超蜂窝网络的高能效基站部署及其动态控制

周盛^{1,2*}, 张珊³, 牛志升^{1,2}

1. 清华大学电子工程系, 北京 100084, 中国

2. 清华大学信息科学与技术国家实验室(筹), 北京 100084, 中国

3. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, Waterloo N2L 3G1, Canada

* 通信作者. E-mail: sheng.zhou@tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2017-02-14; 接受日期: 2017-06-07; 网络出版日期: 2017-08-30

国家重点基础研究发展计划(批准号: 2012CB316000)和国家自然科学基金(批准号: 61461136004, 61571265, 91638204)资助项目

摘要 在控制覆盖和业务覆盖分离的超蜂窝网络架构下, 负责数据传输的业务基站可根据业务量的动态变化灵活休眠或唤醒, 或将业务转移到相邻业务基站或上层控制基站, 以有效降低网络能耗. 而如何优化超蜂窝网络部署, 并根据用户服务质量要求和网络业务量变化动态调整业务基站部署密度、休眠方式及无线资源分配, 是超蜂窝网络中十分重要且具有挑战性的问题. 本文总结了该领域的一系列研究成果: 在高能效网络部署方面, 面向控制基站和业务基站功能及拓扑结构的差异性采用不同的网络模型进行分析, 基于随机几何理论分析给出了业务基站和控制基站的最优部署密度; 在高能效基站动态控制方面, 提出了基于负载转移的高能效动态基站休眠和频谱资源分配机制, 可在保证网络覆盖及用户服务质量的前提下有效降低网络能耗.

关键词 超蜂窝网络, 动态休眠, 随机几何, 负载转移, 能效优先, 频谱资源管理

1 引言

在控制覆盖和业务覆盖分离的超蜂窝网络架构^[1,2]下, 控制基站(control base station, CBS)需保证全域覆盖, 且提供低速率及广域(无业务基站覆盖区域)高速率数据业务接入; 负责数据传输的业务基站(traffic base station, TBS)可根据业务量的动态变化灵活休眠或唤醒, 从而有效降低网络能耗. 同时, 通过将负载转移(offloading)到相邻业务基站或上层控制基站(如图1所示), 可为业务基站创造更多的休眠机会, 从而进一步提高网络能效. 然而, 基站休眠的引入也为超蜂窝网络的部署和资源管理带来了新的问题. 在网络部署方面, 由于网络能耗不再只取决于所部署基站的密度, 也与基站的动态休眠(即实时密度)有关, 因此能效优先的超蜂窝网络部署需要同时考虑业务量及业务基站密度的动态变化, 而只针对峰值业务量设计的传统网络部署方法不再适用. 就无线资源管理而言, 网络拓扑和

引用格式: 周盛, 张珊, 牛志升. 超蜂窝网络的高能效基站部署及其动态控制. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 1566–1582, doi: 10.1360/N112017-00032
Zhou S, Zhang S, Niu Z S. Energy efficient network planning and dynamic control for hyper-cellular network (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 1566–1582, doi: 10.1360/N112017-00032

图 1 (网络版彩图) 超蜂窝网络架构下基于负载转移的基站休眠

Figure 1 (Color online) Offloading-based base station sleeping under the hyper cellular network architecture

小区干扰的动态变化、基站休眠操作与用户管理以及无线资源分配的相互耦合等,都极大地增加了无线资源管理的难度.因此,如何根据用户服务质量要求和网络业务量的变化动态调整业务基站休眠方式,联合优化网络部署和资源管理提升能效,是超蜂窝网络设计与实现中十分重要且具有挑战性的问题.

网络部署直接影响运营商的成本,是蜂窝通信系统设计的关键技术,其基本科学问题为基站密度分析.文献 [3] 针对基于码分多址 (CDMA) 机制的同构蜂窝网络进行研究,发现在给定用户中断概率约束下最优基站间距与用户密度的平方根倒数成正比,然而该理论结果无法扩展至异构网络.对于异构蜂窝网络,文献 [4~8] 等通过系统级仿真实验阐述了异构蜂窝网络通过部署低能耗微型基站能够有效提高网络能效,而仿真实验无法得到最优基站密度与业务量、用户密度的理论关系,通用性受限.此外,大量蜂窝网络部署的相关工作关注基站选址问题 [9~15],即根据实际场景约束基站只能部署在某些特定的备选站点上,同时依据地理位置离散化用户需求,由此将网络部署问题建模为 0-1 整数规划问题 [16,17]. 此类问题中通常存在数量繁多的自变量和约束条件,属于 NP 难问题,需通过启发式算法求数值解,如遗传算法 (genetic algorithms [10,11])、禁忌搜索 (tabu search) 算法 [12,13]、Lagrange 松弛 (Lagrange relaxation) 算法 [14,15] 等.然而,现有基站选址算法都是针对特定问题,并不适用于一般场景 (特别是支持休眠的超蜂窝) 的网络部署,也无法对网络部署的性能进行理论分析.

动态控制基站休眠是最有效的网络层节能技术 [18],随着蜂窝网络能效问题的日益凸显得到了广泛关注.然而基站休眠可能会引起覆盖空洞,如何保证网络服务质量是实现基站休眠的关键.在同构蜂窝网络架构下,文献 [19] 提出了小区聚焦 (cell zooming) 技术,通过扩大活跃小区的覆盖范围保证网络覆盖;文献 [20,21] 等提出了在基站休眠下将业务被动转移到活跃基站服务,而未考虑“主动的”负载转移对用户服务质量的影响;文献 [22] 等提出了利用中继辅助通信以保证用户的服务质量.在多层异构的蜂窝网络场景下,可将微基站关闭,同时将相关业务转移至上层宏基站服务.文献 [23] 等采用了马尔可夫决策过程 (Markov decision process) 模型,求解了基于层间负载转移的最优微基站休眠策略的数值解,并通过调整微基站唤醒门限分析了节能效率和用户服务质量的折中关系.此外,文献 [24] 等基于小区聚焦的思想动态调整微基站的服务范围,与基站开关状态进行联合优化以最小化网络能耗

图 2 (网络版彩图) 超蜂窝网络拓扑模型示例

Figure 2 (Color online) Examples of the topology of the hyper cellular network. (a) Control base station distribution; (b) homogeneous traffic base station distribution

及传输速率的加权值, 进而设计了基于分布式学习的算法, 使得每个微基站可独立决定其开启状态及传输功率. 然而, 现有基站休眠相关工作均未涉及控制与业务的分离.

