

基于群智能算法的光 OFDM 系统 PAPR 抑制

刘剑飞, 王少影, 曾祥烨, 卢 嘉, 王蒙军

河北工业大学电子信息工程学院天津市电子材料与器件重点实验室, 天津 300401

摘要 针对相干光正交频分复用(OFDM)系统中峰值平均功率比(PAPR)高的问题,对粒子群算法(PSO)、蝙蝠算法(BA)和鸟群算法(BSA)等几种群智能算法进行了研究,采用群智能算法优化 OFDM 符号的子载波相位,达到降低 PAPR 的目的。同时,通过动态调整认知系数和学习因子,分别对蝙蝠算法和鸟群算法进行了改进。对 100 Gb/s、二进制正交振幅调制(4QAM)的相干光 OFDM 系统的仿真实验表明,PSO、BA、BSA 三种智能算法都能有效降低系统的 PAPR,且改进 BSA 和改进 BA 与原始信号相比可使 PAPR 分别降低约 5.11 dB、5.48 dB,具有更好的抑制效果;采用群智能算法优化后,系统误码率性能也得到提高,且随着光信噪比的增大,性能提高更加明显。

关键词 光通信; 相干光正交频分复用; 智能算法; 峰值平均功率比; 误码率

中图分类号 TN913.7 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0106006

PAPR Reduction in Optical OFDM Systems Based on Swarm Intelligence Algorithms

Liu Jianfei, Wang Shaoying, Zeng Xiangye, Lu Jia, Wang Mengjun

Tianjin Key Laboratory of Electronic Materials and Devices, School of Electronic and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

Abstract Aiming to reduce peak-to-average power ratio (PAPR) in coherent optical orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) systems, several swarm intelligence algorithms are investigated, including particle swarm optimization algorithm (PSO), bat algorithm (BA) and birds swarm algorithm (BSA), and these algorithms can be used for optimizing the sub-carrier phase of OFDM symbols. Moreover, BA and BSA are modified by changing cognitive coefficient and learning factor dynamically. The simulation is carried out in a 100 Gb/s, binary quadrature amplitude modulated (4QAM) coherent optical OFDM system and the results show that PSO, BA and BSA can effectively reduce PAPR of the system, and the PAPRs for the modified BSA and the modified BA can be reduced by about 5.11 dB and 5.48 dB, respectively, compared with that of the original OFDM. The modified intelligence algorithms show better performance. The intelligence algorithms can also improve the bit error ratio performance, and the performance improvement is more obvious when the optical signal to noise ratio increases.

Key words optical communications; coherent optical orthogonal frequency division multiplexing; intelligence algorithm; peak-to-average power ratio; bit error ratio

OCIS codes 060.1660; 060.4510; 070.4340

1 引 言

光正交频分复用(OFDM)技术是电域 OFDM 与光纤通信技术结合的产物,具有高频谱利用率、强抗色散能力和强非线性效应等优点^[1]。峰值平均功率比(PAPR)较高不仅会使信号失真,还会激发光纤的非线性效应,从而使系统性能严重下降。因此,如何降低 OFDM 系统的 PAPR 成为近年来研究的热点问题。目前,抑制 PAPR 的方法主要有预畸变技术^[2]、编码技术^[3]和概率类扰码技术^[4-5]。文献[6]提出了一种改进的限幅滤波法,在第一次迭代后对信号进行调整,只需再迭代 2 次就可以达到传统算法的效果,该方法有效

收稿日期: 2016-06-22; **收到修改稿日期:** 2016-08-26

基金项目: 天津市自然科学基金(15JCYBJC17000)、河北省青年科学基金(F2014202036, F2015202331)、河北省高层次人才项目(C2013001048, GCC2014011)

作者简介: 刘剑飞(1968—),男,博士,教授,主要从事光纤通信技术等方面的研究。E-mail: jfliu@hebut.edu.cn

降低了系统的计算复杂度,但限幅算法是对信号作非线性变换,会导致系统的传输性能降低。文献[7]提出结合部分传输序列(PTS)技术和限幅算法降低系统 PAPR 的方法,该方法虽然有效减小了限幅算法产生的不良影响,但 PTS 算法的计算复杂度高。近些年,群智能优化算法逐渐成为求解复杂优化问题的有力工具,在求解复杂优化问题的过程中有着卓越的表现。本文将粒子群算法(PSO)^[8]、蝙蝠算法(BA)^[9]、鸟群算法(BSA)^[10]应用于 PAPR 的抑制,通过群智能算法优化子载波的相位,从根本上抑制高 PAPR 的出现。同时,针对群智能优化算法普遍存在的易陷入局部最优、后期收敛速度慢、搜索精度低的缺点,通过动态调整认知系数和学习因子,对 BA 和 BSA 进行了改进。

