



超密集网络中基于能效最优的资源分配算法

章跃跃¹, 夏玮玮¹, 朱亚萍¹, 燕锋¹, 左旭舟², 沈连丰¹

(1. 东南大学, 江苏 南京 210096; 2. 电子科技大学, 四川 成都 610054)

摘要：为了实现超密集网络中的绿色通信，提出一种基于能效最优的资源分配算法。首先，在考虑用户服务质量（quality of service, QoS）需求和干扰容限的情况下，建立最大化网络能效的优化问题。其次，为了降低求解原问题的计算复杂度，采用柯西不等式将原优化问题进行松弛，从而转化为非合作博弈问题。进而，在满足最大最小公平（max-min fairness, MMF）准则的情况下，提出一种分布式能效最优算法（distributed EE maximization algorithm, DEMA）。仿真结果表明，所提算法较传统算法可以更好地兼顾系统的能效和吞吐量性能。

关键词：超密集网络；能效最优；非合作博弈；分布式能效最优算法

中图分类号：TP393

文献标识码：A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017282

An optimal energy-efficient resource allocation algorithm in ultra-dense network

ZHANG Yueyue¹, XIA Weiwei¹, ZHU Yaping¹, YAN Feng¹, ZUO Xuzhou², SHEN Lianfeng¹

1. Southeast University, Nanjing 210096, China

2. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China

Abstract: The energy-efficient resource allocation problem was taken in an ultra-dense network(UDN) consisted of multiple femtocells. Aiming at maximizing the energy efficiency (EE) of the whole network, quality of service (QoS) constraint and interference limitation was considered. Then, the established nonconvex and nonlinear problem was relaxed relying on Cauchy inequality, and was developed into a non-cooperative game. Additionally, a distributed EE maximization algorithm was proposed satisfying the max-min fairness (MMF) criterion. Simulation results show that the proposed algorithm outperforms the existing algorithms in terms of the EE and the throughput.

Key words: ultra-dense network, optimal energy-efficient, non-cooperative game, distributed EE maximization algorithm

收稿日期：2017-09-01；修回日期：2017-09-30

通讯作者：夏玮玮, wwwxia@seu.edu.cn

基金项目：国家自然科学基金资助项目 (No.61471164, No.61201175, No.61601122)；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No.KYLX16_0222)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61471164, No.61201175, No.61601122), Fundamental Research Funds for the Central University (No.KYLX16_0222)

1 引言

物联网 (internet of things, IoT) 作为新一代信息技术的重要组成部分, 旨在为许多智能对象和应用程序提供网络互联和信息交互。由于存在大规模、分布式、异构网络之间的协作, IoT 的发展面临着诸多挑战, 例如接入设备的寻址和识别、信息的隐私和安全、边缘设备和通信节点的高效部署、存储和计算资源的高效管理等。而作为大规模 IoT 设计和实现的重要基础, 5G 移动通信可以实现更高的传输速率、更短的通信时延、更大的用户容量, 从而提供更好的服务质量 (quality of service, QoS) [1]。其中, 超密集网络 (ultra-dense network, UDN) 被认为可推动 IoT 服务在社会中的传播和应用。在室内部署微微蜂窝基站 (picocell base station, PBS) 或毫微微蜂窝基站 (femtocell base station, FBS), 通过卸载宏蜂窝网络基站 (macrocell base station, MBS) 中的大部分流量, 从而减轻 MBS 的通信链路负载, 可为家庭智能设备的连接提供极佳的解决方案 [2]。

另一方面, 随着全球气候变暖, 无线通信网络中能源的有效利用也引起了极大的关注 [2]。基站的功耗通常分为两种, 即节点功耗和通信功耗。节点功耗用于信号处理、设备冷却和电池备份, 而通信功耗则是实现目标范围的功率覆盖。尽管单个终端的传输功率很小, 但随着用户和设备数的增加, 网络能耗将会不断增加。因此在密集小区中, 考虑能量效率是个至关重要的问题。通常, 网络的能量效率 (energy efficiency, EE) 定义为网络的总吞吐量与总功耗的比值, 提高无线网络能效的方法主要分为 4 类, 如资源分配、网络规划和部署、能量收集以及低功耗硬件的实现 [3]。本文主要考虑密集网络的基于能效最优的资源分配问题。

