



超蜂窝网络架构下的高能效资源优化和传输机制

韩圣千^{1*}, 杨晨阳¹, 李焯^{2,3}, 冯钢², 武刚², 郑福春^{4,5}

1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100191, 中国

2. 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 成都 611731, 中国

3. School of Electrical and Computer Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta GA 30332, USA

4. 东南大学移动通信国家重点实验室, 南京 210096, 中国

5. 哈尔滨工业大学(深圳)电子与信息工程学院, 深圳 518055, 中国

* 通信作者. E-mail: sqhan@buaa.edu.cn

收稿日期: 2017-02-15; 接受日期: 2017-03-20; 网络出版日期: 2017-05-04

国家重点基础研究发展计划(973)(批准号: 2012CB316003)资助项目

摘要 本文对我们过去5年来基于超蜂窝网络架构的高能效资源优化和传输机制的研究进展进行概述. 针对第五代(5G)移动通信系统的关键技术, 包括大规模集中/分布式天线、超密集网络、终端直传和协作多点等, 总结系统能效-谱效之间的理论关系及其与时间、频率、天线和存储等物理资源的内在联系, 并介绍面向信道与业务需求动态变化的高能效按需服务方法. 研究表明, 所有5G代表性技术的能效-谱效均呈现钟形曲线关系, 即谱效较小时二者同时增长, 否则两者存在折中关系; 谱效优先的传输策略往往会较大程度地降低能效, 但能效优先传输策略的谱效损失往往较小; 多天线的能效随天线数渐近趋于零; 超密集网络下全频复用在基站与用户密度之比较大时能效最高, 否则部分频率重用能效更高; 在基站部署缓存可以提升网络能效, 当干扰小、回传容量低、内容流行时能效增益高.

关键词 能量效率, 频谱效率, 资源优化, 超蜂窝, 第五代移动通信

1 引言

从第一代(1G)到第四代(4G)移动通信系统, 提高频谱效率(谱效)一直是移动通信系统设计追求的目标. 第五代(5G)移动通信系统需要在保持或低于当前移动通信系统能量消耗的前提下大幅提高网络吞吐量, 这使得能量效率(能效)成为5G系统的重要性能指标, 已引起学术界和工业界的广泛关注^[1].

信息论刻画了功率、带宽和天线数等传输资源对谱效的影响, 指出采用更多的频谱和空间资源可以在发射功率相同时达到更高的谱效, 使人们对系统的最高谱效及如何优化传输达到最高谱效有了深

引用格式: 韩圣千, 杨晨阳, 李焯, 等. 超蜂窝网络架构下的高能效资源优化和传输机制. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 560–575, doi: 10.1360/N112017-00035
Han S Q, Yang C Y, Li Y G, et al. Energy efficient resource optimization and transmission strategies for hyper-cellular mobile communication systems (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 560–575, doi: 10.1360/N112017-00035

刻认识. 在信息论的指导下, 为了提升网络吞吐量, 5G 系统将采用具有更高谱效的传输技术, 例如大规模天线 (massive MIMO, massive multiple-input multiple-output)、分布式天线、超密集网络、异构网络和终端直传 (D2D, device to device) 等, 也会配置更多的传输资源, 例如天线、基站和频谱等. 然而, 由于利用更多资源在提高谱效的同时也会带来能耗的提升, 高谱效的系统未必能效也高^[2,3].

移动通信系统的业务负载会随着时间和地点而变化, 不同的业务类型需要的服务质量要求也不相同^[4]. 然而, 现有移动通信系统为了保障用户在任何时间任何地点的接入需求, 通常会按照峰值业务需求来配置网络资源, 很少考虑业务特征的差异和动态变化, 导致传输资源的过度消耗和系统能耗的增加, 降低了系统能效. 为了解决这个问题, 超蜂窝网络架构提出了控制和业务的分离覆盖机制, 通过网络的柔性覆盖、资源的弹性接入和业务的匹配服务来大幅提高系统的能效^[5]. 正如信息论需要针对不同的传输系统研究最高谱效及与传输资源的基本关系, 为了在超蜂窝网络架构下对传输资源的高能效弹性接入策略优化提供理论基础, 有必要针对典型高谱效传输技术建立和揭示系统能效与谱效之间的基本关系, 及其与各种资源之间的内在联系.

本文对我们过去 5 年基于超蜂窝网络架构的高能效弹性接入理论与资源优化机制的研究进展进行概述. 针对典型的高谱效技术, 包括多用户/多天线/多载波正交频分多址 (OFDMA, orthogonal frequency division multiple access)、集中式大规模 MIMO、分布式天线、D2D、超密集网络、异构网络及协作多点传输 (CoMP, coordinated multiple point transmission) 等, 总结系统能效与谱效的基本关系及其与空间 (天线、基站)、频率和存储等物理资源的内在联系, 并对超蜂窝架构下的基站休眠与天线关闭、用户接入、预编码、训练策略和无线边缘缓存等弹性接入机制进行介绍.