2 系统结构与抑制原理

2.1 系统结构

图 1 为相干光 OFDM(CO-OFDM)传输系统框图。在 CO-OFDM 系统中,发射端的信源二进制比特流经过串并转换、正交振幅调制(QAM),形成多路低速的数据流,然后进行快速傅里叶逆变换(IFFT)将信号调制到子载波上,接着采用几种智能算法优化子载波的相位,使信号的 PAPR 得到抑制,最后加循环前缀、数模变换处理,生成 OFDM 信号。此系统采用同相正交(I/Q)调制将电域信号调制到光域上,耦合进入光纤信道进行传输。在接收端,由两路光电二极管将光域信号还原为电域 OFDM 信号,然后对接收到的信号进行滤波和模数转换,再经过快速傅里叶变换(FFT)变为频域信号,对频域信号进行相位逆处理、解调,最后将解调后的并行低速数据流转换为串行高速数据流输出。

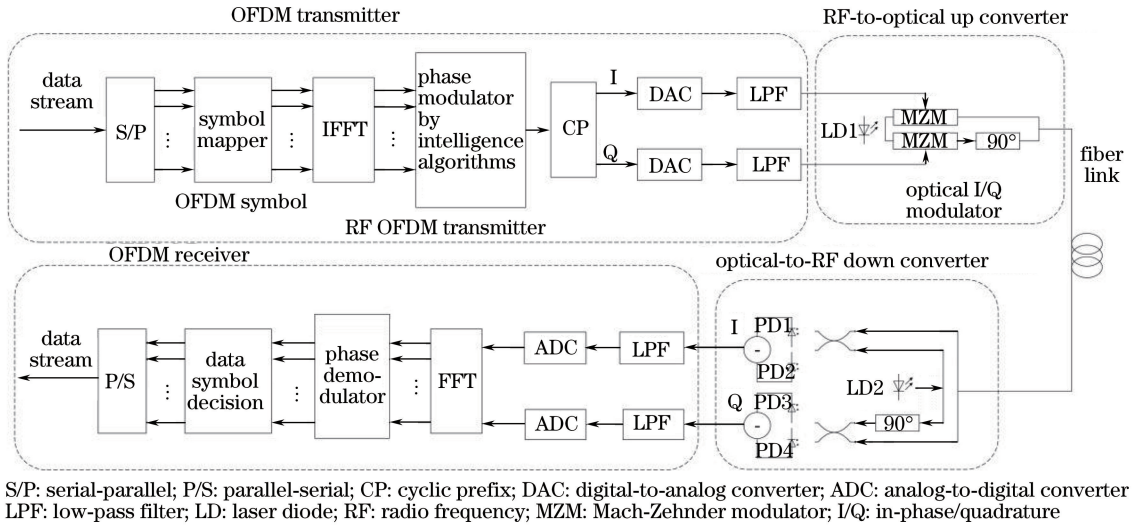


图 1 CO-OFDM 传输系统框图

Fig. 1 Block diagram of CO-OFDM transmission system

2.2 抑制原理

OFDM 符号由多个独立的经过调制的子载波信号叠加而成,当各个子载波相位相同或者相近时,叠加信号便会受到相同初始相位信号的调制,从而产生较大的瞬时功率峰值,带来较高的 PAPR。优化子载波相位就是对各子载波添加合适的扰动序列,使各子载波的相位在时间域中的同一时刻不会连续一致。本文将智能算法(PSO、BA、BSA)应用于 PAPR 抑制问题,通过优化子载波的初始相位,达到抑制 PAPR 的目的。在群智能算法中,粒子个体位置与 OFDM 符号中各个子载波的相位角构成的相位序列相对应,其初始值在 $[0, 2\pi]$ 内随机选取,随着迭代次数的增加,粒子个体位置不断地更新变化;群体空间长度与 OFDM 系统子载波的个数相对应;适应度函数则直接由 PAPR 定义给出,即一个 OFDM 符号内最大功率值和平均功率值的比值:

$$f_{\text{fitness}} = P_{\text{PAPR}} = 10 \lg \left[\frac{\max \{ |d|^2 \}}{\text{mean} \{ |d|^2 \}} \right], \quad (1)$$

