



研究与开发

基于混沌映射和高斯扰动的多通道恒模盲均衡

胡爽, 冯皎, 张治中, 李鹏, 周华

(南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 在多通道信道仿真系统中, 通道之间幅相不一致会使系统性能恶化, 因此通道均衡技术必不可少。与传统的均衡器设计不同, 盲均衡算法无须训练序列, 提高了系统效率, 不干扰仿真流程。基于粒子群优化的改进恒模盲均衡算法是一种新的盲均衡算法, 引入粒子群算法寻找均衡器的最优解, 提高了算法的收敛速度。然而该算法对初始参数敏感, 容易陷入局部最优, 恒定权重和学习因子会使算法稳态均方误差变大, 局部和全局搜索能力不均。针对上述问题, 提出了一种基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群恒模盲均衡算法。经过仿真验证, 所提算法性能有所提升。对算法初期设置的参数敏感性降低; 稳定后的适应度降低 0.011; 在误码率达到 10^{-3} 量级时, 信噪比相较于传统算法降低更多; 均方误差降低 1.77 dB; 码间干扰降低 0.64 dB。此外, 对比了不同的惯性权重方案, 进一步验证了所提算法收敛速度更快, 码间干扰更低。

关键词: 通道均衡; 恒模盲均衡算法; 粒子群优化; 混沌映射; 高斯扰动

中图分类号: TN911.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025101

Chaotic-mapping and Gaussian perturbation-based multi-channel constant modulus blind equalization

HU Shuang, FENG Jiao, ZHANG Zhizhong, LI Peng, ZHOU Hua

School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: In multi-channel communication simulation systems, inconsistencies in amplitude and phase between channels can degrade system performance, making channel equalization technology essential. Unlike traditional equalizer designs, blind equalization algorithms do not require training sequences, improving system efficiency and not interfering with the simulation process. The improved constant modulus blind equalization algorithm based on particle swarm optimization is a new blind equalization method that introducing particle swarm optimization to find the optimal solution for the equalizer, thereby improving the convergence speed of the algorithm. However, this algorithm is sensitive

收稿日期: 2024-12-17; 修回日期: 2025-02-25

通信作者: 冯皎, jiao.feng@nuist.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2022YFB2902100); 江苏省重点研发计划项目 (No.BE2023088)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2022YFB2902100), Jiangsu Key Research and Development Program (No.BE2023088)

to initial parameters and is prone to get stuck in local optimum. Constant weights and learning factors can increase the steady-state mean square error, resulting in uneven local and global search capabilities. To address these issues, an improved particle swarm constant modulus blind equalization algorithm based on chaotic-mapping and Gaussian perturbation was proposed. After simulation verification, the performance of the proposed algorithm has been improved. The sensitivity to parameters set in the early stages of the algorithm is reduced. The fitness decreases by 0.011 after stabilization. When the symbol error rate reaches 10^{-3} level, the signal-to-noise ratio decreases more compared to traditional algorithms. The mean square error is reduced by 1.77 dB, and intersymbol interference is reduced by 0.64 dB. In addition, by comparing different inertia weight schemes, it is further verified that the proposed algorithm achieves faster convergence speed and lower inter-symbol interference.

Key words: channel equalization, constant modulus blind equalization algorithm, particle swarm optimization, chaotic-mapping, Gaussian perturbation

0 引言

多通道通信系统有若干个独立完整的收发通道, 每个通道的射频前端由中频滤波器、宽带耦合器、高频放大器、检波器、模拟混频器、模-数转换器(ADC)等仿真器件组成, 由于收发通道中各器件的制造工艺及设备自身引起的热效应, 不可避免地会产生通道频率响应的幅度和相位不一致, 即通道失配。同时, 信号处理过程中, 调制解调引起的误差、ADC带来的量化误差、有限字长效应带来的误差、采样脉冲引起的孔径抖动误差等, 都会引起多通道采样时幅度和相位的改变, 另外, 通道频率响应也会受时间、温度、环境的影响而发生变化。通道失配现象会严重影响基带后端的计算结果, 而通道均衡技术的核心目标是校正通道的幅度和相位, 使各个通道保持一致, 所以通道均衡技术在通信系统中是必不可少的组成部分^[1]。

在传统的均衡器设计中, 接收端通常需要预先知道发射信号的某些特性或训练序列, 以估计信道特性并进行均衡^[2]。但在一些特殊应用中, 如在信道仿真器中, 使用训练序列会增加带宽开销, 降低通信系统的有效数据传输率, 影响信道仿真的真实性, 干扰了仿真流程。盲均衡算法则无须训练序列, 通过发送信号和接收信号中的统计特性恢复原始信号, 从而提高系统效率, 不干

扰仿真流程^[3]。

在各种盲均衡算法中, 恒模算法(constant modulus algorithm, CMA)因其计算量小、结构简单而被广泛应用于通信系统中^[4-5]。但CMA最大的缺陷就是无法恢复相位, 这会导致后续信号处理过程中出现问题^[6]。改进恒模算法(modified constant modulus algorithm, MCMA)重新设计了算法的代价函数, 使输出信号的实部和虚部分别收敛到常数, 解决了信号相位偏移的问题^[7]。上述两种算法都采用传统梯度下降法, 收敛速度慢, 稳态均方误差大^[8]。

