物理学报 Acta Phys. Sin. Vol. 63, No. 16 (2014) 160504

基于量子粒子群算法的自适应随机共振方法研究*

李一博[1)] 张博林[1)†] 刘自鑫[2)] 张震宇[3)]

1) (天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072)

2) (天津大学电子信息工程学院, 天津 300072)

3) (武汉大学国际软件学院, 武汉 430072)

(2014 年 3 月 20 日收到; 2014 年 4 月 28 日收到修改稿)

为提升随机共振理论在微弱信号检测领域中的实用性, 以随机共振系统参数为研究对象, 提出了基于量子粒子群算法的自适应随机共振方法. 首先将自适应随机共振问题转化为多参数并行寻优问题, 然后分别在Langevin系统和Duffing振子系统下进行仿真实验. 在Langevin系统中, 将量子粒子群算法和描点法进行了寻优结果对比; 在Duffing振子系统中, Duffing振子系统的寻优结果则直接与Langevin系统的寻优结果进行了对比. 实验结果表明: 在寻优结果和寻优效率上, 基于量子粒子群算法的自适应随机共振方法要明显高于描点法; 在相同条件下, Duffing振子系统的寻优结果要优于Langevin系统的寻优结果; 在两种系统下, 输入信号信噪比越低就越能体现出量子粒子群算法的优越性. 最后还对随机共振系统参数的寻优结果进行了规律性总结.

关键词: 自适应随机共振, 量子粒子群算法, 多参数寻优

PACS: 05.45.–a, 05.40.–a, 02.60.Cb **DOI:** 10.7498/aps.63.160504

1 引 言

随机共振概念最初是1981年由Benzi等[1]在研究古气象冰川问题时提出的. 它描述了当非线性系统与输入信号和噪声强度之间存在某种匹配关系时, 输出信号的信噪比不仅不会降低, 反而会大幅度增加的现象. 这种随机力和信号之间的协作效应类似于力学中常见的共振现象. 随机共振理论是微弱信号检测领域中的一个重点研究方向.

近年来, 在建立于过阻尼双稳Langevin方程基础上的随机共振机理方面已经取得了较为深入的研究成果[2−7]; 康艳梅等[8]指出了二维Duffing方程的随机共振输出特性并进行了理论推导和仿真, 此研究方向也引起了广泛的关注. 随机共振实际上就是实现信号、噪声和非线性系统之间的最优匹配关系, 然而在实际工程中信号和噪声往往是未知且无法调节的, 所以实现随机共振的有效方法是调节非线性系统的各项参数, 而如何实现系统参数的自适应调节是解决实际工程问题的关键. 已有的方法中大多需要人为主观选择参数, 或者固定部分参数再进行自适应优化[9,10], 这都忽略了系统中各参数间的交互作用, 实质上是一种局部寻优方法, 因此, 只能获得随机共振参数的相对最优值.

随机共振的自适应问题归根结底是一个全局寻优问题, 在众多方法中, 粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法与其他全局优化算法相比, 具有简单易行、易于理解的优点. 但在实际应用中PSO算法还存在诸如容易产生早熟收敛、全局寻优能力差、收敛速度慢等问题[11]. 2004 年, Sun等在标准PSO算法基础上, 从量子力学的角度出发提出了一种新的粒子进化模型, 这种模型以变量 δ 势阱为基础, 假设粒子具有量子的行为, 根据这种模型提出了量子粒子群优化(quantum particle swarm optimization, QPSO)算法, 它是基于量

* 天津市自然科学基金(批准号: 13JCYBJC18000)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: learn_zhang@163.com

© 2014 中国物理学会 Chinese Physical Society

子计算原理的概率优化算法[12]. 由于在量子空间中粒子满足集聚态的性质完全不同, 使得算法可以在整个可行区域内搜索, 因而它的全局搜索能力要远远优于标准粒子群算法. 近年来的研究成果表明[13−15], QPSO算法在全局寻优领域有着不俗的表现, 这为本文研究奠定了一定的理论基础.

在上述研究基础上, 本文首先将自适应随机共振问题转化为多参数全局寻优问题, 进而提出了基于QPSO 算法的随机共振系统多参数并行自适应寻优通用方法, 然后分别在Langevin系统和Duffing振子系统中进行了实验仿真. 为了证明本文所提方法的有效性, 还与描点法(point detection method, PDM)进行了对比, 扩展了随机共振理论在微弱信号检测领域中的应用范围.