2 能效与谱效的基本关系

正如为了提高谱效需要研究不同系统的最高谱效, 为了设计能效优先的接入策略并兼顾谱效, 需要研究不同系统的最高能效与谱效之间的关系.

2.1 能效 – 谱效钟形曲线

能效反映了一个通信系统消耗单位能量所能传输的数据量, 可以定义为系统传输的总数据量与消耗的总能量之比 (也可进一步等价于传输速率与总功耗之比), 其中系统的能量消耗包括用于信号传送的发射能耗和用于支持系统运行的电路、制冷和回传等各部分能耗.

在信息论意义上, 白 Gauss 信道下能效与谱效的基本关系可以表示为^[3]

$$\eta_{EE} = \frac{\eta_{SE}}{N_0(2^{\eta_{SE}} - 1)}, \quad (1)$$

其中, η_{EE} 和 η_{SE} 分别表示能效和谱效, N_0 为噪声功率谱密度, 分母表示达到谱效 η_{SE} 所需的发射功率.

从式 (1) 中不难看出, 当只考虑发射功耗时, 系统的能效与谱效呈单调递减关系, 即两者总是相互折中, 当谱效趋于无穷时, 能效趋于零. 然而, 当进一步考虑系统的电路功耗时, 可以得到如图 1 所示的能效 – 谱效关系曲线^[3]. 从图中可以看出, 实际系统中的电路功耗打破了能效与谱效之间的单调关系, 两者之间呈现钟形曲线关系, 即当谱效较小时二者同时增长, 否则二者存在折中关系, 并且电路功耗越大, 能效和谱效“双赢”区越大.

不同的系统架构、传输和资源分配策略以及信道环境对能效和谱效有很大的影响, 它们所对应的能效 – 谱效关系是否依然服从如图 1 所示的白 Gauss 信道下的钟形曲线关系? 为了回答这个问题, 针

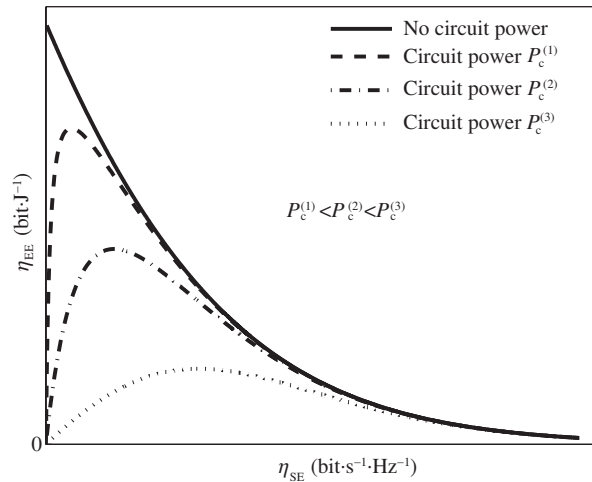


图 1 白 Gauss 信道下能效与谱效的关系 [3]

Figure 1 Relationship between energy efficiency (EE) and spectral efficiency (SE) in an additive white Gaussian noise (AWGN) channel [3]

对多种典型的无线通信系统, 包括多用户/多天线/多载波、分布式天线、D2D、集中式大规模 MIMO、异构网络、超密集网络和 CoMP 等, 在给定谱效的条件下, 考虑不同的信号模型和功耗模型, 通过优化传输策略和资源配置来最大化系统的能效, 进而得到相应的能效 - 谱效曲线. 由于大量增加天线资源是提高谱效的有效手段, 而部署天线的不同方式不仅影响谱效也影响系统的总功耗, 下面分别以分布式天线和集中式大规模 MIMO 系统为例来介绍不同系统的能效 - 谱效曲线的区别与联系.

分布式天线系统是 5G 的重要候选技术之一. 通过将天线单元部署于小区的不同位置, 分布式天线系统能够缩短用户的接入距离, 降低发射功耗; 同时, 所有天线单元通过光纤等媒质连接到中央处理器, 能够有效地控制分布式天线单元之间的相互干扰, 显著提高系统的谱效 [6~8]. 文献 [9] 针对分布式天线系统, 以下行传输为例, 在满足每个远端射频单元最大功率约束、误码率约束以及用户间速率比例约束的条件下, 通过对多个远端射频单元的发射功率进行联合优化来最大化系统的能效和谱效, 采用加权和的方法将所得到的多目标优化问题转化为单目标问题, 进而提出了一种有效的功率分配方法来平衡系统的能效和谱效, 在此基础上得到了如图 2(a) 所示的能效 - 谱效关系曲线.

