

文章编号:1006-1355(2022)01-0112-07

基于SSA和随机共振的旋转机械微弱信号提取

高康平¹, 徐信芯^{1,2}, 师 宁¹, 焦生杰¹

(1. 长安大学 工程机械系公路养护装备国家工程实验室, 西安 710064;
2. 河南省高远公路养护技术有限公司, 河南 新乡 453000)

摘要: 针对旋转机械早期故障信号微弱, 富含大量噪声的问题, 提出麻雀优化算法(SSA)和随机共振(SR)相结合的微弱信号提取方法。首先, 对大参数信号进行变尺度处理, 使其满足SR的要求; 其次, 以信噪比作为目标函数, 运用SSA算法优化SR模型的结构参数, 利用系统的SR实现微弱信号信噪比的提高; 最后, 通过仿真信号验证所提出方法的有效性, 并将该方法应用于轴承内圈故障和轻度磨损钻头微弱信号的提取中。结果表明: 提出的方法对微弱信号的提取性能优于传统的SR模型以及PSO-SR模型, 有效提高了信号信噪比, 实现了故障微弱信号的提取与增强。

关键词: 振动与波; 微弱信号检测; 随机共振; 麻雀优化算法; 特征提取; 旋转机械

中图分类号: O241.82

文献标志码: A

DOI编码: 10.3969/j.issn.1006-1355.2022.01.018

Research on Weak Signal Extraction of Rotating Machinery Based on SSA and Stochastic Resonance

GAO Kangping¹, XU Xinxin^{1,2}, SHI Ning¹, JIAO Shengjie¹

(1. National Engineering Laboratory for Highway Maintenance Equipment,
Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Henan Gaoyuan Maintenance Technology of Highway Co., Ltd., Xinxiang 453000, Henan, China)

Abstract: The early fault signal of rotating machinery is weak and includes a lot of noise, and is hardly to be extracted. To solve this problem, a weak signal extraction method combining Sparrow Search Algorithm (SSA) with Stochastic Resonance (SR) is proposed. Firstly, the large-parameter signal is scaled to meet the requirements of SR. Secondly, with the signal-to-noise ratio (SNR) as the objective function, the SSA algorithm is used to optimize the structural parameters of the SR model, and the system's SR is used to raise the SNR of weak signals. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by signal simulation. The method is applied to the extraction of weak fault signals from bearing inner ring and lightly worn bits signals. The results show that the extraction performance of the proposed method for weak signals extraction is better than the traditional SR model and PSO-SR model. This method effectively raises the SNR and realizes the extraction and enhancement of faulty weak signals.

Key words: vibration and wave; weak signal detection; stochastic resonance; sparrow search algorithm; feature extraction; rotating machinery

旋转机械早期故障信号微弱, 且外界噪声干扰严重, 导致微弱信号检测困难, 严重影响了特征提取的准确性。因此, 如何提高旋转机械微弱信号的强

度, 增强信噪比成为了许多学者研究的课题。其中, 小波变换^[1]、局部均值分解(EMD)^[2]、奇异值分解(SVD)^[3]、稀疏分解(SD)^[4]等受到广泛关注, 虽然这些方法在提取故障特征时具有很好的应用效果, 但是, 它们也有各自的不足。其中, 运用小波变换进行故障诊断, 小波基选取不合适, 容易造成故障特征的提取不理想; EMD分解容易造成模态混叠现象; SVD对于振动信号中的小脉冲去噪不是很有效; SD对分解方法的依赖能力强。此外, 以上的方法均是基于信号滤波, 滤波过程中虽然能抑制噪声的干扰, 但是在某种程度上也会对有用信息造成一定的抑制。

随机共振(Stochastic resonance, SR)理论是1981

收稿日期: 2021-02-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51805041);

新乡市重大科技专项资助项目(ZD19007);

河南省重大科技专项资助项目(191110211500)

作者简介: 高康平(1994—), 男, 河北省衡水市人, 博士研究生, 专业方向为旋转机械的故障诊断与剩余寿命预测。

E-mail: kangping_G@163.com

通信作者: 徐信芯, 女, 专业方向为非线性动力学, 旋转机械故障诊断、可靠性分析。

E-mail: xuxinxin@chd.edu.cn

年意大利学者 Benzi 等^[5]在研究古冰川气候问题时提出的,此方法是通过噪声、输入信号以及非线性系统之间的协同组合,将噪声中的能量转移到有用信号中,以此提高特征信号的幅值。考虑到SR独特的优势,已经被广泛地应用于旋转机械故障诊断领域^[6-7]。其中,Chi等^[8]研究了基于 Woods-Saxon 的SR模型,分析了不同噪声强度下模型的抗噪能力以及不同驱动频率下模型的最佳频率响应。Li等^[9]运用双稳态约束势阱代替经典的双稳态势阱,提高了微弱信号的检测能力,此方法能自动调整势阱宽度、势垒高度和阱壁的陡峭能力。时培明等^[10]将变分模态分解与变尺度SR模型相结合,运用峭度准则选取变分模态分解得到的主要IMF函数,并将其输入到多尺度SR中,实现了特征信号的增强。

