

低信噪比通信信号的 自适应调参随机共振方法

张 政, 马金全

(中国人民解放军战略支援部队信息工程大学, 河南郑州 450002)

摘 要: 参数调节随机共振系统中参数的选择对输出信号的效果优劣具有决定性作用. 本文针对目前随机共振无法通用地处理多类微弱通信信号的问题, 提出基于自适应调参随机共振的信号增强方法. 首先, 从信号的特征子空间角度阐释了随机共振的能量转移本质, 提出将基于奇异值分解的测度函数作为评价函数进行寻优. 其次, 在分析了两个不同系统参数的作用后, 利用幅度归一化对单参数优化, 降低了复杂度, 并将滑动平均滤波器加入随机共振模块来防止幅度漂移. 最后, 以人工鱼群算法为基础, 模块化设计出方法的整体框架和具体步骤. 仿真结果表明, 针对四类共九种信号, 该方法能够以平均 4 至 5 次的迭代收敛速度实现带噪声的信号和非线性系统的匹配.

关键词: 通信信号处理; 信号去噪; 随机共振; 双稳态系统; 低信噪比

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)11-2323-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.11.013

Adaptive Parameter-Tuning Stochastic Resonance Method for Communication Signals Under Low SNR

ZHANG Zheng, MA Jin-quan

(PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: The selection of the parameters of the stochastic resonance system plays a decisive role in the effect of the output signal. In this paper, aiming at the problem that the stochastic resonance cannot process many kinds of weak communication signals in general, an enhancement method based on adaptive parameter-tuning stochastic resonance is proposed. Firstly, the energy transfer nature of the stochastic resonance is explained from the characteristic subspace of the signal, and a measuring function based on singular value decomposition is presented as the evaluation function. Secondly, after analyzing the effects of two different system parameters, the amplitude normalization is utilized to optimize one single parameter, which reduces the complexity. And the sliding average filter is added to the module to prevent the phenomenon of the amplitude drift. Finally, based on the artificial fish swarm algorithm, the overall framework and specific steps of the method are modularly designed. The simulation result demonstrates that the proposed method can match the noisy signal and the nonlinear system with an average of 4 to 5 iteration convergence speeds for four kinds of signals.

Key words: communication signal processing; signal denoising; stochastic resonance; bistable system; low Signal-Noise Ratio (SNR)

1 引言

在非合作通信中,接收机接收到的信号往往较为微弱,并且无法预先获得发送信号的相关参数.不同的参数估计或者调制识别算法将带来不同的性能,但毫无疑问的是,信号的质量好坏会对算法结果产生重要

影响,低信噪比下的信号处理方法意义重大,对此,学者们进行了大量研究^[1-4],这些方法的出发点主要集中于尽可能地抑制噪声.而近些年,随着非线性动力学和统计物理理论的深入研究,随机共振得到发展,它通过一个非线性系统,利用噪声的部分能量,将其转化为信号能量,从而达到增强信号降低噪声的作用,是一种增强

微弱特征信号的新方法^[5]. 最初对随机共振的研究仅局限于输入为周期信号,之后, Collins JJ^[6]提出的非周期随机共振(Aperiodic Stochastic Resonance)和 Xu B^[7]提出的参数调节随机共振(Parameter-tuning Stochastic Resonance)被广泛应用. 在数字信号处理领域, Sun S^[8]利用非周期随机共振处理器检测基带脉冲调制信号,并将其应用在数字水印中以检测有效性. Liu J^[9]提出了基于参数调节的随机共振接收机,提高了 BPAM 信号的接收性能. Liang Linlin^[10]推导出相干接收机下双稳态随机共振系统误码率的表达式. Zhan Y^[11]将参数调节随机共振应用于信号参数估计. 上述研究只针对单一类型信号.

对于参数调节随机共振而言,只有自适应地使信号、噪声和系统达到最佳匹配程度,才能最大程度削弱信号中的噪声,提高目标信号的能量. 对此, Tong L^[12]研究了 PSO 粒子优化下的自适应随机共振方法,并利用尺度变换随机共振求解程序分析了影响系统稳定性的参数. 朱维娜^[13]研究了基于人工鱼群算法的自适应随机共振方法,孔德阳^[14]对改进,将归一化处理与其结合,使其适用于大参数信号. 但上述自适应算法仅适用于单频信号,而不适用于多种类较为复杂的中频数字调制信号.

