

1-8-2019

Blind Equalization Algorithm of Variable Segment Error Function Based on Catfish Effect Particle Swarm Optimization

Yecai Guo

1. School of Electronic and Information Engineering, 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;

Jiping Wu

1. School of Electronic and Information Engineering, 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.

Blind Equalization Algorithm of Variable Segment Error Function Based on Catfish Effect Particle Swarm Optimization

Abstract

Abstract: In order to overcome the disadvantage of the slow convergence rate and big steady state error of constant modulus algorithm (CMA), a *variable segment error constant modulus blind equalization algorithm based on the catfish effect particle swarm optimization algorithm (CEPSO-VSCMA)* is proposed. The algorithm introduces catfish effect particle swarm optimization on the base of VSCMA, finding the globally optimal solution with the global searching of particle swarm. Meanwhile, vibrant and competitive catfish individual are employed to reactivate particle swarm and accelerate convergence. The simulation results show that the proposed algorithm performs better in improving convergence rate, decreasing inter-symbol interference with CMA, VSCMA and PSO-VSCMA.

Keywords

particle swarm optimization algorithm, CMA, catfish effect, variable segment error function

Recommended Citation

Guo Yecai, Wu Jiping. Blind Equalization Algorithm of Variable Segment Error Function Based on Catfish Effect Particle Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(9): 3558-3563.

基于鲶鱼效应粒子群优化的变参误差盲均衡算法

郭业才^{1,2}, 吴际平¹(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 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)

摘要: 为克服常模算法(CMA)收敛速度慢、稳态误差大的缺点, 提出了基于鲶鱼效应粒子群算法优化的变参误差常模盲均衡算法(CEPSO-VSCMA)。该算法在变参误差常模盲均衡算法(VSCMA)的基础上, 融入鲶鱼效应粒子群算法, 利用粒子群的随机搜索, 寻找全局最优解, 同时结合鲶鱼效应, 利用具有活力和竞争力的鲶鱼个体促使粒子群活跃起来, 加快收敛。仿真结果表明: 与 CMA、VSCMA 和基于粒子群算法优化的变参误差常数模盲均衡算法(PSO-VSCMA)相比, 该算法提高了收敛速度、减小了均方误差。

关键词: 粒子群算法; 常模盲均衡; 鲶鱼效应; 变参误差

中图分类号: TN991.5 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 09-3558-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201809042

Blind Equalization Algorithm of Variable Segment Error Function
Based on Catfish Effect Particle Swarm OptimizationGuo Yecai^{1,2}, Wu Jiping¹(1. School of Electronic and Information Engineering, 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)

Abstract: In order to overcome the disadvantage of the slow convergence rate and big steady state error of constant modulus algorithm (CMA), a variable segment error constant modulus blind equalization algorithm based on the catfish effect particle swarm optimization algorithm (CEPSO-VSCMA) is proposed. The algorithm introduces catfish effect particle swarm optimization on the base of VSCMA, finding the globally optimal solution with the global searching of particle swarm. Meanwhile, vibrant and competitive catfish individual are employed to reactivate particle swarm and accelerate convergence. The simulation results show that the proposed algorithm performs better in improving convergence rate, decreasing inter-symbol interference with CMA, VSCMA and PSO-VSCMA.

Keywords: particle swarm optimization algorithm; CMA; catfish effect; variable segment error function

引言

在数字通信中, 由于受多径传输和有限带宽的



收稿日期: 2017-01-06 修回日期: 2017-05-17;
基金项目: 国家自然科学基金(61673222), 江苏省高校自然科学基金(13KJA510001), 江苏高校品牌专业
建设项目(PPZY2015B134);
作者简介: 郭业才(1962-), 男, 安徽安庆, 博士, 教授, 博导, 研究方向为通信信号处理、自适应盲均衡技术。

影响, 接收端收到的信号将存在码间串扰 (Inter-Symbol Interference, ISI), 严重影响信号传输质量, 而采用盲均衡技术^[1]可以有效克服码间干扰的影响。其中, 常模盲均衡算法(Constant Module Arithmetic, CMA)^[2-3]收敛速度慢、稳态误差大; 基于神经网络的常模盲均衡算法计算复杂; 基于变参误差函数的常模盲均衡算法(VSCMA)以调整分

