

基于改进 PSO_GA 联合算法的电力线多用户通信资源分配

张培玲¹ 张洪欣²

(河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454000)¹ (北京邮电大学电子工程学院 北京 100876)²

摘 要 针对电力线信道在传输速率受限、子载波单用户独享和兼顾用户公平性的约束条件下,以余量自适应(MA)为准则,提出一种基于粒子群优化遗传(PSO_GA)联合算法的多用户自适应 OFDM 系统子载波和比特分配。在此联合算法中利用改进 PSO 算法中更新粒子速度和位置的思路来重构 GA 算法中的交叉、变异操作,可克服 PSO 算法早熟收敛、GA 收敛速度慢等问题,能够提高联合算法对全局最优解的搜索能力及收敛速度。在典型电力线衰落信道下的实验结果表明,相比于已有的资源分配算法,基于所提联合算法的系统资源分配方案随着用户数增多,其收敛速度明显加快,且系统所需发射总功率最小,有效地提高了系统通信性能,从而充分证实了所提联合算法的有效性。

关键词 电力线通信,OFDM,粒子群优化遗传联合算法,资源分配

中图分类号 TM734 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.5.009

Multuser Resource Allocation of Power Line Communication Based on Enhanced PSO_GA

ZHANG Pei-ling¹ ZHANG Hong-xin²

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)¹

(School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)²

Abstract Under the conditions of minimum total power, required minimum rate of users and allocated minimum power for users, the PSO_GA hybrid algorithm based on particle swarm optimization(PSO) algorithm and genetic algorithm(GA) was proposed for the power line communication(PLC) multiuser orthogonal frequency division multiplexing(OFDM) system dynamic resource allocation. The hybrid algorithm effectively introduces the improved crossover operator and mutation operator from GA to PSO algorithm, so can improve the system's convergence speed. The hybrid algorithm was tested in the typical power line channels. Simulation results show that the proposed resource allocation scheme based on PSO_GA algorithm achieves faster convergence speed and better performance than the other schemes respectively based on the tradition algorithm.

Keywords Power line communications, OFDM, PSO_GA hybrid algorithm, Resource allocation

电力线信道具有非线性、非高斯和时变特性,并且信道噪声能量高,分布复杂^[1,2]。正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)因具有频带利用率高、抵抗信道衰落、噪声干扰和多径时延扩展能力强等优点,成为电力线通信系统的主要调制技术。OFDM 系统中的常用资源包括频域子载波、时域时隙和其它域功率等^[3]。如何将资源动态地分配给每个用户,在保证用户服务质量的情况下使得系统资源利用率最优,是一个关键技术问题。电力线通信自适应 OFDM 技术能够根据各个子载波所对应的信道增益大小实现子载波数据比特及发射功率的动态分配,从而提高系统频谱利用率。

对于多用户系统资源优化分配,由于多个用户共享电力线信道,自适应 OFDM 分配技术不仅包括系统中子载波的分配,还包括对每个用户所分配到的子信道上比特和发射功率的分配。因此,多用户通信资源分配问题是一类有约束多目

标的优化问题,很难找到最优解。目前,更多的研究集中在应用人工智能优化算法寻找其次优或近似最优解上^[4,5]。文献[6-8]分别应用了粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法、云粒子群优化算法和量子遗传算法对宽带电力线通信系统资源进行分配并取得了一定效果。文献[9]利用多进制量子进化算法在速率自适应(rate adaptive, RA)准则下实现了电力线通信系统比特功率分配问题,并获得了比注水迭代算法更低的发射功率。文献[10]在 RA 准则下,实现了基于改进离散入侵性杂草优化(Discrete Invasive Weeds Optimization, DIWO)算法的子载波最优分配,提高了系统资源利用率,但该算法运行时间长,无法满足通信系统实时业务需求。文献[11]提出了基于 RA 准则和余量自适应(Margin Adaptive, MA)准则联合的跨层资源分配算法,虽然提高了系统资源利用率,但所用算法复杂,导致计算难度大。

在使用人工智能优化算法解决系统资源分配问题时,

到稿日期:2015-03-13 返修日期:2015-06-22 本文受国家自然科学基金(51244003),河南省教育厅科学技术研究重点项目(15A510008),河南理工大学博士基金(72103/001/082)资助。

