

基于人工鱼群算法的 自适应随机共振方法研究

孔德阳, 彭 华, 马金全

(解放军信息工程大学 信息工程学院, 河南郑州 450002)

摘 要: 随机共振为微弱通信信号的检测提供了新途径. 本文提出一种基于人工鱼群算法的自适应随机共振新方法, 重点研究基于随机共振的微弱周期信号检测技术, 将人工鱼群算法和归一化处理结合增强随机共振, 适当添加噪声并设定自适应步长策略及迭代停止条件. 理论分析和仿真结果表明, 对比传统群智能算法处理随机共振其在算法适应性及稳定性、最佳共振精确度、寻优收敛速度、精度方面有明显提升, 并为信噪比增益带来 3-5dB 的提升, 运算时间复杂度降低逾 70%.

关键词: 随机共振; 人工鱼群算法; 归一化处理; 自适应步长

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)08-1864-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.08.009

Adaptive Stochastic Resonance Method Based on Artificial-Fish Swarm Optimization

KONG De-yang, PENG Hua, MA Jin-quan

(PLA Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: Stochastic resonance provided new ways detecting weak communication signals. A new method based on artificial-fish swarm optimization is proposed whose emphasis is on weak periodic signal detection based on stochastic resonance. Artificial-fish swarm optimization is combined with normalization of stochastic resonance. Noise is utilized by adding it to the signal while new adaptive step strategy and iteration stopping strategy are also used. The results of theoretical analysis and simulation experiments show this proposed method have great promotions on adaptability, stability, precision of the optimal resonance and the convergence speed, as well as a great promotion of 3-5dB on SNR gain compared with traditional stochastic resonance based on swarm optimization. Meanwhile, the time complexity of calculation is decreased by 70%.

Key words: stochastic resonance; artificial-fish swarm optimization; normalization method; adaptive step

1 引言

噪声背景下的微弱信号检测技术在通信、机械、医学、物理测量等领域得到了广泛研究和发展. 与传统信号检测方法相比, 随机共振能够有效利用噪声能量增强周期信号, 同时噪声能量得到抑制, 这将为低信噪比信号检测技术带来很大的帮助. 然而随机共振的发生并不是无条件的^[1-3], 需要信号、噪声、非线性系统达到一定的匹配条件才能够增强随机共振效应, 提高系统输出响应信噪比. 因此, 为了使随机共振能够更加方便快捷应用于信号检测, 有效控制系统参数和信号噪声

的匹配获得最佳系统输出便是其中关键. 一般情况下, 输入信号无法改变, 必须通过调节噪声和非线性系统参数使系统、信号、噪声匹配达到随机共振. 针对参数的调节, 形成了不同经典自适应随机共振方法^[4-7], 旨在自适应调整系统参数以加强随机共振, 提高信号检测能力. (1) 以单个参数为优化对象的自适应随机共振, 分别对单个参数进行寻优, 缺点是会忽略参数的相互作用, 复杂度很高; (2) 以遗传算法为代表的随机搜索算法^[6], 对于结构复杂的组合优化问题, 搜索空间大, 易于实现, 但涉及繁琐的编码过程, 搜索时间长. 随着人工智能研究的深入, 不同群智能优化算法被提出, 包括

蚁群算法、粒子群算法、人工鱼群算法等. 蚁群算法^[8,9]存在寻优时间久、收敛速度慢、易获得局部最优, 参数选取对全局搜索能力影响巨大等缺陷; 粒子群算法^[8]应用于随机共振在 Duffing 阵子系统上有良好性能提升, 在双稳 Langevin 系统上仅有运算量的减小, 输出信噪比提升微弱. 而人工鱼群算法鲁棒性强、对初值敏感性相比其他群智能算法小, 易于实现并且易于取得全局最优, 被本文选择用于处理随机共振问题. 文献[10]初步将人工鱼群算法和随机共振相结合 (Artificial-fish Swarm Stochastic Resonance, ASSR), 验证了随机共振和群智能算法结合的可能性, 但存在运算量大、初值范围要求高、收敛慢和收敛精度低等问题. 文献[11,12]提出改进的人工鱼群算法, 主要针对视野和步长进行优化, 一定程度上提高了全局收敛性和算法运行效率.

本文提出基于人工鱼群算法和归一化的自适应随机共振方法 (Adaptive Stochastic Resonance Based on Artificial-fish Swarm and Normalization, ASRASN). 采用归一化方法与人工鱼群算法结合, 添加噪声, 改变寻优步长, 添加鱼群繁衍停止条件判断等方法, 旨在提高随机共振算法全局收敛精度和速度、降低运算量、进一步改善初值敏感性.

2 基本理论

2.1 随机共振系统模型

受白噪声和微弱周期信号作用的双稳态系统是产生随机共振最为常用的一种非线性系统, 可表示为 Langevin 方程^[13]:

$$\frac{dx}{dt} = ax - bx^3 + A\cos(2\pi f_0 t + \varphi) + \Gamma(t) \quad (1)$$

a 和 b 为双稳态系统参数, $s(t) = A\cos(2\pi f_0 t + \varphi)$ 为被检测信号, A 为信号幅值, f_0 为信号频率, $\Gamma(t)$ 为均值为 0、噪声强度为 D 高斯白噪声, $[\Gamma(t)] = 0$, $[\Gamma(t)\Gamma(0)] = 2D\delta(t)$, 其中 $[\cdot]$ 为时间平均. 双稳系统在信号和噪声的共同作用下产生随机共振输出 $x(t)$. 如图 1:

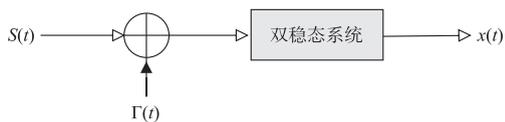


图1 双稳态系统随机共振示意图

当双稳系统参数、信号参数、噪声强度达到匹配时, 噪声的能量会增强信号, 使非线性系统输出信噪比增加, 输出功率谱在信号频率 f_0 处出现被放大的峰值. 一般采用 Runge-Kutta 方程^[13]求解 $x(t)$.