基于能效最优的资源分配引发了广泛的关注和研究, 参考文献 [4] 考虑发射功率较小的情形,

将能效最大化转化为频谱效率 (spectral efficiency, SE) 最大化, 从而解决资源分配的问题。参考文献 [5] 提出了一种能量和认知频谱共享方案, 并且基于牛顿法的算法已被推导为收敛到局部最优。在参考文献 [6] 中, 在基于 OFDM 的认知无线网络中研究了节能资源配置, 最大化系统能效问题被转化成一个混合整数规划问题, 通过对偶 Dinkelbach 算法 (dual Dinkelbach algorithm, DDA) 进行求解。在参考文献 [7] 中, 在具有单个小单元的异构网络中解决能效最大化问题, 通过连续的凸近似来解决非凸优化问题。

本文主要关注超密集网络中接入用户能效最大化问题。首先, 在考虑用户 QoS 需求和干扰容限的情况下, 建立最大化网络能效的优化问题。其次, 为了降低求解原非凸非线性问题的算法复杂度, 采用柯西不等式将原优化问题进行松弛, 从而转化为非合作博弈问题。进而, 在满足最大最小公平 (max-min fairness, MMF) 准则的情况下, 提出一种分布式能效最优算法 (distributed energy efficiency maximization algorithm, DEMA)。最后通过仿真验证所提算法在网络的能效和吞吐量方面的性能。

2 系统模型

图 1 给出超密集网络的系统结构。考虑 OFDM 系统, 包含一个 MBS 和 S 个 FBS, FBS 组成集合为 $S = \{1, 2, \dots, S\}$ 。与 MBS 相连的宏蜂窝用户设备 (macrocell user equipment, MUE) 集合为 $\mathcal{M}$, 则 MUE 的用户数为 $M = |\mathcal{M}|$ 。系统中接入毫微微蜂窝用户设备 (femtocell user equipment, FUE) 集合为 $\mathcal{F}$, 则 FUE 的用户数为 $F = |\mathcal{F}|$ 。特别地, 连接到第 s 个 FBS 的用户组成的集合为 $\mathcal{F}_s$, 则 $\bigcup_{s=1}^S \mathcal{F}_s = \mathcal{F}, \mathcal{F}_s \cap \mathcal{F}_i = \emptyset, \forall s \neq i$ 。假设系统中的可用子信道数为 N , 信道带宽为 Δf 。为了表示方便, 将与第 s 个 FBS 连接的第 f 个 FUE 记为 $\text{FUE}_{s,f}$ 。当用户占用相同的子信道时, 需要考虑 MUE 和



FUE 之间的跨层干扰^[8]以及超密集网络情形下 FUE 之间的同层干扰。

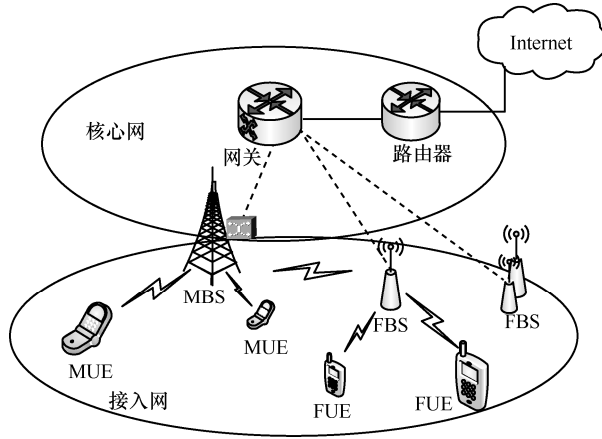


图1 超密集网络的系统框架

定义 FUE_{s,f} 在信道 n 上的信干噪比 (signal to interference plus noise ratio, SINR) $\gamma_{s,f}^n$ 为:

$$\gamma(p_{s,f}^n, p_{-(s,f)}^n) = \frac{p_{s,f}^n g_{s,f}^n}{I(p_{-(s,f)}^n) + N_0} \quad (1)$$

其中:

$$I(p_{-(s,f)}^n) = \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^n g_{m,f}^n + \sum_{k \in \mathcal{S} \setminus \{s\}, j \in \mathcal{F}_k} p_k^n \quad (2)$$

式(1)中, $p_{s,f}^n$ 为分配给 FUE_{s,f} 在信道 n 的下行传输功率。 $p_{-(s,f)}^n = \{p_m^n, p_{k,j}^n | m \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{S} \setminus \{s\}, j \in \mathcal{F}_k\}$ 为除 FUE_{s,f} 之外的用户在信道 n 上分配所得的功率。用户 (MUE 或 FUE) 与第 s 个 FBS 相连的在信道 n 上的信道增益为 $g_{s,*}^n$ 。 N_0 为噪声功率。式(2)的第一项为 MBS 对 FBS 产生的跨层干扰,第二项为 FBS 之间产生的同层干扰。

