文章编号: 1001-3806(2016)02-0213-06

# 随机共振瓦斯微弱信号检测方法研究

## 付 华<sup>1</sup>,代 巍<sup>2,3</sup>

(1. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 葫芦岛 125105; 2. 辽宁工程技术大学 安全科学与工程学院, 阜新 123000; 3. 辽宁工程技术大学 研究生院, 阜新 123000)

摘要:为了解决检测煤矿复杂环境中的瓦斯信号时易受周围噪声干扰以至微弱信号被掩埋或产生异常数据的问题,提出一种基于随机共振的微弱瓦斯信号检测方法。采用欠采样原理对大频率信号尺度变换及粒子群算法优化系统 结构参量,对大参量微弱信号在随机共振系统中的共振效果进行了理论分析和研究。结果表明,该方法可以以较低的采 样频率,自适应地达到较好的共振效果;可有效地滤除噪声并增强系统辨识微弱信号的灵敏度以及信号检测的动态范 围。该研究为瓦斯突出信息的早期辨识提供了一定的理论依据。

关键词:测量与计量;瓦斯信号;随机共振;粒子群算法;大参量 中图分类号:TN247 文献标志码:A doi:10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2016.02.013

## Study on stochastic resonance gas weak signal detection

# FU Hua<sup>1</sup>, DAI Wei<sup>2,3</sup>

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. College of Safety Science and Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 3. Graduate School, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China;

**Abstract**: In order to detect the gas signals in complex environments of coal mine and solve the problem of the buried weal signal and the abnormal data because of surrounding noise interference on gas signal, a detection method for weak gas signal was introduced based on stochastic resonance. Sub-sampling method was used to transform large frequency signal scale and particle swarm optimization algorithm was used to optimize structural parameters. The resonance effect of large-parameter weak signal in a stochastic resonance system was analyzed. The results show that optimum matching between the nonlinear system, the input signal and the noise could be achieved adaptively with lower sampling frequency. The large-parameter multi-frequency weak signal can be distinguished from strong background noise effectively, and the detection sensitivity and dynamic range are enhanced. The research provides theory basic for early identification of gas outburst information.

Key words: measurement and metrology; gas signal; stochastic resonance; particle swarm optimization; large parameter

## 引 言

煤与瓦斯突出是一种十分复杂的动力灾害,严重 威胁着我国煤矿的安全生产<sup>[1-2]</sup>。煤与瓦斯突出前夕 有不同征兆产生,瓦斯监测信息亦会出现异常,在大量 的瓦斯监测信息中准确地提取出瓦斯突出灾害特征, 是有效预测瓦斯突出灾害的重要前提。在煤矿生产环 境中,瓦斯突出信息的测量监测及传输易受煤矿井下 特殊、复杂的生产环境与监测系统本身局限性的影响, 煤与瓦斯突出信息中的微弱信号容易受到污染,被噪

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51274118)

作者简介:付 华(1962-),女,教授,现主要从事计算机 测控技术及应用、煤矿瓦斯智能监测、现代传感技术及系统的 研究。

E-mail:fuhua\_hld@126.com 收稿日期:2014-12-14;收到修改稿日期:2015-01-12 声掩埋,常常会有异常数据发生,影响测量、监测信息 的准确性和完整性<sup>[34]</sup>。因此,微弱瓦斯信号的有效提 取对实现准确、可靠瓦斯突出预测具有十分重要的意 义。

在瓦斯检测信号的调理过程中,对于生产环境背 景噪声的抑制问题,通常利用信号与噪声在时域或频 域上的差异采取不同的滤波方法,达到滤除噪声或者 抑制噪声的目的。然而,在对信号消除噪声的过程中, 有用信号的微弱性会导致在滤除噪声的同时也将有用 信号抑制或者滤除,这不仅使信息的完整性在某种程 度上受到破坏,而且会使微弱信号的检测性能受到一 定程度的影响。用一般的线性系统对信号进行除噪 时,需要在大量数据样本下,才能有效地将掩埋在强背 景噪声下的有用信号提取出来。而随机共振方法却可 以在一定的环境下,利用其非线性系统的某些特殊性 质,使信号可以从噪声中获取一部分能量改善其特性, 从而使系统的输出信噪比得到提高,并且增强了信号 的传输性能,避免了在原信号检测机制中,因消噪而导 致有用信息同样被消去的问题。