在输入信号一定的情况下,噪声强度只能增大不能减小,又因为SR模型结构参数对非线性系统输出效果影响较大。因此,许多学者研究了结构参数对SR模型输出的影响,并取得了一定的成果^[11-12]。比如:陈敏等^[13]将信噪比增益作为微弱信号增强的评价指标,通过调节随机共振的结构参数,提取原始信号中微弱的周期信号,检测了转子的磨损情况。Zhang等^[14]通过将第一阶段的双稳SR与第二阶段的三稳SR相结合,运用两次采样技术放大高频有用信号,使系统参数达到最优,提高了微弱信号的检测性能。郝静等^[15]提出了三级级联随机共振,并研究了系统参数对微弱信号检测效果的影响,通过选择合适的参数,对比验证了级联SR系统在增强微弱信号特征时具有高效性。但是,这些研究并没有考虑参数之间的相互作用。因此,为了提高微弱信号的增强效果,需要一种全局搜索能力强的优化算法对SR模型结构参数进行优化处理。

麻雀优化算法^[16](Sparrow search algorithm, SSA)具有寻优能力强,搜索速度快的特点,受到许多学者的关注。本文通过SSA算法优化SR模型的结构参数,将信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)作为优化目标,通过仿真信号验证所提出方法的有效性,并将该方法应用于故障轴承以及磨损的聚晶金刚石复合片(Polycrystalline diamond compact, PDC)钻头微弱特征提取中,通过观察微弱信号幅值的增强程度以及噪声的抑制程度,验证所提出方法的优越性与可行性。

1 基本理论

1.1 随机共振

由于传统滤波方法对特征信号具有一定的抑制作用,因此,使用SR方法进行了特征频率的提取,通

过使输入信号、噪声以及非线性系统达到最佳匹配,突显特征频率。通常情况下,我们将双稳SR系统作为非线性系统,其实质为:在周期信号和白噪声共同驱动下,质点的布朗运动可以用郎之万方程来描述:

$$\frac{dx}{dt} = -\frac{dV(x)}{dx} + s(t) + n(t) \quad (1)$$

其中: $V(x)$ 、 $s(t)$ 、 $n(t)$ 分别表示为双稳系统的势函数、输入信号以及白噪声。各自的表达式如下所示:

$$\begin{cases} V(x) = -ax^2/2 + bx^4/4 \\ s(t) = A \sin(2\pi ft) \end{cases} \quad (2)$$

式中: a 和 b 分别为SR系统的结构参数, A 为输入信号的幅值, f 为特征频率。其中,白噪声满足一下条件:

$$E[n(t)n(t-\tau)] = 2D\delta(t-\tau) \quad (3)$$

式中: D 为噪声强度, δ 为脉冲强度。

由公式(2)和式(3)可知,双稳系统的势函数存在两个势阱($x = \pm\sqrt{a/b}$)和一个势垒($x = 0$),质点处于势阱位置时比较稳定,其中,势垒高度为 $\Delta V = a^2/4b$ 。假设系统外部仅有信号 $s(t)$ 输入,由于输入信号微弱,质点很难跨过势垒 ΔV ,只能在一个势阱里面运动,当加入噪声 $n(t)$ 时,噪声中的能量转移到有用信号中,增强有用信号的能量,使得粒子跨过势垒 ΔV 的障碍,在两个势阱之间跃迁,得到“共振”现象。由此可见,质点能否发生跃迁,势垒高度 ΔV 起决定性作用,而 ΔV 的大小由SR模型的结构参数 a 和 b 决定,因此,对于任意的输入信号一定存在最优的SR结构参数使得共振效果最佳。

1.2 麻雀优化算法

麻雀优化算法^[17]是2020年由Xue根据麻雀的觅食行为和反捕食行为提出的一种新的智能优化算法,该算法能同时优化SR模型的两个结构参数,具有强的寻优能力和收敛速度。SSA优化算法的基本理论如下:

在运用SSA算法优化SR模型的结构参数时,通过 n 只麻雀组成种群来进行食物的搜寻,种群表示为如下的形式:

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中: d 表示需要优化问题的维数,因此,麻雀的适应度值表示如下:

$$F_x = \begin{bmatrix} f([x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d}]) \\ \vdots \\ f([x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d}]) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: f 表示适应度值。

由于发现者为所有的加入者提供觅食方向,一旦发现捕食者的存在,个体开始发出警报声,如果警报的值大于安全值,发现者将会转移位置,把加入者带入到新的区域进行觅食,在迭代的过程中,发现者的位置更新如下:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \cdot \exp(-\frac{i}{\alpha \cdot T}) & \text{if } R_2 < ST \\ X_{ij}^t + Q \cdot L & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (6)$$

式中: t 表示当前的迭代次数, T 为最大的迭代次数, $j=1,2,\dots,d$ 。 X_{ij} 表示第*i*只麻雀在*j*维中的位置信息, R_2 和 ST 分别为预警值和安全值,范围各自为[0,1]、[0.5,1], α 为[0,1]内的随机数。 L 为内部元素全为1的 $1 \times d$ 的矩阵。其中,当预警值小于安全值时,麻雀可以执行搜索操作,当预警值大于安全值时,表明此搜索范围内已经出现了捕食者,所有的麻雀需要立刻转移到安全的地方去觅食。

对于麻雀觅食过程中的加入者,如果能量太低,需要飞往其他的地方觅食,以获得更多的能量,一些加入者会为了增加自己的能量,甚至可能会监视发现者而去争夺食物,如果加入者赢了,他们将获得新的食物,位置更新如公式所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(\frac{X_{\text{worst}} - X_{ij}^t}{t^2}) & \text{if } i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{ij}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^T (AA^T)^{-1} \cdot L & \text{if otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

其中: A 为 $1 \times d$ 的矩阵,每个元素为1或者-1, X_{worst} 为全局最差的位置, X_p 为当前发现者占据的最优位置。

在实验的过程中,我们假设意识到危险麻雀的数目占比为10%到20%,这些麻雀的位置如公式(8)所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{ij}^t - X_{\text{best}}^t| & \text{if } f_i > f_g \\ X_{ij}^t + K \cdot (\frac{X_{ij}^t - X_{\text{worst}}^t}{(f_i - f_w) + \varepsilon}) & \text{if } f_i = f_g \end{cases} \quad (8)$$

其中: X_{best} 和 β 分别为全局最优的位置和步长控制参数,均服从标准正态分布。 f_i, f_g, f_w 分别为麻雀个体的适应度、全局最优位置以及最差位置的适应度值, $K \in [-1, 1]$, ε 是一个非常小的常数,目的是为了避免分母为零现象的发生。

在公式(8)中,当 $f_i = f_g$ 时,表明种群中的麻雀已经意识到危险,需要迅速转移到其他的位置,避免自己被捕食,其中 K 为移动的步长。

该算法通过计算种群中麻雀的适应度并进行排序,选出最优值和最差值;然后,更新发现者、加入者以及意识到危险麻雀的位置,最后,获得当前的最佳位置,如果当前位置比上一次迭代的结果好,则停止

迭代,否则继续迭代直到满足终止条件。

2 自适应随机共振

目标函数的选择是SSA优化算法的关键环节,其中,SR效果可以通过SNR来衡量,当系统输出的信噪比达到最大时,非线性系统处于最佳的状态。SNR公式如下:

$$\text{SNR} = 10 \log \left(\frac{S(\omega_0)}{N(\omega_0)} \right) \quad (9)$$

其中: $S(\omega_0)$ 和 $N(\omega_0)$ 分别为信号的功率谱和信号频率附近的平均功率谱。

当原始信号的特征频率远远小于1 Hz时,并将系统参数引入可以得到:

$$\text{SNR} = \frac{\sqrt{2} a^2 (\sqrt{b} A)^2 \exp(-a^2/4bD)}{4(bD)^2} \quad (10)$$

