

基于改进粒子群算法的 OFDM 系统资源分配^①

陈 岩

(辽宁工程技术大学, 葫芦岛 125105)

摘 要: 提出一种具有全局优化能力的改进粒子群算法, 将信道分配和比特功率分配问题相结合, 实现电力线信道下多用户自适应 OFDM 比特功率分配。在典型低压电力线通信信道环境下的 matlab 仿真结果表明: 本文提出的算法可行且有效, 适合多用户通信环境, 节省了多用户自适应 OFDM 系统的运算时间, 降低了发射功率, 且算法简单易操作, 有望应用于更广泛的优化问题。

关键词: 自适应 OFDM; 比特功率分配; 改进粒子群算法; 信道仿真。

Resource Allocation of OFDM Systems Based on Enhanced Particle Swarm Optimization Algorithm

CHEN Yan

(Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: A new versatile optimization called enhanced particle swarm algorithm is presented. The algorithm with global optimization ability combined channel allocation and bit power allocation together, and realized the bit-power allocation of multi-user adaptive OFDM system in power-line channel environment. The matlab simulation results in typical low voltage power lines communication channel environment show that the proposed algorithm is feasible and effective. It is suitable for multi-user adaptive OFDM communication environment. Using this new algorithm, the operation time of the system can be saved and the transmission power can be reduced. The algorithm is also very easy to operate. It will be used for more extensive optimization problems.

Key words: adaptive OFDM; bit-power distribution; the improved particle swarm algorithm; channel simulation.

目前, 自适应 OFDM 和动态资源分配作为配电网高速数据通信的重要技术已受到广泛关注, 且已被一些电力线高速通信协议所采用^[1]。多用户自适应 OFDM 资源优化分配的实现关键在于子载波、比特和功率的分配。多用户的环境下, OFDM 系统中各子载波是相对独立的, 系统根据各用户子载波的信道环境的变化, 自适应的分配子载波和功率, 从而更好的利用频谱资源, 降低发射功率, 改善系统性能^[2]。

研究人员针对不同通信系统的不同优化目标和约束条件, 提出了许多多用户动态资源分配算法, 典型的有遗传算法、注水算法和贪婪算法等。注水算法为 OFDM 子信道提供了最优的比特分配, 但其计算难度

大, 在实际系统中不可能实现; 贪婪算法实现了系统传输特定数量的整数比特所需的功率最小化, 但其迭代次数与总比特数成正比, 在高信噪比时复杂度很高^[3-5]。从优化的角度出发, 采用遗传算法实现自适应比特加载方案, 节省了发射功率, 同时节省了运算时间。但遗传算法需进行较复杂的交叉和变异操作, 并且存在着早熟、处理规模小、稳定性差等问题。

粒子群算法与遗传算法类似, 同样基于群体和适应度的概念。大量科学试验结果表明, PSO 算法对大规模数学优化问题具有较快的计算速度及较好的全局寻优能力。但在搜索的后期受随机振荡的影响, 很容

^① 收稿时间:2011-11-03;收到修改稿时间:2012-03-06

易陷入局部解且搜索效率低,鲁棒性不好,导致计算结果保守,资源浪费严重^[6]。本文在标准 PSO 算法的基础上,提出了一种采用分段调整策略、更合理的载波分配方式的改进粒子群算法 PSOBA。该算法在随机分析方法的基础上,依概率收敛于全局最优解,且收敛性与粒子群初始分布无关,加速了迭代并提高了全局搜索能力,且计算结果更符合实际情况^[7]。

1 多用户自适应 OFDM 的数学模型

1.1 目标函数

假设系统有 N 个子载波, K 个用户。 $b_{k,n}$ 为第 k 个用户在第 n 个子载波上传输的比特数目。 $h_{k,n}$ 表示第 k 个用户分配到第 n 个子载波的瞬时信道增益; $f_k(b_{k,n})$ 为第 k 个用户在满足误码率 P_c 条件下,在第 n 个子载波上接受 $b_{k,n}$ 个比特所需要的接收功率,则所需发射功率为:

$$P_{k,n} = f_k(b_{k,n}) / h_{k,n}^2 \quad (1)$$

系统的发射总功率:

$$P(b) = \min_{b_{k,n} \in [0, M]} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n}}{h_{k,n}^2} f_k(b_{k,n}) \quad (2)$$

式中, $\rho_{k,n}$ 为第 k 个用户占用子载波 n 的概率; M 为每个子载波上能够传输的最大比特/OFDM 符号数。多用户 OFDM 自适应分配算法的目的是寻找 $b_{k,n}$ 的最优分配方法,即在满足每个用户通信质量的前提下,系统的发射总功率 $p(b)$ 达到最小值。

