

# 5G 超密集网络的能量效率研究综述

马忠贵<sup>✉</sup>, 宋佳倩

北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083

<sup>✉</sup>通信作者, E-mail: zhongguima@ustb.edu.cn

**摘要** 首先从绿色通信入手,对网络能量效率的国内外研究现状进行了分析.在此基础上,对超密集网络的关键性能指标,即能量效率的各种定义进行了梳理,为建模奠定了基础.其次,讨论了网络能量效率建模和优化过程中经常使用的4种理论模型:随机几何、博弈论、最优化理论和分数阶规划.并综述了能效提升的技术,包括高能效部署与规划、高能效基站休眠、高能效用户关联、高能效资源管理、高能效传输方式.最后,指出未来的可能的技术挑战:网络能效理论与超密集网络体系架构、超密集小基站高能效覆盖机理、超密集网络的柔性资源匹配机理、移动用户群体行为建模与高能效服务方法.通过研究超密集网络高能效覆盖机理和柔性资源匹配机理,为未来无线通信网络建模和分析提供设计依据与技术支撑.

**关键词** 能量效率; 5G; 超密集网络; 用户关联; 无线资源分配

**分类号** TN929.5

## Survey of energy efficiency for 5G ultra-dense networks

MA Zhong-gui<sup>✉</sup>, SONG Jia-qian

School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

<sup>✉</sup>Corresponding author, E-mail: zhongguima@ustb.edu.cn

**ABSTRACT** Fifth generation (5G) cellular networks are expected to achieve high data rates, reduced latency, increased spectrum efficiency, and energy efficiency. Ultra-dense networks (UDNs), a key enabling technology in 5G cellular networks, are envisioned to support the deluge of data traffic located in hotspots and at cell edges, and to enhance quality of experience of mobile users. UDNs can significantly improve the spectrum efficiency and energy efficiency to achieve sustainability of 5G. However, the deployment of a large number of small cells poses new challenges for energy efficiency. Recently, the energy efficiency of UDNs has become a prime concern in the operation and architecture design owing to environmental and economic effects. Therefore, it is significant to study the energy efficiency of UDNs. This survey provided an overview of energy-efficient wireless communications, and reviewed seminal and recent contribution to the state-of-the-art. Therefore, the definitions of energy efficiency, a key performance indicator of the UDNs, are analyzed, which is a foundation for modeling. Four theoretical models, which were often used in the modeling and optimization of energy efficiency, were discussed. These models include stochastic geometry, game theory, optimization theory, and fractional programming theory. Energy-efficient techniques of UDNs were also reviewed. These technologies include energy-efficient deployment and planning, a base station sleeping mode, user association, radio resource management, and transmission. Finally, the most relevant research challenges were addressed, including the theory of energy efficiency of UDNs, architecture of UDNs, the high energy efficiency coverage mechanism of ultra-dense small base stations, the flexible radio resource matching mechanism of UDNs, group behavior modeling of mobile users, and high energy efficiency service methods. This review of the energy-efficient coverage mechanism and flexible radio resource matching mechanism in UDNs provides design guidelines and potential solutions for analytical modeling of future wireless networks.

**KEY WORDS** energy efficiency; 5G; ultra-dense networks; user association; radio resource allocation

随着信息与通信技术的飞速发展,用户终端与应用多样性带来了移动通信网中业务量的指数增长. 智能机的普及、移动互联网和物联网的热潮,不仅造成了无线蜂窝网络的大量流量需求、更严格时延需求,更将会带来巨大的能量消耗. 现有的网络部署方案已不能很好地支撑移动通信网中数据的井喷式发展,因此,能为具有空时动态特性的高业务量提供高效服务的演进网络架构成为了一个新的问题. 目前,5G 网络正被各大运营商考虑作为新型网络部署架构,2020 年将正式投入运营. 据悉,欧盟已于 2017 年布局 6G 网络技术研发,中国工信部已于 2018 年年初开始着手研究 6G 的发展,可见信息网络发展之迅猛. 本文仍旧把目光放到 5G 网络上,5G 网络具有高宽带、低时延和广覆盖的特点,能带给用户更好的用户体验. 虽然已经开启了 5G 试点工作,但研究 5G 网络仍然具有巨大的现实意义.

5G 移动通信与人们日常的居住、工作、交通等领域息息相关,特别是密集住宅小区、办公场所、体育场、地铁、城铁等广域覆盖场景. 这些场景具有超高流量密度、超高连接数密度、超高移动性、低时延等特征,将对 5G 系统形成挑战<sup>[1]</sup>. 考虑增强现实、超高清视频、云存储、车联网等 5G 典型业务,必须面对移动数据流量的爆炸式增长、干扰加重<sup>[2]</sup>以及如何实现移动通信网络的可持续发展等问题. 5G 带给人们高质量用户体验的同时,面临着两个大问题:频谱资源匮乏和网络能耗过高. 根据思科发布的移动数据流量预测和趋势,2021 年智能移动设备和连接数量预计将会比 2016 年增长 40% 以上,全球移动数据流量将达到每月 49 EB,是 2016 年的 7 倍,而智能设备将会消耗 98% 的移动数据流量<sup>[3]</sup>. 然而,网络能量消耗作为一个日益严重的问题,逐渐成为运营商关注的焦点. 沃达丰、中国移动等世界著名运营商的统计数据表明,随着移动通信中业务量的指数增长,网络中部署的基站密度不断增大,由基站主导的网络能量消耗也不断提高,各大运营商每年需要支付高额的能源费用. 此外,正如 SMART 2020 研究报告<sup>[4]</sup>所述,基于信息通信技术的二氧化碳排放量每年以 6% 的速度增长,预计到 2020 年,信息通信技术引起的二氧化碳排放量将达到全球排放量的 12%. 面对如此庞大的能耗需求和可持续发展战略要求,如何提高网络能量效率成为一项极其重要的任务.

为了应对将要面临的以上种种挑战,5G 包含了多输入/多输出 (multi-input multi-output, MIMO) 技术、超密集网络、新型多址、先进调制编码以及 D2D

(device to device) 等多种无线关键技术. 为了解决 5G 网络数据流量和用户体验速率提升千倍的需求,最有效的办法就是在原有异构网络 (heterogeneous networks, HetNets) 的基础上,更加密集地部署小蜂窝 (picocell, femtocell、中继等),一般称这种网络为超密集网络<sup>[5]</sup>. 超密集网络 (ultra-dense networks, UDNs) 是在分层 HetNets 的基础上,密集部署低功耗的家庭基站 (femto access point, FAP)、微微基站 (pico base station, PBS)、中继站 (relay node, RN)、分布式天线系统 (distributed antenna system, DAS)、远端无线射频单元 (remote radio head, RRH) 等小基站来实现 5G 系统 1000 倍数据速率的提升<sup>[6]</sup>. 同时,超密集网络通过使用大量的低功耗小基站从而实现节能的目的. 与传统的宏基站相比,这些低功耗小基站与移动用户的距离更近,从而极大地降低传输功耗,不但提高了系统容量,而且降低了系统功耗,符合绿色通信的思想<sup>[7]</sup>. 现今,单位比特的能耗,即能量效率 (energy efficiency, EE) 已成为衡量超密集网络的一个关键性能指标 (key performance indicator, KPI)<sup>[8]</sup>.

## 1 能量效率的国内外研究现状

为了有效地降低超密集网络的能耗,需要先分析系统的能耗分布情况. 从整个移动通信网络的能耗分布来看,接入网的能耗约为 70%,核心网的传输能耗约为 20%,移动终端的能耗约为 10%<sup>[9]</sup>. 无线接入网的能耗基本上是由基站的能耗所组成,并且随着超密集网络中小基站的密集化部署,基站的能耗将会更大<sup>[10]</sup>. 因此,基站的能耗成为整个移动通信网络能耗的主要部分. 目前,接入网中基站的节能技术包括 3 个层面,即器件级、链路级和网络级.

超密集网络能够有效地提升系统容量,但网络的能量消耗也不可忽视<sup>[11]</sup>. 由于小基站的覆盖范围远小于宏基站,小基站覆盖下的负载具有更大的随机性,则小基站会周期性地处于空闲状态<sup>[12]</sup>. 在负载较低的情况下,利用宏基站提供系统基本的覆盖,而让小基站处于休眠模式<sup>[13]</sup>. 但在小基站休眠策略设计时,需要重点考虑体验质量 (quality of experience, QoE) 的损失与节能的折中关系<sup>[14]</sup>. 可见,在大尺度时间上的基站休眠方面,超密集网络提供了许多新的挑战.