综上所述, 现有网络部署和基站控制的相关工作大多针对特定场景进行设计, 缺少大尺度网络中一般化分析, 无法阐释网络资源与业务需求的理论关系与匹配机理. 而笔者采用不同的网络拓扑模型对控制基站和业务基站分别进行建模和分析 (如图 2 所示), 分 3 步解决以上问题, 包括:

(1) 基于随机几何理论的最优业务基站密度分析. 由于业务基站主要提供高速率数据接入, 其部署相对随机和动态, 基于现网的实测数据, 将其建模为基于 Poisson 点过程 (Poisson point process, PPP) 的随机网络^[25,26]. 假设用户分布服从 Poisson 点过程且接入最强信干噪比业务基站, 利用随机几何理论进行网络服务质量分析, 得到最优业务基站密度. 首先, 对于业务基站同构 (即系统参数相同) 且采用全频重用 (reuse) 的情况, 分析结果显示, 在密集覆盖干扰受限场景下, 满足服务中断概率要求的最优业务基站密度与用户密度呈线性正比关系, 给出了最优业务基站密度的上下界^[27,28]. 进而, 对于双层宏微异构业务基站网络, 给出了全频重用情况下最优的宏微基站密度组合, 并提出了部分频谱重用机制, 可将网络能耗降低 50%^[29].

(2) 基于空间分簇 Erlang 公式的最优控制基站密度分析. 控制基站保证全域覆盖, 部署相对规则和稳定, 因此将控制基站拓扑建模为传统六边形蜂窝, 分析满足阻塞率要求的最优控制基站密度. 阻塞率分析的难点在于业务请求到达、用户位置及无线信道的三重随机性. 为此我们提出了空间分簇的 Erlang 近似方法, 基于用户位置对用户进行二次划分以实现高精度的阻塞率性能分析, 并由此得到了给定业务需求下的最优控制基站密度. 所提方法适用于多类混合业务场景, 且当用户分为 3 簇时估计误差仅为 2%, 可应用于实际网络中阻塞率性能分析^[30,31].

(3) 基于负载转移的高能效基站休眠机制设计. 当网络业务量下降时, 控制基站资源有剩余, 可将部分业务基站业务转移至上层服务, 以进入休眠状态节能. 首先, 考虑纯随机休眠策略 (即所有业务基站以等概率进行负载转移) 和空间互斥休眠策略 (即优先关闭距离控制基站较近的业务基站), 分别分析得到了基于负载转移可休眠的业务基站比例^[32]. 进而, 设计并优化了基于小区业务量的概率休眠机制, 发现当基站休眠比例低于一定阈值时, 应优先休眠轻负载业务基站, 反之则应优先休眠重负载业务基站. 理论分析给出了该阈值的表达式, 其物理意义为业务基站层所剩余带宽的比例. 所提休眠策略可使 50%~60% 业务基站进入休眠状态, 从而将网络平均能耗降低约 30%^[33,34].

本文组织如下: 第 2 节针对业务站的部署, 介绍基于随机几何理论的最优业务基站密度分析; 第 3 节针对控制基站的部署, 介绍基于空间分簇 Erlang 公式的最优控制基站密度分析; 第 4 节介绍

超蜂窝架构下基于负载转移的高能效基站休眠机制设计; 第 5 节总结全文.

2 基于随机几何理论的最优业务基站密度分析

由于业务基站主要负责数据传输, 其服务质量要求可表示为

$$Q = \Pr \left\{ \frac{W}{N} \log_2 (1 + \gamma) \leq U \right\} \leq \eta, \quad (1)$$

其中, Q 表示服务中断概率, η 表示服务中断概率门限, W 为系统带宽, N 为业务基站正在服务的用户数, γ 表示用户所接收的信干噪比, U 表示最低速率要求. 中断概率 Q 随业务与基站密度变化, 其分析难点在于基站位置、小区面积、用户分布、随机信道等多重随机性. 为了分析业务和基站密度的理论关系, 我们假设所有用户请求同一类业务且在空间均匀分布, 则将其建模为密度等于 λ 的齐次 Poisson 点过程 (homogeneous PPP), 并利用随机几何理论进行分析.

首先考虑业务基站同构 (即系统参数相同) 的情况, 其空间分布建模为齐次 Poisson 点过程^[35], 记密度为 ρ_T . 假设全频重用, 用户接入平均信干噪比最大的基站, 忽略噪声功率 (干扰受限网络), 则用户所接收的信干噪比大于一个阈值 γ_{th} 的概率为

$$\Pr(\gamma \geq \gamma_{th}) = \frac{1}{1 + \gamma_{th}^{2/\alpha} \int_{\gamma_{th}^{-2/\alpha}}^{\infty} \frac{1}{1+x^{\alpha/2}} dx}, \quad (2)$$

其中 α 为路径损耗因子. 由 Poisson 点过程性质可知每个基站服务用户数 N 的概率分布与小区面积 A 以及用户密度 λ 有关,

$$P_A(N) = \frac{(\lambda A)^N}{N!} \exp(-\lambda A), \quad (3)$$

小区面积 A 服从 Gamma 分布, 其概率密度函数为

$$f(A) = \rho_T^K \frac{K^K}{\Gamma(K)} A^{K-1} \exp(-K\rho_T A), \quad (4)$$

其中 $\Gamma(\cdot)$ 表示 Gamma 函数, 参数 K 等于 3.575. 结合式 (2)~(4) 可得, 服务中断概率为业务基站密度 ρ_T 的减函数. 由于同构情况下网络能耗随业务基站密度增加, 因此能效最优的业务基站部署为满足服务中断概率的最小密度, 由以下定理给出.

