

基于模因算法的多模盲均衡算法

郭业才^{1,2} 彭舒¹ 张苗青¹ 蔡力坚¹

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京, 210044; 2. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 南京, 210044)

摘要: 由于常模盲均衡算法(Constant modulus blind equalization, CMA)收敛速度和均方误差都不甚理想,且对多模信号均衡时会发生相位旋转,本文提出了基于模因算法的多模盲均衡算法(Multi-modulus blind equalization algorithm based on memetic algorithm, MA-MMA)。该算法将多模盲均衡算法(Multi-modulus blind equalization algorithm, MMA)代价函数的倒数作为模因算法(Memetic algorithm, MA)的适应度函数,利用MA全局优化机制和局部深度搜索能力,在每次全局搜索后对全部新产生的个体进行局部深度搜索,将全局和局部搜索得到的最优个体解向量作为MMA的初始最优权向量。仿真结果表明,与传统的CMA, MMA以及基于遗传算法的多模盲均衡算法相比,MA-MMA的收敛速度最快,稳态误差最小,输出信号星座图最清晰。

关键词: 多模算法;模因算法;智能优化算法;最优权向量

中图分类号: TP911.7 **文献标志码:** A

Multi-modulus Blind Equalization Algorithm Based on Memetic Algorithm

Guo Yecai^{1,2}, Peng Shu¹, Zhang Miaoling¹, Cai Lijian¹

(1. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, 210044, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAEET), Nanjing, 210044, China)

Abstract: Due to the slow convergence speed, large mean square error (MSE) and existing blind phase for the constant modulus blind equalization algorithm (CMA), a multi-modulus blind equalization algorithm based on memetic algorithm (MA-MMA) is proposed. In this algorithm, the reciprocal of the cost function of multi-modulus blind equalization algorithm (MMA) is defined as the fitness function of the memetic algorithm (MA). The solution vector of individual in the whole group is regarded as the initial weight vector of MMA. The vector of the individual in whole groups corresponding to the fitness function maximum is searched by the global information sharing mechanism and local depth search ability of MA and used as the initial optimum weight vector of MMA. After the weight vector of MMA is updated, the optimal weight vector of MMA is obtained. Simulation results prove that compared with CMA, MMA. The multi-modulus blind equalization algorithm based on genetic algorithm (GA-MMA) which has recently been proposed, the proposed MA-MMA has the fastest convergence speed, the smallest MSE, and the clearest constellations of output signals.

Key words: multi-modulus algorithm (MMA); memetic algorithm (MA); intelligence optimization algorithm; optimal weight vector

引 言

在通信过程中,为了减少码间干扰,在接收部分会引入盲均衡技术。常模盲均衡算法(Constant modulus blind equalization algorithm, CMA)是将输入信号通过均衡器后的输出信号星座点尽可能地分布在一个半径为 R (信号的统计模值)的圆上,从而不断调整均衡器的权向量。但是,对于幅度相位调制(Amplitude phase shift keying, APSK)信号或正交幅度调制(Quadrature amplitude modulation, QAM)信号,它们是多模信号,其星座点分布在以模值为半径的不同圆上。如果采用 CMA 算法均衡多模 APSK 或 QAM 信号,均衡后的输出信号星座点趋于同一个半径的圆上,则信号星座可能会发生相位旋转、误差较大甚至算法无法收敛。为了有效解决这一问题,研究人员发展了许多类型的多模盲均衡算法(Multi-modulus blind equalization algorithm, MMA)^[1]。其中,有两类 MMA 较为典型:第 1 类是对均衡器输入信号的实部和虚部分别进行均衡;第 2 类是以输出判决信号的模值作为圆的半径,把信号星座分成多个区域,每个区域都有各自的误差函数,将剩余误差控制在较小的范围内^[2],该类 MMA 利用判决方式选择模值,计算复杂度小于前一类型。这两类 MMA 虽能在一定程度上解决相位旋转问题,但其本质仍基于随机梯度搜索法。与 CMA 一样,同样存在局部收敛且收敛速度较慢、收敛后均方误差较大的问题^[3]。为了解决这一问题,研究人员将遗传算法(Genetic algorithm, GA)引入到盲均衡算法中,取得了一定效果。然而,遗传算法对新空间的探索能力有限,也容易收敛到局部最优解、计算量大、稳定性差且收敛速度仍较慢。因此,如何获得全局收敛,是盲均衡技术和遗传算法中需要探索的问题。

