

基于自适应双稳态随机共振的 中介轴承故障诊断方法

田 晶, 周 杰, 王术光, 孙 浩, 艾延廷
(沈阳航空航天大学 辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室, 沈阳 110136)

摘 要: 针对航空发动机中介轴承故障信号微弱,故障特征提取困难的问题,提出了基于容忍遗传算法(TAGA)的自适应双稳态随机共振(BSR)的中介轴承故障诊断方法。在传统自适应遗传算法中引入容忍度思想,建立一种容忍遗传算法,采用容忍遗传算法对双稳态随机共振系统的结构参数 a, b 进行优化,建立自适应双稳态随机共振系统对故障信号进行处理。为验证该方法的有效性,搭建了中介轴承故障模拟实验系统,开展中介轴承内圈和外圈故障模拟实验。采用该方法分别对仿真信号和实验信号进行处理。结果表明:该方法能够对故障信号进行增强,提升了故障特征频率提取能力。自适应优化结构参数后,提取的特征频率与故障频率理论值的误差小于 0.1% 。

关 键 词: 中介轴承; 随机共振; 遗传算法; 故障诊断; 自适应

中图分类号: V231.92; TH133.33 **文献标志码:** A

Fault diagnosis method of inter-shaft bearing based on adaptive bistable stochastic resonance

TIAN Jing, ZHOU Jie, WANG Shuguang, SUN Hao, AI Yanting

(Key Laboratory of Advanced Measurement and Test Technology for Aviation Propulsion System, Liaoning Province, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In view of the problem that the aeroengine inter-shaft bearing fault signal is weak and the fault feature extraction is difficult, an adaptive bistable stochastic resonance (BSR) fault diagnosis method based on tolerance genetic algorithm (TAGA) of inter-shaft bearing was proposed. The tolerance theory was introduced into the traditional adaptive genetic algorithm, and a TAGA was established. The structural parameters a and b of the BSR system were optimized by the TAGA. The fault signal was processed by adaptive BSR system. In order to verify the effectiveness of the proposed method, an inter-shaft bearing fault simulation test rig was built, and the inner ring and outer ring fault simulation experiments of the inter-shaft bearing were carried out. The simulation signal and the experimental signal were processed separately by the method established. The results show that the proposed method can enhance the fault signal and the ability of fault feature frequency extraction. After adaptively optimizing the structural parameters, the error between the extracted fault feature frequency and the theoretical value of the fault frequency is less than 0.1% .

收稿日期:2019-02-12
基金项目:国家自然科学基金(11702177); 辽宁省自然科学基金(20180550650); 辽宁省教育厅项目(LN201710)
作者简介:田晶(1987—),男,副教授、硕士生导师,博士,主要研究方向为航空发动机状态监测和故障诊断。

引用格式:田晶,周杰,王术光,等. 基于自适应双稳态随机共振的中介轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报,2019,34(10):2237-2245. TIAN Jing,ZHOU Jie,WANG Shuguang,et al. Fault diagnosis method of inter-shaft bearing based on adaptive bistable stochastic resonance[J]. Journal of Aerospace Power,2019,34(10):2237-2245.

Key words: inter-shaft bearing; stochastic resonance; genetic algorithm; fault diagnosis; adaptive

支承传动系统是航空发动机的重要组成部分,其工作状态直接影响到发动机的运行状况。中介轴承位于高、低压转子之间,处于高温、高转速和润滑困难的工作环境中,极易发生故障。中介轴承一旦出现故障将会对支承传动系统造成致命影响。航空发动机的运行过程中,监测轴承状态的传感器主要安装于机匣上。因此,中介轴承故障信号具有传递路径长,频率成分复杂,振动信号衰减严重的特点。这造成中介轴承故障信号信噪比低,故障特征提取困难^[1]。国内外专家学者针对这一问题开展了大量研究,取得以一定的进展^[2-5]。Ai 等基于信息融合思想提出了一种融合信息熵距的方法实现了对中介轴承单一故障的分离与诊断,但该方法需要大量的先验故障样本确定信息熵带^[6]。王晓龙等基于可调品质因子小波变换方法实现了轴承微弱信号的放大,但该方法适用性受到了轴承故障程度的限制^[7]。

随机共振理论^[8]是 Benzi 等在研究古气象冰川问题时提出的,其主要思想是在特定的非线性系统中,将信号中的噪声进行转换以增强微弱信号的检测能力,因此被广泛应用于弱信号检测领域。双稳态随机共振模型是典型随机共振模型^[9]。双稳态随机共振系统中的结构参数设定直接影响到输出信号的信噪比,决定双稳态系统对于微弱信号的增强能力。早期的参数设置多是基于操作者的经验进行选择,主观性较强^[10]。谭继勇等^[11]提出了一种基于时频指标的自适应算法,令双稳系统的结构参数 b 以及噪声强度 D 不变,对结构参数 a 进行优化,但当固定参数选择不合适时,系统无法达到最优共振状态。崔伟成等^[12]采用果蝇优化算法对随机共振系统参数进行优化,结合二次采样技术,实现了周期信号的特征增强,但运算效率不高。孔德阳等^[13]提出了基于人工鱼群算法的自适应随机共振系统,虽然提高了运算速度和收敛精度,但在一定程度上限制了搜索空间。李一博等^[14]利用量子粒子群算法对随机共振系统参数进行寻优,虽然提高了全局搜索能力,但也存在收敛速度过慢的问题。

