统的轴承故障信号检测流程图

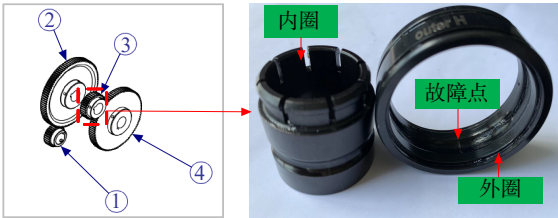
Fig.3 Processing of fault signal detection with APHSR system

2 工程实验验证

2.1 齿轮箱轴承

实验装置采用齿轮箱动力学模拟实验台 (gearbox diagnostics simulator, GDS)。实验装置由变速驱动电动机、二级平行齿轮传动齿轮箱等构成。整个实验台被固定在台架上,变速驱动电动机 (功率为 0~2.2 kW,转速为 0~5 000 r/min) 提供动力,经过二级平行齿轮传动齿轮箱,最后到达磁粉制动器。

齿轮箱示意图和实物图如图 4(a) 所示,1 号和 2 号齿轮为一级齿轮系,3 号和 4 号齿轮为二级齿轮系,故障轴承位于 3 号齿轮附近的端盖里,采用电火花加工技术在轴承外圈上产生了点蚀故障,故障点如图 4(b) 所示。



(a) 二级平行齿轮箱示意图 (b) 故障轴承外圈故障点实物图

图 4 齿轮箱和故障轴承外圈故障示意图
Fig.4 Physical drawing of parallel gearbox and fault point of bearing outer ring

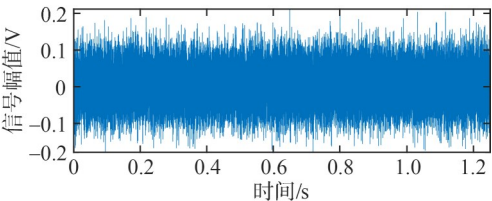
实验中采样频率 $f_s=51\ 200\ \text{Hz}$,采样点数为 65 536,一级轴承转频是 40 Hz。由表 1 可知,经过第一级齿轮系的减速,第二级齿轮系转速降低,其轴承转频为 11.6 Hz。由表 2 平行齿轮箱故障轴承参数,经计算可得平行齿轮箱二级轴承外圈故障特征频率 $f=41.04\ \text{Hz}$ 。

表 1 平行齿轮箱参数				
Table 1 Parameters of parallel gearbox				
名称	第一级		第二级	
	输入	输出	输入	输出
齿数	29	100	36	90
转速/(r/min)	40	40	11.6	11.6

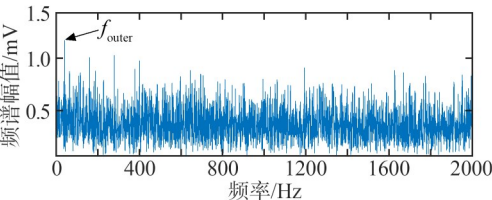
图 5 表示采集信号的时域和包络谱图,图 6 为齿轮箱故障轴承信号分析。由图 5 可看出由于外界背景噪声和实验台其他设备的转动混合产生的噪声干扰,是否发生了故障无法判断。将采集的信号分别经过本文所提的方法、EMD 去噪法和

表 2 平行齿轮箱故障轴承参数
Table 2 Fault bearing parameters of parallel gearbox

轴承	型号	转子数目	外圈转频系数	内圈转频系数
1号转子轴承	ER-16K	9	3.572	5.43



(a) 齿轮箱故障轴承输入信号时域图



(b) 齿轮箱故障轴承输入信号包络谱图

图 5 齿轮箱故障轴承输入信号的时域图和包络谱图
Fig.5 Time domain and envelop spectrum graph of input gearbox fault bearing signal

