

基于改进粒子群算法的分布式天线系统跨层功率分配方案^①

唐苏文^② 陈 明^③

(东南大学移动通信国家重点实验室 南京 210096)

摘 要 结合数据链路层的队列状态信息和物理层的信道状态信息定义了系统的吞吐量系数和公平性系数,建立了分布式天线系统跨层功率分配的离散速率集优化模型。对粒子群优化算法的初始群体产生、粒子更新等步骤进行了改进,形成了改进粒子群算法(IMPSO)。利用 IMPSO 进行了动态功率分配和跨层优化。数值仿真结果表明,IMPSO 能够取得很好的队列时延性能,选取不同的权重可对系统吞吐量性能和公平性性能产生重要影响,IMPSO 获得的系统吞吐量性能和公平性性能较之功率固定分配算法(AP)均有较大幅度的提高。

关键词 功率分配,分布式天线系统(DAS),跨层优化,改进粒子群算法(IMPSO)

0 引 言

分布式天线系统(distributed antennas system, DAS)将多根天线分散放置在小区的不同位置,并通过光纤、电缆或无线传输方式将这些天线统一连接到基站,减小了天线离移动用户的平均距离,可以提高系统无线信号的覆盖能力和系统容量,因而成为未来公共无线接口发展的一种新趋势^[1,2]。

功率分配是分布式天线系统必不可少的资源管理技术之一,它直接影响到系统的总体性能。目前有关功率分配的研究主要针对集中式系统^[3-8],有关分布式天线系统功率分配的研究较少^[9,10]。文献[3]最早研究了混合业务直接序列扩频码分多址(DS-CDMA)系统的最优功率分配;文献[4]以系统总发射功率最小为目标,研究了多用户正交频分复用(OFDM)系统的子载波分配、比特加载和功率分配;文献[5]以最大化系统和速率容量为目标,研究了上行 OFDM 系统的载波分配和功率分配,给出了载波和功率联合分配算法;文献[6]研究了超宽带系统的下行跨层速率和功率分配,在建立多层优化模型的基础上提出了深度优先算法和广度优先算法,但深度优先算法系统公平性较差,广度优先算法系统吞吐量性能较差;文献[7]提出了一种对多用户 OFDM 系统进行速率和功率分配的基于分支定界的启发式

算法,收到了较好的系统性能;文献[8]研究了分层多输入多输出(MIMO)中继系统两种不同业务间的功率分配;文献[9,10]研究了在系统总功率、用户最小速率等约束条件下和速率容量达到最大的下行子载波和功率分配算法;但这些算法都没有考虑队列信息,属于单层优化。粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是一种进化计算技术,具有步骤简单、可调参数少等优点^[11],目前在通信中的路由及资源管理中有所应用^[12]。

本文针对支持多个业务传输的下行分布式天线系统,在假设每个用户的子信道分配已经完成的情况下,结合数据链路层的队列状态信息(queue state information, QSI)和物理层的信道状态信息(channel state information, CSI)定义了系统的吞吐量系数和公平性系数,然后建立了多业务分布式天线系统功率分配的离散速率集优化模型,利用改进粒子群算法(IMPSO)进行系统的动态功率分配及跨层优化。

1 系统模型

研究支持下行多业务传输的单小区分布式天线蜂窝移动通信系统中的跨层功率分配问题。设系统有 M 根天线按一定规则分布在小区内,小区内有若干移动用户,假设每个移动用户使用一根接收天线接收信号。每个用户的数据包到达基站后,被存储

① 863 计划(2007AA01Z207),新世纪人才计划和东南大学移动通信国家重点实验室研究课题(2008AA06)资助项目。

② 男,1982 年生,硕士;研究方向:移动通信系统中的无线资源管理;E-mail:hzhtsw1982@163.com

③ 通讯作者,E-mail: chenming@seu.edu.cn

(收稿日期:2008-11-24)

在基站的相应缓冲队列中,并且按照先入先出(FIFO)的规则通过小区的 M 根发送天线同时传输给相应的用户。不失一般性,假设系统采用 OFDM 的方式划分正交信道,基站为每个移动用户分配一个正交子信道进行下行业务传输。移动用户能够通过信道估计算法测量信道的参数,并能通过反馈信道将所测量的信道状态信息(CSI)反馈给基站。这样,基站就可以根据数据链路层的队列状态信息(QSI)和物理层的 CSI 在每个传输时间间隔(transmit time interval, TTI)内自适应地调整不同用户的传输功率,并进行相应的自适应调制编码,从而优化系统整体性能。

