

文章编号: 2095-4980(2017)01-0029-07

超密集异构蜂窝网多维资源联合优化算法

辛 杰, 赵力强, 张耀元

(西安电子科技大学 通信工程学院, 陕西 西安 710071)

摘 要: 作为 5G 的关键技术, 超密集组网(UDN)可以大幅度提高网络容量和用户体验, 但其性能严重受限小区间干扰。针对超密集异构蜂窝网络的无线资源高效管理问题, 提出了一种多维无线资源联合分配算法。为了在保障用户服务质量的前提下, 最大化系统能效, 将时频资源与功率资源的最优分配问题建模为有约束的组合优化问题。由于这是一个 NP-hard 问题, 求解比较困难。因此, 采用分步优化+迭代搜索策略: 首先基于模拟退火算法进行时频资源优化分配, 并引入粒子删减和回火升温过程以提高搜索速度和避免落入局部最优陷阱; 然后采用拉格朗日乘子法进行功率最优分配; 最后, 通过多次迭代, 逼近全局最优解。仿真结果表明, 提出的联合资源分配算法能够保障用户间的公平性并且有效提高系统能效与网络吞吐量, 同时具有更快的收敛速度和更高的收敛精确度。

关键词: 超密集异构蜂窝网络; 能效; 联合资源分配; 模拟退火算法; 拉格朗日乘子法

中图分类号: TN999.7

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201701.0029

Joint radio resource allocation algorithm for ultra-dense heterogeneous cellular networks

XIN Jie, ZHAO Liqiang, ZHANG Yaoyuan

(School of Communication Engineering, Xidian University, Xi'an shaanxi 710071, China)

Abstract: Ultra-Dense Network(UDN), which is the key technology of 5G mobile communications, can greatly improve the network capacity and user throughput. However, the performance of UDN is limited seriously by inter-cell interference. To solve this problem in ultra-dense heterogeneous cellular network, a joint radio resource allocation algorithm is presented. In order to maximize system's energy efficiency while satisfying the Quality of Service(QoS) requirement of users, joint radio resource(i.e., time-frequency and power resources) allocation is modeled as a combinatorial optimization problem with multiple constraints. However, this is a Non-deterministic Polynomial hard(NP-hard) problem which is difficult to be solved. A novel optimal algorithm is presented. Firstly, time and frequency resources are allocated based on enhanced Simulated Annealing algorithm(SA), where particles deleting and tempering are introduced to improve the convergence speed and to avoid the local optimum. Secondly, power resources are allocated based on Lagrange multiplier method. Finally, global optimum is approached through multiple iterations. Simulation results show that the proposed scheme can ensure the fairness of users and improve the energy efficiency and network throughput effectively with faster convergence speed and higher convergence accuracy.

Keywords: ultra-dense heterogeneous network; energy efficiency; resource allocation; simulated annealing algorithm; Lagrange multiplier method

据统计, 目前 2/3 的话音业务和 90% 以上的数据业务都发生在室内, 但由于建筑物对无线信号的严重衰减(穿透损耗可达 10~30 dB), 室内用户服务质量(QoS)很难得到保证^[1]。针对这一问题, 超密集网络(UDN)作为 5G 通

收稿日期: 2016-06-20; 修回日期: 2016-07-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61372070); 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2015JM6324); 宁波市自然基金资助项目(2015A610 117); 港澳台合作资助项目(2014DFT10320); 111 计划资助项目(B08038)

信的关键技术之一,通过在蜂窝热点地区增加低功率站点的部署密度,构建分层异构宏蜂窝(Macrocell)/小蜂窝(Femtocell)网络,可以有效提升系统容量和网络覆盖,并降低时延及能源消耗^[2-3]。但是,在小蜂窝网络大规模商用之前,还有一些应用问题尚未解决,小区间干扰(Inter-Cell Interference, ICI)抑制是其中的一个核心问题^[4-5]。