为了应对上述问题,迫切需要针对不同种类的微弱通信信号研究出一套通用的最佳随机共振系统参数选取规则和易于工程实现的方法架构. 人工鱼群算法是一种有效的群智能全局搜索优化算法并具有简洁性、并行性、速度快的特点^[15],本文在其基础上,提出了基于奇异值分解的自适应调参随机共振方法,适用于四类微弱中频数字通信信号的增强.

2 双稳态随机共振系统模型

双稳态随机共振系统是一类典型的非线性系统,可由 Langevin 方程^[16]表示:

$$\frac{dx}{dt} = ax - bx^3 + s(t) + \Gamma(t) \quad (1)$$

式中, a 和 b 为系统参数, $s(t)$ 为输入信号, $\Gamma(t)$ 是均值为 0, 噪声强度为 D 的高斯白噪声,且满足 $\langle \Gamma(t) \rangle = 0$, $\langle \Gamma(t)\Gamma(0) \rangle = 2D\delta(t)$, 其中 $\langle \cdot \rangle$ 为时间平均.

对于 MASK (Multiple Amplitude Shift Keying, 多进制幅度键控)、MPSK (Multiple Phase Shift Keying, 多进制相移键控)、MQAM (Multiple Quadrature Amplitude Modulation, 多进制正交幅度调制) 和 MFSK (Multiple Frequency Shift Keying) 而言,若只考虑矩形成型,则在任意符号持续时间 T_s 内,都可看成幅度和相位固定的单频信号,采用局部周期性分析和整体非周期处理的思路, $s(t)$ 可以进一步用下式表示:

$$s(t) = A\cos(2\pi f_c t + \varphi) \quad (2)$$

其中, f_c 、 φ 分别为载波的频率和相位, $kT_s \leq t \leq (k+1)T_s$, $k = 1, 2, \dots, N$, N 为符号个数.

于是,可得方程(1)对应的势函数为:

$$U(x) = -\frac{1}{2}ax^2 + \frac{1}{4}bx^4 - x(A\cos(2\pi f_c t + \varphi) + \Gamma(t)) \quad (3)$$

该函数描述了双势阱中的单位质点的同时受到外力和噪声驱动时的过阻尼运动. 在没有外力和噪声作用时,其势函数曲线如图 1.

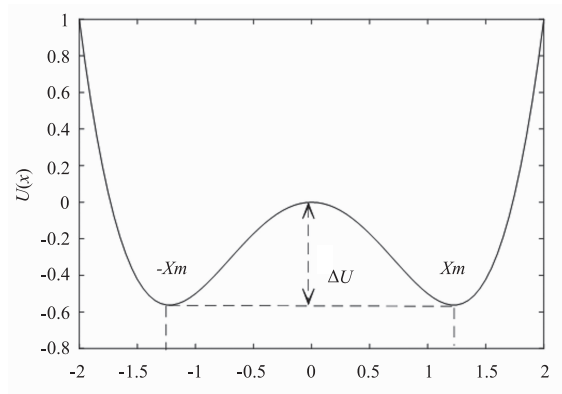


图1 双稳态系统势函数示意图

为了突破绝热近似理论中输入必须满足小参数的条件限制,引入以下变量进行归一化^[17]处理:

$$z = x \sqrt{\frac{b}{a}} \tau = at \quad (4)$$

将式(4)与式(2)代入式(1)得:

$$\frac{dz}{d\tau} = z - z^3 + \sqrt{\frac{b}{a^3}} A \cos\left(\frac{2\pi f_c}{a} \tau + \varphi\right) + \sqrt{\frac{2Db}{a^3}} \xi(\tau) \quad (5)$$

归一化处理对信号频率进行压缩,使随机共振能够适用于任何频率范围的信号.

3 自适应调参随机共振信号增强方法

非合作接收下的通信信号往往具有较少的先验知识,是一段包含了若干个符号的非周期数据,因此,无法采用单频常规信号的随机共振测度信噪比来评价随机共振效果,后来,学者提出互相关函数作为非周期信号的测度指标^[18],但它是输入信号与输出信号波形的简单匹配程度作为衡量标准. 此外,还有专门针对数字信号的误码率指标^[19],但实际上,只根据接收信号根本无法测量误码率. 因此,需要探寻一种不需要任何先验知识的测度函数.

