

DOI: 10.11992/tis.201407031

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20151008.1000.002.html>

双蝙蝠群智能优化的多模盲均衡算法

郭业才^{1,2}, 吴华鹏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. 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:针对常模盲均衡算法(CMA)均衡多模 QAM 信号收敛速度慢、剩余均方误差大的缺陷,提出了一种基于双蝙蝠群智能优化的多模盲均衡算法(DBSIO-MMA)。该算法将 2 个蝙蝠群独立全局寻优得到的一组最优位置向量分别作为多模盲均衡算法(MMA)初始化最优权向量的实部与虚部,以此提高收敛速度并减小剩余均方误差。仿真结果表明,蝙蝠算法(BA)全局搜索成功率高、收敛速度快的特点在 DBSIO-MMA 中得到很好地体现。与 CMA、MMA、粒子群多模盲均衡算法(PSO-MMA)、单蝙蝠群多模盲均衡算法(BA-MMA)相比,DBSIO-MMA 具有更快的收敛速度和更小的均方误差。

关键词:常模盲均衡算法;多模盲均衡算法;蝙蝠算法;全局最优位置;最优权向量

中图分类号:TN911;TP182 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)05-0755-07

中文引用格式:郭业才,吴华鹏. 双蝙蝠群智能优化的多模盲均衡算法[J].智能系统学报,2015, 10(5): 755-761.

英文引用格式:GUO Yecai, WU Huapeng. A multi-modulus blind equalization algorithm based on double bat swarms intelligent optimization[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(5): 755-761.

Multi-modulus blind equalization algorithm based on double bat swarms intelligent optimization

GUO Yecai^{1,2}, WU Huapeng²

(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 Technology (CICAEET), Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the defects of the large surplus mean square error and slow convergence speed in equalizing multi-modulus QAM signals by utilizing constant modulus algorithm (CMA), a multi-modulus blind equalization algorithm based on double bat swarms intelligent optimization (DBSIO-MMA) is proposed. In the algorithm, a group of optimal position vectors attained by independent global optimization of two bat swarms are respectively taken as the real and imaginary parts of the initialized optimal weight vector, so as to improve convergence speed and reduce surplus mean square error. The simulation results show that the features of fast convergence speed and high success rate of the bat algorithm (BA) in global search are fully reflected in the proposed algorithm. Compared with the CMA, multi-modulus blind equalization algorithm (MMA), particle swarm optimization based MMA (PSO-MMA) and bat swarms intelligent optimization based MMA (BA-MMA), the proposed algorithm has faster convergence speed and smaller mean square error.

Keywords: constant modulus algorithm (CMA); multi-modulus blind equalization algorithm (MMA); bat algorithm (BA); global optimal position; optimal weight vector

盲均衡算法是一种不需要发射训练序列,而仅

依靠自身接收序列的统计特性调整均衡器权向量,使得输出序列接近于发送序列的自适应算法。其中,常模盲均衡算法(constant modulus algorithm, CMA)具有复杂度低、稳定性好和实时性强等优点。然而,其收敛速度慢、易局部收敛和难以均衡高阶多

收稿日期:2014-07-21. 网络出版日期:2015-10-08.

基金项目:江苏省高校自然科学基金重大资助项目(13KJA510001);
高校科研成果产业化推进工程资助项目(JHB 2012-9);
全国优秀博士论文作者专项资金资助项目(200753);江苏省
高校“信息与通信工程”优势学科建设工程资助项目(2014).

通信作者:郭业才. E-mail:guo-yecai@163.com.

模 QAM (quadrature amplitude modulation) 信号。而多模盲均衡算法 (multi-modulus algorithm, MMA) 不仅具备 CMA 的优点, 还可以有效均衡高阶多模 QAM 信号, 并能进一步减小稳态误差、降低复杂度、加快收敛速度、纠正相位旋转^[1]等, 但仍存在局部收敛和误收敛。

蝙蝠算法 (bat algorithm, BA) 是一种基于种群的随机全局寻优算法, 搜索空间中的每只蝙蝠都是寻优过程中的一个解, 且对应着一个目标函数值, 每只蝙蝠通过改变频率、发射脉冲频度和响度, 以跟随当前最优的蝙蝠继续搜索。BA 除具有其他智能算法的主要优点, 还具有回波定位的特性, 收敛速度快、寻优精度高^[2-4]。

本文充分利用 BA 和 MMA 的优点, 将 2 者有机结合起来, 提出了一种基于双蝙蝠群智能优化的多模盲均衡算法 (multi-modulus blind equalization algorithm based on double bat swarms intelligent optimization, MMBA-DBSIO), 并通过仿真验证该算法的可行性。

1 多模盲均衡算法

传统的 MMA 结构如图 1 实线框部分所示^[5-7]。图 1 中, $a(k)$ 是零均值独立同分布的发射信号; $c(k)$ 是信道脉冲响应, 等价于横向滤波器; $n(k)$ 是加性高斯白噪声 (additive white Gaussian noise, AWGN); $y(k)$ 是盲均衡器的输入信号, $y_R(k)$ 是 $y(k)$ 的实部, $y_I(k)$ 是 $y(k)$ 的虚部; $w_R(k)$ 是盲均衡器权向量 $w(k)$ 的实部, $w_I(k)$ 是 $w(k)$ 的虚部; $z(k)$ 是盲均衡器的输出信号; $z_R(k)$ 是 $z(k)$ 的实部, $z_I(k)$ 是 $z(k)$ 的虚部; $e_R(k)$ 是误差函数 $e(k)$ 的实部, $e_I(k)$ 是 $e(k)$ 的虚部。