通过SSA算法优化SR的结构参数,最大化输出信号的SNR,使“共振”效果达到最佳,实现微弱信号的特征提取。自适应随机共振的流程图如图1所示。

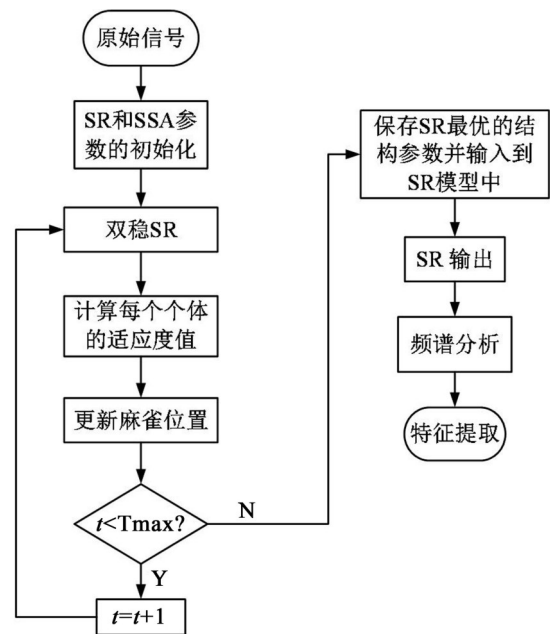


图1 SSA算法的SR模型参数优化流程图

具体实现步骤如下:

(1) 麻雀种群的数目、最大的迭代次数、安全阈值以及麻雀种群中发现者、加入者、意识到危险的麻雀所占比例的确定,并设定SR模型结构参数的范围。

(2) 运用SSA算法优化模型的结构参数并更新。

(3) 更新目标函数以及种群位置,并判断是否达到终止条件,如果没有,则继续更新目标值,否则,保存并输出最优的结构参数,进行频谱分析,提取微弱特征。

3 数值模拟实验

以加入白噪声的正弦信号作为仿真信号,验证提出方法的可行性,考虑到SR模型需要满足小参数的要求,因此,将特征频率设置为0.02 Hz,采样频率为5 Hz,加入噪声的强度 $D=2$ 。

对仿真信号进行时域、频域分析,图2(a)中难以发现周期性的分量,对原始信号进行FFT变换,由于外界噪声以及传输路径的干扰,使得仿真信号的特征频率($f=0.02$ Hz)处的峰值不清晰,难以观测。

为了突显特征频率,运用传统的SR($a=1, b=1$)模型^[18]进行仿真信号的分析,并对原始信号进行FFT变换,得到如图3所示的时域、频域图,明显发现运用传统的SR模型分析具有白噪声的正弦信号时,时域波形具有一定的周期性,经FFT变换后,频域波形中特征频率突出,但是,处理后的时域图中仍然存在一定的噪声成分。因此,采用SSA算法优化SR模型的结构参数,参数设置如下所示:种群数量50,最大迭代次数100,预警值0.6,发现者比例为70%,意识到危险的麻雀数目占总数的20%,SR模型结构参数的范围为 $[0.01, 20]$,分析结果如图4所示。其中,时域波形中具有明显的周期性,FFT变换后的频谱

中,特征频率明显,与图3相比,经过SSA优化后的SR模型在特征提取时具有一定的优势,时域波形的周期信号明显,特征频率突出,对原始信号进行处理后,ASR模型比传统的SR模型特征频率幅值提高了约40%。

4 实验分析

选用美国西储大学电气工程实验室^[19]驱动端内圈故障轴承数据进行试验,实验设备如图5所示。其中,采用6205-2RS型JEMSKF深沟球轴承开展实验研究,实验中主要包括2马力的电机(左侧),一个转矩传感器(中间),一个功率计(右侧),实验采样频率为12 kHz,电机转速为1 750 r/min,计算得到轴承的内圈故障为157.5 Hz。通过加速度传感器获得振动信号,并处理获得信号的时域图,经过FFT频谱分析得到原始信号的频域图。在图6(a)中明显观察到周期性的冲击信号,在图6(b)中,由于轴承的故障信号比较微弱,外界噪声干扰较大,造成故障特征频率不易观测。