CBSR 方法进行处理。信号经过 APHSR 系统,自动得出最优系统参数 $a=9, b=8.6$ 和 $\mu=0.8$ 。将参数代入系统得出时域波形和包络谱如图 6(c) 所示,在图中可以得出特征频率 41 Hz 被明显展示,表 1 中二级轴承外圈的理论频率为 41.04 Hz,与之相符,故可判断故障出现在二级轴承的外圈,验证了 APHSR 方法的有效性。

同时,采用 EMD 去噪方法进行故障信号处理,其时域和包络谱图如图 6(a) 所示,特征频率频谱值为 1 mV,与周围最大噪声的差值为 0.2 mV,输出信噪比为 -19.522 dB。与 EMD 去噪相比,本文方法的特征频率频谱值提高了 500 倍,特征频率频谱值与周围最大噪声差值提高了 1 395 倍,信噪比提高了 9.579 dB。计算经典双稳随机共振系统的参数为 $a=2.6, b=5$,其时域和包络谱图如图 6(b) 所示。从图中可知传统随机共振方法由于具有饱和特性,特征频率可以被提取,但其频谱值仅为 2 mV,与周围最大噪声的差值为 1 mV,输出信噪比为 -17.416 dB。而对于本文方法,特征频率频谱值提高了 250 倍,特征频率频谱值与周围最大噪声差值提高了 279 倍,信噪比提高了 7.473 dB。结果表明本文提出的方法可以更有效地提取复杂的工程信号。

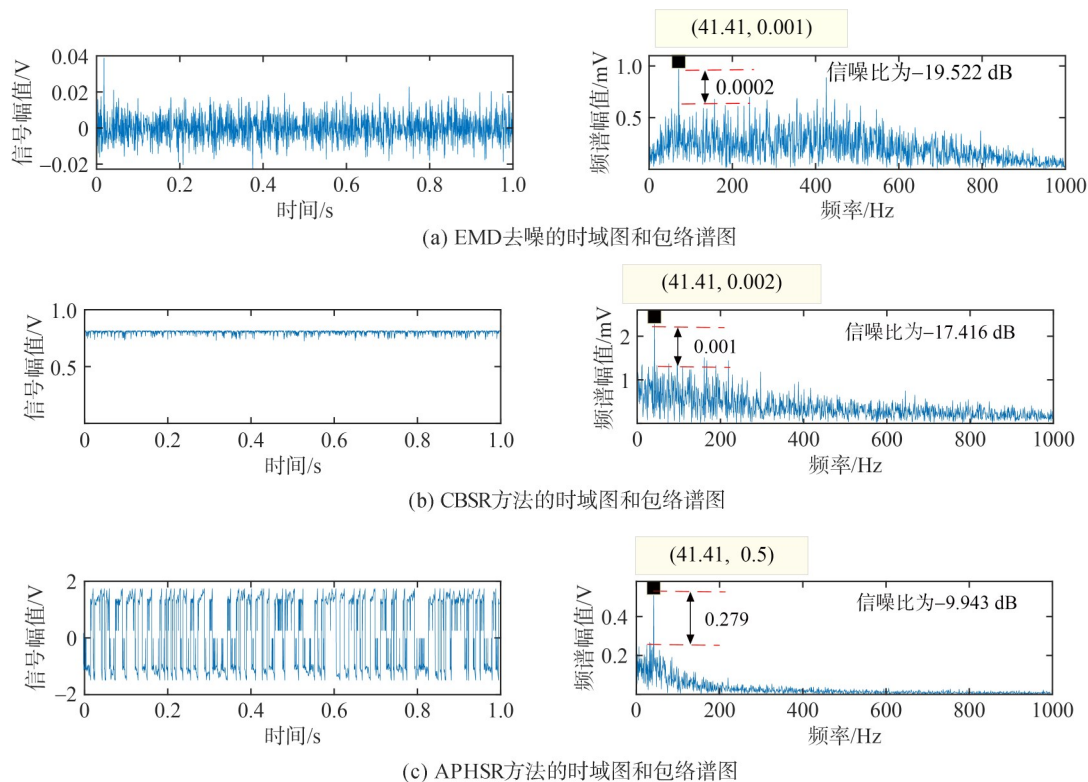


图6 齿轮箱故障轴承信号分析

Fig.6 Signal analysis of gearbox fault bearing under different methods

2.2 转子轴承

为验证本文方法的有效性,本文采用转子轴承外圈点蚀故障。实验装置采用美国 Spectraques 公司机械故障综合模拟实验台(machine fault simulator-lite, MFS-LT),实验采用转子外圈轴承点蚀故障,实验装置与转子故障轴承如图7所示。