集中式大规模 MIMO 系统通过在单个站点部署大量天线, 将 MIMO 技术的潜力发挥到极致, 以大幅度提高系统的谱效 [10]. 现有工作已经分析了集中式大规模 MIMO 系统的谱效和发射功率与基站端天线数的关系 [11, 12], 并且在单小区场景分析了系统能效与基站端天线数的关系 [13]. 然而, 这些单小区场景下得到的系统能效并不适用于存在干扰的下行集中式大规模 MIMO 系统, 例如基站采用基于非理想信道信息的迫零预编码 (ZFBE, zero-forcing beamforming) 或者使用最大比传输 (MRT, maximum ratio transmission) 导致的用户间干扰, 或者多小区系统中的小区间干扰, 这些因素都会使集中式大规模 MIMO 系统的能效分析变得更加错综复杂. 文献 [14] 针对下行多小区集中式大规模 MIMO 系统, 考虑了空间相关信道、上行训练开销、信道估计误差和导频污染, 分别针对 ZFBE 和 MRT 两种预编码, 在给定用户数和基站端天线数的前提下通过优化发射功率使系统能效最大, 导出了能效最优发射功率和系统最高能效的闭式解, 进而得到了集中式大规模 MIMO 系统能效与谱效的关系曲线, 如图 2(b) 所示.

比较图 2(a) 和 (b) 可以看出, 分布式天线系统和集中式大规模 MIMO 系统的能效 - 谱效曲

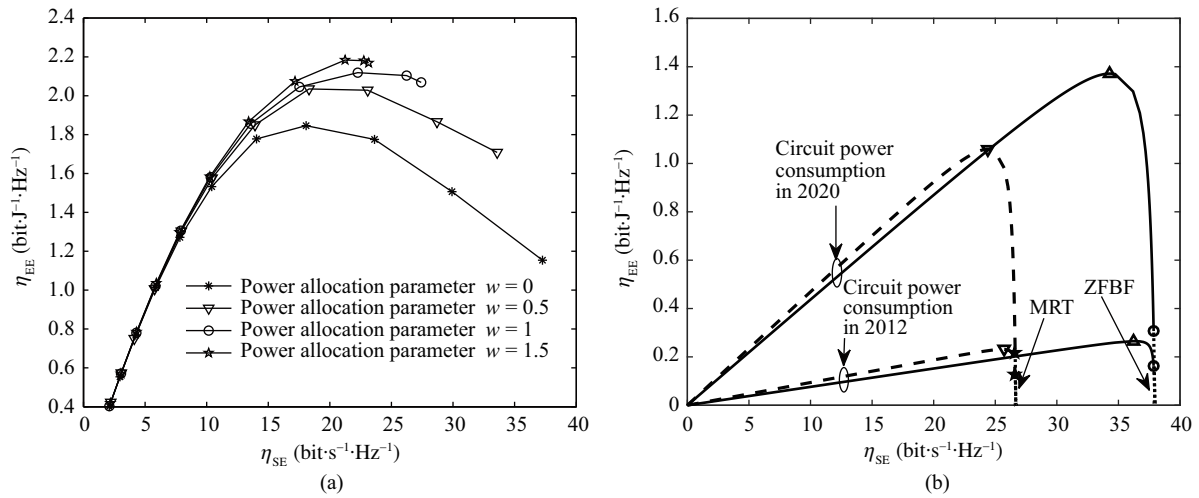


图 2 (a) 不同功率分配策略下分布式天线系统的能效 - 谱效曲线 (分布式天线数为 9) [9]; (b) 不同功耗参数下集中式大规模 MIMO 系统的能效 - 谱效曲线 (基站天线数为 128) [14]

Figure 2 (a) EE-SE curve of distributed antenna system under different power allocation policies (9 distributed antennas) [9]; (b) EE-SE curve of centralized massive MIMO system with different power consumption parameters (128 antennas at base station) [14]

线的共赢区和折中区的范围存在一定的差异. 例如, 分布式天线系统的折中区较大, 而集中式大规模 MIMO 系统的折中区较小, 其能效随着谱效的增加快速下降. 产生这种差异的一个主要原因是在图 2 中两种系统采用了不同的网络架构: 图 2(a) 假设分布式天线系统的各远端射频单元之间无相互干扰, 图 2(b) 则考虑了集中式大规模 MIMO 系统中的小区间干扰, 以致于在折中区内系统处于干扰受限场景, 此时谱效的提升会造成能耗的大幅增加, 因而带来能效的快速下降. 尽管从定量上看两个系统的能效 - 谱效曲线存在一定的差异, 但它们均服从钟形曲线关系. 这一规律同样适用于多用户/多天线/多载波、D2D、异构网络、超密集网络和 CoMP 等典型蜂窝系统. 这意味着传统系统中以谱效最高为准则的资源配置往往会带来较低的能效, 而基于业务需求适配的弹性资源配置将会在满足用户需求的前提下带来更高的能效.