1.2 限制条件

$$R_k = \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} b_{k,n} \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^K \rho_{k,n} = 1, \rho_{k,n} \in [0, 1] \quad (4)$$

引入了上述条件, $b_{k,n}$ 的优化问题就转化成了限制条件为式 (3)、(4) 的条件极值问题。再通过拉格朗日乘法,将式 (2) 到式 (4) 的条件最优化问题转换为无约束条件的最优化问题^[8]。

2 改进粒子群算法应用于比特功率分配系统的原理

2.1 改进粒子群算法 PSOBA

粒子群算法 (PSO) 是一种基于种群搜索策略的全局优化进化算法。首先初始化一群随机粒子,然后

通过迭代在搜索空间内寻找最优解,在每一次迭代中各粒子通过个体当前位置与全局极值(当前群体中所有粒子经历的最好位置,即最优粒子,又称 g_{best}) 和个体极值(自身经历的个体最优位置,也称 p_{best}) 间的距离来更新粒子的速度和算法位置。

假设搜索空间为 D 维,粒子个数为 m 。

第 i 个粒子第 $k+1$ 次迭代的 d 维分量的更新公式^[9]:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(g_d^k - x_{id}^k) \quad (5)$$

$$x_{id}^{k+1} = v_{id}^k + x_{id}^k \quad (6)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$; $d = 1, 2, \dots, D$; 向量 X_i 、 V_i 为粒子 i 的位置和速度; 向量 P 、 G 为全局极值; 向量 P_i 为粒子 i 的个体极值; x_{id} 、 v_{id} 、 g_d 、 $p_{i,d}$ 分别表示 X_i 、 V_i 、 G 、 P_i 的 d 维分量; w 为惯性权重; c_1 、 c_2 为学习因子(又称加速系数),非负常数,可加速收敛且不易陷入局部最优,通常令 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 、 r_2 为介于 $[0, 1]$ 间的随机数; $v_{max,d}$ 为最大飞行速度的 d 维分量。粒子通过不断的更新,最终接近搜索空间中最优解所在位置,搜索结束,输出的 g_{best} 即为全局最优解。

随着 PSO 算法搜索的进行,受社会趋同效应的影响,有时会出现早熟收敛现象和载波分配不公平的问题,为避免这类问题的发生,我们对粒子群算法进行了一系列的改进,提出了一种新的算法——PSOBA 算法。

2.1.1 PSOBA 算法针对早熟现象进行的改进

惯性权重 w 对 PSO 算法的优化性能有很大影响,较大的 w 可加强全局搜索能力,而较小的 w 能加强局部搜索能力^[10]。传统的粒子群算法中 w 是静态取值方式,这使得在 PSO 算法后期粒子极易陷入极小,出现早熟收敛现象。若采用单一线性化的自适应调整 w 的策略,搜索到的值很容易陷入局部解,即使能跳出局部解,其速度也很缓慢。于是本文尝试 w 的分段调整策略,将粒子分为 m 段,每段的 w 调整公式为:

$$w = \frac{w_l - w_h}{t_2 - t_0} \times t + \frac{t_2 w_l - t_0 w_h}{t_2 - t_0}, t_0 \leq t \leq t_2 \quad (7)$$

其中, t_0 、 t_2 分别为该阶段的迭代初始值和终止值; w_l 、 w_h 为 t_0 和 t_2 代对应的 w 值。

对粒子位置的干涉，主要是使粒子位置 x 增大，以达到减少或摆脱局部极小影响的目的。当 t 达到 $0.3t_{max}$ 时，粒子的位置就变为：

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + \alpha v_{id}^{t+1} + (c_3 + \alpha) \times (f_i - f_{iter\ min}) \quad (8)$$

其中调节系数：

$$\alpha = \frac{1}{1 + \exp(-f_i - f_{iter\ min})}, \alpha \in [0,1]$$

表示 $iter$ 次运算中的第 i 组粒子的适应值， $f_{iter\ min}$ 为其最小值， c_3 、 c_4 为学习因子（或称加速系数）。

2.1.2 PSOBA 算法针对载波分配不公平问题进行的改进

在多用户 OFDM 系统中，由式 (1) 可知，欲降低 $P_{k,n}$ ，需要把子载波分配给 $h_{k,n}$ 较大的用户，导致其他用户不能保证正常通信，违背了比例公平原则。为了解决这一问题，本文提出了一种较为合理的分配方法：首先要根据顺时信道增益状况确定每个用户需要的最大子载波数量，用户 k 需要分配的子载波个数 m_k ：

$$m_k = NR_k / \sum_{k=1}^K R_k, 1 \leq k \leq K \quad (9)$$

当用户 k 得到了其所需要的 m_k 个子载波后，系统就不再将子载波分给 k 用户，再按此原则对其他用户依次进行分配。这样，就产生了一个优秀粒子，用其期待初始群体中任一随机粒子，从而缩短寻找最优解的时间。