模因算法(Memetic algorithm, MA)^[4]是一种结合遗传机制和局部搜索的优化算法,该算法实际上是在遗传算法中融入了局部搜索算子,使算法能以更大的概率搜索到全局最优解。该算法在求解旅行商问题(Traveling salesman problem, TSP)问题过程中得到了很好的应用,证明其寻优能力强于遗传算法,且该算法在寻优过程中,由遗传算子生成的所有新个体先进行局部搜索后再放入种群,实现了个体的局部学习过程。本文将 MA 和上述第 2 类 MMA 相结合,提出了一种基于模因算法的多模盲均衡算法(Multi-modulus blind equalization algorithm based on memetic algorithm, MA-MMA),该算法利用 MA 快速搜索到一组适用于 MMA 算法的全局最优解,并以此作为 MMA 的最优初始权向量进行迭代。仿真结果表明,本文提出的算法处理高阶多模信号能力显著提高,其收敛速度快、稳态误差小。

1 多模盲均衡算法

第 2 类 MMA 在结构上比 CMA 多使用了一个判决器,此判决器的作用是用来找到误差函数中的模值大小。以 $x(n)$ 为均衡器输入信号, $w_D(n)$ 为均衡器的权向量, $z(n)$ 为均衡器的输出, $g(\cdot)$ 为非线性系统, $\hat{z}(n)$ 为 $z(n)$ 通过 $g(\cdot)$ 得到的估计信号。为了使横向滤波器的权向量趋于收敛,非线性函数 $g(\cdot)$ 定义为

$$\hat{z}(n) = g[z(n)] = z(n)[1 + R_D^2 - |z(n)|^2] \quad (1)$$

式中: R_D 为对采样模值 R_j 的判决结果,即 $R_j = \frac{E[|z(n)|^4]}{E[|z(n)|^2]^2}$ 。MMA 横向滤波器输出信号 $z(n)$ 为

$$z(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (2)$$

式(1,2)相减,得到误差信号 $e_D(n)$ 为

$$e_D(n) = \hat{z}(n) - z(n) = z(n)[R_D^2 - |z(n)|^2] \quad (3)$$

因此, MMA 代价函数和权向量迭代公式分别为

$$J_{\text{MMA}}(n) = E[|e_D(n)|^2] = E\{[R_D^2 - |z(n)|^2]^2\} \quad (4)$$

$$\mathbf{w}_D(n+1) = \mathbf{w}_D(n) - \mu_D \cdot \hat{\nabla} J_{\text{MMA}}(n) = \mathbf{w}_D(n) - \mu_D e_D(n) \mathbf{x}^*(n) \quad (5)$$

式中: μ_D 为 MMA 的迭代步长。APSK 星座图可以被看作具有不同电平幅度的相移键控(Phase shift-

keying, PSK)信号的集合^[5-7]。32-APSK 信号星座点分布在 3 个半径不同的圆上,这 3 个圆的半径就是模值。3 个圆将星座空间分成的 3 个部分分别对应 MMA 的 3 个误差函数。设星座图中 R_D 所在圆的半径按从小到大排列分别为 $R_{D_1}, R_{D_2}, R_{D_3}$, 判决圆的半径从小到大排列分别为 R_s, R_b 。将均衡器输出信号 $z(n)$ 输入判决器,然后通过一系列计算得到信号的判决模值为

$$R_D = \begin{cases} R_{D_1} & R_J < R_s \\ R_{D_2} & R_s < R_J < R_b \\ R_{D_3} & R_J > R_b \end{cases} \quad (6)$$

