

# 基于多维离散粒子群优化的协同 OFDMA 系统跨层资源分配

李为, 熊春林, 王德刚, 张晓瀛, 魏急波

(国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘 要:** 针对多服务情况下协同 OFDMA (orthogonal frequency division multiple access) 系统的资源分配问题, 在基站和中继单独功率约束条件下, 以最大化用户的效用(utility)总和为目标, 提出了一种基于多维离散粒子群 (MDPSO) 的渐进最优资源分配算法。该算法采用多值离散变量来编码粒子位置, 并针对多维离散空间构建了新的基于概率信息的粒子速度和位置更新算法, 且引入变异操作来克服粒子群算法的早熟问题。此外, 还采用了迭代注水法进行最优功率分配。仿真结果表明, 所提算法在总效用、吞吐量和公平性上均明显优于已有资源分配算法。

**关键词:** OFDMA; 资源分配; 离散粒子群优化; 效用函数

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)04-0017-08

## Multi-values discrete particle swarm optimization for cross layer resource allocation in cooperative OFDMA systems

LI Wei, XIONG Chun-lin, WANG De-gang, ZHANG Xiao-ying, WEI Ji-bo

(Department of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The resource allocation problem in cooperative OFDMA systems with mobile stations (MS) on multi-services was investigated. In order to maximize the sum utility of all MS under per-relay power constraint(PPC), an asymptotic optimal resource allocation algorithm based on multi-values discrete particle swarm optimization (MDPSO) was proposed. Unlike the traditional discrete particle swarm optimization (DPSO) algorithm, the proposed one denotes the particle position by discrete multi-value variable. Furthermore, new probability based operations for computing particle velocity and updating particle positions were developed, and the mutation of particle positions was also introduced to overcome the premature convergence problem. The proposed MDPSO can also be applied widely to solve the combinatorial optimization problems (COP). Furthermore, iterative waterfilling was used to complete power allocation. Simulation results show that the proposed method achieves higher sum utility of all MSs and higher degree of user fairness than the existing methods.

**Key words:** OFDMA; resource allocation; discrete particle swarm optimization; utility function

### 1 引言

OFDMA (orthogonal frequency division multiple access) 技术具有较高的频谱利用效率和对抗多径衰落的优良特性, 被普遍认为是当前和未来移动通信网的关键传输技术之一。协同中继技术能显著增加通信网络的覆盖范围和链路的可靠性, 具有广泛

应用前景。基于中继协同的 OFDMA 系统可充分结合 2 种技术的优点, 已经引起了国内外学者们和业界的研究兴趣, 并被 IEEE 802.16j 和 3GPP-LTE 等多个标准组织采纳。

资源分配能显著提高协同 OFDMA 系统的频谱效率和多用户分集增益。协同 OFDMA 系统的资源分配主要包括中继选择、子载波分配和功率分配。

收稿日期: 2012-07-20; 修回日期: 2012-11-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61101096, 61002032, 61372098, 61372099, 61302140, 91338105); 湖南省自然科学基金资助项目(11jj4055)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61101096, 61002032, 61372098, 61372099, 61302140, 91338105); The Natural Science Foundation of Hunan Province (11jj4055)

目前, 已有的工作大部分目标为保证一定公平性的约束条件下最大化系统的吞吐量<sup>[1,2]</sup>。此类方法倾向于将更多资源分配给信道条件较好的用户, 而位于较差信道条件下的用户往往得不到足够的资源。文献[3, 4]针对公平性问题, 采用比例速率约束和最大最小公平性准则来改善公平性, 但是又引入了新的问题, 信道环境很差的用户会占用大量的系统资源, 导致整个系统的吞吐量降低。

为了实现公平性和吞吐量的更优折中, 人们引入效用 (utility) 理论来衡量网络中用户的满意程度<sup>[5-7]</sup>。效用的高低取决于用户的应用层需求。文献[6]研究了协同 OFDMA 系统中基于效用最大化的资源分配问题, 但是只考虑基站和协同节点总功率约束 (TPC, total power constraint) 的条件。实际场景往往需要考虑到基站和中继单独功率约束 (PPC, per-relay power constraint) 的情况, 该约束条件下的资源分配问题更为复杂。

本文以所有用户的总效用最大为优化目标, 研究 PPC 约束条件下的协同 OFDMA 跨层资源分配问题。和以往的研究不同的是, 本文考虑多服务的协同 OFDMA 系统, 且每个用户根据应用层的需求具有自己独立的效用函数, 这更符合实际情况。这样, 资源分配成为一个离散和连续变量混合的多维优化问题, 这是一个 NP 问题。文献[1]研究了 TPC 条件下加权速率最大化资源分配问题, 采用的方法是将离散变量松弛为连续变量, 将问题转化为凸优化问题用对偶法来求解。但是, 多服务情况下, 用户的效用函数存在多样性, 甚至可能是不连续函数, 很难将资源分配问题转化为凸优化问题来求解。

