

# 电力线通信系统中基于改进 NSGA-II 的 自适应资源分配

徐志强<sup>1</sup>, 翟明岳<sup>1</sup>, 赵宇明<sup>2</sup>

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 清华大学深圳研究生院能源与电工研究所, 广东深圳 518055)

**摘要:** 分析电力线通信系统在各种约束下, 多用户多业务在多子载波上自适应资源分配的多层多目标模型. 基于快速的非支配分类遗传算法 II, 提出改进的功率或速率自适应的资源分配多目标和单目标优化遗传算法. 在使用多目标遗传算法获得实时用户资源分配的所有 Pareto 非劣解后, 由每个 Pareto 解计算系统的剩余资源, 再采用单目标遗传算法把剩余资源分给非实时用户, 最后从所有的资源分配方案中寻找全局最优方案. 在典型电力线信道环境下仿真结果表明, 本文算法其性能更好且能更好地满足多用户资源分配的多目标要求.

**关键词:** 电力线通信; 资源分配; 多层多目标优化; 遗传算法

**中图分类号:** TN911; TM73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 06-1305-06

## Adaptive Resource Allocation Based on Improved NSGA-II for Power-Line Communication Systems

XU Zhi-qiang<sup>1</sup>, ZHAI Ming-yue<sup>1</sup>, ZHAO Yu-ming<sup>2</sup>

(1. Department of Electric and Electron Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Institute of Energy and Electrical Engineering Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen, Guangdong 518055, China)

**Abstract:** The adaptive resource allocation's multilayer multiobjective model for multiuser multiserver power-line communication systems is analyzed with the various restrictions. Based on the fast nondominated sorting genetic algorithm II, an improved resource allocation genetic algorithm with rate or power adaptation for single and multiple objective optimization is proposed, which firstly assigns resource for RT user by using the improved multiple objective genetic algorithm so as to obtain all Pareto nondominated solutions, secondly computes the system's remainder resource for every Pareto solution and assigns them for NRT user by using the improved single objective genetic algorithm, lastly searches the global optimal scheme from all resource allocation schemes. The algorithm is tested in the typical power-line channel environment and the simulation results indicate that it has better performances and satisfies better the multiple aims of multiuser resource allocation.

**Key words:** power-line communication; resource allocation; multilayer multiobjective optimization; genetic algorithm

### 1 引言

电力线信道的时变性和频选性, 噪声和干扰功率高, 传输信号多约束且衰减严重, 如果使用传统的 OFDM 技术, 将难以保证系统的服务质量. 自适应 OFDM 可以根据各个用户子载波对的信道状态, 动态地为每个用户分配子载波、每个子载波上分配比特数和发射功率, 有效改善了信道的频率、时间和空间选择性衰落对高速电力线通信的影响. 因此, 对于存功率谱等约束的电力线通信系统, 通过合理地利用自适应 OFDM 和资源优化分配技术, 实现传输总速率最大化或发射总功率最

小化目标, 可以有效提高系统的资源利用率和服务质量<sup>[1]</sup>.

多用户自适应 OFDM 技术实现的一个关键是子载波、比特和功率的分配. 目前, 研究人员针对电力线通信系统的不同优化目标和约束条件提出多种多用户资源分配算法. 文献[2]提出一种总比特最大化的多载波和功率分配算法, 并仿真了算法在多种可变信道下的性能. 文献[3]提出一种多用户贪婪比特分配算法, 在满足各用户要求速率下发射功率最小化. 文献[4]基于 Perron-Frobenius 理论和非合作博弈论提出功率自适应资源分配算法, 仿真分析了算法性能及其影响因子. 虽然上

文献研究了电力线通信系统的多用户资源分配,但他们的研究没有考虑多用户多业务的 QoS 要求、接入的优先级和公平性等,更没考虑在功率和速率限制下先满足 RT 用户固定速率要求时系统所用的资源尽可能小,然后在系统剩余资源下先满足 NRT 用户要求最小速率下寻求系统总速率最大化的多层多目标问题。