无线资源管理是干扰抑制的首选技术,即通过采用一定的资源分配算法,确定为每个用户分配哪些时隙和子信道以及在这些时隙或子信道上的发射功率,实现对多维无线资源的联合优化,从而减轻甚至消除干扰,提高网络吞吐量^[6-7]。为了降低系统能耗,减小干扰,文献[6]采用拉格朗日对偶法对子信道上的发射功率进行优化,然而对时频资源的分配依然采用传统的资源分配算法,没有考虑用户基本的 QoS 需求。文献[7]中,在发射功率一定的条件下,作者采用 Lloyd 算法对资源分配进行分步优化,提高了用户吞吐量,且具有较小的计算复杂度,缺点是并未考虑系统功率利用率。随着干扰环境的复杂化与用户需求的多样化,在对异构蜂窝网络进行多维无线资源联合优化的过程中,传统的数学工具(如凸优化理论^[8])越来越不足以满足需要。

幸运的是,启发式智能算法的出现为此提供了一种切实可行的途径,利用智能算法的实时性与有效性,实现无线资源的合理分配^[9-11]。在文献[9]中,作者利用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)解决了时频资源与功率的最优分配问题,降低了网络能耗,同时提高了系统吞吐量。文献[10]结合比例公平算法(Proportional Fair, PF)与遗传算法(Genetic Algorithm, GA),在保证用户之间公平性的前提下,最大化网络吞吐量。文献[11]提出了一种基于蚁群算法(Ant Colony algorithm, ACO)的资源联合分配算法,为了提高蚁群算法的收敛速度与精确度,作者将蚁群算法与遗传算法结合,极大地提高了收敛速度并且避免了局部最优解。

然而密集网络多维资源联合优化的计算复杂度较高,而启发式算法的收敛速度又较慢。针对这一问题,本文建立异构蜂窝网络能效模型,基于模拟退火算法(Simulated annealing Algorithm, SA),提出了一种通过分步搜索、迭代优化,在较短时间内逼近全局最优解的快速收敛算法。仿真结果表明,与传统资源分配算法相比,本文提出的算法具有更好的系统性能;对比其他智能算法,该算法收敛速度更快,具有更高的收敛精确度。

1 系统模型

超密集异构蜂窝网络的拓扑结构如图 1 所示,从图中看出, Femtocell 密度越大,小区内干扰越严重,采用传统的资源分配方法不利于提高小区能效。本文针对超密集异构蜂窝网络的多维资源分配问题,建立网络能效最优化模型,寻求多维无线资源的最优分配方案。

假设在超密集分层异构蜂窝网络中,每个宏蜂窝包含 1 个宏基站(b_M)和 B_F 个 Femtocell 基站(b_F)。其中, b_M 和 b_F 分别表示所有宏基站与所有 Femtocell 基站的集合。基站 $b(b \in b_M \cup b_F)$ 覆盖范围内的活跃用户数量为 N_b , 下行信道总带宽为 B_b Hz(对应 LTE 时频资源块的个数为 K_b), 设一个资源块所占带宽为 B_0 , 则基站 b 覆盖下的第 n 个用户 n_b 的传输速率可表示为:

$$r_{n_b} = \sum_{k_b=1}^{K_b} \rho_{k_b, n_b} B_0 \log_2(1 + \gamma_{k_b, n_b}) \quad (1)$$

式中: $\rho_{k_b, n_b} \in \{0, 1\}$, 代表基站 b 的第 k 个时频资源块 k_b 的状态, 要么为空闲, 未分配给用户 n_b , 即 $\rho_{k_b, n_b} = 0$; 要么分配给 1 个且只能分配给 1 个用户 n_b , 即 $\rho_{k_b, n_b} = 1$; γ_{k_b, n_b} 为接收端信干噪比, 宏基站/小基站覆盖下用户的接收端信干噪比为:

$$\gamma_{k_b, n_b} = \begin{cases} \frac{P_{n_b}^{(M)} g_{k_b, n_b}}{\sum_{b \in b_F} P_{l_b}^{(F)} g_{k_b, n_b} + N_0 B_0}, & \forall n_b, b \in b_M \\ \frac{P_{n_b}^{(F)} g_{k_b, n_b}}{P_{l_b}^{(M)} g_{k_b, n_b} + \sum_{b' \in b_F, b' \neq b} P_{l_b}^{(F)} g_{k_b, n_b} + N_0 B_0}, & \forall n_b, b \in b_M \end{cases} \quad (2)$$