因此,单个 FUE 可以获得归一化传输速率(单位: bit/(s·Hz)) 为:

$$r_{s,f}^n = \log(1 + \gamma(p_{s,f}^n, p_{-(s,f)}^n)) \quad (3)$$

则接入该系统中的 FUE (即室内用户设备) 的加权能效和 (单位: bit/(Hz·J)) 为:

$$\eta_{EE} = \frac{\sum_{s \in \mathcal{S}} \sum_{f \in \mathcal{F}_s} (w_{s,f} \sum_{n=1}^N r_{s,f}^n)}{\sum_{s \in \mathcal{S}} \sum_{f \in \mathcal{F}_s} (\sum_{n=1}^N \mu p_{s,f}^n + p_{s,f}^c)} \quad (4)$$

其中, $w_{s,f} > 0$ 为优先级权重, μ 为发射端放大器的转换效率, $p_{s,f}^c$ 为 FBS 与用户 FUE_{s,f} 通信时收发端电路中所消耗的静态功率,包括混频器、滤波器、A/D 转换器和 D/A 转换器。

考虑到分配给 MUE 各个子信道上的最大干扰容限,每个 FBS 需要在满足其服务的 FUE 的同时,减小发射功率。为了最大化接入 FUE 的加权能效 η_{EE} , 则该优化问题可建模为:

$$\begin{aligned} \max_{r, p} \quad & \eta_{EE} \\ \text{s.t.} \quad & (C1) \quad \Delta f \sum_{N \in \mathcal{N}} \Gamma_{s,f}^n r_{s,f}^n \geq R_f, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s \\ & (C2) \quad \sum_{N \in \mathcal{N}} p_{s,f}^n \leq p_{s,f}^{\max}, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s \\ & (C3) \quad p_{s,f}^n \geq 0, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s, N \in \mathcal{N} \\ & (C4) \quad \sum_{N \in \mathcal{N}} \Gamma_{s,f}^n p_{s,f}^n g_{s,m}^n \leq I_m^n, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s, m \in \mathcal{M} \\ & (C5) \quad \sum_{f \in \mathcal{F}_s} \Gamma_{s,f}^n \leq 1, \forall s \in \mathcal{S}, N \in \mathcal{N} \\ & (C6) \quad \Gamma_{s,f}^n \in \{0, 1\}, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s, N \in \mathcal{N} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, 约束 C1 确保每个接入 FUE 所需的传输速率。C2 和 C3 定义了功率 $p_{s,f}^n$ 的边界。C4 给出了在子信道 n 上第 m 个 MUE 所受到的最大层间干扰约束。C5 约束了任意子信道最多一个 FUE。C6 表示 $\Gamma_{s,f}^n$ 是一个二值变量。

3 基于博弈论的能效最优算法

由于式(5)描述的混合整数规划是 NP 难问题, 所以难以获得最优解, 特别是对于实际具有数千个子信道的 OFDM 系统。因此, 为了降低计算复杂度, 实现在线求解资源分配。假设任意子信道可被用户分时占用^[6], 则可将 C6 松弛为 $\Gamma_{s,f}^n \in [0, 1] (\forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s, N \in \mathcal{N})$, 从而获得原问题(5)的次优解。进一步, 为了降低计算规模, 本文采用分布式计算方式进行求解。

3.1 非合作博弈

引理 1 原问题(5)中的最大化 η_{EE} 的问题可以转化为求解单个用户能效最优的问题, 同时求解的单个用户能效最优解为原问题提供一个上下界。

证明: 由柯西不等式可得:

$$\min_{s,f} (w_{s,f} \eta_{s,f}) \leq \eta_{EE} \leq \max_{s,f} (w_{s,f} \eta_{s,f}) \quad (6)$$

$$\text{其中, FUE}_{s,f} \text{ 的能效为 } \eta_{s,f} = \frac{\sum_{n=1}^N r_{s,f}^n}{\sum_{n=1}^N \mu p_{s,f}^n + p_{s,f}^c}。$$

对于每个 FUE, 其最大值和最小值给出了式(5)的目标函数的范围。换句话说, 式(5)中的原非凸目标可以通过求解单个用户的能效最优得到简化。

在单个用户能效最优化问题中, 需要研究不同用户之间的网络资源(如带宽和传输功率)的竞争, 对于这样的冲突, 非合作博弈理论可为其提供解决方案^[9]。将 femtocell 中追求个体能效最优的 FUE 可以视为博弈中的玩家, 因此可以提出博弈 $\mathcal{G}=[\mathcal{T}, \mathcal{P}, \mathcal{U}]$, 其中:

- $\mathcal{T} = \{\mathcal{F}_s | s \in \mathcal{S}\}$ 是参与博弈的 FUE 集合;
- $\mathcal{P} = \{p_{s,f}^n | s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s, N \in \mathcal{N}\}$ 是 FUE 的策略集;
- $\mathcal{U} = \{u_{s,f} | s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s\}$ 是 FUE 的效用函数集。

效用函数的选择将影响此博弈的性质和参与者的行为, 根据式(6) 博弈 $\mathcal{G}$ 中的 FUE_{s,f} 的效用函数定义为:

$$u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)}) = w_{s,f} \eta_{s,f} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{p}_{s,f} = [p_{s,f}^1, \dots, p_{s,f}^N]^T$ 和 $\mathbf{p}_{-(s,f)} = [p_{-(s,f)}^1, \dots, p_{-(s,f)}^N]^T$ 分别为 FUE_{s,f} 和除 FUE_{s,f} 之外其他用户的策略。

定理 1 如果信道增益 $g_{s,f}^n$ 和子信道 n 上的干扰 $I(\mathbf{p}_{-(s,f)}^n)$ 为定值, 则博弈 $\mathcal{G}=[\mathcal{T}, \mathcal{P}, \mathcal{U}]$ 存在的唯一纳什均衡 (Nash equilibrium, NE) 的充要条件是 $u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$ 为 $p_{s,f}^n$ 的凹函数。

证明 存在性。假设 $r_{s,f}(\mathbf{p}_{-(s,f)})$ 为用户 FUE_{s,f} 对其余用户所选策略(分配功率的值)作出的最佳反馈, 则 $r_{s,f}(\mathbf{p}_{-(s,f)}) = \arg \max_{p_{s,f}} u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$ 。定义集值函数 $\mathbf{r} = (r_{s,f}(\mathbf{p}_{-(s,f)}), r_{-(s,f)}(\mathbf{p}_{s,f}))$, 根据 Kakutani 不动点定理, $\mathbf{r}$ 存在一个不动点, 即博弈 $\mathcal{G}$ 存在纳什均衡。更直观地, 每个 FUE 在不知道其

余用户策略时, 可根据 $u_{s,f}^* = \arg \max_{\mathbf{p}_{s,f}} \min_{\mathbf{p}_{-(s,f)}} u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$ 获得个体能效的最大值, 并且将不存在个体能够打破这种均衡以获得额外收益, 因此该情况下的各个用户得到的功率分配结果构成一个纳什均衡。

唯一性。令 $\Phi(\mathbf{p}) = \sum_{n=1}^N \tau_n u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}^n, \mathbf{p}_{s,f}^{-n}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$,

其中, $\tau_n \geq 0$ 。此外, 对于固定的 $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \dots, \tau_N]^T$, 假设映射 $\mathbf{g}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})$ 为 $\Phi(\mathbf{p})$ 的次梯度函数, 其中,

$$\mathbf{g}_n(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau}) = \tau_n \frac{\partial u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}^n, \mathbf{p}_{s,f}^{-n}, \mathbf{p}_{-(s,f)})}{\partial p_{s,f}^n}。$$

假设 $\mathbf{G}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})$ 为 $\mathbf{g}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})$ 雅克比矩阵, 则 $\mathbf{G}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})$

为 $N \times N$ 矩阵, 第 n 列为 $\frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})}{\partial p_{s,f}^n}, \forall n = \{1, \dots, N\}$ 。

根据参考文献[9]中的 Lemma 1, 若对称矩阵 $[\mathbf{G}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau}) + \mathbf{G}'(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})]$ 关于 $\mathbf{p}_{s,f}$ 是负定的, 则博弈 $\mathcal{G}$ 的纳什均衡唯一。当 $[\mathbf{G}(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau}) + \mathbf{G}'(\mathbf{p}_{s,f}, \boldsymbol{\tau})]$ 的对角线元素为负时, Hessian 阵 $\nabla^2 u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)}) \leq 0$, 则 $u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$ 为 $p_{s,f}^n$ 的凹函数, 反之亦然。

至此, 根据定理 1, 本文给出确保 NE 存在且唯一的一个充分条件。由于式(6) 中的 $u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$ 在 $p_{s,f}^n > 0$ 上是非凹的, 因此, 首先可将式(6) 写成:

$$u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)}) = \frac{w_{s,f} \sum_{n=1}^N a_{s,f}^n}{\sum_{n=1}^N \mu p_{s,f}^n + p_{s,f}^c} - \frac{w_{s,f} \sum_{n=1}^N b_{s,f}^n}{\sum_{n=1}^N \mu p_{s,f}^n + p_{s,f}^c} \quad (8)$$