元启发算法是一种用于解决复杂优化问题的算法, 已被广泛用于均衡器的设计中^[9-10]。为了解决传统梯度算法的寻优缺陷, 已有学者在MCMA的基础上引入了粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法, 提出了一种基于粒子群优化的改进恒模算法(modified constant modulus algorithm based on particle swarm optimization, MCMAPSO)^[11]。

然而这个算法仍存在一些不足。MCMAPSO在寻优部分采用了PSO算法, 该算法对参数敏感, 初始参数选取不当会导致无法找到最优解; PSO算法使用恒定惯性权重, 算法稳态均方误差较高; 算法后期粒子速度变慢, 种群多样性逐渐减小, 算法丧失了空间探索能力, 其次当全局最



优值所在区域远离当前种群最优值时，粒子容易向错误的方向学习，此时粒子极易陷入局部最优解；恒定学习因子会导致算法的局部和全局搜索能力不平衡。

因此，本文在MCMAPSO的基础上提出了一种基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群恒模盲均衡（chaotic-mapping and Gaussian perturbation-based improved particle swarm constant modulus blind equalizer, CAG-PE）算法，主要对PSO算法的权重系数、粒子速度更新和学习因子进行改进。Sine混沌映射具有良好的遍历性，增加了算法随机性。因此引入Sine混沌映射构造非线性随机递增惯性权重区别于MCMAPSO中的恒定惯性权重，降低算法稳态均方误差；在粒子速度更新计算式的个体认知部分增加了高斯扰动项，使算法具有跳出局部最优解的能力；算法初期粒子应注重个体经验，算法后期应注重群体经验，引入对数函数构造非线性异步学习因子区别于MCMAPSO中的恒定学习因子，从而平衡算法的全局开发能力和局部搜索能力。

经过仿真验证，相比于其他3种算法，本文提出的CAG-PE算法稳态均方误差、码间干扰和误码率均有降低。由于通常构造变化的惯性权重采用线性递减方案，在仿真实验中采用此方案和所提算法进行比较，所提算法在收敛速度和稳态性能方面表现更优异。

1 盲均衡系统

1.1 盲均衡系统模型

盲均衡系统模型如图1所示^[12]。

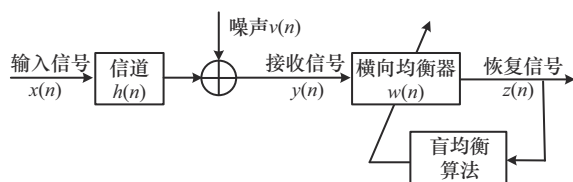


图1 盲均衡系统模型

其中， $x(n)$ 为输入信号， L 为信号长度； $h(n)$ 为传输信道； $v(n)$ 为噪声信号；均衡器的输入即接收信号为：

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} x_i h(n-i) = x(n) * h(n) + v(n) \quad (1)$$

均衡器的输出信号即恢复信号为：

$$z(n) = \mathbf{W}^T(n) \mathbf{Y}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i y(n-i) \quad (2)$$

均衡器的权重系数为 $\mathbf{W} = [w(0), w(1), \dots, w(N-1)]$ ，通过盲均衡算法更新均衡器系数，从而寻找均衡器的最优解，恢复原始信号 $x(n)$ 。

最常用的盲均衡算法为CMA，由均衡器的输入信号和输出信号可以得到算法的代价函数^[13]：

$$J = E \left\{ \left(|z(n)|^2 - R \right)^2 \right\} \quad (3)$$

对输入信号进行估计，得到常数模 R ，定义为：

$$R = \frac{E \left\{ |x(n)|^2 \right\}}{E \left\{ |x(n)| \right\}} \quad (4)$$

为了在均衡过程中同时恢复信号的幅值和相位，MCMA重新设计了代价函数，给实部和虚部赋予相同的权重。与CMA忽略星座旋转不同，这一做法减小了相位误差。MCMA的代价函数如式(5)所示^[11,14]：

$$J(n) = J_R(n) + J_I(n) \quad (5)$$

其中， $J_R(n)$ 和 $J_I(n)$ 是代价函数的实部和虚部， $P \geq 2$ ：

$$\begin{cases} J_R(n) = E \left\{ \left(|z_R(n)|^P - R_r \right)^2 \right\} \\ J_I(n) = E \left\{ \left(|z_I(n)|^P - R_i \right)^2 \right\} \end{cases} \quad (6)$$

其中， R_r 和 R_i 为常数模的实部和虚部：

$$\begin{cases} R_r = \frac{E\{|x_R(n)|^{2P}\}}{E\{|x_R(n)|^P\}} \\ R_i = \frac{E\{|x_I(n)|^{2P}\}}{E\{|x_I(n)|^P\}} \end{cases} \quad (7)$$

CMA 和 MCMA 均采用随机梯度下降法寻找均衡器的最优权重系数, 收敛速度慢, 稳态均方误差大。

1.2 基于粒子群优化的改进恒模盲均衡算法

基于粒子群优化的改进恒模盲均衡算法则引入粒子群优化算法寻找均衡器的最优解, 提高了收敛速度, 降低了稳态均方误差。

PSO 算法是受鸟群捕食的启发而提出的一种群智能优化算法^[15-16]。

在搜索过程中, 粒子通过相互传递各自的信息来寻找群体的最优解。PSO 算法的核心计算式就是粒子速度更新和粒子位置更新, 如式 (8) 和式 (9):

$$v_i^{k+1} = w^k v_i^k + c_1 r_1 (p_{ib}^k - x_i^k) + c_2 r_2 (g_b^k - x_i^k) \quad (8)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (9)$$