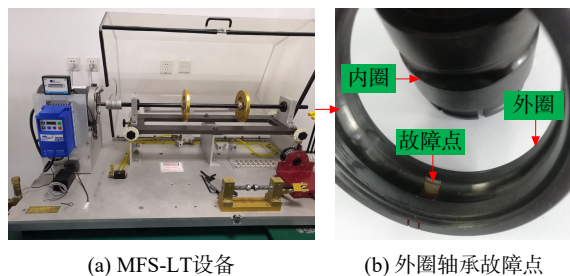


图7 MFS-LT设备和外圈轴承故障点示意图

Fig.7 Physical drawing of the equipment of MFS-LT and fault point of bearing outer ring

实验中采样频率 $f_s=51\ 200\ \text{Hz}$,采样点数为65 536,转速是20 r/min。经计算可得转子轴承外圈故障频率 $f_{\text{outer}}=71.44\ \text{Hz}$ 。轴承外圈故障信号的时域波形和包络谱图,见于图8。图8(b)表示,71.09 Hz的特征频率虽然可见,但大量噪声的

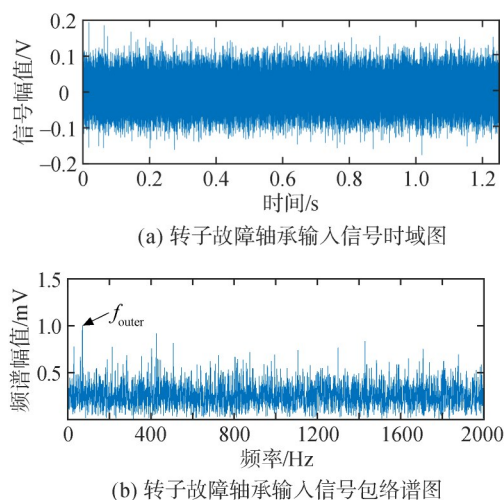


图8 转子故障轴承输入信号的时域图和包络谱图

Fig.8 Time domain and envelop spectrum graph of input signal of rotor fault bearing

存在干扰了频谱,难以判断轴承是否存在故障。

图9为不同方法下转子故障轴承信号分析。采用本文所提方法提取故障特征,将故障信号经过预处理之后自动得到系统参数, $a=3.4$, $b=3.6$ 和 $\mu=0.8$ 。经过随机共振系统,输出信号的时域图和包络谱图,见于图9(c)。从图9中可以看出,特征频率为71.09 Hz的谱峰被明显展现,幅值为

0.3 V,比周围噪声高 0.135 V,输出信噪比为-12.927 dB,实现了特征频率的提取。

为了比较所提方法在工程应用中的诊断效果,同样的信号被 EMD 去噪法和 CBSR 方法处理,时域波形和包络谱图分别如 9(a)和图 9(b)所示,其中 CBSR 系统参数 $a=0.05$, $b=0.05$ 。由图 9 可以看出,外圈轴承的特征频率虽然被展示,但特征频率频谱幅值分别为 0.001 V 和 0.005 V,特征频率幅值与周围最大噪声之差分

别为 0.002 V 和 0.000 5 V,输出信噪比分别为-18.622 dB 和-21.524 dB。相对于 EMD 去噪法和 CBSR 方法,APHSR 方法的特征频率频谱幅值分别提升了 300 倍和 60 倍,特征频率幅值与周围最大噪声之差分别提升了 270 倍和 67.5 倍,输出信噪比分别提升了 8.597 dB 和 5.695 dB。数据表明,对轴承故障特征进行检测,本文所提方法具有更高的信噪比,更高的频谱幅值以及更好的辨识度。