2.2 PSOBA 算法基本实现步骤

2.2.1 适应度函数的选取与约束条件的处理

适应度函数一般是与目标函数相关的一个函数，通过适值函数的标定将目标函数映射为适值函数。适应度函数反映被选个体的性能，在满足约束条件的前提下，所需要的发射功率大的个体的适应度较小，所需发射功率小的个体的适应度较大。在计算个体适应度时，本项目构造的适应度函数为：

$$F(\text{particle}) = C - P(b) \quad (10)$$

粒子群算法的适应度函数通常是采用罚函数形式，将有约束最优化问题转化求解为无约束最优化问

题。在计算个体适应度时，对不可行解的个体按规则降低其适应度，这样会使其飞行速度减慢。经过若干次计算，种群最后逐渐收敛于可行解。式 (11)、(12) 分别为由约束条件 (3)、(4) 得出的考虑了罚函数后的适应度函数：

$$F'(\text{particle}) = F(\text{particle}) - a_1 \left| \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} b_{k,n} - R_k \right| \quad (11)$$

$$F'(\text{particle}) = F(\text{particle}) - a_2 \left| \sum_{k=1}^N \rho_{k,n} - 1 \right| \quad (12)$$

其中 a_1 、 a_2 为罚函数作用强度系数。

2.2.2 基于 PSOBA 算法的比特功率表分配方法

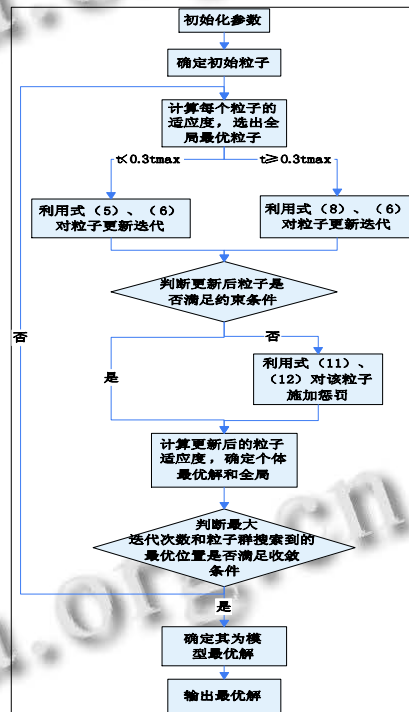


图 1 基于 PSOBA 算法的比特功率分配流程

基于改进粒子群算法的比特功率分配过程如图所示。在参数初始化过程中，粒子数取 20，最大惯性权重取 0.9，最小惯性权重取 0.4，学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ， $c_3 = 1$ ， $c_4 = 1.2$ ，罚函数作用强度系数 a_1 和 a_2 均取 0.001，预定 $t_{max} = 40$ ，总运算次数为 20 次；然后，用生成随机数的方法在解空间内产生初始粒子，本文选择随机产生 30 个粒子种群，从中选出全局最优粒子，并对每个初始粒子进行更新迭代，如更新后得粒子不满足约束条件，则继续计算该粒子的考虑了罚函数的适应度，并确定个体最优解（单个粒子的最好解）和全局极值（所

有的粒子中有最优适应值的粒子);当最大迭代次数和粒子群搜索到最优位置满足约束条件时,我们就得到了该系统模型的最优解。

3 仿真实验及性能分析

为考察 PSOBA 算法应用于自适应 OFDM 比特功率分配系统的性能,将其与基于遗传算法 GA^[12]比特功率分配算法和多用户自适应最优比特分配 MAO^[13]算法一起进行仿真实验,并分析仿真结果。仿真环境是 4 径电力线衰落信道,单边功率谱密度 $N_0=1$,子载波数 128,最大传输速率 1024bit/s。

3.1 各算法每个子信道所需平均功率对比

平均比特信噪比即平均比特所需的发射功率与噪声之比,是反映通信系统效率的重要参数,当平均比特信噪比一定时,所需的发射功率越小,则通信的效率越高,耗费资源越少。由图 2 可知,在相同的平均信噪比条件下,PSOBA 算法与 MAO 算法每个子信道所需平均功率相接近,比 GA 算法各子信道所需平均功率大概下降 2dBm 左右。从而得出结论:PSOBA 算法的通信效率稍低于 MAO 算法,却明显高于 GA 算法。