传统的多目标优化常被转化为单目标后,采用比较成熟的单目标优化算法求解.这种思想违背了多目标优化的初衷,它不能很好地解决多层多目标优化问题.遗传算法作为一种高度并行随机全局搜索方法,特别适合于求解单或多目标非线性、非连续和混合变量等优化问题,它通过种群进化搜索单目标的全局最优解或多目标的多个全局非劣解<sup>[5]</sup>.本文针对电力线通信系统在各种约束下的多用户多业务在多子载波上自适应的比特和功率分配多层多目标模型,提出了一种改进 NSGA-II 的速率和功率自适应相结合的动态资源分配单多目标优化遗传算法,并首次在典型电力线信道环境下进行了仿真。

## 2 电力线通信系统的资源分配模型

设电力线通信系统每时隙内有  $M$  个 OFDM 符号,每 OFDM 符号内有  $N$  个子载波,每时隙的  $M \times N$  个子载波服务于 2 类用户.设 RT 用户集  $S_1$ ,其用户  $k$  在每时隙要求固定比特为  $R_k^1$  和目标 BER 为  $P_e^1$ ;NRT 用户集  $S_2$ ,其用户  $k$  在每时隙要求最小比特为  $R_k^2$  和目标 BER 为  $P_e^2$ .各类用户时延要求相同,其要求比特必在每时隙内完成.由于每子载波仅给一个用户使用,用户间正交而无干扰,则用户  $k$  在子载波  $n$  上分配  $r_{k,n}$  比特所需要功率  $p_{k,n}$  为

$$p_{k,n} = (2^{r_{k,n}} - 1) \Gamma_k / g_{k,n} \quad (1)$$

其中  $g_{k,n}$  表示用户  $k$  在子载波  $n$  上的信道单位功率载噪比,  $\Gamma_k$  为用户  $k$  的子载波采用 MQAM 调制时的信噪比差,其表示为

$$\Gamma_k \approx \begin{cases} [Q^{-1}(P_e^1/4)]^2/3, & k \in S_1 \\ [Q^{-1}(P_e^2/4)]^2/3, & k \in S_2 \end{cases} \quad (2)$$

其中  $Q^{-1}(x)$  为错误概率函数的逆函数。

为限制电力线通信的电磁干扰,设系统每时隙发射总功率为  $P_t$ ,每子载波  $n$  上发射信号的功率上限为  $p_n'$ .为降低系统实现的复杂度,设每个用户子载波对上分配的比特数仅为 0,1,2,4,6,8.

对于实际的电力线通信系统,要求其在上述条件的约束下,在每时隙内先保证各 RT 用户传输固定比特下尽可能地降低其发射总功率和使用的子载波总数,再在系统剩余资源下优先保证各 NRT 用户传输最小比特后尽可能地增大其总比特数,从而其资源分配问题的多层多目标优化模型为

$$\begin{aligned} \max f_1(c_{k,n}, r_{k,n}) &= \sum_{k \in S_2} \sum_{n \in \Omega_k} c_{k,n} r_{k,n} \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{n \in \Omega_k} r_{k,n} \geq R_k^2, \quad k \in S_2 \\ &\sum_{k \in S_2} \sum_{n \in \Omega_k} c_{k,n} r_{k,n} \leq P_t - f_3(c_{k,n}, r_{k,n}) \\ &0 \leq p_{k,n} \leq \bar{p}_n, n \in \{\{1, \dots, MN\} \setminus \{n \mid \sum_{k \in S_1} c_{k,n} = 1\}\} \\ &r_{k,n} \in \{0, 1, 2, 4, 6, 8\} \\ &c_{k,n} \in \{0, 1\}, \sum_{k \in S_2} c_{k,n} \leq 1 \\ \min(f_2(c_{k,n})) &= \sum_{k \in S_1} \sum_{n \in \Omega_k} c_{k,n}, f_3(c_{k,n}, r_{k,n}) \\ &= \sum_{k \in S_1} \sum_{n \in \Omega_k} c_{k,n} p_{k,n} \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{n \in \Omega_k} c_{k,n} r_{k,n} = R_k^1, \quad k \in S_1 \\ &0 \leq p_{k,n} \leq \bar{p}_n, n = 1, 2, \dots, MN \\ &r_{k,n} \in \{0, 1, 2, 4, 6, 8\} \\ &c_{k,n} \in \{0, 1\}, \sum_{k \in \Omega_1} c_{k,n} \leq 1 \end{aligned} \quad (3)$$