将式(6)代入式(3),得到 MMA 对于 32-APSK 的误差函数。MMA 虽然有着低复杂度和处理高阶多模信号性能较好的优点,但收敛后的剩余误差较大,导致信号追踪的效果不理想^[8,9]。

2 基于 MA 的多模盲均衡算法

Memetic 算法又可以称为文化基因算法,它的操作过程与遗传算法类似,并利用局部邻域搜索,让所有个体在每次迭代后能够达到局部最优。而在更加多样化的背景下,MA 通常可以被定义为进化与个人学习的联合算法^[10]。MA 基于文化发展理论中的隐喻机制,是一种基于种群的全局搜索和局部启发式搜索的集合体。与其他智能优化算法不同,它没有具体的数学模型,更多体现为一种思想或框架。将 MA 与 MMA 相结合,通过搜索得到可以作为最优 MMA 均衡器的初始权向量,用这种方法让盲均衡器的性能有所提升。MA-MMA 均衡器模型如图 1 所示。图中 $s(n)$ 为发送信号, $n_0(n)$ 为高斯白噪声。在模因算法中,随机生成的初始种群为 $\mathbf{Y}=[\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N]$,将种群中的每个个体 $\mathbf{X}_i(1 \leq i \leq N)$ 通过多次局部和全局优化找到最优个体,并将其作为均衡器的初始最优权向量。将 MMA 代价函数的倒数定义为 MA-MMA 算法中 MA 的适应度函数,即

$$f(\mathbf{X}_i) = [J_{\text{MMA}}(\mathbf{X}_i)]^{-1} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

式中 \mathbf{X}_i 为种群中第 i 个个体。MA-MMA 具体步骤如下。

(1)随机产生 N 个个体初始种群。该种群记为 $\mathbf{Y}=[\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N]$ 。其中,每个个体 $\mathbf{X}_i(1 \leq i \leq N)$ 均对应一个长度为 L 的向量,表示为 $\mathbf{X}_i=[x_1, x_2, \dots, x_L]$ 。(2)种群适应度值计算。种群中所有个体的适应度值由式(7)计算得到,用 $f(\mathbf{X}_i)$ 表示, $i=1, 2, \dots, N$ 。(3)编码。对种群中的所有个体进行二进制编码及组合。对每个个体 $\mathbf{X}_i(1 \leq i \leq N)$ 中的每 1 位元素进行二进制编码,编码长度为 S ,并将每 1 位元素转换的二进制码按原有顺序连接起来,组成一组长度为 $L \times S$ 位的二进制码。具体编码方式如图 2 所示。图中, $\text{code}(\cdot)$ 为十进制数对应的二进制码。(4)交叉。任意选取种群中的两个个体,对这两个个体按照交叉概率 P_c 进行交叉运算,得到的两个新个体放入下一代群体中。交叉过程如图 3 所示。(5)变异。交叉运算完成后,在新的种群中按照变异概率 P_m 从中选取若干个体进行变异。变异过程如图 4 所示。(6)解码。(7)选择。从当前种群中选取 N 个优秀(适应度值高)的个体,使它们可以进入下一次迭代,而适应度值低的个体则被淘汰。种群中所有的个体