2.2 随机共振归一化方法

传统观点^[14,15]认为随机共振为了满足绝热近似理论和线性响应理论, 只能适用于小参数信号 (幅值远小

于 1, 频率远小于 1Hz, 在 0.01Hz 附近), 但工程实践中往往需要处理频率远大于 1Hz 的大参数周期信号. 因此如何利用随机共振检测大参数周期信号具有重要意义. 在各种方法中归一化方法具有优良的稳定性和适应性^[13].

(1) 中参数 a, b 均为大于 0 的实数时, 可通过引入以下变量替换对双稳态系统模型进行归一化处理:

$$z = x \sqrt{\frac{b}{a}}, \tau = at \quad (2)$$

将式(2)代入方程式(1), 整理得到:

$$a \sqrt{\frac{a}{b}} \frac{dz}{d\tau} = a \sqrt{\frac{a}{b}} z - a \sqrt{\frac{a}{b}} z^3 + A\cos\left(\frac{\omega}{a}\tau + \varphi\right) + \Gamma\left(\frac{\tau}{a}\right) \quad (3)$$

其中 $\Gamma(t)$ 变换为 $\Gamma\left(\frac{\tau}{a}\right)$ 相当于 $\Gamma(t)$ 在时域上进行 a 倍拉伸, 也相当于在频域上进行 $1/a$ 倍压缩, 但 $\Gamma(t)$ 作为白噪声, 在所有频率范围为定值, 因此拉伸或压缩不改变其功率. 噪声 $\Gamma\left(\frac{\tau}{a}\right)$ 满足:

$$\left[\Gamma\left(\frac{\tau}{a}\right)\Gamma(0)\right] = 2D\delta(\tau) \quad (4)$$

因此有:

$$\Gamma\left(\frac{\tau}{a}\right) = \sqrt{2D}\xi(\tau) \quad (5)$$

其中 $\xi(\tau)$ 满足 $[\xi(\tau)] = 0$, $[\xi(\tau)\xi(0)] = \delta(\tau)$, 即均值为 0, 方差为 1 的白噪声.

将式(5)代入式(3)并化简得:

$$\frac{dz}{d\tau} = z - z^3 + \sqrt{\frac{b}{a^3}} A\cos\left(\frac{\omega}{a}\tau + \varphi\right) + \sqrt{\frac{2Db}{a^3}} \xi(\tau) \quad (6)$$

归一化目标值为 $a = 1, b = 1, f = 0.01$ Hz, 归一化后的信号频率压缩为之前的 $1/a$, 并且噪声和信号幅度同比例进行了缩放, 解决了随机共振的小参数条件限制, 可应用于任意大参数周期信号处理.

2.3 人工鱼群自适应算法

当随机共振系统参数、信号、噪声达到匹配时才能达到最佳随机共振^[2,3], 而实践中既要尽可能达到最佳共振提升检测性能, 又要随机共振的快速收敛, 因此采用合适的自适应算法对随机共振参数进行调整将起到关键作用.

人工鱼群算法以人工鱼代表所需数据的输入参数, 通过模仿鱼群的觅食、聚群、追尾等行为, 实现参数的寻优. $X_i = (x_{1,i}, x_{2,i}, x_{3,i}, \dots, x_{n,i})$ 表示第 i 代 n 条人工鱼的当前状态. $x_{k,i}, k \in [1, n]$ 表示第 i 次迭代中所需寻优的目标参数在规定范围内的 n 个取值. 每条鱼当前坐标的食物浓度 F_c , 即自适应效果衡量指标, 找到拥有最大的 F_c 的人工鱼就是所需结果, 拥有最大 F_c 的人工鱼

坐标 x_{final} 为参数寻优结果. 每次迭代运算一组人工鱼称为一代人工鱼, 每代人工鱼运算过程包括觅食、聚群、追尾和随机行为.

觅食行为:

人工鱼群当前状态为 X_i , 其中坐标为 $x_{k,i}$, $k \in (0, n]$ 的人工鱼在其视野内寻找食物浓度更高的状态, 如果寻找到某坐标 $x'_{k,i}$ 的食物浓度 $Fc'_{k,i}$ 大于当前食物浓度 $Fc_{k,i}$, 则向该方向移动一步, 移动距离为 $step \cdot rand \cdot \frac{x'_{k,i} - x_{k,i}}{x'_{k,i} - x_{k,i}}$, $step$ 为步长, $rand$ 为 0 到 1 随机值; 则若未找到更大 $Fc_{k,i}$, 反复迭代多次, 最大试探次数 try_number , 若仍未找到更优状态, 则随机移动一步距离为 $step \cdot rand$.

聚群行为:

人工鱼当前坐标为 $x_{k,i}$, 视野内同伴数目为 n_f , 求出视野内所有同伴的坐标中心点 $x''_{k,i}$, 此坐标食物浓度 $Fc''_{k,i}$. 若满足条件:

$$\frac{Fc''_{k,i}}{n_f} > \delta Fc_{k,i} \quad (7)$$

δ 为拥挤度因子. 即视野内同伴不太拥挤且食物较多, 则向此坐标移动一步, 移动距离为 $step \cdot rand \cdot \frac{x''_{k,i} - x_{k,i}}{x''_{k,i} - x_{k,i}}$, 否则, 执行觅食行为.

追尾行为:

人工鱼当前坐标 $x_{k,i}$, 寻找视野内的食物浓度最高的同伴, 若存在 $x'''_{k,i}$ 满足:

$$Fc'''_{k,i} n_f > \delta Fc_{k,i} \quad (8)$$

表明 $x'''_{k,i}$ 拥有更高食物浓度且不太拥挤, 向此坐标移动一步, 移动距离为 $step \cdot rand \cdot \frac{x'''_{k,i} - x_{k,i}}{x'''_{k,i} - x_{k,i}}$. 否则, 执行觅食行为.

随机行为:

觅食过程在迭代 try_number 次仍未找到合适坐标位置时执行的行为, 在视野内随机移动一步, 为人工鱼算法提供跳出局部最优的可能.