式中 P_{PAPR} 为 PAPR 值, $d = \text{IFFT}(D_m) \exp(j\theta_m)$ 为相位优化的时域信号值, D_m 为 QAM 符号序列, $\theta_m \in [0, 2\pi]$ 为相位因子序列, $\max\{\cdot\}$ 表示取最大值, $\text{mean}\{\cdot\}$ 表示取平均值。

将各个粒子的适应度函数值与最优粒子的适应度函数值作比较,使各个粒子朝着最优粒子的方向搜索,达到规定的最大迭代次数时停止,输出结果即最佳相位因子序列。

3 改进算法

3.1 蝙蝠算法及其改进算法

蝙蝠算法是模拟蝙蝠的回声定位行为而提出的一种搜索全局最优的启发式群体智能优化算法,分为位置更新、局部搜索和步伐控制三个过程。

在 D 维空间中,蝙蝠 i 在 t 时刻的位置 x_i^t 、速度 v_i^t 更新公式为

$$\begin{cases} v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - P_g) f_i \\ x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \\ f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \beta \end{cases}, \quad (2)$$

式中 v_i^t 和 v_i^{t-1} 是第 i 只蝙蝠在 t 和 $t-1$ 时刻的速度, x_i^t 和 x_i^{t-1} 是第 i 只蝙蝠在 t 和 $t-1$ 时刻的位置; P_g 是 I 只蝙蝠中的当前最优解; $\beta \in [0, 1]$, 是服从均匀分布的随机向量; f_i 是第 i 只蝙蝠的搜索频率, $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$ 。

对于局部搜索,每当一个解被选为当前最优解时,新解通过随机游走方式产生:

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \varepsilon L_{d_i}, \quad (3)$$

式中 $\varepsilon \in [-1, 1]$ 是一个服从均匀分布的随机数, $L_{d_i} = \langle L_{d_i} \rangle$ 是在 t 时刻所有蝙蝠的平均响度, x_{old} 为被选定的当前最优解, x_{new} 为局部搜索后的新解。

为了保持种群多样性并缩小搜索范围,在有效局部搜索后进一步加强控制算法的收敛性,即步伐控制过程。在此过程中,脉冲发射率逐渐增大,响度逐渐减小,表示蝙蝠个体在靠近猎物(当前最优解)。响度和脉冲发射率更新公式为

$$\begin{cases} A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \\ r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \end{cases}, \quad (4)$$

式中 A_i^{t+1} 和 A_i^t 表示第 i 只蝙蝠在 $t+1$ 和 t 时刻的脉冲响度, α 表示脉冲响度的衰减系数, r_i^{t+1} 表示第 i 只蝙蝠在 $t+1$ 时刻的脉冲发射率, r_i^0 表示第 i 只蝙蝠的初始脉冲发射率, γ 表示搜索频率的增强系数,对于任何 $0 < \alpha < 1$ 和 $\gamma > 0$ 的量在 $t \rightarrow +\infty$ 时都有 $A_i^t \rightarrow 0$, $r_i^t \rightarrow r_i^0$ 。

在传统的 BA 中,速度 v 的系数是固定值 1,因此在算法的迭代后期存在蝙蝠发散飞行的情况,缺少局部搜索能力,对于复杂优化问题搜索精度不高。另外,蝙蝠算法速度更新公式中没有蝙蝠的自我学习部分,即与蝙蝠本身经验信息无关,这样使飞行速度更多地依赖于蝙蝠种群的全局最优位置,容易陷入局部最优值。因此在(2)式的蝙蝠速度更新公式中加入蝙蝠的自我学习部分,并引入惯性权值和学习因子,在保证算法收敛速度的同时尽可能提高算法的收敛精度,防止算法出现早熟收敛情况。定义 v_i^t 的更新公式为

$$v_i^t = \omega(t) v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - P_g) f_i + (x_i^{t-1} - p_{i,j}) c_1, \quad (5)$$