2.2 能效优先与谱效优先

能效 - 谱效钟形曲线意味着能效最优与谱效最优的传输方案通常不同. 那么, 以谱效优先优化的传输策略的能效相对于系统最高能效会有多大损失, 而以能效优先优化的传输策略的谱效相对于系统最高谱效又会有多大的损失? 文献 [15] 针对 D2D 系统回答了这个问题.

D2D 通信是一种在基站控制下允许邻近终端使用蜂窝资源直接进行通信的新型技术, 能够提供邻近增益、重用增益以及直通增益, 显著增加蜂窝通信网络容量, 缓解网络拥塞. 同时, 由于通信距离短, D2D 通信可以降低用户发射功率, 提高用户能效, 因而被普遍认为是 5G 的核心技术之一 [16, 17]. 文献 [15] 考虑 D2D 用户的 3 种不同通信模式: 专用模式、重用模式和蜂窝模式. 在专用模式下, D2D 用户与普通蜂窝用户使用正交的频谱来回避相互干扰; 在重用模式下, D2D 用户与普通蜂窝用户复用资源, 相互之间存在干扰, 但也可以带来更高的谱效; 在蜂窝模式下, D2D 用户和普通蜂窝用户均通过基站进行通信. 为了比较能效优先和谱效优先传输策略的性能, 文献 [15] 分别针对能效和谱效优化了模式选择算法. 与谱效优化问题相比, 能效优化问题更加复杂: 在专用模式和蜂窝模式下, 论文证明了

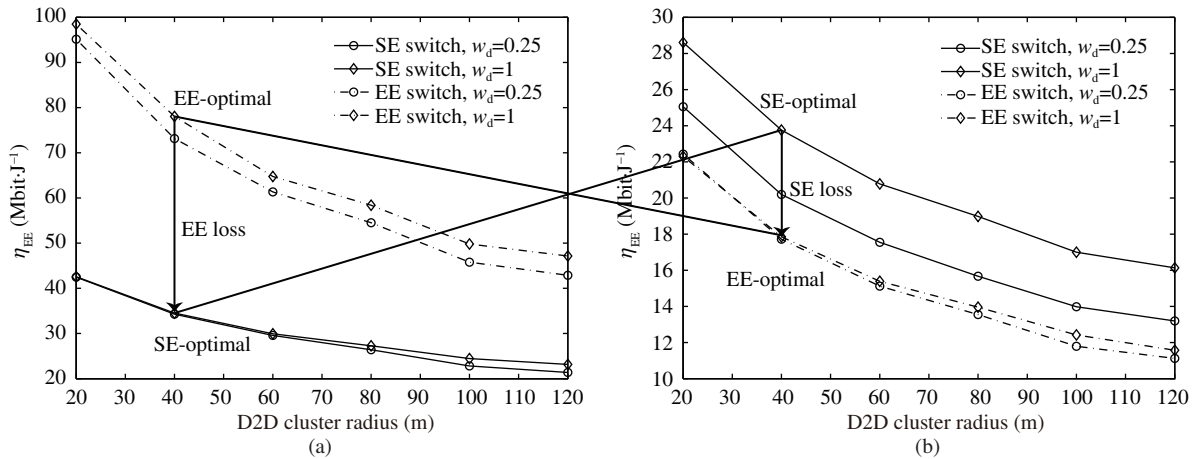


图 3 D2D 系统中能效优先和谱效优先的传输策略所对应的能效 (a) 和谱效 (b) 性能 [15]
 Figure 3 (a) EE and (b) SE achieved by the EE-optimal and SE-optimal strategies in D2D system [15]

能效优化问题可以转化为凸优化问题, 采用内点法得到最优解; 在重用模式下, 能效优化问题可以化简成目标函数为两个凸函数之差的优化问题, 采用凸凹过程算法和内点法获得最优解.

研究结果如图 3 所示, 可以看出面向谱效最优的传输策略会导致较大的能效损失, 而面向能效最优的传输策略只会带来很小的谱效损失. 此外, 研究结果还表明能效优先和谱效优先倾向于不同的传输模式: 面向能效的优化倾向于选择重用模式, 而面向谱效的优化倾向于选择专用模式. 这是因为在专用模式下基站和 D2D 用户均采用高功率传输来获得高谱效, 但这会降低系统的能效; 在重用模式下基站会降低功率来减小对 D2D 用户的干扰, 虽然这会减小系统的谱效, 但系统总功耗的下降带来能效的提升. 在典型的基站功耗参数下, 这一结论同样适用于多用户多载波、多天线、分布式天线和集中式大规模 MIMO 等蜂窝系统.