针对中介轴承故障信号微弱,故障特征提取困难的特点,本文提出了一种自适应双稳态随机共振系统对故障信号进行增强。本文首先,建立了一种容忍遗传算法,该算法是在传统遗传算法

中引入容忍度思想,有效提高了遗传算法的搜索能力和收敛速度;然后,采用容忍遗传算法对双稳态随机共振系统结构参数 a 、 b 进行优化设置,进而设计自适应随机共振系统。最后,采用自适应双稳态随机共振系统分别对仿真信号和实验信号进行处理,提取中介轴承故障特征,从而实现对中介轴承状态的监测与诊断。

1 双稳态随机共振系统

随机共振理论的实质就是在非线性系统中,将噪声信号与微弱的周期信号进行融合从而对微弱故障信号进行增强的方法。双稳态系统是应用最为广泛的一类非线性系统,该系统具有双势阱,即系统有两个稳定的平衡状态。受随机白噪声与外力作用的双稳态系统可以由 Langevin 方程进行描述^[15]。

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = -V'(x) + s(t) + \Gamma(t) \\ \langle \Gamma(t) \rangle = 0, \langle \Gamma(t), \Gamma(0) \rangle = 2D\delta(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $V(x)$ 表示非线性双稳态势函数。

$$V(x) = -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4 \quad a > 0, b > 0 \quad (2)$$

将式(2)代入式(1)可得:

$$\frac{dx}{dt} = ax - bx^3 + s(t) + \Gamma(t) \quad (3)$$

式中 x 表示系统输出, a 、 b 表示大于 0 的非线性双稳态系统结构参数; $s(t)$ 表示外力作用,即外部输入信号; $\Gamma(t)$ 为高斯白噪声,其均值为 0,噪声强度为 D 。

当双稳态系统无外界作用和噪声干扰时,系统的势垒高度为 $\Delta V = a^2/4b$,势垒宽度为 $\Delta x = 2\sqrt{a/b}$,势函数在 $x = \pm\sqrt{a/b}$ 处取极大值,在 $x = 0$ 处取极小值。当系统结构参数 a 和 b 取值为 1 时,势函数的模型如图 1 所示。

当系统受到外部微弱周期信号和噪声的共同干扰时,即 $s(t) = A\sin(\omega t + \phi)$, $\Gamma(t) = 0$ 时,通过适当调整系统结构参数 a 和 b 以及噪声强度 D ,系统输出会按照外部信号的调制频率 ω 在两个势阱之间反复切换,使得输出信号 $x(t)$ 与微弱周期信号同步,从而加强 $x(t)$ 的小周期分量,实现微弱信号增强。

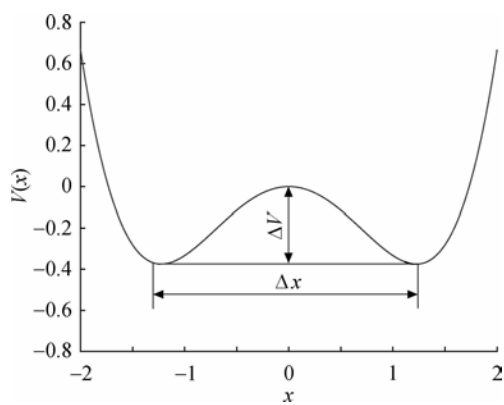


图 1 双稳态势函数

Fig. 1 Bistable state potential function

2 基于容忍遗传算法的自适应双稳态随机共振系统

2.1 容忍遗传算法建立

遗传算法最初由 Holland 教授首先提出,它可以在不具有任何体系经验的前提下对参数进行编码,并通过多条路线进行全局化搜索,具有很强的灵活性,应用十分广泛^[16]。采用遗传算法对双稳态系统结构参数进行优化调整,可以更好的产生随机共振效应。

本文在 Moon 等人提出的自适应遗传算法^[17]的基础上,引入了自适应容忍度的思想,提出了一种容忍遗传算法(TAGA)。采用容忍遗传算法对随机共振系统结构参数 a 、 b 进行了优化的具体流程如图 2 所示。

1) 初始化编码

本文采用经典二进制编码对参数 a 和 b 进行编码初始化,并设定 a 和 b 的求解精度 $\varepsilon=0.001$ 。

2) 容忍遗传算子构建

遗传算子是实现遗传算法中种群的进化的关键过程,主要包括选择、交叉和变异。

设定遗传迭代代数 N ,每代的个体数量为 M 。第一次迭代操作时,在 a 、 b 组成的可行域中完全随机抽取 M 个个体进行选择遗传,在前 $N/2$ 代直接保留优势个体,以获得较快的迭代收敛速度,提升算法效率。后 $N/2$ 代采取传统的轮盘赌策略,保证遗传系统的随机性,防止陷入局部最优解。

