

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.09.006

基于单稳态随机共振的冲击信号 自适应检测方法研究*

王洪涛,王奉涛*,薛宇航,邓刚,李宏坤,韩清凯
(大连理工大学机械工程学院,辽宁大连116024)

摘要:针对强背景噪声环境下微弱故障冲击信号特征提取困难等问题,对单稳态随机共振系统和衡量指标等方面进行了研究,对低速回转支承的故障诊断策略进行了分析,提出了一种基于单稳态随机共振的冲击信号自适应检测方法。考虑到系统参数的关联性,利用灰狼优化算法(GWO)对系统的多个参数进行了优化,实现了系统参数间的同步优化过程;并以加权负熵指标作为GWO的适应度函数,对仿真冲击信号和低速回转支承振动信号进行了状态监测与故障分析。研究表明:该系统方法简单易行、收敛速度快、参数优化效果理想,能够在强背景噪声环境下,有效地利用噪声能量来增强微弱故障信号,凸显仿真冲击信号的特性;能准确地诊断出低速回转支承故障模式,在工程实际中具有良好的工程应用前景。

关键词:单稳态随机共振;冲击信号;自适应;加权负熵指标;灰狼优化算法

中图分类号:TH113.1;TP306

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)09-0913-06

Adaptive detection method of impact signal based on monostable stochastic resonance

WANG Hong-tao, WANG Feng-tao, XUE Yu-hang, DENG Gang, LI Hong-kun, HAN Qing-kai
(School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Aiming at the problems of feature extraction of weak fault impact signal under strong noise background, the monostable stochastic resonance system and metrics were researched. Meanwhile, the fault diagnosis strategy of low-speed slewing bearing was analyzed. An adaptive detection method of impact signal based on monostable stochastic resonance was proposed. The correlation of the parameters of the system was considered, the gray wolf optimization algorithm(GWO) was selected to optimize multiple parameters to achieve synchronization process. The weighted negative entropy index was constituted as the fitness function of GWO. The state monitoring and fault analysis between the simulated impact signal and the low-speed slewing bearing signal were completed. The results indicate that it can easily and effectively use the noise energy to enhance the weak signal with fast convergence rate and ideal parameter optimization effect under strong noise background. This method can highlights the characteristics of the simulated impact signal and accurately diagnose the failure mode of the low-speed slewing bearing, which has a good engineering application prospects in engineering practice.

Key words: monostable stochastic resonance; impact signal; adaptive; weighted negentropy index; grey wolf optimizer(GWO)

0 引言

在机械工程领域,振动信号检测难以避免强背

景噪声的干扰,强噪声工况下的微弱信号检测一直是研究热点。早期故障特征微弱,实现早期强背景噪声环境中微弱信号特征提取具有一定的挑战性。

收稿日期:2019-03-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51375067);江苏省特种设备安全监督检验研究院科技项目(KJ(Y)2015013)

作者简介:王洪涛(1992-),男,山东聊城人,硕士研究生,主要从事设备状态检测与故障诊断方面的研究。E-mail: 972816245@qq.com

通信联系人:王奉涛,男,副教授,硕士生导师。E-mail: wangft@dlut.edu.cn

随着新信号处理技术在机械设备故障诊断中的应用,传统的基于快速傅里叶变换的机械设备信号处理技术有了新的突破,例如基于小波变换、经验模式分解、主分量分解等的降噪方法。但这些信号处理的本质更多都是从消除噪声的角度出发,虽然在一定程度上降低了背景噪声的干扰,但如方法处理不当,极有可能在降噪的过程中削弱故障信号的特性,无法准确诊断出故障来源^[1]。

