

文章编号:1007-5321(2019)05-0048-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2019-002

超密集场景下考虑业务动态的功率匹配算法

张 晖^{1,2,3}, 刘 姝¹, 赵海涛¹, 孙雁飞²

(1. 南京邮电大学 江苏省无线通信重点实验室, 南京 210003;

2. 南京邮电大学 通信与网络技术国家工程研究中心, 南京 210003;

3. 苏州大学 江苏省计算机信息处理技术重点实验室, 江苏 苏州 215006)

摘要: 提出了一种面向超密集场景的考虑业务动态的无线网络功率资源匹配算法. 首先, 根据网络异构和业务动态变化特征, 建立双层动态博弈模型. 针对不同博弈层参与者的需求特性, 以最大化效用函数为准则, 设计不同的效益模型, 并通过对网络中业务动态性的预测调整定价因子, 以更准确地反映网络环境的变化; 其次, 根据双层非合作博弈的特性进行分层功率博弈求解, 通过宏蜂窝用户与微基站以及微蜂窝用户之间的多次非合作功率博弈达到均衡; 最后, 通过与现有功率资源匹配算法仿真比较, 所提算法具有优越的性能.

关键词: 热点高容量场景; 双层动态博弈; 业务预测; 资源匹配

中图分类号: TP181

文献标志码: A

Power Matching Algorithm Considering Service Dynamics in Ultra-Dense Scenarios

ZHANG Hui^{1,2,3}, LIU Shu¹, ZHAO Hai-tao¹, SUN Yan-fei²

(1. Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communications, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. National Engineering Research Center of Communications and Networking, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

3. Provincial Key Laboratory for Computer Information Processing Technology, Soochow University, Jiangsu Suzhou 215006, China)

Abstract: A wireless network resource matching algorithm considering service dynamics in ultra-dense scenarios is proposed. Firstly, according to heterogeneous characteristics of networks and dynamic changes of services, a two-layer dynamic game model was established. In particular, different benefit models were designed to maximize the utility function based on the demand characteristics of different game layer participants, and a pricing factor was dynamically adjusted by predicting service dynamics more accurately to reflect the network environment. Secondly, according to the characteristics of the two-tier non-cooperative game model, a layered power game was solved, so that an equilibrium was achieved through multiple non-cooperative power games among macro cell users, micro base stations and micro cell users. Finally, compared with several existing resource matching algorithms, the simulation results of our algorithm showed superior performances.

Key words: hot-spot high-capacity scenario; two-layer dynamic game; service forecast; resource matching

收稿日期: 2019-02-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61471203, 61772286); 江苏省“六大人才高峰”项目(RJFW-024); 江苏省“青蓝工程”项目(2016); 南京邮电大学“1311”人才计划项目(2015); 通信与网络技术国家工程研究中心开放课题(TXKY17002); 江苏省计算机信息处理技术重点实验室开放课题(KJS1518); 国家科技重大专项项目(2012ZX03001008-003)

作者简介: 张 晖(1982—), 男, 教授, 硕士生导师, E-mail: zhhj@126.com.

随着第5代移动通信系统(5G)时代到来^[1], 新型业务形态的出现使得业务需求呈爆炸式的增长. 5G 热点高容量场景下通过小基站密集部署以提升资源复用率, 从而有效承载超高数据流量并提升用户体验速率^[2-3]. 热点高容量场景下的资源匹配亦成为当前的研究热点. Chang 等^[4]提出一种基于双眼抑制的非对称立体视频编码算法, 通过自适应地调整视频业务的发送速率, 以适应恶劣的信道状况. 该类研究以业务为适配主体, 以牺牲业务服务质量实现与紧缺资源的基本匹配, 因而无法真正满足用户的业务需求. Tseng 等^[5]提出一种面向5G超密集场景的资源分配算法, 通过引入端到端技术以最大化系统容量. 该类研究以网络为适配主体, 未从用户业务需求出发, 仅是单纯地优化网络性能, 很可能造成网络资源的浪费与不平衡分配. Zhang 等^[6]提出一种5G多宿主场景下考虑信道动态性的能量有效的资源匹配算法, 从而以最小的功耗统计地保障每个用户的业务速率需求. Zhao 等^[7]面向具有多个内容提供商的小蜂窝场景, 借助 Stackelberg 博弈建立分层优化模型, 从而激励小基站提供相应资源给内容提供商. 该类研究尽管通过网络优化以匹配业务需求, 但是并未考虑业务需求的动态变化, 故而无法有效适用于真实场景.