在设置交叉概率 P_c 时,本文提出容忍自适应的交叉算子,对随机选中的 a 、 b 个体进行二进制位截断交叉,产生新的个体,大大提高遗传算法的全局搜索能力。设 P_{cu} 交叉概率上限, P_{cl} 为交

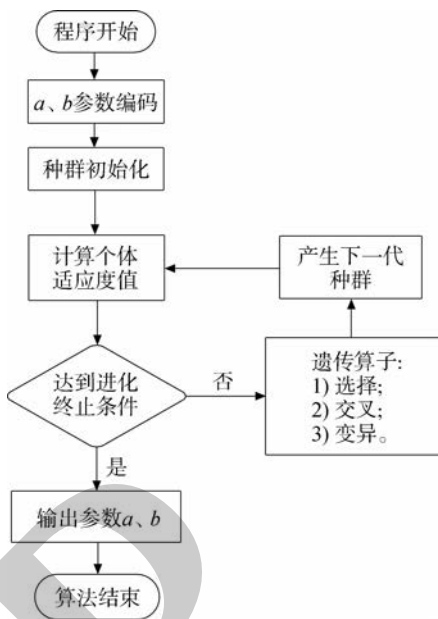


图 2 遗传算法流程图

Fig. 2 Genetic algorithm flow chart

叉概率下限, f_c 为两交叉个体中较大的适应度值, $f_{\max}$ 为当前代最大适应度值, f_{mean} 当前代平均适应度值, L_{tfc} 为容忍适应度极限,则交叉概率为

$$P_c = \begin{cases} P_{cu} - (P_{cu} - P_{cl}) \frac{f_c - f_{\text{mean}}}{f_{\max} - f_{\text{mean}}} & f_c \geq L_{\text{tfc}} \\ P_{cu} & f_c < L_{\text{tfc}} \end{cases} \quad (4)$$

$$L_{\text{tfc}} = f_{\text{mean}} - \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (f_{ci} - f_{\text{mean}})^2} \quad (5)$$

在设定变异概率 P_m 时,对随机选出的种群 a 、 b 个体二进制基因编码进行变异,从而维持个体的多样性。为得到更好的近似最优解,本文提出了容忍自适应的变异算子,使得系统在迭代后期具有跳出局部最优解的能力,增加算法搜索深度。设 P_{mu} 为变异概率上限, P_{ml} 为变异概率下限, f_m 为变异个体的适应度值, L_{tfm} 为容忍适应度极限,则变异概率为

$$P_m = \begin{cases} P_{mu} - (P_{mu} - P_{ml}) \frac{f_{\text{mean}} - f_m}{f_{\max} - f_{\text{mean}}} & f_m \geq L_{\text{tfm}} \\ P_{mu} & f_m < L_{\text{tfm}} \end{cases} \quad (6)$$

$$L_{\text{tfm}} = f_{\text{mean}} + \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (f_{mi} - f_{\text{mean}})^2} \quad (7)$$

所谓基于容忍度的自适应遗传算法,就是在自适应的过程中,加入了容忍限度的思想。相较

原自适应遗传算法函数,在分界函数的分界点上进行了处理。单一的平均值往往不能代表一串数据的波动程度,以平均值为分界点使得交叉概率和遗传概率的计算临界点显得较为绝对,和生物遗传的特征相似度不够。如果在迭代的自适应函数计算中,将每代的适应度平均值结合标准差进行适当的放缩,即给适应度值较高的个体交叉的可能性,给适应度值较低的个体变异的可能性。

3) 适应度函数评价

遗传算法的核心在于适应度评估体系的建立,个体适应值的大小反映了个体的优劣程度。

为了提高双稳态系统的信号增强能力,本文采用输出信噪比来构建适应度函数,定义适应度函数为

$$F_n(x) = G_{\text{snr,out}}(a,b,x) \tag{8}$$

$G_{\text{snr,out}}$ 表示输出信噪比,定义为

$$G_{\text{snr,out}} = 10\lg \frac{E_{\text{sig_psd}}}{E_{\text{nig_psd}}} \tag{9}$$

式中 $E_{\text{sig_psd}}$ 表示输出信号的功率谱密度, $E_{\text{nig_psd}}$ 表示背景噪声的功率谱密度。

利用 4 阶龙格库塔法对双稳态输出信号进行求解并对求解信号进行傅里叶变换,并将得到离散点进行共轭处理,即可获得相对应的功率谱大小。

4) 终止条件

随着个体的不断优化,当最优个体 a 、 b 的迭代次数达到预设值 200 代时,进化终止并输出系统参数的最优解 a 、 b 。

2.2 自适应双稳态随机共振系统

本文所建立的自适应双稳态随机共振系统,是采用容忍遗传算法对随机共振系统的结构参数进行自适应优化设置。算法原理图如图 3 所示。该算法首先,采集中介轴承故障信号并根据故障信号的信噪比构建适应度函数,建立 TAGA 算法;然后,采用 TAGA 算法对双稳态随机共振系