传统蜂窝网络的小区位置分布是固定的,而超密集网络由于用户的行为活动、信道质量的动态波动、各种新型业务的不断出现,其拓扑结构是动态

的. 随着小基站的密集化部署, 系统的能耗也随之增加<sup>[15]</sup>, 因此, 单位面积的能量效率, 即区域能量效率 (area energy efficiency, AEE) 将是衡量超密集网络的更为准确的 KPI. 为此, 文献[16]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, 运用非合作博弈理论, 在满足最大最小公平准则的情况下, 提出一种分布式能效最优算法, 该算法比传统算法更好地兼顾了系统的能效和吞吐量性能. 文献[17]是关于绿色通信中的能量效率权衡机制, 以分层的方式讨论了能量效率权衡技术. 在时分多址 (time division multiple access, TDMA) 网络中, 通过机会传输, 用户可以获得最大的能量效率<sup>[18]</sup>. 在多层异构网络中, 可以通过网络核心控制器来分配每个网络节点所需要的能耗<sup>[19]</sup>. 多小区联合传输的方法对于提高区域能量效率非常有效, 用户收到的数据信息是从多个蜂窝小区同时传输过来的, 基站利用相互的联合协作来达到节能的效果<sup>[20]</sup>. 文献[10]联合考虑基站部署密度、发射功率、休眠策略和频谱分配机制, 探讨如何在满足用户 QoS 前提下优化异构蜂窝网络的能量效率, 但是此文献只是基于两层异构网络进行推导的, 并没有针对超密集网络进行研究. 文献[21]根据特定的梯形负载模型, 设计了最优的基站休眠策略, 并通过仿真验证发现通过在低负载时关闭一些基站可以节省 25% ~ 30% 的能耗. 文献[22]根据阻塞率需求提出一种负载感知的基站模式切换算法, 并提出最小模式持续时间概念用于避免频繁的基站模式切换. 文献[23]分析了负载均值、方差和基站密度对基站休眠策略的影响, 并证明了随着基站密度和负载方差与均值的比例增大, 节省的能耗将会增多. 部分基站休眠后, 其负载由剩余激活基站接管, 因此基站休眠策略往往和用户关联是一个联合优化问题. 为了让基站休眠变得切实可行, 第三代合作伙伴计划 (the 3rd generation partnership project, 3GPP) 将其引入到 LTE/LTE-A (long term evolution/LTE-advanced) 自组织和自配置功能模块中进行了许多标准化讨论<sup>[24]</sup>. 文献[25]研究宏蜂窝与微微蜂窝联合部署的场景, 提出了区域能量效率的概念.

## 2 网络能量效率的基本概念和定义

当前, 随着蜂窝网络运营带来能量开销和二氧化碳排放量的不断增长, 诸如 3GPP 和国际电信联盟 (International Telecommunications Union, ITU) 等网络运营商和监管机构越来越关注高能效问题. 这

一趋势也引起了学术界对“绿色蜂窝网络”这一新兴领域的兴趣. 在能源有限和“绿色通信”的背景下, 节能型通信已受到越来越多的关注, 能效优先成为未来通信的发展趋势<sup>[26]</sup>, 如图 1 所示. 而 EE 和 AEE 成为衡量超密集网络的 KPI.

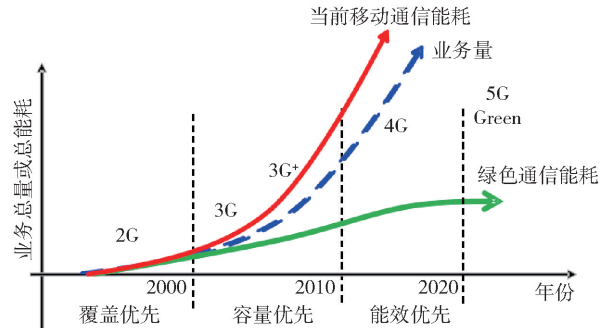


图 1 快速增长的业务量与能耗之间的矛盾

Fig. 1 Contradiction between the rapid growth in traffic and energy consumption

对于无线网络 EE 的评估, 主要有 2 种方法: (1) 单位面积能耗, 即无线网络的总功耗除以区域总面积, 单位为  $W \cdot m^{-2}$ . 该方法主要用于衡量某区域内的二氧化碳排放量. (2) 单位比特能耗, 定义为网络的总吞吐量与总能耗的比值, 单位为  $bit \cdot J^{-1}$ . 该方法综合考虑了网络性能与系统能耗, 已被 5G 推进组采用并定义为 KPI. 本论文将采用这种方法作为 EE 的评估方法, 如下式:

$$\eta = \frac{C}{P} \quad (1)$$

其中,  $\eta$  为能量效率,  $C$  为网络的总吞吐量 (容量),  $P$  为系统总能耗.

不同系统场景下网络能量效率的定义有不同的表达方式, 下面分别进行说明.

(1) 单载波单输入单输出 (single-input single-output, SISO) 网络的能量效率.

$$\eta_{\text{SISO}} = \frac{Q(\gamma)}{\mu P_T + P_c} \quad (2)$$

其中,  $\gamma$  表示网络信噪比 (signal to noise ratio, SNR),  $Q(\gamma)$  表示各个场景下的与  $\gamma$  密切相关的网络容量函数.  $P_T$  为基站的发射功率,  $P_c$  为信号处理、电源、备用电池和制冷器等消耗的静态功率, 而  $\mu = \frac{1}{\mu_{\text{PA}}}$  为辐射功率相关的尺度因子, 其中  $\mu_{\text{PA}}$  是功率放大器的放大倍数. 基站功耗的构成如图 2 所示.

对于基站, 图 2 描述了其功耗的组成情况: 由功率放大器、基带和信号处理器、A/D 转换器、天线、电源供给和备用电池、冷却系统等功耗组成. 为了量化基站的具体功耗, 将其建模为:

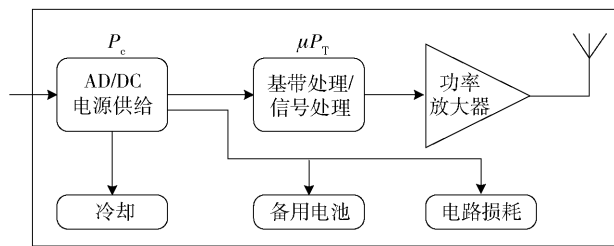


图2 基站功耗构成示意图

Fig.2 Schematic of energy consumption of base stations

$$P_{out} = N_{sector} \cdot N_{PA} \cdot \left( \frac{P_T}{\mu_{PA}} + P_{SP} \right) \cdot (1 + P_{CR}) \cdot (1 + P_{PSBB}) \quad (3)$$

其中,  $P_{out}$  为基站总功耗,  $N_{sector}$  为扇区数,  $N_{PA}$  为每扇区的功率放大器数目,  $P_T$  为基站发射功率,  $P_{SP}$  为信号处理功耗,  $\mu_{PA}$  是功率放大器的效率,  $P_{PSBB}$  为电源供给和备用电池损耗,  $P_{CR}$  为散热器的功耗。以上参数取值由具体系统配置和基站类型共同决定<sup>[9]</sup>。进一步地, 可将上式简化为:

$$P_{out} = \mu P_T + P_c \quad (4)$$

(2) 多输入多输出 (multi-input multi-output, MIMO) 网络的能量效率。

$$\eta_{MIMO} = \frac{W \log_2 \left| I_N + \frac{1}{\sigma^2} H P H^T \right|}{\mu \text{tr}(\mathbf{P}) + P_c} \quad (5)$$

系统中假定有  $N$  个正交副载波,  $\mathbf{P}$  是一个  $N$  维矩阵, 表示该系统中的传输协方差矩阵, 用  $\mathbf{H}$  表示 MIMO 信道矩阵,  $\text{tr}(\mathbf{P})$  表示矩阵  $\mathbf{P}$  的秩。矩阵  $\mathbf{P}$  可转化为其对角矢量  $\mathbf{p} = \{P_n\}_{n=1}^N$ ,  $P_n$  表示第  $n$  个天线的功率损耗。  $W$  表示系统使用的总带宽。