3 系统资源对能效 – 谱效关系的影响

正如为了提高谱效需要研究不同系统的最高谱效与不同资源的关系, 为了设计能效优先的接入策略, 需要研究不同系统的最高能效与各种资源的关系. 除了传统的时间、空间和频率资源, 最近, 存储也成为能提高无线系统性能的一种物理资源. 本节针对多种典型的高谱效技术, 总结频率、天线和存储等系统资源对能效 – 谱效关系曲线的影响以及与系统能效之间的关系. 为此, 针对 MIMO-OFDMA 系统分析空频资源对能效 – 谱效关系的影响, 针对集中式大规模 MIMO 系统分析能效与天线资源之间的渐近关系, 针对超密集网络分析能效和谱效与频率重用因子之间的渐近关系, 针对无线边缘缓存系统分析能效与存储资源之间的关系.

3.1 MIMO-OFDMA 系统空频资源对能效 – 谱效关系的影响

把多天线引入到 OFDMA 系统中可以提升系统的谱效, 但同时也因射频链路的增加带来了额外的电路能耗, 因此多天线技术是否能够同时提高谱效和能效是一个需要回答的问题. 为了研究多天线、多用户和多载波系统的能效 – 谱效基本关系以及如何高效利用空频资源, 文献 [18] 以下行为例, 分析了采用容量最优的收发机时开环 MIMO-OFDMA 系统的能效 – 谱效关系及其与空频资源的关系.

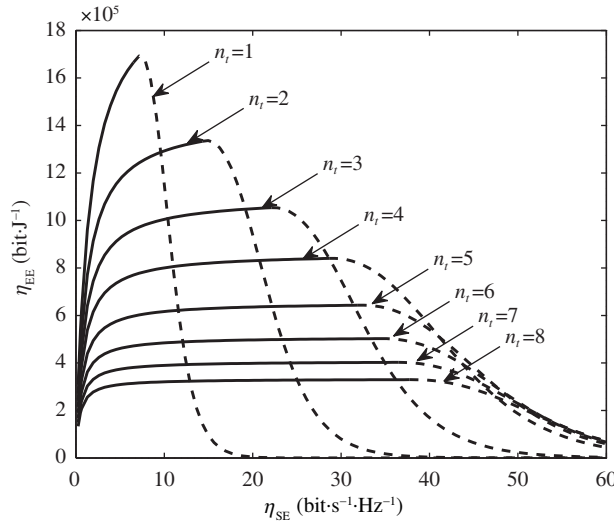


图 4 MIMO-OFDMA 系统中不同天线数 n_t 对应的能效 - 谱效曲线^[18]
 Figure 4 EE-SE curves for different number of antennas n_t in MIMO-OFDMA system^[18]

为此, 在基站已知统计信道、用户已知瞬时信道的假设下优化了基站总发射功率、天线数和各用户需要的载波数, 从而在满足每个用户各态历经容量约束的前提下使系统的能效最大.

研究结果如图 4 所示, 其中每条曲线可以分成子载波已全部使用 (虚线) 和未全部使用 (实线) 两个区域. 可以看出, 当考虑现有典型基站的电路功耗时, 若在满足多用户的平均速率要求后仍有可用的频域资源 (即 OFDMA 系统仍有子载波剩余, 实线部分), 则能效随着谱效增加; 而当总频域资源受限时, 能效与谱效存在折中, 此时增加发射天线数可以提高谱效, 但降低能效; 为了同时提高能效和谱效, 增加带宽比增加天线数更有效.

3.2 集中式大规模 MIMO 系统能效与天线资源的关系

集中式大规模 MIMO 技术不仅能够利用线性接收机达到高谱效, 还因为大量天线提供很高的阵列增益和复用增益而被广泛认为是一种高效的技术. 为了研究其提升系统能效的潜力, 文献 [14] 分析了多小区集中式大规模 MIMO 系统的下行传输能效, 考虑了空间相关信道、上行训练开销、信道估计误差和导频污染等因素的影响, 分别针对 ZFBF 和 MRT 这两种代表性的线性预编码, 在给定每个小区用户数和各基站天线数 n_t 的前提下, 通过优化基站发射功率使网络能效最大, 导出了能效最优发射功率和最高能效的闭式解及其随天线数变化的基本规律.