为了凸显故障信号的特征频率,采用本文提出的方法对原始信号进行分析处理。考虑到SR模型需要满足小参数要求,而实际应用中获得的振动信

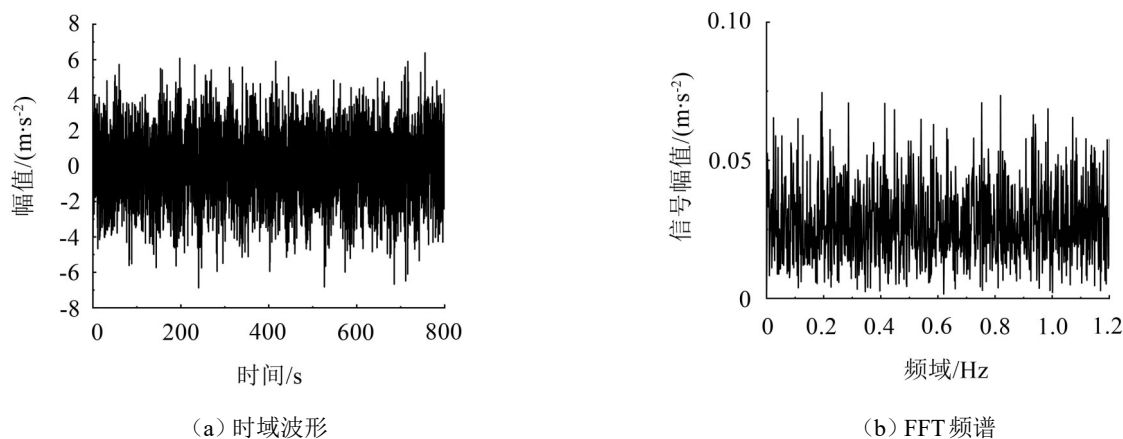


图2 原始信号的时域频域图

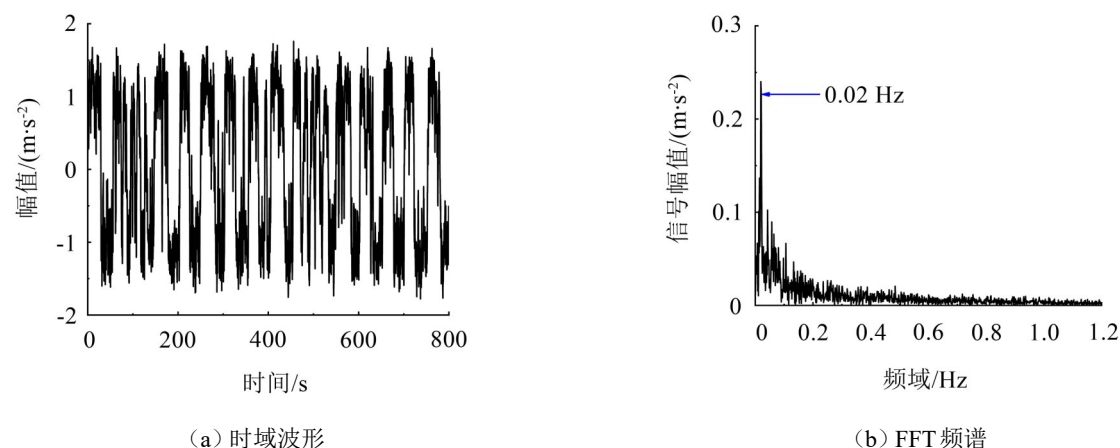


图3 传统SR($a=1, b=1$)分析的时域频域图

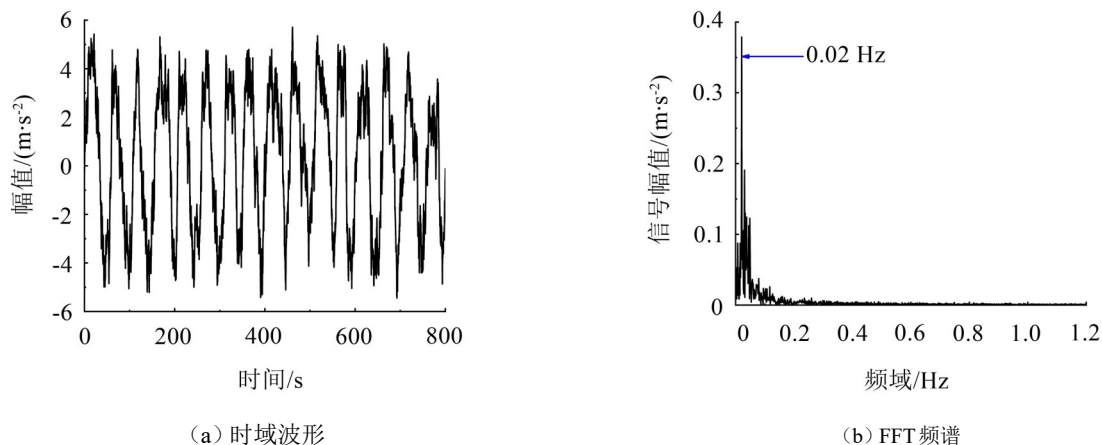
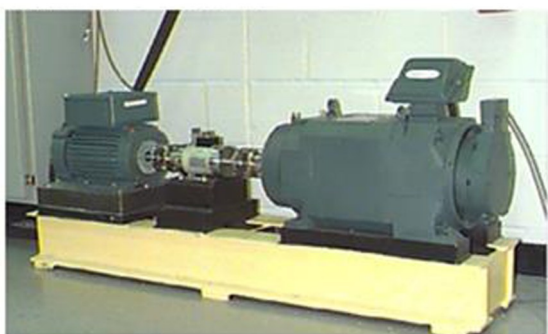
图4 提出的SR($a=0.138$, $b=0.164$)输出