其中, x_i^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代时粒子 i 的位置; x_i^k 为第 k 次迭代时粒子 i 的位置; v_i^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代时粒子 i 的速度; v_i^k 为第 k 次迭代时粒子 i 的速度; w 为惯性权重^[17], 体现的是粒子继承先前速度的能力, 取值较小时, 算法收敛速度较慢, 有利于局部搜索, 取值较大时, 算法收敛速度较快, 全局搜索能力更强; c_1 、 c_2 为学习因子; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 的随机数; p_{ib}^k 为粒子 i 第 k 次迭代时个体最优值; g_b^k 为第 k 次迭代时群体最优值。

采用 MCMA 的代价函数计算适应度值, 在达到终止条件后结束迭代, 如最大迭代次数和最小适应度值。此时得到的全局最优粒子位置为算

法的最优解, 采用该粒子位置构成的均衡器恢复原始信号的效果最好。

2 基于混沌映射和高斯扰动的恒模盲均衡算法

2.1 混沌映射

由于粒子的局部和全局搜索能力都与惯性权重有关, 若算法采用恒定惯性权重, 会导致算法收敛速度变慢, 搜索能力不强, 稳态均方误差增大。目前已有学者提出构造线性递减惯性权重从而使得算法初期具有更好的全局搜索性能, 算法后期具有更好的局部搜索性能, 如式 (10) 所示:

$$w(n) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min})(k_{\max} - k)/k_{\max} \quad (10)$$

其中, k 为当前迭代次数, k_{\max} 为最大迭代次数, w_{\max} 、 w_{\min} 为惯性权重的上下限。

此时单一线性调整策略采用的是统一的权重变化率, 使得粒子在整个搜索过程中没有明显差异, 缺乏灵活性。且算法后期惯性权重过小, 全局搜索能力减弱, 容易陷入局部最优解。

针对上述问题, 构造了一种非线性随机递增惯性权重。Sine 混沌映射作为一种经典的混沌映射, 具有良好的遍历性等优点。引入 Sine 混沌映射构造非线性随机递增惯性权重增加了算法的随机性, 使算法在前期拥有较快收敛速度的同时, 在后期也具有较强的全局寻优能力。改进后的惯性权重如式 (11) 所示:

$$w^k = S(k) \times w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times (k/k_{\max}) \quad (11)$$

其中, w^k 为第 k 次迭代时的权重值, $S(k)$ 为第 k 次迭代时的 Sine 混沌映射, 如式 (12) 所示:

$$S(k) = \mu_1 \times \sin(S(k-1) \times \pi) \quad (12)$$

其中, 混沌映射的初始值 $S(0) = \text{rand}$, rand 表示随机数, $\mu_1 \in (0, 1]$, μ_1 为常数。

设 $w_{\min} = 0.4$, $w_{\max} = 0.9$, $\mu_1 = 1$, 构造的非线性随机递增惯性权重如图 2 所示。

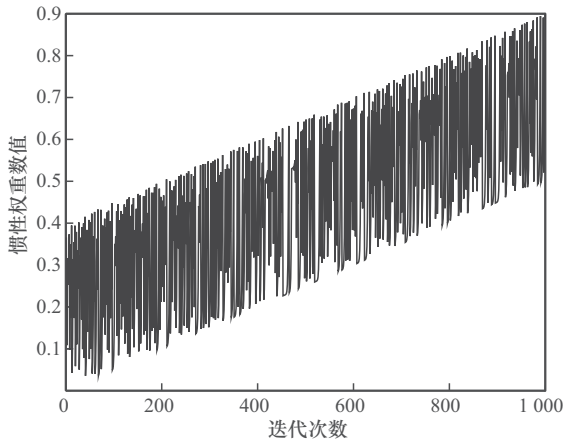


图2 非线性随机递增惯性权重

由图2可以看出, 惯性权重整体呈一种波动性递增的趋势, 在保证前期具有较快收敛速度的同时也具有较强的局部搜索能力, 避免影响算法收敛精度; 保证后期具有较强局部搜索能力的同时也具有较强的全局搜索能力, 避免陷入局部最优解。

2.2 高斯扰动

根据式(8), 随着算法的迭代, 粒子速度会逐渐变小趋近于0, 种群多样性逐渐减小, 算法失去空间探索能力。其次, 当全局最优值所在区域远离当前种群最优值时, 粒子容易向错误的方向学习, 此时粒子极易陷入局部最优解。

可以通过在粒子速度更新计算式的个体认知部分增加高斯扰动项, 让粒子振荡, 增加种群多样性, 跳出局部最优解。改进后的粒子速度更新计算式如式(13)所示:

$$v_i^{k+1} = w^k v_i^k + c_1 r_1 (p_{ib}^k - x_i^k + r_3 G_i^k) + c_2 r_2 (g_b^k - x_i^k) \quad (13)$$