上资源分配为分层的多目标混合整数非线性规划问题,其混合整数非线性规划使其在目标寻优中难度非常大;其下层的多目标寻优是对 RT 用户资源分配时求出尽可能多的均匀分布的 Pareto 最优解;其上层的单目标寻优是建立在下层每个 Pareto 解的基础上,即结合下层多目标资源分配所剩余的各种资源和所有 NRT 用户最小比特要求等,先保证各 NRT 用户传输最小比特下再尽可能地增大其总比特数.因此本文资源分配不同于单纯的单或多目标最优分配,必须充分利用其特点寻找其最优解法。

## 3 基于改进的 NSGA-II 资源分配算法

NSGA-II 算法是一种基于快速非劣性排序的改进型多目标遗传算法,其采用了很多好的技术,且在一些实际工程中得到了广泛应用,但其仅针对矢量个体编码,没有外部最优存档处理,没有约束条件的不可行解处理和利用,没有多目标的分层处理和优化参数的自适应调整等,不能很好地满足式(3)的分层多目标混合整数非线性资源分配.本文先对 NSGA-II 算法进行改进,以满足多目标或单目标的资源分配,然后在使用多目标遗传算法获得 RT 用户资源分配的所有 Pareto 非劣集后,由每个 Pareto 非劣解计算系统相应的剩余功率和子载波资源,再在每种剩余资源下采用单目标遗传算法给 NRT 用户分配资源,最后在所有的资源分配方案集中寻找全局最优的系统资源分配方案。

### 3.1 改进型 NSGA-II 算法的多目标资源分配设计

(1) 编码.采用  $2 \times MN$  的矩阵形式整数编码,染色体的长度应等于矩阵的列数,其每一列  $n$  表示子载波  $n$  的资源分配情况,其第一行表示子载波  $n$  分给的用户  $k$ ,

位值为 1 到  $K_1 + K_2$  的整数,第二行表用户子载波对  $(k, n)$  上分配的比特数  $r_{k,n}$ ,位值仅为 0, 1, 2, 4, 6, 8, 且其最大值与该用户子载波对上单位功率载噪比和最大容许分配比特数等有关。

(2) 初始化个体. 考虑多用户多业务的 QoS 要求、接入的优先级和公平性等, 本文在初始化个体时先按下式(4)确定各用户分配的子载波数

$$N_k^* = \begin{cases} \lfloor MNR_k^* / \sum_k R_k \rfloor, k^* = 1, 2, \dots, \lfloor l/2 \rfloor \\ \lceil MNR_k^* / \sum_k R_k \rceil, k^* = \lfloor (K+2)/2 \rfloor, \dots, K \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\lfloor \cdot \rfloor$  和  $\lceil \cdot \rceil$  分别是向下和上取整运算.  $R_k$  为用户  $k$  的要求速率, 其对于 RT 用户和 NRT 用户分别为固定速率和最小速率.  $k^*$  为所有用户  $k$  按值  $\sum_{n=1}^{MN} r'_{k,n} / \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^{MN} r'_{k,n}$  升序排序后的相应序号, 其中  $r'_{k,n}$  为用户子载波对  $(k, n)$  上最大许可分配的比特数. 序号值  $l$  由下式确定

$$l = \min_x \left\{ x \left| \sum_{k^*=1}^x (MNR_{k^*}^* / \sum_{k=1}^K R_k - \lfloor MNR_{k^*}^* / \sum_{k=1}^K R_k \rfloor) \geq 0.5, \right. x = 1, 2, \dots, K \right\} \quad (5)$$

其中  $r'_{k,n}$  为排序前的用户子载波对  $(k, n)$  上最大许可分配的比特数.