针对当前研究的不足, 综合考虑了网络异构特征和业务动态变化特征, 在热点高容量场景下, 通过对业务动态性的预测, 实时更新博弈的定价因子, 以实现动态变化环境下网络资源与业务需求的最佳匹配.

1 网络场景与系统假设

如图1所示的热点高容量网络场景中, 宏基站和微基站为用户提供服务. 宏蜂窝用户和微蜂窝用户随机分布在热点高容量场景中. 设微基站集合为 $\bar{Z} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_S\}$, 微基站 $Z_s \in \bar{Z}$; 微基站 Z_s 覆盖范围内的微蜂窝用户集合为 $\bar{U}_s = \{U_1, U_2, \dots, U_I\}$, 微蜂窝用户 $U_i \in \bar{U}_s$; 宏基站直接服务的宏蜂窝用户集合为 $\bar{M} = \{M_1, M_2, \dots, M_J\}$, 宏蜂窝用户 $M_j \in \bar{M}$.

考虑下行链路的功率分配, 微基站和宏蜂窝用户共同竞争宏基站的功率资源, 各微基站的微蜂窝用户共同竞争该微基站功率资源. 由于参与者并不了解别人行动策略, 微基站、宏蜂窝用户和微蜂窝用户存在着非合作竞争关系, 可以视作非合作博弈问题^[8]. 故将双层异构网络的联合优化问题构建为双

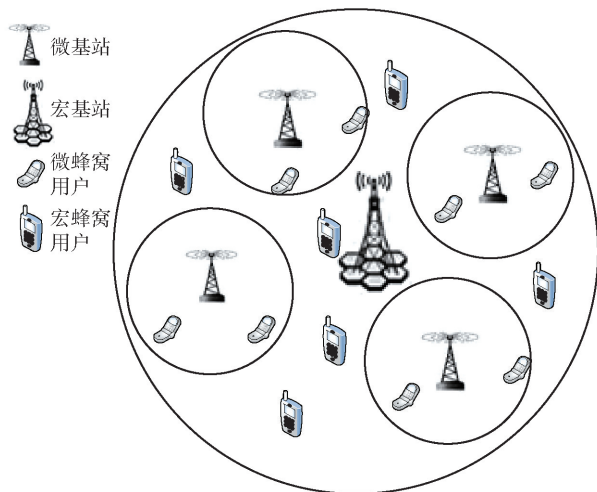


图1 网络场景

层博弈模型, 并且做以下合理假设: ① 限定在单个宏基站覆盖的网络场景; ② 假设各小区的用户个数和用户位置保持不变; ③ 假设每个用户业务都是可变速率业务; ④ 每次功率博弈都对功率指标分配完毕, 且满足下层功率总和等于上层博弈功率值的约束.

2 双层动态博弈模型

本文模型为两级博弈系统^[7]. 上层博弈是宏蜂窝用户与微基站之间关于宏基站功率资源分配的博弈, 下层博弈是各微基站覆盖范围内的微蜂窝用户之间关于微基站功率资源分配的博弈. 为得到最优功率资源分配方案, 微基站以信道容量为效益函数, 宏蜂窝用户、微蜂窝用户以用户满意度为效益函数.