其中, r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 为[0,1]的随机数; v_i^{k+1} 表示粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的速度; p_{ib}^k 表示粒子 i 在第 k 次迭代时的最优位置; g_b^k 表示第 k 次迭代时的全局最优位置; x_i^k 表示粒子 i 在第 k 次迭代时的位置; G_i^k 表示粒子 i 在第 k 次迭代时产生的高斯扰动, 如式(14)所示:

$$G_i^k = r_4 \text{Gaussian}(\mu_2, \sigma^2) \quad (14)$$

其中, μ_2 表示均值, σ^2 为方差; $\text{Gaussian}(\bullet)$ 为构造的高斯函数。

2.3 非线性异步学习因子

对于学习因子, 在算法迭代前期自我学习率占比高, 群体学习率占比低; 随着迭代不断进行, 自我学习率占比逐步降低, 而群体学习率占比则逐渐提高。即算法前期粒子应当注重个体经验, 后期应当注重群体经验。恒定学习因子就无法满足这样的要求。

针对上述问题, 引入对数函数构造非线性异步学习因子, 从而平衡算法局部搜索能力和全局开发能力。既可以加快算法的收敛速度, 又可以提高算法的收敛精度。改进后的学习因子如下所示:

$$c_1 = c_{1_max} - (c_{1_max} - c_{1_min}) \times \ln(1 + (e-1) \times k/k_{max}) \quad (15)$$

$$c_2 = c_{2_min} + (c_{2_max} - c_{2_min}) \times \ln(1 + (e-1) \times k/k_{max}) \quad (16)$$

其中, c_{1_max} 、 c_{1_min} 、 c_{2_max} 、 c_{2_min} 为学习因子 c_1 、 c_2 的上下限。

2.4 CAG-PE算法流程

CAG-PE算法是基于MCMAPSO、混沌映射、高斯扰动和非线性异步学习因子提出的。CAG-PE算法流程如图3所示, 同时对流程进行具体介绍。

步骤1 初始化相关参数。主要是粒子群的相关参数, 如粒子初始位置、初始速度、种群规模等。

步骤2 进入PSO主循环。

步骤3 根据式(11)、式(15)和式(16)计算惯性权重和学习因子。

步骤4 用当前粒子位置构造均衡器, 经过MCMA得到当前输出信号, 根据式(5)、式(6)和式(7)计算适应度值。

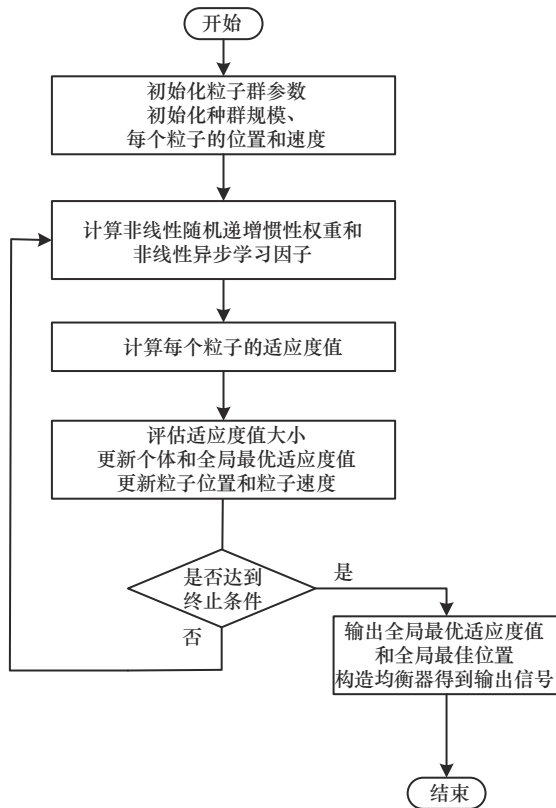


图3 CAG-PE算法流程

步骤5 评估粒子的适应度值是否变小。如果适应度值变小，则更新个体和全局最优适应度值，并采用式 (13) 和式 (9) 更新粒子速度和位置；如果适应度值没有变小，则不更新个体和全局最优适应度值，直接更新粒子速度和位置。

步骤6 判断是否已达到算法的迭代终止条件（最大迭代次数或最小适应度值）。若满足则输出全局最优适应度值和全局最佳位置，并根据全局最佳位置构造均衡器得到输出信号；否则转到步骤3继续执行。

步骤7 满足终止条件后获得全局最优适应度值和全局最佳位置，并根据此时的全局最佳位置构造均衡器计算出输出信号。

2.5 算法复杂度

CMA、MCMA、MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的复杂度对比见表1，其中信号长度为 L ，均衡器阶数为 N_f ，粒子群算法中迭代最大次数为 M ，

粒子数量为 N 。

表1 算法复杂度对比

算法	复杂度
CMA	$O(N_f \times (L - N_f))$
MCMA	$O(N_f \times (L - N_f))$
MCMAPSO	$O(M \times N \times N_f \times (L - N_f))$
CAG-PE	$O(M \times N \times (N_f \times (L - N_f)) + 3M)$

根据复杂度分析可知，采用粒子群算法后，算法复杂度显著增加。CAG-PE 算法与 MCMAPSO 相比，由于增加了非线性递增惯性权重和非线性异步学习因子，复杂度增加 $O(3M)$ ；仅在粒子速度更新的个体部分增加了高斯扰动，加法对粒子速度更新的整体复杂度影响不大。4个算法之中，CAG-PE 算法复杂度最高，且随着粒子数量和迭代次数增多而增加。