定理1 (见参文 [27]) 在业务基站同构的超蜂窝网络中, 假设业务基站分布服从 Poisson 点过程且采用全频重用, 用户分布也服从 Poisson 点过程且接入平均信干噪比最高的业务基站, 考虑大尺度路径损耗及小尺度 Rayleigh 衰落的信道模型, 当噪声可忽略时, 满足服务中断概率要求的最优业务基站密度与用户密度成正比, 即

$$\rho_T^* \sim \lambda, \quad (5)$$

且最优业务基站密度的上界 $\hat{\rho}_T$ 及下界 $\check{\rho}_T$ 应分别满足

$$\begin{cases} \left\{ \frac{\alpha-2}{2} 2^{-\frac{U}{W}} \sum_{m=0}^{\infty} \left(\frac{4-\alpha}{2} 2^{-\frac{U}{W}} \right)^m \left\{ \frac{K\hat{\rho}_T}{(1-2^{-(m+1)\frac{U}{W}})\lambda + K\hat{\rho}_T} \right\}^K \right\} = 1 - \eta, \\ \left\{ \frac{1}{2} \sum_{m=0}^{\infty} 2^{-(\frac{3U}{4W}+1)m - \frac{U}{4W}} \left\{ \frac{K\check{\rho}_T}{(1-2^{-\frac{3m+1}{4}\frac{U}{W}})\lambda + K\check{\rho}_T} \right\}^K \right\} = 1 - \eta, \end{cases} \quad (6)$$

表 1 三个场景的最优基站密度评估结果 (单位: /km²)
Table 1 Optimal base station density for three typical scenarios (/km²)

Scenario	Optimal BS density	Optimal BS density	Optimal BS density
	with noise	without noise	upper bound Eq. (7)
Dense urban	1.2555	1.2390	1.2610
Suburban	0.9229	0.9017	0.9177
Rural	0.1138	0.0542	0.0551

图 3 (网络版彩图) 同构业务基站密度上下界性能 [27] ©Copyright 2013 IEEE

Figure 3 (Color online) Upper and lower bounds of the optimal traffic base station density [27] ©Copyright 2013 IEEE

对于路径损耗因子 $\alpha = 4$ 的特殊场景, 该上界 $\hat{\rho}_T$ 具有闭合表达式

$$\hat{\rho}_T = \frac{1 - 2^{-\frac{U}{W}}}{K \{ (2^{\frac{U}{W}} (1 - \eta))^{-1/K} - 1 \}} \lambda, \tag{7}$$

且可证明上界 $\hat{\rho}_T$ 存在渐近最优性, 即

$$\lim_{\frac{U}{W} \rightarrow 0} \frac{\hat{\rho}_T}{\rho_T^*} = 1. \tag{8}$$

以上所得的最优基站密度上下界基于两个假设条件: (1) 干扰受限, 噪声可忽略; (2) 系统带宽远大于用户数据速率要求, 即 $\frac{U}{W} \rightarrow 0$. 其中, 假设条件 (1) 在密集网络场景下成立. 以 EARTH 文档 [36] 所给的 3 类典型场景为例, 我们对比了考虑噪声与忽略噪声两种情况下的最优基站密度, 以及所得最优密度的上界, 如表 1 所示. 可以看出, 在密集城区和郊区场景下, 忽略噪声对基站密度分析的影响不大, 假设条件 (1) 成立; 然而, 在基站密度较小的乡村场景下, 噪声不可忽略, 所得结果不适用. 由于实际网络中每个基站通常服务多个用户, 可认为假设条件 (2) 合理. 此外, 图 3 基于实际蜂窝网络参数进行仿真评估上下界的准确性, 结果显示上下界与仿真结果接近. 因此, 所得的最优基站密度上下界适用于密集网络中业务基站的部署分析.

实际网络中, 业务基站可能由不同类型的基站组成, 形成异构的网络拓扑. 为此, 进一步以宏基站和微基站所组成的两层异构网络为例, 分析业务基站异构情况下的网络部署问题. 异构网络小区拓扑

是同构网络的拓展, 其能效最优的部署问题可建模为

$$\begin{aligned} \min_{\{\rho_M, \rho_m\}} \quad & \rho_M + \xi \rho_m \\ \text{s.t.} \quad & Q_M = E_{\{N_M, A_M\}} \left[\Pr \left\{ \frac{W}{N_M} \log_2 (1 + \gamma) \leq U \mid N_M, A_M \right\} \right] < \eta, \\ & Q_m = E_{\{N_m, A_m\}} \left[\Pr \left\{ \frac{W}{N_m} \log_2 (1 + \gamma) \leq U \mid N_m, A_m \right\} \right] < \eta, \\ & \rho_0 \leq \rho_M \leq \rho_2, \\ & \rho_1 \leq \rho_m \leq \rho_3, \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\xi = \frac{C_m}{C_M}$ 为微基站与宏基站的能耗之比, C_M 和 C_m 分别是宏基站和微基站处在开启状态的能耗, Q_i , N_i , ρ_i , A_i 分别为基站用户的服务中断概率、基站正在服务的用户数、基站密度和基站所覆盖的小区面积, 而下标 M 和 m 分别代表宏基站和微基站, (ρ_0, ρ_2) 和 (ρ_1, ρ_3) 分别为宏基站和微基站的密度约束, 该问题的最优解由以下原则给出^[27]. 在业务基站异构情况下, 假设宏基站和微基站服从独立的 Poisson 分布且采用全频重用, 用户服从 Poisson 分布且接入信干噪比最强的基站, 考虑大尺度路径损耗和小尺度 Rayleigh 衰落的信道模型, 忽略噪声. 首先引入参数 $c = (\frac{P_M}{P_m})^{\frac{2}{\alpha}}$, 其中 P_M 和 P_m 分别是宏基站和微基站的发射功率¹⁾. 以当业务量增长需要进行网络扩容为例: (1) 当 $\xi > \frac{1}{c}$ 时, 应部署更多宏基站; (2) 当 $\xi < \frac{1}{c}$ 时, 应部署更多微基站. 反之亦然, 当需要降低网络能耗时, 若 $\xi > \frac{1}{c}$ 应优先关闭微基站, 若 $\xi < \frac{1}{c}$ 则应优先关闭宏基站. 以下举例说明最优密度组合条件, 即式 (11) 在网络部署中的应用. 假定某密集城区当前业务基站均为宏基站, 密度为 $1.0/\text{km}^2$, 拓扑如图 4(a) 所示. 当峰值用户密度增加至 $74.3/\text{km}^2$ 时, 现有网络无法满足服务质量要求. 若仍采用宏基站进行扩容, 则扩容后宏基站密度增至 $2.75/\text{km}^2$, 单位面积网络能耗为 $3.56 \text{ kW}/\text{km}^2$. 若以最优基站密度组合条件进行扩容, 则新增微基站的密度为 $4.25/\text{km}^2$, 此时单位面积网络能耗为 $1.87 \text{ kW}/\text{km}^2$, 相比于同构蜂窝网络扩容方式节省了 48% 的网络能耗. 图 4(b) 显示传统网络扩容方式, 其中五角星代表新增宏基站; 图 4(c) 为最优基站密度组合条件下的网络扩容结果, 其中小圆点代表新增微基站.

