

基于幂函数型随机共振的微弱信号恢复

贺利芳, 曹 莉, 张 刚, 易 甜

(重庆邮电大学信号与信息处理重庆市重点实验室, 重庆, 400065)

摘 要: 针对微弱信号淹没在强噪声中难以恢复的问题, 提出幂函数恢复系统实现信号还原. 采用互相关系数为测量指标, 研究不同参数、噪声强度以及信号幅度对恢复性能的影响. 并利用粒子群算法寻优参数, 在采样点数较少情况下, 实现单频、多频正弦信号以及单脉冲信号的恢复, 结果表明理论分析与实际仿真结果一致, 证明所提幂函数恢复系统有效可行, 恢复效果理想.

关键词: 幂函数; 随机共振; 弱信号复原; 粒子群算法

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)08-1906-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.08.015

Weak Signal Recovery Based on Power Function Stochastic Resonance

HE Li-fang, CAO Li, ZHANG Gang, YI Tian

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Aiming at the fact that the output signal is difficult to recover in the strong noise background, to solve this problem, power function recovery system is proposed to realize the signal restoration in this paper. The influence of different parameters and noise intensity as well as signal amplitude on the recovery performance are studied by using the mutual correlation coefficient as the measurement index. Power function recovery system achieves single-frequency sinusoidal signal and multi-frequency sinusoidal signal as well as single pulse signal recovery in the case of fewer sampling points and optimize parameters are opted with the particle swarm algorithm. Simulation results show that the theoretical analysis results are consistent with the simulations, which proves the proposed method is feasible and effective, and the achieved recovery effect is ideal.

Key words: power function; stochastic resonance; weak signal recovery; particle swarm optimization algorithm

1 引言

Benzi 和 Nicolis^[1,2] 研究古气象冰川期与暖气候期交替现象时提出随机共振 (Stochastic Resonance, SR) 概念. 此后, 随机共振成为研究热点并被广泛应用于神经生物学, 物理学, 信号传输等领域研究中^[3-7].

近年来, 学者们对随机共振进行深入研究并取得丰富的研究成果^[8-11], 冷永刚^[12] 采用参数调节随机共振解决强噪声下大参数信号难以检测问题; 陆思良^[13] 提出利用随机共振增强旋转机械故障诊断; Lei 和 Qiao 等人^[14] 研究欠阻尼随机共振稳态匹配对微弱故障信号检测影响. 这些研究表明随机共振中参数调节微弱信号检测的重要性. 因此, 学者在研究微弱信号检测时常

常会采用智能算法进行参数寻优. 王晶^[15] 利用遗传算法的多参数同步优化算法实现随机共振中多个参数的自适应选取; 孔德阳^[16] 利用人工鱼群算法实现双稳态随机共振参数选择; 焦尚彬^[17] 使用知识粒子群算法实现多信号检测; 李一博等^[18] 使用量子粒子群算法选择双稳态随机共振参数.

微弱信号恢复是信号处理一项常规检测, 常用的方法有: 频谱加窗滤波技术, 最优估计, 自适应滤波等. 这些技术在信号和噪声出现频谱交叠时无法将信号分离出来. 研究发现, 利用随机共振方法也能进行信号恢复. 文献[19] 提出经典双稳态随机共振信号恢复方法; 文献[20] 建立反演双稳耦合系统, 研究参数对信号复原效果影响; 文献[21] 实现变参数随机共振和归一化

收稿日期: 2017-05-02; 修回日期: 2018-01-03; 责任编辑: 蓝红杰

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61771085, No. 61671095, No. 61371164); 信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目 (No. CSTC2009CA2003); 重庆市教育委员会科研项目 (No. KJ1600427, No. KJ1600429)

变换时变信号检测与恢复. 这些方法以双稳态模型为主来推导恢复系统方程, 但还是存在一些问题, 如参数调节不一致, 没有提出具体的衡量指标来判断所提方法的有效性. 为扩展微弱信号恢复研究及解决上述存在问题, 在单稳态幂函数随机共振研究基础上, 提出复原系统. 以互相关系数 P 为测量指标, 分析系统参数 a , b 以及信号幅度, 噪声强度 D 对恢复性能影响, 最后采用粒子群算法进行最佳参数选取, 实现不同加性噪声强度下单频、多频正弦信号以及单脉冲信号复原.

2 幂函数系统模型及复原系统

2.1 幂函数随机共振模型

单稳系统势函数^[22]:

$$U(x) = \frac{a}{4}x^4 - rx \quad (1)$$

其中, $a > 0$, r 为常数, 表示非对称性. 在加性噪声, 乘性噪声以及弱周期信号 $F(t) = A\cos(\Omega t)$ 的作用下. 单稳系统朗之万方程为:

$$\frac{dx}{dt} = -ax^3 + r + x\xi(t) + \eta(t) + F(x) \quad (2)$$

加性噪声与乘性噪声满足:

$$\langle \xi(t) \rangle = \langle \eta(t) \rangle = 0 \quad (3)$$

$$\langle \xi(t)\xi(s) \rangle = 2D\delta(t-s) \quad (4)$$

$$\langle \eta(t)\eta(s) \rangle = 2Q\delta(t-s) \quad (5)$$

式(2)对应的福克-普朗克方程:

$$\frac{\partial \rho(x,t)}{\partial t} = \left[-\frac{\partial}{\partial x}A(x) + \frac{\partial^2}{\partial x^2}B(x) \right] \rho(x,t) \quad (6)$$

$$A(x) = f(x) + \frac{1}{2}B'(x) = Dx - ax^3 + r + F(t) \quad (7)$$

$$B(x) = Dx^2 + Q \quad (8)$$

系统的准稳态分布函数写成:

$$\rho_{st}(x) = \frac{N_{st}}{\sqrt{B(x)}} \exp\left[-\frac{V(x)}{D}\right] \quad (9)$$