进一步具体分析，设置 $L=60\ 000$ ， $N_f=21$ ， $M=500$ ， $N=35$ ， $D=42$ 。CMA 复杂度约为 $O(1.26 \times 10^6)$ ，MCMA 复杂度约为 $O(1.26 \times 10^6)$ 、MCMAPSO 复杂度约为 $O(2.2 \times 10^{10})$ ，CAG-PE 算法复杂度约为 $O(2.2 \times 10^{10})$ 。但实际上 MCMAPSO 和 CAG-PE 迭代次数仅需 60 次左右（实际迭代次数可见图 8），即 $M=60$ 。此时，MCMAPSO 复杂度约为 $O(2.6 \times 10^9)$ ，CAG-PE 算法复杂度约为 $O(2.6 \times 10^9)$ 。显然，使用 PSO 算法寻优后，算法复杂度显著增加，但通过仿真结果可知，算法的均衡性能显著提升。CAG-PE 算法相较于 MCMAPSO 的复杂度提高约 $O(180)$ ，但相较于原本就很大的计算量而言，复杂度增加的影响可以忽略。在较少增加复杂度的情况下，获得较大的性能增益，说明改进是有效的。

3 仿真结果与分析

仿真采用 4QAM 信号通过复码间干扰 (inter



symbol interference, ISI) 信道传输, 该信道的脉冲响应为: $H = [0.0545 + j0.05, 0.2832 - j0.1197, -0.7676 + j0.2788, -0.0641 - j0.0576, 0.0566 - j0.2275, 0.4063 - j0.0739]$, 信噪比为 25 dB。均衡器的设计长度为 21, 中心抽头的值为 1, 其余为 0^[10]。适应度 J 式 (6) 和常数 R 式 (7) 中的 $P=2$ 。

CMA 和 MCMA 的迭代步长设置为 0.001。CMA 星座图如图 4 所示, MCMA 星座图如图 5 所示。

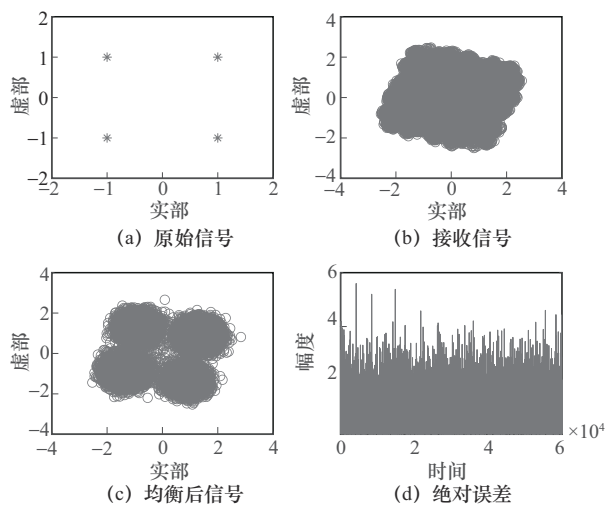


图4 CMA星座图

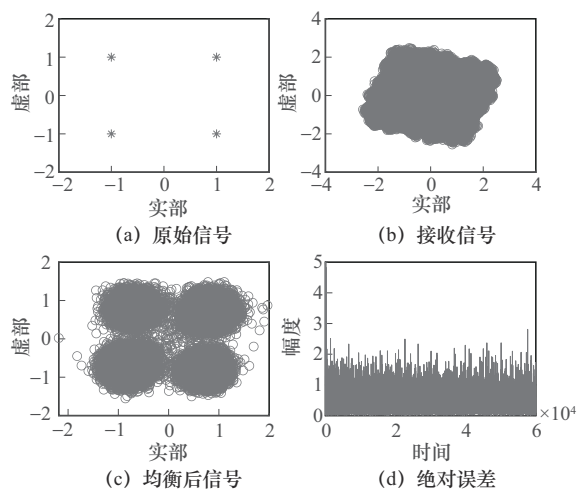


图5 MCMA星座图

由图 4 和图 5 可以看出, 稳定后 CMA 误差幅度比 MCMA 误差幅度更大, 且 CMA 存在严重的相位偏移。而 MCMA 可以校正相位偏移, 稳定后的误差幅度比 CMA 更小。

MCMAPSO 和 CAG-PE 算法采用的 PSO 参数设置为: 粒子总数为 35; 最大迭代次数为 500; 所有粒子的上限和下限为 2 和 -2; 粒子维度为 42; 惯性权重式 (11) 中 $w_{\min}=0.4, w_{\max}=0.9$, 式 (12) 中 $\mu_1=1$; 粒子速度更新式 (14) 中 $\mu_2=0$; 非线性异步学习因子式 (16) 中 $c_{1_min}=c_{2_min}=0.8, c_{1_max}=c_{2_max}=2.1$ 。