公告板:

记录每代人工鱼的食物最优浓度和对应坐标. 每代繁衍中, 每条人工鱼分别执行一次聚群和追尾行为 (觅食行为为其缺省行为, 随机行为为觅食行为缺省行为), 选择执行过后的食物浓度最大值, 作为下一代食物浓度 $Fc_{k,i+1}$, $k \in (0, n]$, 对应坐标 $x_{k,i+1}$, $k \in (0, n]$. 第 $i+1$ 公告板数据更新为 $\max_k x_{k,i+1}$, $\max_k Fc_{k,i+1}$, $k \in (0, n]$, 自此人工鱼繁衍一代.

3 基本人工鱼群算法的自适应随机共振

3.1 基本人工鱼群算法求解随机共振问题的缺陷

人工鱼群自适应算法能够一定程度上快速精确地

控制随机共振, 但将之应用于随机共振存在诸多问题. 首先, 针对随机共振的小参数条件限制的不同算法中, 归一化方法具有明显的适应性优势, 但是这些方法都会增加参数的相互影响和调节难度, 结合人工鱼群算法后一些参数 (如信噪比) 需进一步调节. 其次, 每条人工鱼求解一次食物浓度便需进行一次随机共振计算, 人工鱼数量 n , 试探次数 try_number 和繁衍代数 GEN 都会很大程度上影响复杂度, 因此需对人工鱼群的视野或步长进行改进, 加快收敛并防止出现收敛震荡, 提高精确度. 最后, 在最大程度减少迭代运算量、提高收敛速度的前提下, 考虑是否会收敛到局部最优, 保证寻优迭代的准确性. 针对上述问题本文提出基于人工鱼群算法和归一化的自适应随机共振方法.

3.2 参数归一化的应用

将人工鱼群算法结合随机共振的归一化处理, 可以针对任意频段的低信噪比周期信号进行随机共振的检测恢复. 归一化随机共振的实现涉及双稳系统参数 a, b , 噪声方差以及信号幅度大小 A 的同时调整^[13]. 本文算法便是对这些参数自适应调节以获得最佳共振. 由于输入信号频率未知, 需要对信号所处频段进行初步估计以确定 a, b 的初始范围. 随机共振中噪声对信号具有能量增强作用, 因此考虑对信噪比相对较高的信号进行添加噪声操作, 使信号能量进一步增强.

当参数寻优范围确定后, 范围选取过大则其内参数就有可能造成非线性系统的溢出, 无法得出随机共振结果, 即无法计算食物浓度. 这时须采取合适的策略减小参数寻优范围, 防止出现系统溢出状况. 调整策略: 通过预处理确定信号所处频段, 设信号频率 $f = t \times 10^m$, $t \in (0.1, 10)$, $m = 0, 1, 2, 3 \dots$, 根据式 (6), 归一化频率是 0.01 Hz, 最佳 a 处于 $t \times 10^{m+2}$, $t \in [0.1, 10)$ 附近, 因此取系统参数 a, b 的寻优范围 $[1 \times 10^{m+1}, 1 \times 10^{m+3}]$. Langevin 方程是高次偏微分方程, 当 a 取值较大时, 易发生溢出现象, b 值大小不作为范围修正参考, 寻优范围保持和 a 一致. 设某代中 n_{spill} 条人工鱼参数 (a, b) 为 $(t_{a,i} \times 10^{m+2}, t_{b,i})$, $t_{a,i}, t_{b,i} \in [0.1, 10]$, $i = 1, 2 \dots n_{spill}$ 时发生了溢出现象, 则将参数 a, b 的取值范围均修正为 $[1 \times 10^{m+1}, \min(t_{a,i}) \times 10^{m+2}]$, $t_{a,i} \in [0.1, 10]$, 即取发生溢出现象的人工鱼的最小 a 值作为寻优范围上限. 在下一代人工鱼中, 对所有不在寻优范围内的人工鱼进行重新播种操作.

定义播种操作: 在某些状态下若无法计算食物浓度, 说明人工鱼喂养范围不当, 淘汰此人工鱼, 在更小的可喂养人工鱼的范围内重新产生人工鱼, 随机获取坐标并计算食物浓度, 得到新人工鱼个体, 而非繁殖的下一代.

仅对第二代人工鱼进行添加噪声操作. 由于第一

代人工鱼随机性较大,第二代经过一次群体性行为后在一定程度上可反映随机共振的状态. 添加高斯白噪声使信号信噪比降低 0-5dB(本文不添加 5dB 以上的噪声,防止添加过多噪声对随机共振或信号带来其他负面影响). 设定当食物浓度能够提升的人工鱼比例达到门限值 Th_1 时,取此时添加的噪声强度值,给输入信号恒定添加此大小噪声,以便噪声能量更大程度汇聚到随机共振的谱峰.

3.3 ASRASN 的步长策略

通过归一化处理和添加噪声操作能够快速使信号发生随机共振,但对于 n 条人工鱼,不同人工鱼发生随机共振的代数不同,因此为使全体人工鱼快速收敛,通过设定人工鱼数量比例门限 Th_2 ,使随机共振谱峰位置判断不一致(随机共振未发生或发生过共振或欠共振)的人工鱼 X_{other} 不参与公告板更新,并且采用区别于其他人工鱼的步长调整策略.

常规鱼群算法中,步长越大越利于结果快速收敛到最优值,但在接近最优值时,往往出现震荡现象. 步长较小时,有利于精确得到局部最优解,但是收敛速度慢. 对于每代每条人工鱼,都要计算其随机共振输出频谱作为食物浓度 F_c ,因此算法要尽量减少人工鱼群繁衍代数,并快速收敛得到最佳共振.

设定步长调整策略:在鱼群繁衍初期,采用较大步长,方便快速收敛,以随机共振谱峰变化程度为衡量标准,随着谱峰变化程度减小,步长相应减小,直到最终收敛. 考虑部分人工鱼随机共振频点判断出错的情况,此时采用最大步长进行移动,以便跳出局部最优.