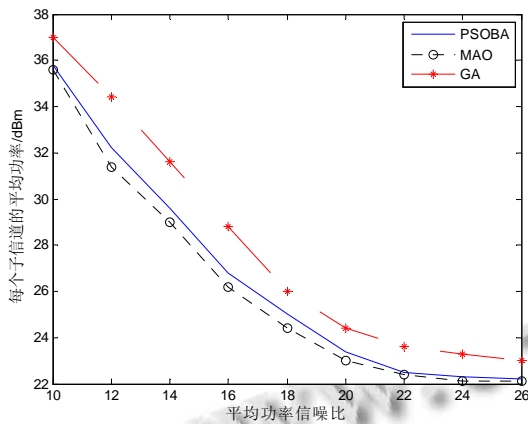


图 2 各信道装载的平均功率对比曲线

3.2 均方根时延扩展变化时的信噪比特性

均方根时延扩展是描述多径信道的时间色散性和判断接收端是否存在码间串扰 (ISI) 的重要参数。在用户数为 8, 误码率 $Pe=10^{-4}$ 的条件下进行仿真,仿真结果如图 3 所示,PSOBA 算法所需平均比特信噪比 MAO 算法所需平均信噪比高出大约 0.2~0.7dB,但与 GA 算法相比,却至少节省了 4~5dB。由仿真结果可判断出 PSOBA 算法较 GA 算法相比,有效提高了多用

户自适应 OFDM 系统的信噪比特性。

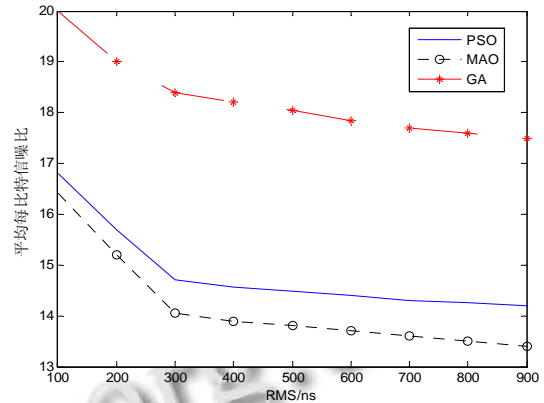


图 3 均方根时延扩展变化时信噪比对比

3.3 各算法误码率对比

误码率是衡量数据在规定时间内数据传输精确性的指标。本次仿真时延扩展均方根取 $0.1\mu s$,结果如图 4,PSOBA 算法的平均比特信噪比较 GA 算法平均低大概 4dB,与 MAO 算法基本一致。这说明,PSOBA 算法应用于自适应 OFDM 系统中,数据传输的精确性与 MAO 基本持平,明显高于 GA 算法。

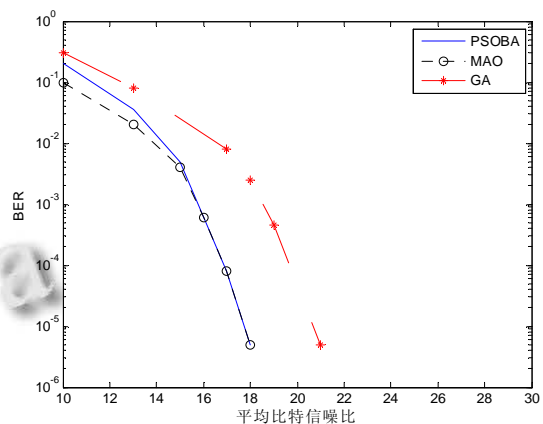


图 4 误码率与平均信噪比的关系

3.4 各算法最佳个体适应度与用户数关系

在多用户资源分配算法中,用户数和子载波数直接影响着算法的分配结果。设本次寻优共迭代 40 代,每一代中 PSOBA 算法和 GA 算法的最佳个体适应度随迭代次数的变化曲线如图 5,GA 算法在第 30 次迭代时就有较好的收敛,而 PSOBA 算法在第 15 代就有较好的收敛。可见,用户数和子载波数越多,PSOBA 算法的优势越明显。