1981年,意大利 BENZI R 等^[2]在研究地球古气象冰川问题时提出了共振,用来解释古气象学中冰川期与暖气候期周期性交替出现的现象。近年来,经典随机共振系统已广泛应用于工程信号处理领域,该系统利用噪声的能量来强化被淹没在动力系统的微弱特征信号,而不是降低噪声的干扰,实现了故障信号检测。经典随机共振系统必须满足绝热近似理论,只适用于小参数信号(幅值、频率、噪声强度远小于1),这极大限制了工程实际中的应用。STOCK N G 等人^[3]提出了超阈值随机共振,让随机共振的应用范围由小参数信号扩展到大参数信号;LENG Y G 等人^[4]提出了自适应变步长随机共振,实现了大参数条件下的随机共振,并成功应用于滚动轴承的故障诊断中,有效地提取了强背景噪声的微弱特征信号;张晓飞^[5]采用参数归一化处理,并结合有色噪声随机共振和平行随机共振序列,成功检测出了轴承内圈和外圈故障。然而已有的随机共振方法都是人为调节系统参数,或者只对单一参数进行自适应优化,忽略了各个参数之间的联系,未能实现随机共振系统的最佳输出。在冲击信号特征未知的情况下,选用信噪比指标作为优化参数的适应度函数是不可取的。

针对冲击信号,本文将运用自适应单稳态随机共振方法,选用单稳态随机共振模型,以避免经典双稳态随机共振系统势阱间粒子的阱间跃迁运动,影响冲击信号检测的效果;然后结合负熵与互相关系数,提出加权负熵指标,以该指标为优化方法的适应度函数对单稳态系统参数进行优化,以实现冲击信号的自适应检测方法;最后用所构造的方法分析仿真冲击信号,并应用于大型低速回转支承轴承故障的检测。

1 单稳态随机共振理论

随机共振是指在一定的非线性条件下,利用工程

背景噪声的强度增强微弱周期信号,实现输出信噪比的增强,使弱周期信号与噪声能够达到协同作用。随机共振主要包括3个基本要素:输入信号、噪声和非线性系统。

多数的研究中,通常采用随机共振模型的双稳随机共振检测调制后的正余弦信号,而对于周期性冲击信号的检测,双稳态随机共振运用效果不理想,布朗粒子在噪声的驱动下容易从一个势阱跳到另一个势阱中,影响冲击性信号的故障特征分析。由于只有1个势阱,单稳态随机共振系统冲击信号很容易借助噪声的能量,来增强其特征信息,较适用于周期性冲击信号的故障检测。

设 $x(t)$ 为系统输出信号,单稳随机共振模型可以用 Langevin 方程表达^[6],即:

$$\dot{x}(t) = -V'(x) + F(t) + \xi(t) \quad (1)$$

式中: $F(t)$ —周期性冲击信号; $\xi(t)$ —均值为0,噪声强度为 D 的高斯白噪声; $V(x)$ —单稳态随机共振系统四阶非对称势函数。

$V(x)$ 可表示为:

$$V(x) = -ax + \frac{b}{4}x^4 \quad (2)$$

式中: a, b —大于零的非线性系统结构参数。

其中, a 影响系统稳定点的位置,即系统稳定点在 x 轴的右侧。噪声满足如下条件:

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

在探索随机共振工程中,方程(1)得到了深入研究^[7-9]。该方程本质上描述了单位质点同时受到驱动信号和噪声信号的协同作用,在单稳势阱中做过阻尼运动。势函数在 $x_m = \sqrt[3]{a/b}$ 处有一个稳定点,没有任何势垒。因此,从物理意义上可以理解布朗粒子在单稳势阱中做过阻尼运动。

2 自适应单稳态随机共振

随机共振只适应于小参数信号(幅值远小于1、频率远小于1 Hz),而工程实践中处理信号的频率往往大于1 Hz。为解决微弱高频周期信号的检测问题,文献[10]在随机共振小参数系统中,提出用于检测高频周期信号的二次采样方法;文献[11]在双稳系统中,利用参数归一化处理,通过选用不同的系统参数,完成了任何频率周期信号的检测,并通过仿真与试验证实了该方法的有效性。随机共振系统参数 a 和 b 的值对非线性系统性能的好坏起着重要的作用,而

已有自适应随机共振系统的参数优化一般以单参数进行优化,其他参数固定不变,虽对输出系统起到一定的优化能力,但忽略了参数之间的相互关系,可以看作局部优化。

本文让单稳态系统参数 a 、 b 及二次采样频率 f_{sr} 同步进行优化,促使系统优化结果达到最优。自适应随机共振算法主要包括两个方面:(1) 优化算法适应度函数的选择;(2) 参数搜索算法的选取。

