

8-17-2020

Adaptive Minimum Entropy Blind Equalization Algorithm Based on Quantum Artificial Fish Swarm Optimization

Yecai Guo

1. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;;2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;;

Wu Xing

1. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;;

Huang Wei

3. School of Electrical & Information Engineering, Anhui University of Science & Technology, Huainan 232001, China;;

Wang Hui

2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment, 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 Minimum Entropy Blind Equalization Algorithm Based on Quantum Artificial Fish Swarm Optimization

Abstract

Abstract: In order to improve the equalization performance of high order inconstant modulus signals, adaptive minimum entropy super-exponential iteration blind equalization algorithm based on quantum artificial fish swarm optimization was proposed. *The proposed algorithm could accelerate convergence rate via super-exponential iteration algorithm and could further decrease the mean square error of the super-exponential iteration adaptive minimum entropy blind equalization algorithm via using the global optimization of the quantum artificial fish swarm algorithm designed by Schrodinger equation.* The simulation results demonstrate that the proposed algorithm has fast convergence rate and lower mean square error for different higher modulation signals comparison with adaptive minimum entropy blind equalization algorithm and super-exponential iteration adaptive minimum entropy blind equalization algorithm.

Keywords

blind equalization algorithm, amplitude phase shift key, convergence rate, quantum artificial fish swarm

Recommended Citation

Guo Yecai, Wu Xing, Huang Wei, Wang Hui. Adaptive Minimum Entropy Blind Equalization Algorithm Based on Quantum Artificial Fish Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(2): 449-454.

量子人工鱼群优化的自适应最小熵盲均衡算法

郭业才^{1,2}, 吴星¹, 黄伟³, 王惠²

(1. 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, 江苏 南京 210044; 2. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044; 3. 安徽理工大学电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001)

摘要: 为提高高阶非常模信号的均衡效果, 提出了量子人工鱼群优化的自适应最小熵盲均衡算法。该算法利用超指数迭代加快了自适应最小熵盲均衡算法的收敛速度; 利用薛定谔方程设计量子粒子群模型的思想, 设计了快速全局寻优能力的量子人工鱼群模型, 减小了超指数自适应最小熵盲均衡算法的稳态误差。仿真结果表明: 与自适应最小熵盲均衡算法、超指数自适应最小熵盲均衡算法相比, 量子人工鱼群优化的自适应最小熵盲均衡算法收敛速度快、稳态误差小, 有利于提高通信质量。

关键词: 盲均衡算法; 幅度相位频移键控; 收敛速度; 量子人工鱼群

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2016)02-0449-06

Adaptive Minimum Entropy Blind Equalization Algorithm
Based on Quantum Artificial Fish Swarm OptimizationGuo Yecai^{1,2}, Wu Xing¹, Huang Wei³, Wang Hui²

(1. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 3. School of Electrical & Information Engineering, Anhui University of Science & Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: In order to improve the equalization performance of high order inconstant modulus signals, adaptive minimum entropy super-exponential iteration blind equalization algorithm based on quantum artificial fish swarm optimization was proposed. The proposed algorithm could accelerate convergence rate via super-exponential iteration algorithm and could further decrease the mean square error of the super-exponential iteration adaptive minimum entropy blind equalization algorithm via using the global optimization of the quantum artificial fish swarm algorithm designed by Schrodinger equation. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm has fast convergence rate and lower mean square error for different higher modulation signals comparison with adaptive minimum entropy blind equalization algorithm and super-exponential iteration adaptive minimum entropy blind equalization algorithm.

Keywords: blind equalization algorithm; amplitude phase shift key; convergence rate; quantum artificial fish swarm

引言

水声信道具有低载波频率、强多径衰落、高噪

声、受限带宽和大传输时延等特点, 水声信号在其中传输时产生严重的码间干扰(Inter Symbol Interference, ISI)会影响通信质量^[1-2]。常数模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)结构简单、运算量小, 易实现, 对常模信号有很强的抑制码间干扰能力, 但对非常模信号, 如正交幅度调制和幅度相位频移键控信号进行均衡时, 存在相位旋转甚至发散^[3]。为均衡高阶非常模信号并克服相位旋转问



收稿日期: 2014-09-28 修回日期: 2015-01-01;
基金项目: 江苏省高校科研成果产业化推进项目(JHB2012-9); 江苏省高校自然科学研究重大项目(13KJA510001);
作者简介: 郭业才(1962-), 男, 安徽, 博士, 教授, 博导, 研究方向为水声信号处理, 通信信号处理, 自适应盲均衡技术。