2.1 上层博弈

1) 微基站功率博弈

宏基站用 Z_0 表示, 共有 S 个微基站和 J 个宏蜂窝用户, 微基站 Z_s 内共有 I 个微蜂窝用户. 设每个用户各占一个带宽相等、互不干扰的信道. 则 Z_s 的传输容量 R_s 为

$$R_s = \sum_{i=1}^I \left[\frac{B_s}{I} \log(1 + \gamma_s^+(U_i)) \right] \quad (1)$$

$$\gamma_s^+(U_i) = \frac{p_{Z_s}}{I} \left(\frac{\theta}{4\pi d_s} \right)^2 \frac{g_{t_s} g_{r_s}}{n_{o_s}} \quad (2)$$

其中: B_s 为 Z_s 总带宽, p_{Z_s} 为分配给 Z_s 的发射功率, θ 为载波波长, d_s 为 Z_s 与所有小区用户平均距离, g_{t_s} 为 Z_s 发射天线增益, g_{r_s} 为 Z_s 内平均用户接收天线增益, n_{o_s} 为 Z_s 内平均用户接收噪声功率, $\gamma_s^+(U_i)$ 为 U_i 接收信噪比预估值. 设 $\forall Z_s \in \bar{Z}$ 的效益优化模

型为

$$\begin{aligned} \max_{\forall p_{Z_s}} \{ & \Theta_{Z_s}(p_{Z_s}) = R_s - c_{Z_s} p_{Z_s} \} \\ \text{s. t. } & \begin{cases} 0 \leq p_{Z_s} \leq p_{Z_s}^{\max} \\ \sum_{s=1}^S p_{Z_s} + \sum_{j=1}^J p_{M_j} = p_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $\Theta_{Z_s}(p_{Z_s})$ 表示 Z_s 的优化目标, c_{Z_s} 为 Z_s 的定价因子, $c_{Z_s} p_{Z_s}$ 为博弈惩罚项, p_{M_j} 为分配给 M_j 的发射功率, $p_{Z_s}^{\max}$ 为 Z_s 的最大分配功率, 以确保小区边界成立, p_0 为 Z_0 可分配的总功率指标。

2) 宏蜂窝用户功率博弈

M_j 的接收信噪比函数为

$$\gamma(M_j) = p_{M_j} \left(\frac{\theta}{4\pi d_{M_j}} \right)^2 \frac{g_t(M_j) g_r(M_j)}{n_o(M_j)} \quad (4)$$

其中: d_{M_j} 为 Z_0 到 M_j 距离, $g_t(M_j)$ 和 $g_r(M_j)$ 分别为 Z_0 与 M_j 的天线增益, $n_o(M_j)$ 为 M_j 接收噪声功率. 选择 Sigmoid 型函数构建 M_j 的效益函数 $\Phi(\gamma(M_j))$, 其为 $\gamma(M_j)$ 的递增函数且满足: $\Phi(0) = 0$ 和 $\Phi(\infty) = 1$. 故 M_j 的效益函数和惩罚函数分别定义为

$$\Phi(\gamma(M_j)) = \frac{1}{1 + \exp[-a_{M_j}(\gamma(M_j) - b_{M_j})]} \quad (5)$$

$$\lambda(p_{M_j}) = c_{M_j} p_{M_j} \quad (6)$$

其中: a_{M_j} 为陡峭度系数, b_{M_j} 为中心系数, c_{M_j} 为 M_j 的定价因子. 设 $\forall M_j \in \bar{M}$ 的效益优化模型为

$$\begin{aligned} \max_{\forall p_{M_j}} \{ & \Theta_{M_j}(p_{M_j}) = \Phi(\gamma(M_j)) - \lambda(p_{M_j}) \} \\ \text{s. t. } & \begin{cases} 0 \leq p_{M_j} \leq p_{M_j}^{\max} \\ \sum_{s=1}^S p_{Z_s} + \sum_{j=1}^J p_{M_j} = p_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $\Theta_{M_j}(p_{M_j})$ 表示 M_j 的优化目标, $p_{M_j}^{\max}$ 为 M_j 的最大分配功率. M_j 对服务质量更敏感, 故 a_{M_j} 取较大值。