假设系统中有 K 个移动用户,这 K 个移动用户订阅的业务分别记为 $S_1, S_2, \dots, S_K$, K 个用户的业务在一个 TTI 内在基站中的缓存量为 $u_1, u_2, \dots, u_K$ 比特。设 K 个用户的传输符号为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_K)^T \in \mathbb{C}^K$, 其中上标 T 表示矩阵或向量的转置。假设信号向量 $\mathbf{X}$ 的协方差矩阵 $E\{\mathbf{X}\mathbf{X}^H\} = \mathbf{I}_K$, 其中 $E\{\cdot\}$ 表示求期望,上标 H 表示矩阵或向量的共轭转置, $\mathbf{I}_K$ 为 $K \times K$ 的单位矩阵。假设信道是慢变的,设信道矩阵为 $\mathbf{H} = (h_{k,m})_{K \times M}$, 其中 $h_{k,m}$ 为第 m 根发送天线到第 k 个用户的信道响应,设矩阵 $\mathbf{H}$ 的所有元素都相互独立,此外,对于任意的 k 和 m , $h_{k,m}$ 是一个实部和虚部独立同分布的复高斯随机变量。移动用户 k 接收到的下行信号为

$$y_k = \sum_{m=1}^M h_{k,m} \sqrt{p_{k,m}} x_k + n_k, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中, $p_{k,m}$ 为基站在天线 m 上分配给用户 k 的功率, n_k 为移动用户 k 接收机端的加性高斯白噪声,其功率为 σ^2 , 则在一个 TTI 内用户 k 的接收信噪比(SNR)为

$$\gamma_k = \frac{1}{\sigma^2} \left(\sum_{m=1}^M \sqrt{p_{k,m}} |h_{k,m}| \right)^2 \quad (2)$$

假设在每个 TTI 内, K 种业务只能以 N 种可供选择的速率下传,这 N 种速率分别为 $R^{(1)}, R^{(2)}, \dots, R^{(N)}$, 满足下列不等式

$$0 \triangleq R^{(0)} < R^{(1)} < R^{(2)} < \dots < R^{(N)} < \infty \quad (3)$$

与这 N 种速率对应的最低 SNR 门限设为 $\gamma^{(0)}, \gamma^{(1)}, \dots, \gamma^{(N+1)}$, 且满足

$$0 \triangleq \gamma^{(0)} < \gamma^{(1)} < \dots < \gamma^{(N)} < \gamma^{(N+1)} \triangleq \gamma_{\max} \quad (4)$$

设用户 k 在一个 TTI 的 SNR 为 γ_k , 若 $\gamma_k \in [\gamma^{(n)}, \gamma^{(n+1)})$, 则此时只能选择 $R^{(n)}$ 作为下行传输速率, 故用户 k 的下行传输速率 R_k 和 γ_k 之间的关系为

$$R_k = \sum_{n=0}^N R^{(n)} [U(\gamma_k - \gamma^{(n)}) - U(\gamma_k - \gamma^{(n+1)})] \quad (5)$$

其中 $U(x)$ 为 Heaviside 单位阶跃函数

$$U(x) \triangleq \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

用户 k 在一个 TTI 内传输的业务量为

$$s_k = TR_k \quad (7)$$

其中 T 为一个 TTI 持续的时间。由于在一个 TTI 用户 k 的业务缓存量为 u_k , 因此用户 k 在这个 TTI 内的最大吞吐量为

$$\bar{R}_k = \frac{u_k}{T} \quad (8)$$

显然所有用户的功率总和具有上限, 即

$$\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M p_{k,m} \leq P_{\text{total}} \quad (9)$$

设所有用户的业务都为弹性业务, 为了保证用户的服务质量(QoS)要求, 每种业务都有其最低 SNR 门限, 设用户 k 的最低 SNR 门限为 Γ_k , 设在一个 TTI 内, 若用户 k 的 SNR $\gamma_k \geq \Gamma_k$, 令 $d_k = 1$, 否则令 $d_k = 0$ 。定义系统的公平性系数为

$$\zeta \triangleq \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d_k \quad (10)$$