2.1 加权负熵指标构造

互相关系数用于反映变量之间相关关系密切程度的统计指标,即其值越大,表征两信号的相似程度越接近。数值的大小是按积差方法计算的,设 $f(t) = F(t) + \zeta(t)$ 为系统的输入信号, $x(t)$ 仍为系统的输出信号,则系统输入、输出信号的互相关系数表达式可以定义为:

$$C = \frac{\sum_{i=0}^N (f(t_i) - \bar{f})(x(t_i) - \bar{x})}{\left(\sum_{i=0}^N (f(t_i) - \bar{f})^2 \sum_{i=0}^N (x(t_i) - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (4)$$

特殊情况下,当 $C = 1$ 时,即两信号完全相关,由于互相关系数的绝对值小于等于 1,其具有系数功能潜质。在低信噪比的信号中,利用互相关系数作为适应度函数,由于冲击信号完全淹没在强背景噪声中,冲击信号的检测受到了极大限制。负熵对信号中的冲击成分十分敏感,包括平方包络(square envelope, SE) 的负熵和平方包络谱(square envelope spectrum, SES) 的负熵^[12]。SES 负熵能够用来反映信号中的循环瞬态冲击性。如果信号中循环出现重复的瞬态冲击,SES 负熵就会急剧增加,其表达式为:

$$NE_{ses} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{E_x^2(t_i)}{E_x^2} \ln \frac{E_x^2(t_i)}{E_x^2} \quad (5)$$

式中: E_x — x 的平方包络谱; E_x^2 — E_x^2 的算术平均值。

峭度值同样适应于冲击信号的检测,在只有较少冲击的情况下,使用峭度指标表征冲击信号特征,检测结果才会理想;当冲击个数增多时,峭度值反而会下降,可能会出现漏峰现象。谭继勇等人^[13] 提出了加权峭度指标,采用双稳态随机共振模型,实现了稀疏冲击信号的自适应检测,但未实现对多冲击信号的自适应检测。

多冲击信号的检测与加权负熵指标,表达式为:

$$K_w = \text{sgn}(C) \cdot NE_{ses} \cdot |C|^r \quad (6)$$

式中: $\text{sgn}(\ast)$ — C 的符号函数; r — C 的权重系数,其值

可取 $[0, 1]$ 之间的正实数。

2.2 灰狼优化算法

Mirjalili S 等^[14-15] 模拟了狼群捕食行为及其猎物分配方式,提出了一种群体类优化方法,包含有游走、召唤、围攻 3 种智能行为,以及“胜者为王”的头狼更新原则。为了用数学模型描述灰狼等级制度,考虑自顶部向下的前 3 个最优等级狼群(α, β, δ),每匹狼所在位置表征某一个确定的待优化问题的可能解。首先,初始化 α, β, δ 这 3 匹狼的位置,以围攻猎物的方式,根据人工狼感知猎物气味浓度(适应度函数)的大小,不断更新自己的位置,在 3 参数取值范围内搜索,经过若干次迭代过程找出最优解;每次迭代中,人工狼根据自己所在位置感知猎物气味浓度和游走位置(更新位置) 猎物气味浓度作比较,确定最佳位置,最后更新当前所在位置,直至达到设定的最大迭代次数为止。

GWO 算法通常采用数学描述为: m —狼群个数; x_i —狼群 i 所在位置, $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_j)$ ($i = 1, 2, \dots, m, j$ —系统待优化参数的个数); $X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ — α, β, δ 人工狼所在位置。