段点位置来得到不同的误差函数, 提高了收敛速度, 降低了稳态误差^[4-5]; 基于小波变换的常模盲均衡算法有效地解相关^[6]。这几类算法都是基于常模误差函数由随机梯度下降法进行权向量更新的, 存在局部收敛或局部最优缺陷。而基于粒子群优化的常模盲均衡算法(Particle Swarm Optimization, PSO), 充分利用了粒子群算法的全局随机搜索性能, 提高了收敛速度并降低了稳态均方误差; 但在搜索过程中后期, 仅依靠惯性权重线性保持^[6-7], 容易使搜索陷入局部极值点。受到“鲶鱼效应”(Catfish Effect)启发^[8], 引入具有活力和竞争力的个别鲶鱼个体对粒子群产生竞争压力, 激发整个粒子群再次活跃加快搜索, 从而使粒子群算法跳出局部极值点而找到全局最优。

因此, 本文利用变参误差函数, 将粒子群优化算法和鲶鱼效应相结合, 提出一种基于鲶鱼效应粒子群算法的变参误差常模盲均衡算法(CEPSO-VSCMA, Catfish Effect Particle Swarm Optimization based VSCMA)。

1 变参误差函数的常模盲均衡算法

盲均衡系统结构, 如图 1 所示。

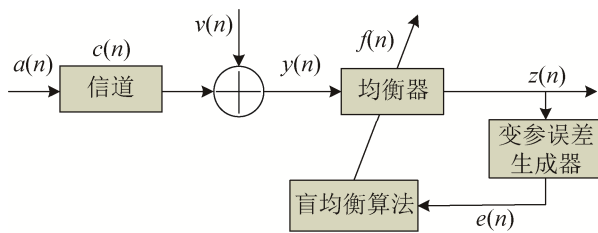


图 1 盲均衡原理

Fig. 1 Blind equalization principle

图 1 中, $a(n)$ 是零均值独立同分布的发射信号; $c(n)$ 是信道脉冲响应; $v(n)$ 为加性高斯白噪声; $y(n)$ 为盲均衡器输入信号; $f(n)$ 为盲均衡器权向量且长度为 $N = 2L + 1$; $z(n)$ 为盲均衡器输出信号。通过图 1 可得均衡器的输出为

$$z(n) = \mathbf{f}^H(n)\mathbf{y}(n) \quad (1)$$

式中: $[\]^H$ 表示共轭转置。

CMA 的误差函数(常模误差)为

$$e(n) = |z(n)|^2 - R^2 \quad (2)$$

式中: $R^2 = E\{|a(n)|^4\} / E\{|a(n)|^2\}$; CMA 均衡器权向量的迭代过程为

$$\mathbf{f}(n+1) = \mathbf{f}(n) - \mu e(n)\mathbf{y}(n)z^*(n) \quad (3)$$

式(2)表明, 当发射信号 $a(n)$ 的模值 R^2 不变时, CMA 的误差函数曲线关于点 $(0, R)$ 是不对称的, 这种不对称性使得接近收敛点时, 收敛速度比起始阶段慢。为了克服常模误差的这一缺陷, 文献[5]利用奇对称性构造了分段误差函数, 其表达式为

$$e_1(n) = 2b^2 - R^2 - [2b - |z(n)|]^2, 0 \leq |z(n)| < b \quad (4)$$

$$e_2(n) = |z(n)|^2 - R^2, b \leq |z(n)| < R \quad (5)$$

$$e_3(n) = R^2 - [2R - |z(n)|]^2, R \leq |z(n)| < 2R - b \quad (6)$$

$$e_4(n) = R^2 - 2b^2 + [2b - 2R + |z(n)|]^2, 2R - b \leq |z(n)| \quad (7)$$

式中: b 为分段点位置; $0 \leq b \leq R$ 。通过改变 b 值可改善算法整体性能, 促使收敛加速, 降低稳态误差; $e_1(n) \in [0, b)$, $e_2(n) \in [b, R)$, $e_3(n) \in [R, 2R - b)$ 和 $e_4(n) \in [3R - b, +\infty)$, 代入代价函数表达式 $J = E[e^2(n)]$ ^[9]后, 对 $f(n)$ 求偏导, 得到基于变参误差常模盲均衡算法(VSCMA)权向量的更新公式为