3.1 基于奇异值分解的测度函数

奇异值分解作为一种信噪比估计的方法^[20],目的

是精确估计已知信号的信噪比从而判断信号质量和信道环境. 而随机共振的测度函数不需要对信噪比做出准确估计, 数值本身不重要, 重要的是它可以随着系统参数的变化而变化, 并且能够在最优系统参数下出现峰值.

假设信号 $s(t)$ 通过加性高斯白噪声信道, 采样后表达式为: $y(n) = s(n) + w(n)$, 其中, $w(n)$ 是均值为零、方差为 σ_w^2 的高斯白噪声. 信号和噪声独立分布. 信号的自相关矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{yy} &= E[y(n)y^H(n)] = E\{[s(n) + w(n)][s(n) + w(n)]^H\} \\ &= E\{[s(n)s^H(n)] + E\{[w(n)w^H(n)]\} = \mathbf{R}_{ss} + \mathbf{R}_{ww} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, 自相关矩阵的阶数为 m .

式(6)中矩阵 $\mathbf{R}_{yy}, \mathbf{R}_{ss}, \mathbf{R}_{ww}$ 均为对称阵, 因此可以进行奇异值分解:

$$\mathbf{R}_{yy} = \mathbf{R}_{ss} + \mathbf{R}_{ww} = \mathbf{V}\mathbf{A}_y, \mathbf{V}^H = \mathbf{V}(\mathbf{A}_s + \mathbf{A}_w)\mathbf{V}^H \quad (7)$$

其中, \mathbf{V} 为正交阵, 且

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_s &= \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_p, 0, \dots, 0)_{m \times m} \\ \mathbf{A}_w &= \text{diag}(\sigma_w^2, \sigma_w^2, \dots, \sigma_w^2)_{m \times m} \\ &\quad (\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p) \\ \mathbf{A}_y &= \text{diag}(\lambda_1 + \sigma_w^2, \lambda_2 + \sigma_w^2, \dots, \\ &\quad \lambda_p + \sigma_w^2, \sigma_w^2, \dots, \sigma_w^2)_{m \times m} \end{aligned} \quad (8)$$

为了说明奇异值分解的可行性, 以 BPSK 信号为例, 利用两组不同的系统参数对其进行随机共振处理, 并对系统输出信号进行奇异值分解, 其阶数设定为 10, 将分解后的特征值由大到小排列, 如图 2 所示.

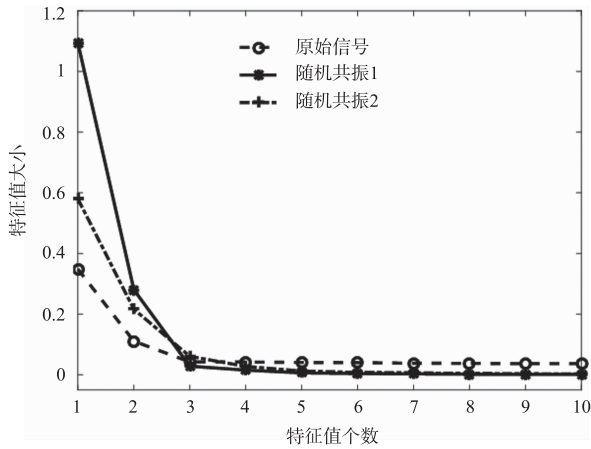


图2 随机共振处理前后的信号特征值对比

对于原始信号, $\lambda_1 = 0.349, \lambda_2 = 0.111, \lambda_3 = 0.043, \lambda_{10} = 0.037$; 对于第一组参数下的随机共振信号, $\lambda_1 = 1.095, \lambda_2 = 0.280, \lambda_3 = 0.028, \lambda_{10} = 0.001$; 对于第二组, $\lambda_1 = 0.580, \lambda_2 = 0.216, \lambda_3 = 0.061, \lambda_{10} = 0.003$. 可以发现, 经过随机共振后, 前 3 个表征信号能量的特征值增大, 后 7 个表征噪声能量的特征值减小, 而且两组不同系统参数下特征值的改变程度存在差异. 如此, 便从特

征子空间的角度解释了随机共振能够利用噪声增强信号的原理, 即部分噪声能量汇聚至信号, 以此增大了信号子空间的特征值. 更重要的是, 不同系统参数下信号能量增强的程度是不同的, 因此可以用奇异值分解来寻找最优系统参数.