(3) 多载波网络的能量效率<sup>[19]</sup>。

$$\eta_{MC} = \frac{W \sum_{n_1=1}^N \log_2(1 + \gamma_{n_1})}{\mu \sum_{n_1=1}^N P_{n_1} + P_c} \quad (6)$$

其中,  $\gamma_{n_1}$  表示第  $n_1$  个子载波的信干噪比 (signal to interference plus noise ratio, SINR),  $P_{n_1}$  表示第  $n_1$  个子载波的功率损耗。

(4) 多链路网络的全局能量效率 (global energy efficiency, GEE)。

接下来考虑多链路网络中的能效表达, 假设通信网络中共有  $N_2$  条链路, 此处  $\gamma_{n_2}$  和  $P_{n_2}$  分别表示第  $n_2$  条链路对应的 SINR 和功率放大器功率损耗,  $\mu_{n_2} = 1/\mu_{PA}^{n_2}$ , 其中  $\mu_{PA}^{n_2}$  是第  $n_2$  条链路的功率放大器放大倍数。  $P_{c, n_2}$  表示第  $n_2$  条链路的电路模块的功率损耗。通信网络中的 GEE<sup>[19,27]</sup> 表达式如下:

$$\eta_{GEE} = \frac{\sum_{n_2=1}^{N_2} Q(\gamma_{n_2})}{\sum_{n_2=1}^{N_2} (\mu_{n_2} P_{n_2} + P_{c, n_2})} \quad (7)$$

(5) 多链路网络的加权和能量效率 (weighted sum energy efficiency, WSEE)。

GEE 是通信网络中单位时间内可靠传输的数据总量与消耗功率总量之间的比率, 换句话说, GEE 正是网络产生的总收益除以总的发生成本, 它十分吻合能量的传统定义方式。然而, GEE 不允许调整不同链路的各个能量效率, 不具有灵活性。异构网络有一个特点, 就是具有不同特征和规格的终端共存并且可能具有不同能量需求的。为此, 给出 WSEE<sup>[28-29]</sup> 的表达式。

$$\eta_{WSEE} = \sum_{n_2=1}^{N_2} \lambda_{n_2} \frac{Q(\gamma_{n_2})}{\mu_{n_2} P_{n_2} + P_{c, n_2}} \quad (8)$$

在这里引入一个权重系数  $\lambda_{n_2}$ , 通过改变系数大小优化整个通信网络的能效。与 GEE 类似, WSEE 是基于总和的权衡, 因此仍倾向于具有更好传播信道的链路。然而, WSEE 可以通过权重  $\lambda_{n_2}$  的选择来赋予不同的优先权来抵消这种影响。相比 GEE, WSEE 更具灵活性。

(6) 多链路网络的加权重积能量效率 (weighted product energy efficiency, WPPE)<sup>[30]</sup>。

$$\eta_{WPPE} = \prod_{n_2=1}^{N_2} \left( \frac{Q(\gamma_{n_2})}{\mu_{n_2} P_{n_2} + P_{c, n_2}} \right)^{\xi_{n_2}} \quad (9)$$

与 WSEE 相似, 引入一个指数权重系数  $\xi_{n_2}$ , 同样改变系数大小能影响到整个通信网络的能效大小。正如 WSEE 一样, WPPE 也可以通过权重的选择为各个能量效率指定优先级, WPPE 允许更均衡的资源分配, 但它不能保证实现最大最小公平分配。最大最小公平策略是一种有效性和公平性折中的自由分配策略, 在无线通信网络应用广泛。为此, 给出以下加权最低能效的概念。

(7) 多链路网络的加权最小能量效率 (weighted minimum energy efficiency, WMEE)<sup>[31]</sup>。

$$\eta_{WMEE} = \min_{n_2 \in \{1, 2, \dots, N_2\}} \left( \lambda_{n_2} \frac{Q(\gamma_{n_2})}{\mu_{n_2} P_{n_2} + P_{c, n_2}} \right) \quad (10)$$

最大最小公平 (max-min fairness, MMF) 准则的基本含义是使得资源分配向量的最小分量的值最大。相比 WPPE, WMEE 很好地保障了实现网络资源最大最小公平分配。如果权重完全相等, 那么使 WMEE 最大化可以使所有能源效率相等。

(8) 基于频谱效率的网络能量效率。

$$\eta_{EE} = \frac{\eta_{SE}}{P} = \frac{C}{WP} \quad (11)$$

式中,  $\eta_{EE}$  表示基于频谱效率的能量效率,  $\eta_{SE}$  表示频谱效率 (spectrum efficiency, SE).

### (9) 区域能量效率.

在超密集网络中, 由于各个小区的吞吐量非常巨大, 传统的能量效率不能很好地表征系统性能, 所以引入区域能量效率 (AEE) 作为度量超密集网络性能的一个重要指标<sup>[32]</sup>. 将区域能量效率定义为区域频谱效率每瓦特, 就是单位面积内、单位频谱下每焦耳能量所能提供的用户吞吐量总和<sup>[33]</sup>, 即把区域能量效率定义为区域频谱效率与能耗之比.

$$\eta_{AEE} = \frac{\eta_{ASE}}{P} = \frac{C}{W \cdot S \cdot P} \quad (12)$$

式中,  $\eta_{AEE}$  表示区域能量效率,  $\eta_{ASE}$  表示区域频谱效率 (area spectrum efficiency, ASE).  $C$  为系统容量, 可以由香农公式求得,  $W$  代表系统使用的总带宽, 区域覆盖面积用  $S$  表示, 系统总能耗记为  $P$ .

## 3 提高超密集网络能效的理论模型

在对网络能量效率优化的过程中, 经常使用的理论模型包括: 随机几何、博弈论、最优化理论和分数阶规划.

### 3.1 随机几何

最近几年, 基于随机几何<sup>[34]</sup>的理论分析工具越来越多地被运用到无线网络建模当中, 并且取得了不错的效果. 使用随机几何的原因如下: (1) 随机几何可以方便地分析 SINR; (2) 干扰依赖于路径损耗和衰减特性, 而路径损耗和衰减又是网络几何的函数; (3) 在超密集网络中, 基站和用户出现的不确定性非常大, 对于每个基站和用户而言, 不可能知道或预测所有节点的空间位置和信道. 随机几何是一种在数学上十分易处理的理论分析工具<sup>[35-36]</sup>, 使用这种方法可以得到干扰、覆盖概率和系统容量的解析解, 为超密集网络的参数优化及算法设计提供理论上的指导. 这样就可以很容易地进行理论分析与仿真实验, 提高仿真速率与效率. 目前, 部分随机几何理论的研究成果已经在无线通信网络中得到了广泛应用, 为超密集网络的建模、分析和设计奠定了坚实的理论基础, 具体细节见 4.1 节.

### 3.2 博弈论

博弈论是研究具有竞争或合作性质现象的理论和方法, 它既是现代数学的一个新分支, 也是运筹学的一个重要学科. 博弈论的发展为无线通信网络中资源的竞争与协作使用问题提供了可靠的理论基

础. 博弈论是研究相互依存的理性参与者之间复杂的相互作用的一种形式化框架, 对多个参与者的互动研究具有明显的优势. 所有参与者的最佳策略组合起来就构成一个均衡<sup>[37]</sup>. 特别地, 如果没有一个参与者可以通过改变自己的策略而不降低其他参与者的效用来增加其效用, 那么该博弈的解就是纳什均衡<sup>[38]</sup>. 博弈论最大的特点是能够为相应的博弈过程找到纳什均衡点, 有时纳什均衡点也正是这些问题的最优策略解, 这样, 博弈论就可以指导和分析众多算法设计, 并且易于找到最优策略. 博弈论可用于解决无线通信网络中的许多协议设计问题, 诸如资源分配、功率控制、用户关联、协作中继通信和波束形成等, 从而为确保最优化资源、成本和性能的折中提供了明确的理论指导<sup>[39-40]</sup>.

### 3.3 最优化理论

最优化理论最早可以追溯到十八世纪欧拉和拉格朗日等相关力学的极值问题的分析和研究. 最优化理论经过两个世纪的发展, 目前已经积累了大量的研究成果. 特别是凸优化理论<sup>[41]</sup>的系统化研究, 更是为最优化问题的对偶性、最优性等基本性质的研究提供了一定的理论基础, 得到了多种推广, 并可成功应用于无线通信网络的分析与优化中.