由图 1 可得如下关系:

$$y(k) = c^T(k)a(k) + n(k) \quad (1)$$

$$y(k) = y_R(k) + j \cdot y_I(k) \quad (2)$$

$$z_R(k) = w_R(k) \cdot y_R(k) \quad (3)$$

$$z_I(k) = w_I(k) \cdot y_I(k) \quad (4)$$

$$z(k) = z_R(k) + j \cdot z_I(k) \quad (5)$$

$$e_R(k) = z_R(k) (z_R^2(k) - R_R^2) \quad (6)$$

$$e_I(k) = z_I(k) (z_I^2(k) - R_I^2) \quad (7)$$

式中: R_R^2 和 R_I^2 分别为发射信号实部和虚部的统计模值^[8], 分别定义为

$$R_R^2 = \frac{E[a_R^4(k)]}{E[a_R^2(k)]} \quad (8)$$

$$R_I^2 = \frac{E[a_I^4(k)]}{E[a_I^2(k)]} \quad (9)$$

CMA 对常模信号具有很好的均衡效果, 但由于常模信号只有一个模值, 收敛后, 所有信号星座点均收敛于一个半径为模值 R 的圆上。而高阶多模 QAM (如 4 阶以上) 信号有多个模值, 信号星座点是分布在半径为不同模值的圆上, 采用 CMA 均衡高阶多模 QAM 信号时, 将分布在不同半径圆上的信号星座点收敛到同一个圆上, 从而导致均衡失效。而 MMA 在均衡高阶多模 QAM 信号时, 将信号星座点均衡到不同模值对应的不同圆上, 可以更有效地均衡多模信号^[1]。以 64QAM 信号为例, 其星座图如图 2 所示。

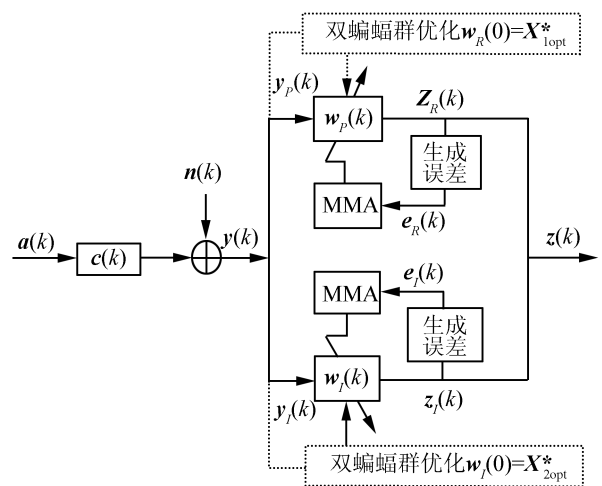


图 1 MMA 原理图

Fig.1 Schematic diagram for MMA

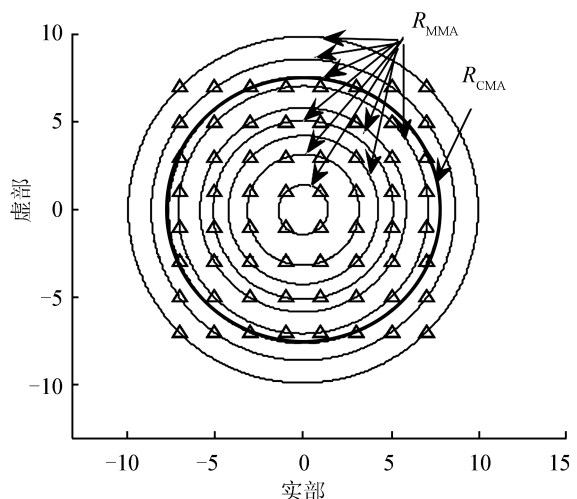


图 2 64QAM 信号的模值

Fig.2 Module values for 64QAM signal

图 2 中, 信号点分别位于模值 R_{MMA} 对应的 9 个圆上, R_{CMA} 为 64QAM 信号的一个等价固定模值 (图

中粗虚线圆,与 MMA 中一个模值对应的圆重合)^[9]。图 1 所示的 MMA 是将输入信号 $\mathbf{y}(k)$ 分成实部 $\mathbf{y}_R(k)$ 与虚部 $\mathbf{y}_I(k)$ 先分别均衡,均衡之后再合并的 MMA。

MMA 的代价函数^[7,9-10]为

$$J_{\text{MMA}}(k) = J_R(k) + J_I(k) = \mathbb{E}\{[z_R^2(k) - R_R^2]^2\} + \mathbb{E}\{[z_I^2(k) - R_I^2]^2\} \quad (11)$$

按照最速下降法,得

$$\frac{\partial J_R(k)}{\partial \mathbf{w}_R(k)} = 4\mathbb{E}[(z_R^2(k) - R_R^2) \cdot z_R(k) \cdot \frac{\partial z_R(k)}{\partial \mathbf{w}_R(k)}] = 4e_R(k)\mathbf{y}_R(k) \quad (12)$$