式中: g_{k_b, n_b} 为用户 n_b 的路径增益; $P_{n_b}^{(M)}$ 与 $P_{n_b}^{(F)}$ 为基站到用户的有用功率; $P_{l_b}^{(M)}$ 与 $P_{l_b}^{(F)}$ 为干扰功率; N_0 为热噪声密度。

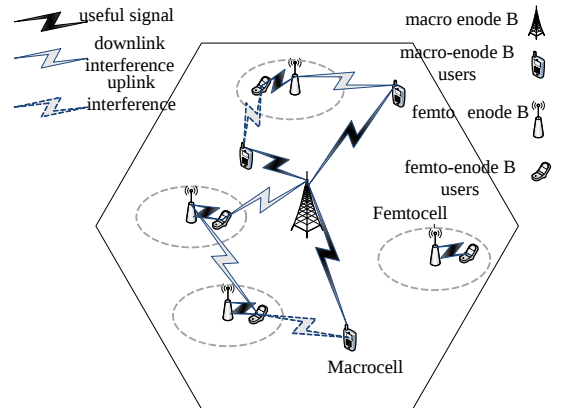


Fig.1 Diagram of heterogeneous cellular network
图 1 异构蜂窝网络示意图

用户 n_b 所占用的总带宽可表示为 $B_{n_b} = \sum_{k_b=1}^{K_b} \rho_{k_b, n_b} B_0$ 。因此，最大化网络能效的优化问题可以建模为：

$$\begin{cases} \max_{\text{TF}, P} \sum_{b=1}^{1+B_F} \sum_{n_b=1}^{N_b} U_{n_b} = \sum_{b=1}^{1+B_F} \max_{\text{TF}, P} \sum_{n_b=1}^{N_b} \frac{(r_{n_b} - r_{n_b, \min}) / B_{n_b}}{P_{n_b} - P_{n_b, \min}} \\ \text{s.t.} \begin{cases} C_1: \sum_{k_b=1}^{K_b} \sum_{n_b=1}^{N_b} p_{k_b, n_b} \leq P_{\text{total}} \\ C_2: p_{k_b, n_b} \geq 0 \\ C_3: \rho_{k_b, n_b} \in \{0, 1\} \\ C_4: \sum_{n_b=1}^{N_b} \rho_{k_b, n_b} = 1 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中： r_{n_b} 和 $r_{n_b, \min}$ 为用户的可达吞吐量和需求的最小吞吐量； P_{n_b} 和 $P_{n_b, \min}$ 是用户消耗的发射功率和最小要求的发射功率； P_{total} 为基站的额定发射功率。首先，系统按各用户的最小 QoS 要求分配资源，然后对剩余资源进行优化分配，以最大化系统能效。 C_1 表示基站的发射功率不能大于其额定发射功率； C_3, C_4 表示时频资源块 m 的占用情况以及 1 个时隙内资源块 m 只能被 1 个用户占用。

2 实时的资源联合优化算法

针对时频域与功率域上的三维资源分配，引入模拟退火算法与循环迭代机制，实现时-频-功率域资源联合优化，以寻求能量效率的最大化。

由于分层异构蜂窝网络中的多维资源联合优化问题是一个 NP-hard 问题，且资源分配对用户业务请求的响应必须足够快。因此，本文采用分步优化、循环迭代的方式降低优化问题的复杂度。即资源的联合优化可分解为 3 步：a) 时频资源的优化分配；b) 功率的优化分配；c) 循环迭代，直至收敛。算法流程如图 2 所示。

