

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.03.012

基于 PSO 和 MSR 的微弱信号 检测方法研究*

郑 煜

(陕西工业职业技术学院 机械工程学院, 陕西 咸阳 712000)

摘要:针对强噪声环境下,旋转机械系统的微弱信号难以得到准确检测的问题,提出了一种基于自适应权重粒子群算法(APSO)和自适应多稳态随机共振(SMSR)相结合的微弱信号检测方法。首先,使用自适应多稳态随机共振作为基本检测方法,并在数值求解输出信号时,引入了二次采样法(TS),解决了随机共振对高频信号适应能力差的问题;然后,以输出信噪比作为适应度函数,使用粒子群算法(PSO)优化了多稳态系统结构参数;采用全局最优点距离的方案,对惯性权重进行了自适应调整,将粒子群算法改善为自适应权重粒子群算法;最后,设置了混有高强度高斯噪声的正弦小信号仿真试验,在此基础上,使用该方法完成了对机械系统微弱故障诊断实验。研究表明:该方法可以准确地突显出 161.1 Hz 故障频率成分,同时能够得到描述实际机械系统运转状态的倍频成分,具有准确的微弱信号检测能力。

关键词:旋转机械系统;故障诊断;微弱信号检测;多稳态随机共振;粒子群优化;二次采样

中图分类号:TH133.3;TH17

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)03-0362-06

Weak signal detection method based on PSO and MSR

ZHENG Yu

(School of Mechanical Engineering, Shaanxi Polytechnic Institute, Xianyang 712000, China)

Abstract: It was difficult to accurately detect the weak signal of rotating machinery system in strong noise environment, therefore, a method of self-adaptive multistable stochastic resonance (MSR) and adaptive particle swarm optimization (APSO) was proposed. Firstly, self-adaptive MSR was chosen as the basic detection method, and twice sampling (TS) method was introduced in when numerical solving the output signal which solved the problem of stochastic resonance's poor adaptability to high frequency signal. Then, the output signal to noise ratio (SNR) was selected as the fitness function and particle swarm optimization (PSO) was used to optimize structural parameters of multistable system. The inertial weight coefficient was self-adaptively adjusted according to the global optimum position and the modification changed particle swarm optimization into adaptive particle swarm optimization. Finally, the simulation test of sinusoidal small signal with high intensity Gaussian noise was set up, on this basis the weak malfunction diagnosis experiment of mechanical system was completed by using this method. The result of the research show that this method can accurately highlight the malfunction frequency component at 161.1 Hz, at the same time, the frequency doubling component which describes the actual system running state can be obtained. This method has the accurate weak signal detection ability.

Key words: rotating machinery system; fault diagnosis; weak signal detection; multistable stochastic resonance (MSR); particle swarm optimization (PSO); twice sampling (TS)

收稿日期:2021-09-23

基金项目:陕西工业职业技术学院科研计划资助项目(2021YKYB-062)

作者简介:郑煜(1990-),男,陕西咸阳市人,硕士,讲师,主要从事机械系统状态监测与故障诊断方面的研究。E-mail:zhengyu169@126.com

0 引言

在旋转机械信号检测过程中,采用传统的滤波降噪信号检测方法不仅会产生一定的信号能量损失,而且当面对成分复杂且噪声强度高的环境时,很难实现对其微弱信号的有效检测。

随机共振(stochastic resonance, SR)方法具有良好的噪声适应性,其能利用噪声能量实现对信号的准确检测。

HE Li-fang 等人^[1]采用三稳态欠阻尼随机共振系统,完成了对机械系统的故障诊断,但所使用的随机共振方法未经优化,使用的效果并不理想。YANG Ting 等人^[2]在最大后验估计准则下,通过增强噪声的方式,采用随机共振的方法对微弱信号进行了检测;然而,该方法在实际应用中的操作性较低。BAO Hui-ru 等人^[3]提出了一种基于周期非正弦时滞的随机共振信号检测方法,但该方法的实际应用效果还需进一步验证。HARIKRISHNAN N B 等人^[4]采用随机共振与神经网络相结合的方法,对微弱信号进行了检测;然而,该方法需长时间大量样本学习,使用成本较高。QIAO Zi-jian 等人^[5]提出了一种分数阶导数增强的二阶随机共振方法,但其微弱信号检测的能力有限。LIN Yan 等人^[6]采用加权脉冲指标结合自适应随机共振的方法,对旋转机械进行了故障诊断;但是相关研究还只是停留在仿真阶段,实际应用效果还需进一步实验验证。