在各用户的子载波数确定后, 先为个体第一行每列表示的子载波  $n$  随机分给用户  $k$ , 当然各用户  $k$  所分得的子载波数必满足上式(4)的限制; 然后为个体第二行的每个用户子载波对  $(k, n)$  按均匀分布规律随机分配比特数  $r_{k,n}$ , 其值仅为 0, 1, 2, 4, 6, 8. 由于多目标优化的约束中有等式条件, 随机产生的个体可能是可行的, 但绝大多数是不可行的. 为了提高产生可行的初始个体效率, 本文对产生的不可行个体作一次类似于变异运算的比特随机控制调整处理, 使不可行个体大部分转化为可行个体<sup>[6]</sup>.

(3) 适应度计算. 不论是初始时产生的个体还是进化时产生的个体, 其分为可行个体和不可行个体. 对于可行个体, 其适应度表现为 NSGA-II 算法的 Pareto 非支配排序分层号和每层个体的虚拟适应度. 设可行个体  $k$  的虚拟适应度为

$$I(d_k) = \sum_m \frac{I(k+1) \cdot m - I(k-1) \cdot m}{f_m^{\max} - f_m^{\min}}, \quad k = 2, 3, \dots, n-1 \quad (6)$$

其中  $I(k) \cdot m$  表示在 Pareto 非支配排序分层号  $I$  内个体  $k$  的第  $m$  目标值,  $f_m^{\max}$  和  $f_m^{\min}$  为第  $m$  目标的最大和最小值, 计算时设  $I(d_1) = I(d_n) = \infty, n = |I|$ . 对于不可行个体, 其适应度表现为统计不满足条件数和不可行度. 定义不可行个体  $y_i$  的不可行度为

$$\phi(y_i) = \sum_{j=1}^J [\max\{0, g_j(y_i)\}]^2 + \sum_{k=1}^L [h_k(y_i)]^2 \quad (7)$$

其中  $g_j(y_i)$  表示不大于 0 的不等式约束, 共  $J$  个;  $h_k(y_i)$  表示等于 0 的等式约束, 共  $L$  个. 这种不可行度可认为是不可行个体  $y_i$  到可行域的最短距离, 当不可行个体进化为可行个体时, 其值为 0.

(4) 外部最优存档处理. 采用外部最优存档策略, 即设每代有当前可行群 PopOK, 其大小为种群规模, 用于存放当前代的可行解; 当前不可行群 PopNOK, 其大小没限制, 用于临时存放当前代的不可行解; 外存可行最优集 OutOK 和外存不可行最优集 OutNOK, 其大小都没限制, 用于分别存放当前代为止的可行 Pareto 最优解和不可行 Pareto 最优解, 且其存放的个体在每一代都更新一次. OutOK 集的更新步骤为: 合并当前可行群体和当前的外存可行最优集, 利用非支配快速排序思想和精英保留策略, 从中找出所有的可行 Pareto 最优解; 清除当前的外存可行最优集; 把刚找到的所有可行 Pareto 最优解加到外存可行最优集中.

为了使进化搜索由整个解空间逐步向可行域中的 Pareto 最优解靠近, 在不可行 Pareto 最优解选择时需要考虑不可行度阈值, 其定义为

$$\phi_{th} = \frac{g_{now}}{g_{max}} \left( \sum_{i=1}^{S_{nok}} \phi(y_i) \right) / S_{nok} \quad (8)$$

其中  $g_{now}$  和  $g_{max}$  分别为当前代数和最大代数,  $S_{nok}$  为当前不可行群 PopNOK 中不可行个体数. OutNOK 集的更新步骤为: 从当前不可行群中找出所有的不满足条件数为 1 且不可行度小于不可行度阈值的不可行 Pareto 最优解, 并加它们到外存不可行最优集中.

(5) 选择运算. 采用 NSGA-II 算法的基于 Pareto 非支配排序和拥挤比较的二锦标赛制选择算子.

(6) 遗传运算. 其交叉运算采用一种改进的微进化交叉算子<sup>[7]</sup>, 按下式产生新体第一行的每列表示子载波  $n$  分给的用户  $k$ , 然后在新体第二行的每个用户子载波对  $(k, n)$  上按约束分配比特数  $r_{k,n}$ .

$$C = \text{mod}(Y_1 + \text{round}(F_1(G_1 - Y_2) + F_2(N_1 - Y_3)), K) + 1 \quad (9)$$

其中  $Y_1, Y_2, Y_3$  分别为集 PopOK 中选出的 3 个个体第一行,  $G_1$  为集 OutOK 中选出的某个体第一行,  $N_1$  为集 OutNOK 中选出的某个体第一行,  $F_1, F_2$  为值区间  $[0, 1]$  的差分进化参数.