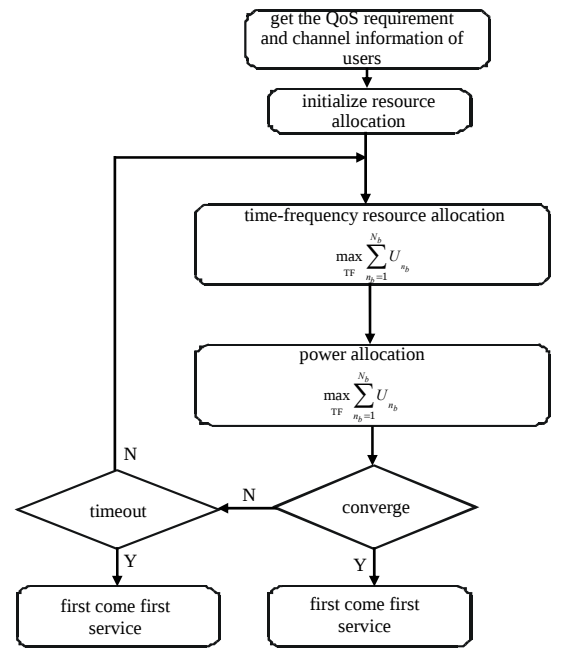


Fig.2 Flow of joint resource allocation algorithm

图 2 联合资源分配算法流程

2.1 时频资源的分配

首先将功率平均分配在每个资源块上，然后进行时频资源块的优化分配。此时，资源联合优化问题可简化为：

$$\begin{cases} \max_{\text{TF}} \sum_{b=1}^{1+B_F} \sum_{n_b=1}^{N_b} U_{n_b} \quad \forall P \\ \text{s.t.} \begin{cases} C_3 \\ C_4 \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

考虑到这是一个离散约束问题，本文采用改进的模拟退火算法(enhanced SA)来取得约束问题的最优解。引入包含 M 个粒子的模拟退火算法，设其粒子集为 S ；算法迭代过程中的降温次数用 τ 表示。在模拟退火算法中，当温度不变时，粒子集状态的变化是一个马尔科夫链过程^[12]，马尔科夫链长度记为 l 。

改进模拟退火算法的步骤如下：

1) 退火粒子及效用函数初始化

初始化退火粒子集合 $S = (s_{1, k_b}^{n_b}, s_{2, k_b}^{n_b}, \dots, s_{M, k_b}^{n_b})^T$ ，每个粒子都是一个 $1 \times K_b$ 的行向量，代表一种资源块的分配结果，可以展开如式(5)：

$$s_{m, k_b}^{n_b} = (d_{m, 1}^{n_b} \quad d_{m, 2}^{n_b} \quad \dots \quad d_{m, K_b}^{n_b}) \quad (5)$$

式中 $d_{m, k}^{n_b} = n \in \{1, 2, \dots, N\}$ ，代表第 k_b 个资源块分配给第 n_b 个用户，即 $\rho_{k_b, n_b} = 1$ 。统计分配给第 n_b 个用户的资源块

数量, 记为 $f_{\text{count}}(d_{m,k}^n = n)$ 。根据式(3)得到算法的效用函数:

$$U(s_m) = \sum_{n_b=1}^{N_b} \frac{\sum_{k=1}^{f_{\text{count}}(d_{m,k}^{n_b}=n_b)} \log(1 + \gamma_{k,n_b})}{f_{\text{count}}(d_{m,k}^{n_b}=n_b) \frac{P_{n_b,\text{total}}}{K_b}} \quad (6)$$

2) 退火粒子迭代优化

在初始温度 t_0 下, 粒子运动生成新的 $s_{m,k_b}^{n_b}$, 记为 $s_{m,k_b}^{n_b}(\text{new})$, 代入效用函数得到 $U(s_m)_{\text{new}}$ 。

若 $U(s_m)_{\text{new}} \geq U(s_m)$, 用 $s_{m,k_b}^{n_b}(\text{new})$ 替换 $s_{m,k_b}^{n_b}$;

若 $U(s_m)_{\text{new}} < U(s_m)$, 根据模拟退火算法的 Metropolis 准则接受 $s_{m,k_b}^{n_b}(\text{new})$, 即当 $s_{m,k_b}^{n_b}(\text{new})$ 满足判别式(7)时, 用 $s_{m,k}^{n_b}(\text{new})$ 替换 $s_{m,k_b}^{n_b}$; 否则保持 $s_{m,k_b}^{n_b}$ 不变。

$$\min\{1, \exp[-(U(s_m) - U(s_m)_{\text{new}})/t_k]\} \geq \text{random}[0,1] \quad (7)$$