式中 $p_{i,j}$ 是第 i 只蝙蝠的个体最优值; c_1 是蝙蝠的自我学习因子, ω 为惯性权重,

$$\omega = g_{\max} - \frac{(g_{\max} - g_{\min}) N_t}{N_g}, \quad (6)$$

式中 g_{\min} 为最小惯性权值, g_{\max} 为最大惯性权重, N_t 为当前迭代次数, N_g 为最大迭代次数。 ω 值的大小对种群中粒子的速度产生影响,在搜索的早期阶段,大的 ω 值会使粒子速度较大,有助于提高算法的全局搜索能力;随着迭代的进行, ω 值线性减小,可以在搜索末期使局部搜索能力加强,即能有效控制算法的收敛性。

c_1 为自我学习因子,表示飞行过程中第 i 只蝙蝠所经过的最优位置 $p_{i,j}$ 对当前飞行速度的影响程度,也称认知系数,其计算公式为

$$c_1 = c_{1\min} + (c_{1\max} - c_{1\min}) \left\{ 1 - \frac{\arccos [(-2N_t/N_g) + 1]}{\pi} \right\}, \quad (7)$$

式中 $c_{1\min}$ 为 c_1 的初始值, $c_{1\max}$ 为 c_1 的迭代终止值。

采用非对称和反余弦方法对认知系数进行动态调整,在搜索初期, c_1 的值较大,使算法快速进入局部搜

索阶段;在搜索末期, c_1 的值较小, 此时更多依赖于全局最优位置, 从某种程度上改善了算法易陷入局部最优的缺陷。引入蝙蝠的自我学习能力, 避免了算法只依赖于蝙蝠种群的全局最优位置而陷入局部最优值的情况, 从某种程度上丰富了种群位置的多样性。

图 2 为初始种群的选取对 BA 和改进 BA 优化结果的影响曲线。初始种群大小 I 为 50, 迭代次数 N 为 500。由图 2(a)可知, 选用不同的初始相位序列最终获得的 PAPR 优化结果相近, 算法的收敛速度也类似。也就是说, 初始相位序列的选取对蝙蝠算法的优化效果影响不大。由图 2(b)可知, 选用不同的初始相位序列最终获得的 PAPR 优化结果相近, 即初始相位序列的选取对改进蝙蝠算法的优化效果影响不大。

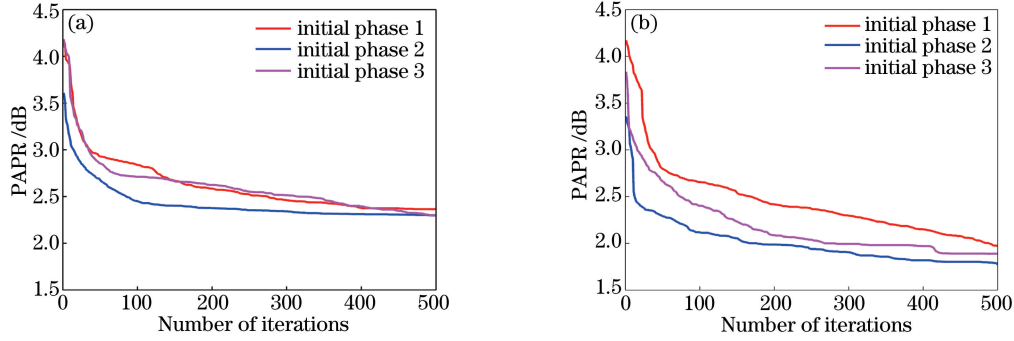


图 2 不同的初始种群对 BA 优化结果的影响曲线。(a) BA; (b) 改进 BA

Fig. 2 Influence of initial population on optimized BA. (a) BA; (b) modified BA

3.2 鸟群算法及其改进算法

BSA 是根据自然界中鸟群觅食、警觉和迁移等生物行为而提出的一种全局寻优的智能算法。该算法主要分为觅食行为、警惕行为和飞行行为三个过程。鸟群通过这三种行为不断扫描定位目标, 最终搜索到最优解。

假设 I 只鸟儿在 D 维空间中觅食、飞行, 用 $x_{i,j}^t, x_{i,j}^{t+1}$ ($i \in [1, 2, \dots, I]$) 表示第 i 只鸟在 t 和 $t+1$ 时刻的位置。算法的数学模型为

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (p_{i,j} - x_{i,j}^t) \times C \times \text{rand}(0,1) + (P_g - x_{i,j}^t) \times S \times \text{rand}(0,1), \quad (8)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + A_1(m_j - x_{i,j}^t) \times \text{rand}(0,1) + A_2(P_{k,j} - x_{i,j}^t) \times \text{rand}(-1,1), \quad (9)$$

$$\begin{cases} x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + \text{randn}(0,1) \times x_{i,j}^t \\ x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (x_{k,j}^t - x_{i,j}^t) \times F_L \times \text{rand}(0,1) \end{cases} \quad (10)$$