题,文献[4-5]提出了一种利用锁相环技术纠正相位旋转的多模算法,虽然提高了对高阶非常模信号的均衡效果,但运算量大、结构复杂、不易实时实现。文献[6]融合常模算法的计算量小和多模算法能纠正相位旋转的优点,提出了一种自适应最小熵盲均衡算法(β CMA),但收敛速度较慢、稳态误差较大。

为克服 β CMA 的缺点,本文将超指数迭代算法和利用薛定谔方程设计的人工鱼群模型(称为量子人工鱼群)引入到自适应最小熵盲均衡算法中,得到量子人工鱼群优化的自适应最小熵盲均衡算法。该算法在收敛速度和稳态误差或码间干扰等方面的性能,明显提高。

1 超指数自适应最小熵盲均衡算法

1.1 自适应最小熵盲均衡算法

为了描述方便,令 $a(k)$ 为独立同分布且均值为零的发射信号; $c(k)$ 为信道的脉冲响应, $x(k)$ 为信道的输出信号; $n(k)$ 为加性高斯白噪声; $y(k)$ 为均衡器的输入信号; $w(k)$ 为均衡器权向量且长度为 $L+1$; $\psi(\cdot)$ 为无记忆的非线性函数,表示无记忆非线性估计器; $z(k)$ 是均衡器的输出信号, SEI 表示超指数迭代算法。

文献[7]利用原始序列 $a(k)$ 的部分信息,定义了一种新的代价函数:

$$J = \max_w E[|z(k)|^2] \quad (1)$$

$$\text{fmax}[R_a, |z(k)|] = R_a \quad (2)$$

式中, (2) 是(1)的约束条件, R_a 为原始序列的最大幅值。对于 $a, b \in C$, 有

$$\text{fmax}(|a|, |b|) = \frac{\|a\| + \|b\|}{2} + \frac{\|a\| - \|b\|}{2} = \begin{cases} |a| & |a| \geq |b| \\ |b| & |a| < |b| \end{cases} \quad (3)$$

若 $|z(k)| < R_a$, 约束条件(2)成立; 若 $|z(k)| > R_a$, 则约束条件(2)被违背。为使约束条件满足,利用拉格朗日乘数法将代价函数和约束条件合并为

$$J = \max_w E[|z(k)|^2] + \lambda(\text{fmax}[R_a, |z(k)|] - R_a) \quad (4)$$

$|z(k)|^2$ 和 $\text{fmax}(R_a, |z(k)|)$ 对均衡器权向量的求导, 得

$$\frac{\partial |z(k)|^2}{\partial w} = \frac{\partial |z(k)|^2}{\partial z(k)} \frac{\partial z(k)}{\partial w} \quad (5)$$

$$\frac{\partial \text{fmax}(R_a, |z(k)|)}{\partial w} = \frac{g(k)z^*(k)}{4|z(k)|} y(k) = \frac{g(k)z^*(k)}{4|z(k)|} y(k) \quad (6)$$

式中, $g(k) = 1 + \text{sign}(|z(k)| - R_a)$, 将式(4)~(6)联立, 得权向量更新公式为

$$w(k+1) = w(k) - \mu(1 + g(k)/4|z(k)|)z^*(k)y(k) \quad (7)$$

如果 $|z(k)| < R_a$, 则 $g(k) = 0$, 权向量更新式(7)变为 $w(k+1) = w(k) + \mu z(k)y(k)$; 如果 $|z(k)| = R_a$, 则 $g(k) = 1$, 式(1)成立, 自适应更新过程停止。为保证 $w(k+1) = w(k)$, 则 $\lambda = -4|z(k)|$; 若 $|z(k)| > R_a$, 则权向量更新式(7)变为 $w(k+1) = w(k) + \mu(1 + \lambda/2 \cdot z(k))y(k)$, 约束条件式(2)不成立。为使式(2)成立, 计算 λ , 使其满足 Bussgang 过程。令 $\lambda = -2(1 + \beta)|z(k)|$, 则 Bussgang 过程为

$$\underbrace{E[z(k)z^*(k-i)]}_{|z(k)| < R_a} + \underbrace{-\beta E[z(k)z^*(k-i)]}_{|z(k)| > R_a} = 0 \quad (8)$$