随着迭代结果逐渐逼近 t_0 温度下的最优解, 原有的粒子数变得冗余, 严重影响迭代速度, 本文为了提高算法收敛速度, 按照优胜劣汰的原则逐渐减少粒子数量:

$$M = M - \left\lfloor \frac{M}{5(\tau+1)l} \right\rfloor \quad (8)$$

$$\min\{U(s_{\text{remainder}})\} \geq \max\{U(s_{\text{deleting}})\} \quad (9)$$

式中 $s_{\text{remainder}}$ 与 s_{deleting} 分别代表剩余粒子与删去粒子。

重复迭代直到 $|U(s_m)_{\text{new}} - U(s_m)| < \varepsilon$, $\varepsilon = 0.5$ 或 $l=20$ 。此时在温度 t_0 下, 问题的全局最优解为 $\max U = \max\{U_1, U_2, \dots, U_M\}$ 。

3) 退火降温与回火升温

原退火算法中温度单调递减, 即 $t_{\tau+1} < t_\tau$, 在算法迭代中加入了粒子删减过程后, 为了保证其最优解的精确度不会退化, 采用退火与回火相结合的降温策略。

在温度 t 下, 效用函数的变化量小于其标准差 σ :

$$\Delta U \cong \langle U \rangle(t_\tau) - \langle U \rangle(t_{\tau-1}) = \lambda\sigma, \text{ with } \lambda \in (0,1) \quad (10)$$

根据上式确定降温准则:

$$t_\tau = t_{\tau-1} \exp\left[-\frac{\lambda t_{\tau-1}}{\sigma} \left(l' - \frac{l}{\beta}\right)\right] \quad (11)$$

式中: l, l' 分别代表温度 $t_{\tau-1}, t_\tau$ 下的马尔科夫链长度; β 是升温因子, 即在降温过程中, 温度会以以下概率回升:

$$P(t \text{ rising}) = \Pr\left(\left(l' - \frac{l}{\beta}\right) < 0\right) \quad (12)$$

改进模拟退火算法进行时频资源分配的流程如下:

time-frequency resource allocation algorithm

1) initialization

set $M, t_\tau, l, k, n, \lambda, \beta, \varepsilon$, and let $\tau = 0$

2) repeat

3) repeat

4) generate annealing particles according to (5), and calculate the values of all particles according to (6)

5) if $U(s_m)_{\text{new}} \geq U(s_m)$, then $s_{m,k}^{n_b}(\text{new}) \rightarrow s_{m,k_b}^{n_b}$

6) else if $U(s_m)_{\text{new}} < U(s_m)$ & (7), then $s_{m,k}^{n_b}(\text{new}) \rightarrow s_{m,k_b}^{n_b}$

7) else

keep $s_{m,k_b}^{n_b}$ the same

8) end if

9) $l = l + 1$

10) update the number of particles M according to (8),(9)

11) until $U(s_m)_{\text{new}} - U(s_m) < \varepsilon$ or $l=20$, then choose the particle with maximum value as the optimal solution with temperature t_τ

12) update annealing temperature t_τ according to (11)

13) $\tau = \tau + 1$

14) until $\Delta U_t \leq \varepsilon$

2.2 功率优化分配

在给定功率分配方案(平均分配)的前提下, 可实现时频资源优化分配; 然后, 在时频资源分配的基础上, 再进行功率优化分配, 此时最优化问题式(3)简化为:

$$\begin{cases} \max_P \sum_{b=1}^{1+B_F} \sum_{n_b=1}^{N_b} U_{n_b} & \forall \text{TF} \\ \text{s.t.} \begin{cases} C1 \\ C2 \end{cases} \end{cases} \quad (13)$$

因为功率的分配是一个连续变量约束问题, 因此针对功率分配问题采用拉格朗日乘子法求解。首先, 引入非负的拉格朗日乘子 $\mu_n, \lambda_{k,n}, \gamma_{k,n}$, 将原问题转化为如下非约束优化问题:

$$L(P, \mu, \lambda, \gamma) = \sum_{n_b=1}^{N_b} U(p_{n_b}) - \sum_{n_b=1}^{N_b} \mu_n (r_{n_b, \min} - r_{n_b}) - \lambda \left(\sum_{k_b=1}^{K_b} \sum_{n_b=1}^{N_b} P_{k_b, n_b} - P_{n_b, \text{total}} \right) + \sum_{k_b=1}^{K_b} \sum_{n_b=1}^{N_b} \gamma_{k,n} P_{k_b, n_b} \quad (14)$$