因此,针对瓦斯突出监测信息中微弱信号难以辨 识提取这一问题,提出基于随机共振的瓦斯监测信息 多频微弱信号的辨识检测方法,对瓦斯突出监测信息 进行数据调理,提取出微弱信号,完善数据的整体性, 以提高瓦斯突出预测的有效性和准确性。

## 1 大频率微弱信号辨识模型

## 1.1 随机共振原理

在随机共振(stochastic resonance, SR)的研究中, 非线性双稳系统的动力学方程一般可用 Langevin 微分 方程表示为:

$$\frac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}x} = -\frac{\mathrm{d}U(x)}{\mathrm{d}x} + s(t) + n(t) \tag{1}$$

式中,x(t)是随机共振系统输出信号;s(t)是系统输入 信号,并且 $s(t) = Asin(2\pi ft)$ ,A表示信号的幅值,f表 示信号频率,t表示时间;n(t)是均值为0、均方根值为  $\sigma$ 的白噪声;非线性双稳系统的势函数U(x)的表达式 是:

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

式中,*a*和*b*是非线性双稳系统的结构参量,均为大于0的实数。

则典型的 Langevin 方程可由下式表示为:

$$\frac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t} = ax(t) - bx^{3}(t) + A\sin(2\pi f t) + n(t)$$
(3)

双稳势函数在  $x = \pm \sqrt{a/b}$ 处有两个稳态以及在 x = 0 处有一个非稳态;势垒高度  $\Delta U = a^2/(4b)$ ,如图 1 所示<sup>[5]</sup>。





当输入信号为0时,势能最小,系统最稳定;当仅 有一个微弱周期信号输入系统时,双稳态势阱在弱信 号能量的驱动下,无法克服势垒的阻挡,系统只能随着 弱信号的频率发生周期倾斜,在一个势阱内运动;当微 弱信号和噪声同时输入时,系统受到弱信号和噪声的 共同激励,势阱随着周期信号的周期性变化,逐渐地与 噪声达成同步。当信号、噪声及系统的非线性三者达 到匹配时,系统可以克服势垒的阻挡并以信号频率在 两个势阱间发生跃迁。此时,信号已经从噪声中获取 部分能量,该能量会使之产生交互作用克服系统势垒, 在势阱间做周期运动,同时系统也能有效地抑制输出 信号中的噪声,从而提高输出信噪比<sup>[6]</sup>。

#### 1.2 输出信噪比指标

随机共振的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR) *R*<sub>SNR</sub>为:

$$R_{\rm SNR} = 10 \lg \frac{P_{\rm s}(\omega_0)}{P_{\rm n}(\omega_0)}$$
(4)

式中,*P*。是信号功率;*P*。是噪声功率;*R*<sub>SNR</sub>为衡量系统 输出中所包含的输入信号频率的能量<sup>[7]</sup>。因此,信噪 比成为经典随机共振理论最常用的度量方法。绝热近 似条件下,双稳输出信噪比的近似表达式为<sup>[8]</sup>:

$$R_{\rm SNR} = \sqrt{2}\Delta U \left(\frac{A}{D}\right)^2 \exp\left(-\frac{\Delta U}{D}\right) \tag{5}$$