在信噪比估计的应用中通常采用最小描述距离准则^[21]确定信号空间的维数 p , 但在本文中该参数代表的是相对意义而非绝对, 因此不必确定最佳维数, 一方面避免了该准则在低信噪比下失效, 另一方面保证了算法的简洁性. 利用经验值将 p 值固定为 3.

由此定义测度函数 (Stochastic Resonance of IF Signals, SRIF):

$$Y_{\text{SRIF}} = 10 \times \log \frac{\sum_{k=1}^p (\lambda_k - \sigma_w^2)}{m \times \sigma_w^2} \quad (9)$$

3.2 随机共振系统参数分析

文献[14]在对单频信号进行寻优时需要同时对参数 a 和 b 同时寻优, 而文献[17]表明, 参数 a 对系统的 Kramers 跃迁率 r_k 有着重要的作用, 调节参数 a 可以适应不同变化速度的输入信号. a 参数决定随机共振能否发生, b 影响输出的幅度. 我们以 BPSK 信号为例进行探究.

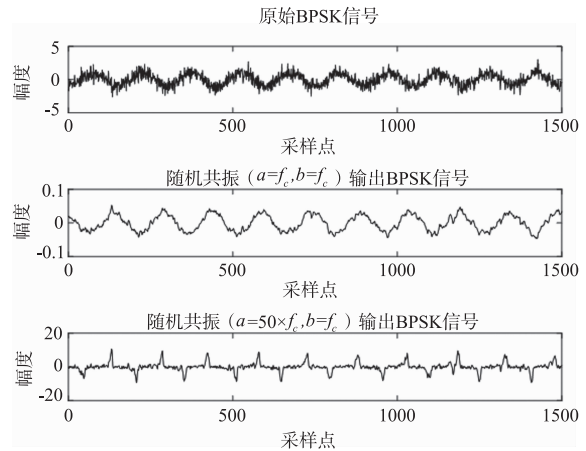


图3 参数 a 对随机共振输出的影响

如图 3 所示, 当 $a = b = f_c$ 时, 含噪 BPSK 信号通过随机共振系统后信号质量得到一定改善, 而当 $a = 50f_c, b = f_c$ 时, 输出信号发生畸变, 证明 a 参数影响了共振效果. 反之, 如图 4, 令 $a = f_c, b = 50f_c$, 则输出信号波形没有改变, 只是幅度扩大了大约 5 倍, 证明参数 b 影响了输出的幅度. 根据这个特点, 将随机共振输出的信号进行幅度的归一化就可以忽略参数 b 的影响, 从而降低寻优算法的复杂度.

3.3 方法整体框架

随机共振模块作为整体方法中的重要一环, 首先,

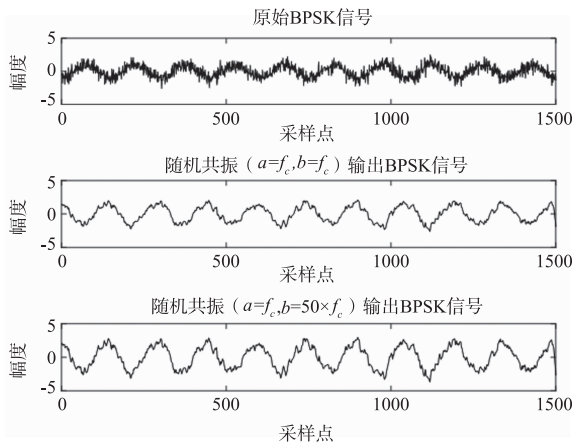


图4 参数b对随机共振输出的影响

我们设计该模块的具体组成,如图5所示。

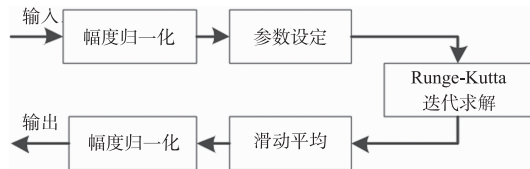


图5 随机共振模块

第一步,对输入信号进行幅度归一化处理;第二步,确定系统参数, a 的设定随后讨论,取 $b = a, h$ 为迭代步长,通常情况下 $h = 1/f_c$;第三步,利用四阶 Runge-Kutta^[17]方法进行迭代求解,计算输出;第四步,对输出信号进行滑动平均,该步骤能够使信号局部中心化,这一过程可用式(10)表示;第五步,对信号进行幅度归一化,去除 b 参数的影响,最终得到输出信号。

$$S'(k) = S(k) - \frac{1}{2K+1} \sum_{i=-K}^k S(k+i) \quad (10)$$

其中, K 为滑动长度参数, S 和 S' 分别代表滑动平均处理前后的信号。

方法的整体框架如图6所示。

整体框架分为三部分,分别是输入模块,人工鱼群算法模块和输出模块,各模块内的具体步骤如下。

(1)输入模块:目标信号通常为射频信号,对其数字采样,并在频谱仪中粗略测量载频后将其搬至中频(中频的具体数值可以未知,只掌握其数量级,例如 1K、10M 等等),以此获得输入信号。