其中:

$$\begin{aligned} a_{s,f}^n &= \text{lb}(I(\mathbf{p}_{-(s,f)}^n) + N_0 + p_{s,f}^n g_{s,f}^n) \\ b_{s,f}^n &= \text{lb}(I(\mathbf{p}_{-(s,f)}^n) + N_0) \end{aligned} \quad (9)$$

考虑式(8) 中右式第一项的一阶导, 当

$$\left| \frac{\mu p_{s,f}^n}{\sum_{j=1, j \neq n}^N \mu p_{s,f}^j + p_{s,f}^c} \right| < 1 \text{ 时, 可得:}$$



$$u_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)}) \geq \frac{w_{s,f} \sum_{n=1}^N \left(1 - \frac{\mu p_{s,f}^n}{\sum_{j=1, j \neq n}^N \mu p_{s,f}^j + p_{s,f}^c} \right) a_{s,f}^n}{\sum_{j=1, j \neq n}^N \mu p_{s,f}^j + p_{s,f}^c} - \frac{w_{s,f} \sum_{n=1}^N b_{s,f}^n}{\sum_{n=1}^N \mu p_{s,f}^j + p_{s,f}^c} \triangleq \tilde{u}_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)}) \quad (10)$$

为了获得此博弈的 NE, 根据 MMF 准则, 建立如下优化问题:

$$\begin{aligned} & \max_{\{\mathbf{p}, \mathbf{\Gamma}\}} U \\ & \text{s.t. C1~C5} \\ & (\text{C6}') \quad \Gamma_{s,f}^n \in [0, 1], \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s, N \in \mathcal{N} \\ & (\text{C7}) \quad U \leq \tilde{u}_{s,f}, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s \end{aligned} \quad (11)$$

由于 $\tilde{u}_{s,f}(\mathbf{p}_{s,f}, \mathbf{p}_{-(s,f)})$ 在 $p_{s,f}^n > 0$ 上是凹函数, 因此式 (11) 为凸优化问题, 其全局最优解可以通过类似路径跟踪法^[10]有效获得。值得注意的是, 通过式 (11) 获得的 NE 可作为原问题的上界。

3.2 分布式算法

由于式 (11) 是凸优化问题, 因此可利用拉格朗日对偶分解和 KKT 条件进行求解。首先定义拉格朗日函数为:

$$\mathcal{L}(\mathbf{P}, \mathbf{\Gamma}, U, \mathbf{\Pi}, \mathbf{A}) = -U + \sum_{s \in \mathcal{S}} \sum_{f \in \mathcal{F}_s} \pi_{s,f} (U - \tilde{u}_{s,f}) + \sum_{s \in \mathcal{S}} \sum_{f \in \mathcal{F}_s} \lambda_{s,f} (R_f - \Delta f \sum_{n \in \mathcal{N}} \Gamma_{s,f}^n r_{s,f}^n) \quad (12)$$

其中, $\pi_{s,f} \geq 0$ 和 $\lambda_{s,f} \geq 0$ 为拉格朗日乘子, 其构成矩阵 $\mathbf{\Pi} = (\pi_{s,f})$ 和 $\mathbf{A} = (\lambda_{s,f})$, 则拉格朗日对偶函数为:

$$g(\mathbf{\Pi}, \mathbf{A}) = \inf_{\{\mathbf{P}, \mathbf{\Gamma}\}} \mathcal{L}(\mathbf{P}, \mathbf{\Gamma}, U, \mathbf{\Pi}, \mathbf{A}) \quad (13)$$

由式 (12), 最大化 $\mathcal{L}(\mathbf{P}, \mathbf{\Gamma}, U, \mathbf{\Pi}, \mathbf{A})$ 可分解 S 个独立的优化问题, 则每个 FBS 可以求解子问题:

$$\begin{aligned} & \max g_s(\mathbf{\Pi}_s, \mathbf{A}_s) \\ & \text{s.t. } \mathbf{\Pi}_s \geq 0, \mathbf{A}_s \geq 0, \quad \forall s \in \mathcal{S} \end{aligned} \quad (14)$$