在解析类方法遇到困难时, 启发式智能算法提供了一条有效解决问题的思路, 如粒子群优化 (PSO, particle swarm optimization) 算法。PSO 算法是一种基于群体智能的统计最优化算法, 由 Eberhart 和 Kennedy 受到鸟群捕食的启发在 1995 年提出<sup>[8,9]</sup>, 能够高效求解高度非线性的混合优化问题, 因此在工程中得到广泛应用<sup>[10-12]</sup>。PSO 算法最初用来求解连续变量的优化问题, 现在已有文献针对离散粒子群算法进行了研究, 并将其应用到了离散优化问题中<sup>[13-15]</sup>。然而, 这些方法仅仅将连续空间上的运算法则简单搬移到离散空间中, 没有考虑离散空间的特点。为了更好地提高离散空间的搜索效率, 需要根据离散空间的特点建立起特殊的运算法则。

为解决多服务协同 OFDMA 系统的资源优化问

题, 本文提出了一种多值离散粒子群优化 (MDPSO, multi-values discrete particle swarm optimization) 算法。所提算法根据多维离散空间的特点, 构建了新的基于概率特性的运算法则, 由此建立了粒子速度和位置的更新策略。所提 MDPSO 算法可以广泛用于求解各类高维组合优化问题。仿真结果显示本方法很好的解决了资源优化问题, 效用和公平性 2 个指标相对于目前已有算法均取得了较大的性能提升。

## 2 系统模型和问题阐述

### 2.1 协同 OFDMA 系统模型

如图 1 所示, 所考虑的协同 OFDMA 系统具有 1 个基站 (BS, base station),  $K$  个中继站 (RS, relay station), 和  $M$  个移动站 (MS, mobile station)。系统可供使用的子载波数目为  $N$ , 总带宽为  $W$ , 每个子载波的带宽为  $W/N$ 。BS 和 MS  $m$ 、BS 和 RS  $k$ 、RS  $k$  和 MS 在子载波  $n$  上的信道系数分别表示为  $h_{0,m}^n$ 、 $h_{0,k}^n$  和  $h_{k,m}^n$ 。每个子载波上的噪声为 0 均值循环对称复高斯变量, 方差为  $N_0W/N$ 。

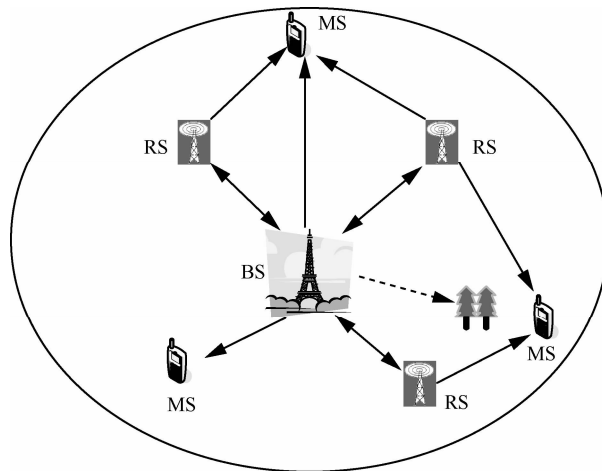


图 1 协同 OFDMA 系统模型

考虑 2 种类型的中继策略: 放大转发 (AF, amplify-and-forward) 和译码转发 (DF, decode-and-forward)。设定每个子载波在同一时刻最多分配给一个用户和一个中继 (没有子载波复用)。中继的处理过程如下: 首先, 基站 (BS) 在子载波  $n$  上以功率  $P_0^n$  发送信号给中继节点 (RS) 和移动站 (MS), 然后, RS  $k$  接收到信号后在相同的子载波上以功率  $P_{k,m}^n$  译码转发或者放大转发给 MS  $m$ 。由文献[16]得到中继用户对 (RS  $k$ , MS  $m$ ) 在子载波  $n$  上的信道容量为

$$r_{k,m}^n = \begin{cases} \frac{W}{N} \text{lb}(1 + \gamma_{0,m}^n + \frac{\gamma_{0,k}^n \gamma_{k,m}^n}{1 + \gamma_{0,k}^n + \gamma_{k,m}^n}), \text{ AF} \\ \frac{W}{N} \text{lb}(1 + \min\{\gamma_{0,k}^n, \gamma_{0,m}^n + \gamma_{k,m}^n\}), \text{ DF} \end{cases} \quad (1)$$

其中,

$$\gamma_{0,m}^n = \frac{P_0^n |h_{0,m}^n|^2}{N_0 W / N}, \gamma_{0,k}^n = \frac{P_{0,k}^n |h_{0,k}^n|^2}{N_0 W / N}, \gamma_{k,m}^n = \frac{P_{k,m}^n |h_{k,m}^n|^2}{N_0 W / N} \quad (2)$$

为了表示方便, 将中继选择方法和子载波分配方案用 2 进制变量  $\rho_{k,m}^n$  表示。  $\rho_{k,m}^n = 1$  表示子载波  $n$  和中继  $k$  分配给用户  $m$ , 否则,  $\rho_{k,m}^n = 0$ 。

这样用户  $m$  的容量可以表示为

$$R_m = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N \rho_{k,m}^n r_{k,m}^n \quad (3)$$