根据灰狼游走、召唤、围攻行为更新人工狼位置,其数学模型可表示为:

$$D_p = |C \times X_p - X(T)| \quad (7)$$

其中, $p = \alpha, \beta, \delta$ 。

$$X_{p'} = X_p - A \times D_p \quad (8)$$

其中, $p' = \alpha', \beta', \delta'$ 。

$$X(T+1) = \frac{X_{\alpha'} + X_{\beta'} + X_{\delta'}}{3} \quad (9)$$

式中: T —当前迭代次数; A, C —系数向量; X_p —人工狼 p 的猎物位置向量; $X_{p'}$ —人工狼 p 的更新位置向量。

矢量 A 和 C 的计算公式可表示为:

$$A = 2w \times r_1 - w \quad (10)$$

$$C = 2r_2 \quad (11)$$

式中: w —从 2 到 0 的线性衰减向量; r_1, r_2 —从 0 到 1 的随机数向量。

2.3 灰狼优化算法的加权负熵自适应单稳态随机共振

笔者选取单稳态随机共振系统优化参数 a, b, f_{sr} , 适应度函数为加权负熵指标 K_w , 自适应系统优化算法流程图如图 1 所示。

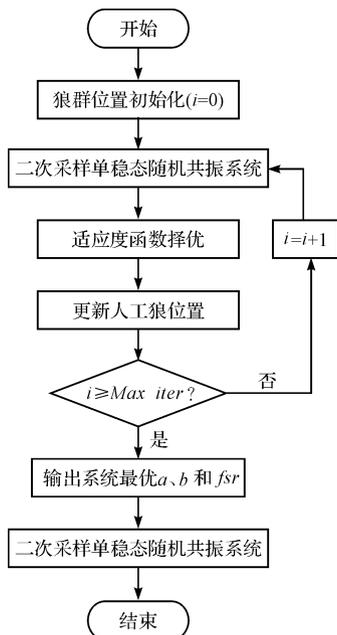


图 1 自适应系统优化算法流程图

算法的具体步骤为:

(1) 狼群位置初始化。设置优化参数 a 、 b 、 f_{sr} 的搜索范围、狼群的个数 $SearchAgents$ 及迭代的最大次数 Max_iter , 随机初始化一组狼群的位置, 狼群的个数越多, 优化参数搜索的范围就会越广, 可以实现全局最优的目的;

(2) 二次采样随机共振。随机共振由于在非线性的条件下, 各种效应受到绝热近似和线性响应理论的影响, 仅适用于小参数信号的特征提取, 本文研究的周期性冲击信号属于大参数信号范畴, 二次采样随机共振将大频率的周期信号移入噪声能量集中的低频区域, 进而慢变为低频信号, 最后将二次采样频率还原为实际的采样频率;

(3) 适应度函数择优。首先按照式(8)计算出每次迭代中狼群位置, 然后计算出各匹狼所在位置的适应度函数值, 本文选取目标函数——加权负熵指标作为周期性冲击信号检测效果的衡量指标和灰狼优化算法的适应度函数, 择优选取适应度函数对应的前 3 匹人工狼 α 、 β 、 δ 的位置, 进而确定参数 a 、 b 、 f_{sr} 的 3 个最优解, 按照式(9)求取本次迭代的最佳参数;

(4) 更新人工狼位置。将步骤(3)求出的人工狼 α 、 β 、 δ 的位置, 按照式(8~10)更新人工狼的位置, 并判断是否已达到最大迭代次数, 如否, 迭代次数 + 1, 进入步骤(2); 如是, 则进入步骤(5);

(5) 输出最优参数 a 、 b 、 f_{sr} , 并将参数输入到二次采样随机共振中, 得出最优输出信号。

3 仿真数据分析

单边衰减冲击信号可用数学模型表示为:

$$f(t) = A_0 e^{-\xi \omega_n t} \sin \omega_n \sqrt{1 - \xi^2} t \quad (12)$$

式中: A_0 —位移常量; ω_n —轴承的固有频率; ξ —阻尼系数。

周期性冲击信号的故障频率 $f = 0.5$ Hz, 即冲击时间间隔 $\Delta t = (1/f)$ s; 位移常量 $A = 0.5$; 固有频率 $\omega_n = 2 \cdot \pi \cdot 50$ rad/s; 阻尼系数 $\xi = 0.05$, $r = 0.8$ 。设信号采样频率 $f_s = 512$ Hz, 信号数据长度为 8 256 个点。