图5 故障轴承试验平台

号特征频率远远大于1 Hz,为此采用尺度变换法压缩信号频率,使其满足SR小参数的要求。文中设置信号压缩比 $R=2\ 400$,经变换后,压缩后的采用频率为 $f_{sr}=f_s/R=5\text{ Hz}$,运用SSA算法优化SR模型的结构参数,参数设置如第三节所述。将原始振动信号输入到ASR中,并分析输出信号的频谱图,图7表明,频率0.065 Hz峰值最高,按压缩尺度比还原实测信号,恢复后的频率为 $0.065\times 2\ 400=156\text{ Hz}$,与轴承内圈故障频率157.5 Hz相近,验证轴承内圈已经出现了故障。仿真分析得出优化后的SR模型提取微弱信号的性能明显优于固定参数的SR模型。因此,为了验证提出方法的优越性,本节运用粒子群

(PSO)优化SR模型的结构参数^[20],并对输出的结果进行频谱分析,如图8所示。对比图7和图8发现,虽然PSO-SR也能突显特征频率,但是,对于噪声的抑制效果明显不如提出的方法。图8中得到频谱图特征频率为0.067 Hz,恢复后的原始频率为160.8 Hz,对比发现,采用SSA优化后的SR模型与PSO-SR模型相比,微弱特征的检测准确度更高,再次验证了基于SSA的SR模型在检测微弱信号时的有效性。

5 工程应用

为了进一步验证提出方法的实用性和有效性,采用轻度磨损的PDC钻头进行实验。试验装置如图9所示。试样选用浇筑的40 MPa的混凝土块,通过FA1105-A1型号的加速度传感器测量轻度磨损的钻头在取心过程中的振动信号,采样频率为20 kHz,钻头钻速为110 r/min,取心钻头的内径为69 mm。虽然钻头磨损获得的信号为突变的非周期信号,但是在短时间内磨损的特征频率会周期性的呈现出来,轻度磨损钻头振动信号的时域波形以及频谱如图10,观察发现,由于外界噪声以及实验过程中人为因素的干扰,导致振动信号的频谱图中钻头磨损信