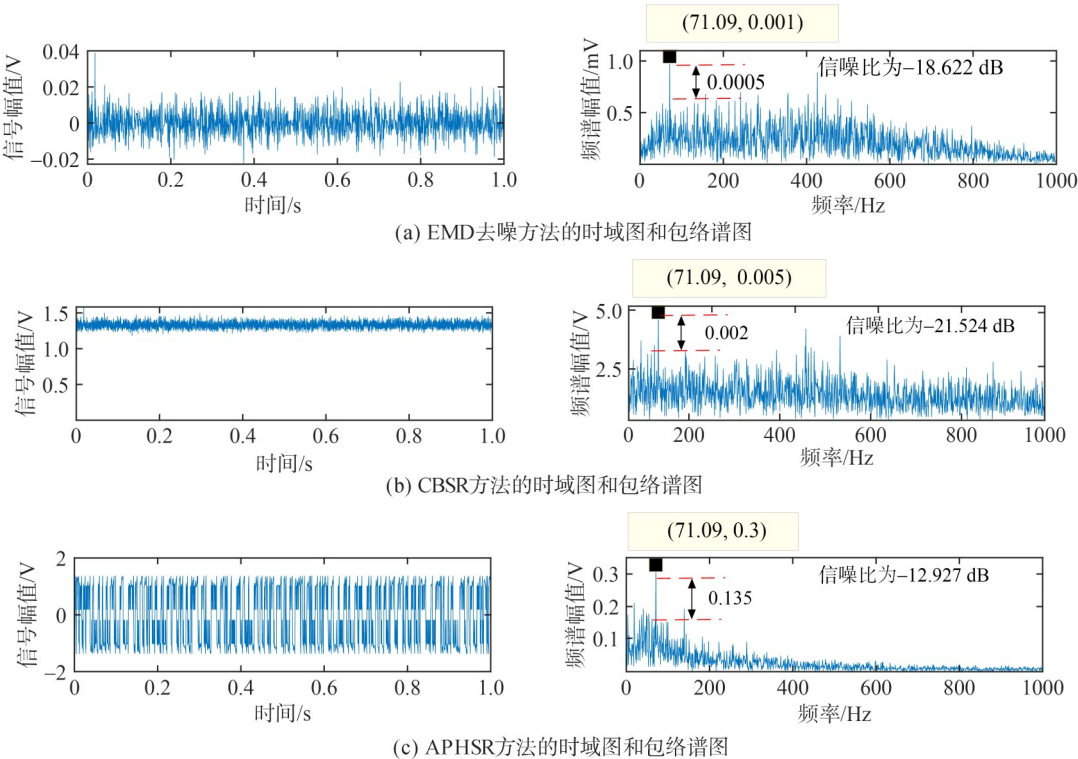


图 9 不同方法下转子故障轴承信号分析
Fig.9 Signal analysis of rotor fault bearing under different methods

2.3 凯斯西储大学轴承实验

为了进一步验证自适应分段混合系统在轴承故障诊断中的优越性,实验所采用的实际信号采集来自凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)的轴承实验,其结构如图 10 所示。实验系统由一个电动机,一个扭矩传感器,一个测功率器和控制电动机组成。故障位于电动机的支承轴承处。驱动端轴承型号为 SKF-6205-RS。轴承的集几何参数及其故障频率如表 3 所示,其中 f_r 表示轴承转频。

采用 SKF-6205-RS 轴承在转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,在外圈采用电火花加工的方式模拟出故障。实验将故障轴承置于电动机内,外圈与轴承座固定,内圈随着旋转轴转动,采用传