以上工作均考虑全频重用机制, 即宏微基站均可使用所有系统带宽, 在实际系统中会引起基站间的互干扰. 为此, 我们在最优网络部署基础上进一步提出了部分频谱重用机制, 以最小化用户服务中断概率, 提升网络服务质量. 定义 β_M 和 β_m 为频谱重用因子, 分别表示宏基站和微基站可使用带宽占系统带宽的比例, 其优化可建模为如下问题:

$$\min_{\beta_M, \beta_m} \max \{Q_M(\beta_M, \beta_m), Q_m(\beta_M, \beta_m)\} \quad \text{s.t.} \quad \beta_M \in (0, 1], \quad \beta_m \in (0, 1], \quad (10)$$

其中 $Q_M(\beta_M, \beta_m)$ 和 $Q_m(\beta_M, \beta_m)$ 分别表示在部分频谱重用机制 (β_M, β_m) 下宏微基站用户的中断概率, 其具体表达和简化计算可参见文献 [29]. 通过分析发现, 宏基站用户服务中断概率为宏基站重用因子 β_M 的减函数, 微基站重用因子 β_m 的增函数; 微基站用户服务中断概率为宏基站重用因子 β_M 的增函数, 微基站重用因子 β_m 的减函数, 因此, 频谱重用机制的最优性条件为 $Q_M(\beta_M, \beta_m) = Q_m(\beta_M, \beta_m)$. 当所有用户请求同类型业务且接入信干噪比最高的基站时, 宏基站的业务量相对较高, 应使用更多的带宽, 最优部分频谱重用 (partial spectrum reuse, PSR) 因子由如下定理给出.

定理2 (见参文 [29]) 在业务基站异构情况下, 若宏基站和微基站服从独立的 Poisson 分布, 用户服从 Poisson 分布且接入信干噪比最强的基站, 考虑大尺度路径损耗和小尺度 Rayleigh 衰落的信道模

1) P_M 和 P_m 对问题 (10) 的影响主要体现在信干噪比 γ 上.

图 4 (网络版彩图) 网络扩容举例

Figure 4 (Color online) Illustration of the network planning. (a) Before the capacity expansion; (b) expansion with macro BSs only; (c) expansion with optimal macro BS and micro BS combination

型, 当噪声可忽略时, 最优部分频谱重用因子满足

$$\beta_M^* = 1, \quad \lim_{\frac{W}{W} \rightarrow 0} \beta_m^* = \frac{c\rho_M + \rho_m + \lambda}{c\rho_M + \rho_m + c\lambda}. \quad (11)$$

从定理 2 可以看出, 最优频谱重用因子不仅取决于宏微基站密度、发射功率等网络参数, 也依赖于用户密度. 例如, 当用户密度 λ 趋于 0 时, 最优重用因子为 $(\beta_M, \beta_m) = (1, 1)$; 而当用户密度 λ 趋于无穷时, 最优重用因子趋于 $(\beta_M, \beta_m) = (1, \frac{1}{c})$. 其原因在于, 为了使宏微基站用户服务中断概率保持一致, 每个宏微基站用户所分得带宽的期望值应相同. 当用户密度趋于 0 时, 每个小区以接近概率 1 处于空载状态, 即任意用户均以概率 1 成为所关联基站 (无论是宏基站还是微基站) 的唯一用户, 因此宏微基站应占用同样的带宽, 即全频重用. 当用户密度足够大时, 宏基站的平均用户数以概率 1 为微基站用户数的 c 倍, 因此宏基站频谱带宽应为微基站的 c 倍.

当用户需求速率与系统带宽比值相对较小时 (如用户密度较高的城区网络), 定理 2 的结论可应用于超蜂窝网络部署中频谱资源的规划和动态管理. 由于频谱重用机制的优化可降低服务中断概率, 因此在给定服务中断概率约束情况下最优频谱重用机制可降低基站密度从而提升网络能效. 如图 5 所示, 相比于全频重用, 最优频谱重用机制可将网络能耗降低至 50%. 此外, 部分频谱重用机制只需网络的统计信息, 可分布式的应用于实际网络. 例如, 微基站可估算本小区覆盖面积与网络用户密度, 结合宏微基站密度和发射功率等网络系统参数, 可自行根据定理 2 设置频谱资源的使用. 当用户密度变化

图 5 (网络版彩图) 最优部分频谱重用机制相比于全频重用机制的高能效增益^[29] @Copyright 2013 IEEE

Figure 5 (Color online) The energy efficiency gain brought by partial spectrum reuse^[29] @Copyright 2013 IEEE

或基站动态休眠、唤醒时,微小区可自适应调整频谱重用策略.

3 基于空间分簇 Erlang 公式的最优控制基站密度分析

对于控制基站,为了保证通信可靠性,考虑如下用户接入条件

$$\phi_u + \sum_{v \in \mathcal{U}} \phi_v \leq 1, \quad (12)$$

其中 u 为新到达用户, v 为基站正在服务的用户, ϕ_u 和 ϕ_v 分别为用户 u 和 v 的归一化带宽需求. 当以上条件不满足时, 用户 u 无法接入网络, 即造成阻塞. 为保证服务质量, 阻塞率需低于一定值. 但由于业务请求随机到达, 且用户位置和无线信道的随机性导致用户带宽需求不确定, 阻塞率无法准确求解. 现有工作提出了基于 Erlang 公式的近似分析方法^[37], 其基本思想是用平均带宽需求近似随机的带宽需求, 由此用户接入条件可近似为

$$n\bar{\phi} + \bar{\phi} = (n+1)\bar{\phi} \leq 1, \quad (13)$$

其中, n 为基站当前服务的用户数, $\bar{\phi}$ 表示平均归一化用户带宽需求. 在简化接入条件 (13) 下, 业务阻塞率可由 Erlang 公式求得. 然而此方法误差较大, 且只适用于单一类型业务. 为此我们提出了空间分簇的 Erlang- L 近似方法以提高阻塞率的近似精度, 且 Erlang- L 法可适用于多类混合业务场景^[30,31]. Erlang- L 的基本思想是基于空间位置将每类业务进一步分为 L 簇, 并在每一簇内采用 Erlang 方法近似. 图 6 给出了将用户分为 3 簇的两种方法. 基于空间分簇, 用户接入条件可近似为

$$\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L n_{kl} \bar{\phi}_{kl} + \bar{\phi}_u \leq 1, \quad (14)$$

图 6 (网络版彩图) Erlang-3 近似的空间分簇方法举例^[38] ©Copyright 2016 Springer

Figure 6 (Color online) Example of spatial clustering for Erlang-3 approximation [38]. (a) Equal inter-subclass distance; (b) equal subclass area ©Copyright 2016 Springer

其中, k 表示业务种类, l 表示簇编号, n_{kl} 表示基站正在服务的簇 l 内第 k 类业务的用户数, $\bar{\phi}_{kl}$ 表示簇 l 内第 k 类业务的平均归一化带宽需求, $\bar{\phi}_u$ 表示新到达业务的平均归一化带宽. 基于近似的用户接入条件 (14), 可利用排队论求得每类业务的阻塞率.