MCMAPSO 星座图如图 6 所示, CAG-PE 星座图如图 7 所示。

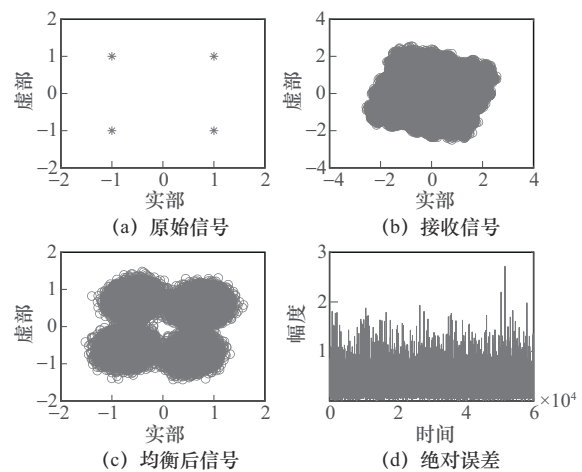


图6 MCMAPSO星座图

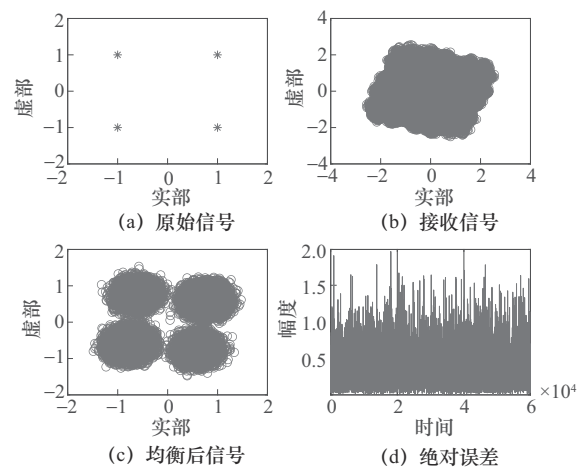


图7 CAG-PE星座图

由图 6 和图 7 可知, MCMAPSO 和 CAG-PE 算法均可恢复 4QAM 信号, 均衡后信号比 CMA 和 MCMA 的误差幅度更小, 星座图更加紧凑且可以校正相位偏移。

MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的适应度值曲线对比如图 8 所示。

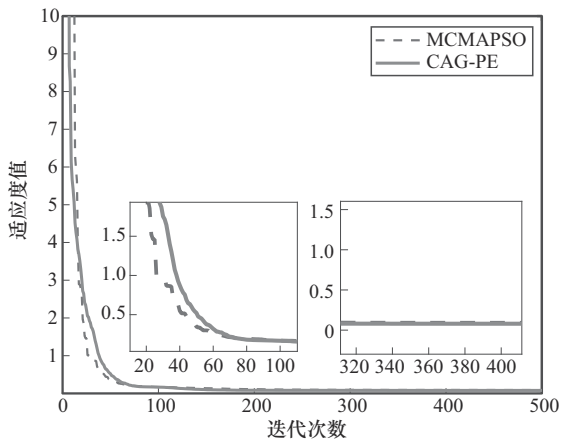


图 8 MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的适应度值曲线对比

由图 8 可以看出, 虽然 CAG-PE 算法的收敛速度比 MCMAPSO 的收敛速度慢一些, 但在达到稳定后适应度值比 MCMAPSO 略低。稳定后 MCMAPSO 的适应度值约为 0.09, CAG-PE 算法的适应度值约为 0.079。

CMA、MCMA、MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的误码率曲线对比如图 9 所示。

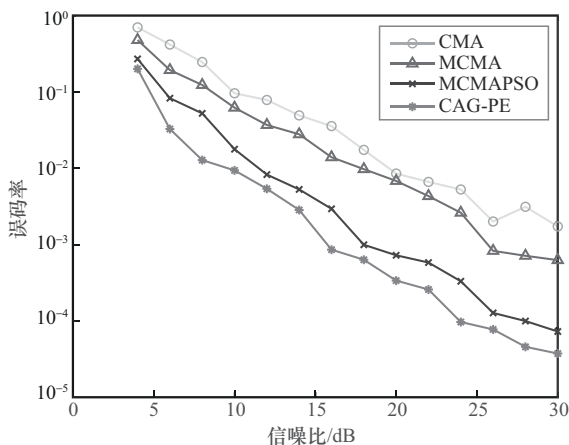


图 9 CMA、MCMA、MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的误码率曲线对比

由图 9 可以看出, 当误码率达到 10^{-3} 量级时, MCMA 的信噪比约为 26 dB; 相比于 MCMA, MCMAPSO 的信噪比降低 8 dB, CAG-PE 算法的信噪比降低 10 dB。在达到相同误码率的情况下, CAG-PE 算法的信噪比降低更多, 算法均衡效果更好。

为了便于比较均方误差和码间干扰的性能, 将 MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的最大迭代次数增加到 10 000 次。均方误差 (MSE) 和码间干扰 (ISI) 分别定义为:

$$MSE = 10 \lg \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e(n)|^2 \right) \quad (17)$$

$$ISI = \frac{\sum_i |h_i(n)|^2 - |h_{\max}|^2}{|h_{\max}|^2} \quad (18)$$

其中, $e(n)$ 为误差信号, n 为样本数量, $h_i(n)$ 表示合成信道 $h(n)$ 中的第 i 个元素, h_{\max} 表示其中具有最大绝对值的元素。

CMA、MCMA、MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的均方误差曲线对比如图 10 所示。

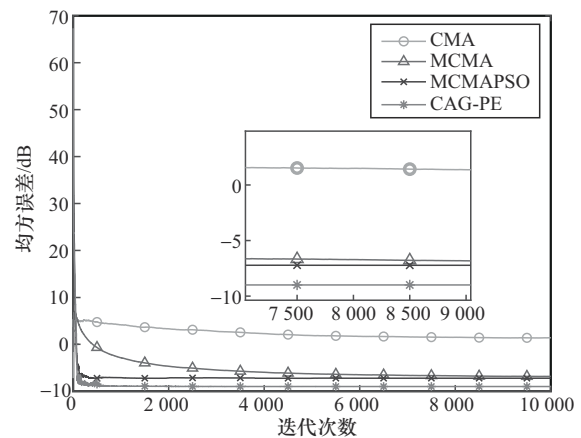


图 10 CMA、MCMA、MCMAPSO 和 CAG-PE 算法的均方误差曲线对比

由图 10 可以看出, 稳定后, CMA 的均方误差最高, 约为 1.378 8 dB, MCMA 和 MCMAPSO 的均方误差几乎相同, 约为 -7.22 dB, 但 MCMAPSO 的收敛速度明显高于 MCMA。CAG-