至于变异运算, 本文采用自适应调整变异算子, 即对于需要变异的可行个体, 先用户间子载波随机调整和相应的比特调整; 再用户内子载波上的比特随机调整; 再寻找可增减比特的基因位, 计算其可增减比特数; 再由优化目标、任一用户目标比特数和已分配比特数关系等确定各用户的户间子载波调整和用户内比特

调整的方式;最后比特控制调整。

交叉和变异操作,产生的新体可能是可行体,也可能是不可行体。对于不可行新体,将其存入当前不可行群中,再重新对原可行父体处理,直到产生可行子体。对可行子体和可行父体,计算其适应度,按非支配快速排序思想确定两者的 Pareto 最优关系。如果子体优于父体则用子体取代种群中的父体,如果子体非劣于父体则把子体加入种群中去,如果子体劣于父体则以  $1 - g_{now}/g_{max}$  概率用子体取代种群中的父体,以  $g_{now}/g_{max}$  概率保留种群中的父体<sup>[8]</sup>。

(7) 参数自适应调整。按下式调整交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  :

$$\begin{aligned} P_c &= P_{c1} - (P_{c1} - P_{c2}) g_{now}/g_{max} \\ P_m &= P_{m2} + (P_{m1} - P_{m2}) g_{now}/g_{max} \end{aligned} \quad (10)$$

式中  $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.001$ 。

(8) 跨世代精英保留策略。与 NSGA-II 算法中的一样,而对于每代进化产生的不可行个体,其直接进入当前不可行群。

(9) 终止条件。与 NSGA-II 算法中的一样。

### 3.2 改进型 NSGA-II 算法的单目标资源分配设计

式(3)中上层的单目标寻优是基于下层的所有 Pareto 最优解,本文仍采用改进型 NSGA-II 算法来实现单目标资源分配,其设计步骤、原理和流程图与多目标资源分配大体相同,不同之处现介绍如下:

(1) 编码。仍采用矩阵形式的整数编码,染色体的长度应等于矩阵的列数,即为剩余子载波数  $N_1$ ,其每一列基因值分配完全与上文相同。

(2) 初始化个体。先对 NRT 用户按式(4)重新分配剩余子载波,再按上文初始化个体,但其不需要对产生的不可行个体作类似于变异运算的比特随机控制调整处理。

(3) 适应度计算。对于可行个体,其适应度为求最大总比特的目标函数。对于不可行个体,其适应度为统计其不满足条件数和不可行度,而不可行度和不可行度阈值的计算和使用与上文完全相同。

(4) 参数自适应调整。按下式调整参数  $P_c$  和  $P_m$ 。

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} & , f' < f_{avg} \end{cases} \quad (11)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & , f < f_{avg} \end{cases} \quad (12)$$

式中  $f_{max}$  为群体中最大适应度;  $f_{avg}$  为群体平均适应度;  $f'$  为交叉个体中最大适应度;  $f$  为变异个体适应度;  $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.001$ 。

### 3.3 对比算法

本文式(3)的多层多目标混合整数非线性规划模型,隐含了决策者的偏好信息,它适合于系统资源充足或不充足的情况,它对资源的分配是先给 RT 用户,再给 NRT 用户,且 RT 用户分配的资源只需满足固定比特要求,而 NRT 用户分配资源先满足其所有用户的最低要求比特后再补分剩余资源,以最大化 NRT 用户的总比特。下面给出其对比算法如下:

(1) 先按 RT 用户的信道状态,要求的固定比特比例关系,把所有子载波分配给 RT 用户;再对各 RT 用户  $k$ ,由分得的子载波集  $\Omega_k$ ,采用贪婪逐比特查表法分配资源以求总功率最小化;最后统计各 RT 用户比特分配满足情况,剩余总功率和子载波情况。在剩余总资源下,对未满足的 RT 用户进行补分资源,以满足该类用户的固定比特要求;