因此,笔者选择多稳态随机共振(MSR)作为微弱信号检测手段,首先引入自适应多稳态随机共振(SMSR)作为基本检测手段,即通过调整多稳态结构参数值,使多稳态随机共振主动适应信号噪声;其次,为突破普通随机共振对高频信号的适应性限制,采用二次采样法(twice sampling, TS)计算随机共振输出信号;由于多稳态系统具备非线性因素,其输出行为对结构参数变化具有极其强烈的敏感性,引入粒子群算法(PSO),通过优化多稳态结构参数值,以实现微弱信号的最优化检测;使用自适应权重粒子群(APSO),根据全局最优点自适应调整惯性权重数值,以避免粒子群算法陷入局部最优,完成随机共振的最优检测;最后,在仿真信号试验的基础上完成旋转机械故障诊断实验,以验证方法的可行性。

1 多稳态随机共振检测法

1.1 检测原理

目前,随机共振已在某些领域得到了一定的实际

应用。

张俊等人^[7]将随机共振方法应用在机械系统的故障诊断中,并取得了一定的诊断效果。LIAO Zhi-qiang 等人^[8,9]在生物医学检测中,采用随机共振方法进行了生物医学检测方面的应用。孟羽等人^[10]利用随机共振方法,实现了对电气设备的故障监测。赵冠哲等人^[11-13]将随机共振方法应用在了信息通信系统中,进行了信息通信系统的故障检测。

然而,在面对微弱信号检测时,普通的双稳态随机共振方法的能力有限。

一些国内外学者的研究表明,相较于普通的双稳态随机共振方法,多稳态随机共振方法表现出了更好的噪声适应性,以及更优秀的微弱信号检测能力^[14-17]。

多稳态系统中,布朗粒子动力学方程由郎之万方程(Langevin's equation, LE)描述,如下式所示:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= -U'(x) + s(t) + \xi(t) \\ U(x) &= \left(\frac{a}{2}\right)x^2 - \left(\frac{b}{4}\right)x^4 + \left(\frac{c}{6}\right)x^6 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $U(x)$ —描述多稳态势场的多稳态势函数; a, b, c —势函数结构参数; $x(t)$ —布朗粒子在多稳态势场中受信号噪声为驱动力作用时的运动行为,即系统输出; $s(t)$ —作用信号; $\xi(t)$ —噪声。

随机共振系统模型如图 1 所示。

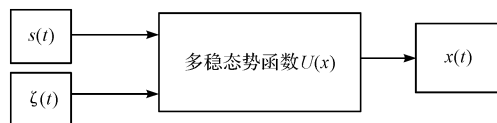


图 1 随机共振系统模型

多稳态势函数如图 2 所示。

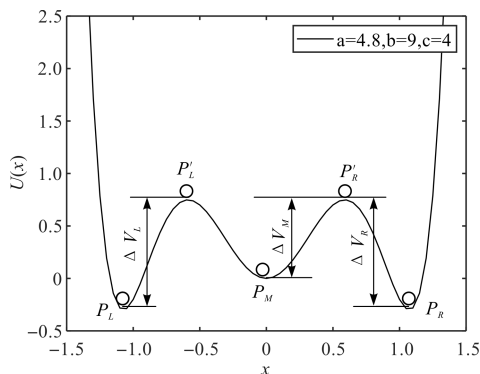


图 2 多稳态势函数

图 2 中,多稳态势函数存在 3 个势阱和 2 个势垒,对应 3 个稳定平衡点 P_L, P_M, P_R 2 个不稳定平衡点 P'_L, P'_R 。由于势函数根据 $x=0$ 处对称,左、右势阱深度相等 $\Delta V_L = \Delta V_R$ 。当势函数结构参数变化时,势函数形态改变;当信号噪声作用于多稳态系统时,系统结

构也会随之改变;通过调整势函数结构参数,若结构参数与信号噪声刚好达到某种协同时,噪声能量极大转化为信号能量,可增强微弱信号从而实现微弱信号检测,该方法即为自适应随机共振。