2 基于QPSO算法的自适应随机共振方法

2.1 随机共振

考虑一个在势场中运动的单位布朗粒子, 其运动方程为

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

式中, k为阻尼比; $U(x)$为势函数,

$$U(x) = -\frac{1}{2}ax^2 + \frac{1}{4}bx^4,$$

其中a, b为系统参数, 易知$U(x)$有3个极值点, 两个极小值($x = \pm\sqrt{a/b}$处), 一个极大值($x = 0$处), 从而形成被中部势垒分隔开的两个势阱, 中间势垒高度$\Delta U = a^2/(4b)$; $s(t)$表示幅值为A, 频率为f_0, 初相位为0的周期驱动力, $s(t) = A\cos(2\pi f_0 t)$; $n(t)$表示强度为D的高斯白噪声, $n(t) = \sqrt{2D}\xi(t)$, 其中$\xi(t)$是均值为0, 方差为1的高斯白噪声. 此模型就是二维Duffing振子的随机共振模型, $k\dot{x}$为阻尼项, $\ddot{x}$为惯性项. 若系统为过阻尼系统, 则方程(1)左端起作用的主要是阻尼项, 惯性项可以忽略, 选择恰当的单位使$k = 1$, 则方程(1)变为

$$\dot{x} = -\frac{\mathrm{d}U(x)}{\mathrm{d}x} + s(t) + n(t), \tag{2}$$

方程(2)就是一维双稳Langevin方程随机共振系统模型.

为了利用随机共振系统对任意频率、任意幅值的信号进行检测, 文献[9]还对方程(1)进行了幅值变换和时间尺度变换, 则随机共振方程可变成如下更一般的形式:

$$\ddot{x} + k\dot{x} = \varepsilon\Big[ax - bx^3 + A\cos\Big(2\pi\frac{f_0}{R}t'\Big) + \sqrt{2D}\xi(t')\Big], \tag{3}$$

式中, ε是幅值变换系数, 用于实现待测信号的线性放大或缩小, 当D较大时, 则减小ε, 反之亦然, 但ε不能太小, 并且只适合微调; R是变尺度系数, 用于实现待测信号的时间尺度变换, 当f_0较大时, 则增大R, 使f_0/R保持在小参数范围内; t' 是变换后的时间尺度, $t' = Rt$. ε, R, t'均是为方便计算引入的尺度变换系数, 和非线性系统本身无关, 而阻尼比k和系统参数a, b 却在很大程度上决定了非线性系统特性及其随机共振性能. 本文提出的算法主要解决在不同的信号和噪声强度情况下阻尼比k和系统参数a, b的自适应选取, 使系统产生更佳的随机共振性能.

2.2 QPSO算法

在量子空间中, 粒子的速度和位置是不能同时确定的, 需要通过波函数$\psi(\boldsymbol{x}, t)$来描述粒子的状态. 波函数的平方是粒子在空间某一点出现的概率密度, 通过求解薛定谔方程, 可以得到粒子在空间某一点出现的概率密度函数, 然后通过蒙特卡罗随机模拟方式可得粒子的位置方程为

$$x(t) = P \pm \frac{L}{2}\ln(1/u), \tag{4}$$

式中, u为[0, 1]范围内变化的随机数; L为δ势阱的特征长度, 它随时间t的变化规律为

$$L(t+1) = 2\beta|m_{\text{best}} - x(t)|, \tag{5}$$

$$\begin{aligned} m_{\text{best}} &= \sum_{i=1}^{M} P_i/M \\ &= \Big(\sum_{i=1}^{M} P_{i1}/M, \sum_{i=1}^{M} P_{i2}/M, \cdots, \\ &\quad \sum_{i=1}^{M} P_{iD_{\text{dim}}}/M\Big), \end{aligned} \tag{6}$$

其中, β为收缩扩张系数, M为粒子种群数量, D_{dim}为粒子维数, P_i为第i个粒子的局部最优值p_{best}. 最后得到粒子的位置方程为

$$x(t+1) = P \pm \beta|m_{\text{best}} - x(t)|\ln(1/u), \tag{7}$$

β前的“±”号取“+”还是取“−”的概率各占50%. 传统QPSO算法中, β 一般按照下式进行变化:

$$\beta = 0.5 + \frac{(1-0.5)(T_{\max}-t)}{T_{\max}}, \tag{8}$$

式中, $T_{\max}$ 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数.

2.3 基于QPSO算法的自适应随机共振方法

自适应随机共振问题是一个多维的连续优化问题. 在相同输入信号作用下, 不同的系统参数会产生不同的随机共振效应, 体现在随机共振性能评价指标上就是会输出不同信噪比的输出信号, 因此, 本文选取系统的输出信噪比作为适应度函数, 具体公式如下:

$$\text{fitness}(x) = \text{SNR} = 10\lg\frac{S}{N}(\text{dB}), \tag{9}$$

式中, $S = 2|X[k_0]|^2$, $N = \sum_{k=0}^{L-1}|X[k]|^2 - S$, $X[k]$是采样序列的离散傅里叶变换,

$$X[k] = \sum_{t=0}^{L-1} x_t \exp\left(-\mathrm{j}\frac{2\pi}{L}kt\right) \quad (k = 0, 1, \cdots, L-1). \tag{10}$$

信噪比反映了系统对有用信号的筛选和提纯能力. 本文算法流程图如图1所示, 并给出主要步骤说明.