具体来说, 对于使用 ZFBF 和 MRT 的系统, 只要每个天线上的固定电路功耗不随天线数按照特定的规律下降, 使能效最高的基站发射功率 P^* 与 n_t 的渐近关系为

$$\left\{ \begin{array}{l} \lim_{n_t \rightarrow \infty} \frac{P^*}{\sqrt{\frac{n_t}{\ln n_t}}} \approx \sqrt{\frac{P_0 K \sigma^2}{(1 - \frac{KT_{tx}}{T}) \eta \alpha \bar{q} I_{nP}}}, \quad \text{i.e., } P^* \sim \mathcal{O}\left(\sqrt{\frac{n_t}{\ln n_t}}\right), \quad \text{无导频污染,} \\ \lim_{n_t \rightarrow \infty} P^* \approx \sqrt{\frac{P_0 K \sigma^2 \left(\frac{1}{\chi(\bar{L}_P - 1)} - \frac{1}{1 + \chi(\bar{L}_P - 1)}\right)}{(1 - \frac{KT_{tx}}{T}) \eta \alpha \bar{q} \ln\left(1 + \frac{1}{\chi(\bar{L}_P - 1)}\right)}}, \quad \text{i.e., } P^* \sim \mathcal{O}(1), \quad \text{有导频污染.} \end{array} \right. \quad (2)$$

网络最高能效 η_{EE}^* 与 n_t 的渐近关系为

$$\left\{ \begin{array}{l} \lim_{n_t \rightarrow \infty} \frac{\eta_{EE}^* \cdot n_t}{\log_2 n_t} \approx \frac{(1 - \frac{KT_{tr}}{T}) BK}{P_0}, \quad \text{i.e., } \eta_{EE}^* \sim \mathcal{O}\left(\frac{\log_2 n_t}{n_t}\right), \text{ 无导频污染,} \\ \lim_{n_t \rightarrow \infty} \eta_{EE}^* \cdot n_t \approx \frac{(1 - \frac{KT_{tr}}{T}) BK \log_2 \left(1 + \frac{1}{\chi(\bar{L}_P - 1)}\right)}{P_0}, \quad \text{i.e., } \eta_{EE}^* \sim \mathcal{O}\left(\frac{1}{n_t}\right), \text{ 有导频污染,} \end{array} \right. \quad (3)$$

其中, K 是服务的用户数, T_{tr} 是每个用户的训练开销, T 是信道相干时间, B 是系统带宽, P_0 是每个天线的固定电路功耗, \bar{L}_P 是反映导频污染程度的常数, 与使用相同训练序列的小区个数成正比, χ 表示小区间干扰的强度.

以上渐近关系表明, 当给定系统服务的用户数时, 无论是否存在导频污染, 集中式大规模 MIMO 系统的最高能效都随着基站天线数 n_t 增长而下降, 但存在导频污染时下降速度更快, 这意味着过多增加天线数并不能提高传输能效; 无导频污染时, 能效最优的发射功率随着 n_t 增加, 否则能效最优的发射功率趋于一个与 n_t 无关的常量. 研究结果还表明, 优化系统服务的用户数能够提高系统能效, 这意味着为了达到更高的系统能效有必要引入接入控制或用户调度. 文献 [14] 还进一步考虑了用户最小平均速率要求和基站最大发射功率限制的影响, 但上述基本结论依然成立.

3.3 超密集网络能效 – 谱效与频率重用因子的关系

部署超密集网络是提升 5G 蜂窝网络谱效和能效的主要途径之一 [19]. 已有相关研究通常假设全频重用, 但所导致的小区间干扰是实现超密集网络性能潜力的瓶颈 [20]. 考虑到复杂的干扰协调方法在超密集网络中难以实现, 文献 [21] 研究了基于频率复用的超密集网络中网络谱效 (又称区域谱效)、网络能效及其与频率重用策略之间的关系.

考虑随机基站部署和基站休眠, 在任何给定基站用户密度比的情况下, 文献 [21] 分别考虑六角形蜂窝小区和用泊松点过程描述的随机部署小区, 分别针对网络谱效和网络能效优化了频率重用因子, 导出了谱效和能效上界与频率重用因子渐近关系的闭式解, 分析了全频重用为谱效和能效带来的渐近相对增益, 结果如下:

$$\lim_{\lambda_B \rightarrow \infty} \frac{\eta_{SE}^U(1) - \eta_{SE}^U(\omega)}{\eta_{SE}^U(\omega)} = \lim_{\lambda_B \rightarrow \infty} \frac{2K_{SE}(1 - \omega) + \alpha\lambda_M\omega \log_2 \omega}{2K_{SE}\omega - \alpha\lambda_M\omega \log_2 \omega} = \omega^{-1} - 1, \quad (4)$$

$$\lim_{\lambda_B \rightarrow \infty} \frac{\eta_{EE}^U(1) - \eta_{EE}^U(\omega)}{\eta_{EE}^U(\omega)} = \lim_{\lambda_B \rightarrow \infty} \frac{-\frac{\alpha\lambda_M(1-\omega)}{2\lambda_B P_S} \log_2 \frac{\lambda_M}{\lambda_B}}{-\frac{\alpha\lambda_M\omega}{2\lambda_B P_S} \log_2 \frac{\lambda_M}{\lambda_B}} = \omega^{-1} - 1, \quad (5)$$

其中, $\eta_{SE}^U(\omega)$ 和 $\eta_{EE}^U(\omega)$ 分别表示频率重用因子为 ω^{-1} 时的谱效和能效上界, $\omega = 1$ 表示全频复用, $\omega < 1$ 表示部分频率复用, λ_B 表示基站的密度.