由绝热近似理论,随机共振对低频信号的适应性较好,然而实际工业场景中,振动特征信号在几十至几百赫兹,因此采用二次采样法即在数值求解输出信号时使用二次采样步长。

1.2 随机共振输出信噪比

随机共振输出信噪比 SNR_{out} 定义如下:

$$SNR_{out} = 10 \lg \frac{S(f_s)}{N(f_s)} \quad (2)$$

式中: f_s —特征信号频率; $S(f_s)$ —特征信号的功率; $N(f_s)$ —特征信号频率 f_s 处背景噪声谱的平均功率值。

特征信号功率 $S(f_s)$ 可由下式得到:

$$S(f_s) = A(f_s)^2 \quad (3)$$

式中: $A(f_s)$ —特征信号幅值。

$N(f_s)$ 由下式得到:

$$N(f_s) = \frac{1}{2\Delta f} \int_{f_s - \Delta f}^{f_s + \Delta f} G_N(f) df \quad (4)$$

式中: $G_N(f)$ —噪声功率谱。

2 自适应权重粒子群算法

随机共振系统对系统参数的改变具备极其强烈的敏感性,因此,笔者以输出信噪比为适应度函数,采用自适应权重粒子群算法优化系统的结构参数。

在 D 维目标搜索空间中,粒子种群规模为 N ,第 i 粒子的位置 D 维向量为:

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \quad (5)$$

第 i 粒子速度向量为:

$$\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \quad (6)$$

第 i 粒子个体极值向量为:

$$\mathbf{P}_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \quad (7)$$

全局极值向量为:

$$\mathbf{G}_{best} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}) \quad (8)$$

更新粒子信息的公式如下:

$$\begin{aligned} v_{id} &= \omega v_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}) \\ x_{id} &= x_{id} + v_{id}, d = 1, 2, \dots, D \end{aligned} \quad (9)$$

式中: c_1, c_2 —学习因子; r_1, r_2 — $[0, 1]$ 范围内均匀随机数; ω —惯性权重。

为了避免算法陷入局部最优,并提高其搜索的效率,笔者根据全局最优点距离来自适应地调整惯性权

重 ω , 即:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{min} - \frac{(\omega_{max} - \omega_{min})(f - f_{min})}{f_{avg} - f_{min}}, & f \leq f_{avg} \\ \omega_{max}, & f > f_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

式中: f —粒子的实时适应度函数值; f_{avg} —当前所有粒子的适应度函数平均值; f_{min} —当前所有粒子的适应度函数最小值。

其算法的具体步骤如下:

(1) 设定 c_1 和 c_2 学习因子,惯性权重系数极值 ω_{max} 和 ω_{min} , 种群规模 N , 最大迭代次数 M_{max} , 初始化种群;

(2) 进入主循环,根据公式(9,10)更新粒子位置、速度,更新惯性权重,计算个体最优位置 \mathbf{P}_{best} 和全局最优位置 \mathbf{G}_{best} ;

(3) 迭代更新,重复步骤(2)直至循环次数达到最大迭代次数 M_{max} , 停止搜索并输出结果。

3 仿真信号试验

笔者使用混有一定强度高斯白噪声的正弦小幅度信号,以此来构造仿真信号。

仿真信号如下式所示:

$$\begin{aligned} x'(t) &= A \sin(2\pi ft) + \xi(t) \\ \langle \xi(t), \xi(0) \rangle &= 2D\delta(t) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\xi(t)$ —高斯白噪声; $x'(t)$ —输入信号; D —高斯白噪声 $\xi(t)$ 的强度。

为了模拟混有高强度噪声的微弱信号,笔者将噪声强度 D 设置为 2, 信号幅值 A 设置为 0.2, 信号频率 f 选择为 100 Hz。

仿真信号及其幅值谱如图 3 所示。

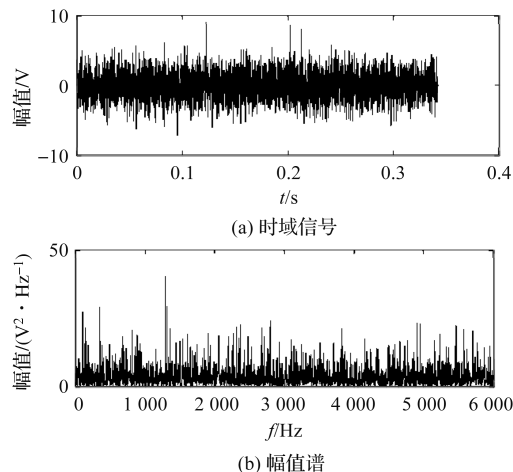


图 3 仿真信号及其幅值谱

图 3 中可以看出,在 100 Hz 处几乎看不到明显的能量成分,信号成分完全隐藏在噪声成分中。

笔者将仿真信号输入多稳态势函数 $U(x)$, 并采用四阶 Rung-Kutta 法求解 LE, 如下式所示:

$$\begin{cases} x_{n+1} = x_n + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \\ k_1 = h(-ax_n + bx_n^3 - cx_n + s_n) \\ k_2 = h\left[-a\left(x_n + \frac{1}{2}k_1\right) + b\left(x_n + \frac{1}{2}k_1\right)^3 - c\left(x_n + \frac{1}{2}k_1\right)^5 + s_n\right] \\ k_3 = h\left[-a\left(x_n + \frac{1}{2}k_2\right) + b\left(x_n + \frac{1}{2}k_2\right)^3 - c\left(x_n + \frac{1}{2}k_2\right)^5 + s_{n+1}\right] \\ k_4 = h\left[-a(x_n + k_3) + b(x_n + k_3)^3 - c(x_n + k_3)^5 + s_{n+1}\right] \end{cases} \quad (12)$$

式中: h —二次采样步长; s_n —第 n 个仿真信号离散数据采样点; x_n —系统输出第 n 个离散数据采样点。

笔者选择输出信噪比作为适应度函数, 通过 APSO 优化系统结构参数; 经迭代求解得到当 $a = -0.0325$, $b = 0.0406$, $c = 0.0019$ 时, 输出信噪比达到最大值。

全局最优与粒子位置散点图如图 4 所示。

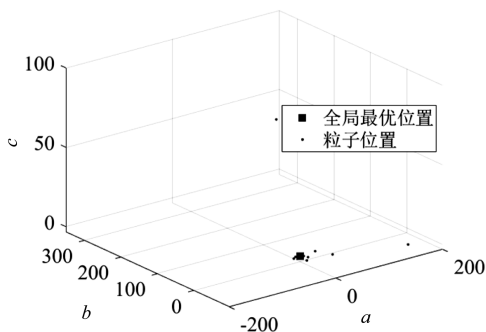


图4 全局最优与粒子位置散点图

从图 4 可以看出, 此时的个体位置接近全局最优。输出信号及幅值谱如图 5 所示。

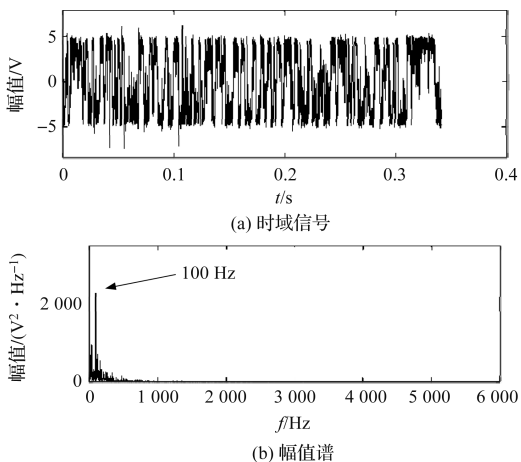


图5 输出信号及幅值谱

从图 5 可以看到, 在输出信号幅值谱在 100 Hz 处存在一个明显的峰值。

通过以上研究验证了该思路对微弱信号检测的可行性。

4 实验验证

轴承是转子系统的核心部件, 其对转子系统的运行状态、回转精度等往往有较大的影响。然而, 处于微弱故障中的滚动轴承往往较难得到诊断, 其原因如下: (1) 其故障特征信号微弱且往往淹没在大量的背景噪声中; (2) 由于轴承游隙、单边载荷和滚动体摇摆或横滚等原因, 使得噪声成分复杂, 导致微弱故障难以诊断。

机械零部件微弱故障诊断是故障诊断领域的热点问题。因此, 此处笔者以滚动轴承微弱故障诊断为例。

4.1 数据介绍

此处的实验数据通过轴承深沟球轴承获得^[18]。深沟球轴承的型号为 6205-2RS JEM SKF。笔者通过电火花加工的方式, 在轴承内圈加工直径 0.18 mm 的单点微弱故障凹坑; 振动信号通过加速度传感器采集, 加速度传感器放置在电机基座非驱动端和驱动端轴承负荷区, 通过磁性底座固定在磁性轴承座上。

实验过程中, 笔者不对轴承进行加载。其中的电机驱动转速为 1 797 r/min, 采用 16 通道数字录音记录器 (DAT), 采集加速度传感器数据, 采样频率为 12 kHz。