第一步 QPSO初始化. 设置QPSO最大迭代步数$T_{\max}$、种群数量M和维度D_{dim} 以及每个维度的寻优范围Scope. 在限定范围内随机初始化粒子的位置向量

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{iD_{\text{dim}}}) \quad (i = 1, 2, \cdots, M).$$

第二步 最优适应度值初始化. 根据(9)式计算各个粒子对应的适应度值fitness(x), 将第一代粒子自身的适应度值作为单个粒子局部最优适应度值, 记为$p_{\text{best}}(i)(i = 1, 2, \cdots, M)$, 将$p_{\text{best}}(i)$中的最大值作为全局最优适应度值, 记为$g_{\text{best}}$.

第三步 更新最优适应度值. 按照(7)式更新粒子位置, 重新计算各个粒子的适应度值, 若得到的单个粒子局部最优适应度值$p_{\text{best}}(i)$或全局最优适应度值g_{best}优于上一代粒子的$p_{\text{best}}(i)$或g_{best}, 则更新对应的单个粒子局部最优适应度值或全局最优适应度值.

第四步 输出最优随机共振. 根据最终输出的全局最优适应度值g_{best}所对应的粒子位置得到最终的参数寻优结果, 并应用当前参数对原始信号进行随机共振输出.

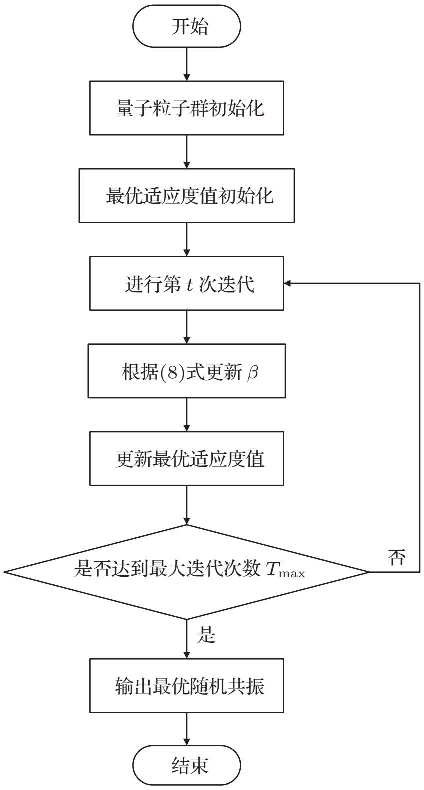

图1 QPSO算法流程图

3 实验结果与讨论

基于QPSO算法的自适应随机共振方法可以通过自动联合调节系统结构参数得到自适应条件下双稳系统的最优输出, 这是传统方法所不具备的优点. 为了验证该方法的有效性, 分别采用过阻尼Langevin系统和Duffing振子随机共振系统进行实验.

3.1 过阻尼Langevin系统

当系统为过阻尼系统时, 惯性项可以忽略, 其模型为方程(2), 此时系统不受阻尼比参数k的影响, 但参数a, b不仅影响到势垒高度$\Delta U = a^2/(4b)$, 还影响到两个势阱之间的距离$\Delta x = 2\sqrt{a/b}$. 从图2可以看出, 当$b = 1$时, 随着a的减小, 系统势阱间距和势垒高度都在减小. 势阱间距影响系统发生随机共振时输出幅度的大小, 而势垒高度则决定系统发生随机共振所需要的能量, 所以参数a, b对过阻尼系统的随机共振性能起着至关重要的作用.

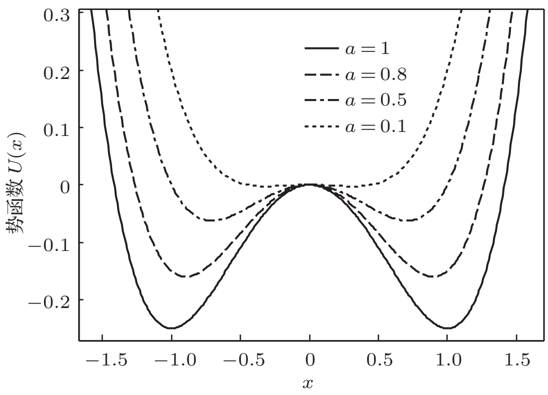

图 2 $b=1$ 时, 不同系统参数 a 值对应的势函数曲线

首先给定如下仿真条件:

$$\varepsilon=1,\quad R=1,\quad f_0=0.01\ \mathrm{Hz},$$
$$f_{\mathrm{s}}=10\ \mathrm{Hz},\quad N_{\mathrm{s}}=20000,$$