张培玲(1977—),女,博士,副教授,主要研究方向为电力线通信、信号处理, E-mail: plzhang@hpu.edu.cn; 张洪欣(1969—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为通信信号处理、电磁兼容、无线通信。

关键之处是在满足优化准则和不同约束条件下,所采用的优化算法是否具有较快的收敛速度和优良的搜索最优解的能力。因此,针对这个问题,本文在单用户子载波独享和 MA 准则下提出一种新的资源分配方案:采用改进粒子群优化遗传(Particle Swarm Optimization_Genetic Algorithm, PSO_GA)联合算法实现电力线信道下多用户自适应 OFDM 子载波比特、功率分配,使得系统在给定传输速率且兼顾用户公平性的条件下总发射功率最低,加快了系统收敛速度,提高了联合算法搜索最优解的能力。

1 多用户功率自适应资源分配模型

设一个 OFDM 系统子载波数目为 N ,具有 K 个用户, K 个用户共享这 N 个子载波,系统中各个子载波满足相互独立的特性,且各个子载波带宽远小于信道相关带宽。本文主要研究自适应 OFDM 系统的比特功率分配算法,所以假设用户所有子载波所对应的瞬时信道状态信息对于发射端和接收端是已知的。

令 R_k 为在一个 OFDM 符号内用户 k 的数据传输速率。 $b_{k,n}$ 为在一个 OFDM 符号内第 k 个用户在第 n 个子载波上所分配的比特数目,且有 $b_{k,n} \in \{0,1,2,\dots,M-1,M\}$ (M 为在一个 OFDM 符号内一个子载波可分配的最大比特数)。 $\rho_{k,n}$ 表示子载波 n 被用户 k 占有的概率,本文解决在子载波单用户独享情况下的功率自适应问题,所以有 $\rho_{k,n} \in [0,1]$ 。每个子信道上的噪声为 AWNG,且其功率谱密度为 N_0 ,用户 k 在第 n 个子信道上的瞬时信道增益记为 $h_{k,n}$, $f_k(b_{k,n})$ 代表信道增益为 1,且在满足一定误码率 P_e 条件下,噪声功率为 1mW 时,第 k 个用户在第 n 个子载波上接收 $b_{k,n}$ 比特信息时所需要接收的功率。 $f_k(b_{k,n})$ 由系统所要达到的误码率 P_e 和相应子信道上所采用的调制编码方式共同决定。本文中每个子载波都采用 MQAM 调制方式,则 $f_k(b_{k,n})$ 表示为:

$$f_k(b_{k,n}) = (N_0/3)[Q^{-1}(P_e/4)]^2(2^{b_{k,n}} - 1) \quad (1)$$

其中, $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp(-t^2/2) dt$, $P_e \leq P_{e_target}$, P_{e_target} 为系统目标误码率。则第 k 个用户在第 n 个子载波上所需要发射的功率为:

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

所有用户所需要的总发射功率为:

$$P_T = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K p_{k,n} = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{f_k(b_{k,n})}{h_{k,n}^2} = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n} f_k(b_{k,n})}{h_{k,n}^2} \quad (3)$$

其中, $R_k = \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} b_{k,n}$, ($k \in \{1,2,\dots,K-1,K\}$), $\sum_{k=1}^K \rho_{k,n} = 1$, $n \in \{1,2,\dots,N-1,N\}$, $\rho_{k,n} = \begin{cases} 0, & c_{k,n} = 0 \\ 1, & c_{k,n} \neq 0 \end{cases}$ 。

根据上述 OFDM 系统模型,多用户 OFDM 自适应分配算法的优化目标是寻找到最优的子载波比特数目分配方案 $b_{k,n}$,在给定数据传输速率 R_k 和满足各个用户通信质量的前提下,使系统总发射功率达到最低,也即 $P(b)$ 为最小。因此,在 MA 准则下,构建系统优化数学模型如下:

$$P(b) = \min_{b_{k,n} \in [0,M]} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{k,n} f_k(b_{k,n})}{h_{k,n}^2} \quad (4)$$

