

1-2-2019

## Adaptive Stochastic Resonance Weak Signal Detection

Hongyan Xing

*1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; ;2. Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing of Jiangsu Province, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;*

Chunxia Lu

*1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; ;2. Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing of Jiangsu Province, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;*

Zhang Qiang

*1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; ;2. Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing of Jiangsu Province, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Adaptive Stochastic Resonance Weak Signal Detection

### Abstract

**Abstract:** As traditional stochastic resonance method has low accuracy problem for weak signal detection, a new adaptive stochastic resonance weak signal detection method based on global artificial fish swarm algorithm (GAFSA) is proposed, in which the global artificial fish swarm algorithm is combined with stochastic resonance. The output signal-to-noise ratio gain of stochastic resonance system is used as fitness function of the global artificial fish swarm algorithm, and the weak signal detection problem is transformed into multi-parameter parallel optimization problem, which forms an adaptive system to detect weak feature signal. The simulation experiments and the comparisons of optimization results are carried out respectively in the Langevin and Duffing systems. Simulation results show that the proposed method is efficient and feasible. Compared to Langevin system, Duffing adaptive stochastic resonance system has higher detection accuracy and performance of the weak signal detection. Duffing optimal system is applied to the multi-frequency large signal detection, which widens the application range of stochastic resonance.

### Keywords

self-adaption, stochastic resonance, Duffing oscillator, global artificial fish swarm algorithm, weak signal detection

### Recommended Citation

Xing Hongyan, Lu Chunxia, Zhang Qiang. Adaptive Stochastic Resonance Weak Signal Detection[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(2): 587-594.

## 自适应随机共振微弱信号检测

行鸿彦<sup>1,2</sup>, 卢春霞<sup>1,2</sup>, 张强<sup>1,2</sup>(1.南京信息工程大学, 气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 南京 210044;  
2.南京信息工程大学, 江苏省气象探测与信息处理重点实验室, 南京 210044)

**摘要:** 针对传统随机共振方法检测微弱信号精度低的问题, 把全局版人工鱼群算法与随机共振算法相结合, 提出了一种基于全局人工鱼群算法的自适应随机共振微弱信号检测方法。该方法把随机共振输出信噪比增益作为全局人工鱼群算法的适应度函数, 将微弱信号检测问题转化为多参数并行寻优问题。分别在 Langevin 和 Duffing 系统中进行仿真实验及其寻优结果对比研究, 仿真结果表明本文所提方法高效可行, 相比较 Langevin 系统, Duffing 自适应随机共振系统体现更高的微弱信号检测精度和检测性能。引入控制频率, 将 Duffing 自适应随机共振应用于多频大信号的检测, 拓宽了随机共振的应用范围。

**关键词:** 自适应; 随机共振; Duffing 振子; 全局人工鱼群算法; 微弱信号检测

中图分类号: N945.15; TP273 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 02-0587-08  
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201802027

## Adaptive Stochastic Resonance Weak Signal Detection

Xing Hongyan<sup>1,2</sup>, Lu Chunxia<sup>1,2</sup>, Zhang Qiang<sup>1,2</sup>

(1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science &amp; Technology, Nanjing 210044, China; 2. Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing of Jiangsu Province, Nanjing University of Information Science &amp; Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** As traditional stochastic resonance method has low accuracy problem for weak signal detection, a new adaptive stochastic resonance weak signal detection method based on global artificial fish swarm algorithm (GAFSA) is proposed, in which the global artificial fish swarm algorithm is combined with stochastic resonance. The output signal-to-noise ratio gain of stochastic resonance system is used as fitness function of the global artificial fish swarm algorithm, and the weak signal detection problem is transformed into multi-parameter parallel optimization problem, which forms an adaptive system to detect weak feature signal. The simulation experiments and the comparisons of optimization results are carried out respectively in the Langevin and Duffing systems. Simulation results show that the proposed method is efficient and feasible. Compared to Langevin system, Duffing adaptive stochastic resonance system has higher detection accuracy and performance of the weak signal detection. Duffing optimal system is applied to the multi-frequency large signal detection, which widens the application range of stochastic resonance.