相对于传统的 Erlang 近似, 所提的空间分簇 Erlang- L 法可有效提高阻塞率近似精度, 且分簇越精细误差越小. 理论上当 $L \rightarrow \infty$ 时, 所提方法可将阻塞率逼近精确值. 然而, 计算复杂度也会随着分簇数目指数增大, 故应选择合适的分簇数, 以满足近似精度和复杂度的折中. 如图 7(a) 所示, 传统方法近似误差可超过 10%, 而当用户分为 3 簇时近似误差可降低至 2%, 且 Erlang-3 复杂度较低, 故可应用于实际网络进行阻塞率分析. 基于 Erlang-3 方法, 可得给定业务量下最小基站间距, 如图 7(b) 所示, 从而为网络扩容提供指导.

4 基于负载转移的高能效基站休眠机制设计

负载转移打破了传统的最大信干噪比用户接入方法, 通过动态灵活的用户接入改变业务空间分布, 可在保证网络覆盖和服务质量要求的前提下使低负载业务基站也有机会进入休眠状态, 从而为超蜂窝网络节能提供更多机会. 我们从理论分析的角度研究负载转移的节能性能, 并设计基于负载转移的高能效基站休眠机制.

如第 2 和 3 节所述, 假设控制基站分布为密度为 ρ_C 的规则六边形, 业务基站同构且分布服从密度为 ρ_T 的 Poisson 点过程. 控制基站和业务基站采用正交频谱以避免层间干扰, 记 $\kappa_C W$ 和 $(1 - \kappa_C)W$ 分别为控制基站和业务基站的可用带宽. 网络提供低速率 (如语音) 及高速率 (如视频) 的混合类型业务, 假设两类业务的最低速率要求分别为 U_C 和 U_T , 且用户空间分布分别服从密度为 λ_C 和 λ_T 的 Poisson 点过程. 低速率业务用户接入平均信干噪比最强的控制基站, 而高速率用户则接入平均信干噪比最强的业务基站. 当网络业务量变化时, 部分业务基站可将业务转移到上层控制基站, 以进入休眠状态节能.

首先, 考虑两种基本的基站休眠机制, 如图 8 所示. 其中, 在随机休眠 (random sleep) 机制下, 所有业务基站以相等概率 p_{off} 将其负载转移到上层控制基站并进入休眠状态; 空间互斥休眠 (repulsive sleep) 机制设定互斥半径 D_{off} , 距离最近控制基站距离小于 D_{off} 的业务基站将其负载转移到上层控制

图 7 (网络版彩图) 空间分簇 Erlang- L 方法的仿真评估^[31] ©Copyright 2014 IEICE

Figure 7 (Color online) Evaluations of the Erlang- L approximation method^[31] ©Copyright 2014 IEICE. (a) Approximation error; (b) minimum distance between control BSs

图 8 (网络版彩图) 基于负载转移的基站休眠机制^[33] ©Copyright 2015 IEEE

Figure 8 (Color online) Traffic offloading based BS sleeping^[33]. (a) Random sleep; (b) spatial repulsive sleeping ©Copyright 2015 IEEE

基站并进入休眠状态, 其他业务基站不进行负载转移并保持开启状态. 纯随机休眠机制复杂度低, 而空间互斥休眠机制有利于提高被转移用户的服务质量. 基于这两种休眠机制, 我们分析在保证服务质量约束前提下, 至多有多少业务基站可进入休眠状态. 基于随机几何理论, 得到了满足服务质量要求的最大休眠概率 p_{off} 和互斥半径 D_{off} , 进而给出了业务基站休眠比例与网络业务量的关系. 分别由如下定理给出.

定理3 (见参文 [32, 33]) 在纯随机休眠策略下, 考虑大尺度路径衰减和小尺度 Rayleigh 衰落, 若噪声可忽略, 业务基站休眠概率满足

$$\lim_{\frac{U_T}{W} \rightarrow 0} p_{\text{off}}^{(\text{rand})} = \frac{\rho_C}{\lambda_T} \left(\frac{\log_2(1 + \tau_o)}{U_T} \left(\kappa_C W - \frac{U_C(1 + \frac{\lambda_C}{\rho_C})}{\log_2(1 + \tau_C)} \right) - 1 \right), \quad (15)$$

其中,

$$\begin{aligned}\tau_C &= \frac{P_C}{\sigma^2(I_C + 1)} \frac{\alpha + 2}{2} \frac{\eta_C}{R_C^\alpha}, \\ \tau_o &= \frac{P_C}{\sigma^2(I_C + 1)} \frac{\alpha + 2}{2} \frac{\eta_T}{R_C^\alpha},\end{aligned}\quad (16)$$

分别表示服务中断概率约束下控制基站用户和被转移用户的边缘信干噪比²⁾, P_C 为控制基站发射功率, σ^2 表示噪声强度, I_C 表示控制基站邻小区干扰和噪声的比例, R_C 表示控制基站的覆盖半径, η_C 和 η_T 分别为低速率及高速率用户的服务中断概率门限.

在用户和基站密度较高的城区网络, 邻小区干扰远大于噪声, 且由于每个基站通常服务大量用户, 系统带宽远大于用户数据速率要求, 式 (15) 可用于纯随机休眠策略下业务基站密度的近似分析.

推论1 在纯随机休眠策略下, 最大业务基站的休眠比例与业务基站用户密度呈线性反比, 随控制基站用户密度下降而线性增加.

进一步, 对于空间互斥休眠策略, 业务基站休眠概率满足如下定理.

定理4 (见参文 [33]) 在空间互斥休眠策略下, 考虑大尺度路径衰减和小尺度 Rayleigh 衰落, 若噪声可忽略, 业务基站休眠概率存在上界

$$\hat{p}_{\text{off}}^{(\text{rep})} = \pi \rho_C \left(\frac{(\alpha + 2)\eta_T P_C}{2 \ln 2 \sigma^2 (1 + I_C) U_T \pi \lambda_T} \left(W_C - \frac{U_C (1 + \frac{\lambda_C}{\rho_C})}{\log_2(1 + \tau_C)} \right) \right)^{\frac{2}{\alpha+2}}. \quad (17)$$

推论2 在空间互斥休眠策略下, 最大业务基站休眠比例与业务量的分数次幂呈线性关系, 即业务量变化对业务基站的休眠比例影响较小.