对于原始序列 $a(k)$ 长度为 N , 且每一个原始信号都落在调制集合 $\{R_1, \dots, R_M\}$ 中, 其中, $R_M = R_a$ 。 N_l 表示第 l 阶调制信号的数目, $\sum_{l=1}^M N_l = N$ 。对于 $i=0$, 解式(8)得:

$$N_1 R_1^2 + \dots + N_{M-1} R_{M-1}^2 + \frac{1}{2} N_M R_M^2 - \frac{\beta}{2} N_M R_M^2 = 0 \quad (9)$$

由式(9)得:

$$\beta = 2 \frac{N}{N_M} \frac{P_a}{R_a^2} - 1 \quad (10)$$

式中, $P_a = E[|a(k)|^2]$ 为原始序列的平均能量。将式(10)代入式(7)得到自适应最小熵盲均衡算法的权向量更新公式为

$$w(k+1) = w(k) - \mu f[z(k)]z^*(k)y(k) \quad (11)$$

$$f[z(k)] = \begin{cases} 1, & |z(k)| < R_a \\ -\beta, & |z(k)| > R_a \\ 0, & |z(k)| = R_a \end{cases} \quad (12)$$

1.2 超指数迭代自适应最小熵盲均衡算法

对盲均衡算法而言, 收敛速度与码间干扰是一一对没有得到有效解决的矛盾。为了有效解决这对矛盾, 我们将超指数迭代算法引入到自适应最小熵盲均衡算法中, 使之在均衡器权向量迭代过程中, 不断地计算输入信号的相关矩阵的逆矩阵 \mathbf{D} , 优化步长因子并白化均衡器输入信号, 以加快收敛速度。 \mathbf{D} 矩阵的迭代公式为^[8]

$$\mathbf{D}(k+1) = \frac{1}{1-\mu_m} [\mathbf{D}(k) - \frac{\mu_m \mathbf{D}(k) \mathbf{y}^*(k) \mathbf{y}^T \mathbf{D}(k)}{1-\mu_m + \mu_m \mathbf{y}^T(k) \mathbf{D}(k) \mathbf{y}^*(k)}] \quad (13)$$

式中: μ_m 为矩阵 \mathbf{D} 的迭代步长; \mathbf{D} 的初值为输入信号相关矩阵的逆, 即 $\mathbf{D}(0) = \mathbf{R}_1^{-1}$ 。

$$\mathbf{R}_1 = \mathbf{C}_1^T \mathbf{C}_1 + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_a^2} \mathbf{I}_L \quad (14)$$

式中: \mathbf{C}_1 为信道的卷积矩阵; σ_a^2 和 σ_n^2 分别表示噪声和原始序列的方差; \mathbf{I}_L 是 $L \times L$ 的单位矩阵。将式(13), (14)代入式(12), 则新的权向量更新公式为

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu \mathbf{D}(k) f[z(k)] z^*(k) \mathbf{y}(k) \quad (15)$$

2 量子人工鱼群优化超指数自适应最小熵盲均衡算法

2.1 量子势阱 AFSA 模型

在量子理论中, 量子的动态行为用薛定谔方程描述^[9]。

$$j\hbar \frac{\partial}{\partial t} \psi(r, t) = (-\frac{\hbar^2}{2m'} \nabla^2 + V(r)) \psi(r, t) \quad (16)$$

式中: m' 为量子的质量; $V(r)$ 为势能分布函数; \hbar 为普朗克常量。在薛定谔方程中, 根据波函数 $\psi(r, t)$ 的统计诠释, 它的幅值的平方为量子在某一位置出现的概率。

文献[10]利用薛定谔方程设计了量子粒子群模型, 我们将该思想用于设计量子人工鱼群模型(QAFSA)。首先选择某种不含时间 t 的势阱, 然后通过求解薛定谔方程分离出波函数 $\psi(r)$, 获得人工鱼在势场中出现的概率密度函数 $|\psi(r)|^2$, 最后

通过设计合理的势阱参数来控制人工鱼群迭代中的随机数 r , 这样就得到了量子人工鱼群。现以 Delta 势阱、一维谐振子和方势阱为例, 来说明 QAFSA 的构造过程。