$$\mathbf{f}(n+1) =$$

$$\begin{cases} \mathbf{f}(n) - \mu e_1(n)[2b - |z(n)|] \\ \mathbf{y}(n)z^*(n)/|z(n)|, 0 \leq |z(n)| < b \\ \mathbf{f}(n) - \mu e_2(n)\mathbf{y}(n)z^*(n), b \leq |z(n)| < R \\ \mathbf{f}(n) - \mu e_3(n)[2R - |z(n)|] \\ \mathbf{y}(n)z^*(n)/|z(n)|, R \leq |z(n)| < 2R - b \\ \mathbf{f}(n) - \mu e_4(n)[2b - 2R + |z(n)|] \\ \mathbf{y}(n)z^*(n)/|z(n)|, 2R - b \leq |z(n)| \end{cases} \quad (8)$$

式中: 误差函数在 $0 < |z(n)| < 2R$ 范围内, 关于零误差点 $(R, 0)$ 奇对称。当分段点位置 $b = 0$ 时, 代价函数对权向量梯度范数最小, 权向量更新增量的范数最小, 所以此种情况下, VSCMA 比 CMA 的收敛速度慢, 但稳态均方误差小。同样, 当增大 b 值时, VSCMA 的收敛速度将加快, 但稳态均方误差比 CMA 的稳态均方误差大, 当 $b = R$ 时, VSCMA 的稳态

均方误差比 CMA 的稳态均方误差大, 收敛速度比 CMA 快。

2 鲶鱼效应粒子群算法

2.1 基本思路

沙丁鱼, 生性喜欢安静, 追求平稳。鲶鱼, 一种生性好动的鱼类, 在装满沙丁鱼的鱼槽里放入鲶鱼。鲶鱼进入鱼槽后, 由于环境陌生, 便四处游动。沙丁鱼见了鲶鱼十分紧张, 左冲右突, 四处躲避, 加速游动。这样沙丁鱼就可以活蹦乱跳地回到了渔港。这就是著名的“鲶鱼效应”^[10]。此效应的特点就是让充满竞争力的个别鲶鱼个体加入到群体中, 打破群体内部原来的平静, 使得原有群体的惰性发生改变, 最终促使整个群体保持一定的活力。

2.2 鲶鱼效应粒子群算法

在粒子种群算法的种群迭代进化过程中, 需要判断是否出现粒子种群搜索陷入局部极优点。如果陷入局部极值点, 就引入具有活力和竞争力的个别鲶鱼个体, 以重新激活粒子群的多样性, 使其离开局部极值点, 找到全局最优。将鲶鱼效应引入到粒子群算法中, 以使粒子群算法跳出局部极值点进行全局寻优, 这种算法称为鲶鱼效应粒子群优化算法 (Catfish Effect Particle Swarm Optimization, CEPSO)^[11-13]。这是一种通过个体行为促使整体粒子群保持全局最优的一种算法。CEPSO 的实现流程如下:

(1) 确定算法输入参数并进行初始化

先初始化粒子群中个体数 n 、惯性权重 ω 、加速系数 c_1 和 c_2 , 及 (0,1) 之间均匀分布的随机数 $\text{rand}()$ 、最大迭代次数、搜索最大维数等。将这些初始化参数作为算法的输入。

(2) 更新粒子群中个体速度和位置

粒子群中第 i 个个体的速度和位置分别表示为 $v_{i,d}^k$ 和 $x_{i,d}^k$, 其更新方法为

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega v_{i,d}^k + c_1 \text{rand1}() (pbest_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \text{rand2}() (gbest_d^k - x_{i,d}^k) \quad (9)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (10)$$

式中: d 为搜索维数; k 为迭代次数; $pbest_{i,d}^k$ 为第 i 个个体的最优位置; $gbest_d^k$ 是粒子群体全局最优位置。按式(9)和式(10)能找到第 k 次迭代个体最优和当前粒子群全局最优。

(3) 引入鲶鱼效应的粒子群中个体速度和位置更新

当粒子种群搜索陷入局部极优时, 此时所得到的最优解是次优的。为了克服这一问题, 现引入鲶鱼个体重新激活陷入局部极优的个体, 使之再次进行搜索, 更新速度和位置, 重新寻找个体最优。周而复始, 粒子群即可寻找到全局最优。引入鲶鱼效应后式(9)和式(10)改写为