式中,D表示噪声信号强度。

#### 1.3 随机共振大参量微弱信号辨识

实际监测中的信号一般不满足随机共振绝热近似 条件,其应用受到很大限制,对于大频率微弱信号,通 常采用调制、二次采样、外差式等方法,对一个或者多 个大频率信号的频率进行压缩、分频、作差等一系列处 理,使其最终满足随机共振的条件<sup>[9-11]</sup>。但是,这些方 法对信号采样频率的要求较高,通常采样频率是信号 频率的 50 倍以上时,系统可以收敛。因此,本文中通 过欠采样对大频率信号进行尺度变换,不仅降低了采 样频率,方便硬件的实现,也可以从小样本数据中,将 大频率信号从强背景噪声中提取来,使随机共振的实 用性得到提高。

含有噪声的大频率微弱信号 s(t) 先通过欠采样 尺度变换模块,用合适的采样频率对大频率信号进行 欠采样,则欠采样后的信号可以构成一个大的周期慢 变信号,再对大频率信号进行尺度变换,通过对原信号 的变换,使其满足随机共振的绝热近似条件。假设输 入的单频大频率周期信号为  $s(t) = A \sin(2\pi ft + \varphi_0)$ , 其中, $\varphi_0$  是其初始相位。选择合适的欠采样尺度变换 系数 N,按照一定的时间间隔  $T_s$  对信号进行欠采样, 实现信号频率的尺度变换。因此得到欠采样序列为:

 $s(n) = Asin(2\pi fnT_s + \varphi_0), (n = 0, 1, 2...)$ (6) 式中, $T_s = 1/(Nf) + 1/f$ ,对应的信号采样频率为 $f_s = 1/T_s$ 。可以看出,欠采样之后的信号仍然是周期信号, 信号的周期为T = (N+1)/f,所以得到欠采样信号频 率 $f_q = f/(N+1),$ 欠采样之后的信号描述为:  $s_{a}(t) = A\sin(2\pi f_{a}t + \varphi_{0}) \tag{7}$ 

将欠采样后的信号作为非线性双稳系统的输入信号,对其进行非线性处理,采用经典的4阶Runge-Kutta 算法求解 Langevin 微分方程:

$$\begin{cases} x(i+1) = x(i) + \frac{1}{6}h(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \\ k_1 = ax(i) - bx^3(i) + s_q(i) \\ k_2 = a\left[x(i) + \frac{hk_1}{2}\right] - b\left[x(i) + hk_1\right]^3 + s_q(i) \\ k_3 = a\left[x(i) + \frac{hk_2}{2}\right] - b\left[x(i) + hk_2\right]^3 + s_q(i+1) \\ k_4 = a\left[x(i) + \frac{hk_3}{2}\right] - b\left[x(i) + hk_3\right]^3 + s_q(i+1) \end{cases}$$
(8)

式中, $s_q(i)$ 为欠采样序列和噪声序列之和, $s_q(i) = s(i) + n(i)$ ,h为计算步长。通过4阶 Runge-Kutta 算法求解 Langevin 方程得到非线性系统输出序列x(i)。

欠采样信号经过非线性双稳系统的随机共振处理 后,输出信号信噪比将得到有效的提升,输出信号的频 率特性与输入非线性系统欠采样信号保持一致。当产 生随机共振现象时,非线性双稳系统的输出信号可以 近似为和输入的欠采样信号有着同样频率特性的单频 信号,即:

$$x(t) \approx A' \sin(2\pi f' t + \varphi) + n'(t)$$
(9)

式中,A'为输出信号的幅值,φ为由于非线性处理时延 而引入的相位差。所以在信号检测模块中,对随机共 振输出信号 x(t)做频谱分析,可以得到输入的欠采样 信号的频率f',实现对欠采样单频信号的恢复。在尺 度反变换模块中,根据之前欠采样变尺度模块的处理 系数,对信号检测模块恢复的信号进行尺度变换,从而 得到整个系统输入信号的恢复信号 s'(t)。