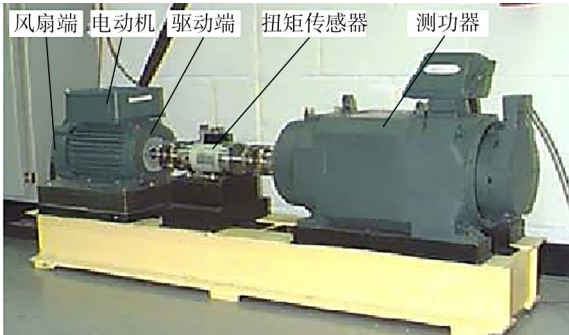


图 10 实验台设备示意图
Fig.10 Schematic diagram of test equipment

感器对滚动轴承的故障振动信号进行采集。
图 11(a)、图 11(b)分别为转速 $f_r=30$ Hz 时,

表 3 轴承参数
Table 3 Bearing parameters

轴承型号	滚动体数	轴承节径/ mm	外圈故障 频率/Hz
SKF-6205-RS	9	39.039	$3.5848f_r$

原始和加噪外圈故障时域图和包络谱图,反映了外圈故障的特征频率和旋转频率。当在原始数据上加入 $D=4.2\text{ V}$ 的高斯白噪声视作外部噪声干扰,在特征信号淹没在噪声里,影响了故障的早期诊断。

采用本文所提方法提取故障特征,将故障

信号经过预处理之后自动得到系统参数, $a=1.8$, $b=2$ 和 $\mu=0.4$ 。经过随机共振系统,输出信号的时域图和包络谱图,见于图 12。从图中可以看出,特征频率为 107.7 Hz 的谱峰被明显展现,幅值为 0.67 V ,比周围噪声高 0.2 V ,输出信噪比为 -19.762 dB ,实现了特征频率的提取。相对于 EMD 去噪法和 CBSR 方法,APHSR 方法的特征频率频谱幅值分别提升了 6.1 倍和 51.5 倍,输出信噪比分别提升了 3.369 dB 和 17.043 dB 。相较于 EMD 方法,特征频率与周围噪声之差提升了 9 倍。数据表明,本文所提方法对轴承故障特征检测更具优越性。