以上分析中, 控制基站和业务基站所使用带宽为静态分配 (即 W_C 和 W_T 为给定参量). 进而考虑动态频谱分配策略, 基于业务量及网络状态调整控制基站和业务基站可使用带宽, 进一步提升网络能效. 在纯随机休眠和空间互斥休眠两种策略下, 分析得到了频谱动态分配时业务基站的休眠比例, 数值结果如图 9 所示, 主要结论如下:

(1) 在随机休眠及静态频谱分配下, 业务基站休眠比例与控制基站业务密度呈线性反比, 随业务基站业务密度下降而线性增加;

(2) 频谱资源静态分配时, 互斥休眠策略比随机休眠策略更节能;

(3) 频谱资源动态分配时, 网络业务量高于一定值时互斥休眠策略优于随机休眠策略, 否则随机休眠策略性能更佳;

(4) 动态频谱分配在业务基站负载较轻或控制基站负载较重时可显著提升休眠比例;

(5) 部署更密集的控制基站可增加业务基站的休眠比例, 从而可能降低网络整体能耗, 然而部署更加密集的业务基站会增加网络能耗.

在如图 9(a) 所示的日常业务量变化下, 采用空间互斥的休眠机制平均可将 50%~60% 业务基站关闭 (如图 9(b) 所示), 由此说明通过负载转移关闭业务基站可有效降低超蜂窝网络的平均能耗, 其中 CB (channel borrowing) 指的是控制基站可以使用空闲的业务基站层的频谱资源.

为了进一步提升网络能效, 可设计更加高效的负载转移和休眠机制. 考虑基于小区业务量的概率休眠机制, 即业务基站 i 以概率 $p_{\text{off}}(n_i)$ 进行负载转移并关闭, 其中 n_i 是业务基站 i 正在服务的用户数. 定义 $p_{\text{off}}(n_i)$ 为负载转移概率函数, 可表示不同的休眠策略: 如 $p_{\text{off}}(n_i)$ 为常数时表示纯随机休眠

2) 如 $\eta=5\%$ 时, τ_C 和 τ_o 分别表示传输速率最低的 5% 控制基站用户及被转移用户的信干噪比门限.

图 9 (网络版彩图) (a) 日常业务变化模型; (b) 基于负载转移的基站休眠比例 [33] @Copyright 2015 IEEE

Figure 9 (Color online) (a) Daily traffic pattern; (b) ratio of sleeping TBSs [33] @Copyright 2015 IEEE

策略, 而 $p_{\text{off}}(n_i)$ 为截断函数时表示用户数较少的业务基站优先进行负载转移和休眠. 由此, 可建立优化问题求解最优负载转移概率函数, 以最大化业务基站休眠的平均比例:

$$\max_{p_{\text{off}}(n), \kappa_C} \sum_{n=0}^{\infty} p_{\text{off}}(n) f_{N_T}(n) \quad \text{s.t.} \quad E[u_T] \geq U_T, \quad E[u_o] \geq U_o, \quad (18)$$

其中, κ_C 表示控制基站可用带宽比例, 在静态频谱分配策略下为给定参数, 在动态频谱分配策略下为优化变量, $f_{N_T}(n)$ 为每个业务小区用户数的概率密度函数, U_T 和 U_o 分别为业务基站用户和被转移用户所要求的平均速率. 如下定理给出了最优负载转移概率函数的性质, 其证明可参见文献 [34].

定理5 最优负载转移概率函数为 0-1 确定性函数, 且最优负载转移概率函数结构具有以下特点:

(1) 在静态频谱分配下, 最优休眠机制为关闭轻负载业务基站, 即

$$\hat{p}_{\text{off}}(n) = \begin{cases} 1, & n < N^*, \\ 0, & n > N^*, \\ p'_{\text{off}}, & n = N^*, \end{cases} \quad (19)$$

其中 N^* 和 p'_{off} 为取决于业务量的常数.

(2) 在动态频谱分配下, 最优休眠机制需要考虑休眠比例: 当业务基站休眠比例低于阈值 $\tilde{p}_{\text{off}}$ 时, 应关闭轻负载业务基站 (轻负载业务基站休眠, 同式 (19)); 否则关闭重负载业务基站 (重负载业务基站休眠), 即

$$\hat{p}_{\text{off}}(n) = \begin{cases} 0, & n < N^*, \\ 1, & n > N^*, \\ p'_{\text{off}}, & n = N^*, \end{cases} \quad (20)$$

其中 N^* 和 p'_{off} 为取决于业务量的常数. 休眠比例阈值为

$$\tilde{p}_{\text{off}} = 1 - \frac{U_T E[N_T]}{W E[\log_2(1 + \gamma_T)]}, \quad (21)$$

其中, N_T 为每个业务基站的平均用户数, W 为系统带宽, γ_T 表示业务基站用户的信干噪比.

图 10 (网络版彩图) 基于小区业务量休眠机制性能对比^[34] @Copyright 2015 IEEE

Figure 10 (Color online) Comparison of TBS sleeping mechanisms [34] @Copyright 2015 IEEE

进一步可得到如下推论.

推论3 在给定业务基站休眠比例下, 若业务基站层的容量高于网络的业务量需求, 应关闭负载较轻的业务基站, 否则关闭负载较重的业务基站.

图 10 给出了轻负载业务基站休眠和重负载业务基站休眠机制的性能对比结果, 可以看出当业务基站可休眠比例高于一定值时, 重负载业务基站休眠性能更优. 事实上, 轻负载业务基站休眠最小化转移到控制基站层的业务量, 同时控制基站层可用带宽也最小; 而重负载业务基站休眠则最大化转移到控制基站层的业务量, 同时控制基站层可用带宽也最大. 当网络业务量由峰值逐渐下降时, 更多的业务基站可进入休眠状态以降低网络能耗; 业务基站休眠比例随之增加, 从而导致业务基站层的频谱利用率降低. 当业务基站休眠比例低于阈值 $\tilde{p}_{\text{off}}$ 时, 业务基站层的频谱效率仍然较高, 应分配给业务基站更多的带宽及业务, 因此应关闭轻负载业务基站. 反之, 当业务基站休眠比例高于阈值 $\tilde{p}_{\text{off}}$ 时, 业务基站层的频谱效率较低, 应分配给控制基站层更多的带宽及业务, 故应关闭重负载业务基站.