目标函数、约束条件和求解方法是最优化问题的三要素<sup>[42]</sup>. 最优化问题可以分为两类: 一类是求函数的极值; 另一类是求泛函 (函数的自变量是函数) 的极值. 求函数极值的数值方法或试验最优化方法称为数学规划, 包括线性规划和非线性规划. 数学规划所处理的问题一般是静态问题, 因此求函数极值问题又被称为静态最优化问题. 静态问题的数学模型是代数方程, 通过选择系统的最优参数使目标函数取极值. 求泛函的极值问题需要应用变分法、最大值原理或动态规划来处理, 所处理的问题一般是动态问题, 这一类问题就称为动态最优化问题, 其数学模型是微分方程或差分方程. 动态最优化问题的目标函数的自变量中含有动态系统的状态变量, 状态变量一般是时间的函数, 通过选择系统最优的运动轨线, 使目标函数取极值. 静态最优化和动态最优化问题并无截然的界限, 它们都有度量处理结果优劣的目标函数、描述问题的数学模型, 处理方法有分析算法和直接算法.

基于最优化理论的模型具体求解流程如图 3 所示. 从图 3 可以看出, 对超密集网络中相关模型和算法进行求解, 主要按图中所示分析过程完成 4 个主要步骤 (稳态的存在性、稳态的唯一性、最优解与满意解、收敛条件) 即可.

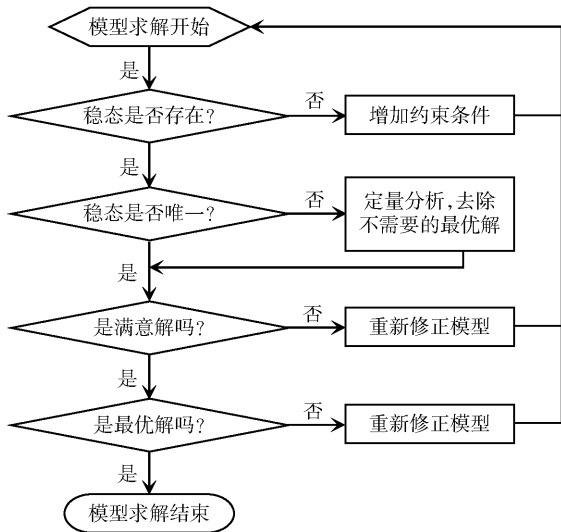


图3 基于最优化理论的模型求解与分析过程

Fig. 3 Flow chart of the model solution and analysis based on optimization theory

### 3.4 分数阶规划

分数阶规划<sup>[43]</sup>理论是最优化理论的一个分支, 涉及分数函数的属性和优化. 从前面能量效率的表达式可以看出, 不管是单一的链路还是网络, 无论采用哪种表达方式, 通信系统的能量效率总是通过分数函数来表达, 因而可以将能效问题当作一个分数阶规划问题来解决. 可以将具体的能量效率优化问题转换为线性分数阶规划问题、凹线性分数阶规划问题、凹-凸分数阶规划问题、最大最小分数阶规划问题、比率和问题、比率积问题<sup>[44]</sup>等. 因此, 分数阶规划是无线网络以及通信系统的能效建模和设计中的基本工具.

的基本工具.

## 4 提高超密集网络能效的方法与技术

近年来随着网络异构化的不断深入, 网络中部署基站的数目也将迅速增加, 超密集网络中基站的部署将达到和用户数一个量级, 甚至可能超过用户数量<sup>[45]</sup>. 超密集网络常常部署在人群流量密集区域, 保证该地区流量最高时候的需求, 可以提高网络吞吐量、覆盖率和速率. 然而, 密集的小基站部署造成能耗的急剧增加, 超密集网络的能量开销也成为不容忽视的一个因素. 目前, 学术界主要从以下 4 个方面研究超密集网络的能效提升: 高效部署与规划、高效基站休眠、高效用户关联、高效资源管理.

### 4.1 超密集网络的高效部署与规划

图 4 给出一种超密集网络的部署模型. 从图 4 可以看出, 超密集网络在同一区域内同时部署许多不同类型的基站, 从而形成一个小蜂窝与宏蜂窝共存的多层异构网络<sup>[46]</sup>. 超密集网络将主要利用宏基站提供大范围基础覆盖, 同时利用微微基站和家庭基站增强特殊场景 (热点、盲区、弱覆盖场景) 的深度覆盖, 形成广域覆盖和深度覆盖的系统内异构体系.

近年来, 超密集网络部署逐渐引起学术界和工业界的重视, 合理的网络部署可以有效提升系统容量及网络覆盖; 同时, 该项研究还可以节省通信系统的资源开销, 实现低碳环保的绿色通信理念. 然而,

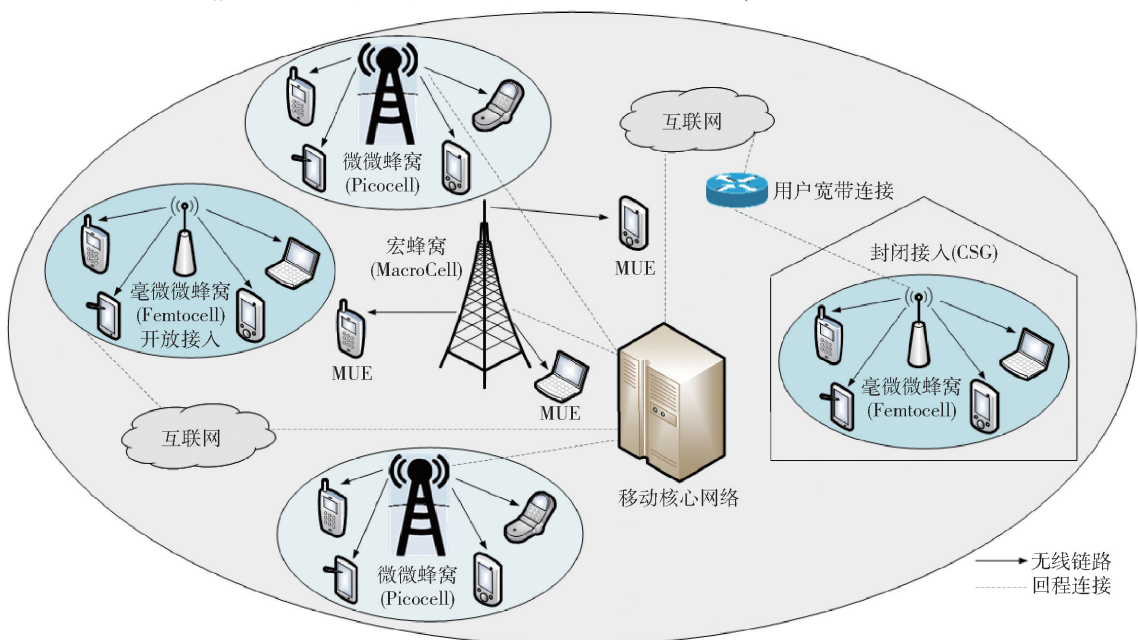


图4 密集网络的多层重叠覆盖部署模型

Fig. 4 Deployment model of ultra-dense networks

在超密集网络当中,由于网络的异构性使得网络的拓扑结构变得非常复杂,网络层数以及小基站数量的增多使得干扰加剧<sup>[47]</sup>,仿真复杂度急剧增大.传统的六边形网格模型是一种十分理想化的模型,为了获得这个模型的干扰分析就必须使用计算十分复杂的蒙特卡洛仿真来分析,且得出的结论与实际并不很相符<sup>[48]</sup>,无法体现超密集网络拓扑结构的随机性.同时,随着小基站的密集部署,使用六边形网格模型仿真所需的时间和空间复杂度较高,需要进行大量的仿真实验.

随机几何理论为研究具有随机拓扑结构的超密集网络的建模、分析和设计提供了坚实的理论基础.随机几何不仅捕获了蜂窝无线网络几何拓扑的空间随机性,也使得问题分析易于处理<sup>[49]</sup>.随机几何模型利于数学计算与理论分析,能够求得 SINR 的概率分布、系统容量和覆盖概率等表达式,可以为基站部署密度、发射功率等超密集网络的参数优化及算法设计提供坚实的理论基础,故随机几何模型广泛应用于异构蜂窝网络的性能分析.