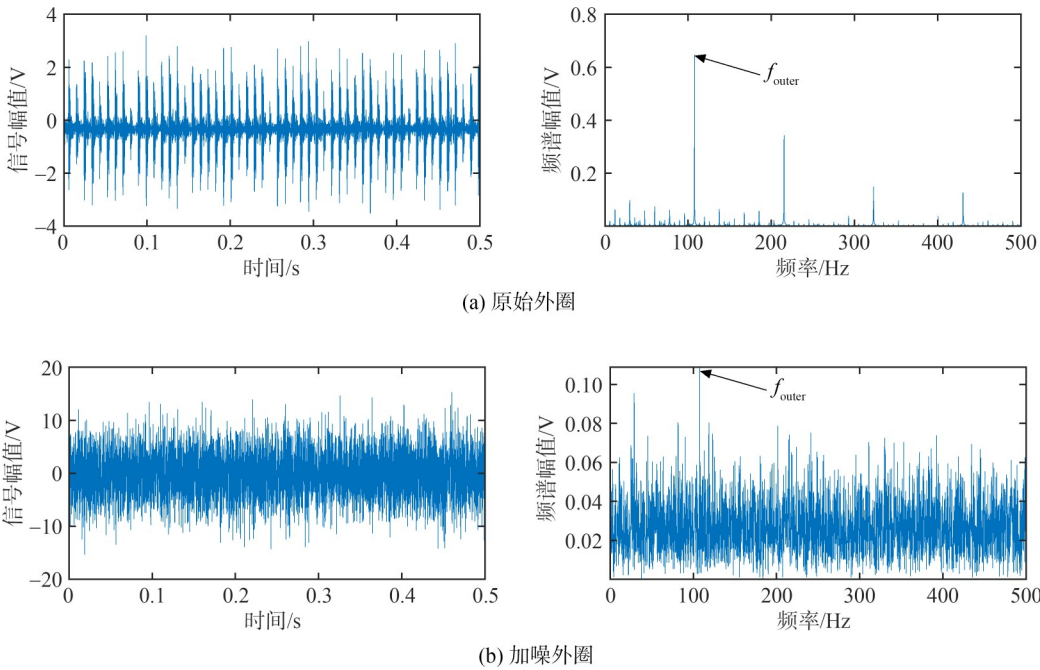
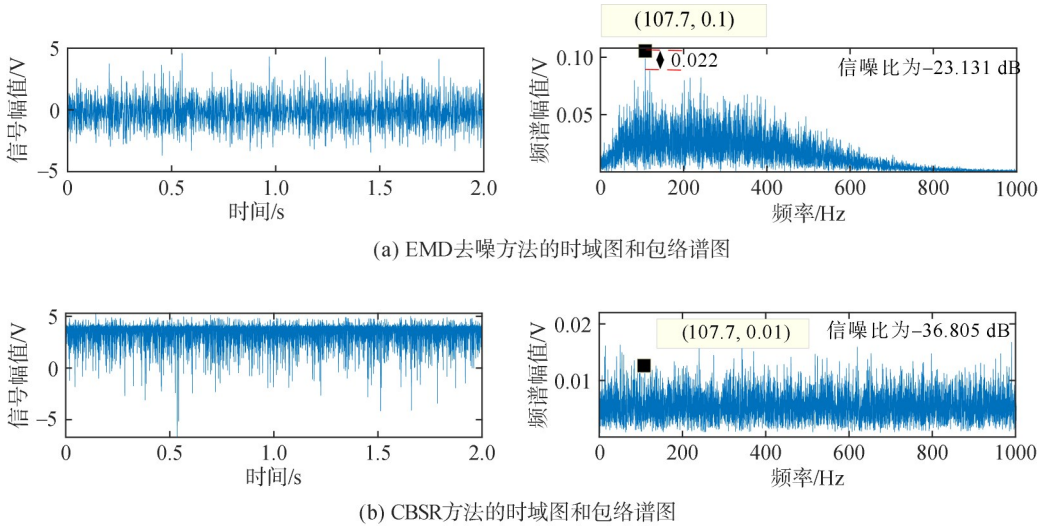
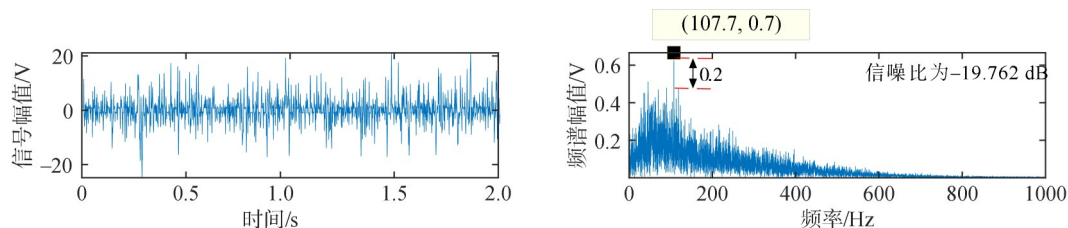


图 11 原始和加噪外圈故障时域图和包络谱图

Fig.11 Time domain and envelop spectrum graph of original and noised outer ring fault data





(c) APHSR方法的时域图和包络谱图

图 12 外圈故障轴承信号分析

Fig.12 Signal analysis of outer fault bearing under different methods

3 结 论

本文提出了一种基于自适应分段混合随机共振系统的轴承故障信号检测方法,提高了轴承故障的检测能力。根据理论和实验研究结果,得出以下结论:

1) 文中对轴承故障信号进行自适应EMD处理,采用能量密度和相关系数法进行最优IMF组筛选,将信号经频移后输入自适应分段混合随机共振系统,自动获得最优参数,拟合及尺度恢复后从噪声中提取轴承故障信号。