定义系统的吞吐量系数为

$$\xi \triangleq \frac{\sum_{k=1}^K d_k R_k}{\sum_{k=1}^K \bar{R}_k} \quad (11)$$

本文所研究的功率分配是一个多目标优化问题, 第一个目标是最大化系统吞吐量系数 ξ , 第二个目标是最大化系统公平性系数 ζ , 但同时达到这两个目标的功率分配矩阵 $\mathbf{P} \triangleq (p_{k,m})_{K \times M}$ 在很多场合不存在, 因此本文采用加权求和的方法折中这两个目标, 也即用 $f(\mathbf{P}) = \kappa_1 \xi + \kappa_2 \zeta$ 作为目标函数, 其中 κ_1 和 κ_2 分别为 ξ 和 ζ 的权重, $0 \leq \kappa_1, \kappa_2 \leq 1$ 且 $\kappa_1 + \kappa_2 = 1$ 。因此, 功率分配问题的离散速率集优化模型为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{P}} f(\mathbf{P}) \\ & s.t. \begin{cases} p_{k,m} \geq 0 \\ \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M p_{k,m} \leq P_{\text{total}} \\ k = 1, 2, \dots, K, m = 1, 2, \dots, M \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

式(12)是一个复杂的组合优化问题,目前没有有效的方法获得该问题的最优解,提出一种简单快速的全局搜索算法有很大的应用价值,下文拟用改进粒子群算法优化式(12)。

2 跨层功率分配方案

粒子群算法模拟鸟群觅食的过程,其基本思想是从初始粒子群也即一组候选解开始迭代,所有粒子都有一个与优化函数有关的适应度值,所有粒子通过追随当前的最优粒子在解空间中进行搜索,重复这个过程,直到满足某个收敛条件为止。粒子群算法的主要步骤如下:(1)产生初始粒子群;(2)评价粒子的优劣;(3)对粒子进行更新;(4)如果满足收敛条件,结束算法;如果不满足,返回(2)。下面给出求解式的改进粒子群算法的几个关键步骤。

2.1 初始粒子群的产生和适应度函数

粒子群中的每个粒子都是优化问题的一个可行解,根据式(12),确定粒子的结构为 $\mathbf{P} = (p_{k,m})_{K \times M}$ 。一般地,初始粒子群的产生是随机进行

的,但考虑到功率分配问题的实时性要求,初始粒子最好能分布在最优解附近,这样,经过有限次迭代,粒子向最优解逼近;另一方面,为了防止算法陷入局部最优解,改进粒子群算法将式(12)的可行域分为一些小的区域,然后在每个小的可行域内共选取 N_{PSO} 个可行解作为初始粒子群。在粒子群算法中,粒子适应度值的大小表示粒子的优劣,这里的适应度函数取为式(12)的目标函数。

2.2 粒子更新过程

根据粒子群算法的原理,在每次迭代中,每个粒子通过跟踪局部最优粒子和全局最优粒子更新自己,其中,局部最优粒子是当前该粒子本身找到的最优解,而全局最优粒子是当前所有粒子找到的最优解。为了使算法收敛,改进粒子群算法引入接受机制,若更新后的粒子优于更新前的粒子,则以概率 1 接受更新后的粒子为当前粒子;否则以较小的概率接受更新后的粒子为当前粒子,粒子更新的算法如表 1 所示。为了保证算法的收敛性,改进粒子群算法采取保护措施,将每次迭代粒子群中的最劣粒子替换为全局最优粒子。

表 1 粒子更新算法

步骤 1	记更新前的粒子为 $\mathbf{P}$, 计算其适应度值 f ;
步骤 2	按式更新粒子
	$\mathbf{P}' = (1 - w_1 - w_2)\mathbf{P} + w_1\mathbf{P}_L + w_2\mathbf{P}_G \quad (13)$ 其中, $\mathbf{P}_L$ 为局部最优粒子, $\mathbf{P}_G$ 为全局最优粒子, w_1 为 $[0,1)$ 之间的随机数, w_2 为 $[0,1 - w_1)$ 之间的随机数;
步骤 3	计算 $\mathbf{P}'$ 的适应度值 f' ; 若 $f' \geq f$, 则令 $\mathbf{P} = \mathbf{P}'$; 否则以概率 P_{rev} 令 $\mathbf{P} = \mathbf{P}'$ 。