PE算法的均方误差最低, 约为 -8.99 dB。说明提出的CAG-PE算法实现了稳态均方误差的降低。

CMA、MCMA、MCMAPSO和CAG-PE算法的码间干扰曲线对比如图11所示。

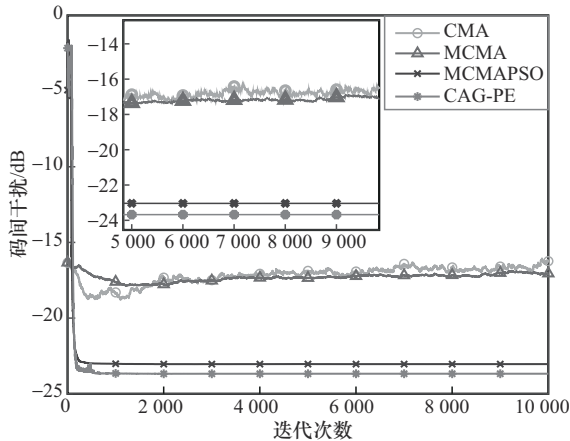


图11 CMA、MCMA、MCMAPSO和CAG-PE算法的码间干扰曲线对比

由图11可以看出, 达到收敛时, CMA的码间干扰约为 -16.19 dB, MCMA的码间干扰约为 -17.07 dB。且CMA和MCMA的码间干扰波动都比较大。MCMAPSO和CAG-PE算法的码间干扰更稳定, MCMAPSO的码间干扰为 -23.04 dB, CAG-PE算法的码间干扰为 -23.68 dB。说明提出的CAG-PE算法收敛后的码间干扰更低, 收敛效果更好。

由于提出的算法惯性权重呈递增趋势, 为验证所提算法的惯性权重方案是否比常用的线性递减惯性权重方案更好, 对两种方案进行仿真, 将线性递减惯性权重的方案命名为w-decrease, 绘制出均方误差曲线及码间干扰曲线进行对比分析。w-decrease与CAG-PE算法的均方误差曲线对比如图12所示, w-decrease与CAG-PE算法的码间干扰曲线对比如图13所示。

由图12和图13可以看出, 线性递减方案收敛速度比CAG-PE算法收敛速度更慢。图12均方误差曲线对比显示: 虽然算法稳定后, 两个方案达到了相同的均方误差, 但在前期下降过程中,

线性递减方案的波动更大。图13码间干扰曲线对比显示: 算法稳定后, 线性递减方案码间干扰约为 -20.21 dB, CAG-PE算法码间干扰约为 -23.5 dB, 减小了 3.29 dB。因此, CAG-PE算法提出的非线性随机递增惯性权重效果更好。

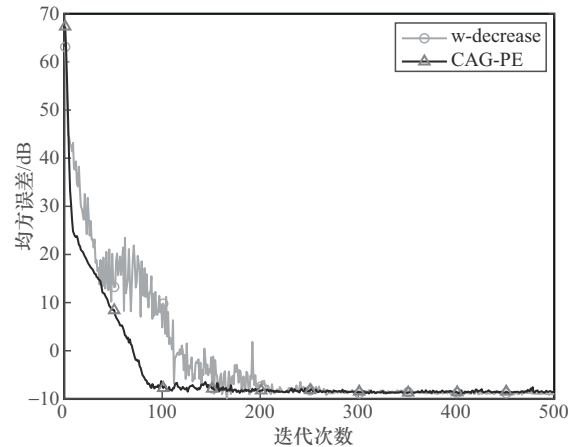


图12 w-decrease与CAG-PE算法的均方误差曲线对比

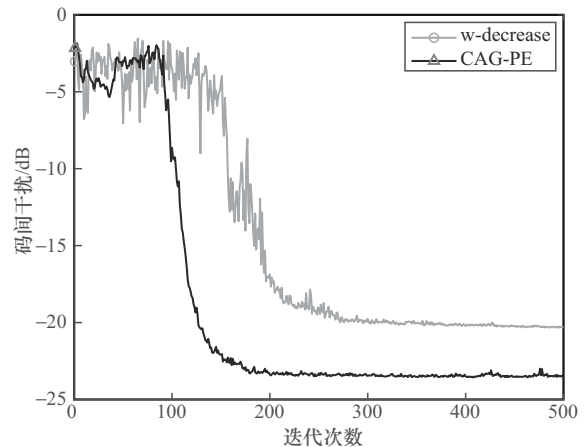


图13 w-decrease与CAG-PE算法的码间干扰曲线对比

4 结束语

本文针对CMA、MCMA和MCMAPSO存在的问题, 提出了基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群恒模盲均衡(CAG-PE)算法。该算法利用粒子群算法寻优, 并结合混沌映射、高斯扰动和对数函数, 重新设计了惯性权重、粒子速度更新和学习因子。经过仿真验证, 提出的算法性能