(1) Delta 势阱的 AFSA 模型

Delta 势阱的势能分布为

$$V(r) = -\gamma \delta(r) \quad (17)$$

式中: γ 为势阱深度。联立式(16), (17), 得人工鱼波函数为

$$\psi(r) = \frac{1}{\sqrt{L}} e^{-|r|/L} \quad (18)$$

式中, $L = \frac{\hbar^2}{m' \gamma}$ 为 Delta 势阱的特征长度。人工鱼在 r 处出现的概率密度函数为

$$Q(r) = |\psi(r)|^2 = \frac{1}{L} e^{-2|r|/L} \quad (19)$$

为使在 r 处的人工鱼以较大的概率向最优位置移动, 则式(19)应满足的关系为

$$\int_{-|r|}^{|r|} Q(r) dr > 0.5 \quad (20)$$

由式(19), (20)可得特征长度 L 应满足

$$L = \frac{|r|}{g \ln(\sqrt{2})} \quad (21)$$

式中: g 为控制参数且 $g > 1$ 。

在任一确定时刻, 势阱中人工鱼的位置是不确定的, 而普通人工鱼的位置是确定的, 为克服该矛盾, 可借助波函数塌陷解决。

令 $u = e^{-2|r|/L}$, 且 $u \in (0, 1)$, 解出

$$|r| = \frac{L}{2} \ln(1/u) \quad (22)$$

联立式(21), (22), 得

$$r_{k+1} = \frac{\ln(1/u)}{2g \ln \sqrt{2}} r_k \quad (23)$$

由以上分析, 定义 r_k 为创造力系数^[11], 可得量子 Delta 势阱人工鱼群(QDAFSA)寻优迭代公式:

$$\mathbf{X}_j = \mathbf{X}_i + (2 \frac{\ln(1/u)}{2g \sqrt{2}} - 1) \text{Visual} \quad (24)$$

$$\mathbf{X}_j = \mathbf{X}_i + \frac{\ln(1/u)}{2g \sqrt{2}} * \text{step} * \frac{\mathbf{X}_c - \mathbf{X}_i}{\|\mathbf{X}_c - \mathbf{X}_i\|} \quad (25)$$

$$X_j = X_i + \frac{\ln(1/u)}{2g\sqrt{2}} * \text{step} * \frac{X_{gbest} - X_i}{\|X_{gbest} - X_i\|} \quad (26)$$

(2) 一维谐振子和方势阱的 AFSA 模型

一维谐振子和方势阱的势能表达式分别为:

$$V(r) = \frac{1}{2}Kr^2 \quad (27)$$

$$V(r) = \begin{cases} 0 & |r| \leq W/2 \\ V_0 & |r| > W/2 \end{cases} \quad (28)$$

式中, K 为描述简谐作用力强弱的参数, W 为势阱宽度, V_0 为势阱高度。由文献[12]可知 r_{k+1} 的表达式分别为:

$$|r_{k+1}|_{QO} = \frac{\sqrt{\ln(1/u)}}{0.4769g} |r_k| \quad (29)$$

$$|r_{k+1}|_{QS} = \frac{1.4829\cos^{-1}(\sqrt{u})}{g} |r_k| \quad (30)$$

因此一维谐振子(QO)和方势阱(QS)人工鱼群算法的迭代公式:

$$X_j = X_i + (2H - 1)\text{Visual} \quad (31)$$

$$X_j = X_i + H * \text{step} * \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|} \quad (32)$$

$$X_j = X_i + H * \text{step} * \frac{X_{gbest} - X_i}{\|X_{gbest} - X_i\|} \quad (33)$$

式中: H 表示 $\sqrt{\ln(1/u)}/0.4769g$ 或 $1.4829\cos^{-1}(\sqrt{u})/g$ 。

2.2 算法流程

对于一个量子人工鱼群系统,量子人工鱼当前位置和食物浓度信息不能同时确定,因此将其作为一个参数。QAFSA 优化均衡器权向量的流程如下:

步骤 1: 量子人工鱼参数初始化。设人工鱼的种群数目为 m , 每条人工鱼的维数为 q , 初始化人工鱼的位置向量 $X_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nq})$ 。

步骤 2: 计算适应度函数^[13](食物浓度)。根据式(4), 盲均衡算法的代价函数迭代至最小值时, 而 AFSA 的食物浓度最大。因此, 将 β CMA 代价函数的倒数定义为 AFSA 的适应度函数。