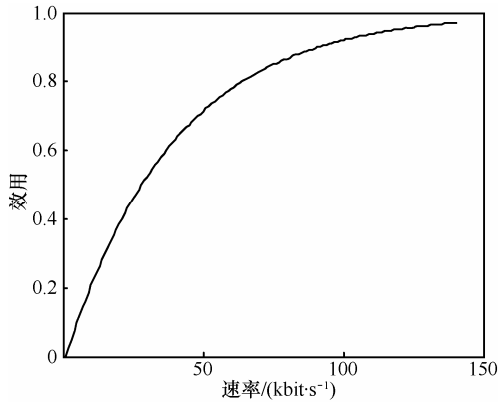


图2 BE 服务效用函数( $C=90$  kbit/s)

## 2.2 效用函数

用户满意的程度可以用效用来表示, 效用是用户速率的函数。采用效用函数进行跨层优化设计可以很好地获得效用和公平性的平衡。针对不同的服务和不同的用户, 会有不同的效用函数<sup>[17]</sup>。本文考虑了 2 种服务类型: 最大努力服务 (BE) 和速率约束服务 (RC)。

最大努力服务 (BE) 的效用函数可以表示为<sup>[18]</sup>

$$U_m(R) = 1 - e^{-a_m R}, R \geq 0 \quad (4)$$

其中,  $a_m = -\ln(0.1)/c_m$ ,  $c_m$  为目标速度。在达到目标速率  $c_m$  时的效用为 0.9。如图 2 所示在速率很低时效用随速率迅速增加, 而速率很高时效用增加的程度变慢。所以在采用效用函数作为最大化目标时, 会倾向于将资源优先分配给速率较低的用户, 这样公平性就得到了保障。

速率约束服务 (RC) 的效用函数可以表示为

$$U_m(R) = \begin{cases} 1, & R \geq R_{\min} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $R_{\min}$  表示用户最低的速率需求。

针对不同的 MS 参数  $a_m$  或  $R_{\min}$  可能具有不同的取值。根据用户的不同需求还可以设置其他效用函数。

## 2.3 问题阐述

本文资源优化的目标是最大化用户的效用总和。优化问题表示为如下。

Problem: P1

$$\max U = \sum_{m=1}^M U_m(R_m) \quad (6)$$

$$\text{s.t. C1: } \sum_{m=1}^M \rho_{k,m}^n P_{k,m}^n - P_k = 0 \forall k \in [0, K] \quad (7)$$

$$\text{C2: } \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \rho_{k,m}^n \leq 1, \forall n \in [1, N] \quad (8)$$

$$\text{C3: } \rho_{k,m}^n \in \{0, 1\} \quad (9)$$

$$\text{C4: } P_{k,m}^n \geq 0, \forall n \in [1, N], k \in [0, K] \quad (10)$$

$$\text{C5: } R_m \geq R_{\min}, \forall m \in S_{RC} \quad (11)$$

其中,  $P_k$  表示基站( $k=0$ )或者中继站( $k=1, 2, \dots, K$ )的最大发送功率; 式(7)为基站和中继站的功率约束; 式(8)和式(9)保证了每个子载波最多分配给一个用户和中继站; 式(11)保证 RC 用户的需求,  $S_{RC}$  表示 RC 用户的集合。明显问题 P1 为带有非线性约束条件的连续和离散变量混合优化问题, 为 NP-hard 问题。在下一节中将采用 MDPSO 算法来求解。

## 3 资源分配算法

前一节定义的资源优化问题, 为离散和连续混合变量优化问题。采取分而治之的办法, 将问题 P1 分为 2 个子问题: 子载波中继分配和功率分配。首先采用均匀功率分配方案, 在此前提下进行子载波和中继分配。最后再进行功率分配获得性能进一步的提升。本节首先介绍 PSO 算法, 然后采用 MDPSO 算法来进行子载波和中继分配, 最后用迭代注水方法进行功率分配。

### 3.1 粒子群优化 (PSO)

粒子群优化算法是一种基于群体智能随机搜索的全局优化算法。搜索过程从问题解的一个初始集合开始, 系统由一群粒子 (particle) 组成。在搜索过程中采取最优解信息共享机制, 即粒子飞行的策

略只是追随自己当前的最好位置和整个群体当前的最好位置，整个群体就实现了对解空间中最好解的搜索。所以粒子群优化算法与其他的群体智能算法不同，在粒子群优化算法中，每个粒子是有记忆的，各自分别保留自己在搜索过程中找到的最好的问题解信息，而群体则保留当前的群体最好解信息。

粒子群算法中的每一个粒子包含着如下信息：

- 1) 粒子位置  $X_i$ ，表示需要优化的变量；
- 2) 粒子速度  $V_i$ ，表示在下次迭代中粒子位置的变化；

3) 个体最优值  $pbest_i$ ，表示单个粒子所经历的最优值；

4) 群体最优值  $gbest_i$ ，表示所有粒子所经历的最优值。

在每次迭代中，每个粒子在空间中各自搜索，它的移动策略将根据自己的经验以及群体最优值共同决定。其速度和位置更新公式为<sup>[19]</sup>

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 r_1 (pbest_i^t - X_i^t) + c_2 r_2 (gbest_i^t - X_i^t) \quad (12)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1}, i \in 1, \dots, n \quad (13)$$