2.2 下层博弈

U_i 的接收信噪比函数为

$$\gamma_s^*(U_i) = \frac{p_{U_i} \left(\frac{\theta}{4\pi d_{U_i}} \right)^2 g_t(U_i) g_r(U_i)}{n_o(U_i)} \quad (8)$$

其中: $\gamma_s^*(U_i)$ 为 U_i 接收信噪比实际值, p_{U_i} 为 Z_s 分配给 U_i 的实际功率, d_{U_i} 为 Z_s 到 U_i 距离, $g_r(U_i)$ 为 U_i 的接收天线增益, $n_o(U_i)$ 为 U_i 接收噪声功率. 故 U_i 的效益函数和惩罚函数分别为

$$\Phi(\gamma_s^*(U_i)) = \frac{1}{1 + \exp[-a_{U_i}(\gamma_s^*(U_i) - b_{U_i})]} \quad (9)$$

$$\lambda_s(p_{U_i}) = c_{U_i} p_{U_i} \quad (10)$$

其中: a_{U_i} 为陡峭度系数, 反应 U_i 对服务质量的敏感程度, 故 a_{U_i} 取较小值, b_{U_i} 为中心系数, c_{U_i} 为 U_i 的定价因子. 故设 $\forall U_i \in \bar{U}_s, \forall s$ 的效益优化模型为

$$\begin{aligned} \max_{\forall p_{U_i}} \{ & \Theta_{U_i}(p_{U_i}) = \Phi(\gamma_s^*(U_i)) - \lambda_s(p_{U_i}) \} \\ \text{s. t. } & \begin{cases} 0 \leq p_{U_i} \leq p_{U_i}^{\max} \\ \sum_{i=1}^I p_{U_i} = p_{Z_s}^* \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $\Theta_{U_i}(p_{U_i})$ 表示 U_i 的优化目标, $p_{U_i}^{\max}$ 为 U_i 的最大分配功率, $p_{Z_s}^*$ 为上层博弈得到的 Z_s 的最佳分配功率。

2.3 基于业务动态预测的定价因子更新

对业务动态性进行建模与预测, 以此为基础周期地运行功率资源匹配算法, 实现算法有效性和实现代价的最佳折中. 这里, 业务动态性包括 2 个方面: 业务到达动态性和业务速率动态性. 基于业务动态性预测, 可得到微基站、宏蜂窝用户和微蜂窝用户的业务需求量. 显然, 业务需求量越大应相应分配更多的网络资源; 反之亦然, 从而实现网络资源与业务需求的匹配. 给定上层博弈优化目标, 即 $\sum_{s=1}^S \Theta_{Z_s}(p_{Z_s}) + \sum_{j=1}^J \Theta_{M_j}(p_{M_j})$, 合理调整定价因子 $c_{Z_s}, \forall Z_s$ 和 $c_{M_j}, \forall M_j$, 即可实现 p_0 约束下功率资源按需分配; 给定下层博弈优化目标, 即 $\sum_{i=1}^I \Theta_{U_i}(p_{U_i})$, 合理调整定价因子 $c_{U_i}, \forall U_i \in \bar{U}_s, \forall s$, 即可实现 $p_{Z_s}^*$ 约束下功率资源按需分配. 由定价因子的物理内涵可知, 增大某个定价因子, 将减少相应的资源分配量; 反之亦然。

2.3.1 业务空闲模型

对于任一用户 U (宏蜂窝用户或微蜂窝用户), 设其业务空闲时间服从参数 \bar{t}_v 的指数分布, 相应的概率分布函数为 $f_v(t)$. 需要说明的是, 不同用户具有不同的 \bar{t}_v 参数, 应在实际系统中周期性地统计更新。

在每个周期初始时刻执行一次功率资源匹配算法, 故当 U 在周期初始时刻处于业务接入状态, 则整个周期不论其始终处于接入状态还是中途变为空闲状态, 均设其状态标识 $F = 1$, 即 U 参与资源分配. 当 U 在周期初始时刻处于业务空闲状态, 若 $1 - f_v(T + T_0) \geq 1 - \varepsilon_1$, 则 U 将以很大概率保持空闲状态, 故设 $F = 0$, 即 U 不参与资源分配; 反之则 U 可

能中途变为接入状态,故设 $F=1$,即 U 参与资源分配. 其中, ε_1 为概率保障参数 $1, 1-\varepsilon_1$ 为相应的置信度, T 为周期时长, T_0 为 U 处于空闲状态的已持续时间.