N_{st} 为归一化常量, $V(x)$ 为广义势函数, 其表达式为:

$$V(x) = \int_{-\infty}^x D \frac{A(x)}{B(x)} dx = D \int_{-\infty}^x \frac{-U'(x) + r + F(t)}{Dx^2 + Q} dx \quad (10)$$

其中 $U'(x) = ax^3 - Dx$, 这种等效的势函数与双稳势函数有相同的形式, 乘性噪声的加入使得势函数有了势垒, 最终产生与双稳态一样的随机共振现象. 将式(1)对称化推广为一般单稳态形式^[22]:

$$U(x) = \frac{a}{b} |x|^{b+2} \quad (11)$$

张刚^[22]发现这种单稳态随机共振在参数 $0 < b < 2$ 时产生广义随机共振, 系统输出随着参数 b 发生非单调变化, 由于这种势函数过于复杂, 将其简化为^[24]:

$$U(x) = \frac{a}{b+2} |x|^{b+2} \quad (12)$$

其随机共振方程为:

$$\frac{dx}{dt} = -U'(x) + s(t) + \eta(t) \quad (13)$$

式中: t 为时间, $s(t)$ 为输入周期激励信号, $\eta(t)$ 为外加噪声. 式(12)中 a, b 为系统参数, x 为经过系统后输出响应. 当 $x \neq 0$, $U'(x) = \left(\frac{a}{b+2} |x|^{b+2}\right)' = ax |x|^b$. 当 $x = 0$, $(|x|)'$ 弱导数定义求解为 $(|0|)' = 0$.

图 1 为幂函数势函数, $a=1$ 时, 随着 b 逐渐增大势阱从 V 型变换成 U 型, 势阱中心越来越平坦如图 1(a) 所示. 图 1(b) 为 $b=0$ 对应不同 a 的势函数图形, 随着 a 逐渐增大, 势阱底部宽度由宽变窄所示. 势阱宽度影响着粒子运动, 粒子穿过零点时间变短. 粒子在响应时间内穿过零点, 实现噪声能量转化为信号能量.

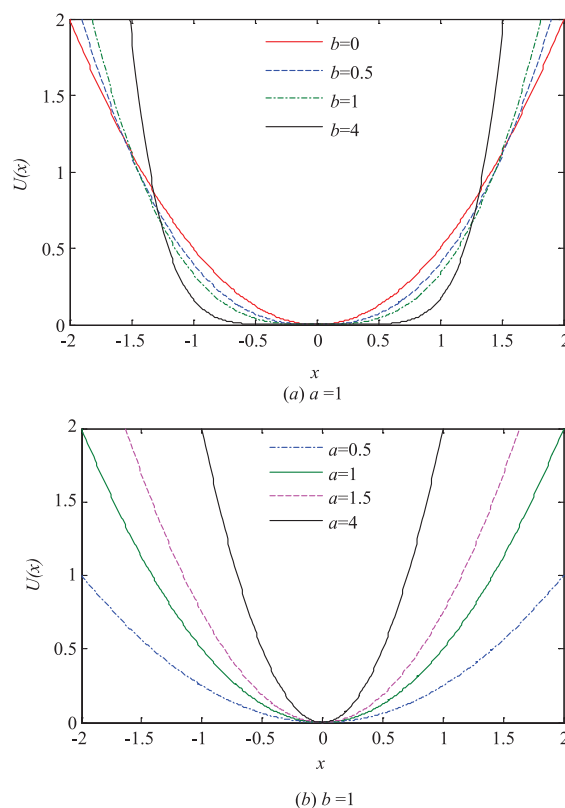


图1 势函数

随机共振可以认为对微弱信号的放大过程, 取 $A = 0.3$, $f_0 = 0.01\text{Hz}$ 正弦信号, 噪声采用均值为 0 方差为 0.62 的高斯噪声. 采样频率为 $f_s = 5\text{Hz}$, 采样点为 4096. 将信号分别送入参数 $a = 0.3, b = 0.3$ 幂函数随机共振系统, 以及参数为 $a = 0.3, b = 0.3$ 双稳态随机共振系统. 非线性微分方程采用四阶龙格-库塔 (Runge-Kutta)^[22] 算法进行求解, 输出波形如图 2 所示.

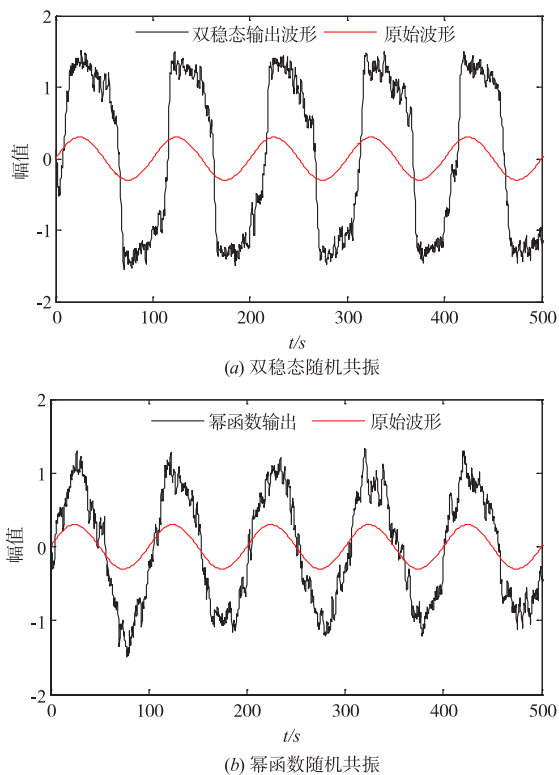


图2 随机共振后波形

由图2可知,双稳态随机共振后信号幅度增加,但输出波形失真,输出信号相位发生移动.幂函数随机共振后信号波形幅度有所增加,但波形并未发生畸变.双稳态随机共振与幂函数随机共振对信号幅度都有增强作用,但前者容易导致波形失真、相位偏移.以幂函数随机共振为基础,研究其恢复系统,更容易得到较好的恢复波形.