有所提升。对算法初期设置的参数敏感性降低；稳定后的适应度值降低0.011；在误码率达到 10^{-3} 量级时，信噪比相较于传统算法降低更多；均方误差降低1.77 dB；码间干扰降低0.64 dB。此外，通过改变惯性权重的变化方式，将线性递减惯性权重方案和CAG-PE算法进行比较，发现提出的算法收敛速度更快，码间干扰更小，算法性能更稳定。

通过算法复杂度分析可知，CAG-PE算法也存在一些不足，在采用粒子群算法寻优之后，算法复杂度显著增加，后面的工作中，还需要进一步对算法复杂度进行优化。且本文主要处理信号为4QAM信号，后续工作还可将算法应用在8PSK信号和脉冲噪声信号，进一步优化数据处理方式和算法性能，使算法适用于更多的应用场景。

参考文献：

- [1] 汪争志, 杨志伟, 范志豪. 基于响应估计频域拟合的通道均衡方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(3): 713-721.
WANG Z Z, YANG Z W, FAN Z H. Channel equalization method based on response estimation and frequency domain fitting[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(3): 713-721.
- [2] MEI R R, WANG Z G, HU W R. Robust blind equalization algorithm using convolutional neural network[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 1569-1573.
- [3] YANG L, HAN Q, DU J, et al. Online blind equalization for QAM signals based on prediction principle via complex echo state network[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(6): 1338-1341.
- [4] QIN F, ZHU T L, LIU H, et al. CMA blind equalization algorithm based on linear fitting[C]//Proceedings of the 2022 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-5.
- [5] WANG L, WEI H W. A new blind equalization algorithm based on data reusing[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1889-1892.
- [6] 胡婉如, 梅如如, 崔健, 等. 一种基于CMA和DDLMS算法的双模式盲均衡算法[J]. 电讯技术, 2021, 61(1): 83-88.
HU W R, MEI R R, CUI J, et al. A dual-mode blind equalization algorithm based on CMA and DDLMS algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2021, 61(1): 83-88.
- [7] ZHANG M X, XIE X H, HUANG C, et al. Variable momentum constant modulus algorithm for blind equalization of CPFSK signals[C]//Proceedings of the 2023 19th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [8] MA J T, QIU T S, TIAN Q. Fast blind equalization using bounded non-linear function with non-Gaussian noise[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(8): 1812-1815.
- [9] 张然, 陈成锴, 潘成胜. 基于混沌鸡群优化的无人机抗多径盲均衡算法[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(7): 26-31.
ZHANG R, CHEN C K, PAN C S. Chaos chicken swarm optimization-based blind equalization algorithm for multipath mitigation of UAVs[J]. Fire Control & Command Control, 2022, 47(7): 26-31.
- [10] SUN Y N, YAN Z Q, XU J Y, et al. Research on blind equalization technique of hydroacoustic channel based on adaptive spiral search sparrow algorithm[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 6th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). Piscataway: IEEE Press, 2023: 102-107.
- [11] SAHU J, MAJUMDER S. A particle swarm optimization based training algorithm for MCMA blind adaptive equalizer[C]//Proceedings of the 2021 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI). Piscataway: IEEE Press, 2021: 462-465.
- [12] PYDI S K, MAJUMDER S. Design of polynomial function based blind equalizer using particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 2021 Sixth International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET). Piscataway: IEEE Press, 2021: 48-52.
- [13] LIU N, WANG Z X, WEI H W. Trigonometric coordinate transformation blind equalization algorithm based on bi-direction long and short-term memory neural networks[J]. IEEE Access, 2024(12): 30653-30660.
- [14] LI Q, JI W, LIU P C, et al. A reliable joint MCMA and DD-LMS for lite DSP in short-reach self-homodyne optical coherent scheme[C]//Proceedings of the 2021 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1102-1106.
- [15] 李勇燕, 吴坚平. 基于IPSO-MC融合算法的无线传感器节点定位[J]. 电信科学, 2020, 36(3): 11-18.
LI Y Y, WU J P. Wireless sensor node localization based on IPSO-MC[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(3): 11-18.
- [16] GEORGE N A, MISHRA S K. A PSO based efficient PAPR reduction technique for OFDM systems[C]//Proceedings of the 2024 International Conference on Advances in Modern Age Technologies for Health and Engineering Science (AMATHE).



Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.

- [17] 王建斌, 王恒钧, 吴松, 等. 基于粒子群优化算法的5G波束权值寻优方法[J]. 电信科学, 2023, 39(7): 23-34.

WANG J B, WANG H J, WU S, et al. 5G beamforming weight optimization method based on particle swarm optimization algorithm[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(7): 23-34.

[作者简介]



胡爽 (2000-), 女, 南京信息工程大学电子与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无线通信技术。



冯皎 (1984-), 女, 博士, 南京信息工程大学电子与信息工程学院副教授, 主要研究方向为无线通信技术等。



张治中 (1972-), 男, 博士, 南京信息工程大学电子与信息工程学院教授, 主要研究方向为5G/6G移动通信与信息处理等。



李鹏 (1984-), 男, 博士, 南京信息工程大学电子与信息工程学院教授, 主要研究方向为无线通信技术等。



周华 (1984-), 男, 博士, 南京信息工程大学电子与信息工程学院副教授, 主要研究方向为5G/6G移动通信与信息处理等。