其中， $n$  为粒子个数， $i$  表示粒子编号  $\omega$  为惯性质量表示粒子保持之前速度的程度， $r_1$  和  $r_2$  为 2 个均匀分布在  $[0,1]$  区间内的随机变量， $c_1$  和  $c_2$  为学习因子分别表示粒子靠近自身最优值和群体最优值的权重。从社会心理学的角度来看，式(12)中的第 2 项为认知项表示个体采用自身成功经验的部分，而第 3 项为社会项表示其借鉴其他人成功经验的部分。

假设优化问题为最大化问题，则每个粒子在每次迭代中根据下面公式来更新其个体最优值

$$pbest_i^{t+1} = \begin{cases} pbest_i^t, & f(pbest_i^t) \geq f(X_i^{t+1}) \\ X_i^{t+1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

其中， $f(\cdot)$  为需要优化的函数，这里用来评估粒子的适应度。

而群体最优值为

$$gbest^t = \max_i \{pbest_i^t\} \quad (15)$$

### 3.2 基于 MDPSO 的资源优化算法

传统的粒子群优化算法仅用来求解连续问题。而本文中的资源优化问题是个多维离散空间的优化问题。针对离散问题，粒子位置更新、速度更新等操作需要重新定义。本节将基于概率操作建立 MDPSO 算法，并用于求解资源优化问题。

首先，将子载波中继分配方案编码为离散空间的向量，也对应着粒子的位置。第  $i$  个粒子的位置可以表示为

$$X_i = \{(a_{i1}, b_{i1}), (a_{i2}, b_{i2}), \dots, (a_{in}, b_{in}), \dots, (a_{iN}, b_{iN})\}$$

$$a_{in} \in \{0, 1, \dots, K\}, b_{in} \in \{0, 1, \dots, M\}$$

对应的子载波和中继分配方案为： $a_{in} = k$ ,  $b_{in} = m$ ，表示将子载波  $n$  分配给中继  $k$  和用户  $m$ 。

然后粒子的适应度定义为所有用户的效用总和

$$f(X_i) = \sum_{m=1}^M U_m(R_m) \quad (16)$$

进一步定义离散空间向量的运算如下。

**定义 1** 粒子位置的减法(得到速度)。

给定粒子的 2 个位置

$$X_i = \{(a_{i1}, b_{i1}), (a_{i2}, b_{i2}), \dots, (a_{iN}, b_{iN})\}$$

$$X_j = \{(a_{j1}, b_{j1}), (a_{j2}, b_{j2}), \dots, (a_{jN}, b_{jN})\},$$

它们的距离定义为

$$V_{ij} = X_i - X_j = \{(a_{s1}, b_{s1}), (a_{s2}, b_{s2}), \dots, (a_{sN}, b_{sN})\}$$

其中，

$$a_{sn} = \begin{cases} -1, & a_{in} = a_{jn} \\ a_{in}, & a_{in} \neq a_{jn} \end{cases}, b_{sn} = \begin{cases} -1, & b_{in} = b_{jn} \\ b_{in}, & b_{in} \neq b_{jn} \end{cases} \quad (n=1, 2, \dots, N)$$

$V_{ij}$  中的  $(a_{sn}, b_{sn})$  表示将其第  $n$  项变为  $(a_{sn}, b_{sn})$ ，而  $-1$  表示没有变化。

**定义 2** 粒子位置和速度的加法(得到新的位置)。

给定位置  $X_i = \{(a_{i1}, b_{i1}), (a_{i2}, b_{i2}), \dots, (a_{iN}, b_{iN})\}$  和速度  $V_s = \{(a_{s1}, b_{s1}), (a_{s2}, b_{s2}), \dots, (a_{sN}, b_{sN})\}$ ，定义它们的加法操作为

$$X_j = X_i + V_s = \{(a_{j1}, b_{j1}), (a_{j2}, b_{j2}), \dots, (a_{jN}, b_{jN})\}$$

其中，

$$a_{jn} = \begin{cases} a_{in} & a_{sn} = -1 \\ a_{sn} & a_{sn} \neq -1 \end{cases}, b_{jn} = \begin{cases} b_{in} & b_{sn} = -1 \\ b_{sn} & b_{sn} \neq -1 \end{cases} \quad (n=1, 2, \dots, N)$$

加法操作是减法操作的逆运算，然而此处是不需要满足交换律的。在 MDPSO 算法中，此操作用来更新粒子的位置。

**定义 3** 多个速度的加权相加(得到新的速度)。

给定 3 个粒子速度变量： $V_i = \{(a_{i1}, b_{i1}), (a_{i2}, b_{i2}), \dots, (a_{iN}, b_{iN})\}$ ,  $V_j = \{(a_{j1}, b_{j1}), (a_{j2}, b_{j2}), \dots, (a_{jN}, b_{jN})\}$  和  $V_s = \{(a_{s1}, b_{s1}), (a_{s2}, b_{s2}), \dots, (a_{sN}, b_{sN})\}$  以及 3 个比例因子  $c_1, c_2, c_3 \geq 0$ ，它们的加权相加定义为  $V_0 = c_1 V_i + c_2 V_j + c_3 V_s = \{(a_{01}, b_{01}), (a_{02}, b_{02}), \dots, (a_{0N}, b_{0N})\}$