在随机几何的分析中,网络通常被抽象为一个方便的点过程来捕获网络的特性,常用的点过程包括泊松点过程(Poisson point process, PPP)、二项式点过程(binomial point process, BPP)、硬核点过程(hard core point process, HCPP)、泊松簇过程(Poisson cluster process, PCP)<sup>[50]</sup>.泊松点过程<sup>[51-52]</sup>是一种最易处理也最常见的点过程,学术界对此的研究已有很多,所有点都是随机分布.二项式点过程服从二项式分布.实际的蜂窝网络中,各个基站的位置不可能完全独立,为了避免相互干扰,基站之间需要保持一定的距离限制.近些年来,PPP 模型逐渐演变为 Matérn 硬核点过程模型<sup>[53]</sup>,使得随机产生的相邻基站位置必须满足一定的最小距离限制,但理论分析难度大.在不同地区不同环境下,用户对容量的需求也是不同的,在一些人口密集地区(如住宅区、办公楼、商场、体育场等)会出现用户量、数据业务发生时段十分集中的情况,这时会对无线网络造成一定的突发压力.而在城镇郊区的公路上、乡村里,数据业务量一直维持在一个相对稳定的较低水平.由于业务量的分布一般是不均匀的,小基站对于解决盲区或热点区域问题具有很好的效果.在热点区域,用户都很容易出现聚簇,形成一个的用户簇,这就需要部署更多的小蜂窝来为用户提供服务.针对用户的聚簇分布问题,应该使用 PCP 来建模,这样更加接近于真实通信场景,且与超密集小蜂窝部署的目标相一致.

文献[54]使用 Neyman-Scott 簇过程研究了包括宏蜂窝和毫微微蜂窝的两层异构网络,分析了平均可实现速率.文献[55]假设服务基站位于所在层的原点,分别使用 PPP 和 PCP 对两层异构蜂窝网络的覆盖概率的上界和下界进行了分析.文献[56]指出使用 PPP 对城市或乡村的基站进行建模,都与基站的实际部署情况相差较远.建议在城市采用以容量为中心的基站部署方法,使用 Matérn 簇过程比较好.而在乡村以覆盖为中心的基站部署方法,使用 Strauss 硬核点过程比较好.文献[57]首先对异构网络的干扰进行了推导,然后使用一种渐进收敛的估计算法,对层间干扰分布函数的均值和方差进行了推导.文献[58]将 PCP 应用到了异构蜂窝网络,假设服务基站位于原点,在讨论聚集干扰的基础上,基于平均功率的小区选择机制推导了加入功率偏置时的中断概率模型.文献[59]首次指出两层异构网络的层间和层内的基站存在相互依赖,并不是完全独立的,再次论证了 PPP 模型的独立性假设是不准确的.同时,提出宏基站采用 PPP 模型部署,微微基站分别采用泊松孔过程(Poisson hole process, PHP)和 Matérn 簇过程进行部署,并推导了中断概率、每用户的平均容量、ASE<sup>[60]</sup>等.通过对比分析发现使用 Matérn 簇过程建模微微基站是更加准确的模型.

## 4.2 高能效基站休眠

随着超密集网络数据需求的井喷式发展,为保证其 QoE,运营商将会在宏蜂窝覆盖范围内重叠部署更多的小基站.然而,网络中的用户和业务到达量存在潮汐效应,当某小区中业务量较低时,只需较少的小基站即可保证超密集网络的 QoE,因此,可考虑使一部分小基站进入休眠状态,从而降低系统的能耗.同时,进行相应的用户切换,但需要考虑基站如何进入休眠以及如何唤醒的问题.而基站的重新开启也需要消耗功率,那么对于小基站的休眠,是关闭所有模块还是只关闭不必要的模块,以及当有用户进入时基站唤醒的时间问题都是必须考虑的问题,同样需要在节能与 QoE 之间做出一个权衡,找到最优的节能方式.

文献[61]通过仿真,分析了家庭基站的数量与能耗、用户 QoS 之间的关系,指出家庭基站不是越多越好,应该有一个合适的比例.随着大规模的小基站部署,基站休眠策略就成为了可以节约网络资源的有效手段之一.文献[9]采用中断概率门限的方法,当中断概率低于门限时,关闭一定比例的宏基站,从而达到最小化系统能耗的目的.文献[62]使用随机几何理论研究了异构网络的系统能效优化问

题,并分别采用基站随机休眠和策略休眠 2 种休眠模式,仿真结果表明系统能效的提升取决于相应的休眠模式。文献[63]则是在同构网络模型的基础上,先关闭一定的宏基站,然后调节工作中宏基站的发射功率来保证休眠前后宏基站系统的覆盖面积不发生改变。文献[64]研究异构蜂窝网络的小蜂窝接入问题,根据流量和移动性设置休眠模式。文献[65]在考虑用户 QoS 的情况下,利用马尔可夫决策过程决定基站休眠与否。文献[66]则介绍了三种不同的小基站唤醒机制,包括基于负载的唤醒机制、基于频谱感知的唤醒机制以及二者相结合的联合小基站休眠唤醒机制。因此,作为节省网络资源的一部分,考虑小基站的负载休眠策略<sup>[67]</sup>,也是实现超密集网络能效提升的重要手段。

### 4.3 高能效用户关联

在超密集网络中,移动终端经常处于多种蜂窝网络重叠覆盖的区域。由于终端设备和终端通信业务的多样性、网络信道传输质量的差异性以及移动终端的喜好等,需要设计一种高质量的用户关联策略,保障用户可以选择接入最佳的网络<sup>[68]</sup>。其核心是在考虑负载均衡以及干扰水平的情况下,如何为每个用户从待选基站集合中选择能耗最低且满足 QoE 需求的基站。通过建立不同的目标函数,根据相应的用户与基站关联算法,选择一组最优的用户关联结果,以提高超密集网络的性能。为了解决这一问题,大量的文献对异构网络选择策略的参数、指标进行了分析和优化,期望为用户提供一个较好的选择策略,以提高用户的 QoS 和网络的传输质量。文献[69]在考虑基站休眠与激活的条件下,建立了高能效用户关联模型,并分别通过用户关联算法和基站休眠、激活算法降低系统的总能耗。文献[70]对用户关联技术进行了详细的综述和分析。关于多层异构网络的用户关联方案包括:基于最大化参考信号接收功率(reference signal received power, RSRP)和基于最大化参考信号接收质量(reference signal received quality, RSRQ)<sup>[71]</sup>、基于 Max-SINR<sup>[72]</sup>、基于偏置值的蜂窝覆盖增强(cell range expansion, CRE)<sup>[73]</sup>的用户关联方案。

在传统的蜂窝网络中,用户直接选择接入 RSRP 或 RSRQ 值最大的小区,即采用 Max-RSRP 或 Max-RSRQ 接入准则。对于超密集网络而言,如果仍采取这样的接入方式,那么由于宏基站和小基站的覆盖范围、发射功率都相差较大,用户仍会选择宏基站接入,这就会造成宏基站的过载和小基站资源的浪费,产生严重的负载不均衡问题<sup>[74]</sup>。从网络

侧看,网络负载的不均衡问题导致网络中的负载不能有效地分流到小基站,从而限制了小区分裂增益的提升以及资源的有效利用。从用户侧看,用户吞吐量的提升需要对信道条件及可用资源进行权衡和折中。因此,高效的关联技术也是实现网络负载均衡、降低小基站干扰、提高通信系统资源利用率以及节约整体能耗等的有效手段<sup>[75]</sup>。

文献[76]提出了在多用户的双层正交频分复用密集异构网络中,基于非偏置关联,在最大发射功率和最小速率的约束条件下,考虑上行用户的用户关联策略和高能效的资源分配算法。文献[77]则提出了一种基于基站负载和用户 QoS 已知的情况下,既考虑基站负载,同时也考虑用户所获得的传输速率并将其建模成一个最优化问题进行求解,从而得到密集异构网络中的用户关联方案。文献[78]基于博弈论提出了一种分布式的负载均衡方案。博弈论可用来分析交互式的判决过程,设计大规模分布式的优化算法,它是分析自组织和动态网络的有效工具。文献[79]考虑到信道和基站的负载情况,设计了一种分布式用户关联算法,作者将该问题建模为组合优化问题并提出了一种随机判决的求解方法。文献[80]则是以提高能量效率为目标,使用增强学习策略,提出了集中式和分布式两种求解算法。文献[81]提出一种“以用户为中心”的资源分配策略,在该网络中,以用户为服务中心分配基站,从而带来更好的用户体验。