2.3.2 业务速率模型

假定 U 接入可变速率业务,故设其业务速率服从均值为 ζ , 方差为 σ^2 的高斯分布,相应的概率分布函数为 $f_V(v)$. 需要说明的是,不同用户具有不同的 ζ 和 σ^2 参数,应在实际系统中周期性地统计更新.

求解优化模型 $\min_{\forall \Lambda} \{ \Lambda \}$, s. t. $f_V(\Lambda) \geq 1 - \varepsilon_2$, 得到最优解 Λ^* , 即 U 的业务速率以置信度 $1 - \varepsilon_2$ (ε_2 为概率保障参数 2) 不大于 Λ^* . 显然,只要满足 Λ^* , 则认为网络资源与业务需求实现匹配(匹配概率为 $1 - \varepsilon_2$).

2.3.3 定价因子动态更新策略

初始化各类参数: $\bar{t}_V, \zeta, \sigma^2, \forall c_{Z_s}, \forall c_{M_j}$ 和 $\forall c_{U_i}$. 在后续每个周期,执行如下定价因子更新策略.

1) 统计更新各用户的 \bar{t}_V 参数,根据业务空闲模型,预测各用户的业务状态:若 $F=0$,则相应用户不进入用户集合,且不参与资源分配;若 $F=1$,则相应用户进入用户集合且参与资源分配.

2) 统计更新各用户的 ζ 和 σ^2 参数,根据业务速率模型,预测进入用户集合各用户的业务速率需求 Λ^* ,即微蜂窝用户速率 Λ_{s,U_i}^* 和宏蜂窝用户速率 $\Lambda_{M_j}^*$.

3) 更新上层博弈的定价因子: $\forall Z_s \in \bar{Z}$ 执行更新公式

$$c_{Z_s}^{U+1} =$$

$$c_{Z_s}^U - \Delta \left[\sum_{\forall i} \Lambda_{s,U_i}^* - \sum_{\forall s} \sum_{\forall i} \Lambda_{s,U_i}^* + \frac{\sum_{\forall j} \Lambda_{M_j}^*}{S+J} \right]$$

其中: $c_{Z_s}^{U+1}$ 和 $c_{Z_s}^U$ 分别为 Z_s 的下一周期和当前周期的定价因子, Δ 为更新尺度系数, $\sum_{\forall i} \Lambda_{s,U_i}^*$ 为 Z_s 的业务速率需求. $\forall M_j \in \bar{M}$ 执行更新公式

$$c_{M_j}^{U+1} = c_{M_j}^U - \Delta \left[\Lambda_{M_j}^* - \sum_{\forall s} \sum_{\forall i} \Lambda_{s,U_i}^* + \frac{\sum_{\forall j} \Lambda_{M_j}^*}{S+J} \right]$$

其中: $c_{M_j}^{U+1}$ 和 $c_{M_j}^U$ 分别为 M_j 的下一周期和当前周期的定价因子.

4) 更新下层博弈的定价因子: $\forall U_i \in \bar{U}_s, \forall s$ 执行更新公式 $c_{U_i}^{U+1} = c_{U_i}^U - \Delta \left[\Lambda_{U_i}^* - \sum_{\forall i} \Lambda_{U_i}^*/I \right], c_{U_i}^{U+1}$

和 $c_{U_i}^U$ 分别为 U_i 的下一周期和当前周期的定价因子.