步骤 3: 初始化公告板。计算每条鱼当前状态 X_n 下的适应度 $fit(X_n)$, 将最优的人工鱼位置向量

和适应度作为公告板的初始值 X_{best} 和 fit_{best} 。

步骤 4: 算法更新。对每条量子人工鱼进行觅食、聚群、追尾等行为; 将得到的最优值与公告板比较, 若优于公告板, 则更新公告板; 否则, 跳转步骤 5。

步骤 5: 终止条件判断。判断算法是否达到最大进化次数, 若小于进化次数, 跳转至步骤 4; 若满足结束条件, 则终止。

步骤 6: 均衡器权向量初始化。将量子人工鱼群算法得到的最优位置向量, 作为均衡器的初始权向量。

3 仿真实验

3.1 β CMA 对不同调制信号的均衡实验

水声信道 $c=[0.3132 \ -0.1040 \ 0.8908 \ 0.3134]$, 发射信号为 16-PSK, 16-APSK, 16-QAM, 信噪比为 20 dB, 均衡器长度为 16, 均衡器采用中心抽头初始化, PSK, APSK, QAM 的步长分别取 3×10^{-4} , 6×10^{-3} , 5×10^{-5} 。30 次迭代结果, 如图 1 所示。

图 1(a)表明, 在收敛后, APSK 的码间干扰较 PSK 和 QAM 分别减少了约 3 dB 和 10 dB; 而对 PSK 信号, 码间干扰的收敛速度最快, 其比 APSK 信号的收敛快约 3 000 步, 比 QAM 信号的收敛快约 1 000 步。图 1(b)表明, 在相同的信噪比下, APSK 的码间干扰最小, QAM 的码间干扰最大, 但随着信噪比的增加, 码间干扰都呈减小趋势。图 1(c)-(e)表明, APSK 的眼图较其他调制方式更加清晰、紧凑。

3.2 512-QAM 信号的均衡实验

水声信道 $c=[0.9656 \ -0.0906 \ 0.0578 \ 0.2368]$, 发射信号为 512-QAM, 信噪比为 44 dB, 均衡器长度为 16, β CMA 和 SEI- β CMA 采用中心抽头初始化。量子势阱人工鱼群的规模为 100, 步长 step 、视野范围 Visual 和拥挤度因子 δ 分别取 0.75, 0.3 和 0.618; 步长参数如表 1 所示, 400 次蒙特卡罗实验结果, 如图 2 所示。