设人工鱼随机共振谱峰横坐标一致的人工鱼坐标集合为 N_r ,总数为 n_r . 当 $\frac{n_r}{n} < Th_2$ 时,

$$step_{k,i} = step_c \cdot (1 - e^{-q \cdot (\frac{p_{k,i} - p_{k,i-1}}{p_{k,i} - p_{k,0}})^w}) + step_{min}, \quad (9)$$

$$(i = 1, 2, \dots, GEN) (k = 1, 2, \dots, n)$$

当 $\frac{n_r}{n} \geq Th_2$ 时,

$$step_{k,i} = \begin{cases} step_c \cdot (1 - e^{-q \cdot (\frac{p_{k,i} - p_{k,i-1}}{p_{k,i} - p_{k,0}})^w}) + step_{min}, & (k = 1, 2, \dots, n_r) (x_{k,i} \in N_r) \\ step_c, & (k = 1, 2, \dots, n - n_r) (x_{k,i} \notin N_r) \end{cases} \quad (10)$$

$$(i = 1, 2, \dots, GEN)$$

其中 $step_{k,i}$ 表示第 i 代中第 k 条人工鱼的步长, $step_c$ 为步长固定值, $step_{min}$ 是为了防止最后收敛过慢设定的步长下限. 参数 w, q 在下文根据仿真结果确定. $p_{k,i}$ 表示第 i 代中第 k 条人工鱼的随机共振输出信号频域谱峰峰值,而 $p_{k,0}$ 表示采用以单个参数为优化对象的自适应随机共振(先后对不同参数进行寻优,在确定一个参数最优

值后直接应用于系统并求下一个参数最优值,本文称之为一般自适应随机共振算法)对同一信号处理得到的随机共振谱峰峰值. 采用谱峰峰值判断迭代收敛状态,相当于根据实际收敛状况判断收敛程度,不依赖与其他变量(如时间、繁衍代数等). 设置 Th_2 的作用是,当大部分随机共振收敛于一个频点时,剩余的频点判定不一致的人工鱼 X_{other} 以最大步长迭代一次,防止出现局部最优. X_{other} 所有人工鱼食物浓度不参与公告板的更新.

繁衍代数自适应控制:设定连续两代公告板最优值增长量为:

$$Inc_i = \frac{p_i - p_{i-1}}{p_i}, i = 1, 2, \dots, 50 \quad (11)$$

则进行繁衍结束条件判定,若满足(12)式,则繁衍结束.

$$Inc_i = Inc_{i-1} = 0 \text{ 且 } Inc_{i-2} < \frac{1}{2} \sum_{k=2}^{i-1} Inc_{i-k} = Th_3 \quad (12)$$

由于在公告板最优值更新过程中,即便鱼群没有繁衍结束,也可能出现连续几代公告板没有更新,也就是没有找到更优食物浓度的情况. 因此在设定连续两次没有更新的同时,需要计算公告板停止更新的前一代最优值增长量是否满足收敛特性. 即当连续两次公告板没有更新,且两次前公告板最优值更新大小小于 Th_3 (即历史最优值增长量均值的 1/2),停止繁衍. 此值的合理性将在仿真中验证说明. 以此严格控制繁衍代数,减少随机共振运算带来的算法复杂度和运算时间.

3.4 ASRASN 流程

算法处理步骤如下:

(1) 对人工鱼群进行初始化,包括鱼群规模 n , 视野 $visual_0$ 、步长 $step_0$ 、 $step_{min0}$, 拥挤度因子 δ , 最大重复尝试次数 try_number .

(2) 采用 Harr 小波变换对输入信号进行初步处理:

$$s(t) = \sum_a \left(\frac{1}{\sqrt{a}} \int r(\tau) \Psi^* \left(\frac{\tau - t}{a} \right) d\tau \right) \quad (13)$$

$\Psi(\tau)$ 是小波母函数. 通过 $s(t)$ 的频谱初步得到信号频点所处范围,由归一化原理确定双稳态系统参数 a, b 的自适应寻优范围. 实验表明,初步处理信号可以得到较大的参数寻优范围,此范围会在后续算法中得到合理控制.

(3) 确定视野 $visual = visual_0 \times 10^m$ 、步长 $step_c = step_0 \times 10^m$ 、 $step_{min} = step_{min0} \times 10^m$ (通过步骤 2 中频点所处范围确定量级),在上述范围内生成第一代人工鱼群体. 并计算第一代人工鱼的食物浓度,也就是将当前坐标 $x_{k,i}$ 代表的 a, b 值代入非线性系统,得到输出信号的频域谱峰峰值即食物浓度. 其中最大值作为公告板初始值.

(4) 以 $visual$ 和 $step_{k,i}$ 作为视野和步长进行聚群、追尾行为,选择行动后食物浓度较大者更新公告板;上述行为中的缺省行为为觅食行为。

(5) 终止条件自适应判断:繁衍代数达到门限 Th_2 后停止鱼群繁衍,反之执行步骤 3。最终得到公告板中最优值。

4 ASRASN 的性能与仿真分析

本文输入信号 $signal_1, signal_2, signal_3$ 分别采用频率 $f_1 = 1000\text{Hz}$, 信噪比 $snr_1 = -24\text{dB}$, $f_2 = 1000\text{Hz}$, $snr_2 = -15\text{dB}$, $f_3 = 10\text{Hz}$, $snr_3 = -24\text{dB}$ 的周期信号作为测试信号,噪声为加性高斯白噪声,符号个数 $M = 5000$, 采样率 $f_{s,i} = 150 \cdot f_i, i = 1, 2, 3$ 。对于系统来说,信号频率和信噪比均未知。人工鱼群数量 $n = 50$, 人工鱼视野 $visual_0 = 1$, $step_{min,0} = 0.0002$, $step_0 = 0.1$ 觅食行为中重复尝试次数 $try_number = 50$ 。其中 $step_{min,0}$ 取一个接近于 0 的数值,防止步长达到最小值 0 导致收敛停止,而取其为 0.0002 是由于 ASSR 算法收敛后期每繁衍一代参数 (a, b) 变化幅度为 0.0001 量级,因此为更精确提高收敛性,确定最小步长略大于其最小变化幅度。