$b_{0N})\}$ 。

$V_0$  按照如下方式得到。

1)  $d_1 = \text{round}(N \times c_1 / (c_1 + c_2 + c_3))$ ,  $d_2 = \text{round}(N \times c_2 / (c_1 + c_2 + c_3))$   $\text{round}(\cdot)$  表示取最近的整数。

2) 随机地从集合  $D = \{1, 2, \dots, N\}$  中选取  $d_1$  个数, 构成  $D_1$ ; 然后从集合  $D - D_1$  中选取  $d_2$  个数构成集合  $D_2$ , 剩余的数构成  $D_3 = D - D_1 - D_2$ 。

3) 对  $V_0$  中的每一个元素赋值,

$$(a_{0n}, b_{0n}) = \begin{cases} (a_m, b_m), & n \in D_1 \\ (a_{jn}, b_{jn}), & n \in D_2 \\ (a_{sn}, b_{sn}), & n \in D_3 \end{cases} \quad (n=0,1,2,\dots,N)$$

此操作用来完成 MDPSO 算法中的速度更新。

它决定了粒子搜索的方向。其物理意义是在 3 个速度中求得加权合速度。由于离散空间内, 同一直线上任何两不同点的距离相等, 连续域的加权求和在离散空间中没有意义, 这里采用了随机策略, 使其反映了多维离散空间的特点。

**定义 4** 粒子位置的变异操作(得到新的粒子位置)。

如果是适应度函数具有局部最优值, 则粒子在迭代多次后很可能陷入局部最优。为了避免这种现象发生, 引入了变异操作。

给定粒子的位置:  $X_i = \{(a_{i1}, b_{i1}), (a_{i2}, b_{i2}), \dots, (a_{iN}, b_{iN})\}$  和变异因子  $\lambda \in [0, 1]$ 。

设变异后的位置为  $\text{Mutate}(X_i, \lambda) = \{(a_{i1}, b_{i1}), (a_{i2}, b_{i2}), \dots, (a_{iN}, b_{iN})\}$ , 其取值由以下操作得到。

1) 在  $\text{Mutate}(X_i, \lambda)$  中随机选取  $\lambda N$  个元素  $(a_m, b_m)$ 。

2) 对步骤 1) 中所选的  $\lambda N$  个元素进行赋值  $(a_m, b_m) = (\text{round}(K \cdot \text{rand}_1), \text{round}(M \cdot \text{rand}_2))$ ,  $a \in \{0, 1, \dots, K\}, b \in \{0, 1, \dots, M\}$

其中,  $\text{rand}$  表示在  $[0, 1]$  中选取的均匀分布的伪随机标量。

3)  $\text{Mutation}(X_i, \lambda)$  中其余的元素和  $X_i$  中对应元素相同。

变异操作在位置更新中引入了随机因素, 从社会心理学的角度上可以理解为个体的情绪。由此粒子的运动由以下 3 个因素影响: 个体经验 (pbest)、社会效应 (gbest)、个体情绪 (mutation)。

基于以上定义最终得到 MDPSO 算法如下所示。其中, 最大迭代次数取值为 50~100。变异因子  $\lambda$  取值为  $2/N$ 。学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  和惯性质量  $\omega$  均取

为 1。粒子群大小可以根据具体问题来确定, 这里取值为 50。

MDPSO 算法

1) 初始化粒子群

2) 赋值最大迭代次数  $Max\_iterations$

3)  $t=1$

4) while  $t \leq Max\_iterations$  do

5) for each particle  $i$  do

6) 采用式(12)更新粒子速度  $V'_i$

7) 采用式(13)更新粒子位置  $X'_i$

8) 位置变异  $X'_i = \text{Mutate}(X'_i, \lambda)$

9) 采用式(16)计算粒子适应度  $U_i$

10) 采用式(14)更新粒子个体最优值  $pbest_i$

11) end for

12) 采用式(15)更新群体最优  $gbest$

13)  $t = t+1$

14) end while

15) 得到最优解  $gbest$

### 3.3 迭代注水法进行功率分配

上一节采用 MDPSO 算法完成了子载波中继分配问题, 采用的是均匀功率分配方案。当功率资源足够丰富时此方法已经接近最优性能。当功率不充足时, 可以采用功率分配技术来进一步提高性能。此时 P1 转化连续变量的优化问题。假定第一阶段基站到中继站之间的信道很好, 这是符合实际场景的, 因为可以基站和中继节点可以架设较高位置的天线, 达到视距传输, 同时在基站和中继站采用较高增益的天线来改进 SNR。

首先, 由式(6)得到拉格朗日函数为

$$\text{Lag} = \sum_{m=1}^M U_m(R_m) + \sum_{k=1}^K u_k (P_k - \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P_{k,m}^n) + u_0 (P_0 - \sum_{n=1}^N P_0^n) + \sum_{m \in S_{RC}} \lambda_m (R_m - R_{\min}) \quad (17)$$