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega v_{i,d}^k + c_1 \text{rand1}() (c_3 \text{rand3}() (pbest_{i,d}^k - x_{i,d}^k)) + c_2 \text{rand2}() (c_4 \text{rand4}() (gbest_d^k - x_{i,d}^k)) \quad (11)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (12)$$

式中: $\text{rand1}()$ 、 $\text{rand2}()$ 、 $\text{rand3}()$ 、 $\text{rand4}()$ 为 (0,1) 间随机数。 $c_3 \text{rand3}()$ 和 $c_4 \text{rand4}()$ 为鲶鱼算子^[12], 其表达式为

$$c_3 \text{rand3}() = \begin{cases} 1 & , e_p > e_{0p} \\ c_3 \text{rand3}() & , e_p < e_{0p} \end{cases} \quad (13)$$

$$c_4 \text{rand4}() = \begin{cases} 1 & , e_g > e_g \\ c_4 \text{rand4}() & , e_g < e_{0g} \end{cases} \quad (14)$$

式中: c_3 , c_4 分别为鲶鱼个体对粒子群局部极优和全局最优的扰动强度系数; e_p , e_g 分别为当前值与粒子个体最优值、全局最优值的差值, 能够反应出粒子群多样性; e_{0p} , e_{0g} 为预设偏差值。若当前偏差值大于预设偏差时, 鲶鱼算子为 1, 表示粒子个体仍处于飞行状态, 继续执行标准粒子群算法, 若当前偏差值小于预设偏差时, 表明粒子陷入局部极优, 引入个别鲶鱼个体去改变现有粒子个体的搜索状态, 促使粒子个体重新进入搜索, 寻找最优。

(4) 输出全局最优鲶鱼粒子的位置向量

当引入鲶鱼效应的粒子群中个体速度和位置更新迭代次数达到初始化设定性后, 终止更新, 输出全局最优鲶鱼粒子所对应的位置向量。

2.3 鲶鱼效应粒子群算法收敛性分析

假设 c_1 和 c_2 、 $pbest_{i,d}^k$ 和 $gbest_d^k$ 为常数, 则式(11)和式(12)改写为

$$v_{i,d}^k = \omega v_{i,d}^{k-1} + c_1 \text{rand1}() (c_3 \text{rand3}() (pbest_{i,d}^k - x_{i,d}^{k-1})) + c_2 \text{rand2}() (c_4 \text{rand4}() (gbest_d^k - x_{i,d}^{k-1})) \quad (15)$$

$$x_{i,d}^k = x_{i,d}^{k-1} + v_{i,d}^k \quad (16)$$

将式(11)减式(15), 得

$$v_{i,d}^{k+1} - v_{i,d}^k = \omega (v_{i,d}^k - v_{i,d}^{k-1}) + c_1 \text{rand1}() c_3 \text{rand3}() (x_{i,d}^{k-1} - x_{i,d}^k) + c_2 \text{rand2}() c_4 \text{rand4}() (x_{i,d}^{k-1} - x_{i,d}^k) \quad (17)$$

将式(16)代入式(17), 得

$$v_{i,d}^{k+1} = (1 + \omega - c_1 \text{rand1}() c_3 \text{rand3}() - c_2 \text{rand2}() c_4 \text{rand4}()) v_{i,d}^k - \omega v_{i,d}^k \quad (18)$$

式(18)的系数矩阵特征方程为

$$\lambda^2 - (1 + \omega - \alpha_1 - \alpha_2) \lambda + \omega = 0 \quad (19)$$

式中: $\alpha_1 = c_1 \text{rand1}() c_3 \text{rand3}()$ (20)

$$\alpha_2 = c_2 \text{rand2}() c_4 \text{rand4}() \quad (21)$$

我们称式(20)或(21)为鲶鱼和粒子群交合因子。

式(19)的特征根为

$$\lambda_{1,2} = \frac{1 + \omega - \alpha_1 - \alpha_2 \pm \sqrt{(1 + \omega - \alpha_1 - \alpha_2)^2 - 4\omega}}{2} \quad (22)$$

由式(22)根的判别式的三种情况分析, 鲶鱼粒子的位置和速度具有相同的收敛性能, 并且保证迭代收敛条件为

$$\begin{cases} 0 \leq \omega \leq 1 \\ 0 < \alpha_1 + \alpha_2 < 1 + 4\omega \end{cases} \quad (23)$$