文献 [21] 通过仿真分析了典型网络拓扑、直射信道模型和软频率重用等不同的因素对理论分析结果的影响. 研究表明, 在所有基站密度下, 全频复用下的网络谱效总高于部分频率重用; 当基站与用户的密度比大于一个与各基站发射天线数和系统总带宽有关的门限时, 全频复用也能使能效最高, 否则正交频率重用所对应的能效最高; 当网络的基站密度较高时, 部分频率重用 (包括全频复用) 相对于正交频率重用的归一化谱效增益和归一化能效增益都随基站数增长, 均趋于重用因子减一.

3.4 网络能效与基站存储资源之间的关系

随着存储器的容量快速增长和成本快速降低, 在基站部署存储器已经成为可能. 另一方面, 大量

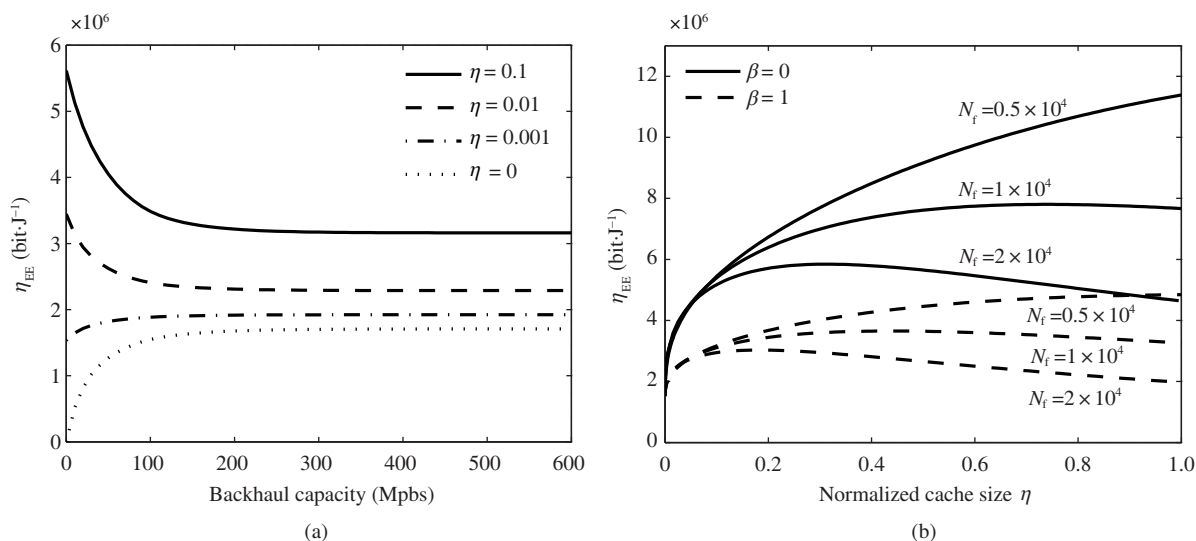


图 5 能效与回传容量 (a) 和缓存容量 (b) 的关系 [24]

Figure 5 Relation between EE and backhaul capacity (a) and normalized cache size (b) [24]

的用户只对少量的内容感兴趣,造成了网络中大量的重复传输.因此,无线边缘缓存被广泛接受为一种能降低部署成本和服务延时的新思路,近来被公认为是 5G 的重要候选技术之一,存储也逐步成为一种无线系统的资源 [22,23].在基站端缓存热门文件可以减小回传链路所需的能量消耗,但存储器也会消耗额外的能量,可见利用基站的存储资源未必能提高无线接入网络的能效.在宏基站存储热门文件,点击率会更高;在微基站存储热门文件,由于冗余存储或点击率低,所以存储效率较低,但是微基站的数据率更高且休眠机会更多.为了提高能效,系统应在宏基站还是微基站存储?在基站端部署存储器能否提升系统下行传输的能效?文献 [24] 首次对这两个问题展开了研究.