同理,得

$$\frac{\partial J_I(k)}{\partial \mathbf{w}_I(k)} = 4e_I(k)\mathbf{y}_I(k) \quad (13)$$

所以, MMA 权向量 $\mathbf{w}(k)$ 的实部和虚部迭代公式分别为

$$\mathbf{w}_R(k+1) = \mathbf{w}_R(k) - 4\mu e_R(k)\mathbf{y}_R(k) \quad (14)$$

$$\mathbf{w}_I(k+1) = \mathbf{w}_I(k) - 4\mu e_I(k)\mathbf{y}_I(k) \quad (15)$$

MMA 具有可靠的初始收敛能力和载波恢复能力等优点,还具有纠正星座相位旋转的能力;但也存在收敛速度慢、局部收敛、收敛后稳态误差大的缺陷。

2 双蝙蝠群智能优化多模盲均衡算法

2.1 蝙蝠算法

在一个 d 维搜索空间中,第 i 只蝙蝠的速度和位置更新公式^[11-15]为

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (16)$$

$$\mathbf{V}_i(k) = \mathbf{V}_i(k-1) + [\mathbf{X}_i(k) - \mathbf{X}^*]f_i \quad (17)$$

$$\mathbf{X}_i(k) = \mathbf{X}_i(k-1) + \mathbf{V}_i(k) \quad (18)$$

式中: $\mathbf{V}_i(k)$ 为蝙蝠个体 i 在 k 时刻的速度; $\mathbf{X}_i(k)$ 为蝙蝠个体 i 在 k 时刻的位置; $\beta \in [0, 1]$ 是一个随机向量; \mathbf{X}^* 是当前全局最优位置; f_i 为蝙蝠个体 i 在搜索猎物时的脉冲频率,其范围 $[f_{\min}, f_{\max}]$, 频率越高,波长越小,传播的距离也越短,蝙蝠超声波的典型波长一般是几米,其取值范围由实验过程确定。

局部搜索时,一旦从至当前时刻 k 为止的各蝙蝠个体的最优位置向量中选出一个位置向量 \mathbf{X}_{old} ,那么所有蝙蝠的新位置向量 \mathbf{X}_{new} 就在位置向量 \mathbf{X}_{old} 附近随机游走产生^[2-3, 11-15],更新公式为

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{old}} + \varepsilon A(k) \quad (19)$$

式中: ε 为 $[-1, 1]$ 上的随机数, $A(k)$ 为蝙蝠群体在 k 时刻的平均响度。用 \mathbf{X}_{new} 替代原来的位置向量 $\mathbf{X}_i(k)$,并继续搜索猎物。

蝙蝠速度和位置的更新与粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 有些类似,频率 f_i 控制了粒子移动的速度和范围。一定程度上,BA 可以看作

是标准 PSO 和由响度与频度控制的局部搜索的有机结合。

回波定位应用于蝙蝠的局部搜索过程。蝙蝠在搜索猎物时,起初发出的超声波响度 $A(0)$ 大而频度 r 低,以便在更广的空间搜索猎物;发现猎物后,超声波的响度 A 减小、频度 r 增大,以便更精确地搜索猎物。响度 A 的取值范围 $[A_{\min}, A_{\max}]$ 可以是任意的,其 $A(0) = A_{\max}$ 表示最大响度, A_{\min} 表示最小响度。响度 A 的大小也表示蝙蝠距离猎物的远近,响度 A 越接近 A_{\min} ,说明蝙蝠距离猎物越近。当 $A = A_{\min} = 0$ 时,说明蝙蝠刚好捕获猎物,暂时不再发出超声波^[10-11]。因此,超声波的响度和频度的更新公式可写为

$$A_i(k+1) = \alpha A_i(k) \quad (20)$$

$$r_i(k+1) = r(0)[1 - \exp(-\gamma k)] \quad (21)$$

式中: $A_i(k)$ 为蝙蝠个体 i 在 k 时刻的响度; α 为响度衰减系数; $r(0)$ 为最大频度; $r_i(k+1)$ 为蝙蝠个体 i 在 $k+1$ 时刻的频度; γ 为频度增加系数,是大于零的常数。

对于任意的 $0 < \alpha < 1$ 和 $\gamma > 0$, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, $A_i(k) \rightarrow 0$, $r_i(k) \rightarrow r(0)$ 。初始化过程中,每只蝙蝠应该有不同响度和频度,通常 $A(0) \in [1, 2]$, $r(0) \in [0, 1]$ 。当最优位置改变时,响度和频度也同时进行更新,表示所有蝙蝠朝着最优位置移动,具体参数值由实验过程确定。

2.2 双蝙蝠群目标函数

BA 除具备类似粒子群算法的记忆特性、遗传算法的交叉、突变特性外,自身还具有回波定位这一特性。回波定位主要应用于蝙蝠的局部搜索过程,通过对局部最优位置进行随机扰动,避免搜索过程陷入局部最优。蝙蝠算法的诸多特性极大地加快了收敛速度,提高了寻优精度。而 MMA 的收敛速度慢、收敛后稳态误差大,BA 收敛速度快、寻优精度高的特点恰好可以弥补 MMA 的缺陷。