2) 工程实验表明,相较于EMD去噪法和CBSR法,采用APHSR方法,齿轮箱故障轴承特征频率频谱值分别提高了500倍和250倍,特征频率频谱值与周围最大噪声差值分别提高了1395倍和279倍,信噪比分别提高了9.579 dB和7.473 dB;转子轴承的特征频率频谱幅值分别提升了300倍和60倍,特征频率幅值与周围最大噪声之差分别提升了270倍和67.5倍,输出信噪比分别提升了8.597 dB和5.695 dB。数据表明本文所提方法具有更有效的故障特征提取能力;凯斯西储大学的外圈轴承故障信号,相对于EMD去噪法和CBSR方法,APHSR方法的特征频率频谱幅值分别提升了6.1倍和51.5倍,输出信噪比分别提升了3.369 dB和17.043 dB。

本文所提方法不但解决了轴承故障信号中噪声对于特征频率的覆盖问题,而且利用EMD对噪声的筛选和滤除以及分段混合随机共振对噪声能量向信号转移的特性,极大提高轴承故障频率的提取,有利于轴承故障的判断,具有十分广阔的应用前景。

参考文献:

[1] 刘洪刚,吴建军,陈启智.基于定性定量知识集成的液体火箭发动机故障诊断方法[J].航空动力学报,2002,17(3):377-380.

LIU Honggang, WU Jianjun, CHEN Qizhi. Liquid rocket engine fault diagnosis method based on the integration of qualitative and quantitative knowledge[J]. Journal of Aerospace Power, 2002, 17(3):377-380. (in Chinese)

[2] 魏大盛,陈妍妍,王延荣,等.基于表面缺陷特征的疲劳寿命预测方法[J].航空动力学报,2019,34(1):92-98.

WEI Dasheng, CHEN Yanyan, WANG Yanrong, et al. Fatigue life prediction method based on the features of surface defects[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(1):92-98. (in Chinese)

[3] LIU H Y, HUANG W G, WANG S B, et al. Adaptive spectral kurtosis filtering based on morlet wavelet and its application for signal transients detection[J]. Signal Processing, 2014, 96:118-124.

[4] 董周杰,郭迎清.基于综合模糊聚类算法的液体火箭发动机故障诊断[J].航空动力学报,2020,35(6):1326-1334.

DONG Zhoujie, GUO Yingqing. Fault diagnosis of liquid rocket engine based on comprehensive fuzzy cluster algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(6):1326-1334. (in Chinese)

[5] BENZI R, SUTERA A, VULPIANI A. The mechanism of stochastic resonance[J]. Journal of Physics A: Mathematical and General, 1981, 14(11):453-457.

[6] XU B H, DUAN F B, BAO R H, 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.

[7] NAFLE M, TEWFIK A H. Low power detection using stochastic resonance[J]. Circuits, Systems and Computers, 1998, 2:1461-1465.

[8] CRISTIAN L. Stochastic resonance in an underdamped system with FitzHug-Nagumo potential for weak signal detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 411:34-46.

[9] LI J M, ZHANG Y G, XIE P A. A new adaptive cascaded stochastic resonance method for impact features extraction in gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 91:499-508.

[10] DAS T K, RAJAKUMAR N, JOG M. Implication of stochastic resonance on neurological disease quantification[J]. Springer Proceeding in Mathematics and Statistics, 2015, 117:167-175.

[11] DATTA V, PRASAD V H, ANAND G V. Detection of transient signal in shallow ocean using suprathreshold sto-