(2)人工鱼群算法模块:该模块变量包括人工鱼的总数 M 、繁衍代数 GEN 、人工鱼个体的状态 X (由寻优变量的矢量构成)、移动的最大步长 $Step$ 、视野 $Visual$ 、尝试次数 Try_number 、拥挤度因子 δ 、人工鱼个体 i, j 之间的距离 $d_{ij} = |X_i - X_j|$ 以及食物浓度 Y 。 Y 便是寻优过程中的评价函数,也是随机共振的测度函数。具

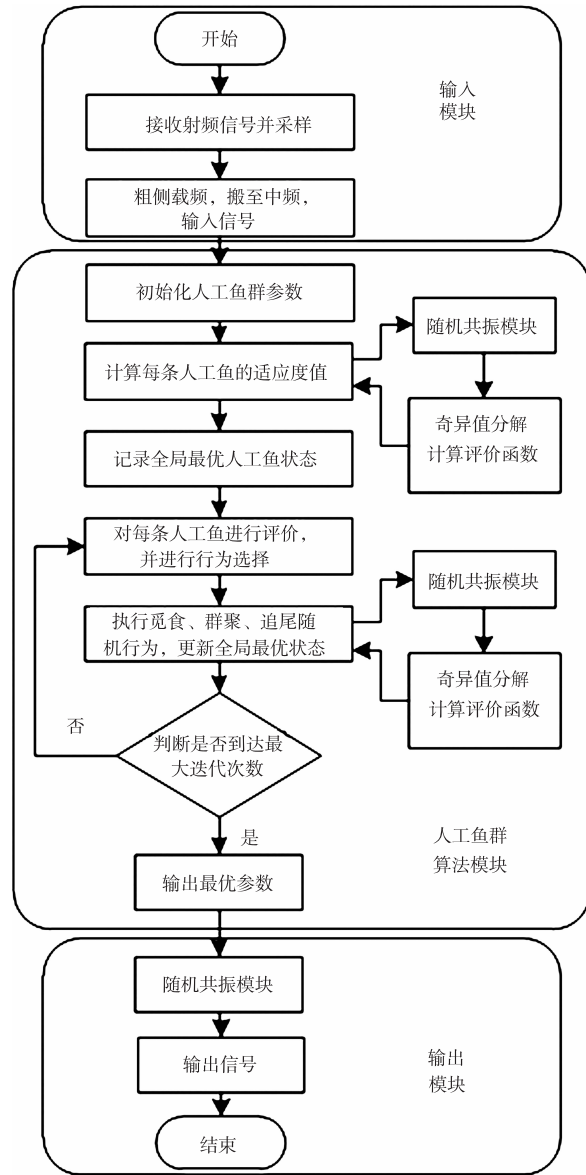


图6 系统整体框图

体步骤如下:第一,初始化人工鱼群参数,若信号中频数量级为 $1 \times 10^m \text{Hz}$ (MFSK 信号则以其中心频率为准),则 a 的初始寻优范围设定为 $[1 \times 10^{m-1}, 1 \times 10^{m+1}]$, $Visual$ 设置为 $1 \times 10^{m-1}$, $Step$ 设置为 $0.5 \times 10^{m-1}$, $Try_number, \delta, GEN, M$ 这四个参数的设置不根据载频数量级,适当选取即可;第二,使用随机共振模块计算初代鱼群的结果,并利用 Y_{SRF} 指标进行评价,筛选最优参数;第三,人工鱼依次执行行为函数,不断迭代,更新并记录全局最优参数;第四,当迭代次数达到预设值时,输出当前最优参数。