其中,约束条件(1): $R_k = \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} b_{k,n}$, $\rho_{k,n} \in [0,1]$; 约束条件

$$(2): \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} = 1。$$

2 改进 PSO_GA 联合算法

2.1 PSO 算法

PSO 是一种全局优化进化算法,其核心思想是具体寻优问题最优解是通过粒子之间的信息共享和相互协作而得到的。令某个具体问题最优解的空间为 D 维,则粒子在此空间中搜索最优解,第 i 个粒子位置记为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,速度记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,通过具体问题所对应的适应度函数值来评价每个粒子的优劣。第 i 个粒子当前时刻最优位置记为 $p_{id} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,当前自身的位置 x_{id} 和整个群体所有粒子经历的最好位置记为 g_{best} ,则粒子将会根据式(5)、式(6)来更新自身的速度和位置,从而实现每个粒子的不断学习更新,最终到达搜索空间中最优解的位置以完成整个搜索过程,由此得到全局最优解。

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (5)$$

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

其中, $i=1,2,\dots,n$ 表示第 i 个粒子, t 为迭代次数, c_1, c_2 为学习因子, r_1, r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数。 x_{id}^t 和 v_{id}^t 分别代表了粒子 i 在第 t 次递推迭代中所对应飞行位置和飞行速度的第 d 维分量, p_{id} 和 p_{gd} 分别表示了当前种群中每个粒子最好位置的第 d 维分量和全体粒子中最优粒子的第 d 维分量。 ω 为惯性权重,对整个算法是否收敛起到重要的作用, ω 取值大则会使算法收敛速度快,利于全局搜索,但会降低最优解的精度;如果 ω 值小,则会使算法得到更精确的解,同时有利于局部搜索,但这样会造成收敛速度慢且容易使种群陷入局部极值。因此对 ω 采用动态取值的方法,如式(7)所示。

$$\omega(t) = \omega_{\max} - t \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} \quad (7)$$

2.2 PSO_GA 联合算法

PSO 算法简单,易于实现,且粒子的飞行使其搜索能力增强。但是该算法不具有 GA 中的遗传操作,搜索后期粒子因多样性丧失会导致该算法出现早熟收敛问题。GA 具有遗传操作,能够实现染色体相互共享信息,具有全局搜索最优解的能力。但是,因其变异具有随机性,即使是最优点附近,收敛速度也很慢。因此,本文提出了一种 PSO_GA 联合算法,此算法的基本思想是:使用改进种群分割策略,利用 PSO 中更新粒子速度和位置的思路来重构遗传算法中的交叉算子和变异算子,并将改进的交叉、变异操作引入到粒子群优化算法中,一方面既能增强粒子的多样性,又能保持粒子之间的信息交流,从而避免了粒子陷入早熟收敛的现象;另一方面使粒子的全局最优解搜索能力和局部最优解搜索能力同时得到增强,从而提高了 PSO_GA 联合算法寻找系统最优解的能力及其收敛速度。

PSO_GA 联合算法中选择算子依然按照标准遗传算法中的策略进行,本文将使用基于适应度比例的选择法进行粒子选择操作。交叉操作的目的是使下一代新个体增强其多样性,其决定着联合算法的全局搜索能力,这里采用算术交叉算子进行操作。设在 t 时刻两个父辈个体分别为 x_i^t, x_j^t ($i \neq j$),则交叉后在 $t+1$ 时刻产生的子代个体分别为:

$$x_{i+1}^t = \alpha x_i^t + (1-\alpha) x_j^t \quad (8)$$

$$x_{j+1}^t = \alpha x_j^t + (1-\alpha) x_i^t \quad (9)$$

其中, α 为比例因子。

通过变异操作可以为粒子群提供新的基因,其决定着联合算法的局部搜索能力。因此,对联合算法中的变异算子做如下重构:用 x_{id}^i 代替粒子群优化算法中的第 i 个粒子的位置即 x_{id}^i ,用历史最优个体 x_{max}^i 代替粒子群优化算法中的最佳个体 p_{id}^i ,用历史最优种群 X_{max}^j 代替全局最优 p_{gd}^i ,用 x_{max}^i 的累差 Δx_{max}^i 代替 v_{id}^i 。其中 Δx_{max}^i 可由式(7)获得:

$$\Delta x_{max,t}^i = \Delta x_{max,t-1}^i + (\Delta x_{max,t}^i - \Delta x_{max,t-1}^i) / t \quad (10)$$

将式(10)代入式(5)和式(6),则可得到联合算法中变异算子的位置和速度更新表达式:

$$\Delta x_{max,t+1}^i = w(t) \times \Delta x_{max,t}^i + c_1 \times r_1 \times (x_{max}^i - x_{id}^i) + c_2 \times r_2 \times (X_{max}^j - x_{id}^i) \quad (11)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + \Delta x_{max,t+1}^i \quad (12)$$