**Keywords:** self-adaption; stochastic resonance; Duffing oscillator; global artificial fish swarm algorithm; weak signal detection

## 引言

微弱信号是指深埋在强噪声背景中的极其



收稿日期: 2015-12-30 修回日期: 2016-03-28;  
基金项目: 国家自然科学基金(61671248), 江苏省  
高校自然科学研究重大项目(15KJA460008);  
作者简介: 行鸿彦(1962-), 男, 山西新绛, 博士,  
教授, 研究方向为微弱信号检测、气象仪器仪表等。

微弱的有用信号, 微弱信号检测是对此类信号的测量, 其目的就是提高信噪比。由于背景噪声很强, 而被测信号又非常弱小, 因此从中检测出有效信号非常困难。传统信号检测方法主要是滤除或抑制噪声干扰, 但同时也会损坏有用信号, 导致检测性能下降, 当信噪比很低时存在漏检情况等, 而非线性随机共振系统可避免此缺陷。

<http://www.china-simulation.com>

随机共振(Stochastic Resonance, SR)是 Benzi 等<sup>[1]</sup>在 1981 年为解释地球冰川周期性首次提出, 它将噪声看作有益元素, 利用噪声能量可增强信号能量。此前, 相关学者对一维 Langevin 随机共振进行了深入研究<sup>[2-9]</sup>, 但在实际应用中, 其存在着不易控制且不易发生的问题, 即随机共振的产生需要严格的条件, 只有当非线性系统与信号、噪声相匹配时, 才能产生随机共振效应, 实现能量从噪声向被测信号转移。Duffing 混沌振子是能够产生混沌现象的一类非线性系统<sup>[10-12]</sup>, 利用其对初值的敏感性和对噪声的免疫性, 结合随机共振理论, 能够实现低信噪比背景下的微弱信号检测, 其系统稳定性强。

文献[13]把最高谱峰位置和过零间距方差作为优化目标, 提出基于时频指标的自适应随机共振, 但此方法操作困难, 最高谱峰位置难辨, 只能实现单参数寻优; 文献[14]采用线性随机搜索 LRS 算法实现自适应随机共振, 在相应权空间内随机选择游动方向, 实现权向量迭代, 其计算复杂度高, 估计精度低, 存在漏检情况。为克服上述问题, 本文选用智能算法优化随机共振多参数, 根据适应度值选择游动方向, 输出最优检测结果, 不存在漏检情况, 具有操作简单、估计精度高、计算复杂度低的优点。全局人工鱼群算法(global artificial fish swarm algorithm, GAFSA)<sup>[15]</sup>具有克服局部极值, 取得全局极值的优点, 体现较强的鲁棒性和较好的收敛性能。本文利用全局人工鱼群算法优化随机共振系统, 选用随机共振输出信噪比增益作为鱼群算法适应度函数, 采用 Matlab 仿真平台为系统设计平台, 将待测信号和背景信号以驱动项的形式直接输入自适应随机共振系统, 优化系统参数, 实现微弱信号检测。

## 1 理论分析

### 1.1 随机共振

Duffing 随机共振系统利用自身在混沌状态时

的输出特性, 当驱动信号频率与特征信号频率相匹配时可实现对微弱信号的检测。

Duffing 随机共振系统以 Duffing 混沌振子为发生载体, 可表示为:

$$\ddot{x} + k\dot{x} = -dU(x) / dx + s(t) + n(t) \quad (1)$$

式(1)中:  $k$  为阻尼比,  $s(t)$  特征信号,  $n(t)$  噪声, 势函数  $U(x) = -(a/2)x^2 + (b/4)x^4$ , 其描述了含有两个极小值( $x = \pm\sqrt{a/b}$ )和一个极大值( $x=0$ )的双稳系统, 势垒高度为  $\Delta U = a^2/4b$ 。当势函数极点和拐点重合时, 得到系统临界值  $A_c = \sqrt{4a^3/27b}$ 。当信号幅值  $A < A_c$  时, 信号无法跳过势垒, 系统输出只能做局域周期运动; 当信号幅值  $A > A_c$  时, 信号和噪声达到协同作用, 一部分噪声能量转移到信号上, 系统输出在两稳态间大范围跃迁, 即系统进入 SR 状态。式(1)可变为:

$$\ddot{x} + k\dot{x} - ax + bx^3 = s(t) + n(t) \quad (2)$$

式(2)为二维 Duffing 振子随机共振模型, 其中  $\ddot{x}$  为惯性项,  $k$  为阻尼比,  $a, b$  是系统模型系数,  $a, b, k$  是决定随机共振系统和输入信号匹配的关键参数, 若取值不当就不会产生随机共振效应。系统在过阻尼情况下, 惯性项  $\ddot{x}$  可以忽略, 令  $k=1$ , 则式(2)变为:

$$\dot{x} - ax + bx^3 = s(t) + n(t) \quad (3)$$

式(3)是典型的一维 Langevin 随机共振模型。

令式(2)和式(3)输入混合信号为:

$$sn(t) = s(t) + n(t) = A\cos(2\pi f_0 t) + \sqrt{2D}\xi(t) \quad (4)$$

式(4)中: 待测微弱信号  $s(t) = A\cos(2\pi f_0 t)$ , 背景噪声  $n(t) = \sqrt{2D}\xi(t)$ ,  $D$  是噪声强度,  $\xi(t)$  是均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声。