将 BA 引入到 MMA 中,利用蝙蝠的超声波探测、定位、捕食等行为,将蝙蝠离猎物距离的远近作为衡量蝙蝠个体所处位置好坏的标准。蝙蝠离猎物越近,捕获猎物的概率越大,所处位置越好,对应位置的目标函数值也越小。蝙蝠搜索猎物和移动过程类比为用好位置代替差位置的过程,从而获取全局最优位置,即全局最优解。

MMA 将均衡器输入信号 $\mathbf{y}(k)$ 分成实部 $\mathbf{y}_R(k)$ 与虚部 $\mathbf{y}_I(k)$ 2 部分处理,为获得最佳的均衡效果,这里利用 2 个不同的蝙蝠群体独立寻优,获得 2 个全局最优位置向量 $\mathbf{X}_{1\text{opt}}^*$ 和 $\mathbf{X}_{2\text{opt}}^*$,分别作为 MMA 的初始化权向量 $\mathbf{w}(0)$ 的实部 $\mathbf{w}_R(0)$ 和虚部 $\mathbf{w}_I(0)$,再对 $\mathbf{w}_R(k)$ 和 $\mathbf{w}_I(k)$ 进行更新,以实现对于 $\mathbf{y}_R(k)$ 和 $\mathbf{y}_I(k)$ 的

分别均衡。

这就是本文提出的 DBSIO-MMA, 弥补了 MMA 收敛速度慢、收敛后稳态误差大等缺陷; 与单蝙蝠群优化的多模盲均衡算法相比, DBSIO-MMA 利用 2 个不同的蝙蝠群体独立寻优, 获得 2 个不同的全局最优位置向量, 避免了把同一全局最优位置向量同时作为最优初始权向量的实虚部进行均衡带来的偶然性, 使算法更稳定。

用 MMA 的代价函数定义双蝙蝠群算法 (double bat algorithm, DBA) 的目标函数, 用于计算目标函数值。现定义双蝙蝠群目标函数。

蝙蝠种群 1 第 i 个个体的目标函数定义为

$$J_{\text{DBA}_{1i}}(k) = \min \{ J_{\text{MMAR}_1}(\mathbf{X}_{1i}(k)) + J_{\text{MMAL}_1}(\mathbf{X}_{2j}(k)) \} = \min \{ E[z_{R_{1i}}^2(k) - R_R^2]^2 + E[z_{L_{2j}}^2(k) - R_I^2]^2 \} \quad (22)$$

式中

$$\begin{cases} z_{R_{1i}}(k) = \mathbf{X}_{1i}(k) \cdot \mathbf{y}_R(k) \\ z_{L_{2j}}(k) = \mathbf{X}_{2j}(k) \cdot \mathbf{y}_I(k) \end{cases}$$

对于种群 1 中第 i 个个体, j 取遍种群 2 所有个体, $\mathbf{X}_{1i}(k)$ 为蝙蝠种群 1 第 i 个个体的位置向量, $\mathbf{X}_{2j}(k)$ 蝙蝠种群 2 第 j 个个体的位置向量; $\mathbf{X}_{1i}(k)$ 与 $\mathbf{X}_{2j}(k)$ 分别作为初始优化过程中 MMA 初始权向量 $\mathbf{w}(0)$ 的实部 $\mathbf{w}_R(0)$ 和虚部 $\mathbf{w}_I(0)$ 。

蝙蝠种群 2 第 j 个个体的目标函数为

$$J_{\text{DBA}_{2j}}(k) = \min \{ J_{\text{MMAR}_2}(\mathbf{X}_{1i}(k)) + J_{\text{MMAL}_2}(\mathbf{X}_{2j}(k)) \} = \min \{ E[z_{R_{1i}}^2(k) - R_R^2]^2 + E[z_{L_{2j}}^2(k) - R_I^2]^2 \} \quad (23)$$

对于种群 2 中第 j 个个体, i 取遍种群 1 中所有个体。

当代最优解:

$$J_{\text{DBA}}(k) = \min \{ J_{\text{DBA}_{1i}}(k), J_{\text{DBA}_{2j}}(k) \} \quad (24)$$

2.3 双蝙蝠群智能优化 MMA 初始权向量

根据式 (22) ~ (24), 对 MMA 的初始权向量进行优化, 步骤如下:

1) 初始化算法参数。随机产生蝙蝠种群 1 和种群 2, 每个蝙蝠群中蝙蝠数量均为 n , 频率范围均为 $[f_{\min}, f_{\max}]$, 种群 1 最大响度为 $A^1(0)$, 种群 2 最大响度为 $A^2(0)$, 种群 1 最大频度为 $r^1(0)$, 种群 2 最大频度为 $r^2(0)$, 搜索精度均为 tol , 维数均为 d , 响度衰减系数均为 α , 频度增加系数均为 γ , 最大迭代次数均为 iter , 运行次数均为 runs , 信道为 \mathbf{c} , 信噪比均 SNR, 实部与虚部权向量抽头个数均为 L , 蝙蝠种群 1 中第 i 只蝙蝠个体的位置向量为 \mathbf{X}_{1i} , 蝙蝠种群 2 中第 j 只蝙蝠个体的位置向量为 \mathbf{X}_{2j} 。