### 4.4 高能效资源分配

合理的资源分配能有效地提升无线网络的能量效率。文献[82]综述了蜂窝网络高能效资源管理的最新研究成果。文献[83]根据业务负载和干扰情况,提出了一个对网络节点和频谱进行优化分配的模型来分配载波级资源,以减少用户延迟。仿真结果表明,该方案极大地提高了 QoE,并提高了容量增益。文献[84]在考虑用户吞吐量和延迟需求的情况下,通过分配发射功率和传输时隙来最小化网络的总能耗。文献[85]研究了在保证用户业务需求情况下如何最小化系统资源消耗的问题,提出了一种能够有效协调网络干扰的预测资源分配方法,可以降低系统能耗,提高资源的频谱效率。文献[86]研究了高能效的上下文感知资源分配问题,将其建模为双边偏好下的一对一匹配问题,且在预期匹配下可以实现最大的能量效率。提出了一种基于 Gale-Shapley 算法的节能匹配算法,并对算法的稳定性、最优性、实现问题和算法复杂度进行了详细的讨论和分析。文献[87]通过有效的资源分配算法,最大

限度地提高超密集网络的下行链路的能量效率。首先, 提出一个带约束的能量效率最大化问题, 并使用分数阶规划理论将其转化为凸问题; 然后采用集中式算法求解该优化问题, 得到全局最优的能量效率。为了降低算法的复杂度, 提出了一种高效的基于交替方向乘子法的分布式算法。仿真结果表明, 集中式算法和分布式算法都收敛于相同的能量效率, 而后的计算复杂度较低。为了减轻密集和随机部署的家庭基站的干扰和有效地分配网络资源, 同时保证用户的 QoS, 文献[88]提出了一种基于簇的超密集网络资源分配方案。该方案涉及聚类和资源分配两个阶段。在聚类阶段, 提出了一种改进的 k-均值聚类算法, 根据家庭基站的密度动态地将其划分为不同的不相交聚类。因此, 可以灵活地调整簇的数目以适应动态网络拓扑变化。在资源分配阶段, 进一步提出基于贪婪的补偿资源分配算法, 以最大化超密集网络的吞吐量。仿真结果表明, 所提出的资源分配方案能够有效地减轻超密集网络的干扰, 提高系统吞吐量, 同时保证用户的 QoS。

## 5 结论与展望

### 5.1 结论

超密集网络部署的复杂性、终端设备的差异性以及用户行为的多样性, 导致业务在时域、空域上呈现出较大范围的动态性和非均衡性。同时, 业务类型的多样性以及业务需求差异性, 使得网络中的业务呈现出高动态分布特性。针对该特性, 深入探索超密集网络中不同设备的高能效部署与规划、高能效基站休眠、高能效用户关联、高能效资源管理、高能效传输方式等, 可有效地提高系统的能量效率、频谱效率以及降低网络时延等。通过综述超密集网络高能效覆盖机理和柔性资源匹配机理, 为未来无线网络建模和分析提供设计依据与技术支撑。

### 5.2 展望

如何在频谱与能源有限的情况下极大地提高超密集网络的系统覆盖和容量是一个巨大的挑战。为此需要从网络能效理论、部署模型、能效优化、用户服务机制的角度探索提高频谱效率和能量效率的机理与方法, 并解决以下关键科学问题。

#### 5.2.1 网络能效理论与 5G 超密集网络体系架构

按照能效优先的原则, 从网络整体能效的角度研究网络能量效率的成因关系, 并在此基础上建立能效与资源优化的 5G 超密集网络体系架构与理论体系。

(1) 网络能效建模与成因关系分析: 明确网络

能效的定义, 研究超密集网络的信息处理和信令开销能耗的理论模型, 分析网络能效与网络覆盖能力、频谱效率、用户群体行为、业务特征及其服务质量要求之间的成因关系, 探索超密集网络的能效极限, 研究网络能效与系统容量的协同优化方法。

(2) 超密集网络架构及其理论基础: 探索超密集网络的架构, 建立超密集网络柔性覆盖、弹性资源匹配的理论基础。

#### 5.2.2 超密集小基站高能效覆盖机理

超密集网络将主要利用宏基站提供大范围基础覆盖, 同时利用小基站增强特殊场景(如热点、盲点、弱覆盖场景)的深度覆盖, 形成广域覆盖和深度覆盖的系统内异构体系。由于宏基站与各种小基站的发射功率、覆盖半径、用户 QoS、业务支持能力、部署难易程度、网络建设成本、运维成本、可控性等各不相同, 因此, 需要综合考虑以上各种因素, 以用户为中心从网络综合能耗的角度探索高能效覆盖模型, 研究低能耗控制覆盖及能效与资源联合优化的业务柔性覆盖的设计准则, 并进行仿真实证。

(1) 以用户为中心的超密集网络部署模型。可以以用户为中心, 兼顾高能效、高谱效和柔性覆盖的网络部署为出发点, 根据网络的部署参数, 如用户与基站的相关性、网络的层数、每层网络中基站的密度、发射功率和覆盖半径、以及各种小基站之间的最小距离的限制等, 围绕用户的分布, 使用 PCP 对超密集网络进行建模和分析, 体现用户与基站的相关性, 从而提高用户的体验质量, 这也是将来的研究方向之一。在此基础上, 对超密集网络的参数进行优化, 寻找最优的基站部署密度、最优的发射功率、最优覆盖半径以及最优的路径损耗系数等参数。由于超密集网络各个小区的吞吐量非常巨大, 传统的频谱效率不能很好地表征系统性能, 所以需要进一步研究和分析区域频谱效率。

(2) 超密集小基站部署下的能效优化。超密集网络在空间上的重叠覆盖特征和无线业务在时间上的潮汐效应为超密集小基站部署下的能效优化提供了新的空间。为此, 根据宏基站与小基站所承受的负载量将基站的运行模式分为“忙时”与“闲时”状态分别研究, 并引入休眠机制来降低能耗, 提高能效。从空间和时间上研究超密集网络的高能效小基站动态部署方案, 从而为超密集网络的实际部署以及算法设计提供理论和设计上的指导。

#### 5.2.3 超密集网络的柔性资源匹配机理

超密集网络有限的频谱和能源被独立地分配到多级异构的蜂窝网络中, 但每个网络中业务量的时

空分布却呈现出越来越大的动态特性和不均衡性,使得每个网络中的频谱与能源都无法得到充分利用. 为此需要针对超密集网络环境建立高效率的柔性资源匹配机理,避免不必要地切换. 同时,需要对用户关联、移动性管理等进行建模,建立从参数空间、资源配置空间到目标函数空间的映射,是需要解决的核心问题.

(1) 用户关联模型. 尽管已有的用户关联技术能够实现蜂窝网络的最优或次优解,但它们很难直接应用于超密集网络中. 在超密集网络中,层间干扰受多种因素影响,所以需要考虑每种干扰的特点和用户 QoS 需求,研究基于负载均衡的用户关联和基于 QoS 的高效率用户关联模型. 通过用户关联,实现蜂窝间负载的有效控制.

(2) 移动性管理模型. 针对超密集异构网络中切换策略准确性不足、信令开销大、切换失败率与不必要切换率较高的问题,自适应小蜂窝聚簇是一种提高系统性能的有效手段. 在此基础上,研究和设计切换流程和本地移动性管理方案.

#### 5.2.4 移动用户群体行为建模与高效率服务方法

通过对实际运营的无线通信系统中常见业务的大数据分析,分析移动网络中多种类型业务在时域和空域分布的动态特征以及内容属性等方面的变化规律,挖掘移动用户群体的行为模式,建立多维度用户群体行为模型,并针对不同的群体行为特征给出高效率服务方法.

(1) 多维度用户群体行为分析与建模. 通过业务特征的大数据分析,研究用户以群体为单位在活动规律、业务需求、接入频率、用户关联关系、聚类特性等多维度下的行为模式和特征规律,对业务内容上的相关性及用户群体行为的趋同性等进行分析,通过概率统计和数据挖掘等手段对用户群体行为进行认知与数学建模,指导超密集网络的资源配置.

(2) 面向用户群体行为的高效率服务机理. 建立用户群体行为与网络高效率的内在联系,研究面向用户群体行为的高效率服务机理与智能动态适配技术,构建面向用户群体行为的高效率服务体系.

因此,综合考虑基站部署密度、发射功率、休眠机制以及频谱分配机制,探讨如何在满足用户 QoS 前提下优化超密集网络系统的区域能量效率,具有重要的现实意义.