因此,通过在 PSO 算法中引入 GA 算法可使得粒子具有学习能力,从而提高了粒子的局部搜索能力和全局搜索能力,加快了联合算法的收敛速度。

2.3 改进 PSO_GA 联合算法

为了进一步提高 PSO_GA 联合算法对系统最优解的搜索能力和收敛速度,本文对联合算法进行了改进。

(1)改进惯性权重

如 2.1 节所述,在 PSO 和 PSO_GA 算法中,对惯性权重 w 并没有采用传统的固定取值方式,而是使用了动态取值的方式,如式(7)所示,该方法可提高 PSO_GA 联合算法的收敛速度及其对系统最优解的搜索能力。

(2)初始种群的优化

为了加快 PSO_GA 联合算法收敛速度和兼顾用户公平性原则,在初始的粒子种群中加入了一个优秀粒子来取代初始种群中的任意一个粒子。

设 $b_{k,n}$ 取某一个定值,由式(2)可知,第 k 个用户在第 n 个子信道上的发射功率 $p_{k,n}$ 与 $h_{k,n}^2$ 是反比关系,为使系统发射功率最小,应将子载波分配给信道增益较大的用户。但电力线信道衰落对不同用户存在很大差异。若只按信道增益大小分配子载波,会导致信道增益大的某些用户需要的发射功率很大,而信道增益小的某些用户反而不能发送比特。因此,为了使得系统能够满足每个用户对服务质量的要求,在进行自适应 OFDM 资源分配中需要考虑用户间的比例约束公平性原则,即要求每个用户都能分配到一定数量的子载波。为此,利用约束条件(1)中的传输速率 R_k 来确定每个用户能够获得的最大子载波数量,即系统为用户 k 分配的子载波数目 m_k 为:

$$m_k = NR_k / \sum_{k=1}^K R_k, 1 \leq k \leq K \quad (13)$$

因此,在用户间比例约束公平性原则下对用户 k 进行子载波分配,先按其瞬时信道增益情况分配子载波,当子载波数目到达 m_k 后,停止,再为此用户分配子载波;然后按此原则继续为下一个用户分配子载波,直至所有子载波分配完毕。通过以上操作可以为种群产生一个优秀的粒子,这样在改进 PSO_GA 联合算法进行后续遗传操作时会选中此粒子进行遗传算子操作,从而增强联合算法的搜索能力,提高其收敛速度。

改进 PSO_GA 联合算法的具体实现步骤如下。

1)初始化参数包括:粒子种群数目、粒子的初始位置和初始速度、最大迭代次数、给定求解精度、参数 w_{max} 、 w_{min} 、 c_1 、 c_2 等,随机产生初始种群;

2)按照具体的适应度函数计算每个粒子的适应度,并依据适应度大小进行排序,把当前粒子作为各个粒子的最佳个体,同时得到种群的全局最优极值;

3)对各个粒子进行遗传选择、交叉和变异操作;

4)评价并更新粒子种群:重新计算粒子适应度并排序,依据式(11)和式(12)更新每个粒子的位置和速度,根据适应度函数计算出更新后的每个粒子适应度,比较选取并记录每个粒子最优个体以及全局最优极值;

5)检查终止条件:判断当前最优解是否达到收敛条件或达到最大迭代次数,如果满足条件,则寻优结束,求得最优解;否则进入步骤 3)。

3 基于改进 PSO_GA 算法的系统资源分配实现

多用户自适应 OFDM 系统资源分配是在一定约束条件下的优化问题,本文提出采用改进 PSO_GA 联合算法来解决系统的子载波比特、功率自适应分配问题,其具体的实现过程如图 1 所示。