#### 1.4 仿真分析

设输入信号为 $s(t) = A\sin(2\pi ft) + n(t)$ ,其中A =0.5V,f = 170Hz,噪声强度(归一化的量值)D = 0.8, N = 450,非线性双稳系统参量 $a = 1, b = 1, h = T_s$ 。输 入含噪信号的时域图见图 2a,该信号在时域已完全被 噪声淹没,难以辨识;该信号经过欠采样尺度变换得到 的频谱图见图 2b;图 2c 是非线性双稳系统输出信号 在时域的波形图,由于非线性共振系统已经进入随机 共振状态,因此,可以较好的恢复原信号;图 2d 是系统 输出信号的频谱图,在频谱图中可以看到明显的谱峰, 并可以求得输入信号频率为f' = 0.3746Hz,那么经过 尺度反变换即可以求得输入信号的频率为 168.94Hz。



Fig. 2 SR detection result of SR large frequency signal a—input signal b—spectrum of sub-sampling signal c—SR output signal d—spectrum of SR output signal

## 2 基于粒子群的自适应随机共振参量调节

由随机共振理论可知,双稳势函数的势全高度  $\Delta U$ 由结构参量  $a \ \pi b$  共同决定,较大或者较小都会影 响到其共振状态。选择最优的结构参量是非线性系统 达到更佳共振状态的必要因素。因此,通过粒子群算 法(particle swarm optimization, PSO)来寻找最优参量 a和 b,进而改善非线性系统的特性。

#### 2.1 粒子群算法

粒子群算法是 KENNEDY 和 EBERHART 于 1995 年提出的一种智能优化算法<sup>[12]</sup>。该算法中,假设 *d* 维 搜索空间,种群数为 *m* 个粒子,用  $X = [X_1 \ X_2 \ \cdots X_m]$ 表示种群,其中第 *i* 个表示为一个 *d* 维的向量  $X_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{id}]^T$ ,代表第 *i* 个粒子在 *d* 维搜索 空间中的位置,第 *i* 个粒子的速度为  $v_i = [v_{i1} \ v_{i2} \ \cdots \ v_{id}]^T$ ,其个体最优解为  $P_i = [P_{i1} \ P_{i2} \ \cdots \ P_{id}]^T$ ,种 群的群最优解为  $P_g = [P_{g,1} \ P_{g,2} \ \cdots \ P_{g,d}]^T$ 。

在算法迭代时,粒子会根据个体极值、群体极值不 断地更新自身的速度和位置,即:

$$\mathbf{v}_{ij}^{k+1} = w\mathbf{v}_{ij}^{k} + c_{1}r_{1}(\mathbf{P}_{ij}^{k} - \mathbf{X}_{ij}^{k}) + c_{2}r_{2}(\mathbf{P}_{g,j}^{k} - \mathbf{X}_{ij}^{k})$$
(10)  
$$\mathbf{X}_{ii}^{k+1} = \mathbf{X}_{ii}^{K} + \mathbf{v}_{ii}^{k+1}$$
(11)

w 为惯性权重;v<sub>ij</sub>为粒子的速度;c<sub>1</sub>和 c<sub>2</sub> 是加速度因 子,均为非负常数;r<sub>1</sub>和 r<sub>2</sub> 是分布于[0,1]区间式的随 机数。同时,当粒子的位置或飞行速度超过设置的范 围则被限定为相应的最大位置 X<sub>max</sub>和最大飞行速度 v<sub>max</sub>。惯性权重采用如下式所示的线性递减权重:

$$w(k) = w_{\text{start}} - (w_{\text{start}} - w_{\text{end}}) \left(\frac{k}{T_{\text{max}}}\right)^2 \quad (12)$$

式中,w<sub>start</sub>是初始惯性权重;w<sub>end</sub>是结束时的惯性权重; T<sub>max</sub>是最大进化代数。w 动态变化,虽然在算法初期收 敛稍慢,但是在后期局部收缩能力强,利于算法跳出局 部最优而求得最优解,提高算法的求解精度。