2.4 算法求解

上层博弈是 M_j 和 Z_s 关于总功率指标 p_0 的分配问题,利用拉格朗日乘子法,得上层梯度下降求解算法;下层博弈是 Z_s 内各用户 U_i 关于 Z_s 功率指标 $p_{Z_s}^*$ 的分配问题,利用拉格朗日乘子法,可得下层梯度下降求解算法. 上述流程限于篇幅,不再赘述. 在此基础上,本文算法的总体流程简述如下:

- 1) 网络环境初始化和各类参数初始化;
- 2) 每个周期初始时刻,执行定价因子更新策略;
- 3) 给定定价因子,执行上层梯度下降求解算法;
- 4) 给定定价因子,执行下层梯度下降求解算法;
- 5) 输出功率最优解 $p_{M_j}^*, \forall j$ 和 $p_{U_i}^*, \forall i, \forall s$.

由不动点定理可得^[8],上、下层博弈均存在纳什均衡解,且分别由上、下层梯度下降求解算法可得.

3 仿真结果与讨论

在 $1\,000\text{ m} \times 1\,000\text{ m}$ 的矩形区域,以宏基站为中心,覆盖范围内随机部署 S 个微基站和 J 个宏蜂窝用户,每个微基站的覆盖范围内随机部署 I 个微蜂窝用户. 宏基站覆盖半径设为 500 m ,微基站覆盖半径均值为 100 m . 而且,保证微基站之间距离至少 100 m 以上. 所有微基站和所有宏蜂窝用户的信道相互正交,带宽分别为 20 MHz 和 5 MHz ,所有噪声功率谱密度统一设为 -174 dBm ,功率指标 p_0 在区间 $[500\text{ W}, 1\,000\text{ W}]$ 随机确定. 初始化各类参数: $\forall c_{Z_s} = 1, \forall c_{M_j} = 2, \forall c_{U_i} = 2, a_{M_j} = 3, b_{M_j} = 1, a_{U_i} = 1, b_{U_i} = 1, \forall g_i(M_j) = 5, \forall g_r(M_j) = 1, \forall g_{i_s} = 1, \forall g_r(U_i) = 1, \varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.05, T = 10\text{ min}$.

为实现业务动态性,业务空闲时间参数 \bar{t}_V 取值服从均匀分布,均值为 120 s ;各用户业务速率模型参数 ζ 和 σ 取值服从均匀分布,均值分别为 256 kbit/s 和 16 kbit/s . 为验证本文算法(OA, our algorithm)性能,选择平均功率分配算法(APAA, average power allocation algorithm)、随机功率分配算法(RPAA, random power allocation algorithm)和静态功率分配算法(SPAA, static power allocation algo-

gorithm)^[9]用于仿真比较。APAA 算法通过平均分配方式实现功率指标的两层分配;RPAA 算法通过随机分配方式实现功率指标的两层分配;SPAA 算法是基于当前业务速率需求以用户服务质量为优化目标的功率最优分配算法。采用 Matlab 加以实现,所有仿真结果均是 20 次仿真的平均值。

上层博弈算法的理论复杂度为 $O(S+J)$,是微基站与宏蜂窝用户总个数的线性函数。在实际系统中,引入信令交互,分布式实现该算法,故该算法复杂度变为常量($O(1)$)。图 2 给出了基于本文上层博弈算法的平均微基站分配功率和平均宏蜂窝用户分配功率随迭代次数的变化曲线。可以看出,随着微基站与宏蜂窝用户个数的增加,平均微基站分配功率和平均宏蜂窝用户分配功率均呈降低趋势;随着迭代次数的增加,上层博弈算法能够快速收敛到最优解,在第 4 次迭代即实现收敛。