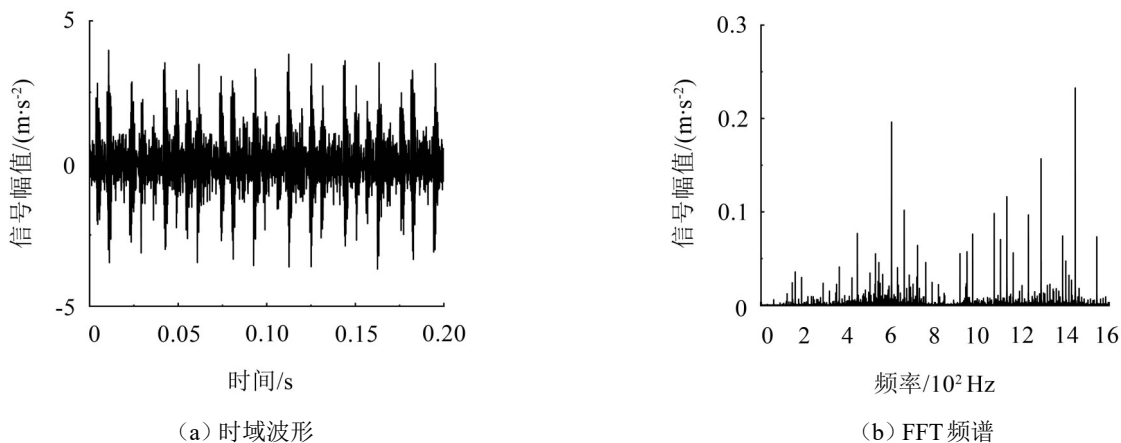


图6 内圈故障的时域波形与频谱

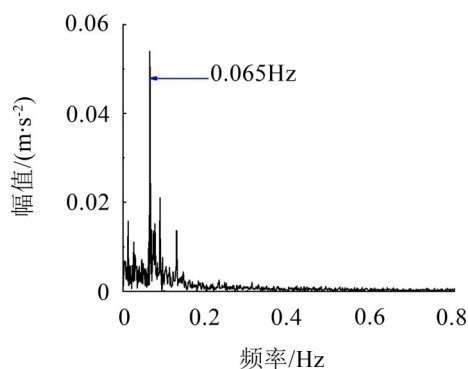
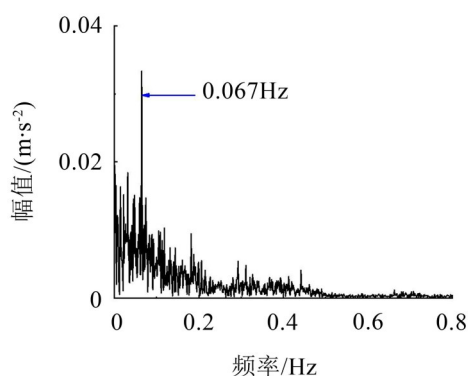
图7 SSA算法优化的SR模型($a=0.03$, $b=3.57$)频谱图

图8 PSO-SR处理原始信号后的频谱图

息不突出。

为了凸显特征频率,采用本文提出的方法处理

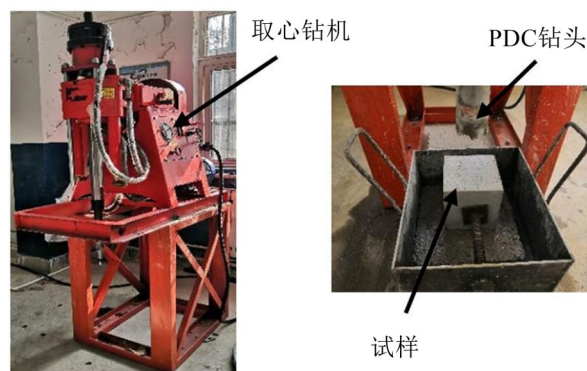
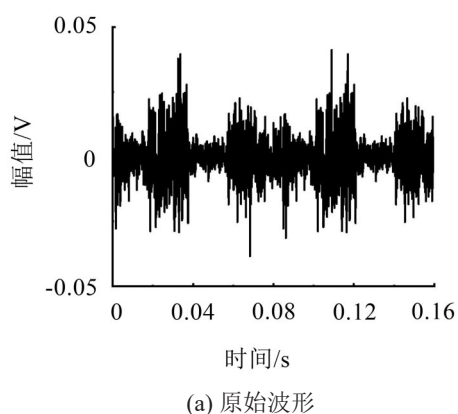


图9 PDC钻头取心的试验装置

原始振动信号。其中,为了满足SR小参数的要求,设置信号压缩比为2 000,将原始振动信号输入到ASR系统中进行微弱信号的提取,优化后的结构参数为 $a=0.26$, $b=3.95$ 。图11为经过ASR系统处理的频谱图,与原始振动信号对比分析,提出的方法在降低噪声对特征信号影响的同时,也增强了特征频率的幅值,凸显了特征频率。由于仿真得出了ASR模型对于微弱信号的提取性能优于传统的SR模型,因此,为了验证提出方法在工程应用中的可行性,将本文提出的方法与PSO优化后的SR模型对比分析^[20]。PSO-SR模型处理后的原始信号的频域图如图12所示,观察图12发现,虽然PSO-SR也能抑制噪声,突显特征频率。但是,对比图11和12发现,此方法对