在式(23)中, 若当前偏差值大于预设偏差时,

$$\alpha_1 = c_1 \text{rand1}() \quad (24)$$

$$\alpha_2 = c_2 \text{rand2}() \quad (25)$$

此时, 表示粒子个体仍处于飞行状态, 继续执行标准粒子群算法。

若当前偏差值小于预设偏差时, 表明粒子陷入局部极优, 引入个别鲶鱼个体去改变现有粒子个体的搜索状态, 促使粒子个体重新进入搜索, 跳出局部收敛, 寻找全局最优。这时只要满足条件(23),

保证收敛。

3 鲶鱼效应粒子群优化的变参误差常模盲均衡算法

通过随机初始化一组粒子位置和速度, 将均衡器的输入信号作为 CEPSO 的输入信号, 确定鲶鱼效应粒子群算法的适应度函数, 利用 CEPSO 来寻找目标函数的代价函数, 通过迭代更新搜索找到最优的均衡器权值, 并作为变参误差常模盲均衡算法的初始化权向量。实现步骤如下:

步骤 1: 参数初始化。除 2.2 节所涉及的参数外, 还需初始化运行次数为 N , 信道为 c , 信噪比为 SNR , 均衡器抽头系数长度为 L 。

步骤 2: 适应度函数的确定。现以 CMA 代价函数的倒数定义 CEPSO 的适应度函数^[13], 即

$$J_{CEPSO}(x_i(n)) = \frac{1}{J_{CMA}(n)} = \frac{1}{E[|z(n)|^2 - R^2]} \quad (26)$$

步骤 3: 利用 CEPSO 促使全局最优权向量 x_{cepso} 产生, 克服粒子群陷入局部极优, 按式(26)计算适应度函数, 搜索过程按 2.2 节所述过程进行。

步骤 4: 把粒子群全局最优位置 x_{cepso} 作为 VSCMA 算法的初始权向量, 即 $\mathbf{f}(0) = x_{cepso}$, 再利用式(8)对 $\mathbf{f}(n)$ 进行更新迭代实现均衡, 最终得到 CEPSO-VSCMA 的输出信号 $z(n)$ 。

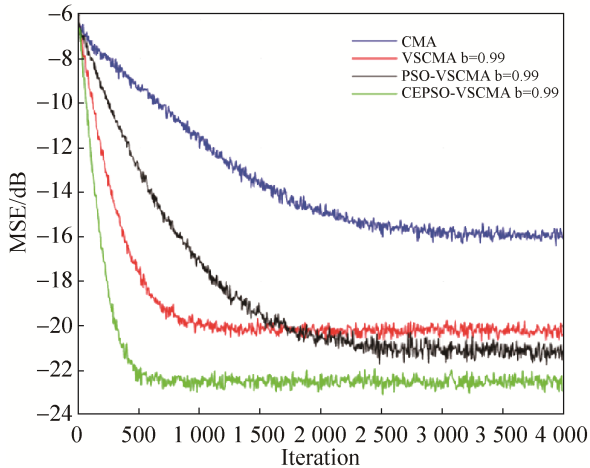
4 仿真分析

为了测试 CEPSO-VSCMA 的性能, 在联想 IdeaCentre Y720(i57400/ 8GB/128GB+1TB/4G 独显)、Windows7 操作系统、MATLAB 2014 平台等条件下进行仿真实验。

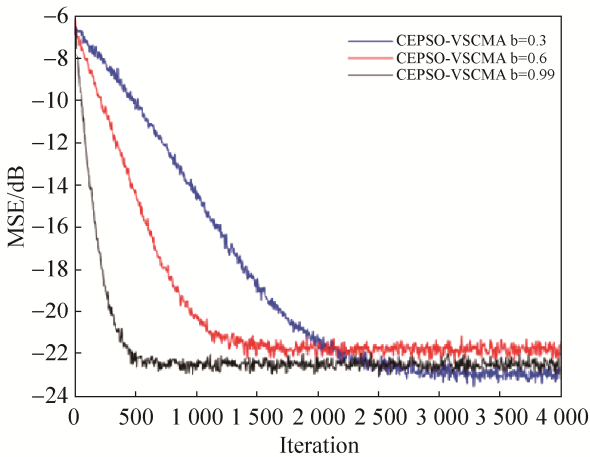
4.1 分段点不同时, 收敛性的比较

当分段不变时, 取 $b = 0.99$, 为了检验 CEPSO-VSCMA 的有效性, 将与 CMA, VSCMA, 基于粒子群优化的变参误差函数常模盲均衡算法 (PSO-VSCMA) 进行对比仿真实验。设定 PSO 和 CEPSO 的种群规模为 10, 最大的进化迭代次数为 100, 发射信号为 4QAM 信号, 信道均衡器权长均