因此, 最优负载转移和基站休眠机制从两个角度实现了网络资源和业务需求的匹配. 一方面, 基于当前两种基站的密度, 通过负载转移调整带宽分配比例, 匹配基站和带宽资源以最大化网络容量; 另一方面, 基于当前网络资源的配置 (基站密度、带宽分配), 通过负载转移调整两层网络所服务的业务量, 实现网络资源和业务需求的匹配, 从而最大化网络吞吐量. 休眠比例阈值可重写为

$$\tilde{p}_{\text{off}} = \frac{1}{W} \left(W - \frac{U_{\text{T}} E[N_{\text{T}}]}{E[\log_2(1+\gamma_{\text{T}})]} \right), \quad (22)$$

其物理意义表示活跃业务基站服务所有用户的剩余带宽占系统带宽的比例. 由式 (22) 可得到轻负载业务基站休眠的条件

$$(1 - \tilde{p}_{\text{off}}) \rho_{\text{T}} W E[\log_2(1+\gamma_{\text{T}})] > U_{\text{T}} E[N_{\text{T}}] \rho_{\text{T}}, \quad (23)$$

不等式左边表示的是部分业务基站进入休眠状态后, 活跃业务基站的服务能力. 由于 $E[N_{\text{T}}] \rho_{\text{T}}$ 表示网

图 11 (网络版彩图) 基于小区业务量的最优业务基站休眠机制节能性能

Figure 11 (Color online) Power consumption performance of TBS sleeping mechanisms

网的平均用户数, 不等式右边表示的是网络的业务需求. 进一步的, 由以上条件可证明, 当被转移用户速率要求保持不变时, 重负载业务基站休眠机制不适用, 最优机制为关闭轻负载或所有业务基站.

基于最优业务基站休眠机制关闭基站时, 在如图 9(a) 所示的日常业务量变化模式下可将网络能耗降低约 30%, 当被转移用户可容忍速率损失时, 网络能耗还可进一步降低, 如图 11 所示.

5 结论

在控制覆盖与业务覆盖分离的超蜂窝网络架构下, 本文考虑面向资源与业务需求弹性匹配的高能效基站部署及其动态管理问题, 具体从 3 个方面展开了研究: (1) 高能效业务基站部署. 基于 Poisson 点过程的随机网络模型, 利用随机几何理论分析了同构及异构两种情况下的最优业务基站密度, 并在此基础上提出了部分频谱重用机制, 可将网络能耗降低 50%; (2) 高能效控制基站部署. 基于规则网络拓扑模型, 提出了可用于高精度阻塞率近似分析的空间分簇 Erlang- L 方法, 并由此得到了最优控制基站密度; (3) 高能效动态基站休眠. 引入负载转移技术实现动态基站控制, 利用随机几何理论分析并比较了纯随机和空间互斥两种休眠的节能性能, 进而设计优化了基于小区业务量的概率休眠机制, 可将网络能耗进一步降低 30%. 高能效基站部署及动态休眠相互支持补充, 从不同时间尺度为高能效网络运营及维护提供了理论依据及指导. 其中, 高能效基站部署面向长期业务需求优化网络资源配置, 在此基础上, 动态基站休眠针对业务量动态变化弹性匹配网络资源与业务需求, 在非峰值时段有效降低电网功耗.

参考文献

- 1 Niu Z S, Zhou S, Zhou S D, et al. Energy efficiency and resource optimized hyper-cellular mobile communication system architecture and its technical challenges. *Sci Sin Inform*, 2012, 42: 1191–1203 [牛志升, 周盛, 周世东, 等. 能

- 效与资源优化的超蜂窝移动通信系统新架构及其技术挑战. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 1191–1203]
- 2 Zhou S, Zhao T, Niu Z S, et al. Software-defined hyper-cellular architecture for green and elastic wireless access. *IEEE Commun Mag*, 2016, 54: 12–19
 - 3 Hanly S, Mathar R. On the optimal base-station density for CDMA cellular networks. *IEEE Trans Commun*, 2002, 50: 1274–1281
 - 4 Richter F, Fehske A J, Fettweis G P. Energy efficiency aspects of base station deployment strategies for cellular networks. In: *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference*, Anchorage, 2009
 - 5 Badic B, O'Farrell T, Loskot P, et al. Energy efficient radio access architectures for green radio: large versus small cell size deployment. In: *Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference*, Anchorage, 2009
 - 6 Chen Y, Zhang S, Xu S. Characterizing energy efficiency and deployment efficiency relations for green architecture design. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Communications Workshops*, Cape Town, 2010. 1–5
 - 7 Arnold O, Richter F, Fettweis G P, et al. Power consumption modeling of different base station types in heterogeneous cellular networks. In: *Proceedings of Future Network & Mobile Summit*, Florence, 2010. 1–8
 - 8 Cao F, Fan Z. The tradeoff between energy efficiency and system performance of femtocell deployment. In: *Proceedings of the 7th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*, York, 2010. 315–319
 - 9 Tutschku K, Gerlich N, Tran-Gia P. An integrated approach to cellular network planning. In: *Proceedings of the 7th International Network Planning Symposium (Networks 96)*, Sydney, 1996. 185–190
 - 10 Weicker N, Szabo G, Weicker K, et al. Evolutionary multiobjective optimization for base station transmitter placement with frequency assignment. *IEEE Trans Evol Comput*, 2003, 7: 189–203
 - 11 Lin B, Mehrjoo M, Ho P H, et al. Capacity enhancement with relay station placement in wireless cooperative networks. In: *Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, Budapest, 2009. 1–6
 - 12 Amaldi E, Capone A, Malucelli F. Planning umts base station location: optimization models with power control and algorithms. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2003, 2: 939–952
 - 13 Amaldi E, Capone A, Malucelli F. Radio planning and coverage optimization of 3g cellular networks. *Wirel Netw*, 2008, 14: 435–447
 - 14 So A, Liang B. A lagrangian approach for the optimal placement of wireless relay nodes in wireless local area networks. In: *Proceedings of International Conference on Research in Networking*. Berlin: Springer, 2006. 160–172
 - 15 Niu Z, Zhou S, Hua Y, et al. Energy-aware network planning for wireless cellular system with inter-cell cooperation. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2012, 11: 1412–1423
 - 16 Wedelin D. An algorithm for large scale 0-1 integer programming with application to airline crew scheduling. *Ann Oper Res*, 1995, 57: 283–301
 - 17 Johnson E L, Kostreva M M, Suhl U H. Solving 0-1 integer programming problems arising from large scale planning models. *Oper Res*, 1985, 33: 803–819
 - 18 Suarez L, Nuaymi L, Bonnini J M. An overview and classification of research approaches in green wireless networks. *EURASIP J Wirel Commun Netw*, 2012, 1: 1–18
 - 19 Niu Z, Wu Y, Gong J, et al. Cell zooming for cost-efficient green cellular networks. *IEEE Commun Mag*, 2010, 48: 74–79
 - 20 Bousia A, Kartsakli E, Alonso L, et al. Energy efficient base station maximization switch off scheme for LTE-advanced. In: *Proceedings of the 17th International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks*, Barcelona, 2012. 256–260
 - 21 Oh E, Son K, Krishnamachari B. Dynamic base station switching-on/off strategies for green cellular networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2013, 12: 2126–2136
 - 22 Shafiul A A, Dooley L, Poulton A. Energy efficient relay-assisted cellular network model using base station switching. In: *Proceedings of IEEE Globecom Workshops*, Anaheim, 2012. 1155–1160
 - 23 Saker L, Elayoubi S, Combes R, et al. Optimal control of wake up mechanisms of femtocells in heterogeneous networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2012, 30: 664–672
 - 24 Samarakoon S, Bennis M, Saad W, et al. Opportunistic sleep mode strategies in wireless small cell networks. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Sydney, 2014. 2707–2712
 - 25 Lee D, Zhou S, Zhong X, et al. Spatial modeling of the traffic density in cellular networks. *IEEE Wirel Commun Mag*, 2014, 21: 80–88