其中, f_{s} 为采样率, N_{s} 为采样点数. 令输入信号

$$x=A\cos(2\pi f_0 t)+\sqrt{2D}\xi(t),$$

其中, 分别取微弱信号幅值 $A=0.10,\ 0.08,\ 0.06,\ 0.04,\ 0.02$, 噪声强度 $D=0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9$, 得到5组输入信噪比依次降低的原始信号 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5. 实验发现, 即使信号幅值和噪声强度不变, 每次生成新的信号时, 输入信噪比仍然会有差距, 这主要和白噪声的随机性有关. 为避免每次信号生成时白噪声对实验结果的影响, 后续实验均使用这5组原始信号, 不再另行生成新的实验信号.

首先, 使用PDM对系统参数 a, b 进行寻优, 设定过阻尼随机共振系统参数范围为 $a=[0.01:0.01:2]$, $b=[0.01:0.01:2]$. 以系统输入信号 x_1 为例, 利用PDM求出每一组 $(a,\ b)$ 值对应的输出信噪比 $\mathrm{SNR_{out}}$ 的大小. PDM可以寻找给定参数范围内的最优结果, 它可以用来验证QPSO算法的寻优能力. 但是PDM计算量过大, 而且寻优精度受到参数步长的限制, 并不适于实际应用. 本次仿真的系统运行时间为1254.568232 s, 仿真结果表明, 当 $a=0.0100$, $b=0.0700$ 时, $\mathrm{SNR_{out}}$ 取得最大值, 为6.8938 dB, 其比输入信噪比 $\mathrm{SNR_{in}}$ (−16.3097 dB) 高出23.2035 dB.

然后, 再利用QPSO算法对该参数条件下的 a, b 值进行寻优, 其中, 最大迭代步数 $T_{\max}=30$, 种群数量 $M=30$, 维度 $D_{\dim}=2$, a, b 的搜索范围均为 $[0.01,\ 2]$. 图3给出了利用拟算法测试10次, 取其