2.2 幂函数复原系统

信号处理领域,对失真信号波形的恢复可以通过求解某一复原系统对于该信号的响应得到^[23],幂函数系统方程为:

$$\frac{dx}{dt} = -ax|x|^b + s(t) + \eta(t) \quad (14)$$

经典研究中噪声为高斯白噪声,线性响应理论下小参数随机共振中信号频率、幅度、噪声强度都比较小, $\frac{dx}{dt}$ 可近似为零,公式(14)为:

$$ax|x|^b \approx s(t) + \eta(t) \quad (15)$$

公式(14)两边取均值,则转化为公式(16):

$$E(ax|x|^b) \approx E(s(t)) + E(\eta(t)) \quad (16)$$

其中 $E(\eta(t)) = 0$,在统计平均的意义上来说信号的复原方程近似表达为:

$$s(t) \approx ax|x|^b \quad (17)$$

由式(17)可知,随机共振的输出信号 x 可以恢复

为 $s(t)$.这种恢复方式保留原始信号的幅度、频率、相位信息.

复原系统模型图如图3所示:

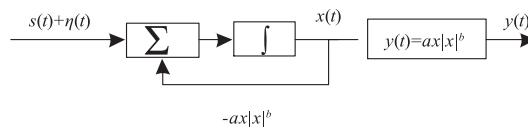


图3 复原系统模型图

图3中 $s(t)$ 为输入正弦激励信号, $\eta(t)$ 为噪声,输出 $y(t)$ 为恢复波形.对2.1节的随机共振后输出波形进行恢复研究,令输出信号分别通过幂函数恢复系统和双稳态恢复系统进行信号波形恢复.

由图4可知,通过双稳态恢复系统后恢复波形与原信号相比,幅度失真较大,相位发生改变.通过幂函数恢复系统后恢复波形接近原信号.由此可见幂函数恢复系统能够实现含噪信号波形恢复,而且得到的恢复波形较双稳态恢复波形好.

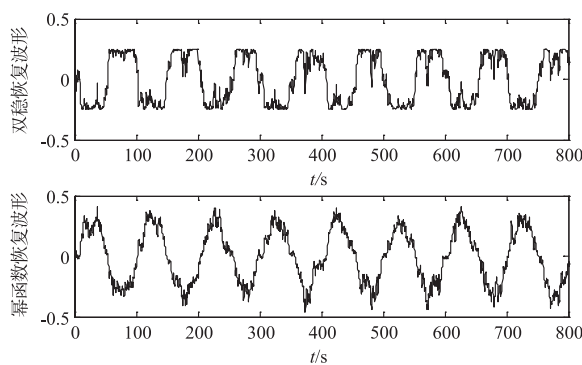


图4 对比恢复波形图

2.3 参数对恢复性能影响

随机共振中信号幅度,噪声强度,系统参数是相互影响,由此需要研究这些因素对恢复性能影响.恢复性能采用互相关系数衡量,互相关系数是互相关函数的归一化^[24],即:

$$P_{xy}(\tau) = \frac{R_{xy}(\tau)}{\sqrt{P_{xx}(0)P_{yy}(0)}} \quad (18)$$

式中: $0 \leq |P_{xy}(\tau)| \leq 1$, $|P_{xy}(\tau)|$ 表示 x 与 y 的相关程度,在这里可以表示为相似性, $|P_{xy}(\tau)|$ 越大,相关性也越大恢复效果越好.

首先研究信号幅度以及噪声强度对幂函数恢复系数影响,取正弦激励信号 $s(t) = A\sin(2\pi f_0 t)$,固定系统参数 $(a, b) = (0.3, 0.3)$,采样频率5Hz,采样点为4096.研究 $D = 0.31$ 时不同频率下信号幅度对 P 值影响以及 $f_0 = 0.01\text{Hz}$ 时不同噪声强度下信号幅度对 P 值影响如图5(a)(b)所示,无论固定噪声强度或信号频率, P 随

着信号幅度增大,出现先增后趋于平稳趋势.在不同噪声强度下,平稳曲线趋于吻合,说明只要信号幅度足够大,一定能将信号还原,并且信号频率越小信号恢复性能越好. $A=0.3$ 时不同频率下噪声强度对 P 值影响以及 $f_0=0.01\text{Hz}$ 时不同信号幅度下噪声强度对 P 值影响如图 5(c)(d) 所示.随着噪声强度增大 P 呈下降趋势,并且信号频率越大,信号幅度越大曲线衰减越快.

参数对系统性能也存在一定影响,接着研究不同参数对恢复性能影响.取 $s(t)=A\sin(2\pi f_0 t)$, $A=0.3$, $f_0=0.03\text{Hz}$,采样频率 5Hz ,采样点数 4096 .图 6 为 $b=0.3$ 时 P 与 a 曲线关系.当噪声强度 $D>0.5$ 时恢复系数 P 较小,且随着 a 增大 P 逐渐降低, $D<0.5$ 时, P 随 a 增大先增后减.

图 7 为不同 D 下 P 随参数 b 变化曲线,图 7(a) 显示 $D\geq 1.3$ 应曲线为下降趋势;图 7(b) 显示 $D\leq 0.5$ 时随着 b 增加 P 出现先增大后减小趋势.由此,在信号幅度 $A=0.3$ 时,只有噪声强度较小, P 极值才较大.由于参数间的相互影响实际仿真需要采用智能算法对参数寻优,找到最优参数组合.