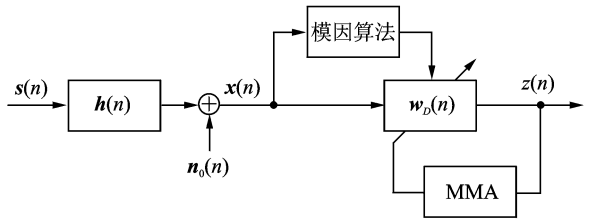


图 1 MA-MMA 模型
Fig. 1 Model of MA-MMA

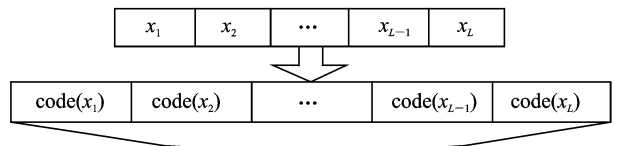


图 2 个体编码方式
Fig. 2 Individual encoding scheme

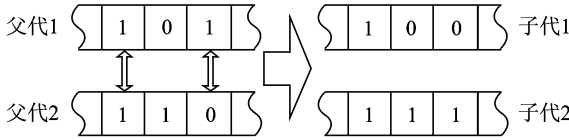


图3 交叉运算

Fig. 3 Hybrid operation

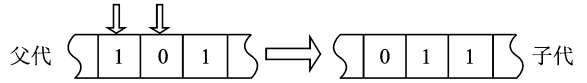


图4 变异运算

Fig. 4 Mutation operation

被选到的几率与其适应度值成正比,即第 i 个个体被选到的几率为

$$P_i = \frac{f(\mathbf{X}_i)}{\sum f(\mathbf{X}_i)} \quad i=1,2,\dots,N \quad (8)$$

式中: $f(\mathbf{X}_i)$ 为第 i 个个体的适应度值。(8)采用单纯法对种群中的所有个体进行局部搜索。(9)终止判断。如果循环达到最大遗传代数,就输出最优解,否则转至步骤(3)。

3 仿真实验与分析

在 32-APSK 调制方式下,对 MA-MMA 进行仿真实验验证,并与 CMA, MMA 和基于遗传算法优化的多模盲均衡算法(Genetic algorithm based multi-modulus blind equalization algorithm, GA-MMA)进行比较。仿真参数如下:种群总数 $N=50$,二进制位数 $S=20$,最大遗传代数 $G=50$,个体被选择的概率 $P_s=0.9$,交叉概率 $P_c=0.7$,变异概率 $P_m=0.01$ 。信道 $\mathbf{h}=[0.9656, -0.0906, 0.0578, 0.2368]$,接收信噪比 $\text{SNR}=30$ dB, CMA 和 MMA 的均衡器阶数为 11,中心抽头为 1,其余为 0,所有仿真的最大迭代次数均为 $\text{iter}=10\,000$,蒙特卡洛迭代次数均为 $M=2\,000$ 。CMA 和 MMA 的步长都为 1×10^{-5} , MA-MMA 和 GA-MMA 的步长都为 5×10^{-6} ,仿真结果如图 5 所示。图 5 表明,在 32-APSK 调制方式下,MA-MMA 及 GA-MMA 的均衡性能均明显高于 MMA, MA-MMA 的收敛速度较 MMA 提高了 20 余倍,稳态误差降低了 10 dB。MA-MMA 输出星座图比 CMA 和 MMA 的输出星座图更加清晰、紧凑。此外,与 GA-MMA 相比,由于 MA 比 GA 具有更强的全局寻优能力,最终得到的最优权向量用作初始化权向量后,MA-MMA 的收敛速度更快、稳态误差更小。

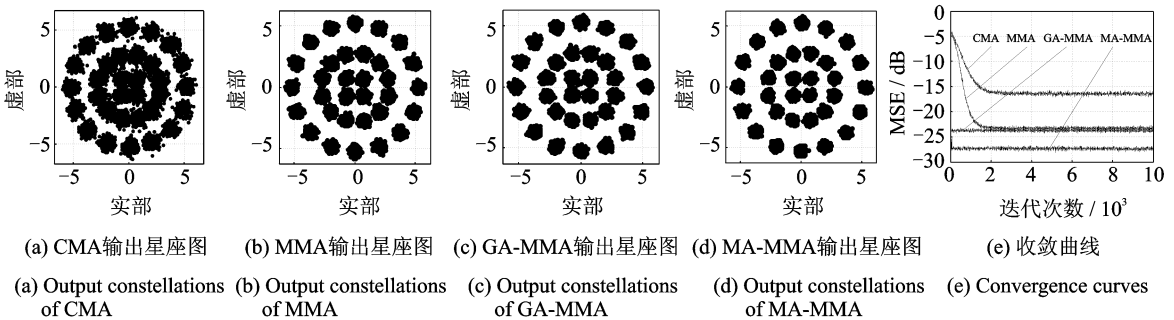


图5 32-APSK 仿真结果

Fig. 5 Simulation results of 32-APSK

4 结束语

本文提出了一种基于模因算法的多模盲均衡算法,该算法是在多模盲均衡算法的基础上,将遗传算法融入局部搜索算子的模因算法用于对多模盲均衡算法的权向量进行初始化。MMA 在优化过程中,通过遗传算法与局部搜索策略相结合的机制,使得在每一次的迭代过程中,所有的个体都能达到局部最