(3)输出模块:将接收信号通过最佳参数下的随机共振模块进行处理,得到增强信号。

4 仿真结果与分析

4.1 有效性验证

首先对中频数字通信信号进行仿真,包括:2ASK、4ASK、BPSK、QPSK、8PSK、2FSK、4FSK、16QAM 和 64QAM,共 9 种信号,参数统一设置为:幅度 $A = 1$,符号速率 $R_s = 1000\text{Bd}$,载波频率 $f_c = 1 \times 10^4\text{Hz}$,MFSK 的频率间隔 $\Delta f = 1000\text{Hz}$,符号个数 $N = 20$,采样率 $f_s = 1 \times 10^6\text{Hz}$,SNR = 0dB. 人工鱼群参数设置如下:人工鱼数量 $M = 50$,繁衍代数 $GEN = 10$,Try_number = 20, Visual = 1000, Step = 500, $\delta = 0.5$,初始寻优范围设置为 $[1 \times 10^3, 1 \times 10^5]$.

记录最优参数值和最大食物浓度随着繁衍代数的变化情况,以 16QAM 信号为例,如图 7 所示.

以 16QAM 信号的收敛曲线为例,第 1 代人工鱼群得到的参数约为 1.45×10^4 ,食物浓度为 3.408,即在搜寻的初期,50 条人工鱼中该参数下食物浓度最高,之后,第 2 代人工鱼群以较大的步长继续前进,此时到达的食物浓度为 6.641,而在第 3 代时,便能以较小的步长接近食物浓度最高的参数位置,最终在第 5 代到达最佳位置. 可以看到,在繁衍初期,鱼群能够用较快速度寻优,后期则以小步长逐渐逼近最优位置,可以达到较为

理想的收敛结果. 仿真实验表明,在该信号和噪声条件下,自适应随机共振寻找到的最佳参数为 9792,若以该参数进行随机共振,输出信号的质量测度函数 Y_{SRIF} 可以达到最大值 8.53.

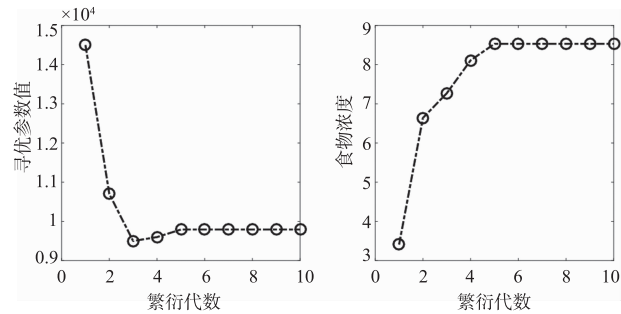


图7 16QAM信号收敛曲线

整体上,对于 9 种不同的信号,该算法以最快 3 代、最慢 6 代的速度达到收敛状态,能够得到使评价函数最大的最优系统参数,证明了该算法的有效性.

以 2ASK、BPSK、2FSK、16QAM 信号为例,进行输入输出波形对比,如图 8,可以看到,自适应调参随机共振达到了较为理想的信号增强作用.