3 粒子群算法

3.1 基本粒子群算法

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 于 1995 年被 Kennedy 和 Eberhart 首次提出,粒子群优化算法概念简单,收敛速度快、易于实现、具有很强的全局优化能力^[25]. PSO 算法把优化问题的称之为粒子,每个粒子都代表极值优化问题的可行解,在可行解空间中随机初始化一个种群,由 n 个粒子组成的种群 $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$,其中 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T$ 代表第 i 个粒子的 d 维向量, x_{id} 代表在 d 维空间的位置,即潜在解.设定目标函数可计算出每个粒子位置 X_i 对应适应度值,第 i 个粒子的速度为 $v_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})^T$,而速度用来决定粒子在解空间中的运动.粒子在解空间跟踪个体所遍历位置计算得到适应度值最优为个体极值 P_{best} ,表达式为 $p_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})^T$,群体极值 G_{best} 为种群中所有粒子搜索到适应度最优位置 $p_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})^T$.

迭代中粒子通过个体极值和群体极值更新自身速度与位置,即

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - p_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (19)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (20)$$

其中, ω 为惯性权重, k 为当前迭代次数, c_1 和 c_2 是非负常数,称为加速度因子或者学习因子, r_1 和 r_2 是分布在 $[0,1]$ 的随机数.一般在粒子搜索过程中会限定粒子速度与位置范围以防止盲目搜索.

惯性权重体现的是粒子继承先前速度的能力,常用于 PSO 算法惯性权重为线性递减惯性权重,这种惯

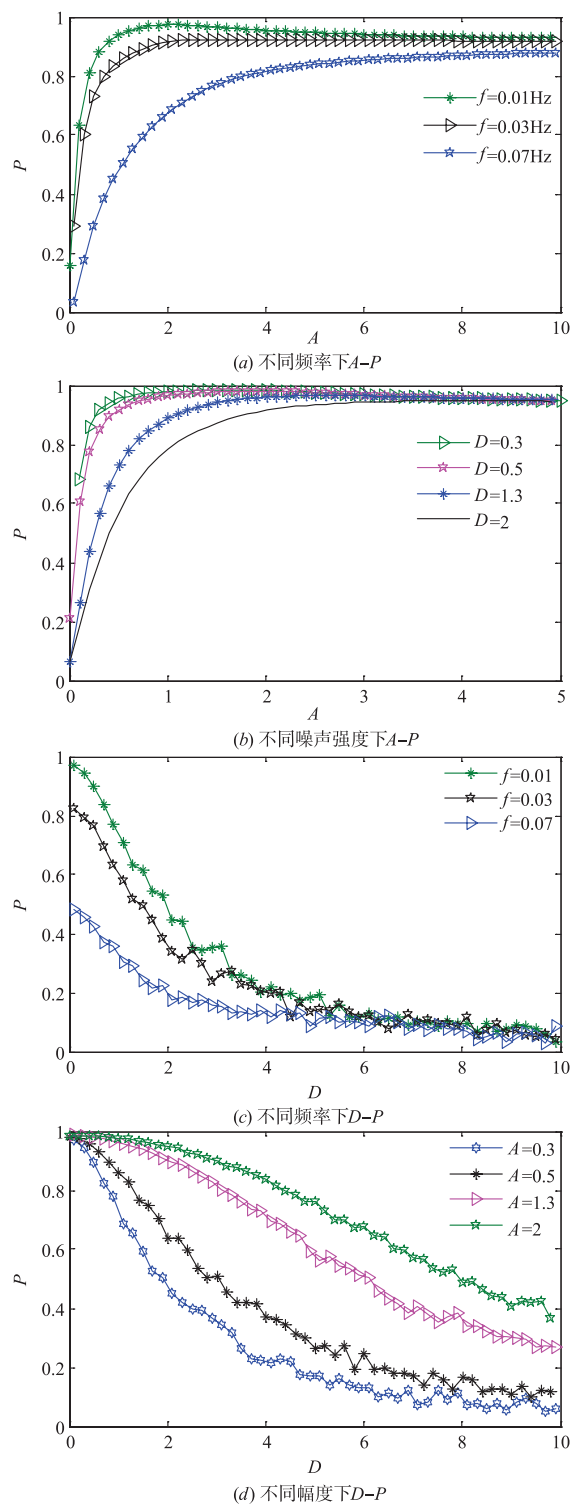
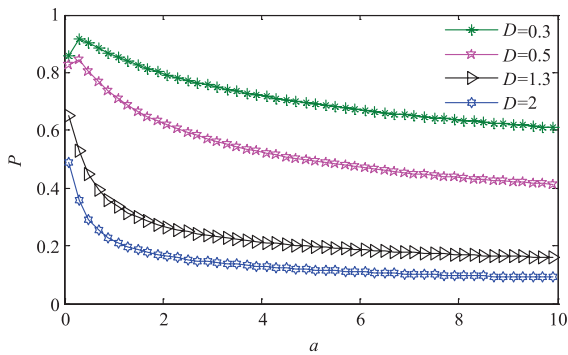
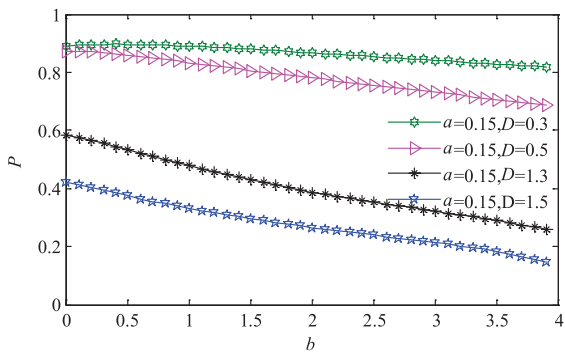
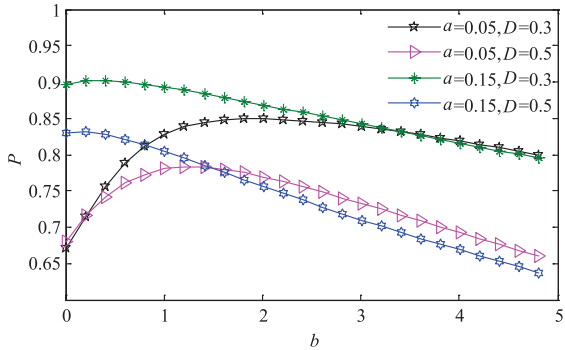