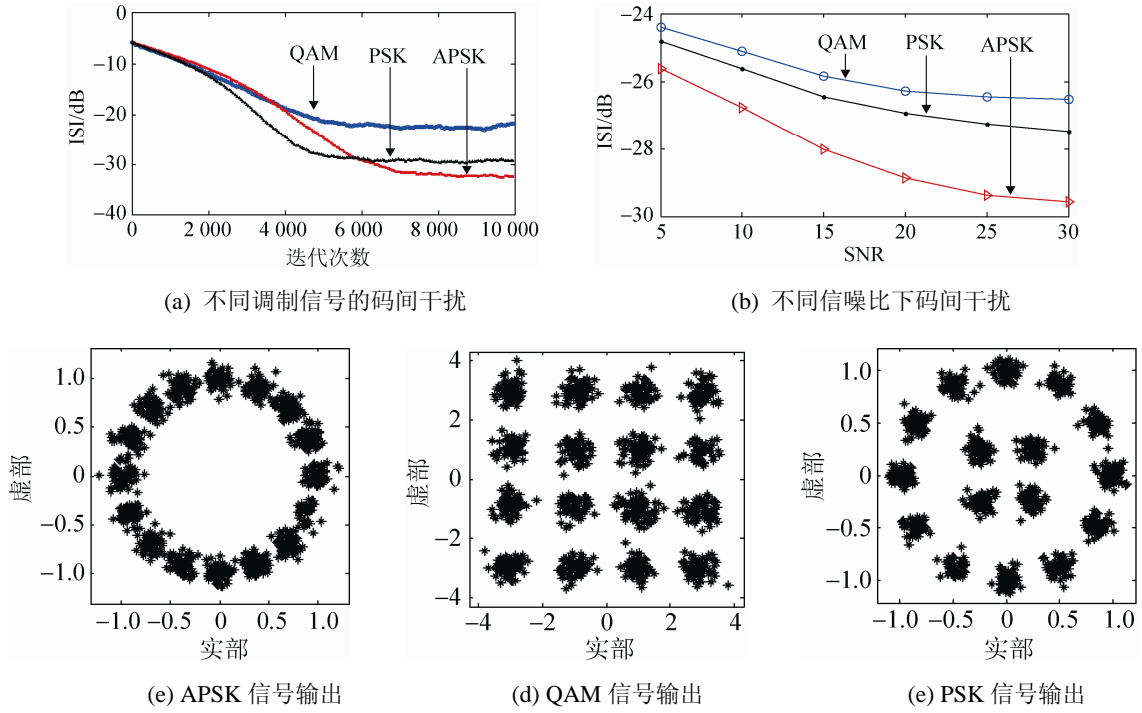


图 1 仿真结果

表 1 步长参数选择

	β CMA	SEI- β CMA	QD-SEI- β CMA	QO-SEI- β CMA	QS-SEI- β CMA
步长	2×10^{-6}	2.5×10^{-7}	1×10^{-8}	2.1×10^{-8}	8×10^{-9}
SEI 步长		1×10^{-5}	6×10^{-6}	4×10^{-6}	5×10^{-6}

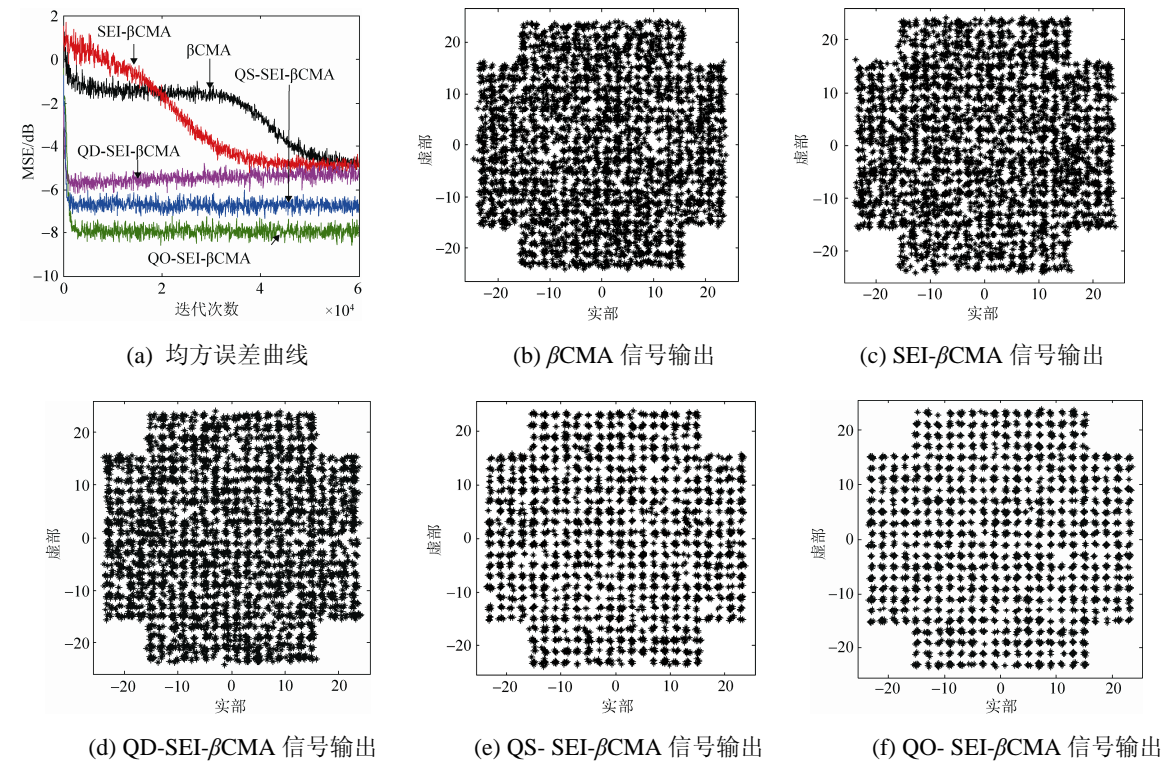


图 2 仿真结果

图 2 表明, QO-SEI- β CMA, QO-SEI- β CMA 和 QD-SEI- β CMA 在收敛速度方面几乎一样, 且比 SEI- β CMA 和 β CMA 分别快约 40 000 和 50 000 步; 在稳态误差方面, QO-SEI- β CMA 较 QS-SEI- β CMA, QO-SEI- β CMA, SEI- β CMA 和 β CMA 分别减小了约 1 dB, 2.5 dB, 3 dB 和 3.5 dB。且 QO-SEI- β CMA 的眼图最为清晰、紧凑。