(2) 先统计系统剩余的子载波和总功率,按 NRT 用户的信道状态,要求的最小比特比例关系,把所有剩余子载波分配给 NRT 用户;再对于各 NRT 用户  $k$ ,由分得的子载波集  $\Omega_k$ ,采用贪婪逐比特查表法分配资源;最后统计各 NRT 用户比特分配满足情况,剩余总功率和子载波情况,在剩余总资源下,对未满足的 NRT 用户进行补分资源,以满足该类用户最小比特要求;

(3) 先统计系统剩余总功率和剩余子载波;再对所有 NRT 用户采用贪婪逐比特查表法分配剩余的总资源,以求系统总比特的最大化;最后统计各用户分配资源、剩余总功率和子载波等系统性能参数。

### 4 仿真与分析

设系统频带范围为  $0 \sim 20\text{MHz}$ ,噪声为色噪声,不使用信道编码,每时隙内子载波数为 128,子载波的 PSD 上限为  $-50 - 0.8f(\text{dBm/Hz})$ ,每个子载波最大比特数为 8,系统总功率为  $10\text{mW}$ 。RT 用户集  $\Omega_1 = \{1, 2\}$ ,每用户  $k$  要求的固定比特数在仿真中都可变,目标误码率为  $10^{-4}$ ; NRT 用户集  $\Omega_2 = \{3, 4\}$ ,每用户  $k$  要求的最小比特数在仿真中也可变,目标误码率为  $10^{-6}$ ;种群规模为 200,交配池中父体为 100,差分进化参数  $F_1 = 0.7, F_2 = 0.3$ ,最大连续相同遗传代数为 5,最大迭代次数在仿真中也可变。

图 1 是利用改进的 NSGA-II 多目标遗传算法获得 RT 用户在各种迭代次数下资源分配 Pareto 非劣解,其中用户 1~2 要求的固定比特数分别为  $[60, 36]$  bits。由图可知:随着迭代次数的增加,其 Pareto 非劣解曲线一直在向左下方移动,且代数越大其移动越慢, Pareto 非劣解在曲线上分布越均匀,这说明本文设计的改进 NSGA-II 多目标遗传算法的正确,其寻找 Pareto 非劣解的收敛性和均匀性。但图中还出现一些不同迭代次数下

的 Pareto 非劣解曲线相交,即前代的某个 Pareto 非劣解还优于后代的某个 Pareto 非劣解情况,这是由于本文算法在设计时考虑防止早熟或趋于局部最优状态,变异过程中变异概率在进化中越来越大,且利用模拟退火的全局粗搜和局部精搜相结合思想确定变异过程中产生劣于父体的子体是否和以多少概率取代种群中的父体.

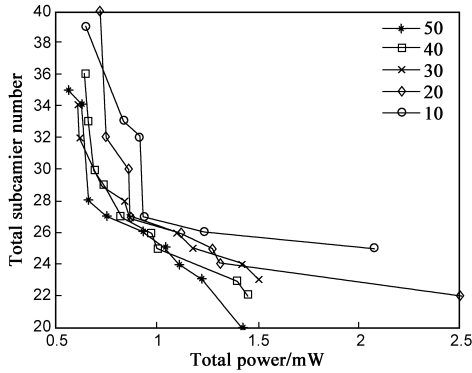


图1 各种迭代次数下RT用户资源分配的Pareto非劣解

图2是利用改进的 NSGA-II 资源分配算法在各种迭代次数下获得的所有用户比特分配最佳情况,其中 RT 用户 1~2 要求的固定比特分别为 [60, 36] bits, NRT 用户 3~4 要求的最小比特分别为 [48, 24] bits. 由图可知:随着迭代次数的增加,用户 1~2 的固定比特与分配比特总相等,用户 3~4 的最小比特总小于分配比特,且用户 3 的分配比特在减少而用户 4 的分配比特在增加,但减少的总少于增加的,故而随着迭代次数的增加, NRT 用户的总分配比特就统计意思上说在增加,这说明本文设计算法的正确性.但其值增加非常慢,即每增加 10 代,其 NRT 用户的总分配比特增加平均约 1bit,但增加 10 代其运算量增加很多,故而在以后分析中迭代次数设置偏低,常采用范围为 10~20.