图5 互相关系数曲线

性权重算法保持了较强的全局搜索能力,但迭代后期容易陷入局部最优,该文采用非线性递减惯性权重公式如下^[26]:

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \sqrt{\frac{k}{T_{\max}}} \quad (21)$$

其中, ω_{\max} 为初始权重值, ω_{\min} 为最终权重值, k 为当前迭

图6 P 随 a 变化曲线图(a) 不同噪声下 b - P 曲线(b) $D \leq 0.5$ 不同 a 下 b - P 曲线图7 P 随 b 变化曲线图

代次数, T_{\max} 为最大迭代次数.

3.2 基于粒子群算法复原系统

基于粒子群算法恢复系统,对恢复系统参数 a, b 进行迭代寻优,该文算法流程图如图 8 所示,并给出主要步骤说明:

步骤 1:种群初始化. 设置种群数量,参数 a, b 搜索范围以及最大进化代数 T_{\max} ,最大搜索速度取最大调整步长的 10% ~ 25%,这里的最大调整步长指的是所设定的粒子位置范围的上限值减去粒子位置范围的下限值所得的差值. 随机初始化搜索点的位置,并计算出其相应的个体极值,记录整个粒子群中个体极值最大的粒子序号,设置 N_{best} 为该最大粒子的当前位置.

步骤 2:评价每一个粒子. 计算粒子的适应度值,与该粒子当前的个体极值进行比较,若大于后者,更新个体极值. 若在该粒子的邻域内所有粒子的个体极值中最大的大于当前的 N_{best} ,则设置 N_{best} 为该粒子的位置,记录该粒子的序号,并更新 N_{best} 的函数值.

步骤 3:粒子的更新. 根据式(21)更新所有粒子的速度和位置.

步骤 4:检验是否符合结束条件. 判断当前的迭代次数是否达到最大进化代数 T_{\max} ,满足条件则停止迭代,并输出最优参数,否则转至步骤 2.

步骤 5:检测结果. 根据对 a 和 b 优化输出的最优解,计算适应度值,输出最优 a 和 b .

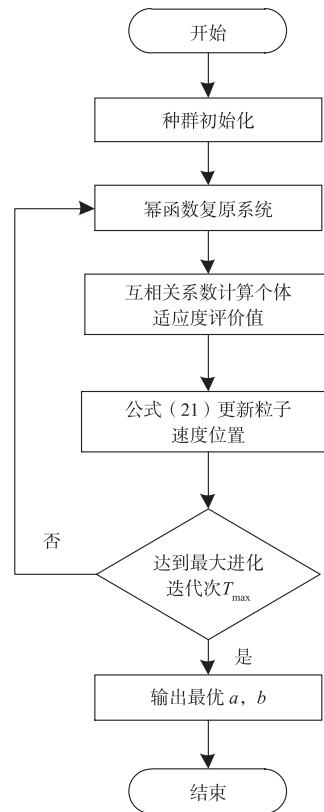


图8 粒子群算法流程图

3.3 仿真数据分析

使用 3.2 节算法进行参数 a, b 寻优,实现单频、多频信号以及单脉冲信号还原。下面用仿真来验证算法的有效性. 输入信号为 $s(t) = A \sin(2\pi f_0 t)$, 其中 $A = 0.3, f_0 = 0.03 \text{ Hz}$, 采样频率 $f_s = 5 \text{ Hz}$, 采样点数为 4096, 输入信号信噪比为 -25.35 dB . 初始种群: 设置种群数量 40, 最大迭代次数 300, a 搜索范围 $[0.1, 25]$, b 搜索范围 $[0.1, 25]$.

图 9 为迭代曲线图,在 $T = 228$ 算法收敛,适应度值为 0.9112, 对应参数 $a = 1.09434467, b = 0.25187904$.

将这组参数设定为幂函数恢复系统参数,还原波形如图 10 所示,原始信号存在大量噪声,恢复波形幅度与原信号一致,存在少量毛刺,若原信号噪声强度降低,恢复信号毛刺更少.传统自适应算法通过固定一个或者两个,确定步长分别搜索,搜索时间长,且精确度取决于步长,粒子群算法精确度高于自适应算法找到最优参数.