### 1.2 全局人工鱼群算法

全局人工鱼群算法是李晓磊等<sup>[16]</sup>提出的新型仿生优化算法, 通过改进鱼的觅食、聚群、追尾行为, 最终实现全局寻优。

令  $X = (x_1, \dots, x_n)$  表示人工鱼状态向量,  $x_i (i=1, \dots, n)$  为预寻优变量;  $Y = f(X)$  为人工鱼所处食物浓度。  $V$  表示视野范围,  $L$  为最大步长,

$t\_n$  为最大尝试次数,  $\delta$  为拥挤度因子。以下行为中, 设  $X_i$  为人工鱼的当前状态,  $Y_i$  为其对应食物浓度。

**觅食行为:** 在  $V$  内选择一个位置  $X_j$ , 根据  $f(X)$  计算对应食物浓度  $Y_j$ , 若  $Y_j > Y_i$ , 则  $X_i$  向  $X_j$  方向挪动, 否则重新选取状态。反复尝试  $t\_n$  次后, 仍不满足前进条件, 随机移动一步。

**聚群行为:** 搜索  $V$  内人工鱼数目  $n_f$  并计算中心位置  $X_c = \sum_{j=1}^{n_f} X_j / n_f$ 。如果  $Y_c / n_f > \delta Y_i$ , 表明中心食物充足, 则  $X_i$  往  $X_c$  方向挪动, 否则执行觅食行为。

**追尾行为:** 搜索  $V$  内最大食物浓度值  $Y_j$ , 如果  $Y_j / n_f > \delta Y_i$ , 表明  $X_j$  处食物充足, 则  $X_i$  按式往  $X_j$  方挪动, 否则执行觅食行为。

## 2 基于 GAFSA 的自适应随机共振

信噪比是衡量随机共振效应的主要指标, 而信噪比增益是衡量检测性能改善的测度指标。传统随机共振检测微弱信号方法中, 系统参数大多是人为设置, 或单参数优化<sup>[17-19]</sup>, 然而这些局部寻优方法没有考虑参数之间的相互作用, 具有一定的偶然性, 因此, 自适应确定随机共振系统最优匹配参数是检测微弱信号的关键。为便于比较一维 Langevin 和二维 Duffing 随机共振系统的检测性能, 选取信噪比增益作为人工鱼的食物浓度(即目标函数), 实现自适应随机共振微弱信号检测。

信噪比增益定义:

$$SNRI = \frac{S(\omega)_{out} / S_N(\omega)_{out}}{S(\omega)_{in} / S_N(\omega)_{in}} \quad (5)$$

式中:  $S(\omega)_{in}, S(\omega)_{out}$  分别为输入、输出信号功率谱在  $\omega$  处的幅值;  $S_N(\omega)_{in}, S_N(\omega)_{out}$  分别为输入、输出同频噪声平均功率。只有当信噪比增益大于 1 时, 才能说明随机共振系统对信号具有改善作用, 并且信噪比越大, 信号检测性能越好。

GAFSA 是根据食物浓度寻找最优人工鱼, 其算法流程实现如图 1 所示, 具体步骤如下:

(1) 初始化参数和人工鱼群状态。

(2) 随机共振信噪比增益作为目标函数, 计算人工鱼食物浓度  $Y=f(x)$ 。公告板记录最大食物浓度  $Y_{best}$  及其对应人工鱼位置  $X_{best}$ , 作为历史最优人工鱼信息。

(3) 每条人工鱼按一定条件执行觅食、追尾、聚群行为, 并更新自己的状态。

(4) 根据人工鱼更新后的向量  $X_{next}$  计算食物浓度值  $Y_{next}$ , 将其与历史最优人工鱼  $Y_{best}$  比较, 若  $Y_{next} > Y_{best}$ , 更新最优人工鱼位置向量和食物浓度, 否则保留相关信息。

(5) 每条人工鱼循环完后, 迭代次数+1, 若未达到  $N$  则返回(3), 否则转执行(6)。

(6) 输出最优人工鱼  $X_{best}(a, b/a, b, k)$  的值和食物浓度  $Y_{best}$ (信噪比增益), 将优化后的参数载入一维 Langevin 系统/二维 Duffing 系统, 实现自适应随机共振微弱信号检测。

```

%人工鱼优化算法
%参数设置
M=60; N=60; t_n=60; V=3; L=0.02; i=1;
crowd=0.618; %拥挤度因子
gafs_init(); %初始化全局人工鱼群算法
foodconsistence=SR_SNRI();
%求食物浓度(随机共振输出信噪比增益)
[Y, X]=max(foodconsistence);
Xbest=[X(a), X(b), X(k)]; %并行寻优
Ybest=Y; %初始记录(历史最优人工鱼信息)
if (i<t_n)
    switch (gafs_select()) %选择行为
    case condition1
        gafs_preay(); %执行觅食行为
    case condition2
        gafs_follow(); %执行追尾行为
    case condition3
        gafs_swarm(); %执行聚群行为
    end
    Ynext=SR_SNRI(a1, b1, k1); %计算当前食物浓度
    if (Ynext>Ybest)
        Ybest=Ynext; Xbest=[X(a1), X(b1), X(k1)];
        %状态更新, 并行(同时)寻优
    end
    i=i+1;
end