分析工作包括:(1) 固定步长和繁衍代数,也就是未采用步长策略和繁衍代数控制的 ASRASN,这里简称 ASRASN1,验证参数归一化应用中各项操作给收敛精度和算法适应性上带来的提升。(2) 在 ASRASN1 中自适应设置鱼群繁衍停止条件,这里简称 ASRASN2,对比 ASRASN,验证步长策略对随机共振效果的提升,评估算法在繁衍代数,收敛速度上的性能提升。(3) ASSR 是初步将群智能算法应用于随机共振的算法,因此本文与 ASSR 优化结果进行对比,验证本文算法的性能提升。

为体现噪声随机性,仿真结果取 Monte-Carlo 仿真

重复 100 次的平均值。实验平台 MATLAB 2014, Pentium E5800 3.2GHz, 内存 2.00GB, Windows 7 系统。

4.1 ASRASN1 对随机共振性能的提升

ASRASN1 对随机共振性能的提升集中在初值敏感度和信噪比增益上。人工鱼群繁衍代数 $GEN = 50$, 步长固定为 $step_{k,i} = step_c$ 。由于添加噪声控制信号信噪比降低 0-5dB, 对同一批人工鱼反复试验,可验证在此范围内添加噪声,能够提升食物浓度的人工鱼数量最大值一般 45 ± 2 , 因此比例门限设定为 $Th_1 = 0.9$, 若添加噪声达到上限时比例值仍未达到 Th_1 , 则取获得最大优化人工鱼数量的对应噪声。ASSR 使用变尺度方法处理随机共振,需要事先设定压缩比并且已知周期信号频率 f , 存在较大应用局限性。

表 1 中两种算法最大不同点在于, ASRASN1 不需要事先获取信号频率和信噪比,而 ASSR 中信号频率 f 是作为已知条件,需要精确确认参数初始寻优范围。

为验证两种算法初值敏感度区别,针对 $signal_1$ 进行仿真验证,结果见表 2。表 2 中 ASRASN1 直接给定初值范围。结果表明,上限在 3.2×10^5 以内时,两种算法均无溢出现象,而随着初值上限升高,ASSR 溢出的人工鱼数量增大,溢出的人工鱼将一直无法计算出食物浓度 (MATLAB 数值为 NaN), 但依然在继续繁衍。人工鱼数量仅有 50 条,繁衍代数上限 50 代,ASSR 在多条人工鱼无法参与寻优过程情况下,收敛代数大大增加,甚至最终尚未收敛。并且,溢出值参与食物浓度计算使运算时间大大增加。因此,ASSR 仍有一定初值敏感度,但 ASRASN1 解决了初值敏感度限制。因此对于参数初始寻优范围,ASSR 需事先给定,而 ASRASN1 在算法中确定,并增加了溢出值判断。

表 1 ASRASN1 和 ASSR 性能对比

测试信号	最佳 (a, b)		添加噪声 (dB)		运算时间 (s)		SNR 增益 (dB)	
	ASRASN1	ASSR	ASRASN1	ASSR	ASRASN1	ASSR	ASRASN1	ASSR
$signal_1$	(2.707e51, 0.132e5)	(2.714e5, 0.245e5)	0.613	NONE	52.0323	49.6541	10.04	7.170
$signal_2$	(1.833e3, 0.116e3)	(2.175e3, 0.114e3)	5.000		48.3616	46.0271	12.16	7.193
$signal_3$	(2.901e5, 0.164e5)	(2.945e5, 0.178e5)	0.393		47.8134	44.1495	9.757	6.986

1, e5 表示 $\times 10^5$

表 2 ASRASN1 和 ASSR 初值敏感性对比

初值范围 ($\times 10^5$)	溢出的人工鱼数量		平均繁衍代数 (≤ 50)		运算时间 (s)	
	ASRASN1	ASSR	ASRASN1	ASSR	ASRASN1	ASSR
[0.1, 3.2]	0.00	0.00	41.80	42.72	51.1649	50.8541
[0.1, 3.4]		6.13	42.33	47.49	49.6471	77.5457
[0.1, 3.6]		10.17	42.00	50.00 (未收敛)	49.3904	94.3990
[0.1, 5]		17.56	42.10	50.00 (未收敛)	49.5266	127.7723

添加噪声能够对随机共振结果产生影响. 由双稳态系统输出信噪比^[16]:

$$SNR_{out} \approx \sqrt{2} \frac{a^2}{4b} \left(\frac{A}{D} \right)^2 \exp\left(-\frac{a^2}{4bD}\right) \quad (14)$$

可得双稳态系统信噪比增益:

$$SNR_{Gain} = SNR_{out} / SNR_{in} \Big|_{SNR_{in} = A^2/(4D)} \quad (15)$$

对于 (a, b) , SNR_{Gain} 随着 D 变化曲线如图 2.

图 2 中, 由不同 (a, b) 得到的增益曲线在同一 D 值处的差异较大, 因此通过添加噪声优化输入信号信噪比并自适应调整系统参数后, 可使信噪比增益进一步提升. $signal_1, signal_3$ 信噪比较低, 在添加噪声操作中分别添加了 0.613dB 和 0.393dB 的高斯白噪声, 而 $signal_2$ 信噪比略高, 在判定添加噪声对系统影响时, 噪声添加达到上限 5dB, 采取保守操作, 不再添加更多噪声. $signal_2$ 的 (a, b) 值的最终寻优结果一项, 两种算法结果差距较大, 是由于 ASRASNI 中添加了较多噪声, 在双稳态系统中, 噪声的增大会直接影响达到最佳共振时参数 a, b 的大小. SNR 增益是指两种算法相对于一般自适应随机共振算法输出信号 SNR 提升量. 因此表 1 中采用 ASRASNI 算法的三个信号比 ASSR 分别提高了 2.870dB, 4.967dB, 2.771dB, $signal_2$ 添加了较多的噪声, 最终 SNR 增益也较大.