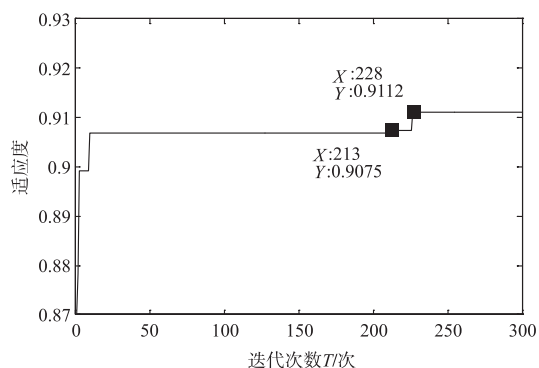


图9 互相关系数随进化次数曲线图

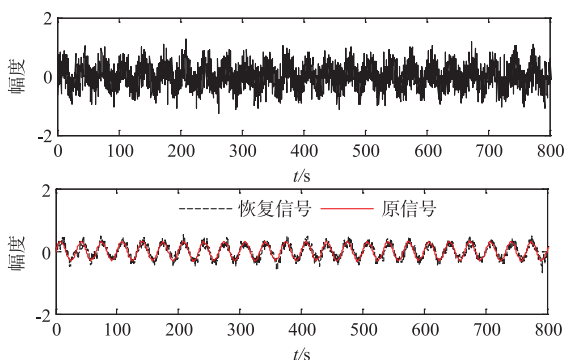


图10 波形恢复前后对比图

多频信号频率选取 $f_1 = 100\text{Hz}$, $f_2 = 200\text{Hz}$, $f_3 = 300\text{Hz}$ 对应的幅度 $A_1 = 0.3$, $A_2 = 0.3$, $A_3 = 0.3$, 采样频率 50000Hz , 大频率信号不满足绝热近似理论,采用二次采样处理,二次采样频率为 5Hz , 噪声强度分别取 $D = 0.1$, $D = 0.3$, $D = 0.8$ 送入粒子群算法幂函数随机共振恢复系统中,分别寻找最优参数,计算互相关系数 P , 得到实验结果如图 11 所示. 图 11 显示不同信噪比下信号复原情况, (1) $\text{SNR} = -8.42\text{dB}$, $a = 1.44745289$, $b = 1.15102451$, $P = 0.9854$; (2) $\text{SNR} = -20.34\text{dB}$, 参数 $a = 0.54999644$, $b = 0.61050933$, $P = 0.9806$; (3) $\text{SNR} = -35.14\text{dB}$, $a = 0.49455309$, $b = 0.78139138$, $P = 0.8893$. 从图 11 可知,通过粒子群算法在不同噪声强度下均能找到最优参数 a, b 还原微弱信号,噪声越小,互相关系数 P 越大,失真减少毛刺减少,复原效果越好. 高频信号能在幂函数随机共振系统产生随机共振,并且输出信号能在恢复系统进行还原.

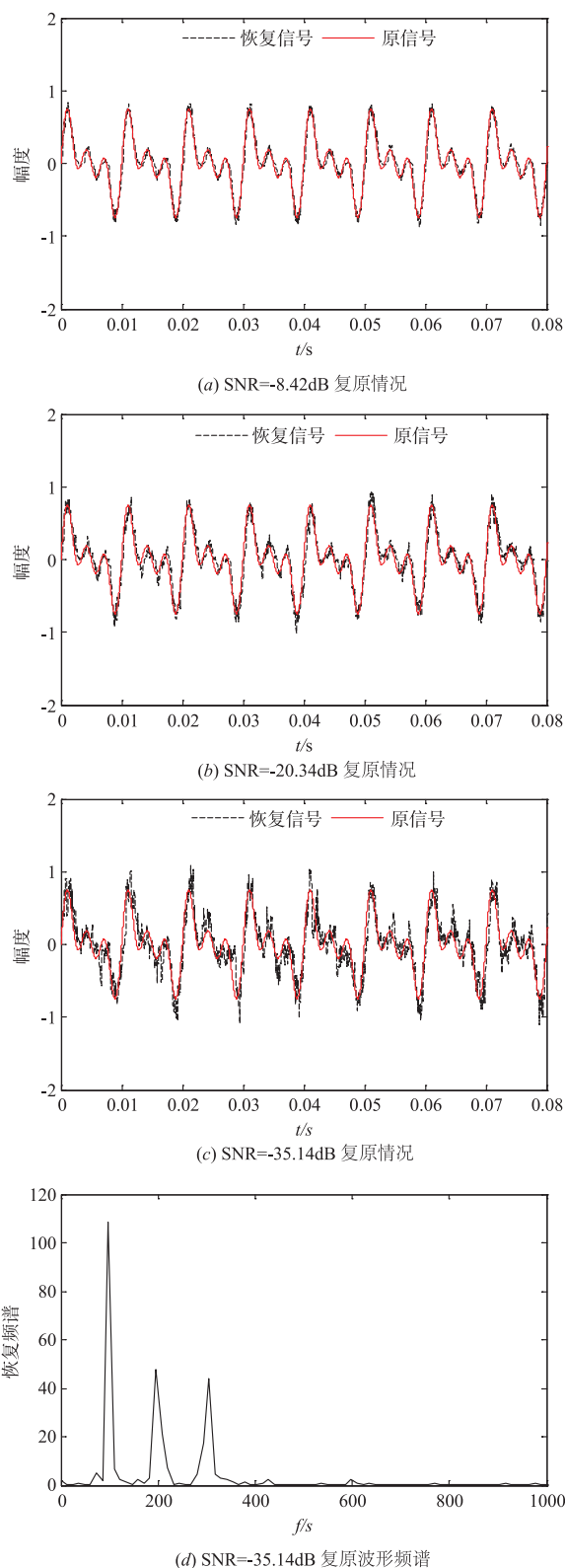


图11 不同噪声强度多频信号下复原情况

接下来对冲击信号进行恢复研究,非周期信号模

型^[27]为: $s(t) = A \exp \left[-3 \left(\frac{t-t_0}{W} \right)^2 \right]$, 其中 A 为脉冲高度, W 为脉冲的半峰宽, t 为时间起始位置, t_0 为信号起始位置. 现取 $A = 0.6$, $W = 0.05$, $t_0 = 0.3$. 采样频率 $f_s = 1000\text{Hz}$, 采样点数 $N = 1000$.

图 12 为不同噪声强度下冲击信号复原情况, (1) $D = 0.05$, $a = 1.12585214$, $b = 1.25402157$, $P = 0.9785$; (2) $D = 0.1$, $a = 1.13554996$, $b = 1.16109345$, $P = 0.9122$; (3) $D = 0.3$, $a = 1.29454157$, $b = 1.37854895$, $P = 0.7524$. 图 12 中显示随着噪声强度增大, 互相关系数 P 系数逐渐减小, 恢复波形毛刺越多. 不同噪声强度下, 恢复出来的脉冲高度和半峰宽与原始信号一致.