(8)式为鸟群觅食行为的位置更新公式, 在该行为中每一只鸟儿根据自身经验和群体经验寻找食物, $p_{i,j}$ 表示第 i 只鸟儿的最优值即个体最优值, P_g 表示整个鸟群的最优值即全局最优值, $\text{rand}(0,1)$ 表示独立均匀分布数据, C 表示飞行过程中鸟群自身经过的最优位置 $p_{i,j}$ 对当前第 i 只鸟儿位置的影响程度, 也称认知系数, S 表示整个鸟群经过的最优位置 P_g 对当前第 i 只鸟儿位置的影响程度, 也称社会学习系数。(9)式为鸟群警惕行为的位置更新公式, 处于该行为中的鸟儿会由于群中的竞争干扰而受到影响, m_j 表示整个鸟群第 j 元素的平均位置, A_1 为周边环境引起的间接影响因子, A_2 为特定干扰引起的直接影响因子。(10)式为鸟群飞行行为的位置更新公式, 在该行为中, 鸟儿可能会因为威胁或任何其他原因飞到另一个地方, 当到达一个新位置时, 它们将再次寻找食物, 此时, 鸟儿的身份会在给予者和乞食者之间转换, 最高储量的鸟成为给予者, 最低储量的鸟成为乞食者, 而储量在这两者之间的鸟会随机选择身份, $x_{k,j}^t$ 表示第 k 只鸟儿在 t 时刻的位置, $k \in \{1, 2, \dots, I\}, k \neq i$, $\text{randn}(0,1)$ 表示期望为 0、标准方差为 1 的高斯分布, F_L ($F_L \in [0, 2]$) 表示乞食者会跟随给予者寻找食物的因子。

在传统 BSA 中, 认知系数 C 和社会学习因子 S 为一个相同的固定的正整数值, 表示个体与群体对粒子搜索过程的影响力相同, 在算法末期, 由于种群粒子多样性的丧失, 算法易陷入局部最优。因此提出利用非线性反余弦的方法动态调整加速因子, 使其自身与群体对迭代过程中的粒子位置产生不同的影响程度, 以此来丰富粒子的多样性, 从而缓解粒子陷入局部最优的情况。

改进 BSA 对(8)式中的学习因子进行动态调整, 使群体自身和社会信息达到平衡。定义认知系数 C 为

$$C = C_{\min} + (C_{\max} - C_{\min}) \{1 - \{\arccos [(-2N_t/N_g) + 1] / \pi\}\}, \quad (11)$$

式中 C_{\min} 为 C 的初始值, C_{\max} 为 C 的迭代终止值, N_t 为当前的迭代次数, N_g 为最大迭代次数。

定义社会学习因子 S 公式为

$$S = S_{\min} + (S_{\max} - S_{\min}) \{1 - \{\arccos [(-2N_t/N_g) + 1] / \pi\}\}, \quad (12)$$

式中 S_{\min} 为 S 的初始值, S_{\max} 为 S 的迭代终止值。

在算法前期, C 值较大, S 值较小, 即加强自身对粒子搜索的影响程度, 增大粒子的搜索范围, 以期提高粒子的质量, 丰富粒子的多样性。随着算法的进行, C 值减小, S 值增大, 即加强社会意识对粒子搜索的影响程度, 从而加强算法的全局搜索能力, 避免陷入局部极值。

在算法初期, 非线性、反余弦的方法使 C 和 S 的值快速变化, 以更早进入局部搜索阶段; 随着迭代次数的增加, 在算法末期, 非线性、反余弦的方法使 C 和 S 的值确保种群粒子有恒定的搜索速度, 改善易陷入局部最优的缺陷。

图 3 为初始种群的选取对 BSA 和改进 BSA 优化结果的影响曲线。设定初始种群大小 I 为 50, 迭代次数 N 为 500。由图 3(a) 可知, 初始相位序列不同, 所得的 BSA 优化结果也不相同, 即初始种群的选取对算法的优化结果产生很大的影响, 说明该算法的抑制效果不具有稳定性。由图 3(b) 可知, 初始相位序列不同, 所得的改进 BSA 优化结果基本一致, 说明改进算法增加了种群的多样性, 较好地解决了种群随着迭代次数的增加多样性丧失的问题, 从一定程度上缓解了优化的最终结果对初始相位序列的依赖性。