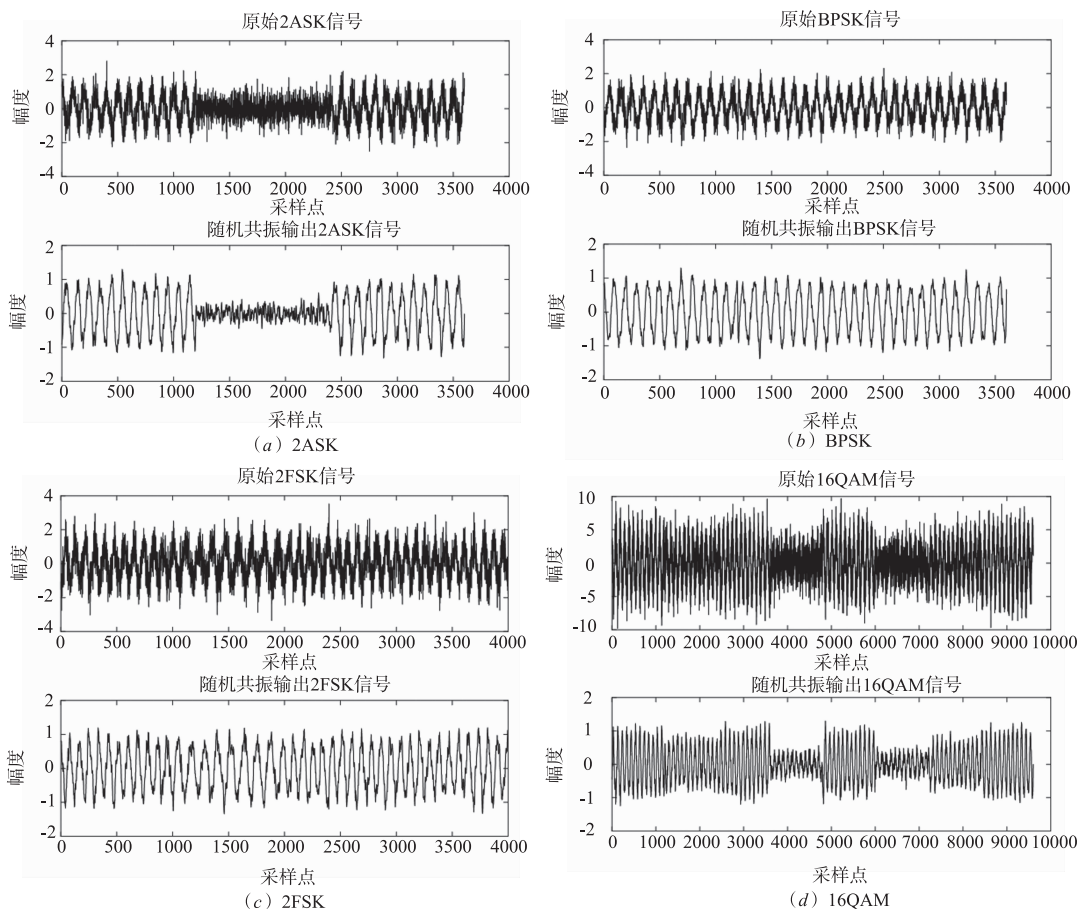


图8 信号增强前后对比图

4.2 鲁棒性检验

真实环境中信号的参数是多种多样的,因此,下面以复杂度较高并且经常在卫星通信中使用的 16QAM 信号为例,对其设置不同的参数并进行重复实验,以此检验方法的鲁棒性. 符号速率 R_s 从 1×10^3 Bd 增加到 1.6×10^4 Bd,载频 f_c 分别设置 4、6、8、10、12 共 5 种倍数,采样率统一设置为 $f_s = 100f_c$,并且由于过采样率 (f_s/R_s) 的不同,相同符号数目下信号长度不同,因此对信号统一截取 1×10^4 个点,信噪比为 SNR = 0dB. 重复次数为 100 次,人工鱼群算法参数同上,记录平均收敛次数.

表 1 不同信号参数下的平均收敛次数

	$R_s = 1 \times 10^3$	$R_s = 2 \times 10^3$	$R_s = 4 \times 10^3$	$R_s = 8 \times 10^3$	$R_s = 1.6 \times 10^4$
$f_c = 4R_s$	4.5	5.1	4.6	4.8	4.7
$f_c = 6R_s$	5.4	4.3	4.7	5.4	4.5
$f_c = 8R_s$	4.8	4.7	4.9	4.3	5.0
$f_c = 10R_s$	5.0	4.4	4.4	4.7	5.0
$f_c = 12R_s$	4.6	4.3	4.8	4.8	4.9

由表 1 得,在符号速率和载频都改变时,平均收敛次数波动很小,数据方差仅为 0.0934,可以说明两点:第一,算法收敛速度不受信号参数的影响,平均收敛次数大约集中在 4 到 5 之间;第二,该算法对不同参数下的信号都能够收敛,都可以自适应地计算出最优系统参数完成最佳匹配. 该实验表明,算法的鲁棒性较强.

5 总结与展望

本文针对四类低信噪比下的微弱中频数字通信信号,提出基于奇异值分解的自适应参数调节随机共振方法,并结合人工鱼群算法,模块化设计出一套信号增强的处理框架,实现了随机共振系统能够自适应地根据不同的含噪信号调节系统结构参数,从而改善淹没在强背景噪声中的信号质量. 通过理论分析与仿真实验,证明该算法可行有效,并具有以下优势:第一,利用固定阶数的奇异值分解构造评价函数,有效解决了非周期信号的测度问题;第二,分析了不同系统参数对信号的实际影响,将寻优参数降低一半,大大提高寻优效率;第三,算法不需要准确的先验知识,可以稳健地对非合作环境中的通信信号自适应进行处理;第四,扩大了随机共振的应用范围,为低信噪比信号处理提供一定的创新思路.