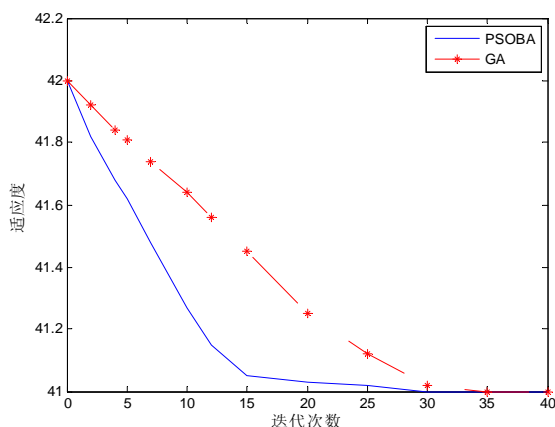


图5 最佳个体适应度随迭代次数变化

3.5 各算法复杂度对比

由仿真结果可知, PSOBA 算法在相同数量用户的条件下比 GA 和 MAO 算法运行时间节省了大约一个数量级。我们得出结论: PSOBA 算法比其他两种算法更简单、易操作, 且运行速度快, 这在实际应用中有着相当重要的意义。

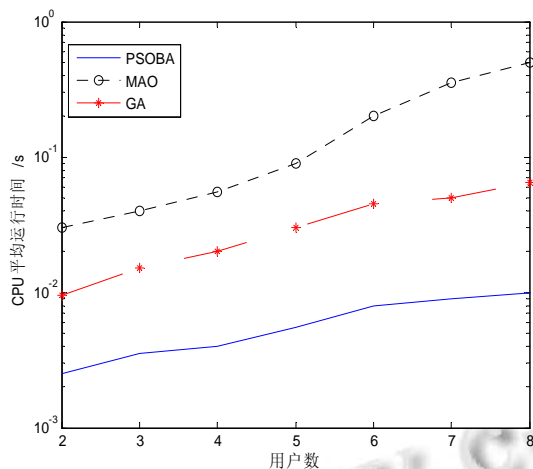


图6 CPU 运行时间与用户数的关系

4 结论

本文描述了一种应用于自适应 OFDM 比特功率分配系统的改进的粒子群算法。仿真实验结果表明, 该算法可以解决一些传统粒子群算法难以解决的问题。在实际应用中, PSOBA 算法提高了收敛的速度和精度, 且算法简单易操作, 降低了发射功率, 在多用户 OFDM 自适应比特功率分配中有着一定的可行性, 该算法有望应用于更广泛的优化问题。

参考文献

- 1 Afkhamie KH, Katar S, Yonge L, et al. An overview of the upcoming HomePlug AV standard. Lutz Lampe. 2005 International Symposium Power Line Communications and Its Applications. USA: IEEE. 2005.400-403.
- 2 宋兴华,贺志强,牛凯,等.OFDMA-SDMA 系统下行链路的资源分配.北京邮电大学学报,2007,30(6):116-120.
- 3 杨祥,韦岗.基于梳状导频的 OFDM 分组自适应比特装载与功率控制.电讯技术,2005,(3):64-67.
- 4 Davids, et al. Ordered Subcarrier Selection Algorithm for OFDM-Speedwans. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2004,3(9):1452-1458.
- 5 柯峰,叶梧,等.多用户系统中的快速自适应分配策略.华南理工大学学报(自然科学版),2005,3(3):40-41.
- 6 李志辉,唐普英.基于粒子群优化算法的多用户检测器和多级检测器.现代电子技术,2005,(8):25-27.
- 7 Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion. Stability and convergence in a multidimensional complex space. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2002.6(1):58-73.
- 8 张旭辉.基于自适应 OFDM 的电力线高速数据通信关键技术研究[博士学位论文].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2009.
- 9 徐志强.宽带电力线通信系统的资源分配研究[博士学位论文].北京:华北电力大学(北京),2010.
- 10 Parsopoulos KE, Plagianakos VP, Magoulas GD, et al. Improving particle swarm optimizer by function "stretching". In: Hadjisavvas N, Pardalos P, eds. Advances in Convex Analysis and Global Optimization. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 2001. 445-457.
- 11 Lin H, Hayar A, Siohan P. An information theoretic analysis on indoor PLC channel characterizations. Lutz Lampe. 2009 International Symposium on Power Line Communications and Its Applications. USA: IEEE. 2009.1-6.
- 12 汪俊芳,朱光喜,余江.基于遗传算法的多用户 OFDM 比特加载.华中科技大学学报,2006,34(2):27-29.
- 13 Wong CY, Tsui CY, Cheng RS, Letaief KB. A Real-time Subcarrier Allocation Scheme for Multiple Access Downlink OFDM Transmission. IEEE Vehicular Technology Conference. 1999,2(4):1124-1128.