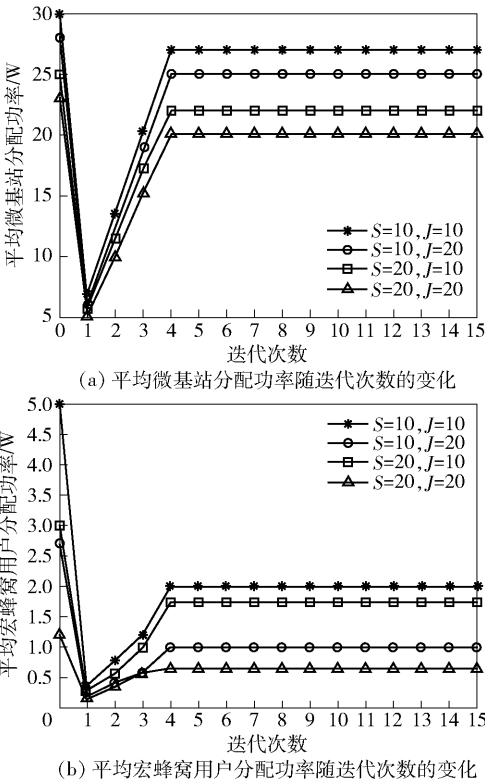


图 2 上层博弈算法收敛性能

下层博弈算法的理论复杂度为 $O(I)$,是微蜂窝用户个数的线性函数。在实际系统中,引入信令交互,分布式实现该算法,故该算法复杂度变为常量($O(1)$)。给定 $S=15, J=15$,图 3 给出了基于下层博弈算法的平均微蜂窝用户分配功率和平均微蜂窝用户信噪比随迭代次数的变化曲线。可以看出,随

着单个小区微蜂窝用户个数的增加,平均微蜂窝用户分配功率和平均微蜂窝用户信噪比均呈降低趋势;随着迭代次数的增加,下层博弈算法能够快速收敛到最优解,在第 6 次迭代即可实现收敛。

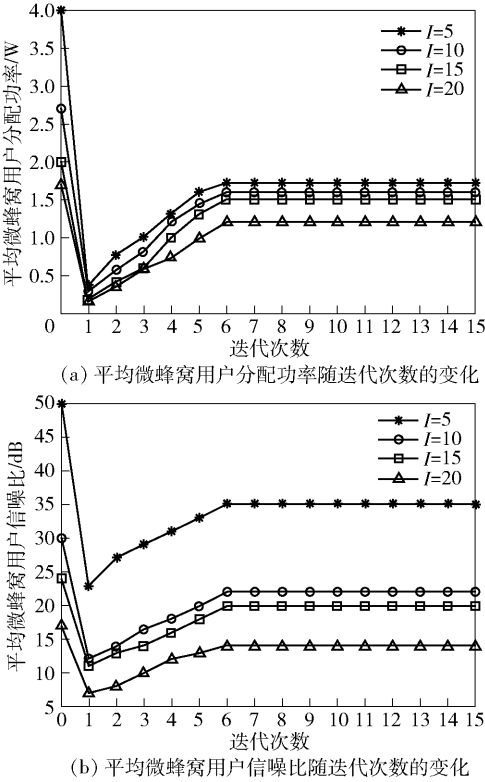


图 3 下层博弈算法收敛性能

给定 $S=15$,图 4 和图 5 分别给出了在不同宏蜂窝用户个数情况下基于本文算法、SPAA、APAA、PPAA 4 类算法的匹配度指标随微蜂窝用户个数的变化曲线。匹配度指标定义为业务需求得到满足的用户个数与用户总数(包括宏蜂窝用户和微蜂窝用户)的比值,以衡量 4 类算法在业务动态变化环境下的资源配置性能。特别地,提供给某个用户的下行传输容量始终大于该用户的业务速率需求,则视为该用户的业务需求得到满足。由图 4 和图 5 可知,随着单个小区微蜂窝用户个数 I 的增加,即用户总数快速增加,平均用户分配功率降低,使得下行传输容量相应降低,故 4 类算法的匹配度指标均呈快速下降趋势;同样地,随着宏蜂窝用户个数 J 的增加,即用户总数缓慢增加,故 4 类算法的匹配度指标均呈缓慢下降趋势。由于 APAA 和 RPAA 未从用户的业务速率需求出发进行功率分配,故 2 类算法分配的网络资源与业务需求的匹配性能最差;SPAA 仅从当前业务需求出发进行功率分配,而未考虑业

务动态变化,故该算法分配的网络资源与业务需求的匹配性能处于中间位置;本文算法采用基于业务动态性预测的定价因子更新策略,使得功率资源按需分配,故本文算法在各种情况下均具有最优的匹配性能. 当然,由于预测误差的存在,基于本文算法的匹配度指标亦无法达到 1.