## 2.2 结构参量优化

对非线性双稳系统的结构参量 *a*,*b* 进行同步优化的具体步骤如下所述<sup>[13-15]</sup>。

(1) 对种群进行初始化,设置种群数量 m,在含有 m 个粒子的种群  $X = [X_1 \ X_2 \ \cdots \ X_m] 中,将第 i 个$ 粒子的位置视为被优化的结构参量 <math>a 和 b;确定学习 因子  $c_1$  和  $c_2$ 、惯性权重  $w_{\text{start}}$  和  $w_{\text{end}}$ 、最大飞行速度  $v_{\text{max}}$ 、最大进化代数  $T_{\text{max}}$ 的值以及参量 a 和 b 的搜索范 围,初始化粒子位置和速度。

(2)根据适应度函数输出信噪比,计算粒子的适应 度值,并与当前该粒子的个体极值进行比较,更新该个 体粒子的速度和位置;计算粒子适应度,寻找初始极值。

(3)根据(10)式、(11)式计算个体粒子的飞行速 度和位置并且更新,粒子通过个体极值和群体极值更 新自身的速度和位置,计算对应的适应度函数值,完成 种群的进化更新。

(4)判断是否满足程序结束的条件,是否达到最大进化代数 T<sub>max</sub>,若满足条件则程序停止,获取最优的结构参量。

## 2.3 仿真分析

设多频输入信号为 $s(t) = A_1 \sin(2\pi f_1 t) + A_2 \sin(2\pi f_2 t) + A_3 \sin(2\pi f_3 t) + n(t)$ ,其中,幅值 $A_1 = A_2 = 0.5V$ ,频率 $f_1 = 0.15Hz$ , $f_2 = 0.22Hz$ , $f_3 = 0.34Hz$ ,噪声强度 D = 0.8。设种群数量M = 20,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ,惯性权重 $w_{\text{start}} = 0.4$ , $w_{\text{end}} = 0.9$ , $T_{\text{max}} = 600$ 。参量a和b的搜索范围分别为[0,10]和[0,20]。以上参量确定后,对参量a和b进行优化,其最优收敛曲线如图3所示,PSO 算法经过135次迭代后收敛,寻找到的最优参量分别为a = 1.8533,b = 8.1606。再用最优参量调节系统的非线性特性,使非线性系统达到共振,图4a、图4b、图4c分别是输入信号的时域图及频谱图。在频谱图4c中,根据谱峰的位置,可以清晰地辨识出频率分别为0.15Hz,0.22Hz,0.34Hz的多频微弱信号。



Fig. 4 Test result of multi-frequency weak signal resonance a-input signal b-SR output signal c-spectrum of SR output signal

## - PSO-SR 微弱信号辨识方法

3

将大频率信号尺度变换和 PSO 结构参量优化结合起来,共同调制系统的非线性,以达到随机共振状态,滤除噪声,辨识出微弱信号<sup>[15-19]</sup>。其步骤如下。

(1)将原始信号输入随机共振系统后,首先通过 尺度变换模块对信号欠采样,并进行尺度变换,使大参 量信号满足随机共振绝热近似理论。

(2)将上一步骤处理后的信号作为输入信号,输入自适应非线性双稳系统;利用粒子群优化算法,对系统的参量 *a* 和 *b* 进行自适应的选取,获得参量的最优值。

(3) 将参量 a 和 b 的最优值输入双稳态随机共振 方程,步长 h 为欠采样时间间隔 T<sub>s</sub>,得到经过随机共 振系统后加强的微弱信号。

(4) 对该信号进行尺度反变换, 检测并恢复原信 号。

假设原始信号  $s(t) = A_1 \sin(2\pi f_1 t) + A_2 \sin(2\pi f_2 t) + n(t)$ ,其中,信号幅值  $A_1 = A_2 = 0.5V$ ,频率  $f_1 = 60$ Hz,  $f_2 = 100$ Hz,噪声强度 D = 20。设尺度变换系数 N = 300,信号经过欠采样尺度变换模块预处理信号为 s'(t);实验中其它参量的设置与第 2.3 节中实验设置 相同,经过 PSO 优化后得到最优参量 a = 1.8307, b = 100 第40卷 第2期