```

图 1 人工鱼优化算法

Fig. 1 Artificial fish optimization algorithm

### 3 实验结果与分析

基于 GAFSA 的自适应随机共振方法通过行为选择得到随机共振系统最优输出, 对不同输入信号系统存在最优参数值。为验证该方法的有效性, 在小参数范围内取 6 组不同输入信号, 分别在过阻尼 Langevin 系统和 Duffing 系统中进行仿真实验研究, 同时对比两系统的检测性能和寻优结果。

#### 3.1 过阻尼 Langevin 系统

仿真模型如式(3), 系统模型结构参数  $a$ ,  $b$  不仅影响势垒高度  $\Delta U$ , 而且影响系统阈值  $A_c$ 。 $a$  越大, 势垒高度越高, 系统阈值越大;  $b$  越大, 势垒高度越低, 系统阈值越小。因此  $a$ ,  $b$  是影响随机共振系统模型结构的关键参数, 若取值不当, 则随机共振效果也不理想。

由于随机共振发生时, 参数  $a$ ,  $b$  取值很小, 为

为了提高算法的时效性, 设置人工鱼参数:  $V=3$ ,  $L=0.02$ , 规模  $M=60$ , 最大尝试次数  $t_n=60$ , 迭代次数  $N=60$ , 拥挤度因子  $\delta=0.618$ 。待寻优参数范围  $a \in [0.01, 2.5]$ ,  $b \in [0.01, 2.5]$ , 寻优精度为 0.001。以输入信号幅值  $A=0.18$ 、噪声强度  $D=0.3$  为例, 设输入信号是  $f_0=0.01$  Hz 的余弦信号, 取采样频率  $f_s=5$  Hz, 时间步长  $h=1/f_s$ , 采样点数  $N_s=800$ , 采用 Runge-Kutta 算法求解 Langevin 方程, 取 10 次平均值。图 2 是此寻优参数下 Langevin 随机共振系统波形和频谱图。

如图 2 所示, 微弱周期成分淹没在强噪声背景中, 无法看出其周期分量, 经人工鱼优化的随机共振系统处理后, 在图 2(c)输出信号频谱中, 其周期成分已经十分明显, 其输出频谱图 2(c)中, 在 0.01Hz 处的谱峰突出, 其信号被增强。