式 (14) 中, $\mathcal{L}(\mathbf{P}_s, \mathbf{\Gamma}_s, U_s, \mathbf{\Pi}_s, \mathbf{A}_s) = -U_s + \sum_{f \in \mathcal{F}_s} \pi_{s,f} (U_s - \tilde{u}_{s,f}) + \sum_{f \in \mathcal{F}_s} \lambda_{s,f} (R_f - \Delta f \sum_{n \in \mathcal{N}} \Gamma_{s,f}^n r_{s,f}^n)$, $\forall s \in \mathcal{S}$, 其中, $\mathbf{\Pi}_s = [\pi_{s,1}, \dots, \pi_{s,|\mathcal{F}_s|}]^T$ 和 $\mathbf{A}_s = [\lambda_{s,1}, \dots, \lambda_{s,|\mathcal{F}_s|}]^T$ 分别为拉格朗日乘子构成的向量。

由于 $g_s(\mathbf{\Pi}_s, \mathbf{A}_s)$ 是连续可微的, 因此可以通过梯度法更新对偶变量。 $\pi_{s,f}$ 和 $\lambda_{s,f}$ 梯度分别为:

$$\frac{\partial}{\partial \pi_{s,f}} g_s(\mathbf{\Pi}_s, \mathbf{A}_s) = U_s - \tilde{u}_{s,f} \quad (15)$$

$$\frac{\partial}{\partial \lambda_{s,f}} g_s(\mathbf{\Pi}_s, \mathbf{A}_s) = R_f - \Delta f \sum_{n \in \mathcal{N}} \Gamma_{s,f}^n r_{s,f}^n \quad (16)$$

分布式能效最优算法 (distributed EE maximization algorithm, DEMA) 通过 MBS 和 FBS 测得不同用户的信道增益 ($g_{s,f}^n, g_{s,m}^n$), 各个 FBS 可以通过路径跟踪法同时求解式 (14), 从而获得分配功率结果 $\mathbf{P}^*$ 。具体算法如下。

初始化 $\mathbf{\Pi}_s^{(0)}$ 、 $\mathbf{A}_s^{(0)}$ 和 $\mathbf{p}_{s,f}^{(0)}, \forall s \in \mathcal{S}, f \in \mathcal{F}_s$, 并设定收敛阈值 ε 和最大迭代次数 $L_{\max}$ 。

for $i = 1$ to $L_{\max}$ do

通过式 (10) 计算 $\tilde{u}_{s,f}^{(i)}$

$$U_s^{(i)} = \min_{s,f} \tilde{u}_{s,f}^{(i)}$$

$$a^{(i)} = \frac{1}{i+1}$$

for $s = 1$ to S do

通过式 (14) 获得各个 FUE_{s,f} 的功率分配结果 $\mathbf{p}_{s,f}^{(i)}$

通过式 (15) 获得 $\pi_{s,f}$ 次梯度值 $d_{\pi_{s,f}}^{(i)} = U_s^{(i)} - \tilde{u}_{s,f}^{(i)}$

通过式 (16) 获得 $\lambda_{s,f}$ 次梯度值 $d_{\lambda_{s,f}}^{(i)} = R_f - \Delta f \sum_{n \in \mathcal{N}} (\Gamma_{s,f}^n)^{(i)} (r_{s,f}^n)^{(i)}$

更新: $\pi_{s,f}^{(i+1)} = [\pi_{s,f}^{(i)} - a^{(i)} d_{\pi_{s,f}}^{(i)}]^+$ 和

$$\lambda_{s,f}^{(i+1)} = [\lambda_{s,f}^{(i)} - a^{(i)} d_{\lambda_{s,f}}^{(i)}]^+$$

end for

```

    if  $|U_s^{(i)} - U_s^{(i-1)}| < \varepsilon$  then
        break
    end if
end for

```

4 仿真分析

通过仿真验证所提算法的性能。该系统中, MBS 位于半径为 500 m 的原点处, 5 个 FBS 的坐标分别为(20, -100) m、(20, -140) m、(-20, -140) m、(-20, -100) m、(0, -120) m。每个 FBS 服务 $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$ 区域的热点, 如图 2 所示, 宏蜂窝中包含 5 个 MUE, 且随机分布在该区域中。每个小区中, FUE 均匀分布在以 FBS 为圆心, 内半径为 3 m、外半径为 10 m 的环上。MBS 的最大发射功率为 $P_{B,\max} = 20 \text{ W}$, 干扰的阈值为 $5 \times 10^{-12} \text{ W}$, 每个 FUE 速率需求为 20 bit/symbol , 电路的固有功率 $p_{s,f}^c = 0.2 \text{ W}$, $\forall s, f$, 最大发射功率 $p_{s,f}^{\max} = 0.3 \text{ W}$, $\forall s, f$, 噪声功率为 $N_0 = 10^{-13} \text{ W}$ 。OFDM 系统的子信道数为 5, 带宽为 $\Delta f = 180 \text{ kHz}$ 。信道增益包括路径损耗、阴影衰落、多径瑞利衰落。在不同情况下的传播路径损耗 P_L 见表 1, 其中, R 是基站与用户之间的距离。信号的穿墙损耗为 $L_{\text{ow}} = 1 \text{ dB}$ 。多径衰落服从瑞利分布, 在瑞利衰落信道建模为独立同分布的单位平均收益指数分布的随机变量。