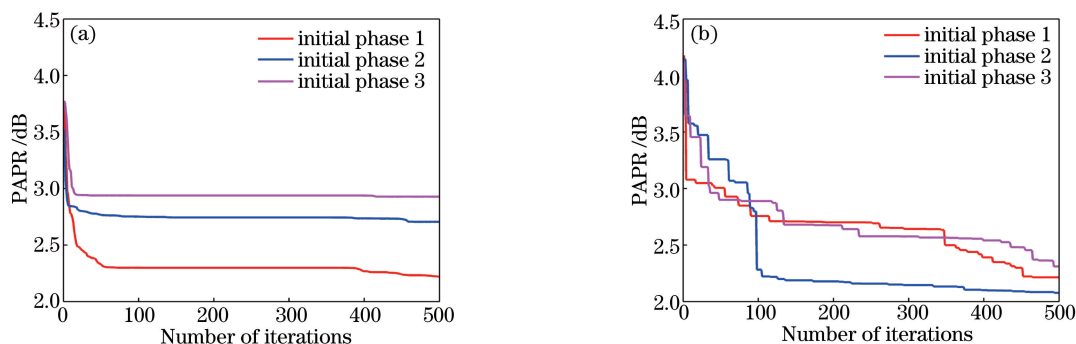


图 3 不同的初始种群对 BSA 和改进 BSA 优化结果的影响曲线。(a) BSA; (b) 改进 BSA

Fig. 3 Influence of initial population on optimized BA and modified BA. (a) BSA; (b) modified BSA

4 仿真结果及分析

利用 Matlab 和 VPI 软件搭建了 CO-OFDM 系统, 仿真参数设置如下: 4QAM 调制, 子载波数为 512, 循环前缀数为 64, 种群个数为 50, 迭代次数为 500, 传输速率为 100 Gb/s, 中心频率为 191.3 THz。信号在单模光纤中传输, 每段取 100 km, 共 4 段, 光纤的损耗系数为 0.22 dB/km, 色散系数为 16 ps/(nm · km), 非线性系数为 $2.6 \times 10^{-20} \text{ m}^2/\text{W}$ 。

图 4 为迭代次数为 500 次, 子载波个数为 2~64 时, PSO、BSA、改进 BSA、BA 和改进 BA 优化子载波相位后, 所得 OFDM 系统的 PAPR 曲线。由图 4 可知, 改进 BA 的相位序列的抑制效果总体上优于其他几种

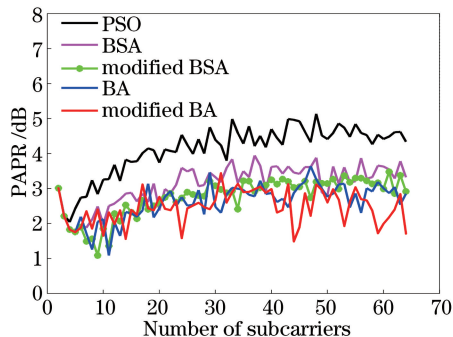


图 4 几种智能算法的相位序列优化曲线

Fig. 4 Optimized phase sequence curves of several intelligence algorithms

智能算法。另外,PAPR 经几种智能算法抑制后其均值和方差如表 1 所示,改进 BA 的 PAPR 均值和方差最小,即改进 BA 的抑制结果更好且更稳定。

表 1 几种智能算法抑制后 PAPR 的均值和方差

Table 1 Mean and variance of PAPR reduced by several intelligence algorithms

Algorithm	PSO	BSA	Modified BSA	BA	Modified BA
Mean	4.1150	3.1159	2.7551	2.6236	2.4617
Variance	0.4971	0.3152	0.3064	0.2575	0.2181

图 5 为迭代次数为 500 次、子载波数为 64 时,PSO、BSA、改进 BSA、BA 和改进 BA 的互补累积分布函数(CCDF)曲线。由图 5 可知,在同样的条件下,PSO 算法下的 PAPR 最高在 4.85 dB 左右,BSA 下的 PAPR 最高在 4.12 dB 左右,改进 BSA 下的 PAPR 最高在 3.48 dB 左右,BA 下的 PAPR 最高在 3.63 dB 左右,而改进 BA 下的 PAPR 最高可达到 3.11 dB 左右。经过 PSO、BSA、改进 BSA、BA 和改进 BA 后,OFDM 信号 PAPR 值相对于原始信号的 PAPR 降低了约 3.74 dB,4.47 dB,5.11 dB,4.96 dB,5.48 dB,说明几种智能算法都能有效降低系统的 PAPR,且改进算法的抑制效果更好。