Fig. 5 Test result of large parameter weak signal resonance a—input signal b—SR output signal c—spectrum of sub-sampling signal d—spectrum of SR output signal

图 5 中分别是输入信号时域图、欠采样信号频谱图、随机共振输出信号的时域图及其频谱图。从图 5 中可以看出,输入信号经过 SR 系统后,噪声已经被明显削弱,且 在图 5d 中可以清晰地分辨出大参量信号,其谱峰处对应 的信号频率分别为 *f*<sub>1</sub>'=0.196Hz 和 *f*<sub>2</sub>'=0.329Hz,即可恢 复出原信号的频率分别为 58.996Hz 和 99.029Hz。

## 4 PSO-SR 微弱瓦斯信号检测试验

## 4.1 红外光谱吸收式瓦斯传感器原理

基于红外光谱吸收原理测量瓦斯的传感器基本结构主要包括:光源、气室和光路,如图6所示。当某物质受到红外光束照射时,该物质的分子就要吸收一部分光能量并将其转换为分子的震动和转动能量,同一种物质对不同波长的红外辐射吸收程度不同,如果将不同波长的红外辐射按顺序通过某物质,逐一测量其吸收程度,并记录下来,就得到该物质的测定波长范围内的吸收光谱曲线。



Fig. 6 Structure of an infrared gas sensor

在非色散红外吸收法中,气体对红外辐射的吸收 遵循 Lambert-Beer 定律:

$$I = I_0 e^{-\alpha cL} \tag{13}$$

式中,*I*<sub>0</sub>为红外辐射的初始光强;*I*为红外辐射被气体 吸收后的光强;α为瓦斯气体对光的吸收系数;c为被 测瓦斯气体的体积分数;*L*为红外辐射光通过甲烷气 体层的长度。

由(13)式可知,通过检测红外辐射经气体吸收 后的辐射强度,可以计算出被测气体的体积分数。对 光强度的检测一般通过光探测器实现,若光探测器的 输出电流与照射到其上的光强成正比,则 *i* = *yI*<sub>0</sub>,其 中,*y* 为光电转换系数,*i* 为光电流,则被测瓦斯气体体 积百分比为:

$$c = \frac{1}{\alpha L} \ln \frac{i_0}{i} \tag{14}$$

式中,*i*<sub>0</sub> 为初始电流值; α 和 *L* 为已知。只要探测出光 通过瓦斯气体前后的光电流之比,即可求出瓦斯气体 的体积分数。

## 4.2 PSO-SR 微弱瓦斯信号检测试验

现以某矿业集团 3<sup>#</sup>井-350 工作面瓦斯监测系统 采集到的数据为例,对其进行信号辨识。图 7 是井下 红外瓦斯传感器对工作面瓦斯体积分数在 5h 内监测 到的数据,每 1min 采集一次,共采集 300 个采样点原 始数据。将系统采集到的信号在时域和频域范围内进 行分析,用非线性系统的随机共振方法,将有用信号从 噪声中分辨出来。从图 7 中可以看出,原始监测数据 中信号复杂、瓦斯体积分数信号掩埋在噪声中,而图 8 是经过 PSO-SR 瓦斯信号辨识模型处理后的瓦斯体积 百分比信号,由于干扰噪声已被滤除,瓦斯体积分数信





号具有较好的连续性,可以根据图中瓦斯信号的波动 情况、体积分数大小来实现瓦斯预测预警。

## 5 结 论

(1)为了使测量信号满足随机共振绝热近似条件,采用欠采样尺度变换法降低信号频率和采样率,用 PSO 算法优化非线性系统结构参量,并编写 MATLAB 程序,应用大频率信号和多频微弱信号验证两个程序 的正确性。