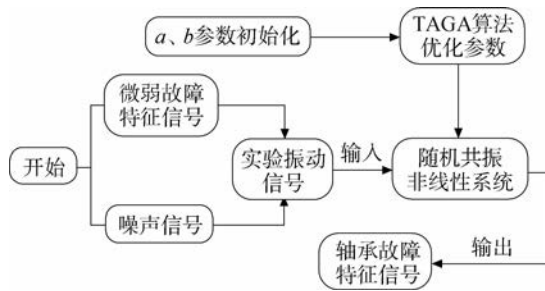


图 3 自适应双稳态随机共振原理图

Fig. 3 Schematic diagram of adaptive bistable stochastic resonance

统的结构参数进行优化设置,最后,根据最优参数建立双稳态随机共振系统对故障信号进行处理,对处理后信号进行包络分析,提取中介轴承故障特征频率,并对轴承状态进行诊断。

3 仿真信号验证

为了验证本文所建立自适应双稳态随机共振系统的有效性,采用所建立系统对仿真信号进行分析。

设仿真信号中的原始信号为

$$s(t) = A\sin(2\pi f_0 t) \tag{10}$$

对原始信号施加噪声强度为 D 的高斯白噪声 $\Gamma(t)$ 。

经典的随机共振理论必须满足绝热近似条件,即信号幅值 A 、噪声强度 D 、信号频率 f_0 均小于 1。而中介轴承故障信号等实际信号往往不满足随机共振的基础条件,因此需要采用移频变尺^[18]的方法对输入信号进行降频处理,再利用随机共振系统进行处理。

为尽可能模拟较为真实的实验工况,假设信号幅值 $A=1$,频率 $f_0=120\text{ Hz}$,噪声强度 $D=25$,采样频率 $f_s=12\,000\text{ Hz}$ 。移频变尺的尺度 $R=1000$ 。则双稳态系统的模拟输入信号为

$$x(t) = A\sin(2\pi f_0 t) + \Gamma(t) \tag{11}$$

原始信号时域波形及频谱图如图 4 所示,加入高斯白噪声的模拟输入信号如图 5 所示。

设定 a 和 b 可行域为 $a \in (0, 5]$, $b \in (0, 50]$, 根据文中第 2.1 节的算法,计算 a 和 b 分别为 13 位和 15 位二进制数。设置交叉概率上限 $P_{\text{cu}} =$

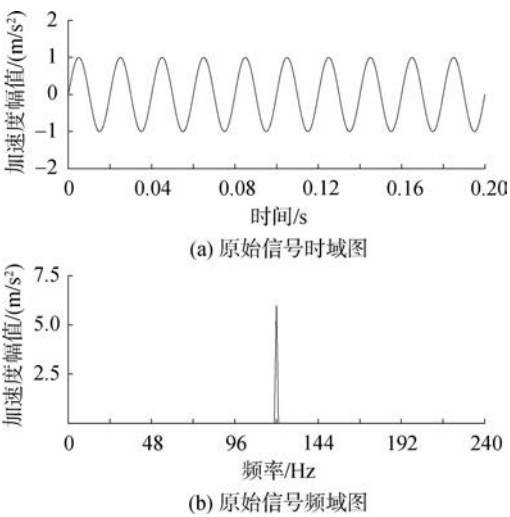


图 4 原始正弦信号

Fig. 4 Original sinusoidal signal

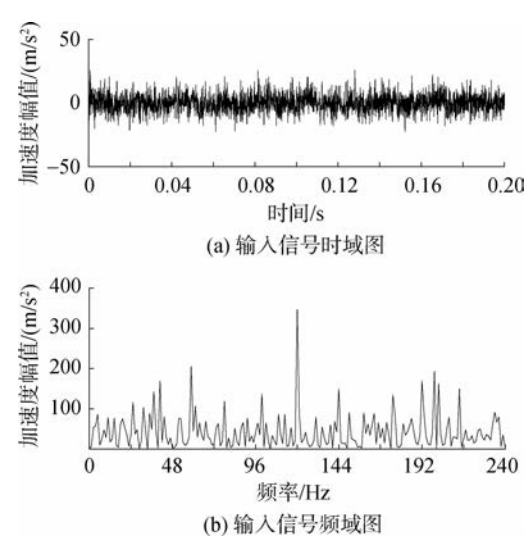


图 5 含有高斯白噪声的仿真输入信号

Fig. 5 Simulated input signal with Gauss white noise

0.9,交叉概率下限 $P_{cl}=0.6$,变异概率上限 $P_{mu}=0.1$,变异概率下限 $P_{ml}=0.01$ 。采用本文提出的容忍遗传算法对随机共振结构参数 a 、 b 进行自适应优化。最终获取最优结构参数 $a=0.225$, $b=8.592$ 。自适应双稳态随机共振系统输出信号如图 6 所示。同时采用未对结构参数 a 和 b 进行优化的双稳态随机共振系统对输入信号进行增强,其处理结果如图 7 所示。