实验装置如图 6 所示。

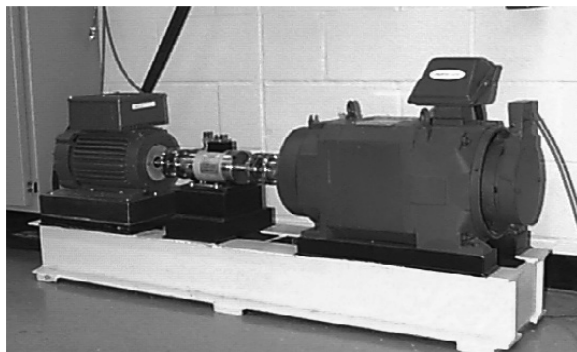


图6 实验装置

4.2 诊断实验及结果分析

首先, 笔者根据采集到的故障数据计算幅值谱。故障数据时域图与幅值谱如图 7 所示。

从图 7 可以看出, 可能出现故障的低频段几乎看不到故障频率成分。

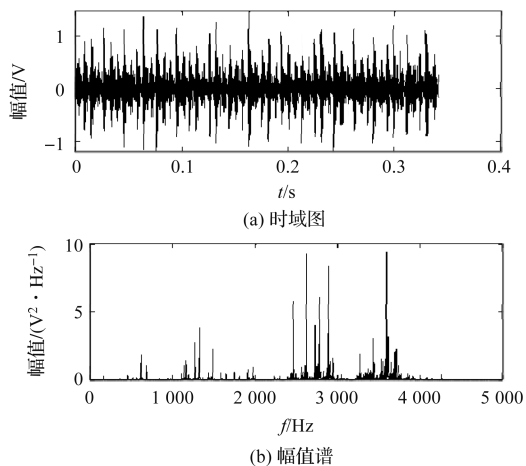


图 7 故障数据时域图与幅值谱

笔者将输出信噪比作为适应度函数,采用自适应权重粒子群优化系统结构参数;经过迭代求解,当 $a = 0.3130, b = 0.6160, c = 0.7132$ 时,输出信噪比取得最大值,此时求取输出信号的幅值谱。

输出信号幅值谱如图 8 所示。

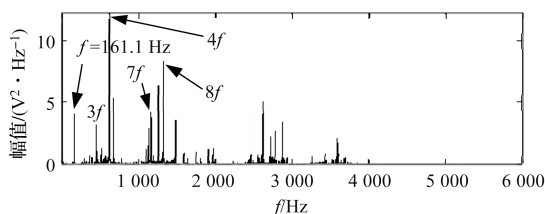


图 8 输出信号幅值谱

从图 8 中可以看出:在低频段 161.1 Hz 处,存在明显峰值;同时,由于径向游隙、单边载荷的调制作用等原因,幅值谱中存在明显倍频成分。

故障特征频率计算公式为:

$$f_{ip} = \frac{1}{2} N f \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \tag{13}$$

$$f = \frac{n}{60}$$

式中: N —轴承滚动体个数; d —滚动体直径, mm; D —轴承节径, mm; α —轴承接触角, $^\circ$; f —轴承转动基频, Hz; n —内圈转速, r/min。

轴承 6205-2RS JEM SKF 的结构参数如表 1 所示。

表 1 轴承 6205-2RS JEM SKF 结构参数

滚动体数	滚动体直径	接触角	节径
N	d/mm	$\alpha/^\circ$	D/mm
9	7.94	0	39.04

笔者将结构参数数值代入公式,计算得到特征频率 $f_{ip} = 162$ Hz。其结果同图 8 中的结果相同,证明了笔者提出的方法的有效性。

5 结束语

针对强噪声环境下,机械系统的微弱信号难以得到准确检测的问题,笔者首先选择自适应多稳态随机共振作为检测手段,使用二次采样法以适应高频信号;其次,选择输出信噪比为适应度函数,通过 APSO 优化多稳态系统结构参数;最后,将上述理论应用于滚动轴承的微弱故障诊断中,实现了对实际微弱故障信号的检测。

研究表明:

- (1) 自适应多稳态随机共振具备成分复杂、高强度噪声的适应性;
- (2) 二次采样法可使随机共振适应高频信号,利于得到有效输出;
- (3) APSO 具备以输出信噪比为目标的多稳态系统结构参数优化能力,经优化后的自适应多稳态随机共振方法,可实现对微弱信号的有效检测。