等式两端分别对 $P_{k,n}$ 求偏导, 得:

$$\frac{\partial L(a, \mu, \lambda, \gamma)}{\partial P_{k_b, n_b}} = \frac{\partial U(P_{n_b})}{\partial r_{n_b}} \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} + \mu_n \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} - \lambda + \gamma_{k,n} = \left(\frac{\partial U(P_{n_b})}{\partial r_{n_b}} + \mu_{n_b} \right) \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} - \lambda + \gamma_{k,n} \quad (15)$$

将 $\frac{\partial U(P_{n_b})}{\partial r_{n_b}}$ 表示为 $U'(P_{n_b})$, 其中 P_{k_b, n_b} 为第 n_b 个用户的第 k_b 个资源块上分配的功率, 对于优化问题的最优解必然满足如下 KKT 条件:

$$\begin{cases} [U'(P_{n_b}) + \mu_n] \cdot \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} - \lambda + \gamma_{k,n} = 0 \\ \mu_n (r_{n_b, \min} - r_{n_b}) = 0 \\ \lambda \left(\sum_{k_b=1}^{K_b} \sum_{n_b=1}^{N_b} P_{k_b, n_b} - P_{n_b, \text{total}} \right) = 0 \\ \gamma_{k,n} P_{k_b, n_b} = 0 \end{cases} \quad (16)$$

在资源分配有余的情况下, 由于 $r_{n_b} \geq r_{n_b, \min}$, 则 $\forall n: \mu_n = 0$ 。且当 $P_{k_b, n_b} > 0$ 时, $\gamma_{k,n} = 0$, 故

$$[U'(P_{n_b}) + \mu_n] \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} = \lambda \quad (17)$$

若第 n_b 个用户的第 k_b 个资源块上没有分配功率, 即 $P_{k_b, n_b} = 0$, 则 $[U'(P_{n_b}) + \mu_n] \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} \leq \lambda$ 。

参数 $\lambda_{k,n}$ 对于所有的用户来说均为一常量, 从式(17)可以看出, 当第 n 个用户的第 k 个资源块上分配到功率时, $[U'(P_{n_b}) + \mu_n] \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}}$ 可取到最大值, 因为 $\mu_n = 0$, 得到的功率分配方式见式(18):

$$P_{k_b, n_b}^* = \arg \max_{P_{k_b, n_b}} \left(U'(P_{n_b}) \frac{\partial r_{n_b}}{\partial P_{k_b, n_b}} \right) \quad (18)$$

由算法 2.1 得到最优时频资源分配方案后, 通过式(18)得到最优的功率分配, 判断此优化过程是否超时, 若超时则按先到先服务原则进行资源分配; 若不超时, 则返回算法 2.1, 对时频资源与功率资源的分配进行循环迭代, 直到优化结果收敛。

3 仿真结果及分析

在超密集异构蜂窝网络中对联合资源分配算法进行仿真, 参数设置如表 1 所示。

本文的用户之间的公平性采用 Raj Jain

表 1 仿真参数设置

Table1 Simulation parameters

parameters	macrocell	femtocell
coverage radius/m	500	20
bandwidth/MHz	20	20
number of users	30	3
carrier frequency/GHz	2.0	2.0
maximum transmitting power/dBm	46	20
femtocell penetration loss/dB		20
thermal noise power spectral density/(dBm/Hz)		-174
business model		full buffer
simulation time		100 TTI

公平指数来衡量, 该公平指数基于用户的实际传输速率, 其定义为:

$$F = \frac{\left(\sum_{n=1}^N R_n \right)^2}{N \sum_{n=1}^N R_n^2} \quad (19)$$

为了检验改进 SA 算法对时频资源的优化效果, 本文首先在功率平均分配的条件下进行时频资源的优化分配, 并同传统的资源分配算法: RR 算法、Max C/I 算法以及 PF 算法进行对比。