2) 计算目标函数值。按照式 (22) ~ (24) 分别计算目标函数值并比较其大小。当目标函数值最小

时, 选取对应的 2 个蝙蝠个体的位置向量为当前全局最佳位置向量 \mathbf{X}_1^* 和 \mathbf{X}_2^* 。

3) 调整种群 1 的脉冲频率 f_{1i} 和种群 2 的脉冲频率 f_{2j} , 利用式 (17)、(18) 分别对 2 个种群中每个蝙蝠个体的速度和位置进行更新, 得到种群 1 的 $\mathbf{X}_{1i}(k)$ 和种群 2 的 $\mathbf{X}_{2j}(k)$ 。

4) 产生一个随机频度 rand1 , 并与种群 1 中第 i 只蝙蝠的频度 r_{1i} 进行比较, 若 $\text{rand1} > r_{1i}$, 对种群 1 中处于当前最优位置的蝙蝠个体随机扰动产生一个新的位置, 替代种群 1 中第 i 只蝙蝠的当前位置并继续搜索猎物。同理, 产生一个随机频度 rand2 , 并与种群 2 中第 j 只蝙蝠的频度 r_{2j} 进行比较, 若 $\text{rand2} > r_{2j}$, 对种群 2 中处于全局最优位置的蝙蝠个体随机扰动产生一个新的位置, 替代种群 2 中第 j 只蝙蝠的当前位置并继续搜索猎物。

5) 产生一个随机响度 rand3 , 并与种群 1 中第 i 只蝙蝠的响度 A_{1i} 进行比较, 若 $\text{rand3} < A_{1i}$ 且 $J_{\text{DBA}_{1i}}(\mathbf{X}_{1i}(k)) < J_{\text{DBA}_{1i}}(\mathbf{X}_1^*)$, 则用种群 1 中蝙蝠个体 i 的当前位置向量 \mathbf{X}_{1i} 及与 \mathbf{X}_{1i} 对应的种群 2 中蝙蝠个体 j 的当前位置向量 \mathbf{X}_{2j} 分别替代当前最优位置向量 \mathbf{X}_1^* 和 \mathbf{X}_2^* , 并利用式 (20)、(21) 对 A_{1i} 、 r_{1i} 进行更新。同理, 产生一个随机响度 rand4 , 并与种群 2 中第 j 只蝙蝠的响度 A_{2j} 进行比较, 若 $\text{rand} < A_{2j}$ 且 $J_{\text{DBA}_{2j}}(\mathbf{X}_{2j}(k)) < J_{\text{DBA}_{2j}}(\mathbf{X}_2^*)$, 则用种群 2 中蝙蝠个体的当前位置向量 \mathbf{X}_{2j} 及与 \mathbf{X}_{2j} 对应的种群 1 中蝙蝠个体 i 的当前位置向量 \mathbf{X}_{1i} 分别替代当前最优位置向量 \mathbf{X}_2^* 和 \mathbf{X}_1^* , 并利用式 (20)、(21) 对 A_{2j} 、 r_{2j} 进行更新。

6) 根据式 (24), 选取当前全局最佳位置向量 \mathbf{X}_1^* 和 \mathbf{X}_2^* 。

7) 达到最大迭代次数或搜索精度, 则分别输出 2 个种群的全局最佳位置向量, 并记作 $\mathbf{X}_{1\text{opt}}^*$ 和 $\mathbf{X}_{2\text{opt}}^*$, 否则转至 3)。

8) 将全局最佳位置 $\mathbf{X}_{1\text{opt}}^*$ 和 $\mathbf{X}_{2\text{opt}}^*$ 分别作为盲均衡器的最优初始权向量的实部和虚部, 即 $\mathbf{w}_R(0) = \mathbf{X}_{1\text{opt}}^*$, $\mathbf{w}_I(0) = \mathbf{X}_{2\text{opt}}^*$, 再利用式 (14) 与式 (15) 分别对 $\mathbf{w}_R(k)$ 与 $\mathbf{w}_I(k)$ 进行更新, 就可对 $\mathbf{y}(k)$ 进行有效均衡。

以基于两蝙蝠群体独立优化获得各自全局最优位置向量, 并作为多模盲均衡算法的初始优化权向量, 由此算法到了 DBSIO-MMA。

3 仿真分析

为了验证 DBSIO-MMA 的性能, 以 CMA、MMA、PSO-MMA 和 BA-MMA 为比较对象, 进行仿真实验。

参数初始化: 对于 CMA、MMA、PSO-MMA、BA-MMA 和 DBSIO-MMA, 最大迭代次数均为 $\text{iter} =$

2 000,运行次数均为 runs=2 000,信道均为

$$c=[\begin{smallmatrix} 0.955\ 6 & -0.090\ 6 & 0.057\ 8 & 0.236\ 8 \end{smallmatrix}]$$