图 4 为采用不同群算法处理三个信号的示意图, 反映了鱼群繁衍每代最优值的大小及变化. ASRASNI 对比 ASSR, 在随机共振输出信噪比上, 平均能够提升 3-5dB, 即能够在最佳共振的寻优精度上获得进一步提升; 而收敛速度相似, 这时由于两种算法中人工鱼群繁衍代数相同, 即在每代繁衍中运算复杂度相近. 图 4 显示, ASRASNI 仅在第一代人工鱼最优值上可能低于 ASSR, 是由于其初值寻优范围较大, 溢出值较多, 在最

优值选取上不具有优势, 三个信号溢出值数量示意图如图 3. 图 3 显示采用 ASRASNI 在前 4 代均出现数值溢出现象, 但在后续处理中并未出现, 因此在前几代最优值选取上, ASRASNI 均不占优势. 图 4 中第二代人工鱼最优值出现了较大幅度的跃升, 是因为在第二代人工鱼处理时的添加噪声操作, 提升了最优值大小. 图 4(b) 中, $signal_2$ 和 $signal_1$ 相比频率相同, 信噪比较高, 因此添加噪声多, 在第二代人工鱼最优值即有较为可观的 SNR 增益提升, 也验证了噪声在一定条件下可以增强随机共振输出信号.

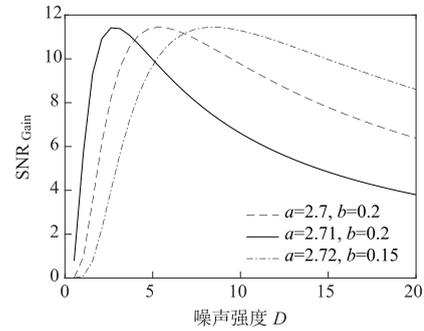


图2 双稳态系统信噪比增益曲线

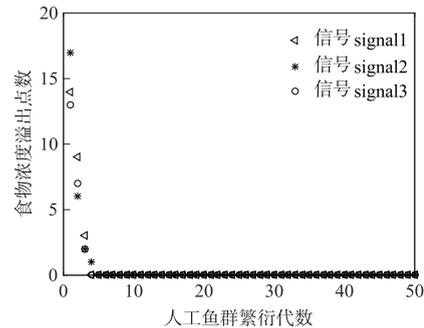


图3 ASRASNI算法溢出值示意图

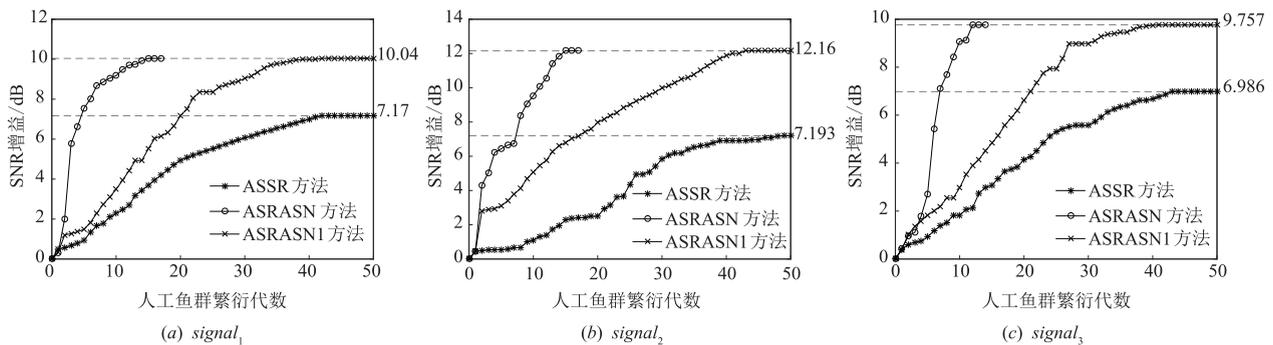


图4 测试信号使用三种算法的SNR提升

4.2 步长调整策略对运算量的性能提升

ASRASNI 中步长策略进行了改进, 繁衍代数也进行了自适应调整以降低运算负荷. 设定步长最大值 $step_0 = 0.2$, 以便运算开始时快速寻优. 设定 $Th_2 = 0.94$, 考

虑试验中共 50 条人工鱼, 当繁衍一定代数后仍有不多于 3 条人工鱼 X_{other} 发生共振频点不一致情况时, 考虑其他收敛一致的多数人工鱼发生局部寻优的可能. 此时 X_{other} 为算法提供跳出局部最优可能, 若其他人工鱼

频点已共振无误, X_{other} 以最大步长移动也会很快使不一致的人工鱼消失. 式(9)中设 $\frac{P_{k,i} - P_{k,i-1}}{P_{k,1} - P_{k,0}} = \kappa$, 从鱼群繁殖开始到结束时, κ 从 1 变化到 0, 即谱峰峰值在同一频点上不断递增, 但递增速度逐渐减小. 曲线如图 5 所示. 参数 q, w 的取值不同时, 进行 ASRASN 算法收敛速度测试实验, 测试信号 $signal_1$, 如表 3 所示. 表 2 中, 步长参数 w 和 q 在接近 1 或者大于 9 时算法运算时间明显递增, 无法快速收敛, 其中最快运算时间 14.6s, 因此 ASRASN 算法中步长函数参数取 $w = 5, q = 8$, 其周边运算时间等于或接近最快值.

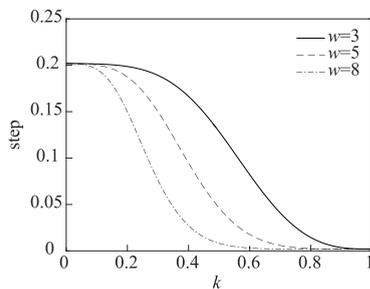


图5 $q=8$ 时步长函数曲线示意图

式(12)中 Th_3 之所以设置为公告板历史最优值更新量均值的 1/2, 要考虑收敛较慢时, 停止迭代前最优值更新较小, 如 ASSR 和 ASRASN1, 也要考虑收敛较快时, 停止迭代前最优值更新较大, 如 ASRASN, 停止迭代前最优值的更新值门限需要考虑不同的收敛速度, 因此取历史更新值的均值的一半, 既能有效判断是否完全收敛, 又能防止将尚未收敛时连续几代公告板没有更新的情况误判为已经收敛. 图 4 中三个信号 ASRASN 和 ASRASN2(包含了不同收敛速度的寻优过程) 均能收敛到同一最优值, 并且均在收敛后繁衍两代结束, 验证了门限 Th_3 的可行性.