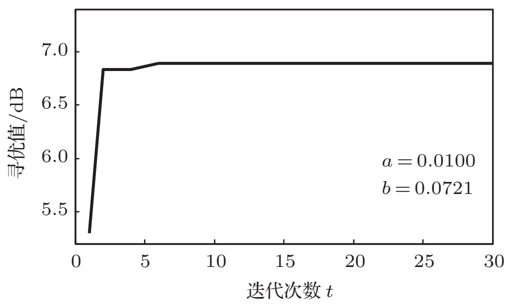

图 3 QPSO 算法收敛曲线

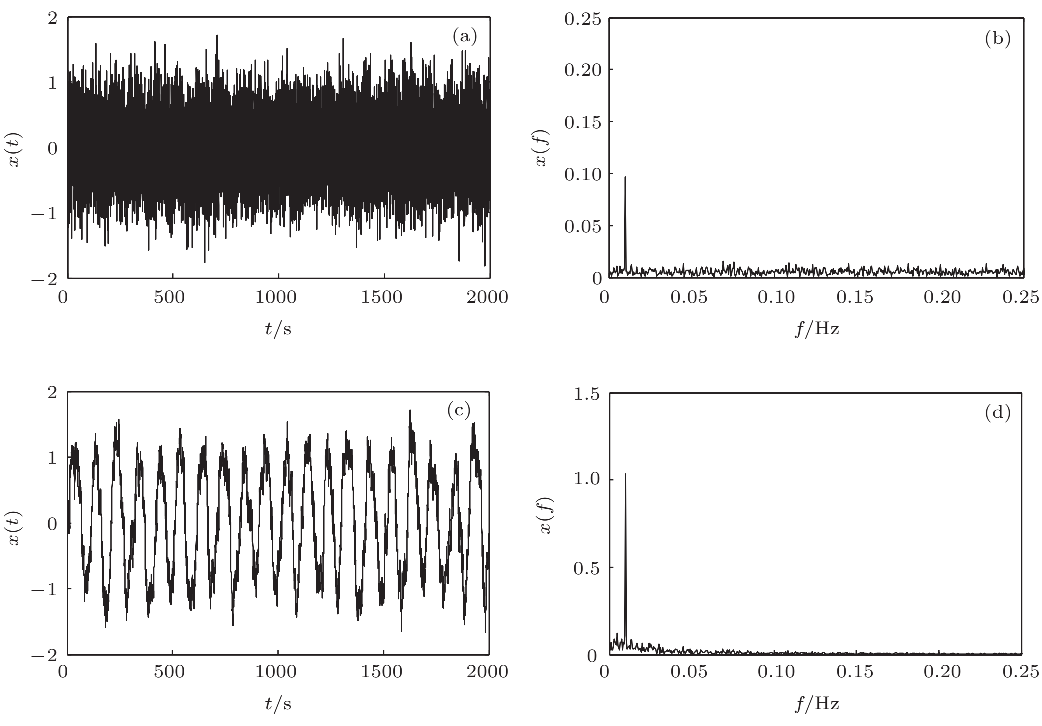

图 4 QPSO 寻优结果随机共振现象 (a) 输入信号; (b) 输入信号频谱; (c) 输出信号; (d) 输出信号频谱

最优结果的收敛图, 最终的寻优结果为 $a = 0.0100$, $b = 0.0721$, 输出信噪比为 6.8942 dB, 比 PDM 结果高出 0.0004 dB; 系统平均运行时间为 29.594623 s, 比 PDM 的效率高出近 40 倍. 图 4 是此寻优参数下的随机共振现象, 可以看出有用信号已经得到了明显的增强.

为了进一步验证 QPSO 算法的有效性, 表 1 列出了对于上述 5 组输入信号, 分别利用 PDM 和 QPSO 算法得到的典型寻优结果和系统运行时间. 典型寻优结果确定原则为程序运行 10 遍, 取其最好的寻优结果. 系统运行时间为 10 次运行的平均时间. 图 5 给出了在不同输入信号下 QPSO 算法运算 50 遍得到的 $\mathrm{SNR_{out}}$ 平均值与 PDM 最优值的差值.

表 1 PDM 和 QPSO 算法的寻优结果对比

输入信号	$\mathrm{SNR_{in}}$/dB	方法	a	b	$\mathrm{SNR_{out}}$/dB	运行时间/s
x_1	−16.3097	PDM	0.0100	0.0700	6.8938	1254.568232
		QPSO	0.0100	0.0721	6.8942	29.594623
x_2	−23.2094	PDM	0.0100	0.0600	−2.0710	1205.542831
		QPSO	0.0100	0.0590	−2.0708	34.419641
x_3	−26.8396	PDM	0.0500	0.0600	−4.4447	1179.984820
		QPSO	0.0428	0.0551	−4.4403	34.796345
x_4	−35.0795	PDM	0.1000	0.1200	−13.1834	1185.877583
		QPSO	0.0978	0.1208	−13.1802	27.766163
x_5	−38.3919	PDM	1.1900	2.0000	−13.2406	1160.955924
		QPSO	1.1798	1.9755	−13.0776	29.421901

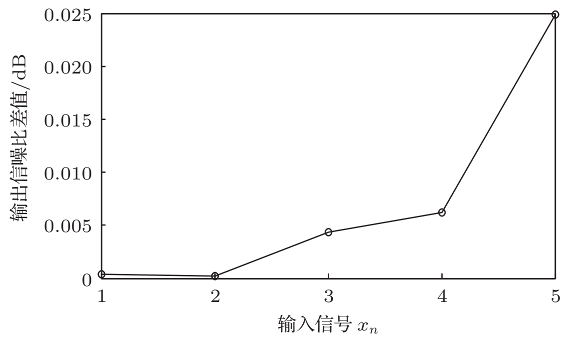

图 5 QPSO 算法与 PDM 的寻优结果差值

观察表 1 和图 5 可以发现, 采用 QPSO 算法对参数进行寻优, 所得结果无论是参数精度还是系统输出信噪比以及系统运行效率都比采用 PDM 得到的结果高, 这一点也更加符合实际工程需要. 从图 5 还能发现, 随着输入信号信噪比的降低, 运用 QPSO 算法得到的寻优结果比 PDM 结果会更好, 原因可以从图 6 中看出, 输入信号信噪比越低, 利用 PDM 得到的寻优图越复杂, 体现在图像上就是峰值会越多, 而受 PDM 寻优步长的限制, 实际情况要比图 6 (b) 更加复杂, PDM 得到的最优值离实际最优值也就越远. 相反, QPSO 法并不受步长的限制, 通常能得到更优的结果, 所以输入信号信噪比越低的情况就越容易体现出 QPSO 方法的优越性.