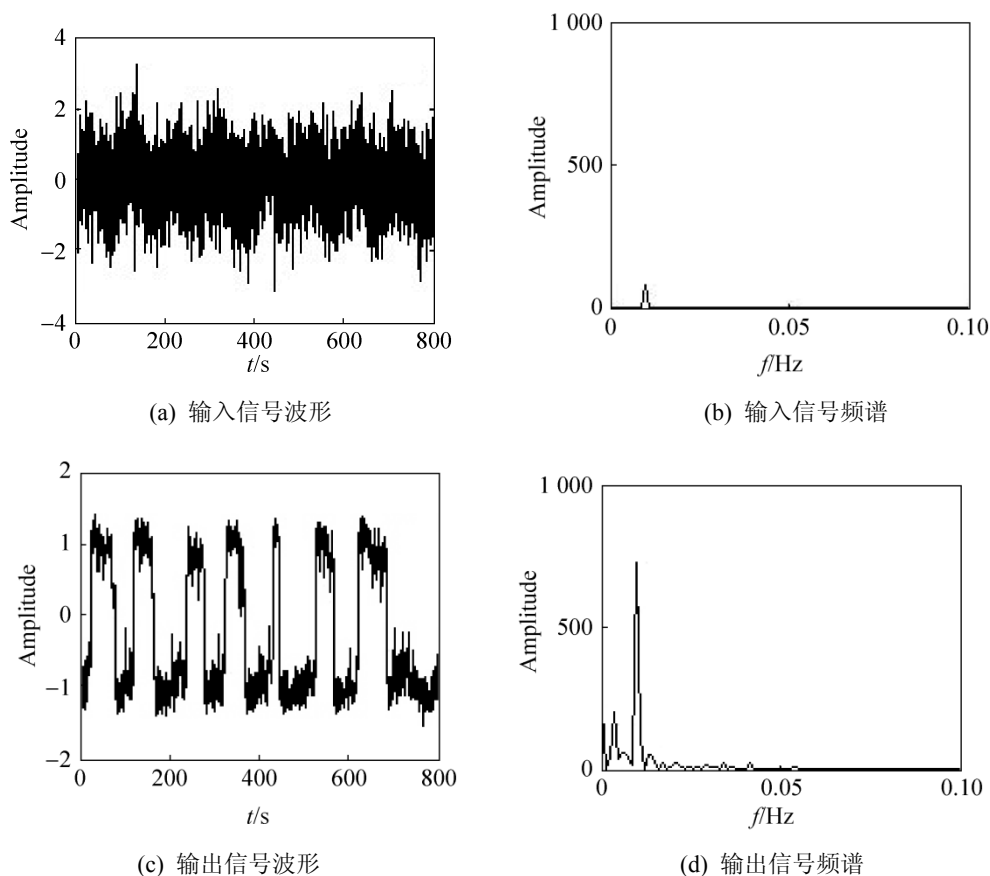


图 2 人工鱼寻优 Langevin 随机共振系统

Fig. 2 Artificial fish optimization Langevin stochastic resonance system

为验证算法的有效性, 在小参数范围内, 取 6 组输入信号独立运行程序, 由于高斯白噪声的随机性, 输入信噪比会有微小的波动, 因此, 对每组信号, 取不同迭代次数, 程序独立运行 10 次, 计算平均值, 其结果记录如表 1 所示。

表 1 Langevin 随机共振系统下寻优结果  
Tab. 1 Optimization results of Langevin stochastic resonance system

输入信号	$SNR_m$	$a$	$b$	$SNRI$	$SNR_{out}$
A=0.10 D=0.15	-17.602 9	0.827	0.710	3.699 8	6.520 3
A=0.18 D=0.3	-24.988 4	1.002	1.413	5.379 8	5.705 5
A=0.2 D=0.35	-22.161 5	0.874	1.109	5.267 6	4.176 6
A=0.3 D=0.32	-16.446 2	0.611	0.748	2.695 0	9.702 8
A=0.15 D=0.28	-19.530 4	0.736	0.893	4.977 5	4.910 2
A=0.08 D=0.35	-36.612 2	1.341	1.985	3.734 6	-7.732 9

仿真结果表明, GAFSA 优化随机共振参数能够大幅度提高输出信噪比, 输出信噪比增益均大于 1, 表明系统对信号具有一定的改善作用, 当输入混合信号为:  $sn(t) = 0.18\cos(2\pi \cdot 0.01 \cdot t) + \sqrt{0.6}\xi(t)$  (即  $A = 0.18, D = 0.3$ ) 时, 信噪比增益最高为 5.379 8, 输入与输出信噪比差值最大(输出信噪比: 5.705 5 dB, 比输入信噪比高 30.6939dB), 体现的 GAFSA 寻优效率最高。多次仿真运行可知当迭代次数大于 26 时, 算法收敛, 可见该方法收敛速度快。

### 3.2 Duffing 系统

仿真模型如式(2), 与 Langevin 方程相比, 系统增加了参数  $k$ 。阻尼比  $k$  表明介质对粒子运动的阻碍作用, 与粒子跃迁速率成反比, 随着噪声强度的增大, 产生 SR 效应的最优阻尼比  $k$  值也增大。 $k$  值越小, 信噪比峰值越大, 信噪比峰值对应的噪声强度越小, 反之亦然。因此,  $k$  是 Duffing 系统 SR 重要参数, 针对参数  $a, b$  取值不同,  $k$  的选择也不相同。

由于 Duffing 系统中三参数  $a, b, k$ , 使得寻优困难, 传统方法中, 控制  $k$  的值, 寻优参数  $a, b$  值, 得出的结果只能是相对最优参数值, 并非最优系统参数值; 当固定参数选取不合适时, 对单一参数的优化可能失去意义。为避免相关数据干扰, 采用相同的 6 组原始信号, 用 GAFSA 寻优 Duffing 系统  $a, b, k$  三参数。

为方便比较 Langevin 系统和 Duffing 系统的优越性, 初始化人工鱼参数设置与 Langevin 相同。设 Duffing 方程随机共振系统待寻优参数范围  $a \in [0.01, 2.5]$ ,  $b \in [0.01, 2.5]$ ,  $k \in [0.01, 2.5]$ , 寻优精度为 0.001。取其 10 次平均值, 寻优结果统计如表 2。

表 2 Duffing 振子随机共振系统下寻优结果  
Tab. 2 Optimization results of Duffing stochastic resonance system

输入信号	$a$	$b$	$k$	$SNRI$	$SNR_{out}$
A=0.10 D=0.15	0.226	0.691	0.315	4.210 3	13.146 1
A=0.18 D=0.3	0.304	0.571	0.402	8.367 5	9.986 3
A=0.2 D=0.35	0.151	0.469	0.129	7.336 9	8.196 5
A=0.3 D=0.32	0.077	0.235	0.165	4.269 7	13.602 6
A=0.15 D=0.28	0.046	1.385	0.452	5.001 1	7.270 3
A=0.08 D=0.35	0.243	1.313	1.008	5.658 7	-3.304 0