由图 3(a)可以看出, 相比于传统资源分配算法, 改进 SA 算法显著提高了网络能效, 单位功率支持的网络吞吐量远高于其他 3 种算法; 同时保证了用户间的公平性, 给大多数用户提供公平的用户体验。在图 3(b)中, 对比 MAX C/I 算法, 改进 SA 算法虽然牺牲了一些吞吐量, 但是却保障了大多数用户的 QoS 需求, 不会出现用户吞吐量的两极分化, 这是因为每个退火粒子朝着恰好能够满足各用户最低速率需求的时频资源分配策略上逼近, 在系统资源有限的情况下, 为更多用户提供通信服务。

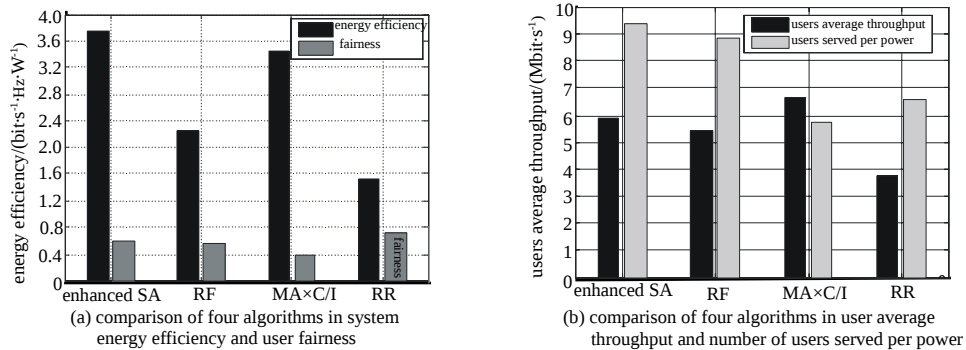


Fig.3 Contrast of enhanced SA and three classical algorithms

图 3 改进模拟退火算法与 3 种经典算法的对比

然后, 引入拉格朗日乘子法进行功率的优化分配, 与改进前的 SA 算法及 PSO 算法对比。

图 4 给出了系统能效随循环迭代次数的变化曲线, 改进模拟退火算法的收敛速度以及效用值均优于 PSO 算法与 SA 算法, PSO 算法在进行多极值复杂问题的优化时常常会陷入局部最优的陷阱, 无法到达优化问题的最优区域, 而 SA 算法则存在收敛速度慢的缺点。随着循环迭代次数的增加, 改进的模拟退火算法不论是从收敛速度, 还是最后的优化效果, 都明显优于 PSO 算法与 SA 算法。

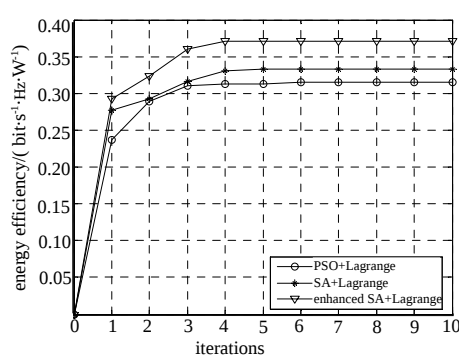


Fig.4 Energy efficiency vs. iterations

图 4 系统能效随迭代次数的变化曲线

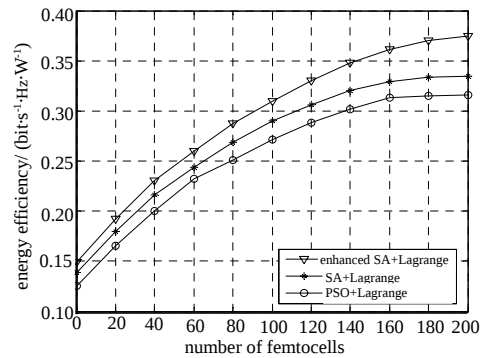


Fig.5 Energy efficiency with increasing femtocells

图 5 系统能效随迭代次数的变化曲线

图 5 中, 随着宏基站单个扇区内 femtocell 数量的增加, 系统能效随之增加, 且改进 SA 算法所带来的系统能效的提高明显大于传统资源分配算法, 说明该算法能够更好地协调各基站间的关系, 降低小区间干扰, 提高系统能效。然而当网络中的 Femtocell 超过一定数量时, 随着干扰的急剧增加, 能效提高速度开始减慢。从图中看出当 Femtocell 数量达到 160 时, 原 SA 算法与 PSO 算法对能效的优化效果已经不明显, 而改进 SA 算法对能效的提高直到 Femtocell 数量达到 200 时才开始减弱。