(2)将欠采样尺度变换法和 PSO 算法结合应用于 随机共振系统,调整系统的非线性特性,通过实验仿真 证明了 PSO-SR 多频微弱信号辨识方法的有效性。

(3)应用红外瓦斯传感器对瓦斯体积分数信号进 行测量与计量,同时应用 PSO-SR 多频微弱信号辨识 方法去分辨有效的瓦斯体积分数信号。实验结果表 明,基于随机共振的瓦斯突出多频微弱信号检测方法 可以在低采样频率下,提高输出信噪比,使随机共振效 果更佳明显;有效地分辨出强噪声背景中的瓦斯信号, 提高了瓦斯检测的灵敏度和动态范围,为煤矿瓦斯灾 害特征的早期辨识提供了一定的理论基础。

#### 参考文献

- FU H, XIE S, XU Y S. Study on MPSO-WLS-SVM-based mine gas emission prediction model [J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(5): 56-61(in Chinese).
- [2] FU H, JIANG W, SHAN X X. Study on coupling algorithm on coal mine gas emission forecast model[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(4): 654-658(in Chinese).
- [3] DENG M, ZHANG G Sh, CHEN Q H. Forecast of coal and gas outburst based on time series of gas concentration [J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(2): 260-263(in Chinese).
- [4] DONG D W, LIU J, WANG H G. An adaptive method for predicting coal mine gas concentration and its application pre-warning[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(5): 88-93(in Chinese).
- [5] LEI Y G, HAN D, LIN J, et al. New adaptive stochastic resonance method and its application to fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7): 62-67(in Chinese).
- [6] HAN D Y, DING X J, SHI P M. Multi-frequency weak signal detec-

tion based on EMD after de-noising by adaptive re-scaling frequencyshifted band-pass stochastic resonance [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(8): 10-18(in Chinese).

- [7] FAUVE S, HESLOT F. Stochastic resonance in a bistable system[J]. Physics Letters, 1983, A97(1): 5-7.
- [8] ZHU G Q, DING K, ZHANG Y, et al. Experimental research of weak signal detection based on the stochastic resonance of nonlinear system [J]. Acta Physica Sinica, 2010, 59(5):3001-3006(in Chinese).
- [9] LENG Y G, WANG T Y. Numerical research of twice sampling stochastic resonance for the detection of a weak signal submerged in a heavy noise [J]. Acta Physica Sinica, 2003, 52(10): 2432-2437 (in Chinese).
- [10] HU J X, ZENG J Ch. Selection on inertia weight of particle swarm optimization [J]. Computer Engineering, 2007, 33(11): 193-195 (in Chinese).
- [11] YANG D X, HU Zh, YANG Y M. The analysis of stochastic resonance of periodic signal with large parameters [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(8): 1-10(in Chinese).
- [12] LIANG Zh J, WANG K F, GU G Q, et al. Digital speckle image correlation method base of particle swarm optimization algorithm
   [J]. Laser Technology, 2014, 38(5): 603-607(in Chinese).
- [13] LI R Q, SHI Sh L, NIAN Q F, et al. Research on pattern recognition of gas explosion disaster risk in coal mines based on PSO-SVM
   [J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(5): 38-43 (in Chinese).
- [14] WAGDY M F, LUCAS M S P. A phase-measurement offset compensation technique suitable for automation [J]. IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement, 1987, 36(3): 721-724.
- [15] OSTRANDER L E, PALOSKI W H, BARIE P S, et al. A computer algorithm to calculate P50 from a single blood sample [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1983, 30(4): 250-254.
- [16] YANG Sh L, SU Y B, HE J T, et al. Study of measurement accuracy of position sensitive detectors [J]. Laser Technology, 2014, 38 (6): 830-834(in Chinese).
- [17] NICOLI J A G. Multi-periodical phase meter: US, 4157500 [P]. 1979-07-05.
- [18] FERNANDEZ-MARTINEZ J L, GARCIA-GONZALO E. Stochastic stability analysis of the linear continuous and discrete PSO models
   [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 15 (3): 405-423.
- [19] SHI Y, JU A S, LE Y F. Heterodyne interference signal processing method based on FPGA[J]. Laser Technology, 2012, 36(2): 221-224(in Chinese).