信噪比均为 SNR=25,均衡器抽头个数均为 $L=11$;对于 DBSIO-MMA,每个蝙蝠种群数中蝙蝠个体的数量 $n_1=20$,频率范围 $[0,100]$,种群 1 最大响度 $A^1(0)=1.5$,种群 2 最大响度 $A^2(0)=1.5$,种群 1 最大频度 $r^1(0)=0.25$,种群 2 最大频度 $r^2(0)=0.25$,搜索精度 $\text{tol}=10^{-5}$,响度衰减系数 $\alpha=0.9$,频度增加系数 $\gamma=0.9$;BA-MMA 参数设置为 DBSIO-MMA 种群 1;对于 PSO-MMA,学习因子 $c_1=c_2=1.494\ 45$,最大粒子速度 $V_{\max}=1$,粒子数 $n_2=20$,惯性因子 $w_{\text{start}}=0.9$ 和 $w_{\text{end}}=0.45$ (调节搜索范围)。

以 16QAM 为发射信号,分别以 $\mu_{\text{CMA}}=\mu_{\text{MMA}}=0.025$ 、 $\mu_{\text{PSO-MMA}}=\mu_{\text{BA-MMA}}=\mu_{\text{DBSIO-MMA}}=0.005$ 为步长,仿真结果如图 3 所示。

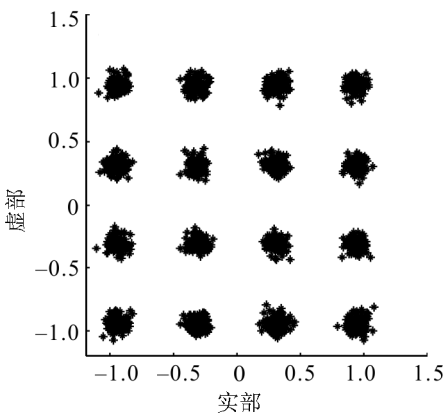
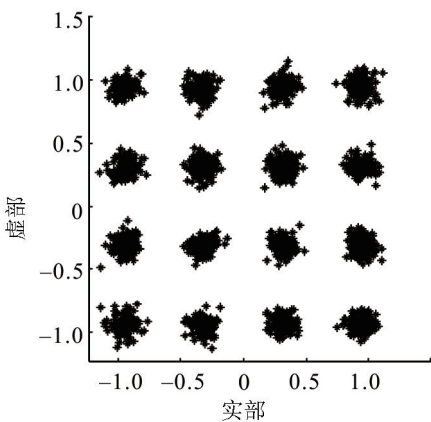
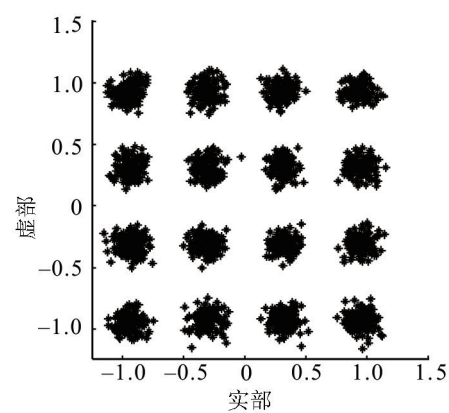
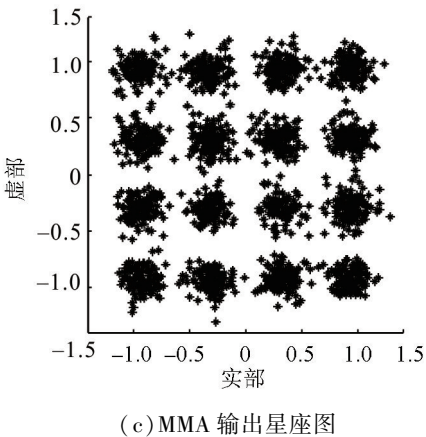
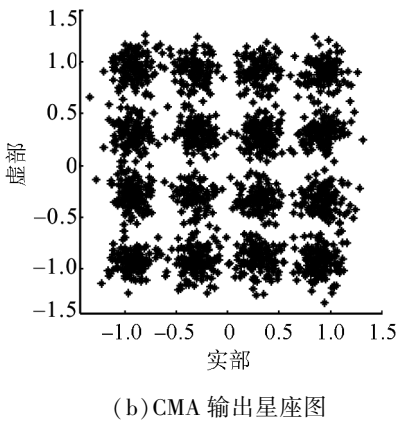
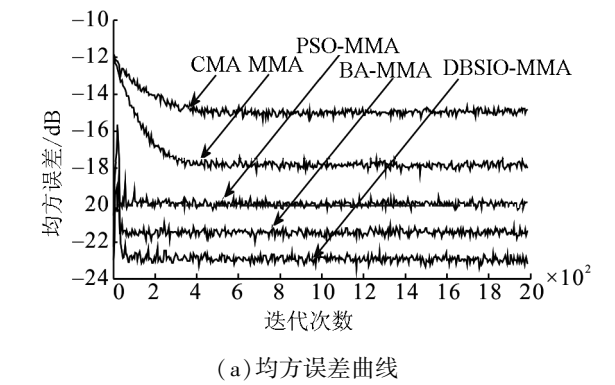