#### 参 考 文 献

[1] You X H, Pan Z W, Gao X Q, et al. The 5G mobile communication: the development trends and its emerging key techniques. *Sci-*

*entia Sinica (Informationis)*, 2014, 44(5): 551  
(尤肖虎, 潘志文, 高西奇, 等. 5G 移动通信发展趋势与若干关键技术. *中国科学: 信息科学*, 2014, 44(5): 551)

[2] Yang C G, Li J D, Ni Q, et al. Interference-aware energy efficiency maximization in 5G ultra-dense networks. *IEEE Trans Commun*, 2017, 65(2): 728

[3] Cisco. Ciscovisual networking index: global mobile data traffic forecast update, 2017—2022 white paper [J/OL]. *Cisco Mobile VNI (2019-02-18) [2018-07-20]*. <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/mobile-white-paper-c11-520862.html>

[4] The Climate Group. Smart2020: enabling the low carbon economy in the information age [R/OL]. *Global e-Sustainability Initiative (2008-06-19) [2018-07-20]*. <https://www.theclimategroup.org/sites/default/files/archive/files/Smart2020Report.pdf>

[5] Zhang J M, Xie W L, Yang F Y. Architecture and solutions of 5G ultra dense network. *Telecommun Sci*, 2016, 32(6): 36  
(张建敏, 谢伟良, 杨峰义. 5G 超密集组网网络架构及实现. *电信科学*, 2016, 32(6): 36)

[6] Kamel M, Hamouda W, Youssef A. Ultra-dense networks: a survey. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2016, 18(4): 2522

[7] Han T, Ansari N. Powering mobile networks with green energy. *IEEE Wireless Commun*, 2014, 21(1): 90

[8] Greening L A, Greene D L, Difiglio C. Energy efficiency and consumption—the rebound effect—a survey. *Energy Policy*, 2000, 28(6-7): 389

[9] Soh Y S, Quek T Q S, Kountouris M, et al. Energy efficient heterogeneous cellular networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2013, 31(5): 840

[10] Samarakoon S, Bennis M, Saad W, et al. Ultra dense small cell networks: turning density into energy efficiency. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2016, 34(5): 1267

[11] Bai L, Liu T T, Yang C Y. Interference coordination method and performance analysis in ultra-dense network (UDN). *J Signal Process*, 2015, 31(10): 1263  
(白璐, 刘婷婷, 杨晨阳. 超密集网络中干扰协调方法及性能分析. *信号处理*, 2015, 31(10): 1263)

[12] Zhang T K, Zhao J J, An L, et al. Energy efficiency of base station deployment in ultra dense HetNets: a stochastic geometry analysis. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2016, 5(2): 184

[13] Liu Y P, Fang X M. Joint user association and resource allocation for self-backhaul ultra-dense networks. *China Commun*, 2016, 13(2): 1

[14] Zheng C, Fan J C, Luo X M. Spectrum and energy efficiency analysis of ultra dense network with sleep // 2016 8th *IEEE International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN)*. Beijing, 2016: 392

[15] Yang C G, Li J D, Ni Q, et al. Interference-aware energy efficiency maximization in 5G ultra-dense networks. *IEEE Trans Commun*, 2017, 65(2): 728

[16] Zhang Y Y, Xia W W, Zhu Y P, et al. An optimal energy-efficient resource allocation algorithm in ultra-dense network. *Telecommun Sci*, 2017, 33(10): 26

- (章跃跃, 夏玮玮, 朱亚萍, 等. 超密集网络中基于能效最优的资源分配算法. 电信科学, 2017, 33(10): 26)
- [17] Mahapatra R, Nijssure Y, Kaddoum G, et al. Energy efficiency tradeoff mechanism towards wireless green communication; a survey. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2016, 18(1): 686
- [18] Yu W, Xu H S, Hematian A, et al. Towards energy efficiency in ultra dense networks // 2016 *IEEE 35th IEEE Performance Computing and Communications Conference (IPCCC)*. Nanjing, 2016: 1
- [19] Venturino L, Zappone A, Risi C, et al. Energy-efficient scheduling and power allocation in downlink OFDMA networks with base station coordination. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2015, 14(1): 1
- [20] Yang C G, Li J D, Guizani M. Cooperation for spectral and energy efficiency in ultra-dense small cell networks. *IEEE Wireless Commun*, 2016, 23(1): 64
- [21] Ren Q, Fan J C, Luo X M, et al. Analysis of spectral and energy efficiency in ultra-dense network // *IEEE International Conference on Communication Workshop (ICCW)*. London, 2015: 2812
- [22] Cao D X, Zhou S, Niu Z S. Optimal combination of base station densities for energy-efficient two-tier heterogeneous cellular networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2013, 12(9): 4350
- [23] Richter F, Fehske A J, Fettweis G P. Energy efficiency aspects of base station deployment strategies for cellular networks // 2009 *IEEE 70th Vehicular Technology Conference Fall*. Anchorage, 2009: 1
- [24] Cai Z Y, Liu D K. Baseband design for 5G UDN base stations: Methods and implementation. *China Commun*, 2017, 14(5): 59
- [25] Björnson E, Sanguinetti L, Kountouris M. Deploying dense networks for maximal energy efficiency: small cells meet massive MIMO. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2016, 34(4): 832
- [26] 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. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2012, 42(10): 1191  
(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(10): 1191)
- [27] Yunas S F, Valkama M, Niemelä J. Spectral and energy efficiency of ultra-dense networks under different deployment strategies. *IEEE Commun Mag*, 2015, 53(1): 90
- [28] He S W, Huang Y M, Yang L X, et al. Coordinated multicell multiuser precoding for maximizing weighted sum energy efficiency. *IEEE Trans Signal Process*, 2014, 62(3): 741
- [29] Miao G W, Himayat N, Li G Y, et al. Low-complexity energy-efficient scheduling for uplink OFDMA. *IEEE Trans Commun*, 2012, 60(1): 112
- [30] Buzzi S, Colavolpe G, Saturnino D, et al. Potential games for energy-efficient power control and subcarrier allocation in uplink multicell OFDMA systems. *IEEE J Sel Top Signal Process*, 2012, 6(2): 89
- [31] Du B, Pan C H, Zhang W C, et al. Distributed energy-efficient power optimization for CoMP systems with max-min fairness. *IEEE Commun Lett*, 2014, 18(6): 999
- [32] Zhang H. *Research of Area Spectral Efficiency and Area Energy Efficiency in Ultra-Dense Networks* [Dissertation]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016  
(张洪. 超密集组网中区域频谱效率及区域能量效率的研究 [学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016)
- [33] Li C, Zhang J, Letaief K B. Throughput and energy efficiency analysis of small cell networks with multi-antenna base stations. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2014, 13(5): 2505
- [34] Chiu S N, Stoyan D, Kendall W S, et al. *Stochastic Geometry and Its Application*. 3rd Ed. Chichester: John Wiley and Sons Ltd, 2013
- [35] Mukherjee S. *Analytical Modeling of Heterogeneous Cellular Networks-Geometry, Coverage, and Capacity*. Cambridge: Cambridge University Press, 2014
- [36] Haenggi M. *Stochastic Geometry for Wireless Networks*. Cambridge: Cambridge University Press, 2013
- [37] Wang L S, Kuo G S G S. Mathematical modeling for network selection in heterogeneous wireless networks: a tutorial. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2013, 15(1): 271
- [38] Trestian R, Ormond O, Muntean G M. Game theory-based network selection: solutions and challenges. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2012, 14(4): 1212
- [39] Ma Z G. *Game Theory and Its Applications in Wireless Communication Networks*. Beijing: National Defense Industry Press, 2015  
(马忠贵. 博弈论及其在无线通信网络中的应用. 北京: 国防工业出版社, 2015)
- [40] Han Z, Niyato D, Saad W, et al. *Game Theory in Wireless and Communication Networks: Theory, Models, and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press, 2012
- [41] Boyd S, Vandenberghe L. *Convex Optimization*. Cambridge: Cambridge University Press, 2004
- [42] Sundaram R K. *A First Course in Optimization Theory*. Cambridge: Cambridge University Press, 1996
- [43] Zappone A, Jorswieck E. Energy efficiency in wireless networks via fractional programming theory. *Found Trends Commun Inform Theory*, 2015, 11(3-4): 185
- [44] Verma R U. *Semi-Infinite Fractional Programming*. 1st Ed. Singapore: Springer Verlag, 2017
- [45] López-Pérez D, Ding M, Claussen H, et al. Towards 1 Gbps/UE in cellular systems: understanding ultra-dense small cell deployments. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2015, 17(4): 2078
- [46] Ma Z G, Liu L Y, Yan W B, et al. Deployment model of three-layer heterogeneous cellular networks based on Poisson clustered process. *Chin J Eng*, 2017, 39(2): 309  
(马忠贵, 刘立宇, 闫文博, 等. 基于泊松簇过程的三层异构蜂窝网络部署模型. 工程科学学报, 2017, 39(2): 309)
- [47] Hossain E, Rasti M, Tabassum H, et al. Evolution towards 5G multi-tier cellular wireless networks: an interference management perspective. *IEEE Wireless Commun*, 2014, 21(3): 118
- [48] Xu J M, Zhang J, Andrews J G. On the accuracy of the Wyner model in cellular networks. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2011,