表 1 仿真参数设置

仿真参数	参数值
FBS 与 FUE 之间的 P_L	$P_L = 38.46 + 20 \lg R$
FBS 与 MUE 之间的 P_L	$P_L = \max(38.46 + 20 \lg R, 15.3 + 37.6 \lg R) + L_{\text{ow}}$
MBS 与 FUE 之间的 P_L	$P_L = 15.3 + 37.6 \lg R + L_{\text{ow}}$
MBS 与 MUE 之间的 P_L	$P_L = 15.3 + 37.6 \lg R$

表 2 比较了所提算法 DEMA 与现有算法的性能。图 3 给出了不同算法的收敛性能。可以看出, 在进行迭代 10 次之后, 所提算法可以收敛到稳定值, 并且其获得的目标函数值接近 DDA_{UB} 算法。相比较而言, DDA_{LB} 算法收敛速度较慢。

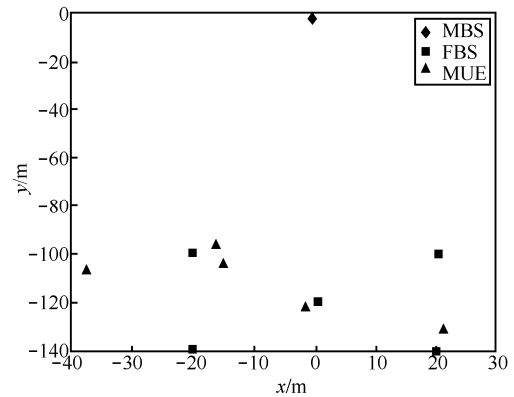


图 2 包含多个 FBS 的仿真场景

表 2 不同的算法对比

算法名称	算法描述
DEMA	本文所提出的分布式能效最优算法
DDA_{LB}	通过 DDA 算法求式 (4) 的下界 ^[6]
DDA_{UB}	通过 DDA 算法求式 (4) 的上界

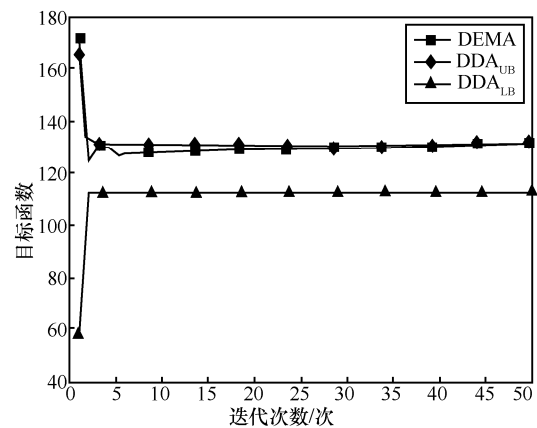


图 3 不同算法的收敛性能

由图 4 可以看出, 系统能效随着接入 FUE 数量 N_F 的增加而降低。FUE 的加入会增强同层干扰, 从而限制系统能效的提升。此外, 由于电路固有功率 $N_F p_{s,f}^c$ 的增加, 也会导致整个网络能效的下降。所提算法 DEMA 的能效优于下限 DDA_{LB} , 随着 N_F 的增加, DEMA 的能效更加接近上限值 DDA_{UB} 。同时, μ 的取值对系统的能效也存在影响, μ 越小, 发射端功率放大器的效率越低, 这将导致较高的同频干扰, 从而降低了系统能效。