图 3 16QAM 信号仿真结果
Fig.3 Simulation results for 16QAM signal

图 3 表明,与 CMA 和 MMA 需迭代 600 次才达到收敛状态相比,PSO-MMA、BA-MMA 和 DBSIO-MMA 均只需迭代 30 次左右即达到收敛状态,收敛速度得到极大地提高;收敛后 DBSIO-MMA 的均方误差达到-23 dB,比 CMA 降低了 8 dB,比 MMA 降低了 5 dB,比 PSO-MMA 降低了 3 dB,比 BA-MMA 降低了 1.8 dB;DBSIO-MMA 的输出星座最清晰、最紧凑,均衡效果最好。

以 64QAM 为发射信号, 分别以 $\mu_{\text{CMA}} = \mu_{\text{MMA}} = 0.012$ 、 $\mu_{\text{PSO-MMA}} = \mu_{\text{BA-MMA}} = \mu_{\text{DBSIO-MMA}} = 0.003\ 8$ 为步长, 仿真结果如图 4 所示。

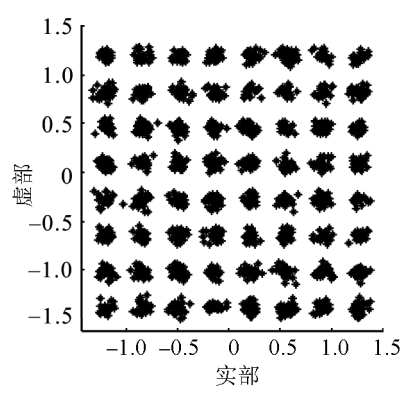
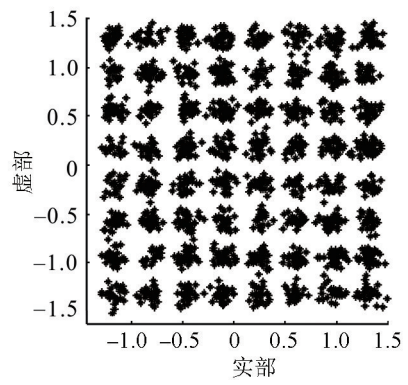
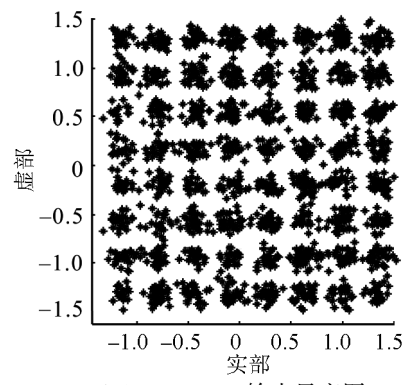
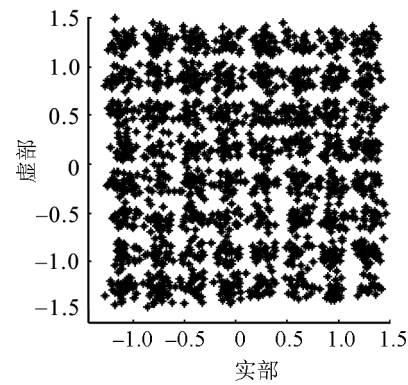
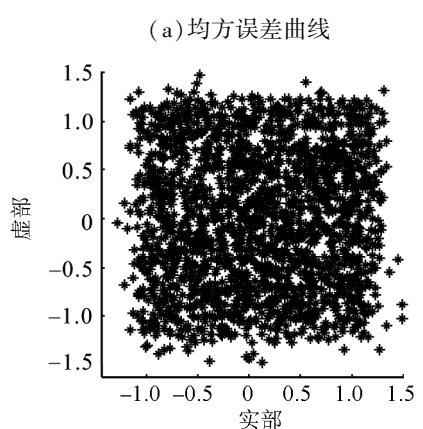
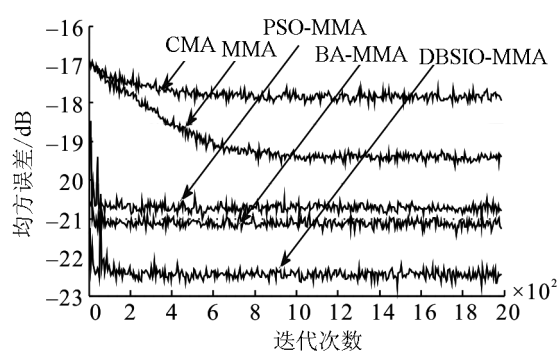


图 4 64QAM 信号仿真结果

Fig.4 Simulation results for 64QAM signal

图 4 表明,与 CMA 和 MMA 需迭代 1 000 次左右才达到收敛状态相比, PSO-MMA、BA-MMA 和 DBSIO-MMA 均只需迭代 80 次左右即达到收敛状态,收敛速度得到极大地提高;收敛后 DBSIO-MMA 的均方误差达到 -22.5 dB ,比 CMA 降低了 4.5 dB ,比 MMA 降低了 3 dB ,比 PSO-MMA 降低了 2 dB ,比 BA-MMA 降低了 1.5 dB ;DBSIO-MMA 的输出星座最清晰、最紧凑,均衡效果最好。