- 10(9): 3098
- [49] Błaszczyszyn B, Haenggi M, Keeler P, et al. *Stochastic Geometry Analysis of Cellular Networks*. Cambridge: Cambridge University Press, 2018
- [50] ElSawy H, Hossain E, Haenggi M. Stochastic geometry for modeling, analysis, and design of multi-tier and cognitive cellular wireless networks: a survey. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2013, 15(3): 996
- [51] Andrews J G, Baccelli F, Ganti R K. A tractable approach to coverage and rate in cellular networks. *IEEE Trans Commun*, 2011, 59(11): 3122
- [52] Dhillon H S, Ganti R K, Baccelli F, et al. Modeling and analysis of K-tier downlink heterogeneous cellular networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2012, 30(3): 550
- [53] Cho S R, Choi W. Energy-efficient repulsive cell activation for heterogeneous cellular networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2013, 31(5): 870
- [54] Zhong Y, Zhang W Y. Multi-channel hybrid access femtocells: a stochastic geometric analysis. *IEEE Trans Commun*, 2013, 61(7): 3016
- [55] Chen C L, Elliott R C, Krzymien W A. Downlink coverage analysis of N-tier heterogeneous cellular networks based on clustered stochastic geometry // *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. Pacific Grove, 2013: 1577
- [56] Ying Q L, Zhao Z F, Zhou Y F, et al. Characterizing spatial patterns of base stations in cellular networks // *IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Shanghai, 2014: 490
- [57] Suryaprakash V, Møller J, Fettweis G. On the modeling and analysis of heterogeneous radio access networks using a Poisson cluster process. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2015, 14(2): 1035
- [58] Chun Y J, Hasna M O, Ghayeb A. Modeling heterogeneous cellular networks interference using Poisson cluster processes. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2015, 33(10): 2182
- [59] Deng N, Zhou W Y, Haenggi M. Heterogeneous cellular network models with dependence. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2015, 33(10): 2167
- [60] Zhang L, Yang H C, Hasna M O. Generalized area spectral efficiency: an effective performance metric for green wireless communications. *IEEE Trans Commun*, 2014, 62(2): 747
- [61] Hou Y, Laurenson D I. Energy efficiency of high QoS heterogeneous wireless communication network // *IEEE 72nd Vehicular Technology Conference*. Ottawa, 2010: 1
- [62] Ge X H, Yang J, Gharavi H, et al. Energy efficiency challenges of 5G small cell networks. *IEEE Commun Mag*, 2017, 55(5): 184
- [63] Tsilimantou D, Gorce J M, Altman E. Stochastic analysis of energy savings with sleep mode in OFDMA wireless networks // *2013 Proceedings IEEE INFOCOM*. Turin, 2013: 1097
- [64] Saker L, Elayoubi S E, Combes R, et al. Optimal control of wake up mechanisms of femtocells in heterogeneous networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2012, 30(3): 664
- [65] Dini P, Miozzo M, Bui N, et al. A model to analyze the energy savings of base station sleep mode in LTE HetNets // *IEEE International Conference on Green Computing and Communications and IEEE Internet of Things and IEEE Cyber, Physical and Social Computing*. Beijing, 2013: 1375
- [66] Falconetti L, Hevizi L, Godor I. Sleep mode control for low power nodes in heterogeneous networks // *ISWCS 2013; The Tenth International Symposium on Wireless Communication Systems*. Ilmenau, 2013: 321
- [67] Guo X Y, Niu Z S, Zhou S, et al. Delay-constrained energy-optimal base station sleeping control. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2016, 34(5): 1073
- [68] Zhang Y L, Xu Y H, Sun Y M, et al. Energy efficiency of small cell networks: metrics, methods and market. *IEEE Access*, 2017, 5: 5965
- [69] Kim S, Choi S, Lee B G. A joint algorithm for base station operation and user association in heterogeneous networks. *IEEE Commun Lett*, 2013, 17(8): 1552
- [70] Liu D T, Wang L F, Chen Y, et al. User association in 5G networks: a survey and an outlook. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2016, 18(2): 1018
- [71] Sangiamwong J, Saito Y, Miki N, et al. Investigation on cell selection methods associated with inter-cell interference coordination in heterogeneous networks for LTE-advanced downlink // *17th European Wireless Conference- Sustainable Wireless Technologies*. Vienna, 2011: 117
- [72] Jo H S, Sang Y J, Xia P, et al. Heterogeneous cellular networks with flexible cell association: a comprehensive downlink SINR analysis. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2012, 11(10): 3484
- [73] Guvenc I. Capacity and fairness analysis of heterogeneous networks with range expansion and interference coordination. *IEEE Commun Lett*, 2011, 15(10): 1084
- [74] Andrews J G. Seven ways that HetNets are a cellular paradigm shift. *IEEE Commun Mag*, 2013, 51(3): 136
- [75] Zhuang B N, Guo D N, Honig M L. Energy-efficient cell activation, user association, and spectrum allocation in heterogeneous networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2016, 34(4): 823
- [76] ElSawy H, Dahrouj H, Al-Naffouri T Y, et al. Virtualized cognitive network architecture for 5G cellular networks. *IEEE Commun Mag*, 2015, 53(7): 78
- [77] Zhou T Q, Huang Y M, Huang W, et al. QoS-aware user association for load balancing in heterogeneous cellular networks // *IEEE 80th Vehicular Technology Conference (VTC2014-Fall)*. Vancouver, 2014: 1
- [78] Shen K M, Yu W. Distributed pricing-based user association for downlink heterogeneous cellular networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2014, 32(6): 1100
- [79] Zandi M, Dong M, Grami A. Dynamic spectrum access via channel-aware heterogeneous multi-channel auction with distributed learning. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2015, 14(11): 5913
- [80] Chen X F, Wu J S, Cai Y M, et al. Energy-efficiency oriented traffic offloading in wireless networks: a brief survey and a learning approach for heterogeneous cellular networks. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2012, 30(3): 664

- as *Commun*, 2015, 33(4): 627
- [81] Chen S Z, Qin F, Hu B, et al. User-centric ultra-dense networks for 5G: challenges, methodologies and directions. *IEEE Wireless Commun*, 2016, 23(2): 78
- [82] Rao J B, Fapojuwo A O. A survey of energy efficient resource management techniques for multicell cellular networks. *IEEE Commun Surveys Tutorials*, 2014, 16(1): 154
- [83] Liu J L, Xiao W M. Optimal resource allocation in ultra-dense networks with many carriers // 2015 49th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, 2015: 653
- [84] Yao C T, Yang C Y, Xiong Z X. Energy-saving predictive resource planning and allocation. *IEEE Trans Commun*, 2016, 64(12): 5078
- [85] Xu W J, Liu T T, Yang C Y, et al. Green predictive resource allocation for ultra-dense networks (UDNs). *J Signal Process*, 2017, 33(4): 618  
(徐伟嘉, 刘婷婷, 杨晨阳, 等. 超密集网络中的绿色预测资源分配. 信号处理, 2017, 33(4): 618)
- [86] Zhou Z Y, Dong M X, Ota K, et al. Energy-efficient context-aware matching for resource allocation in ultra-dense small cells. *IEEE Access*, 2015, 3: 1849
- [87] Li W, Wang J, Shao Q J, et al. Efficient resource allocation algorithms for energy efficiency maximization in ultra-dense network // GLOBECOM 2017—2017 IEEE Global Communications Conference. Singapore, 2017: 1
- [88] Li W C, Zhang J. Cluster-based resource allocation scheme with QoS guarantee in ultra-dense networks. *IET Commun*, 2018, 12(7): 861