优,提高了寻优效率和容错能力,即使初始种群可能包含与 MMA 初始权向量最优解相差很远的个体, MMA 也能通过遗传操作和局部搜索策略,剔除适应度很差的个体,使可行初始权向量不断地向最优权向量逼近。以传统的 CMA, MMA 和 GA-MMA 为比较对象,进行了 32-APSK 信号均衡的仿真研究。仿真结果表明,与传统的 CMA, MMA 和最近提出的 GA-MMA 相比, MA-MMA 具有更快的收敛速度和更低的稳态误差,有效克服了算法易收敛到局部最优解、稳定性差和收敛速度较慢的问题。由于模因算法没有具体的表示形式,不能单独使用,需与其他有具体表达式的智能群算法相结合,形成一种新的混合算法。本文将模因算法与遗传算法结合形成的混合算法用于多模盲均衡算法优化是一种尝试。下一步将进一步研究将模因算法与其他智能群算法相结合,以获得更好的均衡效果。

参考文献:

- [1] Yang Jian, Jean Jacques W, Guy A D. The multimodulus blind equalization and its generalized algorithm[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2002, 20(5): 997-1014.
- [2] Jenq Tay Y. Equalization and carrier phase recovery of CMA and MMA in blind adaptive receivers[J]. IEEE Tran on Signal Processing, 2010, 58(6): 3206-3217.
- [3] 郭业才, 张冰龙, 吴彬彬. 基于 DNA 遗传优化的正交小波常模盲均衡算法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(3): 366-371. Guo yecai, Zhang Binglong, Wu Binbin. An orthogonal wavelet transform constant modulus blind equalization algorithm based on the optimization of DNA genetic algorithm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(3): 366-371.
- [4] Devi S, Jadhav D G, Pattnaik S S. Memetic algorithm and its application to function optimization and noise removal [C]// IEEE World Congress on Information and Communication Technologies. Mumbai, India: IEEE, 2011: 749-753.
- [5] Ni Youcong, Du Xin, Xiao Ruliang. Multi-modulus blind equalization algorithm based on high-order QAM genetic optimization[C]//IEEE International Conference on Natural Computation. Chongqing, China: IEEE, 2012: 679-682.
- [6] Yao M, Zhang Q T. Diversity reception of DAPSK over generalized fading channels[J]. IEEE Tran on Wireless Communications, 2005, 4(4): 1834-1845.
- [7] Hager C, Alvarado A. Design of APSK constellations for coherent optical channels with nonlinear phase noise[J]. IEEE Tran on Communication, 2013, 61(8): 3362-3373.
- [8] 郭业才. 坐标变换并行软切换盲均衡算法及其 DSP 实现[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(2): 186-190. Guo Yecai. A coordinate transformation parallel soft switching blind equalization algorithm and its DSP implementation[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(2): 186-190.
- [9] Lin Geng, Zhu Wenxing. An efficient memetic algorithm for the max-bisection problem[J]. IEEE Tran on Computers, 2014, 63(6): 1365-1376.
- [10] Nguyen Q H, Ong Y S, Krasnogor N. A study on the design issues of memetic algorithm[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Singapore: IEEE, 2007: 2390-2397.

作者简介:



郭业才(1962-),男,教授,研究方向:信号与信息处理、自适应盲均衡技术, E-mail: guo-yecai@126.com。



彭舒(1991-),男,硕士研究生,研究方向:信号与信息处理、自适应盲均衡技术。



张苗青(1986-),男,硕士研究生,研究方向:通信信道自适应盲均衡技术。



蔡力坚(1992-),男,本科,研究方向:电路与系统。