- chastic resonance and wavelet paket transform[C]//Proceedings of International Symposium on Ocean Electronics. Cochin, India:IEEE, 2009:87-92.
- [12] 经哲,郭利.基于广义相对系数自适应随机共振的液压泵振动信号预处理方法[J].振动与冲击,2016,35(16):72-85.
JING Zhe, GUO Li. Hydraulic pump vibration signal pretreatment based on adaptive stochastic resonance with a general correlation function[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(16):72-85. (in Chinese)
- [13] 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):607-613.
HE Yuanyuan, ZHANG Chao, CHEN Shuai. The application of self-adaptive stochastic resonance and ELMD in bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2018, 37(4):607-613. (in Chinese)
- [14] 贾嵘,李涛涛,夏洲,等.基于随机共振和经验模态分解的水力发电机组振动故障诊断[J].水利学报,2017,48(3):334-350.
JIA Rong, LI Taotao, XIA Zhou, et al. Vibration fault diagnosis of hydroelectric generating unit by using stochastic resonance and empirical mode decomposition[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017, 48(3):334-350. (in Chinese)
- [15] SHI P M, AN S J, LI P, et al. Signal feature extraction based on cascaded multi-stable stochastic resonance denoising and EMD method[J]. Measurement, 2016, 90:318-328.
- [16] 向丹,岑健.基于EMD熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J].航空动力学报,2015,30(5):1149-1155.
XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5):1149-1155. (in Chinese)
- [17] 周俊,马建林,徐华,等.EMD降噪在高速铁路路基沉降预测中的应用[J].振动与冲击,2016,35(8):66-72.
ZHOU Jun, MA Jianlin, XU Hua, et al. Application of EMD denoising method in subgrade settlement prediction of high-speed railways[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(8):66-72. (in Chinese)
- [18] LI X L. Temporal structure of neuronal population oscillations with empirical model decomposition[J]. Physics Letters A, 2006, 3(3):237-241.
- [19] WU Z H, NORDEN H. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advance in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.
- [20] 吕世鹏.基于相关系数原理EMD的转子故障特征提取方法研究[J].现代制造技术与装备,2018,6:54-55.
Lǚ Shipeng. Research on rotor fault feature extraction based on correlation coefficient theory EMD[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2018, 6:54-55. (in Chinese)
- [21] 姜建国,王庆.基于MEEMD和峭度-相关系数电机轴承故障诊断[J].电气传动,2018,37(1):65-70.
JIANG Jianguo, WANG Qing. Motor bearing fault diagnosis based on MEEMD and kurtosis relevant coefficient[J]. Electrical Drive, 2018, 37(1):65-70. (in Chinese)
- [22] LU S L, HE Q B, KONG F R. Effects of underdamped step-varying second-order stochastic resonance for weak signal detection[J]. Digital Signal Processing, 2015, 36:93-103.
- [23] 冷永刚,王太勇,郭焱,等.双稳随机共振参数特性的研究[J].物理学报,2007,56(1):30-35.
LENG Yonggang, WANG Taiyong, GUO Yan, et al. Study of the property of the parameters of bistable stochastic resonance[J]. Acta Physica Sinica, 2007, 56(1):30-35. (in Chinese)
- [24] WANG S, NIU P J, GUO Y F, et al. Early diagnosis of bearing faults using decomposition and reconstruction stochastic resonance system[J]. Measurement, 2020, 158:107709.1-107709.21.
- [25] TAN J Y, CHEN X F, WANG J Y. Study of frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance and its application to fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3):811-822.
- [26] QIAO Z J, LEI Y G, JING L, et al. An adaptive unsaturated bistable stochastic resonance method and its application in mechanical fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84:731-746.
- [27] 秦光戎,龚德纯,胡岗,等.随机共振的模拟实验[J].物理学报,1992,41(3):360-369.
QIN Guangrong, GONG Dechun, HU Gang, et al. An analog simulation of stochastic resonance[J]. Acta Physica Sinica, 1992, 41(3):360-369. (in Chinese)
- [28] WANG S, NIU P J, GUO Y F, et al. A piecewise hybrid stochastic resonance method for early fault detection of roller bearings[J]. IEEE Access, 2020, 8:73320-73329.
- [29] 王珊,王辅忠.基于自适应随机共振理论的太赫兹雷达信号检测方法[J].物理学报,2018,67(16):226-232.
WANG Shan, WANG Fuzhong. Adaptive stochastic resonance system in terahertz radar signal detection[J]. Acta Physics Sinica, 2018, 67(16):226-232. (in Chinese)

(编辑:张 雪)