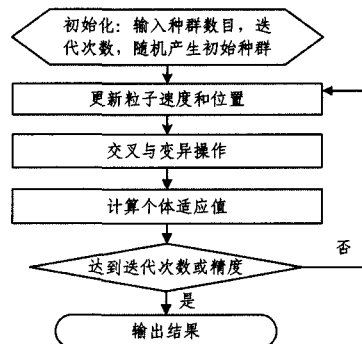


图 1 改进 PSO_GA 联合算法流程

1)参数初始化

设定最大迭代次数为 200,粒子数为 30, $w_{max}=0.9$, $w_{min}=0.4$, $c_1=c_2=2$ 等。

2)粒子的编码

为降低编码复杂程度、减小粒子搜索空间来提高算法收敛速度,本文对信道采用二维矩阵编码。这里 n 表示子载波的数目。系统满足在一个 OFDM 符号周期内每个子信道只能分配给某一用户,即满足约束条件(2)。因此,矩阵 B 的每一列中只有一个变量不为零,表示其分配的比特数。本文采用 MQAM 调制方式,所以矩阵 B 每个元素从集合 $\{0,1,2,4,6,8\}$ 中选取。

$$B = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,n-1} & b_{1,n} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,n-1} & b_{2,n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{k-1,1} & b_{k-1,2} & \cdots & b_{k-1,n-1} & b_{k-1,n} \\ b_{k,1} & b_{k,2} & \cdots & b_{k,n-1} & b_{k,n} \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,n-1} & h_{1,n} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,n-1} & h_{2,n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ h_{k-1,1} & h_{k-1,2} & \cdots & h_{k-1,n-1} & h_{k-1,n} \\ h_{k,1} & h_{k,2} & \cdots & h_{k,n-1} & h_{k,n} \end{bmatrix}$$

3)种群初始化

初始种群由随机生成粒子组成,且粒子种群数目为 30。

同时为了加快 PSO_GA 联合算法收敛速度和兼顾用户公平性原则,按 2.3 节中所述方法增加一个优秀粒子来取代初始种群中任意一个粒子。

4) 评价种群

计算每个粒子的适应度,并进行个体极值和全局极值的选择。选择式(4)为系统适应度函数。首先采用 PSO_GA 联合算法得到系统子载波分配方案,然后采用贪婪灌水算法为每个用户分配需要发射的比特数,并计算每个用户需要发射的功率以及所有用户所需发射的总功率。最终以所有用户需要发射的总功率为适应度函数。显然,在满足约束条件下,所需总功率越小的个体,其适应度越大;所需总功率越大的个体,其适应度越小。

根据系统的自适应函数得到每个粒子的适应度后再进行评价。即将某个粒子的当前适应度与该粒子个体极值适应度进行比较,如果前者较优,则更新粒子的个体极值,否则保持粒子的个体极值不变。接着从当前所有个体极值中挑选出适应度最大的粒子作为全局极值。

5) 对粒子进行遗传选择、交叉和变异操作

按照遗传算法中的选择操作,依据适应度比例法从种群中选择适应度大的粒子放入交配池中进行后续交叉、变异操作。本文根据式(8)和式(9)所示方式以交叉概率 P_c 产生新个体,然后以变异概率 P_m 让矩阵 B 中的某两列进行对换变异操作。

6) 更新种群

根据式(11)和式(12)对每个粒子进行更新迭代,从而生成新粒子。

7) 检查停止条件

判断当前最优解是否达到收敛条件或达到最大的迭代次数,如果满足条件,则寻优结束,求得最优解;否则进入步骤 4)。

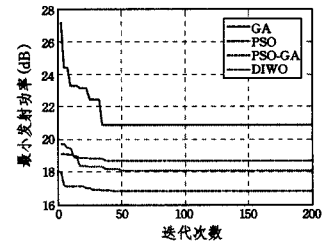
4 仿真结果与分析

为了检验基于 PSO_GA 联合算法的多用户自适应 OFDM 系统比特、功率分配性能,将联合算法与文献[12]基于 GA、文献[6]基于 PSO 算法、文献[10]基于 DIWO 的多用户自适应 OFDM 系统资源分配算法进行了仿真对比。仿真在典型的 4 路径电力线衰落信道下进行,并对子信道增益进行归一化,信道中 AWNG 的单边带功率谱密度 $N_0 = 1$ 。OFDM 系统中子载波的数目 $N = 128$,用户数为 2~8,系统目标误码率为 10^{-6} 。每个用户在一个 OFDM 符号中要传输的比特数为 30bit。系统采用 MQAM 自适应调制模式,并且每个子信道上一个 OFDM 符号内允许传输的最大比特数为 8。