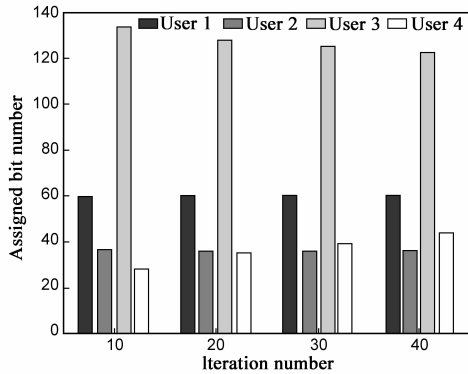


图2 各种迭代次数下所有用户的最佳比特分配

图3是 RT 用户 1~2 要求固定比特分别为 [60, 36] bits, NRT 用户 3~4 要求最小比特分别为 [48, 24] bits 和迭代次数为 20 下,本文算法给每个子载波分配比特和功率的结果.由图可知:每一子载波上分配的资源均满

足约束要求;有些子载波未分配资源,这是其信道状态对任一用户而言都恶劣,故而被关闭使用;有些子载波分配多比特,这是由于其信道状态良好,当然并非对某用户良好的子信道就要分配多的比特,子载波上分配功率不一定与分配的比特成正比,这都与子载波的分配和信道状态等有关.

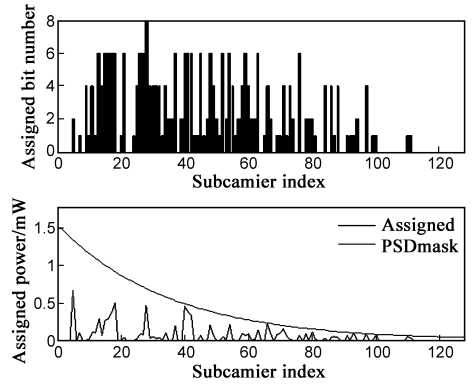


图3 算法在各子载波分配的比特和功率

为比较本文算法与对比算法的性能,设本文算法的迭代次数为 15,其它参数不变,两种算法的仿真结果如表 1 所示.为方便说明,设用户 1 的要求比特为基准数  $R_1$ ,所有 RT 用户固定比特为  $\{R_1, 0.7R_1\}$ ,所有 NRT 用户最小比特为  $\{0.8R_1, 0.5R_1\}$ .

表 1 两种算法资源分配结果的比较

要求分配比特// 本文分配比特// 对比分配比特				剩余 功率 (mW)	RT 功率 (mW)/ RT 子载波
用户 一	用户 二	用户 三	用户 四	本文// 对比	本文// 对比
30//30 //30	21//21 //21	24//112 //69	15//71 //110	0.245// 0.139	0.669/10// 0.05/45
40//40 //40	28//28 //28	32//110 //67	20//62 //73	2.485// 0.019	0.759/20// 0.075/55
50//50 //50	35//35 //35	40//109 //62	25//47 //54	2.602// 0.177	0.934/24// 0.109/60
60//60 //60	42//42 //42	48//107 //48	30//45 //46	2.009// 1.211	1.160/31// 0.149/65
70//70 //70	49//49 //49	56//106 //48	35//44 //36	1.392// 1.737	1.253/34// 0.202/68

由表可知:当基准比特数小时,两种算法的各用户要求比特数均可满足,且基准比特数越小其差值越大,其分配剩余功率都不大;随着基准比特数的增大,两种算法的 RT 用户比特数仍满足要求,而 NRT 用户的比特数在减少,分配剩余功率大致在增加;当基准比特数较大时,对比算法的部分或全部 NRT 用户比特数不能满足要求,RT 用户比特数仍满足要求,分配剩余功率较大,而本文算法的所有用户要求比特数均可满足,但仿真时间明显增长,总比位数在减少,分配剩余功率变化不定但总大于对比算法的;随着基准比特数的增大,两