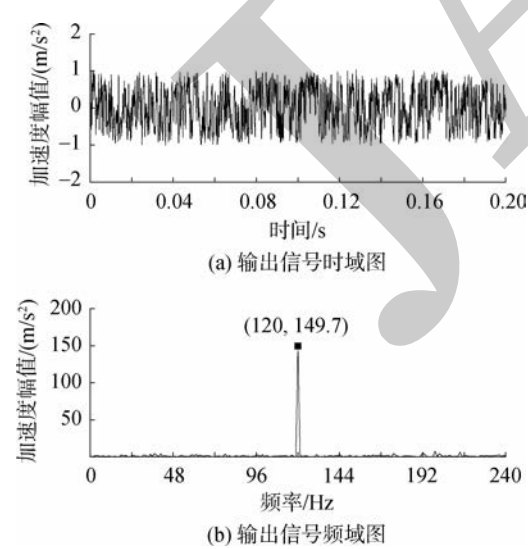


图 6 自适应优化结构参数后输出信号

Fig. 6 Output signal after adaptive optimization of structural parameters

从图 6 和图 7 中可以看出,相对于图 5 的输入信号,采用双稳态随机共振对输入信号进行处理后,噪声明显得到抑制,原始信号故障频率更加明确。对比图 7 和图 5 可以看出,采用随机共振

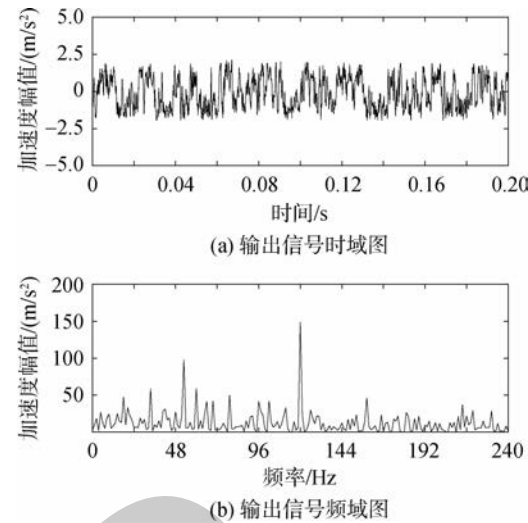


图 7 未优化结构参数输出信号

Fig. 7 Output signal with non-optimized structural parameters

对信号处理后,图 7 中时域信号中信号的周期性增强,频谱中虽然仍存在噪声频率,但原始信号频率峰值明显,优于原始信号的频率分布。对比图 6 和图 7 的频谱图可以看出,采用本文提出的自适应随机共振对信号进行处理后,噪声抑制效果更为明显,仅存在原始信号中 120 Hz 的频率成分,自适应优化后效果明显好于未优化随机共振的处理结果。

4 实验验证

4.1 中介轴承实验台

为了验证本文所提出的自适应双稳态随机共振算法的有效性与实用性,搭建了双转子试验台开展中介轴承故障模拟实验,双转子中介轴承故障模拟实验系统如图 8 所示。该实验系统由电机驱动系统、转子系统、支承系统和数据采集系统组成。本文所采用的轴承是 NSK 202EM 圆柱滚子轴承。采用线切割的方法在轴承的内、外圈制造了表面缺陷,内圈和外圈表面缺陷的尺寸宽 0.5 mm,深 0.5 mm,缺陷纵向贯穿整个内圈和外圈表面,缺陷形状如图 9 所示。实验中采用 5 个美国 PCB 公司的 ICP 加速度传感器测量故障中介轴承的振动信号。

实验过程中高低压转子反向旋转,外圈故障时,高压转子设置为 1 000 r/min,低压转子 600 r/min,内圈故障时,高压转子设置 1 200 r/min,低压转子设置为 300 r/min。采样频率为 16 384 Hz,采样时间为 20 s。中介轴承参数如表 1 所示。

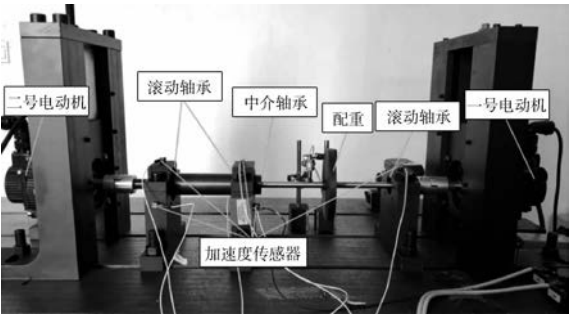


图8 中介轴承故障模拟实验系统

Fig. 8 Fault simulation test rig of inter-shaft bearing

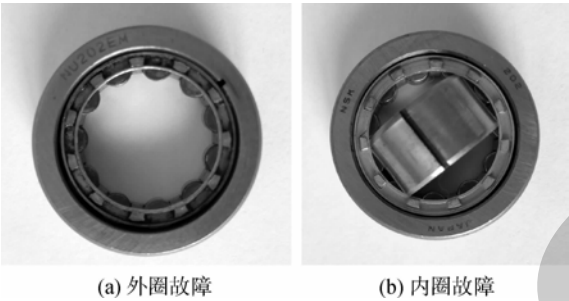


图9 故障中介轴承

Fig. 9 Inter-shaft bearing with fault

表1 中介轴承几何参数

Table 1 Parameters of inter-shaft bearing

滚棒数	内径/mm	外径/mm	滚棒直径/mm
11	25	35	5

根据轴承故障频率的理论公式(12)~式(13),可以计算轴承内、外圈反向旋转时,外圈故障和内圈故障时中介轴承的故障频率。

外圈故障

$$f_o = \frac{(n_o \pm n_i)}{2 \times 60} \left(1 - \frac{d}{D_m} \cos \alpha\right) Z \quad (12)$$