ASRASN 和 ASRASN2 采用相同的繁衍停止判断条件, 区别仅仅在步长策略, 性能对比如表 4. 步长策略的不同, 仅影响收敛速度, 因此算法取得最优 (a, b) 值应完全相同, 在表 4 中得到了验证, 因此其精确度相同. ASRASN 采用鱼群繁衍代数大大小于 ASRASN2. 亦可由图 4 看出 ASRASN1 收敛时, 鱼群代数远大于 ASRASN. 可见 ASRASN 在运算量上远小于 ASRASN1, 通过运算

时间的对比能显著反映出来.

表 3 步长函数不同参数值时的 ASRASN 运算时间(s)

$q \backslash w$	2	4	6	7	8	9	10	15	30
1	46.3	37.9	31.1	26.3	26.8	28.5	29.7	29.7	29.7
3	29.0	22.6	16.7	15.6	14.8	15.4	17.6	19.0	19.0
4	24.5	17.1	15.9	14.9	14.7	15.2	17.8	17.8	17.8
5	21.5	15.8	15.2	14.6	14.6	14.9	16.3	16.3	16.3
6	22.1	17.2	15.9	14.8	14.6	14.9	16.2	16.7	16.7
7	22.4	20.7	16.8	15.4	14.7	15.4	18.6	18.9	18.9
9	24.1	21.6	18.4	17.2	15.1	17.7	18.6	19.0	19.0
15	26.9	23.1	22.6	21.2	19.6	20.3	21.9	23.4	23.4
30	30.7	27.6	25.2	24.1	23.4	23.9	25.2	28.7	28.9

使用 ASRASN 步长调整策略之所以可以加快收敛速度, (1) 由于其步长针对每代每条人工鱼采用个性化步长, 可以根据不同的收敛情况调节步长大小; (2) 步长大小是根据随机共振输出值进行判断, 并没有受到繁衍代数和运行时间影响, 步长的大小适应当前的收敛状态; (3) 设置门限 Th_2 , 针对随机共振谱峰错误的情况进行处理, 考虑到一部分人工鱼可能由于发生过共振或欠共振或未共振导致频点不一致的情况, 以最大步长移动, 提供跳出局部寻优的可能性, 减少运算时间的浪费, 提高系统稳定性.

4.3 时间复杂度分析及整体性能提升

设信号点数为 L , 人工鱼群规模为 n . 信号经过双稳态非线性系统需要 $19L$ 次乘法和 $18L$ 次加法. 在每一代人工鱼群繁衍过程中, 对于每个人工鱼个体, 觅食行为是聚群和追尾行为的缺省行为, 都发生觅食行为且尝试次数 try_number 达到最大值 n 继而发生一次随机行为时有最大加法和乘法复杂度 $O(n^2 + 36nL + 18n^2L)$ 和 $O(n^2 + 38nL + 19n^2L)$ (除法记为乘法运算, 比较判决记为加法运算, 此处忽略 n 的一次项), 都不发生觅食行为有最小加法和乘法复杂度 $O(n^2 + 36nL)$ 和 $O(n^2 + 38nL)$. 对于 ASRASN 方法, 参数归一化运算的应用使单个随机共振模块添加 6 次乘法, 3 次加法, 其中重新播种行为仅在第一代鱼群繁衍中出现, 整体时间复杂

表 4 步长调整策略性能提升示意

测试信号	最佳 (a, b)		繁衍代数		运算时间(s)		SNR 增益(dB)	
	ASRASN	ASRASN2	ASRASN	ASRASN2	ASRASN	ASRASN2	ASRASN	ASRASN2
$signal_1$	(2.707e51, 0.132e5)	(2.707e5, 0.132e5)	15.74	44.62	14.6493	48.4107	10.04	10.04
$signal_2$	(1.833e3, 0.116e3)	(1.833e3, 0.116e3)	16.38	46.59	12.5029	43.3279	12.16	12.16
$signal_3$	(2.901e5, 0.164e5)	(2.901e5, 0.164e5)	13.54	44.07	12.8451	44.0766	9.757	9.757

1, e5 表示 $\times 10^5$

度计算中可忽略,复杂度增加 $O(1)$;在第二代鱼群繁衍中添加噪声,复杂度为 $O(n)$,步长策略则在聚群、追尾、觅食行为中增加加法和乘法复杂度 $O(n)$,而迭代停止条件判断使复杂度增加 $O(1)$,因此每代鱼群繁衍加法复杂度最大和最小分别为 $O(3n^2 + 36nL + 18n^2L)$ 和 $O(3n^2 + 36nL)$,乘法为 $O(3n^2 + 38nL + 19n^2L)$ 和 $O(3n^2 + 38nL)$. L 为信号符号经过采样后的点数,远大于鱼群规模 n ,因此两种算法在每代鱼群繁衍中的复杂度在同一数量级.但 ASRASN 算法中鱼群迭代次数(繁衍代数)缩短了逾 70% (根据表 2,在特定条件下 ASSR 方法迭代次数大于上限 50).

采用 ASRASN 相对于 ASRASN1 处理周期信号不需要已知频率等先验条件,ASSR 必须精确设置人工鱼群初值范围大大限制了算法在信号检测方面的应用,而 ASRASN 可以自适应处理频率、信噪比完全未知的周期弱信号,解决了初值范围设定困难的问题,适应性强. ASRASN 考虑由于参数选取造成的随机共振未发生、随机过共振和欠共振等情况,通过根据共振收敛情况调整的步长函数时刻保持较强的搜索能力,并且能够适当发现并跳出局部最优,加快最优值的收敛效率.通过添加噪声优化输入信噪比,继而通过自适应调整得到精确的最佳系同参数显著提高信噪比增益.采用不同算法的系统输出频域对比如图 6 所示. ASSR 相比于一般自适应随机共振输出频谱峰值上约有 1-2dB 提升^[10],而 ASRASN 在此基础上又有 3-5dB 的提升.