2.3 终止条件

改进粒子群算法会向前迭代去搜寻最优功率分配矢量,直到终止条件满足。当算法所找的最优解不再变化时,算法终止,为了保证系统的实时性要求,设定最大迭代次数为 N_{ITE} 。

2.4 复杂度分析

由以上的步骤可知,改进粒子群算法的迭代复杂度为 $O(N_{\text{ITE}}N_{\text{PSO}}KM^2)$, 因此,改进粒子群算法能够满足系统的实时性要求。

2.5 收敛性分析

定理 1 本文所提改进粒子群算法依概率 1 收敛到式(12)的最优解。

证明 设式(12)的可行域为 Ω , 最优解为 $\mathbf{P}^*$, 对于任意小的 $\epsilon > 0$, 记 $D_0(\mathbf{P}^*) = \{\mathbf{P} \mid |f(\mathbf{P}) - f(\mathbf{P}^*)| < \epsilon\}$, $D_1(\mathbf{P}^*) = \Omega \setminus D_0(\mathbf{P}^*)$, 如果迭代 t

代后的粒子群 $N(t)$ 中至少有一个粒子在集合 $D_0(\mathbf{P}^*)$ 内, 则认为 $N(t)$ 属于状态 S_0 , 否则认为 $N(t)$ 属于状态 S_1 , 那么,改进粒子群算法的粒子群序列 $N(t)$ 构成两状态的 Markov 链, 且转移概率 $\pi_{0,0} = 1$ 。可以证明,存在常数 $\delta \in (0,1)$, 使得 $\pi_{1,1} < \delta$ 。

设 $\mathbf{P}(t)$ 为粒子群 $N(t)$ 中的任意一个粒子, 定义事件 A_t 为 $|f(\mathbf{P}(t)) - f(\mathbf{P}^*)| \geq \epsilon$, 记 $P_t = \Pr\{A_t\}$, 如果存在 $t' \in \{1,2,\dots,t\}$, 有 $|f(\mathbf{P}(t')) - f(\mathbf{P}^*)| < \epsilon$, 则 t' 代以后粒子群的状态均为 S_0 , 此时 $P_t = 0$; 如果对任意的 $t' \in \{1,2,\dots,t\}$, $|f(\mathbf{P}(t')) - f(\mathbf{P}^*)| \geq \epsilon$, 则粒子群 $N(t)$ 的状态为 S_1 , 此时 $P_t = \pi_{1,1}^t < \delta^t$, 则

$$\sum_{t=1}^{\infty} P_t = \sum_{t=1}^{\infty} \pi_{1,1}^t < \sum_{t=1}^{\infty} \delta^t = \frac{\delta}{1-\delta} < \infty \quad (14)$$

又由 $\bigcup_{i>n+1} A_i \subset \bigcup_{i>n} A_i$ 知

$$\bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{i>n} A_i = \emptyset \quad (15)$$

所以

$$\Pr\{\bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{i>n} A_i\} = 0 \quad (16)$$

故 $\Pr\{\lim_{t \rightarrow \infty} f(\mathbf{P}(t)) = f(\mathbf{P}^*)\} = 1$, 即改进粒子群算法依概率 1 收敛到式的最优解。

3 仿真结果及分析

本节的数值仿真验证本文所提改进粒子群算法 (IMPSO) 的性能, 并与固定功率分配算法 (AP) 进行比较, 其中, AP 算法将系统的发射功率在各天线及用户之间平均分配。

设小区中心的坐标为 $(0, 0)$, 小区半径为 1000m, 系统采用 0.5ms 的子帧, 即每个 TTI 为 0.5ms, 每个子帧由 6 个 OFDM 符号组成, 每个子信道的带宽为 15kHz。无线信道模型考虑了路径损耗、阴影衰落和多径衰落。路径损耗采用 Hata 模型, $L_{\text{path}} = 128.1 + 37.6 \log_{10}(d/1000)$, d 为移动用户到基站的距离, 单位为 m; 阴影衰落服从均值为 0, 方差为 8dB 的对数正态分布; 多径衰落使用经典 Doppler 功率谱的 Jakes 模型, 用预生成的办法存储在文件中。