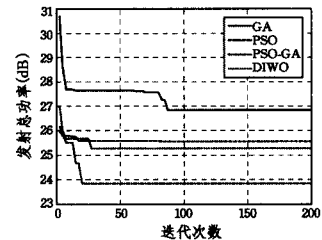
仿真中,PSO_GA 联合算法的参数设置为:粒子的种群规模为 30,最大的迭代次数为 200,联合算法中遗传操作算子的交叉概率为 0.7,变异概率为 0.1, $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, $c_1 = c_2 = 2$ 。PSO 算法的参数设置为:粒子种群规模为 36,最大的迭代次数为 200。GA 算法的参数设置为:种群规模为 20,最大的迭代次数为 200,交叉概率为 0.85,变异概率为 0.2。DIWO 算法参数设置为:种群规模为 30,最大的迭代次数为 200。

图 2 为多用户自适应 OFDM 系统在发射相同比特数、目标误码率为 10^{-6} 、用户数不同时,分别基于 GA、PSO、DIWO 和 PSO_GA 联合算法每一代最优个体(即系统所需要传输的总功率)的收敛曲线。由图可知,当用户数为 2 时,这 4 个算法的收敛速度都较快,其中 PSO、DIWO 和 PSO_GA 比 GA 的收敛速度更快。由此可知,当用户数比较少时系统资源容易分配,这些算法都能够找到最优的资源分配方案;但当用户数增大时,PSO_GA 收敛速度明显快于其它算法,特别是在用户数为 8 时,联合算法在 40 代左右就搜索到了比其它算法更优的分配方案,而其它算法所用迭代次数几乎是联合算法的两倍。

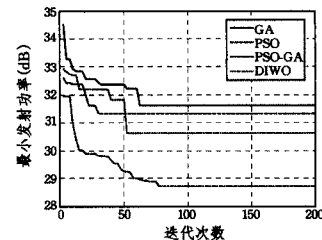
这主要有两个原因:(1)PSO_GA 联合算法在 PSO 算法中加入了 GA 的遗传操作,增强了粒子多样性,可有效避免粒子易陷入早熟收敛的现象,提高了粒子全局和局部搜索能力并加快了收敛速度,节省了大量的运算时间;(2)对 PSO_GA 联合算法种群进行初始化时,在考虑了多用户间比例约束公平性原则的基础上加入了一个优秀粒子,也提高了粒子搜索能力。



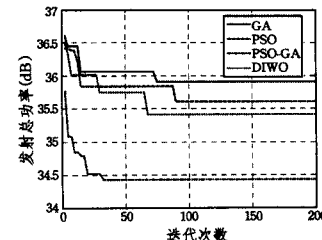
(a) 2 个用户



(b) 4 个用户



(c) 6 个用户



(d) 8 个用户

图 2 用户所需传输功率随迭代次数的关系

图 3 是用户数为 8、系统发射相同比特数、目标误码率为 10^{-6} 时,分别基于 GA、PSO、DIWO 和 PSO_GA 联合算法的

误码率与平均比特信噪比关系图。从图中可以看出, PSO_GA 联合算法比 DIWO 算法的平均比特信噪比下降了 2dB 左右, 比 PSO 算法的平均比特信噪比下降了 5dB 左右, 比 GA 算法的平均比特信噪比下降了 8dB 左右。同时, 随着系统误码率的逐渐降低, PSO_GA 联合算法所需要的传输功率与其它算法的差值也逐渐增大。这进一步说明了联合算法更优于其它算法。

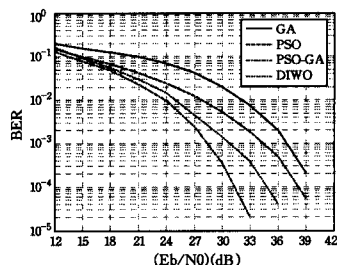


图3 误码率与平均比特信噪比的关系

图4是系统在发送相同比特数、目标误码率相同和迭代次数也相同的情况下, 这4种算法在不同用户数下所需要发射的总功率比较图。由图可知, 随着用户数的逐渐增多, 基于 PSO_GA 联合算法系统所需发射总功率与基于其它算法系统所需发射总功率的差值也逐渐增大, 这说明所提出的 PSO_GA 联合算法收敛速度更快, 比其它算法更优。