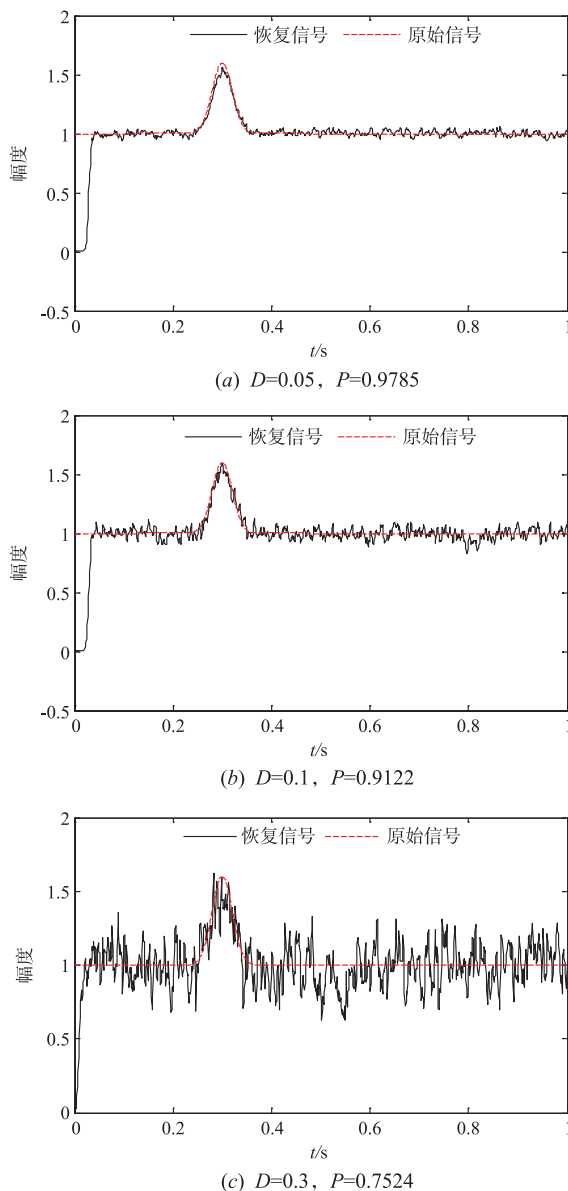


图12 不同噪声强度下冲击信号复原

4 结论

该文建立幂函数随机共振系统与恢复系统关系, 以正弦周期信号为待测信号, 以互相关系数 P 为衡量指标, 研究信号幅度, 噪声强度, 参数 a 、 b 对恢复性能影响. 研究表明: (1) 随着信号幅度增大 P 先增大后趋于平稳, 频率越小 P 越大; (2) 随着噪声强度增大 P 逐渐递减, 频率越小, 衰减越快; (3) 当噪声强度较小时, P 随着 a 增加先增后减, 存在极值 a 使得 P 值较高. 反之, 随着 a 增大, P 逐渐递减导致信号无法恢复; (4) 当噪声强度较小时, 随着 b 增大, 只有较小的 a 才能使 P 出现先增后减的趋势; (5) 粒子群算法对单频、多频正弦信号以及单脉冲信号参数寻优实现信号恢复, 寻优参数精度较高. 本文所提方法适用信噪比不低于 -35dB 的正弦周期信号, 噪声强度极低条件下单脉冲信号恢复. 本文所提方法存在不足: 噪声太大情况下随机共振无法发生, 信号得不到恢复, 考虑是否能先进行降噪处理, 再采用本文所提方法; 研究中采用的是正弦信号, 还需要用其他信号进行验证; 工程应用中信号包含大量信息, 若能将这些信息进行恢复, 将有利于工程信号分析扩展微弱信号研究理论与应用.

参考文献

- [1] BENZI R, SUTERA A, VULPIANI A. The mechanism of stochastic resonance [J]. *Journal of Physics A*, 1981, 14 (11): 453 - 457.
- [2] NICOLIS G, NICOLIS C, MCKERNAN D. Stochastic resonance in chaotic dynamics [J]. *Journal of Statistical Physics*, 1993, 70(1): 125 - 139.
- [3] QIN Y, TAO Y, HE Y, et al. Adaptive bistable stochastic resonance and its application in mechanical fault feature extraction [J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2014, 333 (26): 7386 - 7400.
- [4] LI J, ZHANG J. Adaptive multiscale noise control enhanced stochastic resonance method based on modified eemd with its application in bearing fault diagnosis [J]. *Shock and Vibration*, 2016, 2016(3): 1 - 13.
- [5] LI J, CHEN X, HE Z. Multi-stable stochastic resonance and its application research on mechanical fault diagnosis [J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2013, 332 (22): 5999 - 6015.
- [6] 高锐, 李赞, 吴利平, 李群伟, 齐佩汉. 低信噪比条件下基于随机共振的感知方法与性能分析 [J]. *电子学报*, 2013, 41(9): 1672 - 1679.
GAO Rui, LI Zan, WU Li-ping, et al. A spectrum sensing method and performance analysis based on stochastic resonance under low SNR [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41 (9): 1672 - 1679. (in Chinese)