其中,  $u_k$  为拉格朗日因子。对  $\text{Lag}$  求  $P_{k,m}^n$  的微分得到:

$$\frac{\partial \text{Lag}}{\partial P_{k,m}^n} = \frac{W |h_{k,m}^n|^2}{N(N_0 W / N + P_0^n |h_{0,m}^n|^2 + P_{skm}^n |h_{k,m}^n|^2) \ln 2} - u_k \quad (18)$$

$$\frac{\partial \text{Lag}}{\partial P_0^n} = \frac{W |h_{0,m}^n|^2}{N(N_0 W / N + P_0^n |h_{0,m}^n|^2 + P_{skm}^n |h_{k,m}^n|^2) \ln 2} - u_0 \quad (19)$$

应用 Karush-Kuhn-Tucker (KKT)条件<sup>[20]</sup>, 由式(18)和式(19)得到最优功率分配为

$$P_{k,m}^n = \left( \frac{WA_m}{Nu_k \ln 2} - \frac{N_0 B / N + P_0^n |h_{0,m}^n|}{|h_{k,m}^n|^2} \right)^+ \quad (20)$$

$$P_0^n = \left( \frac{WA_m}{Nu_k \ln 2} - \frac{N_0 B / N + P_{k,m}^n |h_{k,m}^n|}{|h_{0,m}^n|^2} \right)^+ \quad (21)$$

$$A_m = \begin{cases} \lambda_m, & m \in S_{RC} \\ a_m e^{-a_m R_m}, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $(x)^+ = \max\{x, 0\}$ , 因为  $P_0^n$  和  $P_{k,m}^n$  出现在等式右边, 式(20)和式(21)不能直接求解。所以采用迭代注水算法来求解<sup>[21]</sup>。在此过程中每个 RS 轮流执行功率注水, 直到最终的解找到。具体算法如下所示。

迭代注水算法: 迭代注水功率分配

1) 对每个 RS 和 BS 将功率均匀分配在每个子载波上

2) 赋值迭代次数  $Max\_iterations$

3)  $t=1$

4) While  $t \leq Max\_iterations$  do

5) 采用式(20)和式(21), 更新  $P_0^n$ ,  $P_{k,m}^n$

6) 更新  $R_m$

7) End while

#### 4 仿真结果和分析

仿真参数的设置参考了 IEEE 802.16j OFDMA 下行链路系统。考虑低速移动下的 OFDMA 小区网络, 小区半径为 1 km。中继站 (RS) 布置在距离基站 (BS) 2/3 km 的位置。移动站 (MS) 的位置随机均匀分布在整个小区内。详细参数如表 1 所示。设定有 14 个 BE 用户, 其效用函数分别为

$$a_m = \begin{cases} -\ln(0.1)/(5 \times 10^6), & m=1,2,\dots,8 \\ -\ln(0.1)/(2 \times 10^6), & m=9,10,\dots,14 \end{cases}$$

2 个 RC 用户其速率约束为  $R_{min} = 1 \times 10^6$  bit/s。为了对比, 考察了 5 种不同算法组合的性能曲线, 分别是: 1) DPSO 和注水功率分配联合算法 (迭代次数  $t$  为 80); 2) 文献[4]中的最大加权和速率迭代注水算法; 3) 随机子载波分配和注水功率分配; 4) DPSO 和均匀功率分配; 5) DPSO 和注水功率分配联合算法 (迭代次数  $t$  为 20 000)。

表 1	仿真参数
仿真参数	取值
总带宽	4 MHz
噪声功率	-180 dBm/Hz
子载波数目	256
基站发送功率	30 dBm
中继发送功率	20 dBm
小区半径	1 km
中继数目	1~6
用户数目	16
路径衰落	$128.1 + 37.6 \lg(d)$ dB
小尺度衰落模型	SUI 信道
DPSO 粒子群大小	50

图 3 显示了不同 RS 数目时, DPSO 算法的迭代收敛性。可以看到, 总效用随着迭代次数增加而增加, 但达到较高迭代次数时, 逐渐饱和。说明粒子在最初迭代时迅速移动寻找最优值, 而在多次迭代之后逐渐收敛到接近最优值。图中还显示随着 RS 数目的增加, 效用也增加; 但 RS 数目达到 5 时, 性能也已经饱和, 此时再继续增加 RS 数目对性能提升不大。此现象说明, 当小区中 RS 数目达到一定程度后小区容量也将达到饱和。

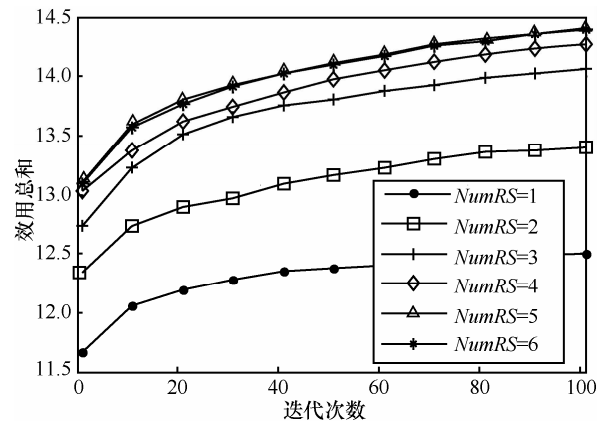


图 3 DPSO 算法的迭代收敛性

图 4 对比了在不同 RS 数目下, 几种算法的效用函数。为了比较, 同时仿真了迭代次数为 80 和 20 000 次的 DPSO 算法性能。可以看出, 所提 DPSO 算法性能最优, 在迭代次数为 80 次时已经取得明显优于文献[4]中算法的性能。从图中还可观察到即使是采用等功率分配的 DPSO 算法, 其性能也可以达到较好值。这是因为子载波分配和中继分配保证了每个信道尽可能获得较高的 SNR, 而低 SNR 的信道被丢弃。在高 SNR 的情况下, 等功率分配是