4 结论

本文将量子人工鱼群和超指数迭代算法引入自适应最小熵盲均衡算法中, 能有效加快 β CMA 收敛速度, 减小剩余码间干扰, 并且对高阶 QAM 信号有更好的均衡效果。仿真结果表明, 新算法对水声信道中由多径衰落引起的码间干扰和频率选择性衰落有较好的补偿作用, 很好地改善了水声通信系统的性能。

参考文献:

- [1] Shahzad A S. New Blind Equalization Techniques Based on Improved Square Contour Algorithm [J]. Digital Signal Processing (S1051-2004), 2008, 18(4): 680-693.
- [2] Mikael S, Lienven D L. On Jacobi-type Methods for Blind Equalization of Paraunitary Channels [J]. Signal Processing (S0165-1684), 2012, 92(1): 617-624.
- [3] Li X L, Zhang X D. A Family of Generalized Constant Modulus Algorithm for Blind Equalization [J]. IEEE

- Transaction on Communications (S0090-6778), 2006, 54(11): 1913-1917.
- [4] S Abrar, A Nandi. Blind Equalization of Square- QAM Signals: A Multi-modulus Approach [J]. IEEE Transaction on Communications (S0090-6778), 2010, 58(6): 1674-1685.
- [5] J Yang, G Dumont. The Multi-modulus Blind equalization and Its Generalized Algorithms [J]. Signal Processing Letters (S1070-9908), 2002, 20(5): 997-1015.
- [6] S Abrar, A Nandi. Adaptive Minimum Entropy Equalization Algorithm [J]. IEEE Communications Letters (S1089-7798), 2010, 14(10): 966-968.
- [7] A T Walden. Non-Gaussian Reflectivity, Entropy and Deconvolution [J]. IEEE Communications Signals Letters (S0016-8033), 1985, 50(12): 2862-2888.
- [8] 郭业才, 杨超. 基于正交小波变换的超指数迭代联合盲均衡算法 [J]. 数据采集与处理, 2010, 25(1): 13-17.
- [9] 毛安民, 李安然. 薛定谔方程及薛定谔-麦克斯韦方程的多解 [J]. 数学学报, 2012, 55(3): 425-436.
- [10] 李盼痴, 王海英, 宋考平, 等. 量子势阱粒子群优化算法的改进研究 [J]. 物理学报, 2012, 61(6): 1-9.
- [11] 王养廷, 闫文忠. 分组信息共享的量子粒子群优化算法的改进 [J]. 数据采集与处理, 2013, 28(3): 363-370.
- [12] 郭业才, 胡苓苓, 丁锐, 等. 基于量子粒子群优化的正交小波加权多模盲均衡算法 [J]. 物理学报, 2012, 61(5): 0543041-0543047.
- [13] 田琳琳, 赵宁, 钟伟, 等. 基于小生境遗传算法的风电场布局优化 [J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(5): 650-654.

《系统仿真学报》荣获“2014 中国最具国际影响力学术期刊”证书

由中国学术期刊(光盘版)电子杂志社与清华大学图书馆联合成立的中国学术文献国际评价研究中心, 以美国汤森路透 Web of Science 收录的 1.2 万余种期刊为引文统计源, 首次研制发布了 2012《中国学术期刊国际引证年报》(CAJ-IJCR 年报)。第一次给出了我国 5600 余种中外文学术期刊总被引频次、影响因子、半衰期等各项国际引证指标, 并采用了新的国际影响力综合评价指标 CI 对期刊排序, 发布了“中国最具国际影响力学术期刊”(排序 TOP5%)和“中国国际影响力优秀学术期刊”(排序 TOP5-10%), 在国内外学术界产生了较大反响。之后, 2013 年版年报, 将引文统计源期刊扩展到 1.44 万多种。目前, 2014 版国际、国内年报与 TOP5%和 TOP5-10%期刊的遴选业已完成, 《系统仿真学报》被列入“2014 中国最具国际影响力学术期刊”行列。

我学报连续 2 年被列入 TOP5%国内一流的中国最具国际影响力学术期刊, 走向世界, 进入国际一流, 指日可待!