内圈故障

$$f_i = \frac{(n_o \pm n_i)}{2 \times 60} \left(1 + \frac{d}{D_m} \cos \alpha\right) Z \quad (13)$$

式中 n_i 和 n_o 分别为中介轴承内、外圈的转速; Z 为轴承滚子个数, d 为滚子直径, D_m 为轴承节径, α 为轴承压力角。

4.2 外圈故障验证

为了验证本文基于容忍遗传算法的自适应随机共振系统有效性,采集了 n_o 为 1000 r/min, n_i 为 600 r/min 的外圈故障振动信号。根据式(12)计算得外圈故障特征频率为 117.3 Hz,高压转子转频 16.6 Hz,低压转子转频 10 Hz。

图 10 为传感器采集的中介轴承外圈故障信号。从图中可以看出时域信号中存在冲击成分,但由于受到实验系统其它部件的振动噪声所影响,故障冲击波形的周期性不明显。从故障信号的频谱中可以看出,故障信号的大部分能量集中在 400~2000 Hz 之间,低频区域能量密度较低,信号相对微弱,不利于提取轴承故障特征频率。

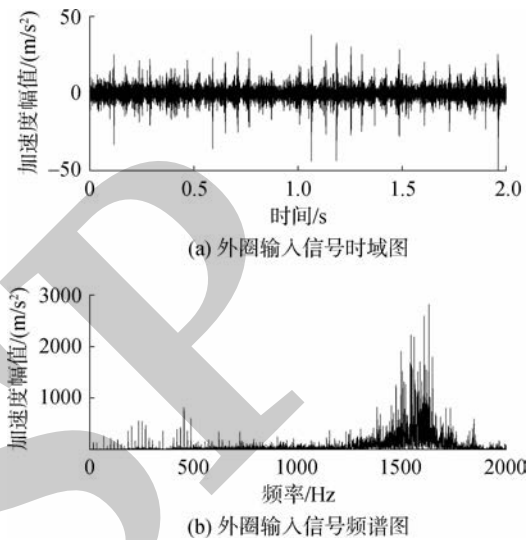


图10 中介轴承外圈故障信号

Fig. 10 Fault signal of outer ring of inter-shaft bearing

采用本文提出的自适应双稳态随机共振系统对采集的故障信号进行信号处理,处理结果如图 11 所示。

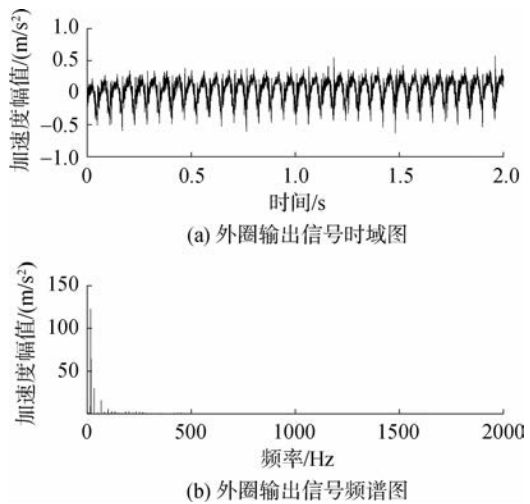


图11 随机共振处理后的外圈故障信号

Fig. 11 Fault signal of outer ring processed by BSR

从图 11 的时域波形中可以看出,外圈故障经过自适应随机共振处理后,信号中的大量高频噪声被滤波掉,信号峰值的波动趋于稳定,故障信号

中冲击成分的周期性更为明显。频谱图也同样可以观察到处理后的信号在 400~2 000 Hz 之间的能量大幅降低,低频区域的能量显著升高。这是由于随机共振系统将大量处于高频段的信号能量转移到低频信号中,使得低频区域能量得到了有效增强,进而使得滚动轴承故障频率特征提取更加容易。为进一步明确轴承故障状态,本文对处理后的故障信号进行包络分析,包络谱如图 12 所示。

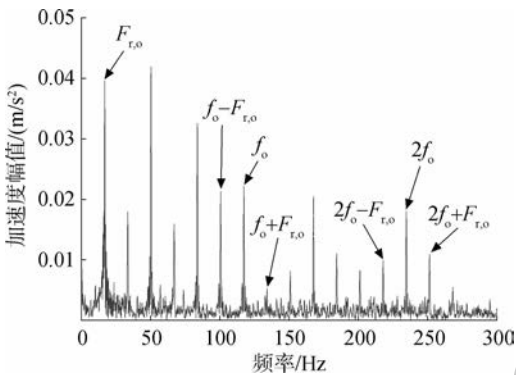


图 12 随机共振处理后的外圈故障信号包络谱
Fig. 12 Fault signal envelope spectrum of outer ring processed by BSR