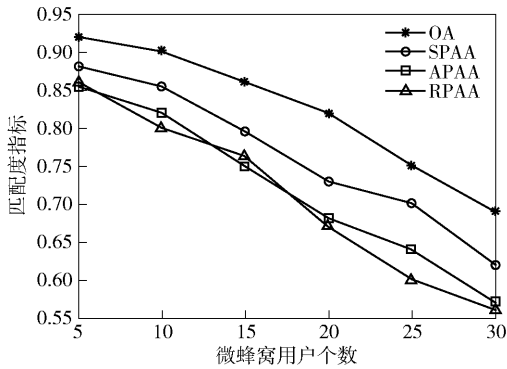


图 4 4 类算法匹配度指标比较 ($J=10$)

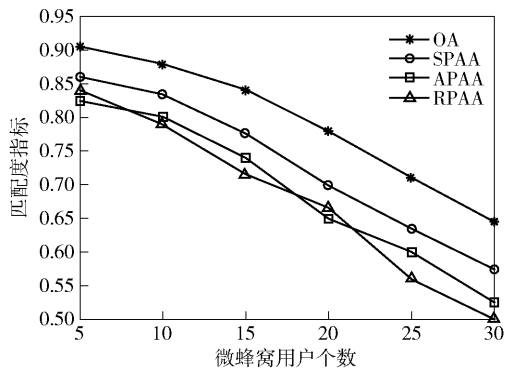


图 5 4 类算法匹配度指标比较 ($J=20$)

4 结束语

提出了一种面向热点大容量场景的功率资源匹配算法. 建立双层动态博弈模型,针对不同博弈层参与者设计不同的效益模型,并通过对网络中业务动态性的预测实时调整定价因子,以更准确地反映网络环境的变化. 仿真结果证明了本文算法的有效性.

参考文献:

[1] 温向明, 潘奇路, 兆铭景, 等. 面向 5G 大连接场景的

eMTC 技术解析[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(5): 13-19.

Wen Xiangming, Pan Jilu, Zhao Mingjing, et al. Analysis of eMTC for 5G mMTC scenarios[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(5): 13-19.

[2] Chen S, Qin F, Hu B, et al. User-centric ultra-dense networks for 5G: challenges, methodologies, and directions [J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 23(2): 78-85.

[3] 张海波, 李虎, 陈善学, 等. 超密集网络中混合接入方式下基于分组的资源分配[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(3): 69-74.

Zhang Haibo, Li Hu, Chen Shanxue, et al. A cluster-based resource allocation under hybrid access mode in ultra-dense network [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(3): 69-74.

[4] Chang Y J, Kim M. Binocular suppression-based stereoscopic video coding by joint rate control with KKT conditions for a hybrid video codec system[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(1): 99-111.

[5] Tseng H W, Yu Y J, Wu B S, et al. A resource allocation scheme for device-to-device communication over ultra-dense 5G cellular networks[C]//International Conference on Applied System Innovation (ICASI). New York: IEEE Press, 2017: 80-83.

[6] Zhang H, Liu S. Energy efficient resource matching algorithm for multi-homing services in dynamic wireless environment[J]. Wireless Networks, 2018(10): 1-16.

[7] Zhao K, Zhang S, Zhang N, et al. Incentive mechanism for cached-enabled small cell sharing: a Stackelberg game approach[C]//IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). New York: IEEE Press, 2017: 1-6.

[8] Roger B M. Game theory[M]. Cambridge: Harvard University Press, 2013.

[9] Ismail M, Abdrabou A, Zhuang W H. Cooperative decentralized resource allocation in heterogeneous wireless access medium[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(2): 714-724.