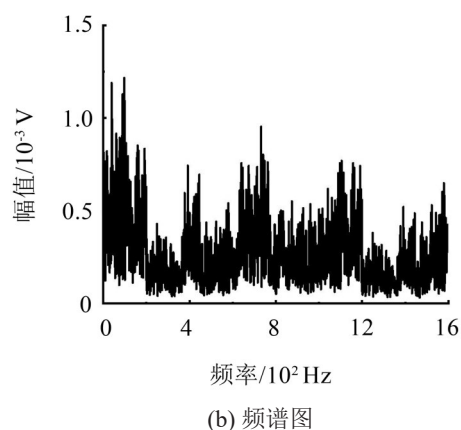


图10 振动信号的波形与频谱图

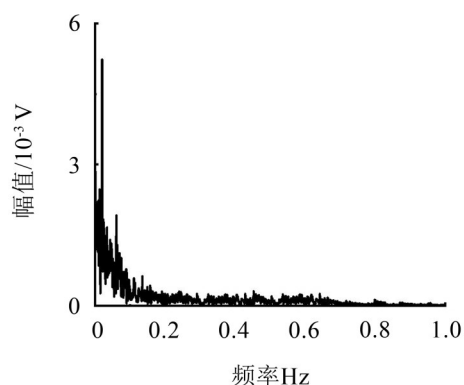


图11 ASR处理原始信号的频谱图

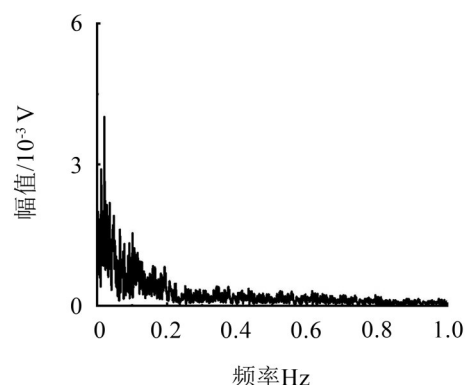


图12 PSO-SR处理后的频谱图

噪声的抑制效果以及特征频率的增强程度明显不如提出的方法。验证了提出方法在提取微弱信号时的优越性与实用性。

6 结 语

(1) 考虑到SSA算法具有全局优化能力强、收敛速度快的特点,以信噪比为目标函数,结合SR增强微弱信号的优势,构建了自适应随机共振系统,实现了旋转机械早期微弱信号的特征提取。

(2) 通过仿真分析了提出方法的可行性,结果表明:结构参数优化的SR系统在提取微弱信号时的性能优于未优化的SR模型。

(3) 将提出的方法应用于内圈故障轴承和轻度磨损的PDC钻头微弱特征提取,通过对比提出的方法与PSO-SR模型,再次验证了提出方法的实用性与有效性,为微弱信号的特征提取提供了一种有效的解决途径。

参考文献:

- [1] 李继猛,王慧,李铭,等. 基于改进的自适应无参经验小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2020, 41(6): 710-716.
- [2] MA J, WU J D, WANG X D. A hybrid fault diagnosis method based on singular value difference spectrum denoising and local mean decomposition for rolling bearing[J]. Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control, 2018, 37(4): 928-954.
- [3] 秦洪懋,孙嘉兵,孙宁. 基于Winger-SVD的轴承故障诊断方法[J]. 轴承, 2014(9): 48-51.
- [4] LI X C, WANG J C, ZHANG B. Fault diagnosis of rolling element bearing weak fault based on sparse decomposition and broad learning network[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2020, 42(2): 169-179.
- [5] BENZI R, PARISI G, SUTERA A, et al. A theory of stochastic resonance in climatic change[J]. SIAM J Appl Math. 1983, 43: 565-578.
- [6] LU S L, HE Q B, DAI D Y, et al. Periodic fault signal enhancement in rotating machine vibrations via stochastic resonance[J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22(20): 4227-4246.
- [7] 时培明,苏翠娇,赵娜,等. 基于AMD和自适应随机共振的旋转机械故障诊断方法研究[J]. 计量学报, 2017, 38(1): 112-116.
- [8] CHI K, KANG J S, ZHANG X H, et al. Experimental application of stochastic resonance based on wood-saxon potential on fault diagnosis of bearing and planetary gearbox[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2019, 41(11): 1-11.
- [9] LI Z X, SHI B Q, DANIELE B. Fault diagnosis of rotating machinery based on stochastic resonance with a bi-stable confining potential[J]. Shock and Vibration, 2018, 2018, 8452509.
- [10] 时培明,苏晓,袁丹真,等. 基于VMD和变尺度多稳随机共振的微弱故障信号特征提取方法[J]. 计量学报, 2018, 39(4): 515-520.
- [11] 赖志慧,冷永刚,范胜波. 级联双稳Duffing系统的随机共振研究[J]. 物理学报, 2013, 62(7): 69-77.
- [12] NICOLIS C, NICOLIS G. Stochastic resonance across bifurcation cascades[J]. Physical Review. E, 2017, 95(3-1): 032219.
- [13] 陈敏,胡葛庆,秦国军,等. 参数调节随机共振在机械系统早期故障检测中的应用[J]. 机械工程学报, 2009, 45(4): 131-135.
- [14] ZHANG H B, LU S L, ZHANG S H, et al. A new cascaded stochastic resonance system and its application to weak double-frequency signal separation[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 3006: 346-351.
- [15] 郝静,杜太行,江春冬,等. 调参级联随机共振系统加强策略[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(10): 2084-2092.
- [16] 李雅丽,王淑琴,陈倩茹,等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22): 1-12.
- [17] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science and Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [18] 胡葛庆. 随机共振微弱特征信号检测理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
- [19] GONG T K, YUAN X H, YUAN Y B, et al. Application of tentative variational mode decomposition in fault feature detection of rolling element bearing[J]. Measurement, 2019, 135, 481-492.
- [20] SHI P M, SU C J, HAN D Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on adaptive stochastic resonance and AMD-EEMD[J]. Shock and Vibration, 2016 (2016) 9278581.