从图 12 中可以看出,随机共振后的故障信号的包络谱频率成分清晰,其中包含了外圈的转频 $F_{r,o}$ (16.7 Hz) 及其 2 倍频,外圈故障频率 f_o (117.3 Hz) 及其 2 倍频。同时可以观察到以故障特征频率为中心以转频为边带的各种调制频率 ($f_o \pm F_{r,o}, f_o \pm 2F_{r,o}, 2f_o \pm F_{r,o}, 2f_o \pm 2F_{r,o}$),通过包络谱明显可以看出轴承外圈发生故障。出现上述频率的原因是当滚动轴承外圈发生局部缺陷故障时,由于轴承受工作载荷作用,滚珠经过缺陷的位置不断发生改变,缺陷处的载荷密度随内圈旋转发生周期性变化。这种载荷周期性变化使故障信号产生以外圈转频为调制频率的幅值调制现象。

4.3 内圈故障验证

为了验证本文所提方法对于其他转速和故障状态的适应性,本文采集了 n_i 为 1 200 r/min, n_r 为 300 r/min 的内圈故障振动信号。根据式(13)计算得内圈故障特征频率为 165 Hz,高压转子转频 20 Hz,低压转子转频 5 Hz。

图 13 为传感器采集的中介轴承内圈故障信号。从图中可以看出时域信号中存在冲击成分,同时存在其他信息的干扰,但冲击成分峰值不稳定且伴随高频噪声。频谱与外圈故障相似,故障

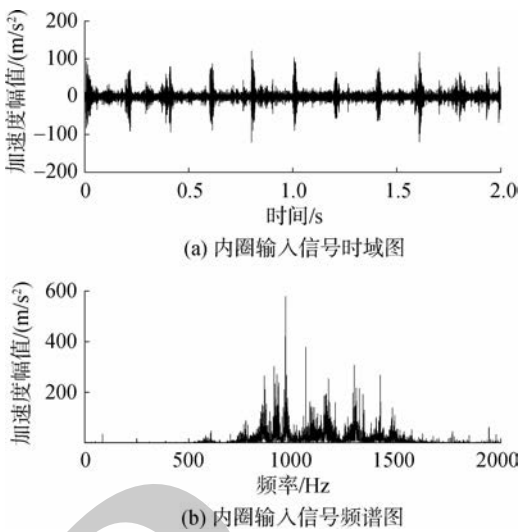


图 13 中介轴承内圈故障信号

Fig. 13 Fault signal of inner ring of inter-shaft bearing

信号的大部分能量集中在高频区域。

图 14 为采用自适应双稳态随机共振系统处理后的内圈故障信号,从图中可以看出,内圈故障时域信号中的冲击峰值在幅值上逐渐接近,频谱图中的高频能量也大量的转移到低频区域,使得信号能量集中到了低频区域。同样证明,本文的自适应随机共振方法能够对故障信号进行增强。为进一步明确轴承故障状态,本文对处理后的内圈故障信号进行包络分析,包络谱如图 15 所示。

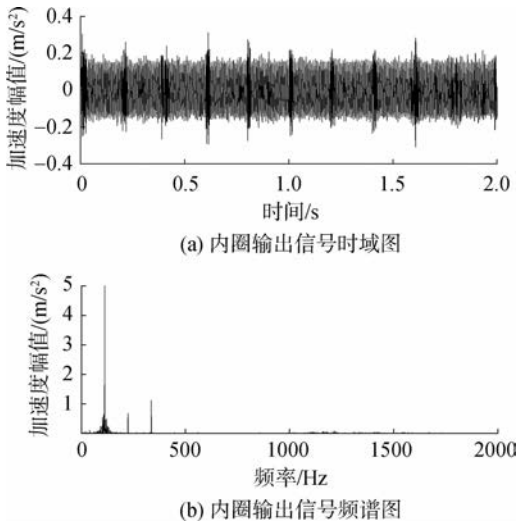


图 14 随机共振处理后的内圈故障信号

Fig. 14 Fault signal of inner ring processed by BSR

从图 15 中可以看出,随机共振后的故障信号的包络谱频率成分清晰,其中图包含了内圈的转频 $F_{r,i}$ (5 Hz) 及其 2 倍频,内圈故障频率 f_i (164.9 Hz) 及其 2 倍频。该值与理论故障频率 (165 Hz)

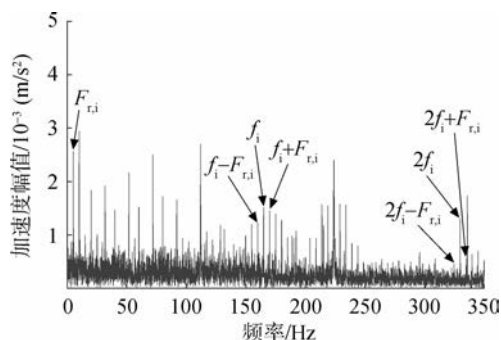


图15 随机共振处理后的内圈故障信号包络谱

Fig. 15 Fault signal envelope spectrum of inner ring processed by BSR

的误差为 0.06%，同时可以观察到以故障特征频率为中心以转频为边带的各种调制频率 ($f_i \pm F_{r,i}$, $f_i \pm 2F_{r,i}$, $f_i \pm 3F_{r,i}$), 通过包络谱明显可以看出轴承内圈发生故障。