种算法的 RT 用户所消耗的功率和子载波数都在增大,但本文算法的功率相对总功率而言略大于对比算法,而其子载波数远少于对比算法;随着基准比特数的增大,两种算法的系统总比特数都在减少,但本文算法的总比特数越来越大大于对比算法的,这是由于对比算法在 RT 用户分配时仅考虑功率资源,而本文算法两种资源同时考虑的结果。

## 5 结论

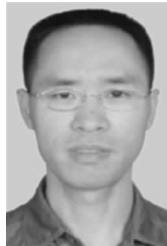
电力线通信要发展,必先解决多用户多业务在功率谱限制等约束下的快速公平接入和系统效率问题,即系统在资源充足或不充足时,先保证各类用户基本服务质量的前提下,尽可能地提高系统传输速率或降低系统消耗功率。本文针对电力线通信 OFDM 系统在每时隙内最大总功率、各 RT 用户要求固定比特、各 NRT 用户要求最小比特、各子载波允许最大功率和比特数约束下,多用户多业务在多子载波上自适应比特和功率分配的多层多目标模型,提出了一种改进 NSGA-II 的功率和速率自适应资源分配单多目标优化遗传算法。在典型电力线信道环境下其仿真结果表明,改进的多目标优化遗传算法的 Pareto 非劣解在目标空间分布均匀,算法收敛性和鲁棒性好;与已有多用户资源分配算法相比,本文算法性能更好且更能满足多用户多业务电力线通信资源分配的多目标要求。

## 参考文献:

- [1] MA Y H, SO P L, GUNAWAN E. Comparison of CDMA and OFDM systems for broadband power line communications[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(4): 1876 - 1885.
- [2] NIKOLAOS P, THEODORE A. Resource allocation management for indoor power-line communications systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 22(2): 893 - 903.
- [3] LEE J, RANJAN V S, JOHN M C. Multiuser bit loading for multicarrier systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2006, 54(7): 1170 - 1174.
- [4] 徐志强, 翟明岳, 赵宇明. 电力线通信 OFDM 系统中多用户资源协调分配[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(25): 56 - 63.  
XU Z Q, ZHAI M Y, ZHAO Y M. Multiuser harmonious resource allocation in power-line communication OFDM systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(25): 56 - 63. (in Chinese)

- [5] 刘淳安, 王宇平. 动态多目标优化的进化算法及其收敛性分析[J]. 电子学报, 2007, 35(2): 1118 - 1121.  
LIU C A, WANG Y P. Evolutionary algorithm for dynamic multi-objective optimization problems and its convergence[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(2): 1118 - 1121. (in Chinese)
- [6] 高玉根, 程峰, 王灿, 等. 基于违约解转化法的遗传算法及其性能分析[J]. 电子学报, 2006, 34(4): 638 - 641.  
GAO Y G, CHENG F, WANG C, et al. A new improved genetic algorithms based on converting infeasible individuals into feasible ones and its property analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(4): 638 - 641. (in Chinese)
- [7] CHUNG M K, CHANG C S. Timetable synchronization of mass rapid transit system using multiobjective evolutionary approach[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 2008, 38(5): 636 - 648.
- [8] SANGHAMITRA B, SRIPARNA S, MAULIK U, et al. A simulated annealing-based multiobjective optimization algorithm: AMOSA[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(3): 269 - 283.

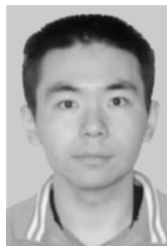
## 作者简介:



徐志强 男, 1975 年 10 月生于湖北咸宁, 博士研究生, 研究方向为电力通信中资源分配。  
E-mail: xu8282836@163.com



翟明岳 男, 1971 年 5 月生于山东沂源, 华北电力大学教授, 研究方向为电力通信中关键技术。  
E-mail: mingyue.zhai@gmail.com



赵宇明 男, 1978 年 8 月生于吉林长春, 清华大学深圳研究生院能源与电工实验室研究所博士后, 研究方向为电力线传输特性和资源分配。  
E-mail: zhaoyim@csg.cn