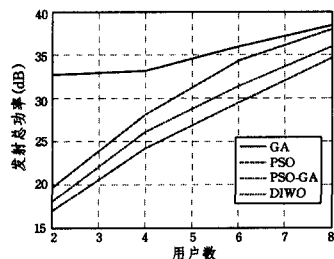


图4 不同用户下发射的总功率

结束语 本文提出了改进 PSO_GA 联合算法, 并将其应用到电力线系统多用户自适应 OFDM 资源分配中。在此联合算法中将 GA 算法的选择、交叉和变异遗传算子引入到了 PAO 算法中, 可有效避免粒子容易出现早熟收敛的现象, 增强了联合算法中粒子搜索最优解的能力, 提高了该算法的收敛速度。通过在典型电力线衰落信道下的仿真实验表明, 系统在发射比特数、用户数和目标误码率都相同的情况下, 相比 GA 算法、PSO 算法和 DIWO 算法, PSO_GA 联合算法能够获得更优的系统子载波比特功率分配方案和更快的收敛速度。

参考文献

- [1] Banwell T C, Galli S. A novel approach to the modeling of the indoor power line channel-part 1: circuit analysis and companion model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(2): 655-663
- [2] Cañete F J, Cortés J, Díez L, et al. Analysis of the cyclic short-term variation of indoor power line channel[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(7): 1327-1338
- [3] Zhai Ming-yue, Xu Zhi-qiang, Wang Jiu-jin. A survey on resource allocation in broadband power line communication system[J]. Power System Technology, 2010, 34(5): 173-179

(in Chinese)

翟明岳, 徐志强, 王九金. 宽带电力线通信系统中的资源分配综述[J]. 电网技术, 2010, 34(5): 173-179

- [4] Li H Q, Sun Y L. Resource allocation for power-line OFDM system based on genetic algorithm[C]// 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM 2009). Washington D C: IEEE Computer Society, 2009: 1-4
- [5] Li S, Xu Z Q. Adaptive Resources Allocation algorithm based on genetic for power-line communication system[C]// International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE 2010). Washington D C: IEEE Computer Society, 2010: 3265-3270
- [6] Zhang Xu-hui, Zhang Li-yong, Lin Hai-jun. OFDM system simulation in power line communication based on adaptive bit and power allocation[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(4): 1060-1063 (in Chinese)
- 张旭辉, 张礼勇, 林海军. 自适应比特功率分配的电力线通信 OFDM 系统仿真[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(4): 1060-1063
- [7] Zhang Yue, Liu Shi-hui. Application of CPSO in bit and power allocation for OFDM system over distribution network[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(21): 239-242 (in Chinese)
- 张悦, 刘世辉. CPSO 在配电网 OFDM 系统比特功率分配中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 239-242
- [8] Li Huang-qiang, Sun Yun-lian. Multiuser resource allocation of broadband power line communication based on quantum genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(10): 120-124 (in Chinese)
- 李黄强, 孙云莲. 基于量子遗传算法的宽带电力线多用户通信资源分配[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(10): 120-124
- [9] Zhang Rui, Gao Hui, Xu Dian-guo, et al. Bit and power allocation based on M-ary quantum evolutionary algorithm for OFDM system over the distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 20(28): 88-93 (in Chinese)
- 张锐, 高辉, 徐殿国, 等. 配电网正交频分复用系统比特功率分配的多进制量子进化算法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(28): 88-93
- [10] Bi Xiao-jun, Lv Na. Resource allocation for power line communication system based on weed optimization algorithm [J]. Computer Engineering, 2013, 39(10): 105-109 (in Chinese)
- 毕晓君, 吕娜. 基于杂草优化算法的电力线通信系统资源分配[J]. 计算机工程, 2013, 39(10): 105-109
- [11] Li Sheng, Xu Zhi-qiang. User scheduling and resource allocation at cross-layer for power-line communications system [J]. Journal of Computer Application, 2010, 30(10): 2656-2660 (in Chinese)
- 李圣, 徐志强. 电力线通信系统中跨层的用户调度和资源分配[J]. 计算机应用, 2010, 30(10): 2656-2660
- [12] Wang Jun-fang, Zhu Guang-xi, Yu Jiang. Bit allocation based on genetic algorithm in multiuser OFDM systems[J]. Journal Huazhong University of Science & Technology, 2006, 34(2): 27-29 (in Chinese)
- 汪俊芳, 朱光喜, 余江. 基于遗传算法的多用户 OFDM 比特加载[J]. 华中科技大学学报, 2006, 34(2): 27-29