- 26 Zhou S, Lee D, Leng B, et al. On the spatial distribution of base stations and its relation to the traffic density in cellular networks. *IEEE Access*, 2015, 3: 998–1010
- 27 Cao D, Zhou S, Niu Z. Optimal combination of base station densities for energy-efficient two-tier heterogeneous cellular networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2013, 12: 4350–4362
- 28 Cao D, Zhou S, Niu Z. Optimal base station density for energy-efficient heterogeneous cellular networks. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Ottawa, 2012. 4379–4383
- 29 Cao D, Zhou S, Niu Z. Improving the energy efficiency of two-tier heterogeneous cellular networks through partial spectrum reuse. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2013, 12: 4129–4141
- 30 Wu Y, Niu Z. Energy efficient base station deployment in green cellular networks with traffic variations. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Communications in China (ICCC)*, Beijing, 2012. 399–404
- 31 Zhang S, Wu Y, Zhou S, et al. Traffic-aware network and green operation with BS sleeping and cell zooming. *IEICE Trans Commun*, 2014, 97: 2337–2346
- 32 Zhang S, Zhou S, Niu Z. Traffic aware offloading for BS sleeping in heterogeneous networks. In: *Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers (ASILOMAR'14)*, Pacific Grove, 2014. 1933–1938
- 33 Zhang S, Gong J, Zhou S, et al. How many small cells can be turned off via vertical offloading under a separation architecture? *IEEE Trans Wirel Commun*, 2015, 14: 5440–5453
- 34 Zhang S, Wu J, Gong J, et al. Energy-optimal probabilistic base station sleeping under a separation network architecture. In: *Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*, Austin, 2014. 4239–4244
- 35 Andrews J G, Baccelli F, Ganti R K. A tractable approach to coverage and rate in cellular networks. *IEEE Trans Commun*, 2011, 59: 3122–3134
- 36 Auer G, Giannini V, Dessel C. How much energy is needed to run a wireless network? *IEEE Wirel Commun*, 2011, 18: 40–49
- 37 Bonald T. Wireless downlink data channels: user performance and cell dimensioning. In: *Proceedings of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, San Diego, 2003. 339–352
- 38 Zhang S, Zhang N, Zhou S, et al. *Wireless Traffic Steering for Green Cellular Networks*. Berlin: Springer, 2016

Energy efficient network planning and dynamic control for hyper-cellular network

Sheng ZHOU^{1,2*}, Shan ZHANG³ & Zhisheng NIU^{1,2}

1. *Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

2. *Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Beijing 100084, China;*

3. *Department of Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, Waterloo N2L 3G1, Canada*

* Corresponding author. E-mail: sheng.zhou@tsinghua.edu.cn

Abstract Hyper cellular network architecture is proposed to separate control coverage and traffic coverage, to realize flexible and energy-efficient network operations. Specifically, the traffic base stations (BSs), which only handle the data services, can be dynamically switched on/off and offload traffic to adjacent traffic base stations or control BSs for energy saving, according to the network load dynamics. With this new feature leveraged, it is crucial and challenging to revisit the problems of network planning, and dynamic BS sleeping and wireless resource allocation, based on the variation of the network traffic load. For the network planning, based on the stochastic geometry theory, the optimal densities of the control BSs and traffic BSs are derived, with respect to their different network functions and topology features. For energy efficient network control, dynamic BS sleeping and spectrum resource allocation mechanisms are proposed and optimized based on traffic offloading, which can substantially reduce the network energy consumption, with the guarantees on the network coverage and user quality of service.

Keywords hyper-cellular network, dynamic sleeping, stochastic geometry, traffic offloading, energy efficient, spectrum resource management

Sheng ZHOU received his B.S. and Ph.D. degrees in electronic engineering from Tsinghua University, China, in 2005 and 2011, respectively. He is currently an associate professor of Electronic Engineering Department, Tsinghua University. From January to June 2010, he was a visiting student at Wireless System Lab, Electrical Engineering Department, Stanford University, CA, USA. His research interests include cross-layer design for multiple antenna systems, cooperative transmission in cellular systems, and green wireless communications.

Zhisheng NIU graduated from Beijing Jiaotong University, China, in 1985, and got his M.E. and D.E. degrees from Toyohashi University of Technology, Japan, in 1989 and 1992, respectively. During 1992–1994, he worked for Fujitsu Laboratories Ltd., Japan, and in 1994 joined with Tsinghua University, Beijing, China, where he is now a professor at the Department of Electronic Engineering. He is also a guest

chair professor of Shandong University, China. His major research interests include queueing theory, traffic engineering, mobile Internet, radio resource management of wireless networks, and green communication and networks.

Shan ZHANG received her Ph.D. degree in Department of Electronic Engineering from Tsinghua University, Beijing, China, in 2016. Currently, She is currently a post doctoral fellow in Department of Electronical and Computer Engineering, University of Waterloo, Ontario, Canada. Her research interests include resource and traffic management for green communication, intelligent vehicular networking, and software defined networking.