向原始周期性冲击信号添加标准差为 0.2 的高斯白噪声后, 信号时域波形如图 2 所示。

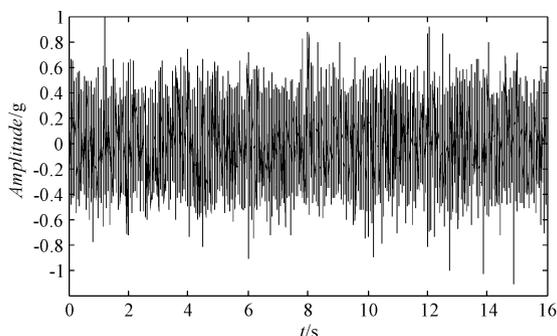
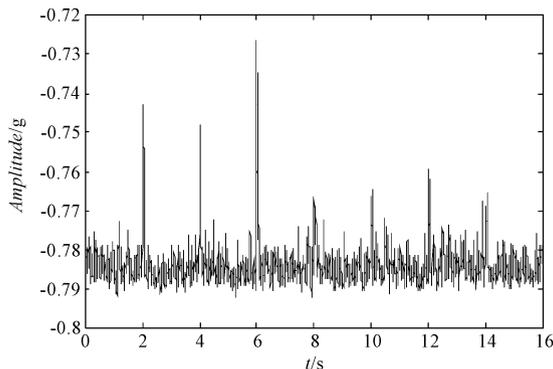


图 2 信号时域波形

采用本文提出的自适应单稳态随机共振检测方法, 设定优化参数 a 、 b 、 f_{sr} 的取值范围分别为 $[0.1, 10]$ 、 $[0.1, 20]$ 、 $[1, 12]$, 狼群的个数 $SearchAgents = 100$, 迭代的最大次数 $Max_iter = 50$ 。经优化过程后得到最优系统参数 $a = 6.127$, $b = 12.35$, $f_{sr} = 8.646$;

将最优参数代入系统, 得出的信号分析结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出: 冲击信号已明晰地显现出来, 冲击间隔约为 2 s, 噪声能量减少; 从图 3(b) 中找出特征频率 $f = 0.5$ Hz, 系统输出信号分析结果表明信号能量已向低频范围转移^[16], 原先高频的噪声信号能量得到抑制, 证明本文所提方法可以有效地检测出信号中的冲击成分。



(a) 输出信号时域波形

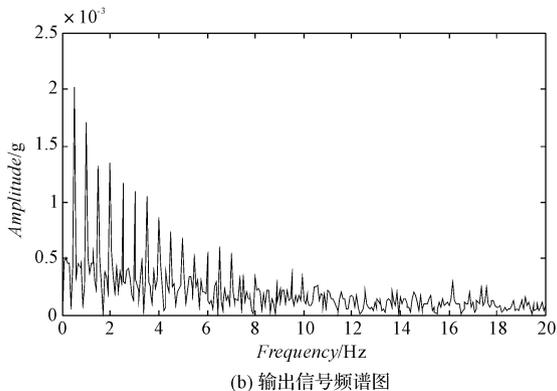


图3 信号分析结果

4 实验验证

本研究用实验数据进一步验证所提方法在低速重载回转支承故障中的正确性。该实验数据采用某港口吊装设备回转支承振动数据,该回转支承名称为3排圆柱滚子组合转盘轴承,其尺寸参数如表1所示。

表1 轴承尺寸参数

参数名称	外径 /mm	内径 /mm	高度 /mm	节圆 /mm	轴向游隙 /mm	径向游隙 /mm
数值/mm	3 116	2 579	231	2 800	0.19	0.32