对比表 2、表 1 可知, 在相同输入信噪比情况下, 人工鱼寻优 Duffing 振子随机共振系统效果要好于 Langevin 系统, Duffing 随机共振系统输出信噪比增益均大于 Langevin 系统, 即二维 Duffing 随机共振系统体现出更好的信号检测性能; Duffing 优化系统的输出信噪比均高于 Langevin 系统, 平均高出约 5 dB, 因此, GAFSA 寻优 Duffing 系统 3 参数能够获得更好的自适应随机共振微弱信号检测系统。图 3 给出了人工鱼优化 Duffing 随机共振系统的其中一组优化结果界面。

对比表 2、表 1 可知, 在相同输入信噪比情况下, 人工鱼寻优 Duffing 振子随机共振系统效果要

好于 Langevin 系统, Duffing 随机共振系统输出信噪比增益均大于 Langevin 系统, 即二维 Duffing 随机共振系统体现出更好的信号检测性能; Duffing 优化系统的输出信噪比均高于 Langevin 系统, 平均高出约 5 dB, 因此, GAFSA 寻优 Duffing 系统 3 参数能获得更好的自适应随机共振微弱信号检测系统。

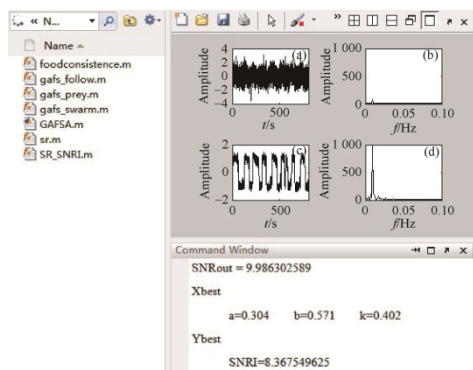


图3 优化结果操作界面(A=0.18, D=0.3)

Fig. 3 Operation interface of optimization results

如图3, 左边是工作空间窗口, 存有代码执行文件, 左上方是仿真出图结果, 右下角是仿真执行命令窗口, 以  $A=0.18, D=0.3$  为例, Duffing 系统输入信噪比为  $-24.9884\text{dB}$ , 如图3右下角所示(人工鱼最优状态值), 寻优后输出信噪比为  $9.9863\text{dB}$ , 提高了  $34.9747\text{dB}$ , 输出信噪比增益为  $8.3675$ , 系统输出最优参数值为  $a=0.304$ ,  $b=0.571$ ,  $k=0.402$ 。在不同迭代次数情况下, 运行10次, 仿真结果发现, 尽管输入信号相同、输出信噪比相同, 信噪比增益、寻优参数值  $a, b, k$  不一定相同, 进一步验证了系统参数自适应选取的重要性。自适应随机共振输出共振结果如图3右上角, 图4为其导出的输出频谱图, 可以看出, 特征信号已被增强。