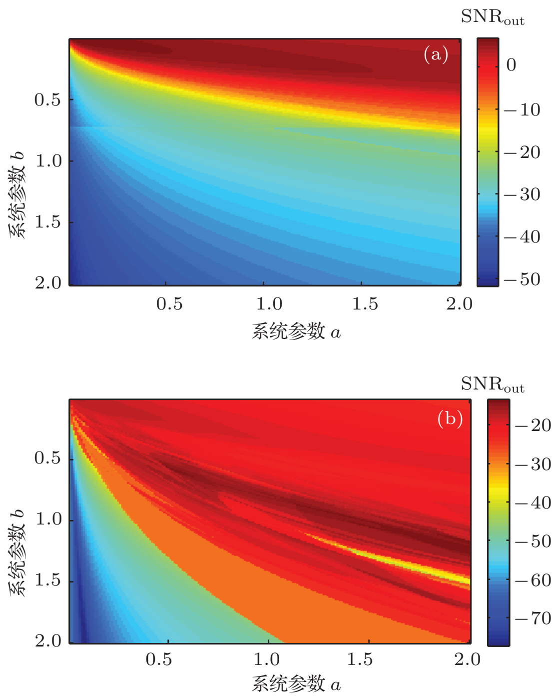

图 6 (网刊彩色) PDM 寻优结果 (a) 输入信号为 x_1; (b) 输入信号为 x_5

实验同时发现, 系统参数 a, b 的寻优结果与信号噪声强度之间也存在一定规律性, 这主要从势垒角度去考虑. 图 7 为在不同输入信号情况下分别利用 PDM 和 QPSO 算法求得的势垒高度, 其中, 横

坐标为输入信号编号, 纵坐标为 $\lg \Delta U$. 从图7可以明显看出, 两种方法下势垒高度随着输入信号信噪比的降低都呈现升高趋势, 这是因为信噪比越低, 则噪声强度相对越高, 布朗粒子的跃迁能量也会相对变高, 系统发生最优随机共振的势垒高度就会随之变高. 这个规律对于Langevin系统中参数 a, b 的寻优范围初始化具有一定的指导意义.

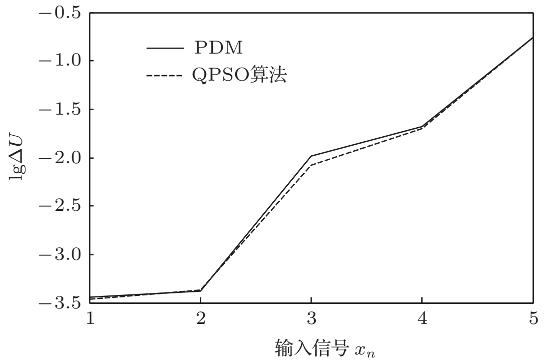

图7 分别采用PDM和QPSO方法求得的势垒高度

3.2 Duffing系统

Duffing系统为模型(1), 阻尼比 k 表征了介质对布朗粒子的阻碍作用, 增大 k 值会减缓粒子的跃迁速率, 若要使粒子再次与势函数的周期性变化相匹配, 就需要更大的噪声提供足够的能量, 所以选取阻尼比 k 也需要一定的方法. 而Duffing系统中共存在 k, a, b 三个参数, 使得参数调节更加困难. 由于计算机性能的限制, 使用PDM寻找 k, a, b 的最优值不符合实际要求. 传统方法基本上都是控制变量法, 即固定其他参数, 只针对一个参数的调节方法进行说明, 这种方法忽略了各个参数之间的交互作用, 而QPSO算法的全局寻优特性则可以弥补这些不足.

依然采用上述五种原始信号, 表2列出了Duffing振子系统下QPSO算法随机共振性能的典型寻优结果. 为对比Duffing振子系统和Langevin系统的寻优结果, 图8给出了利用QPSO算法分别对Duffing振子系统和Langevin系统运算50遍得到的输出信噪比 $\mathrm{SNR_{out}}$ 平均值的差值.

结合表1、表2和图8可以看出, 在Duffing振子系统中, 利用QPSO方法也能有效地寻到最优值而且得到的输出信噪比结果要比在Langevin系统中的结果更高, 同时系统运行时间没有明显变化, 这说明QPSO算法在Duffing振子中比在Langevin系统中更能体现出自适应随机共振的优越性. 图8同样显示出输入信号, 信噪比越低, 相比于Langevin系统在Duffing振子系统中获得的输出信噪比就越高, 所以QPSO算法在低信噪比的Duffing振子系统中同样适用.