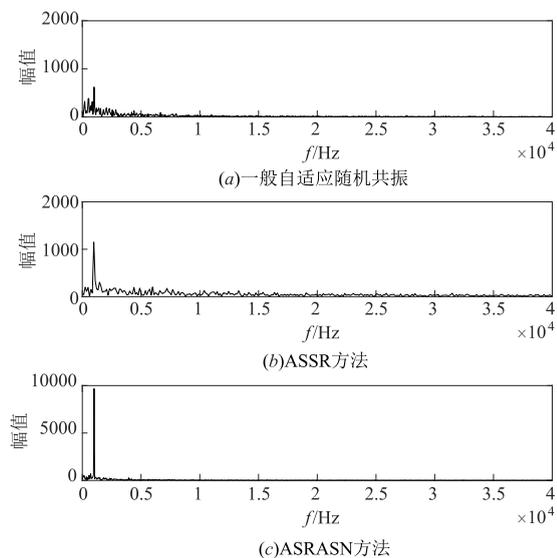


图6 不同算法处理 $signal_1$ 随机共振输出频谱

5 结束语

本文为了克服随机共振在信号检测应用中存在的对信号频率、噪声强度、系统参数条件要求苛刻,无法快速产生随机共振和快速收敛到最佳共振等问题,提

出 ASRASN 算法,将归一化处理的随机共振同人工鱼群算法结合;采用适当添加噪声、随机共振谱峰参数控制鱼群算法迭代步长、自适应设置鱼群繁衍停止条件等措施,相对 ASSR 算法在信噪比增益上有 3-5dB 的提升,解决了自适应寻优初值设定困难的问题,适应性强,收敛精度高,收敛速度快,算法复杂度显著降低,为随机共振直接处理各种通信信号提供了良好基础.后续工作包括:将本算法用于处理通信信号,对信号带宽和信号特点给随机共振带来的影响进行讨论和分析.

参考文献

- [1] Mitaim S, Kosko B. Adaptive stochastic resonance[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2152-2183.
- [2] 高锐,李赞,吴利平,等.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 Liping, 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)
- [3] Fengyuan. Detection of cycle signal and non-periodic signal based on the principle of stochastic resonance[J]. Computing Technology and Automation, 2016, 35(1): 86-88.
- [4] Han Dongying, Ding Xuejuan, Shi Peiming. Multi-frequency weak signal detection based on EMD after de-noising by adaptive re-scaling frequency-shifted band-pass stochastic resonance[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 49(8): 10-18.
- [5] Jun Wang, Xin Ren, Shaosen Zhang. Adaptive bistable stochastic resonance aided spectrum sensing [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(7): 4014-4024.
- [6] 马卫,孙正兴.采用搜索趋化策略的布谷鸟全局优化算法[J].电子学报,2015,43(12): 2429-2439.
Ma Wei, Sun Zhengxing. A global cuckoo optimization algorithm using coarse-to-fine search [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(12): 2429-2439. (in Chinese)
- [7] Zhang Gang, Hu Tao. Adaptive stochastic resonance system based on frequency control [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(2): 91-96.
- [8] 李一博,张博林,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): 40-47.
Li Yibo, Zhang Bolin, Liu Zixin, et al. Adaptive stochastic resonance method based on quantum particle swarm optimization [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(16): 40-47. (in Chinese)
- [9] An Yisheng, Yuan Shaoxin, Zhao Xiangmo. Optimization of dynamic route choice based on ant colony algorithm

- [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2014, 11(3): 97 – 103.
- [10] Zhu Weina, Lin Min. Weak signal intelligent detection system based on stochastic resonance and artificial fish swarm algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(11): 2464 – 2470.
- [11] Gan Yan, Wei Yan, Yang You, et al. Improved random moved function based AFSA [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(13): 147 – 152.
- [12] 马宪民, 刘妮. 自适应视野的人工鱼群算法求解最短路径问题[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 1 – 6.
Ma Xianmin, Liu Ni. Improved artificial fish-swarm algorithm based on adaptive vision for solving the shortest path problem [J]. Journal on Communication, 2014, 35(1): 1 – 6. (in Chinese)
- [13] 杨定新, 胡政, 等. 大参数周期信号随机共振解析[J]. 物理学报, 2012, 61(8): 50 – 59.
Yang Dingxin, Hu Zheng, et al. The analysis of stochastic resonance of periodic signal with large parameters [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(8): 50 – 59. (in Chinese)
- [14] 冷永刚, 王太勇, 郭焱. 双稳随机共振参数特性的研究 [J]. 物理学报, 2007, 56(1): 30 – 36.
Leng Yonggang, Wang Taiyong, Guo Yan. Study of the property of the parameters of bi-stable stochastic resonance [J]. Acta Physica Sinica, 2007, 56(1): 30 – 36. (in Chinese)
- [15] 冷永刚. 基于 Kramers 逃逸速率的调参随机共振机理 [J]. 物理学报, 2009, 58(8): 5196 – 5200.
Leng Yonggang. Mechanism of parameter-adjusted stochastic resonance based on Kramers rate [J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(8): 5196 – 5200. (in Chinese)
- [16] McNamara B, Wiesenfeld K. Theory of stochastic resonance [J]. Rev Mod Phys, 1998, 70(1): 223 – 287.

作者简介



孔德阳 (通信作者) 男, 1991 年出生, 河南信阳人, 解放军信息工程大学硕士生, 主要研究方向为微弱信号处理、水声通信技术等。
E-mail: 470310133@qq.com

彭 华 男, 1976 出生, 江西萍乡人, 解放军信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为软件无线电、通信信号处理等。
E-mail: pengh139@139.com

马金全 男, 1975 出生, 甘肃天水人, 解放军信息工程大学副教授, 主要研究方向为软件无线电、信号逆向处理与分析等。