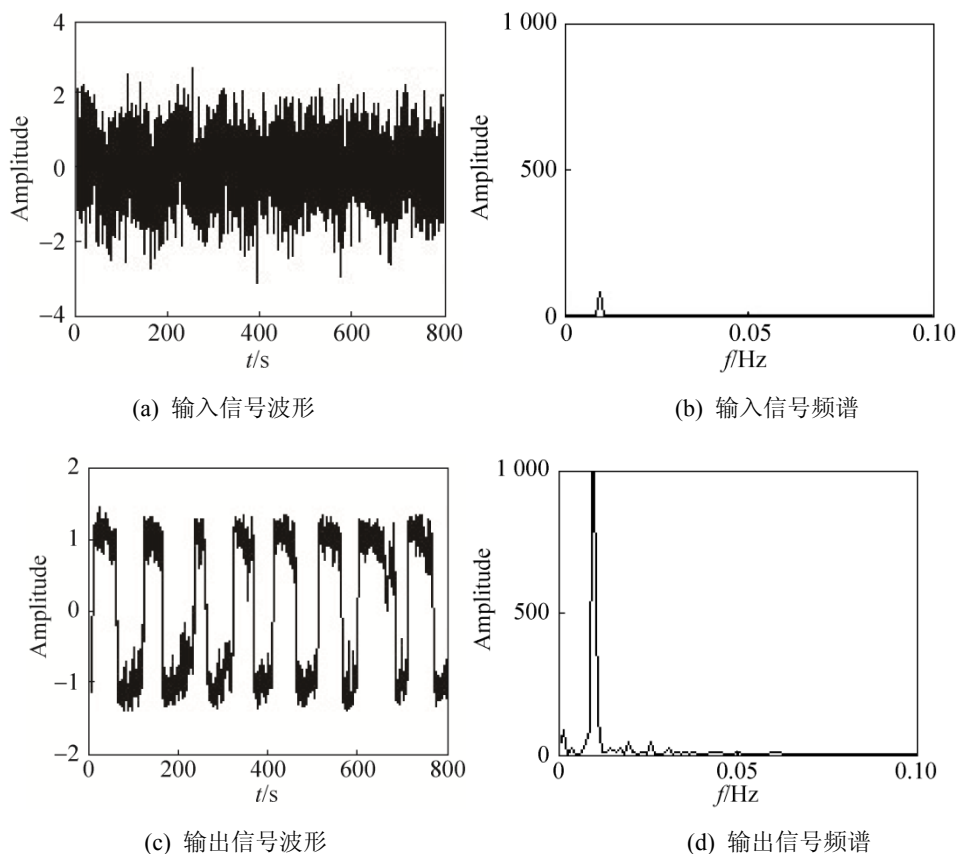


图4 人工鱼寻优 Duffing 系统随机共振

Fig. 4 Artificial fish optimization Duffing stochastic resonance system



对比图 2 和图 4, 寻优后两自适应随机共振系统均能检测出微弱特征信号, 但 Langevin 系统输出信噪比增益并不可观, 加上信号在传播中有损耗, 外接设备不易接收, 因此, Langevin 随机共振系统在实际工程中应用受到限制。而图 4(c)中 Duffing 振子随机共振输出信号波形周期成分更明显, 表明 Duffing 随机共振系统稳定性较好, 具有较高的检测性能, 图 4(d)中输出特征信号可辨别程度(精度)要高于 Langevin 系统(图 2(d)), 说明 GAFSA 在 Duffing 系统中比在 Langevin 系统中更能体现出自适应随机共振系统的优越性。同时也说明, Duffing 振子 3 参数寻优的系统匹配度要好于 Langevin 系统 2 参数寻优。

#### 4 多频大信号微弱信号检测

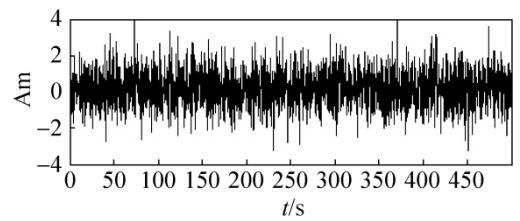
实际工程中, 遇到的微弱信号基本上是多频大信号, 根据信号可分解原理, 将待测弱周期信号叠加作为驱动信号, 可扩大随机共振在强噪声背景中检测多频信号的应用, 利用随机共振检测高频信号的传统方法是将特征信号进行尺度变换<sup>[20]</sup>, 这种变尺度方法虽然扩展了系统检测参数范围, 但它要求尺度变换的频率匹配要有一定的精度, 其操作困难。为克服此局限, 采用频率控制方法, 结合 GAFSA, 实现高低频信号的自适应检测, 以具有优越性的 Duffing 随机共振系统为仿真模型, 引入控制频率  $e(t) = \cos(2\pi f_e t)$ , 式(6)为混合信号。

$$sn(t)' = \sum_{i=1}^n A_i \cos(2\pi f_i t) + \sqrt{2D}\xi(t) \quad (6)$$

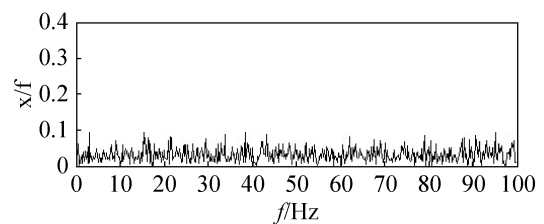
$$\begin{aligned} sn(t)' * e(t) &= \left( \sum_{i=1}^n A_i \cos(2\pi f_i t) + \sqrt{2D}\xi(t) \right) * \cos(2\pi f_e t) = \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{A_i}{2} \left[ (\cos(2\pi(f_e + f_i)t) + \cos(2\pi(f_e - f_i)t)) \right] + \\ &= \sqrt{2D}\xi(t) * \cos(2\pi f_e t) \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中,  $(f_i + f_e)$  为新生高频信号,  $(f_e - f_i)$  为新生低频信号, 为验证该方法的有效性, 设  $n=3$ , 取大参数信号  $f_1=28, f_2=45, f_3=50$ , 将  $sn(t)' * e(t)$  作

为驱动项载入基于 GAFSA 的 Duffing 随机共振系统, 程序独立运行 10 次, 平均寻优结果为:  $a = 0.335, b = 0.494, k = 0.470$ , 系统输出向量  $f_e = [28.040\ 02, 45.009\ 53, 50.080\ 21]$  (计算精度为 0.01), 如图 5~6, 高频信号淹没在强噪声中, 产生共振输出后, 信号通过随机共振在低频处被检测出来, 再根据  $f = f_e - f_i$  即可还原真实频率, 即  $f_1 = 28.04 - 0.04 = 28, f_2 = 45.01 - 0.01 = 45, f_3 = 50.08 - 0.08 = 50$ 。