表2 Duffing振子下QPSO方法的寻优结果

信号	a	b	k	$\mathrm{SNR_{out}}$/dB	运行时间/s
x_1	0.0100	0.0457	0.8617	7.0453	37.260213
x_2	0.0100	0.0520	0.9509	−1.9517	26.970998
x_3	0.0228	0.0100	0.5863	−4.0651	28.211500
x_4	1.6024	1.0283	0.2847	−11.3033	28.291142
x_5	1.0188	2.0000	1.0203	−9.3467	28.455120

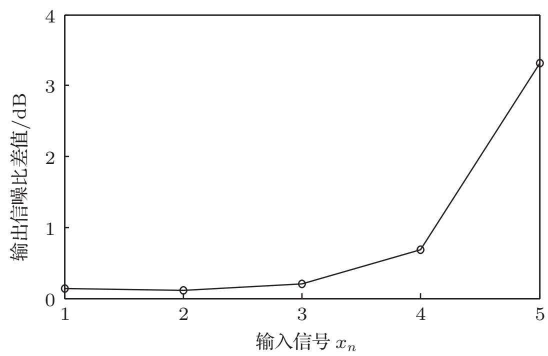

图8 QPSO算法在Duffing系统和Langevin系统中寻优结果的差值

实验还发现, 在相同输入信号情况下, 即使最终输出信噪比相同, 寻优所得的系统参数 k, a, b 的值却不尽相同, 这可以由表3和图9解释. 表3是输入信号为 x_1 时, QPSO算法在Duffing振子系统下的10次寻优结果, 并按照阻尼比系数 k 由小到大进行排列; 图9为这10次寻优结果中阻尼比系数 k 以及势垒高度 ΔU 的变化规律曲线. 由表3可以明显地看出, 这10次寻优结果的最终输出信噪比 $\mathrm{SNR_{out}}$ 基本相同, 这说明发生了近似性能的随机共振现象, 但是所得的阻尼比系数 k 值和势垒高度 ΔU 值却都不一样. 图9则显示出阻尼比系数 k 和势垒高度 ΔU 基本上呈现负相关, 并且相关系数达到 −0.9925, 原因是增大阻尼比系数 k 就会削弱布朗粒子的能量, 若要使布朗粒子再次达到同样的随机共振性能就必须要降低势垒高度, 这个特性决定了Duffing振子系统寻优结果的多样性, 同时也对参数范围初始化提供了一定的规律性指导.

表 3 QPSO 算法在 Duffing 振子系统中的 10 次寻优结果

结果编号	a	b	k	$\Delta U/10^{-4}$	$\mathrm{SNR_{out}}$/dB
1	0.0101	0.0359	0.7534	7.1037	7.0442
2	0.0100	0.0406	0.8000	6.1576	7.0464
3	0.0100	0.0424	0.8227	5.8962	7.0469
4	0.0101	0.0492	0.8599	5.1834	7.0445
5	0.0102	0.0582	0.9289	4.4690	7.0420
6	0.0100	0.0570	0.9297	4.3859	7.0440
7	0.0100	0.0644	0.9560	3.8819	7.0434
8	0.0100	0.0676	0.9613	3.6982	7.0424
9	0.0100	0.0727	0.9956	3.4387	7.0421
10	0.0100	0.0784	1.0313	3.1887	7.0412

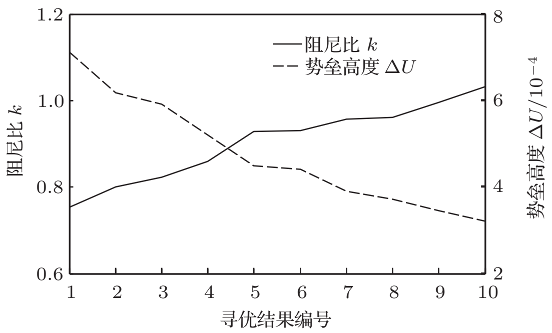

图 9 阻尼比系数 k 和势垒高度 ΔU 的变化规律

4 结 论

随机共振理论是混沌学的一个分支, 它描述了当非线性系统的各项参数与输入信号和噪声强度之间存在某种匹配关系时, 系统就能将噪声能量转换为信号能量, 从而提高输出信噪比的现象. 在传统随机共振研究领域中, 非线性系统参数的有效调节一直是一个瓶颈问题, 本文提出的基于QPSO算法的参数自适应寻优方法是随机共振理论的延伸. 为了表明该方法的有效性, 分别基于过阻尼Langevin随机共振系统和Duffing振子随机共振系统进行了实验验证. 在Langevin系统中, 将QPSO算法和PDM进行了寻优结果对比. 实验结果表明, 本文提出的基于QPSO算法的自适应随机共振方法在寻优结果和寻优效率上都要明显优于PDM; 在Duffing振子系统中, 由于PDM不再具有实用性, 因此将寻优结果直接与Langevin系统的寻优结果进行对比. 实验结果显示, 在相同条件下Duffing振子系统的寻优结果要优于Langevin系统. 在两种系统下, 输入信号信噪比越低就越能体现出QPSO算法的优越性. 最后, 本文从势垒高度和阻尼比与布朗粒子跃迁能量之间关系的角度出发, 对参数寻优结果进行了规律性总结. 本文方法是将随机共振理论用于实际工程微弱信号检测的一个有力支撑.