图 6 为 PSO、BSA、改进 BSA、BA 和改进 BA 抑制 PAPR 的过程曲线。由图 6 可知,在相同条件下,经过改进 BA 后的 PAPR 总体上最小,即改进 BA 抑制 PAPR 的性能优于 PSO、BSA、改进 BSA 和 BA。

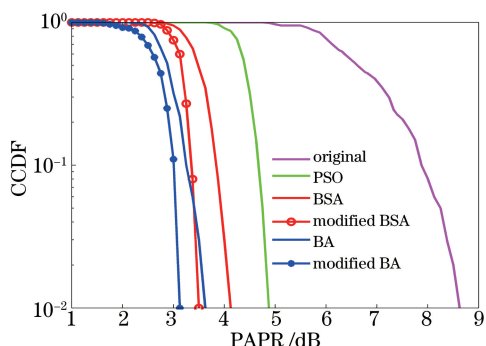


图 5 几种智能算法的 CCDF 曲线

Fig. 5 CCDF curves of several intelligence algorithms

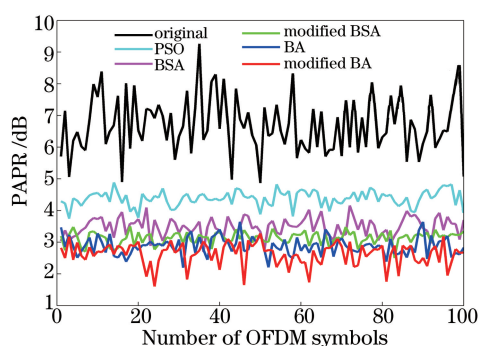


图 6 几种智能算法的 PAPR 抑制过程曲线

Fig. 6 PAPR reducing process of several intelligence algorithms

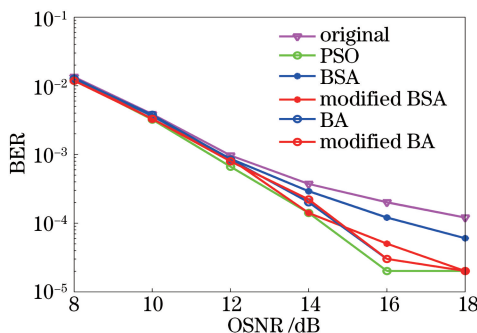


图 7 几种智能算法的系统误码率曲线

Fig. 7 BER curves of several intelligence algorithms

图 7 为传输距离为 400 km 时原始信号、PSO、BSA、改进 BSA、BA 和改进 BA 优化后信号的系统误码率(BER)对比图。从图 7 可以看出,误码率均随光信噪比(OSNR)的增大而减小,经过几种智能算法抑制后误码率性能均明显优于原始信号,且随着光信噪比的增大,性能提高更加明显。误码率为 10^{-4} 时,BSA 的 OSNR 为 16.58 dB,改进 BSA 的 OSNR 为 14.81 dB,BA 和改进 BA 的 OSNR 为 14.83 dB,PSO 优化子载波相位算法的 OSNR 为 14.33 dB,即要达到 10^{-4} 的误码率,BA 和改进 BA 所需的 OSNR 比 BSA 信号小 2.05 dB,即性能提高了 2.05 dB;改进 BSA 所需的 OSNR 比 BSA 信号小 1.77 dB,即性能提高了 1.77 dB;PSO 算法所需的 OSNR 比 BSA 信号小 2.25 dB,即性能提高了 2.25 dB。

5 算法复杂度分析

对于群体智能优化算法而言,算法的时间复杂度正比于问题的群体空间长度 D 和群体中个体的数目 I ,其中群体空间长度 D 由 OFDM 信号的子载波个数决定。表 2 给出了 PSO、BA 和 BSA 三种智能算法的时间复杂度。由于改进 BA 与 BA、改进 BSA 与 BSA 的时间复杂度相同,只列出了 3 种算法在一次迭代中所需的主要步骤以及对应的时间复杂度。其中,BSA 仅给出了觅食和警惕行为过程复杂度,若执行飞行行为则其复杂度相同。由表 2 可知,PSO、BA 和 BSA 算法的时间复杂度分别为 $I+5ID$ 、 $2I+6ID$ 、 $2I+4ID$,即 BA 的运行时间最长,BSA 的运行时间最短。