设系统总的发射功率 $P_{\text{total}} = 5\text{W}$, 小区内放置的 M 根发射天线均匀地分布在以 $(0, 0)$ 为圆心, 半径为 500m 的圆周上, 8 个移动用户随机的分布在小区内, 如图 1 所示。设业务 $S_1, S_2, \dots, S_8$ 在每个 TTI 到达一次, 到达的业务量服从 $(0, \beta_k]$ 上的均匀分布, 其中 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 为 2bit, $\beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8$ 为 4bit; 设 $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \Gamma_4$ 为 5dB; $\Gamma_5, \Gamma_6, \Gamma_7, \Gamma_8$ 为 7dB; 4 种可供选择的速率为 $\{1, 2, 4, 8\} \text{ kbps}$, 对应的 SNR 门限为

$\{-10, -6, 0, 8, 18, 30\} \text{ dB}$; 用户接收机的背景噪声功率 $\sigma^2 = 1.5 \times 10^{-12} \text{ W}$; 设初始粒子群的规模 $N_{\text{PSO}} = 30$, 算法最大迭代次数 $N_{\text{ITE}} = 30$, 接受概率 $P_{\text{acc}} = 0.1$ 。

基站所有业务的平均队列长度可以反映算法的时延性能, 图 2 所示为当 $M = 4$ 和 $M = 8$ 时系统分别采用 IMPSO 算法和 AP 算法基站的平均队列长度随仿真时间变化曲线。由仿真结果不难看出, κ_1 分别取 0.05, 0.5, 0.95 时 IMPSO 算法的平均队列长度明显小于 AP 算法的队列长度, 并且当 $M = 8$ 时 IMPSO 算法的平均队列长度几乎为零, 而此时 AP 算法队列平均长度随仿真时间增长比较剧烈; 这说明 IMPSO 算法能够获得几乎最优的队列时延性能, 其性能远远优于 AP 算法, 原因是 IMPSO 算法以最大化系统吞吐量系数为目标之一, 功率分配的过程中考虑了队列长度的影响。图 3 所示为系统吞吐量系数和公平性系数随系统天线数的变化情况。图 3 的仿真结果表明, 在总发射功率不变的情况下, 系统吞吐量系数和公平性系数均随着天线数的增多而增大, 当系统的发射天线数超过 10 后, 系统可获得较高的吞吐量和公平性性能, 这在集中式天线系统中是不可能实现的, 这正是分布式天线系统的优势所在。此外, κ_1 取不同值时系统的吞吐量性能和公平性性能也不尽相同: 当 $\kappa_1 = 0.95$ 时, 目标函数中吞吐量系数的权重高于公平性系数的权重, 因此优化的结果是 $\kappa_1 = 0.95$ 时系统吞吐量系数比 $\kappa_1 = 0.05$ 时高; 同理, $\kappa_1 = 0.05$ 时系统公平性系数权重比 $\kappa_1 = 0.95$ 时高; 优化的结果是 $\kappa_1 = 0.05$ 时系统公平性系数比 $\kappa_1 = 0.95$ 时高; $\kappa_1 = 0.5$ 时系统性能介于以上两者之间; 这与图 3 的仿真结果基本相符。