4 结论

本文针对超密集异构蜂窝网络,提出一种联合资源分配算法,在满足用户业务要求下,采用改进的模拟退火算法与拉格朗日乘子法分别对时频资源与功率资源进行优化分配,通过分步搜索、循环迭代逐渐逼近全局最优解,有效地降低干扰,提高了系统的能量效率。仿真证明:与传统的资源分配算法及其他智能算法比较,该优化算法具有更高的收敛速度与收敛精确度。

参考文献:

- [1] WANG Lixi, XU Jing, ZHAO Ming. QoS-Driven cloud resource management through fuzzy model predictive control[C]// 2015 IEEE International Conference on Autonomic Computing(ICAC). Grenoble:[s.n.], 2015:81-90.
- [2] RAED A Abd-Alhameed, ABDULKAREEM S Abdullah, OLAYINKA Adigun, et al. Fundamentals of 5G Mobile Network[M]. USA: John Wiley & Sons Press, 2015.
- [3] AI Bo, GUAN Ke, MARKUS Rupp, et al. Future railway traffic services oriented mobile communications network[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(10):78-85.
- [4] 尤肖虎, 潘志文, 高西奇. 5G 移动通信发展趋势与若干关键技术[J]. 中国科学, 2014, 44(5):551-563. (YOU Xiaohu, PAN Zhiwen, GAO Xiqi. Development trends and some key technologies of 5G mobile communications[J]. Science China, 2014, 44(5):551-563.)
- [5] IGARASHI Yuki, RAJORIA Nitish, JIN Mitsugi. A performance analysis of interference rejection technique in multi-subcarrier multiple access[C]// 2015 IEEE International Conference on RFID Technology and Applications(RFID-TA). Tokyo:[s.n.], 2015:33-38.
- [6] XIAO Xiao, TAO Xiaoming, LU Jianhua. Energy-efficient resource allocation in LTE-based MIMO-OFDMA systems with user rate constraints[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(1):185-197.
- [7] MOKARI Nader, ALAVI Faezeh, PARSAEFARD Saeedeh, et al. Limited-feedback resource allocation in heterogeneous cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(4):2509-2521.
- [8] LINATA Sharnagat, HEMLATA Harichand. Method of resource allocation in OFDMA using convex optimization[C]// 2015 Fifth International Conference on Communication Systems and Network Technologies(CSNT). Gwalior:[s.n.], 2015:407-411.
- [9] TERA Akhil Dutt, GURRALA Kiran Kumar, DAS Susmita. Power allocation for AF cooperative relaying using particle swarm optimization[C]// 2014 International Conference on Green Computing Communication and Electrical Engineering(ICGCCCE). Coimbatore:[s.n.], 2014:1-4.
- [10] SHARMA Nitin, MADHUKUMAR A S. Genetic algorithm aided proportional fair resource allocation in multicast OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2015, 61(1):16-29.
- [11] HU Weihua, LI Ke, XU Junjun, et al. Cloud-computing-based resource allocation research on the perspective of improved ant colony algorithm[C]// 2015 International Conference on Computer Science and Mechanical Automation(CSMA). Hangzhou, China:[s.n.], 2015:76-80.
- [12] 傅文渊, 凌朝东. 布朗运动模拟退火算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(6):1301-1308. (FU Wenyuan, LING Zhaodong. Brownian motion based simulated annealing algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2014(6):1301-1308.)

作者简介:



辛 杰(1992-), 男, 山东省淄博市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为异构网络下的资源分配. email: xidianxj@163.com.

赵力强(1971-), 男, 西安市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为空间通信与异构网络、软件定义网络、信息与能量传输网络等.

张耀元(1990-), 男, 河北省保定市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为资源虚拟化.