表 2 三种智能算法的时间复杂度
Table 2 Time complexity of three algorithms

PSO		BA		BSA	
Step	Complexity	Step	Complexity	Step	Complexity
Initializing position	ID	Initializing position	ID	Initializing position	ID
Initializing velocity	ID	Calculating the fitness	ID	Calculating the fitness	ID
Calculating the fitness	ID	Updating the best location	I	Updating the best location	I
Updating the best location	I	Selecting frequency	I	Probability of foraging	I
Calculating velocity	ID	Calculating velocity	ID	Updating the location	ID
Calculating position	ID	Calculating position	ID	Calculating the fitness	ID
		Updating the location	ID		
		Calculating the fitness	ID		

6 结 论

针对 CO-OFDM 系统中 PAPR 较高的问题,采用 PSO、BA 和 BSA 等几种智能算法优化 OFDM 符号子载波的相位,并对 BA 和 BSA 进行了改进。仿真结果表明,群智能算法均能有效降低系统的 PAPR 值,改进后的群智能算法可以获得更好的性能。其中,改进的 BA 相对于 BA、BSA 和改进 BSA,PAPR 值分别降低了 0.52 dB,1.01 dB 和 0.37 dB,说明改进 BA 的抑制效果最好;在误码率性能上,PSO 的性能最好;误码率为 10^{-4} 时,相对于 BSA,改进的 BA 和改进的 BSA 性能分别提高了 2.05 dB 和 1.77 dB;BA 的计算复杂度最高,PSO 次之,BSA 最低。从抑制 PAPR 性能、误码率性能和计算复杂度这三方面综合考虑,改进 BA 具有明显的优势,改进的 BSA 次之。

参 考 文 献

- [1] Maivan L. A low complexity of PAPR reduction scheme in the IM-DD optical OFDM system based on fast Hartley transform[C]. Asia Communications and Photonics Conference, 2015, AM2F: AM2F.3.
- [2] Chen Hongxian, Chen Lin, Yu Jianjun, *et al.* Experimental investigation for 60 GHz radio-over-fiber system employing orthogonal frequency-division multiplexing format based on companding transform[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(3): 0306002.
陈虹先, 陈 林, 余建军, 等. 基于压扩变换的 60 GHz 正交频分复用光载无线通信系统实验研究[J]. 光学学报, 2012, 32(3): 0306002.
- [3] Wang Yanjin, Shao Yufeng, Chi Nan. Application of peak-to-average power ratio reduction algorithm using precoding technique in 60 GHz orthogonal frequency-division multiplexing ratio-over-fiber system[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(7): 0706018.
王燕瑾, 邵宇丰, 迟 楠. 预编码峰均比抑制算法在 60 GHz 正交频分复用光载无线通信系统中的应用[J]. 光学学报, 2013, 33(7): 0706018.
- [4] Li Yongzhi, Xiao Jiangnan, Chen Ming, *et al.* Experiment for orthogonal frequency division multiplexing system peak to average power ratio reduction with a new scheme using dummy subcarriers[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(7): 0706020.
李勇志, 肖江南, 陈 明, 等. 基于虚拟子载波降低光正交频分复用信号峰均功率比新方法的实验研究[J]. 光学学报, 2013, 33(7): 0706020.

- 报, 2013, 33(7): 0706020.
- [5] Sultan K, Ali H, Zhang Z S. Joint SLM and modified clipping scheme for PAPR reduction [C]. 13th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology, 2016: 710-713.
- [6] Luqing W, Tellambura C. A simplified clipping and filtering technique for PAR reduction in OFDM systems [J]. IEEE Journal of Signal Processing Letters, 2005, 12(6): 453-456.
- [7] Tong Zhengrong, Liu Yinghui, Cao Ye. Research on peak-to-average power ratio reduction performance for 100 Gb/s high-speed PDM-CO-OFDM systems [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0106002.
童峥嵘, 刘颖慧, 曹 晔. 100 Gb/s 高速 PDM-CO-OFDM 系统峰值平均功率比抑制性能研究 [J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0106002.
- [8] Zhang Shuai, Yang Lin, Li Shaoqian. Algorithm combined PSO and phase factor optimal pair for PAPR reduction in OFDM systems [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(7): 1479-1483.
张 帅, 杨 霖, 李少谦. PSO 与相位因子优选对结合降低 OFDM 峰均比的算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(7): 1479-1483.
- [9] Yang X S. Bat algorithm: literature review and applications [J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2013, 5(3): 141-149.
- [10] Meng X B, Gao X Z, Lu L H, *et al.* A new bio-inspired optimisation algorithm: bird swarm algorithm [J]. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 2016, 28(4): 673-687.