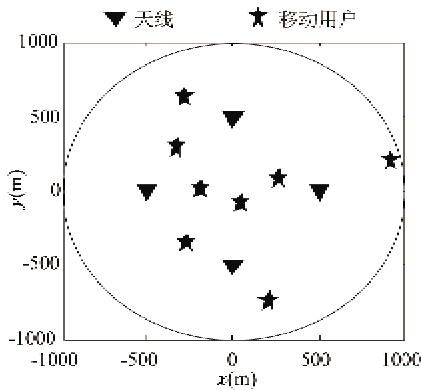


图 1 移动用户位置分布

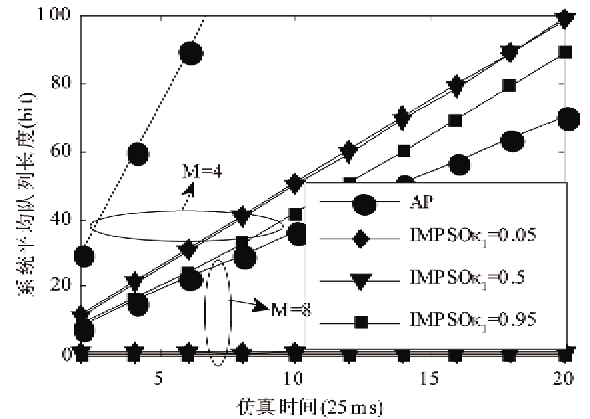


图 2 系统队列时延性能

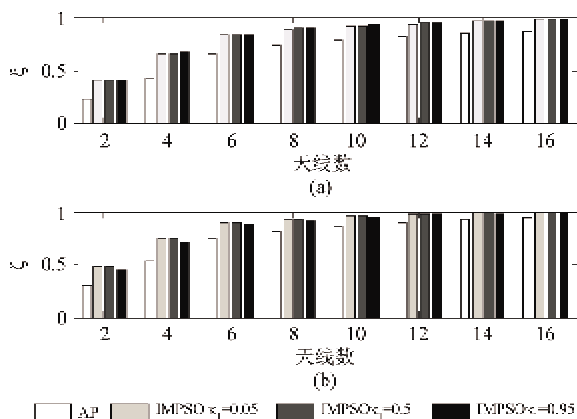


图 3 系统吞吐量和公平性性能

4 结 论

本文提出了一种适用于分布式天线系统的下行跨层功率分配方案。该方案同时考虑数据链路层的 QSI 和物理层的 CSI, 定义了系统的吞吐量系数和公平性系数, 提出了改进粒子群算法进行跨层功率分配, 避免了功率分配的浪费。仿真结果表明本文所提跨层功率分配方案能够取得较好的系统队列时延、系统吞吐量和系统公平性性能。

参考文献

[1] Zhou S D, Zhao M, Xu X B, et al. Distributed wireless communication system: a new architecture for future public wireless access. *IEEE Communications Magazine*, 2003, 41(3): 108-113

[2] 尤肖虎, 赵新胜. 分布式无线电和蜂窝移动通信网络结构. *电子学报*, 2004, 32(12A): 16-21

[3] Zou J, Bhargava V K. Optimized power allocation for mixed rate traffic in DS-CDMA cellular system. *Electronics Letters*, 1995, 31(22): 1902-1903

[4] Wong C Y, Cheng R S. Multiuser OFDM with adaptive subcarrier bit and power allocation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1999, 17(10): 1747-1758

[5] Kim H, Kim Y, Han S L, et al. Joint subcarrier and power allocation in uplink OFDMA systems. *IEEE Communications Letters*, 2005, 9(6): 526-528

[6] Liu Y, Kwok Y K, Wang J. Downlink TCP performance under cross layer rate and power allocation in infrastructure TH-PPM UWB networks. In: *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Communications*, Glasgow, Scotland, UK, 2007. 6135-6140

[7] Feiten A, Mathar R, Reyer M. Rate and power allocation for multiuser OFDM: an effective heuristic verified by branch-and-bound. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(1): 60-64

[8] Choi J. Power allocation for two different traffics in layered MIMO systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(10): 3942-3950

[9] Xu W, Niu K. Time-frequency resource allocation for min-rate guaranteed services in OFDM distributed antenna systems. In: *Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference*, Washington D. C., USA, 2007. 3714-3718

[10] Song X, He Z. A hierarchical resource allocation for OFDMA distributed wireless communication systems. In: *Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference*, Washington D. C., USA, 2007. 5195-5199

[11] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, 1995. 1942-1948

[12] Saad M, Muhaureq S A. Joint routing and radio resource management in multihop cellular networks using particle swarm optimization. In: *Proceedings of National Radio Science Conference*, Tanta, Egypt, 2008. 1-9

The IMPSO-based cross-layer power allocation scheme in distributed antennas systems

Tang Suwen, Chen Ming

(National Mobile Communication Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract

A cross-layer power allocation scheme for distributed antennas systems is proposed in this paper. From a cross-layer perspective, the system throughput coefficient and the fairness coefficient are defined by taking both queue state information in the data-link layer and channel state information in the physical layer into consideration. Then, an optimal power allocation model based on discrete rates is established. The steps such as generating of initial population and particle updating of the particle swarm optimization (PSO) algorithm are improved to make up the improved particle swarm optimization algorithm (IMPSO) to conduct power allocation. The simulation results show that the IMPSO can obtain the lower queue delay and selection of different weights can influence the system throughput coefficient and fairness coefficient significantly. The system throughput coefficient and fairness coefficient obtained by the IMPSO can increase more considerably than those by the fixed power allocation algorithm.

Key words: power allocation, distributed antennas system (DAS), cross-layer optimization, improved particle swarm optimization algorithm (IMPSO)