5 结 论

1) 本文基于容忍度思想, 提出了一种随适应度波动程度动态变化的遗传算子, 建立了一种容忍遗传算法, 该算法能够对双稳态随机共振系统的结构参数进行自适应优化。

2) 本文建立的自适应双稳态随机共振系统, 能够在抑制仿真信号和中介轴承故障信号中的噪声信号的同时对周期性信号进行显著增强。

3) 采用本文所建立的中介轴承故障诊断方法, 可以有效提升中介轴承故障特征频率提取能力, 提取的中介轴承故障特征频率与理论值的误差小于 0.1%。

参考文献:

[1] TIAN J, AI Y T, FEI C W, et al. Fault diagnosis of inter-shaft bearings using fusion information exergy distance method[J]. Shock and Vibration, 2018(5): 1-8.

[2] 廖明夫, 马振国, 刘永泉, 等. 航空发动机中介轴承的故障特征与诊断方法[J]. 航空动力学报, 2013, 28(12): 2752-2758.

LIAO Mingfu, MA Zhenguo, LIU Yongquan, et al. The fault characteristics and diagnosis method of intershaft bearing in aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(12): 2752-2758. (in Chinese)

[3] 田晶, 艾延廷, 赵明, 等. 基于声发射信号的信息熵距的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2017, 32(1): 148-154.

TIAN Jing, AI Yanting, ZHAO Ming, et al. Fault diagnosis for rolling bearings based on information exergy distance of acoustic emission signal[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(1): 148-154. (in Chinese)

[4] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(3): 575-580.

CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Fault diagnosis of roller bearings based on EMD and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(3): 575-580. (in Chinese)

[5] 张顶成, 于德介, 李星. 滚动轴承故障诊断的品质因子可调小波重构方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(12): 3051-3057.

ZHANG Dingcheng, YU Dejie, LI Xing. Fault diagnosis of rolling bearing based on tunable-Q wavelet reconstruction[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(12): 3051-3057. (in Chinese)

[6] AI Y T, GUAN J Y, FEI C W, et al. Fusion information entropy method of rolling bearing fault diagnosis based on n -dimensional characteristic parameter distance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 88: 123-136.

[7] 王晓龙, 唐贵基, 周福成. 自适应可调品质因子小波变换在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2017, 32(10): 2467-2475.

WANG Xiaolong, TANG Guiji, ZHOU Fucheng. Application of adaptive tunable Q-factor wavelet transform on incipient fault diagnosis of bearing[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(10): 2467-2475. (in Chinese)

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

[9] XU B, DUAN F, BAO R, 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.

[10] LU Siliang, HE Qingbo, WANG Jun. A review of stochastic resonance in rotating machine fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 230-260.

[11] 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.

TAN Jiyong, CHEN Xuefeng, LEI Yaguo, et al. Adaptive frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance with applications to fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(7): 69-73. (in Chinese)

[12] 崔伟成, 李伟, 孟凡磊, 等. 基于果蝇优化算法的自适应随机共振轴承故障信号检测方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(10): 96-100.

CUI Weicheng, LI Wei, MENG Fanlei, et al. Adaptive stochastic resonance method for bearing fault detection based on fruit fly optimization algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(10): 96-100. (in Chinese)

[13] 孔德阳, 彭华, 马金全. 基于人工鱼群算法的自适应随机共振方法研究[J]. 电子学报, 2017, 45(8): 1864-1872.

KONG Deyang, PENG Hua, MA Jinquan. Adaptive stochastic resonance method based on artificial-fish swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(8):

1864-1872. (in Chinese)

[14] 李一博,张博林,刘自鑫,等. 基于量子粒子群算法的自适应随机共振方法研究[J]. 物理学报, 2014, 63 (16): 160504. 1-160504. 8.
LI Yibo, ZHANG Bolin, LIU Zixin, et al. Adaptive stochastic resonance method based on quantum particle swarm optimization[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(16): 160504. 1-160504. 8. (in Chinese)

[15] MCNAMARA B, WIESENFELD K. Theory of stochastic resonance[J]. Physical Review A, 1989, 39(9): 4854-4869.

[16] HOLLAND J. Genetic algorithms[J]. Scientific American, 1992, 267(1): 66-72.

[17] MOON C, SEO Y, YUN Y, et al. Adaptive genetic algorithm for advanced planning in manufacturing supply chain [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2006, 17 (4): 509-522.

[18] 李晓龙,冷永刚,范胜波,等. 基于非均匀周期采样的随机共振研究[J]. 振动与冲击, 2011, 30(12): 78-84.
LI Xiaolong, LENG Yonggang, FAN Shengbo, et al. Stochastic resonance based on periodic non-uniform sampling [J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(12): 78-84. (in Chinese)

(编辑:李岩梅、张 雪)