- [7] 邓冬虎,朱小鹏,张群,罗迎,李宏伟. 基于随机共振理论的双基 ISAR 弱信号提取及成像分析[J]. 电子学报, 2012,40(9):1809-1816.
DENG Dong-hu, ZHU Xiao-peng, ZHANG Qun, et al. Weak signals extraction and imaging analysis in bistatic isar systems based on stochastic resonance[J]. Acta Electronica Sinica, 2012,40(9):1809-1816. (in Chinese)
- [8] 卢浩,程德福,王言章,赵兰霞. 基于反馈的时间差磁通门随机共振研究[J]. 电子学报, 2012,40(8):1701-1704.
LU Hao, CHENG De-fu, WANG Yan-zhang, et al. A study on the stochastic resonance model of time-difference flux-gate system with feedback control [J]. Acta Electronica Sinica. 2012,40(8):1701-1704. (in Chinese)
- [9] QIAO Z, LEI Y, LIN J, et al. Stochastic resonance subject to multiplicative and additive noise; The influence of potential asymmetries [J]. Physical Review E, 2016, 94 (5-1):052214.
- [10] HE Li-Fang, CUI, Ying-Ying, ZHANG Tian-Qi, et al. Analysis of weak signal detection based on tri-stable system under Levy noise[J]. Chinese Physics B, 2016,25(6):85-94.
- [11] QIAO Z, LEI Y, LIN J, et al. An adaptive unsaturated bi-stable stochastic resonance method and its application in mechanical fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017,84:731-746.
- [12] LAI Z H, LENG Y G. Weak-signal detection based on the stochastic resonance of bistable Duffing oscillator and its application in incipient fault diagnosis [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016,81:60-74.
- [13] LU S, HE Q, ZHANG H, et al. Rotating machine fault diagnosis through enhanced stochastic resonance by full-wave signal construction [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017,85:82-97.
- [14] LEI Y, QIAO Z, XU X, et al. An underdamped stochastic resonance method with stable-state matching for incipient fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017,94:148-164.
- [15] 王晶,张庆,梁霖,等. 采用遗传算法的自适应随机共振系统弱信号检测方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2010,44(3):32-36.
WANG Jing, ZHANG Qing, LIANG Lin, et al. Adaptive stochastic resonance based on genetic algorithm with applications in weak signal detection [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010,44(3):32-36. (in Chinese)
- [16] 孔德阳,彭华,马金全. 基于人工鱼群算法的自适应随机共振方法研究[J]. 电子学报, 2017,45(8):1864-1872.
KONG De-yang, PENG Hua, MA Jin-quan. Adaptive stochastic resonance method based on artificial-fish swarm optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2017,45(8):1864-1872. (in Chinese)
- [17] 焦尚彬,李鹏华,张青,等. 采用知识的粒子群算法的多频微弱信号自适应随机共振检测方法[J]. 机械工程学报, 2014,50(12):1-10.
JIAO Shang-bin, LI Peng-hua, ZHANG Qing, et al. Multi-frequency weak signal detection method based on adaptive stochastic resonance with knowledge-based pso [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014,50(12):1-10. (in Chinese)
- [18] 李一博,张博林,刘自鑫,等. 基于量子粒子群算法的自适应随机共振方法研究[J]. 物理学报, 2014,63(16):36-43.
LI Yi-bo, ZHANG Bo-lin, LIU Zi-xin, et al. Adaptive stochastic resonance method based on quantum particle swarm optimization [J]. Acta Physica Sinica, 2014,63(16):36-43. (in Chinese)
- [19] 丁文祺,冷永刚,范胜波,等. 双稳信号的参数调节及恢复[J]. 振动、测试与诊断, 2010,30(6):665-670.
DING Wen-qi, LENG Yong-gang, and FAN Sheng-bo, et al. Bi-stable signal recovery with parameter tuning [J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2010,30(6):665-670. (in Chinese)
- [20] 罗琦,韦香,朱敏. 基于双稳耦合系统的随机共振信号复原[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013,41(7):71-75.
LUO Qi, WEI Xiang, ZHU Min. Stochastic resonance signals recovery based on bistable coupling systems [J]. Journal of Hua Zhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2013,41(7):71-75. (in Chinese)
- [21] 张海滨,何清波,孔凡让. 基于变参数随机共振和归一化变换的时变信号检测与恢复[J]. 电子与信息学报, 2015,37(9):2124-2131.
ZHANG Hai-bin, HE Qing-bo, KONG Fan-rang. Time-varying signal detection and recovery method based on varying parameter stochastic resonance and normalization transformation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015,37(9):2124-2131. (in Chinese)
- [22] Gang Z, Tao H, Zhang T Q, et al. Characteristic analysis of power function type monostable stochastic resonance with Levy noise [J]. Acta Physica Sinica, 2015,64(22):72-81.
- [23] 张莹. 随机共振信号恢复机理与方法研究[D]. 天津:天津大学机械工程学院, 2010.
- [24] Vassoler R T, Zebende G F. DCCA cross-correlation coefficient apply in time series of air temperature and air relative humidity [J]. Physica A, 2012,391(7):2438-2443.
- [25] 朱大林,詹腾,张屹,郑小东. 多策略差分进化的元胞多目标粒子群算法 [J]. 电子学报, 2014,44(9):1831

- 1838.

ZHU Da-lin, ZHAN Teng, ZHANG Yi, ZHENG Xiao-dong. Cellular multi-objective particle swarm algorithm based on multi-strategy differential evolution [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 44 (9): 1831 - 1838. (in Chinese)

- [26] 马国庆, 李瑞峰, 刘丽. 学习因子和时间因子随权重调整的粒子群算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31 (11): 21

- 24

MA Guo-qing, LI Rui-feng, LIU Li. Particle swarm optimization algorithm of learning factors and time factor adjusting to weights [J]. Application Research of Computers, 2014, 31 (11): 21 - 24. (in Chinese)

- [27] 胡鸞庆. 随机共振微弱特征信号检测理论与方法[M]. 国防工业出版社, 2012, 107 - 113.

作者简介



贺利芳 女, 1979 年出生于河南济源, 重庆邮电大学副教授, 研究方向为微弱信号检测及处理.

E-mail: helf@cqupt.edu.cn



曹莉 女, 1992 年出生于湖北黄冈, 重庆邮电大学硕士研究生, 研究方向为微弱信号检测.

E-mail: 1050020996@qq.com