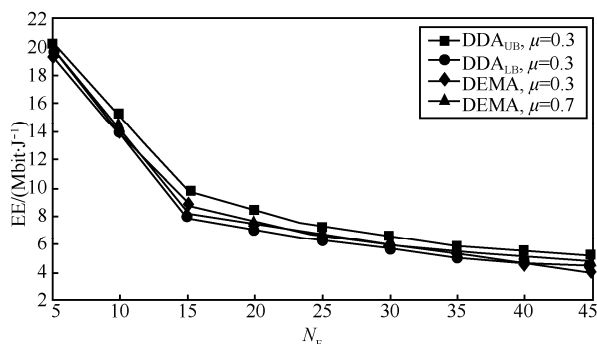
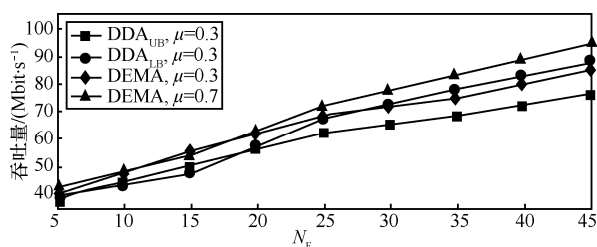
图4 不同算法系统能效与 N_F 的关系

图5给出了接入的FUE数量 N_F 与吞吐量的关系。所提出算法DEMA可获得的系统吞吐量优于DDA_{UB}，同时，减小 μ 也会降低系统传输速率。系统能效与吞吐量两者之间存在权衡，总体而言，在保证系统吞吐量的情况下，DEMA能够获得系统能效的近似最优解。

图5 不同算法系统吞吐量与 N_F 的关系

5 结束语

为了推动IoT的广泛应用，UDN将发挥着重要作用。同时，为了实现绿色通信，提高网络的能效，本文研究了UDN中基于能效最优的资源分配算法。提出一种分布式最大化能效的算法DEMA，通过仿真可得，所提算法较传统算法可以更好地兼顾网络的能效和吞吐量性能。随着用户数的增加，DEMA的能效接近上限DDA_{UB}，同时，DEMA的系统吞吐量高于DDA_{UB}。

参考文献:

[1] AGIWAL M, ROYA, SAXENAN. Next generation 5G wireless networks: a comprehensive survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorial, 2016, 18(3): 1617-1655.

[2] KAMEL M, HAMOUDAW, YOUSSEF A. Ultra-dense networks: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorial, 2016, 18(4): 2522-2545.

[3] BUZZI S, CHIH-LIN I, KLEIN T E, et al. A survey of energy-efficient techniques for 5G networks and challenges ahead[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(4): 697-709.

[4] VENTURINO L, ZAPPONE A, RISI C, et al. Energy-efficient scheduling and power allocation in downlink OFDMA networks with base station coordination[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(1): 1-14.

[5] RAMAMONJISON R, BHARGAVA V K. Energy efficiency maximization framework in cognitive downlink two-tier networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(3): 1468-1479.

[6] WANG S, GE M, ZHAO W. Energy-efficient resource allocation for OFDM-based cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(8): 3181-3191.

[7] LAI W S, CHANG T H, LEE T S. Joint power and admission control for spectral and energy efficiency maximization in heterogeneous OFDMA networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(5): 3531-3547.

[8] 刘诚毅, 邢松, 胡静, 等. 一种 femto-macro 异构网络多业务资源公平管理算法[J]. 电信科学, 2015, 31(9): 28-34.

LIU C Y, XING S, HU J, et al. Fair resource allocation for multiple types of services in femto-macro heterogeneous network[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(9): 28-34.

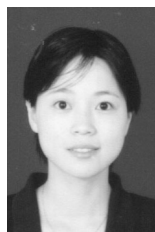
[9] AL-ZAHRANI A, YU F. An energy-efficient resource allocation and interference management scheme in green heterogeneous networks using game theory[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(7): 5384-5396.

[10] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. New York: Cambridge University Press, 2004.

[作者简介]



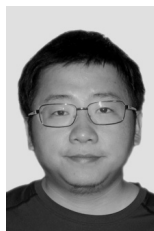
章跃跃(1988-), 男, 东南大学博士生, 主要研究方向为异构网络资源分配、无线定位、无线传感器网络。



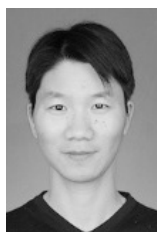
夏玮玮(1975-), 女, 博士, 东南大学移动通信国家重点实验室副教授, 主要研究方向为短距离无线通信与泛在网络、异构网络无线资源优化等。



朱亚萍（1990-），女，东南大学博士生，主要研究方向为宽带移动通信、无线传感器网络定位等。



左旭舟（1983-），男，博士，电子科技大学信息与软件工程学院讲师，主要研究方向为认知无线电、室内定位等。



燕锋（1983-），男，博士，东南大学移动通信国家重点实验室副研究员，主要研究方向为无线传感器网络、异构网络等。



沈连丰（1952-），男，东南大学移动通信国家重点实验室教授、博士生导师，主要研究方向为宽带移动通信、短距离无线通信和泛在网络等。