参考文献

[1] Benzi R, Parisi G, Vulpiani A 1983 *SIAM J. Appl. Math.* **43** 565

[2] Qin G R, Gong D C, Hu G, Wen X D 1992 *Acta Phys. Sin.* **41** 360 (in Chinese) [秦光戎, 龚德纯, 胡岗, 温孝东 1992 物理学报 **41** 360]

[3] Zhu G Q, Ding K, Zhang Y, Zhao Y 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 300 (in Chinese) [朱光起, 丁珂, 张宇, 赵远 2010 物理学报 **59** 300]

[4] Gao S L, Zhong S C, Wei K, Ma H 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 100502 (in Chinese) [高仕龙, 钟苏川, 韦鹍, 马洪 2012 物理学报 **61** 100502]

[5] Ye Q H, Huang H N, Zhang C H 2009 *Acta Electron. Sin.* **37** 216 (in Chinese) [叶青华, 黄海宁, 张春华 2009 电子学报 **37** 216]

[6] Wang L Y, Yin C S, Cai W S, Pan Z X 2001 *Chem. J. Chin. Univ.* **22** 762 (in Chinese) [王利亚, 印春生, 蔡文生, 潘忠孝 2001 高等学校化学学报 **22** 762]

[7] Zhao Y J, Wang T Y, Leng Y G, Xu Y, Zhang P 2009 *J. Tianjin Univ.* **42** 123 (in Chinese) [赵艳菊, 王太勇, 冷永刚, 徐跃, 张攀 2009 天津大学学报 **42** 123]

[8] Kang Y M, Xu J X, Xie Y 2004 *Acta Mech. Sin.* **36** 247 (in Chinese) [康艳梅, 徐健学, 谢勇 2004 力学学报 **36** 247]

[9] Leng Y G, Lai Z H 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 020502 (in Chinese) [冷永刚, 赖志慧 2014 物理学报 **63** 020502]

[10] Li Q, Wang T Y, Leng Y G, He G Y, He H L 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6803 (in Chinese) [李强, 王太勇, 冷永刚, 何改云, 何慧龙 2007 物理学报 **56** 6803]

[11] Huang Z X, Yu Y H, Huang D C 2012 *J. Shanghai Jiaotong. Univ.* **46** 228 (in Chinese) [黄泽霞, 俞攸红, 黄德才 2012 上海交通大学学报 **46** 228]

[12] Zhang Z S 2010 *Expert Syst. Appl.* **37** 1800

[13] Zhang H L, Song L L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 190508 (in Chinese) [张宏立, 宋莉莉 2013 物理学报 **62** 190508]

[14] Guo Y C, Hu L L, Ding R 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 054304 (in Chinese) [郭业才, 胡苓苓, 丁锐 2012 物理学报 **61** 054304]

[15] Gao F, Li Z Q, Tong H Q 2008 *Chin. Phys. B* **17** 1196

Adaptive stochastic resonance method based on quantum particle swarm optimization*

Li Yi-Bo[1)] Zhang Bo-Lin[1)†] Liu Zi-Xin[2)] Zhang Zhen-Yu[3)]

1) (*State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instrument, Tianjin University, Tianjin 300072, China*)

2) (*School of Electronic and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China*)

3) (*International School of Software, Wuhan University, Wuhan 430072, China*)

(Received 20 March 2014; revised manuscript received 28 April 2014)

Abstract

In order to enhance the usefulness of the theory of stochastic resonance in the areas of weak signal detection, a new method based on quantum particle swarm optimization is proposed to conquer with the problem of adaptive stochastic resonance. First, the problem of adaptive stochastic resonance is converted into the problem of multi-parameter optimization. Then simulation experiments are conducted respectively under a Langevin system and Duffing oscillator system. At the same time, Point detection method is chosen as the comparative test in the Langevin system. While in the Duffing system, the optimization results are compared with those from the Langevin system directly. Results show that the method based on quantum particle swarm optimization is obviously superior to the point detection method and optimization result in the Duffing oscillator is better than that from Langevin system under the same condition. Besides, it is also found that the lower the SNR of input signal, the more effective the quantum particle swarm optimization is. Finally, the regularity of optimization results of the stochastic resonance system parameters is summarized.

Keywords: adaptive stochastic resonance, quantum particle swarm optimization, multi-parameter optimization

PACS: 05.45.–a, 05.40.–a, 02.60.Cb **DOI:** 10.7498/aps.63.160504

* Project supported by the Natural Science Foundation of Tianjin, China (Grant No.13JCYBJC18000).

† Corresponding author. E-mail: learn_zhang@163.com