为11,信号采样点均为4 000点;在CMA和VSCMA中,将第4个抽头系数设置为1,其余为0。信道 $c=[0.3132,-0.1040,0.8908,0.3134]$,信噪比均为 $SNR=25$,步长 $\mu_{cma}=0.0025$ 和 $\mu_{vscma}=0.0035$; PSO-VSCMA的步长为 $\mu_{pso-vscma}=0.0012$, CEPSCO-VSCMA的步长为 $\mu_{cepso-vscma}=0.0095$ 。仿真结果如图2(a)所示。



(a) 分段点固定



(b) 分段点不固定

图2 分段点不同时,收敛性的比较

Fig. 2 Comparison of convergence with different piecewise point

当分段区域不同时,分别取 $b=0.3$ 、 0.6 和 0.9 下的 CEPSCO-VSCMA 进行对比仿真实验。设定 CEPSCO 的种群规模为10,最大的进化迭代次数为100,发射信号为4QAM信号,信道均衡器权长均为11,信号采样点均为4 000点。信道

$c=[0.3132,-0.1040,0.8908,0.3134]$,信噪比均为 $SNR=25$, CEPSCO-VSCMA 的步长为 $\mu_{cepso-vscma}=0.0075$ 。仿真结果如图2(b)所示。

图2(a)表明, CEPSCO-VSCMA ($b=0.99$)的收敛速度相比其他算法明显提高,其中比CMA快约2500步,比VSCMA ($b=0.99$)快约500步,比PSO-VSCMA ($b=0.99$)快约2000步。收敛后, CEPSCO-VSCMA ($b=0.99$)的均方误差最小且达到了 -22.5 dB,比CMA约小6.5 dB,比VSCMA ($b=0.99$)约小2.5 dB,比PSO-VSCMA约小1.5 dB,综上所述, CEPSCO-VSCMA 在仿真实验中收敛速度和均方误差的结果最优。

图2(b)表明,当 $b=0.99$ 时, CEPSCO-VSCMA 比 $b=0.3$ 和 $b=0.6$ 分别快了2000步和1000步。收敛后, CEPSCO-VSCMA ($b=0.99$)的均方误差达到了 -22.5 dB,与其他 b 值下的 CEPSCO-VSCMA 基本一致,综上所述 CEPSCO-VSCMA ($b=0.99$)在仿真实验中收敛速度和均方误差的结果最优。

4.2 不同算法优化效果比较实验

为了检验 CEPSCO-VSCMA 的有效性,将与 GAPSO-VSCMA(基于遗传粒子的变参误差盲均衡算法)和 ACOPSO-VSCMA (基于蚁群优化粒子算法的变参误差盲均衡算法)进行对比仿真实验。设定粒子种群规模为20,最大的进化迭代次数为300,发射信号为4QAM信号,信道均衡器权长均为13,信号采样点均为4 000点,信道信噪比均为 $SNR=25$, $c=[0.3132,-0.1040,0.8908,0.3134]$; CEPSCO-VSCMA 的步长为 $\mu_{cepso-vscma}=0.00045$ 。其中 GAPSO-VSCMA 的步长为 $\mu_{gapso-vscma}=0.00032$,遗传迭代 Gen 为40,交叉概率取 $P_c=0.85$,变异概率取 $P_m=0.01$,选择概率 $P_s=0.06$; ACOPSO-VSCMA 的步长为 $\mu_{acopso-vscma}=0.00085$,全局转移概率为0.995,信息素蒸发系数 $\rho=0.72$ 。仿真结果如图3所示。

图3表明,本文 CEPSCO-VSCMA 的收敛速度比 GAPSO-VSCMA 约快1 500步,比 ACOPSO-

VSCMA 约快 500 步; 本文 CEPSO-VSCMA 的均方误差比 GAPSO-VSCMA 约小 2 dB, 比 ACOPSO-VSCMA 的略小。因此, CEPSO-VSCMA 的性能最优。也表明进化算法、蚁群优化算法等都可以直接使用该目标函数。鲶鱼粒子群优化算法相较以上算法在提高收敛速度方面优势明显。