为验证加权负熵指标的有效性,本文还与李继猛等人^[17]提出的加权峭度指标作比较,优化参数的范围、狼群个数及迭代的最大次数都相同。

采集信号的传感器为加速度传感器,布置于轴承底座上,采样频率为512 Hz,机构回转速度约1.5 r/min,根据轴承尺寸参数计算得到轴承故障特征频率如表2所示。

表2 轴承故障特征频率

滚珠特征频率/Hz	外圈特征频率/Hz	内圈故障频率/Hz
0.648 1	2.295 8	1.971 5

由于低速重载回转支承旋转的低速性,本研究选取的采集振动数据时长为80 s。其采集信号时域波形如图4所示。

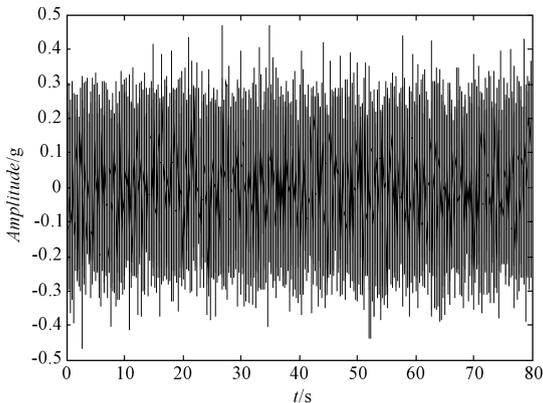


图4 采集信号时域波形

图4中:噪声干扰成分较大,无法分辨回转支承故障特性信息。对该时域波形数据笔者采用本文提出的算法进行分析,首先确定优化参数 a 、 b 、 fsr 的取值范围分别为 $[0.01, 5]$ 、 $[0.01, 10]$ 、 $[1, 12]$ 。由于为完成回转支承旋转圈数达到将近两圈,采集的数据也相应地增加,笔者尽可能减少每次迭代中狼群的个数,以减少计算量。此次狼群的个数 $SearchAgents = 50$,迭代的最大次数 $Max_iter = 60$, $r = 0.8$ 。以加权负熵指标为优化方法的适应度函数时,得到最优系统参数 $a = 0.343$ 、 $b = 0.647$ 、 $fsr = 1.087$ 。

自适应随机共振处理结果如图5所示。

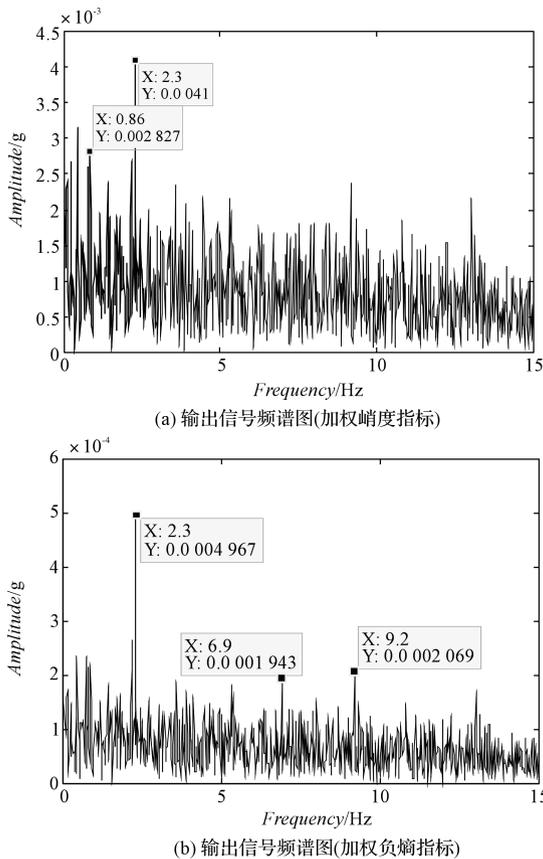


图5 自适应随机共振处理结果

图5中,虽然外圈故障频率开始已经显现出来,但较低频谱中谱线杂乱,仍不能找到故障根源;同时,输出信号的频域特征已相当明显,低频区域内可以找到2.3 Hz处有一个明显的峰值及相应的谐波,基频与轴承外圈特征频率相符。

5 结束语

针对周期性冲击信号的检测问题,选用峭度指标表征周期性冲击信号的特征,结果并不理想;冲击信号的个数较多时,信号的峭度值反而会降低,可能出现误

诊现象;负熵指标可以反映循环瞬态冲击特性,是一个很好的检验指标;互相关系数表示两变量关系程度的统计变量,只能保证输入输出波形的宏观相似性,对信号细节特征不是很敏感。