参考文献

[1] Nikias C L, Mendel J M. Signal processing with higher-order spectra[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1993, 10

(3): 10-37.

- [2] Huo Z, Zhang Y, Francq P, et al. Incipient fault diagnosis of roller bearing using optimized wavelet transform based multi-speed vibration signatures[J]. IEEE Access, 2017, 5: 19442-19456.
- [3] Xing Z, Gao Y. Method to reduce the signal-to-noise ratio required for modulation recognition based on logarithmic properties[J]. Iet Communications, 2018, 12(11): 1360-1366.
- [4] Sun H, Yuan S, Luo Y. Cyclic spectral analysis of vibration signals for centrifugal pump fault characterization[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(7): 2925-2933.
- [5] Benzi R, Sutera A, Vulpiani A. The mechanism of stochastic resonance[J]. Journal of Physics A General Physics, 1999, 14(11): 453.
- [6] Collins J J, Chow C C, Capela A C, et al. Aperiodic stochastic resonance[J]. Physical Review E, 1996, 54(5): 5575-5584.
- [7] Xu B, Duan F, Bao R, et al. Stochastic resonance with tuning system parameters: the application of bistable systems in signal processing[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2002, 13(4): 633-644.
- [8] Sun S, Lei B. On an aperiodic stochastic resonance signal processor and its application in digital watermarking[J]. Signal Processing, 2008, 88(8): 2085-2094.
- [9] Liu J, Li Z, Guan L, et al. A novel parameter-tuned stochastic resonator for binary PAM signal processing at low SNR[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(3): 427-430.
- [10] Liang L, Li Z, Liu J, et al. Comparison results of stochastic resonance effects realised by coherent and non-coherent receivers under Gaussian noise[J]. Iet Communications, 2017, 11(8): 1180-1186.
- [11] Zhan Y, Duan C. The application of stochastic resonance in parameter estimation for PSK signals[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Communication Software and Networks[C]. Chengdu: IEEE, China, 2015. 166-172.
- [12] Tong L, Li X, Hu J, et al. A PSO optimization scale-transformation stochastic-resonance algorithm with stability mutation operator[J]. IEEE Access, 2018, 6: 1167-1176.
- [13] 朱维娜, 林敏. 基于随机共振和人工鱼群算法的微弱信号智能检测系统[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11): 2464-2470.
- Zhu Wei-na, 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. (in Chinese)

- [14] 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)
- [15] Neshat M, Sepidnam G, Sargolzaei M, et al. Artificial fish swarm algorithm: a survey of the state-of-the-art, hybridization, combinatorial and indicative applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2014, 42(4): 965 – 997.
- [16] Chen, Hao, Varshney, et al. Theory of the stochastic resonance effect in signal detection—Part II: variable detectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10): 5031 – 5041.
- [17] 杨定新,胡政,杨拥民. 大参数周期信号随机共振解析[J]. 物理学报, 2012, 61(8): 963.
Yang Ding-xin, Hu Zheng, Yang Yong-min. The analysis of stochastic resonance of periodic signal with large parameters[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(8): 963. (in Chinese)
- [18] Collins J J, Chow C C, Imhoff T T. Aperiodic stochastic resonance in excitable systems. [J]. Physical Review E Statistical Physics Plasmas Fluids & Related Interdisciplinary Topics, 1995, 52(4): 3321.
- [19] FABING DUAN, BOHOU XU. Parameter-induced stochastic resonance and baseband binary, pam signals transmission over an awgn channel [J]. International Journal of Bifurcation & Chaos, 2003, 13(2): 411 – 425.
- [20] Ijaz A, Awoseyila A B, Evans B G. Signal-to-noise ratio estimation algorithm for advanced DVB-RCS systems [J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2012, 58(4): 603 – 608.
- [21] Andersin M, Mandayam N B, Yates R D. Subspace based estimation of the signal to interference ratio for TDMA cellular systems[J]. Wireless Networks, 1998, 4(3): 241 – 247.

作者简介



张 政 男, 1995 年生, 陕西宝鸡人. 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学硕士生, 主要研究方向为微弱信号处理等.
E-mail: zz2018zheng@gmail.com



马金全 男, 1975 年生, 甘肃张掖人. 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学副教授, 主要研究方向为软件无线电、信号分析和处理等.