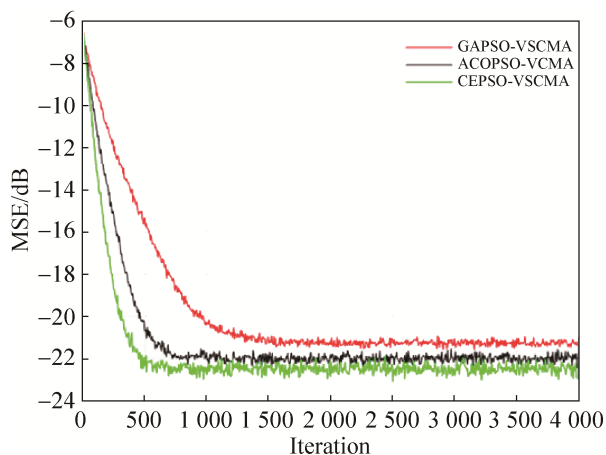


图 3 不同算法的均方误差曲线

Fig. 3 MSE curves of different algorithms

5 结论

基于鲶鱼效应粒子群算法优化的变参误差函数盲均衡算法(CEPSO-VSCMA)利用鲶鱼效应优化的粒子群算法寻找全局最优的特点来初始化均衡器的权向量, 通过鲶鱼效应的启用促使粒子群迭代更新, 避免出现局部极值, 并利用变参误差函数的调整分段点位置来得到不同的误差函数, 最终提高收敛速度, 降低稳态误差。理论分析与仿真结果表明, CEPSO-VSCMA 是可行的, 一定程度上加快了收敛速度, 减小了均方误差。

参考文献:

- [1] 李威. 盲均衡算法的关键技术研究及其在抗多径干扰中的应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
LI Wei. Research on key techniques of blind equalization algorithm and its application in anti multi-path interference[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2015.
- [2] Yuan J T, CHAO J H, LIN T C. Effect of channel noise on blind equalization and carrier phase recovery of CMA and MMA[J]. IEEE Transactions on Communications (S0090-6778), 2012, 60(11): 3274-3285.
- [3] Nie W, Liu Y. A new blind equalization algorithm based on a variable segment error function[C]// Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference (CSQRWC). USA: IEEE Press, 2011: 1327-1331.
- [4] 杨慧彪, 罗代升, 余艳梅. 一种改进的恒模盲均衡算法[J]. 计算机与数字工程, 2011, 39(5): 7-9.
Huibiao Yang, Daisheng Luo, Yanmei Yu. An Improved Constant Modulus Blind Equalization Algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2011, 39(5): 7-9.
- [5] 张艳萍, 崔伟轩. 基于动态可变分段误差函数的常数模盲均衡算法[J]. 南京信息工程大学学报, 2013, 5(4): 346-351.
ZHANG Yanping, CUI Weixuan. Constant modulus blind equalization algorithm based on dynamic variable segment error function[J]. Journal of Nanjing University of Information Science and Technology, 2013, 5(4): 346-351.
- [6] 郭业才, 胡苓苓, 丁锐. 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): 54304.
GUO Yecai, HU Lingling, DING Rui. Orthogonal Wavelet Transform Weighted Multi-Modulus Blind Equalization Algorithm Based on quantum Particle Swarm optimization[J]. Acta Phys. Sin., 2012, 61(5): 054304.
- [7] 王京. 粒子群优化算法及在盲均衡中的应用[D]. 南京: 南京邮电大学, 2011.
WANG Jing. Particle swarm optimization algorithm and the application in blind equalization[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2011.
- [8] K Sathish Kumar, S Naveen. Power system reconfiguration and loss minimization for a distribution systems using "Catfish PSO" algorithm[J]. Frontiers in Energy (S2095-1701), 2014, 8(4): 434-442.
- [9] 周巧喜, 郭业才. 变系数加权误差函数的判决反馈盲均衡算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24): 200-204.
ZHOU Qiaoxi, GUO Yecai. Variable coefficient weighted error function of decision feedback blind equalization algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(24): 200-204.