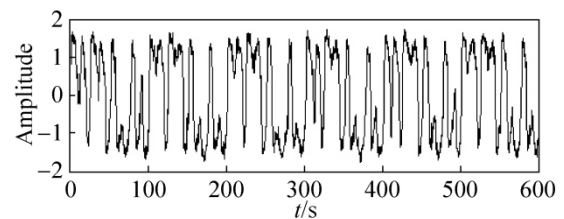
(a) 输入信号波形



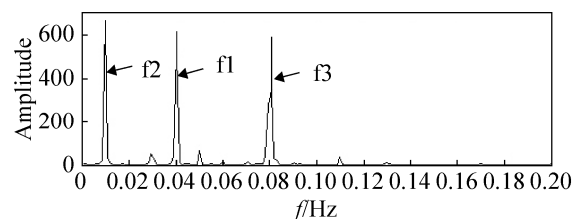
(b) 输入信号频谱

图 5 多频信号随机共振输入频谱图

Fig. 5 Input spectrum diagram of multi frequency signal stochastic resonance



(a) 输出信号波形



(b) 输出信号频谱

图 6 多频信号随机共振输出频谱图

Fig. 6 Output spectrum diagram of multi frequency signal stochastic resonance

## 5 结论

本文利用 GAFSA 的寻优优势,把随机共振输出信噪比增益作为食物浓度,采用 GAFSA 优化随机共振参数,形成自适应随机共振系统,实现微弱信号检测,仿真结果表明:基于 GAFSA 的自适应随机共振系统检测微弱信号效果明显,在相同的输入信号情况下,二维 Duffing 随机共振系统体现的 GAFSA 寻优性能要好于一维 Langevin 系统,寻优后 Duffing 随机共振系统匹配度优于 Langevin 系统,二维 Duffing 随机共振系统有着更高的检测精度,稳定性较好。基于二维 Duffing 随机共振,引入控制频率,将此方法成功应用于多频微弱信号的检测。本文方法克服了传统自适应随机共振算法只能得到局部最优参数值的缺点,在多参数寻优中获得全局最优解,结合频率相乘方法可实现大参数条件下多频信号随机共振最优输出,其输出信噪比比比较高,可扩展到雷达、石油测井、卫星通信等应用领域,具有一定的理论意义和工程应用价值。

## 参考文献:

- [1] Beniz R, Sutura A, Vulpiana A. The mechanism of stochastic resonance[J]. *Journal of Physics A: Mathematical and General* (S0305-4470), 1981, 14(11): 453-457.
- [2] Danziger Z, Grill W M. A neuron model of stochastic resonance using rectangular pulse trains[J]. *Journal of Computational Neuroscience* (S0929-5313), 2015, 38(1): 1-14.
- [3] Gammaitoni L, Hanggi P, Jung P, et al. Stochastic Resonance: A remarkable idea that changed our perception of noise[J]. *European Physical Journal B* (S1434-6028), 2009, 69(1): 1-3.
- [4] Danziger Z, Grill W M. A neuron model of stochastic resonance using rectangular pulse trains[J]. *Journal of Computational Neuroscience* (S0929-5313), 2015, 38(1): 1-14.
- [5] Kohar V, Murali K, Sinha S. Enhanced logical stochastic resonance under periodic forcing[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation* (S1007-5704), 2014, 19(8): 2866-2873.
- [6] 朱光起, 丁珂, 张宇. 基于随机共振进行弱信号探测的实验研究[J]. *物理学报*, 2010, 59(5): 3001-3006.
- [7] 张良英, 金国祥, 汪志云. 单模激光增益模型的能量随机共振[J]. *物理学报*, 2015, 64(3): 343-347.
- [8] 任立通, 胡金海, 谢寿生, 等. 基于随机共振预处理的振动故障特征提取研究[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(2): 141-146.
- [9] 邓冬虎, 朱小鹏, 张群, 等. 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.
- [10] 何朝霞, 刘凯. 基于 Duffing 随机共振的图像去噪技术研究[J]. *科学技术与工程*, 2013, 13(26): 7683-7687.
- [11] 李爽, 李倩, 李佼瑞. Duffing 系统随机相位抑制混沌与随机共振并存现象的机理研究[J]. *物理学报*, 2015, 64(10): 100501.
- [12] 赵志宏, 杨绍普, 刘永强. 基于 Duffing 振子的随机共振研究[J]. *全国非线性动力学和运动稳定性学术会议*, 2013: 160-164.
- [13] 谭继勇, 陈雪峰, 雷亚国, 等. 自适应移频变尺度随机共振在故障诊断中的应用[J]. *西安交通大学学报*, 2009, 43(7): 69-73.