本文结合负熵指标和互相关系数指标各自的优势,构造了加权负熵指标,很好地表征了周期性冲击信号的特征信息;将该指标作为自适应随机共振系统优化的适应度函数,成功检测出了强背景噪声下的微弱周期性冲击信号。

同时,本文选用多参数的同步优化,考虑了参数之间的联系,避免了单参数优化的局限性;利用灰狼优化算法良好收敛性,寻找出了多参数的最优组合,并与二次采样随机共振技术相结合,将该方法应用于仿真信号和工程实际信号的故障检测中。结果表明:该方法可有效检测出大参数条件下微弱特征信号。

参考文献 (References):

- [1] 王秀芳,朱道鸿,葛延良. 基于 VMD-EV 的天然气管道小泄漏信号去噪研究[J]. 压力容器,2019,36(3):39-73.
- [2] BENZI R, PARISI G, SUTERA A, et al. Stochastic resonance in climatic change[J]. *Tellus*, 1982, 34(1):10-16.
- [3] STOCKS N G. Suprathreshold stochastic resonance: an exact result for uniformly distributed signal and noise [J]. *Physics Letters A*, 2001, 279(5-6):308-312.
- [4] LENG Y G, LENG Y S, WANG T Y, et al. Numerical analysis and engineering application of large parameter stochastic resonance [J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2006, 292(3):788-801.
- [5] ZHANG X F, NIAOQING H U, LEI H U, et al. Multi-scale bistable stochastic resonance array: a novel weak signal detection method and application in machine fault diagnosis[J]. *Science China Technological Sciences*, 2013, 56(9):2115-2123.
- [6] GUO F. Stochastic resonance in a bias monostable system with frequency mixing force and multiplicative and additive

noise[J]. *Physica A*, 2009, 388(12):2315-2320.

- [7] EVSTIGNEEV M, REIMANN P, PANKOV V, et al. Stochastic resonance in monostable overdamped systems [J]. *Europhysics Letters (EPL)*, 2004, 65(1):7-12.
- [8] FA K S. Langevin equation with time dependent linear force and periodic load force: stochastic resonance [J]. *European Journal of Physics*, 2017, 38(6):065104.
- [9] AGUDOV N V, KRICHIGIN A V. Stochastic resonance in an overdamped monostable system [J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2010, 81(1):051123.
- [10] 冷永刚,王太勇. 二次采样用于随机共振从强噪声中提取弱信号的数值研究 [J]. 物理学报,2003,52(10):2432-2437.
- [11] CUI Y, ZHAO J, GUO T, et al. Bearing fault diagnosis based on scale-transformation stochastic resonance [J]. *Journal of Beijing Information Science & Technology University*, 2015, 6(1):36.
- [12] GLEISER M, SOWINSKI D. Information-entropic signature of the critical point [J]. *Physics Letters B*, 2015 (747):125-128.
- [13] 谭继勇,陈雪峰,何正嘉. 冲击信号的随机共振自适应检测方法 [J]. 机械工程学报,2010,46(23):61-67.
- [14] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3):46-61.
- [15] CHAO L, LIANG G, LI X, et al. A hybrid multi-objective grey wolf optimizer for dynamic scheduling in a real-world welding industry [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2017(57):61-79.
- [16] 刘桓秀,陆佳平. 基于 ANSYS 的弹性约束包装件的随机振动特性分析 [J]. 包装与食品机械,2019(1):63-68.
- [17] 李继猛,陈雪峰,何正嘉. 采用粒子群算法的冲击信号自适应单稳态随机共振检测方法 [J]. 机械工程学报,2011,47(21):58-63.

[编辑:方越婷]

本文引用格式:

王洪涛,王奉涛,薛宇航,等. 基于单稳态随机共振的冲击信号自适应检测方法研究[J]. 机电工程,2019,36(9):913-918.

WANG Hong-tao, WANG Feng-tao, XUE Yu-hang, et al. Adaptive detection method of impact signal based on monostable stochastic resonance [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2019, 36(9):913-918.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>