上述实验表明,与采用中心抽头初始化权向量的 CMA 与 MMA 及采用 PSO 优化初始权向量的 MMA 相比,采用由蝙蝠群优化初始权向量的 MMA 获得了最快收敛速度、最小均方误差、最清晰输出星座图,均衡高阶多模 QAM 信号的性能最好,主要是由于 BA 在一定程度上可以视为标准 PSO 和由响度与频度控制的局部搜索的有机结合,其中的回波定位功能在于局部搜索过程中起着其它智能算法无法获得效果,当搜索过程陷入局部最优时,通过回波定位功能对局部最优位置进行随机扰动,产生新的位置向量,以跳出局部搜索,回到全局搜索。因此,BA 更易得到全局最优解,均衡效果也更好;而采用 DBA 寻优的过程,进一步加快了利用回波定位功能在跳出局部搜索的速度,从而加快了整个算法的收敛速度,同时减小了均方误差,获得了进一步提升的

均衡效果。

4 结束语

本文将 BA 与 MMA 有机结合,并采用 2 个种群独立寻优,提出了 DBSIO-MMA。理论分析与仿真结果表明,该算法弥补了 CMA、MMA 难以均衡高阶 QAM 信号的缺陷。此外,该算法还有效地加快了收敛速度、减小了均方误差、纠正了相位旋转。因此,DBSIO-MMA 是切实可行的。本文提出的算法在处理 128 阶或更高阶的信号时存在一定的局限性,在今后的工作中将进一步优化该算法,如引入正交小波变换等,以获得更优的均衡效果。该算法可以引入到信道模拟器硬件系统中,用以均衡高阶调制信号。因此,如何将该算法移植到硬件系统中,也是未来的研究方向之一。

参考文献:

- [1] WEN Siyuan, LIU Feng. A computationally efficient multi-modulus blind equalization algorithm[C]// 2nd IEEE International Conference on Information Management and Engineering (ICIME). Chengdu, China, 2010: 685-687.
- [2] 李煜, 马良. 新型全局优化蝙蝠算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(9): 225-229.
LI Yu, MA Liang. Bat-inspired algorithm: a novel approach for global optimization[J]. Computer Science, 2013, 40(9): 225-229.
- [3] 刘长平, 叶长春, 刘满成. 来自大自然的寻优策略: 像蝙蝠一样感知[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(5): 1320-1322.
LIU Changping, YE Changchun, LIU Manchang. Optimization strategy from nature: perceive as bat[J]. Application Research of Computer, 2013, 30(5): 1320-1322.
- [4] PARACHA K, ZERGUIN A. A Newton-like algorithm for adaptive multi-modulus blind equalization[C]//International Workshop on Systems, Signal Processing and Their Applications. Tipaza, Algeria, 2011: 283-286.
- [5] 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, 2012, 60(11): 3274-3285.
- [6] YANG Jing, WERNER J J, DUMONT G A. The multimodulus blind equalization and its generalized algorithms[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2002, 20(5): 997-1014.
- [7] 郭业才. 自适应盲均衡技术[M]. 合肥: 合肥工业大学出版社, 2007: 17-24.
- [8] NI Youcong, DU Xin, XIAO Ruliang, et al. Multi-modulus blind equalization algorithm based on high-order QAM genetic optimization[C]// Eighth International Conference on Natural Computation (ICNC). Chongqing, China, 2012: 679-682.
- [9] 郭业才, 张艳萍. 一种适用于高阶 QAM 信号的双模式多模盲均衡算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(6): 1423-1426.
GUO Yecai, ZHANG Yanping. Dual-model multi-modulus blind equalization algorithm for high-order QAM signals[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(6): 1423-1426.
- [10] LIU Feng, GE Lindong, LI Jiaming, et al. New multi-modulus algorithms for blind decision-feedback equalization of high-order QAM signals[C]//Innovative Computing Information and Control(ICICIC). Dalian, China, 2008: 386.
- [11] YANG Xinshe. Nature-inspired metaheuristic algorithms[M]. 2nd ed. Frome, UK: Luniver Press, 2010: 97-104.
- [12] YANG Xinshe. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[M]// Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization. Berlin/Heidelberg: Springer, 2010: 65-74.
- [13] AFRABANDPEY H, GHAFARI M, MIRZAEI A, et al. A novel bat algorithm based on chaos for optimization tasks[C]//Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS). Bam, 2014: 1-6.
- [14] BISWAL S, BARISAL A K, BEHERA A, et al. Optimal power dispatch using BAT algorithm[C]//International Conference on Energy Efficient Technologies for Sustainability (ICEETS). Nagercoil, 2013: 1018-1023.
- [15] SAJI Y, RIFFI M E, AHIOD B. Discrete bat-inspired algorithm for travelling salesman problem[C]//Second World Conference on Complex Systems (WCCS). Agadir, Morocco, 2014: 28-31.

作者简介:



郭业才,男,1962年生,博士、教授、博士生导师,主要研究方向为通信系统与信号处理、智能计算与优化、大气声学与海洋声学、图像处理技术等。主持和参与国家及省部级项目 20 余项,获得省级教学与科研成果奖 5 项,省级鉴定成果 3 项,授权发明专利 20 余项,授权实用新型专利 20 余项,软件著作权 30 项。发表学术论文 200 余篇,其中被 SCI、EI、ISTP 收录 150 余篇,出版专著 4 部。



吴华鹏,男,1991年生,硕士研究生,主要研究方向为通信信号处理。