近似最优分配方案。所以可以得知，在资源分配中，子载波分配和中继选择占据了更为重要的地位。

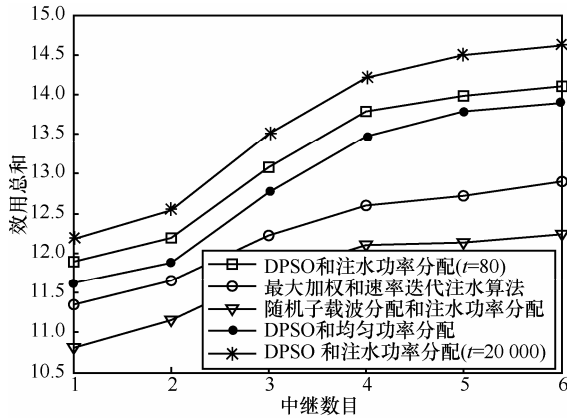


图 4 不同 RS 数目下各种算法效用函数对比

图 5 对比了在不同 RS 数目下几种算法的吞吐量。可以看到所提 DPSO 算法的性能最优，在迭代次数为 20 000 次时，相比文献[4]中的算法性能提升了接近一倍；在迭代次数为 80 次时，有约 50% 的性能提升。只利用 DPSO 进行子载波和中继分配，而采用等功率分配时，性能相比文献[4]中的算法也有约 20% 的提升。由此看来，所提 DPSO 智能算法在离散和连续变量优化问题上性能比传统算法有明显优势。

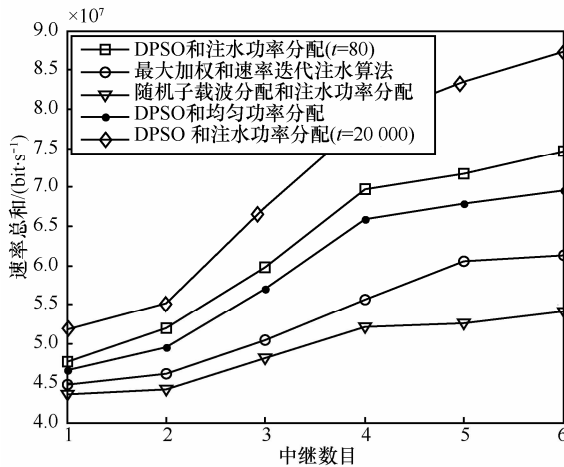


图 5 不同 RS 数目下各种算法吞吐量对比

图 6 仿真了各种算法的公平性指标。其中公平性指数定义为  $FI = \left( \sum_{m=1}^M R_m \right)^2 / \left( M \sum_{m=1}^M R_m^2 \right)$ ,  $FI$  为分布在区间  $[1/M, 1]$  中的正实数，其值越大代表公平性越好。从图 6 中可以看到，所提算法的公平性也优于其他算法。这是因为所提算法采用了图 2 所示效用

函数曲线，会倾向于将资源优先分配给速率较低的用户，这样公平性就得到了保障。

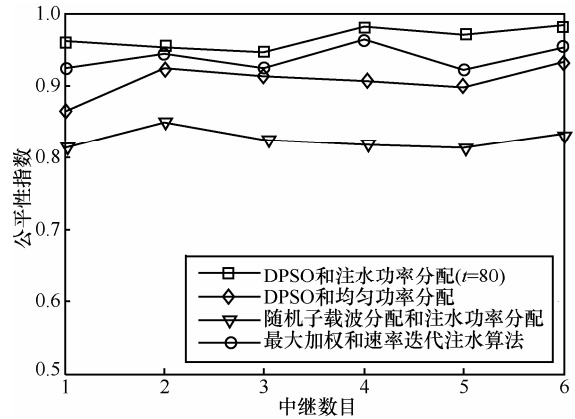


图 6 各种算法公平性指数对比

表 2 各算法耗费时间对比 (CPU AMD Athlon 64×2 双核处理器 3 800+ 2.0 GHz, 2 GB RAM)

算法	消耗时间/ms
DPSO 和注水功率分配 (迭代次数 $t$ 为 80)	436
DPSO 和均匀功率分配	398
随机子载波分配和注水功率分配	39
最大加权和速率迭代注水算法	134

表 2 进一步对各种算法的复杂度进行了比较，显示了各种算法在计算机上的运行时间。其中，RS 数目为 6。可以看到，所提算法运算时间约为文献 [4] 算法的 3 倍。注意到此结果由 CPU 上通过串行方式运行得到。实际中可以采用并行方式在 FPGA (field programmable gate array) 硬件上实现，而所提粒子群算法中各个粒子各自分别寻优，具有天然并行特性。理论上通过并行设计可将运行时间减少到约  $1/N$  ( $N=50$  为粒子群中粒子数量)。所以本算法将来在工程应用中运算时间上也具备一定优势。