多稳态随机共振属于多参数非线性系统,其输出行为对参数变化具备高度敏感性。

因此,在后续的研究中,笔者将从提升其鲁棒性的角度出发,开展相关方法的研究工作;同时,研究随机共振对不同机械故障的辨识问题,以进一步提升随机共振的应用价值。

参考文献 (References):

- [1] HE L F, TAN C L, ZHANG G. Research on standard three-well stochastic resonance system and its application in early bearing fault diagnosis[J]. *The European Physical Journal Plus*, 2021, 136(7): 759.
- [2] YANG T, LIU S J, LIU H Q, et al. Stochastic resonance benefits in signal detection under MAP criterion[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2021, 102(10): 202.
- [3] BAO H R, HAN S J. Periodic non-sinusoidal time-delay stochastic resonance weak fault diagnosis method and its application[J]. *Journal of Vibro-engineering*, 2021, 23(4): 847-860.
- [4] HARIKRISHNAN N B, NAGARAJ N. When Noise meets Chaos: Stochastic Resonance in Neurochaos Learning[J]. *Neural networks: the official journal of the International Neural Network Society*, 2021, 143(11): 425-435.
- [5] QIAO Z J, ELHATTAB A, SHU X D, et al. A second-order stochastic resonance method enhanced by fractional-order derivative for mechanical fault detection[J]. *Nonlinear Dy-*

- namics**,2021,106(9):1-17.
- [6] LIN Y, XU X G, YE C. Adaptive stochastic resonance quantified by a novel evaluation index for rotating machinery fault diagnosis[J]. **Measurement**,2021,184(11):109.
- [7] 张俊,钟敏,张建群,等. 集成 TEO 解调和随机共振的行星齿轮箱早期故障诊断方法[J]. **振动工程学报**,2019,32(6):1084-1093.
- [8] LIAO Z Q, JIN S X, KUWAHATA A, et al. Coherent detection stochastic resonance assisted bio magnetometer for measuring magnetocardiography at room temperature [J]. **Applied Physics Express**,2021,14(9):168.
- [9] BHANU S, BIDELMAN G M. Enhanced brainstem phase-locking in low-level noise reveals stochastic resonance in the frequency-following response (FFR) [J]. **Brain research**,2021,1771(10):147643.
- [10] 孟羽,陈思磊,吴子豪,等. 基于随机共振方法增强光伏直流故障电弧检测特征的研究[J/OL]. **中国电机工程学报**:1-11[2021-10-10]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.210471>.
- [11] 赵冠哲,段再超,张洁. 海洋环境中舰船通信微弱信号增强技术[J]. **舰船科学技术**,2021,43(12):127-129.
- [12] QIU Y W, YUAN F, JI S Y, et al. Stochastic resonance with reinforcement learning for underwater acoustic communication signal [J]. **Applied Acoustics**,2021,173(1):107.
- [13] JIANG X L, DIAO M. A new type double-threshold signal detection algorithm for satellite communication systems based on stochastic resonance technology [J]. **Wireless Networks**,2019,17(5):1-8.
- [14] CUI H J, GUAN Y, CHEN H, et al. A novel advancing signal processing method based on coupled multi-stable stochastic resonance for fault detection [J]. **Applied Sciences**,2021,11(12):5385-5385.
- [15] ZHANG G, JIANG C, ZHANG T Q. A novel adaptive stochastic resonance method based on tristable system and its applications[J]. **Fluctuation and Noise Letters**,2021,20(1):142.
- [16] ZHAO S, SHI P, HAN D Y. A novel mechanical fault signal feature extraction method based on unsaturated piecewise tri-stable stochastic resonance [J]. **Measurement**,2021,168(10):16.
- [17] ZHANG G, XU H, ZHANG T Q. Method of Rolling Bearing Fault Detection Based on Two-Dimensional Tri-Stable Stochastic Resonance System [J]. **Journal of Vibration Engineering & Technologies**,2020,9(1):1-12.
- [18] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data center[DB/OL][2019-04-10]. <http://cse-groups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>

[编辑:李辉]

本文引用格式:

郑煜. 基于 PSO 和 MSR 的微弱信号检测方法研究[J]. **机电工程**,2022,39(3):362-367.

ZHENG Yu. Weak signal detection method based on PSO and MSR[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**,2022,39(3):362-367.

《机电工程》杂志:<http://www.meem.com.cn>