### 5 结束语

本文研究了协同 OFDMA 系统的跨层资源分配问题。考虑了多用户多服务的场景，即不同用户具有不同的效用函数。将此问题建模为离散连续变量的联合优化问题。根据多维离散空间的特点构建了新的 MDPSO 算法。此算法适合求解高维度离散空间优化问题，可以被广泛应用于解决各类大规模组合优化问题。利用所提 MDPSO 算法来进行子载波分配和中继选择，并用迭代注水法进行功率分配。仿真结果显示所提算法在效用函数和公平性 2 个指标上均明显优于已有算法。

## 参考文献:

- [1] WANG T, VANDENDORPE L. WSR maximized resource allocation in multiple DF relays aided OFDMA downlink transmission[J]. IEEE Trans Signal Process, 2011, 59(8):3964-3976.
- [2] LI H X. Dynamic resource allocation in OFDMA-Based DF cooperative relay networks[J]. Wireless Personal Communications, 2012, 62(3):655-670.
- [3] TASSIULAS L, SARKAR S. Maxmin fair scheduling in wireless networks[A]. IEEE infocom'02[C]. New York, 2002.763-772.
- [4] PAN Y W, NIX A, BEACH M. Distributed resource allocation for OFDMA-based relay networks[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2011, 60(3): 919-931.
- [5] KATOOZIAN M, NAVAIE K, YANIKOMEROGLU H. Utility-based adaptive radio resource allocation in OFDM wireless networks with traffic prioritization[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2009, 8:66-71.
- [6] LIU C, ZHANG S, QIN X. Utility-based resource allocation in OFDMA relay networks with service differentiation[A]. IEEE WCNC[C].Cancun, Quintana Roo, 2011.72-77.
- [7] FATHI M, TAHERI H. Utility-based resource allocation in orthogonal frequency division multiple access networks[J]. Iet Communications, 2010, 4(12): 1463-1470.
- [8] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[A]. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine Human Science[C]. Nagoya, Japan, 1995.39-43.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Piscataway, NJ, 1995.39-43.
- [10] MAHDAD B, BOUKTIR T, SRAIRI K. Strategy based PSO for dynamic control of UPFC to enhance power system security[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2009, 4(3):315-322.
- [11] RAGLEND I J, RAGHUVEER C, AVINASH G R, *et al.* Solution to profit based unit commitment problem using particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(4): 1247-1256.
- [12] FU X, LI A Q, WANG L P, *et al.* Short-term scheduling of cascade reservoirs using an immune algorithm-based particle swarm optimization[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2011, 62(6): 2463-2471.
- [13] SHARMA N, TARCAR A K, ANTONY V, *et al.* On the use of particle swarm optimization for adaptive resource allocation in orthogonal frequency division multiple access systems with proportional rate constraints[J]. Information Sciences, 2012, 182(1):115-124.
- [14] YUSOFF M, ARIFFIN J, MOHAMED A. An improved discrete particle swarm optimization in evacuation planning[A]. IEEE International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition[C]. Malacca, 2009. 49-53.
- [15] PAREEK U, LEE D C. Resource allocation in bidirectional cooperative cognitive radio networks using swarm intelligence[A]. IEEE Symp. Swarm Intelligence[C]. Paris, 2011.1-7.
- [16] LANEMAN J, TSE D, WORNELL G. Cooperative diversity in wireless networks: efficient protocols and outage behavior[J]. IEEE Trans Inf Theory, 2004, 50(12):3062-3080.
- [17] SONG G, LI Y G. Cross-layer optimization for OFDM wireless networks—part I: theoretical framework[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2005, 4:614-624.
- [18] WEN-HSING K L, WAN J L. Utility-based resource allocation in wireless networks[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2007, 6:3600-3606.
- [19] HU X, SHI Y, EBERHART R. Recent advances in particle swarm[A]. IEEE International Congress on Evolutionary Computation[C]. 2004. 90-97.
- [20] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge: Cambridge Univ Press, 2004.
- [21] YU W, RHEE W, BOYD S, *et al.* Iterative waterfilling for Gaussian vector multiple access channels[J]. IEEE Trans Inf Theory, 2004, 50(1):145-151.

## 作者简介:



李为 (1984-), 男, 湖北当阳人, 博士, 国防科学技术大学讲师, 主要研究方向为无线通信资源分配、物理层安全技术。



熊春林 (1981-), 男, 湖北麻城人, 博士, 国防科学技术大学讲师, 主要研究方向为通信信号处理。



王德刚 (1974-), 男, 黑龙江依安人, 博士, 国防科学技术大学讲师, 主要研究方向为通信信号处理、软件无线电。



张晓瀛 (1980-), 女, 湖南益阳人, 博士, 国防科学技术大学讲师, 主要研究方向为 OFDM、MIMO、迭代信号处理。



魏急波 (1967-), 男, 湖北汉川人, 博士, 国防科学技术大学教授、博士生导师, 主要研究方向为软件无线电技术、通信信号处理、无线网络。