考虑基站的发射功耗和电路功耗、回传功耗及存储功耗,文献 [24] 导出了单个带有缓存的宏基站以及多个带有缓存的微基站网络的能效,并与传统无缓存的系统进行了比较,分析了存储容量、文件热门程度以及请求的到达率对能效的影响.理论分析结果表明,若回传容量趋于 0,则缓存总能提高能效;若回传容量趋于无穷,则当如下条件满足时基站缓存提高能效:

$$\xi = \frac{\overbrace{p_a \cdot \omega_{bh} \cdot \bar{R}_{bh}(1/I)}^{\text{回传功耗}}}{\underbrace{\omega_{ca} \cdot F}_{\text{缓存功耗}}} > \ln N_f, \quad (6)$$

且最大能效增益为

$$G_{EE} = \frac{1}{1 - \frac{\vartheta}{\ln N_f} \left(\ln \left(\frac{\xi}{\ln N_f} \right) - 1 \right)}, \quad \vartheta = \frac{\text{无缓存网络回传功耗}}{\text{总功耗}}, \quad (7)$$

其中 N_f 表示文件库大小, I 表征网络干扰强度, $\bar{R}_{bh}(1/I)$ 为未命中用户的平均和数据率(即需要从回传链路传输的总数据率),其随干扰 I 的减小而增加.数值结果如图 5 所示,图中 $\eta = 0$ 表示基站无缓存的系统, $\eta = 0.1$ 表示各基站缓存了总文件库中 10% 的文件, $\beta = 0$ 表示通过理想协调使网络中无干扰, $\beta = 1$ 表示网络中没有任何干扰协调.

研究表明, 在典型基站功耗参数下, 在基站端部署存储器可以提升下行接入网络能效, 网络中干扰越小、回传容量越低、内容越流行, 则能效增益越高; 当网络中所有用户可能访问的文件总数较小时, 能效与存储容量存在折中, 否则存在使能效最大的存储容量; 由于微基站的功耗低、休眠机会多, 且回传功耗在总功耗中占的比例大, 因此在总回传容量、存储容量、覆盖面积和天线数相同的前提下, 在微基站部署存储时能效增益更高。

4 高能效弹性接入机制

上述研究结果通过分析能效与谱效的关系及其与系统资源的内在联系, 为优化高能效接入策略提供了理论依据。在超蜂窝网络架构下, 系统资源的配置和传输机制的优化需要充分考虑业务的空时动态变化以及业务特征的差异化。针对同构和异构超蜂窝系统, 考虑动态变化的信道、干扰和业务, 在满足业务要求的前提下, 对传输模式、资源分配、基站休眠与天线关闭、用户接入、预编码、训练策略和无线边缘缓存等弹性接入机制进行了高能效优化, 分析了匹配服务的性能潜力, 提出了一系列弹性接入策略。

4.1 高能效基站/天线协作联合休眠、用户调度与预编码

基站关闭/休眠是适度服务的一种手段, 协同传输能够弥补休眠基站造成的覆盖空洞并提高系统的谱效。但是, 由于相对于基站不协作的系统, 基站协作将增加信号处理和骨干网能耗, 所以协同传输是否能够提高能效是值得研究的问题^[25,26]。

为了研究根据业务量和服务质量要求按需服务, 以及协同传输的途径提高下行超蜂窝网络传输能效的潜力, 文献 [27] 把不同类型的业务建模为 B-T 问题 (即在 T 时间传输 B 个比特), 考虑多个多天线基站采用 CoMP 技术协作服务多用户的场景 (其中基站之间可以共享部分用户的数据), 在满足用户的传输数据量需求 B 和传输时间需求 T 的前提下, 联合优化了多基站协同功率分配、预编码、多用户调度和休眠策略, 并采用现有长期演进 (LTE, long term evolution) 系统的参数和能耗进行了仿真评估, 分析了基站协作休眠机制的能效潜力。

研究结果如图 6 所示, 可以看出通过充分利用一些用户业务对延时的不敏感性和网络中业务的空时变化增加休眠机会, 基站协作休眠可以比基站不协作休眠支持更高的谱效; 基站协作休眠机制的能效增益取决于基站间数据共享策略; 对于当前 LTE 系统宏基站功耗参数, 由于电路功耗在总功耗中起主导作用, 能效随着谱效需求的增加而增长。

相对于传输功耗, 基站的电路功耗在系统的总功耗中占有很大的比重。基站休眠能有效降低电路功耗, 但只能应用于业务需求较低的场景。天线休眠可以看做基站休眠的有效补充, 能够更灵活地适应业务变化来关闭不需要开启的天线。文献 [28] 面向下行基站协作传输系统, 联合优化了协作基站休眠、天线关闭和功率分配策略, 在保证各用户吞吐量需求的前提下使多小区系统的能效最大。为了分析提高能效的潜力, 提出了利用瞬时信道信息的能效最优动态关闭方法; 考虑到实际系统难以进行基于瞬时信道的动态天线或基站关闭, 提出了基于平均信道增益进行基站-天线关闭的次优准静态方法及低复杂度算法, 并采用 LTE 基站功耗参数对所提出的方法进行了仿真。研究表明, 当数据率需求较低时, 联合关闭基站和天线相对于所有基站全部天线都工作的系统有显著的能效增益; 当数据率需求较低并且工作天线数远大于用户数时, 只关闭基站比只关闭天线能提供更高的能效, 这意味着此时集中式大规模 MIMO 的能效高于 CoMP。

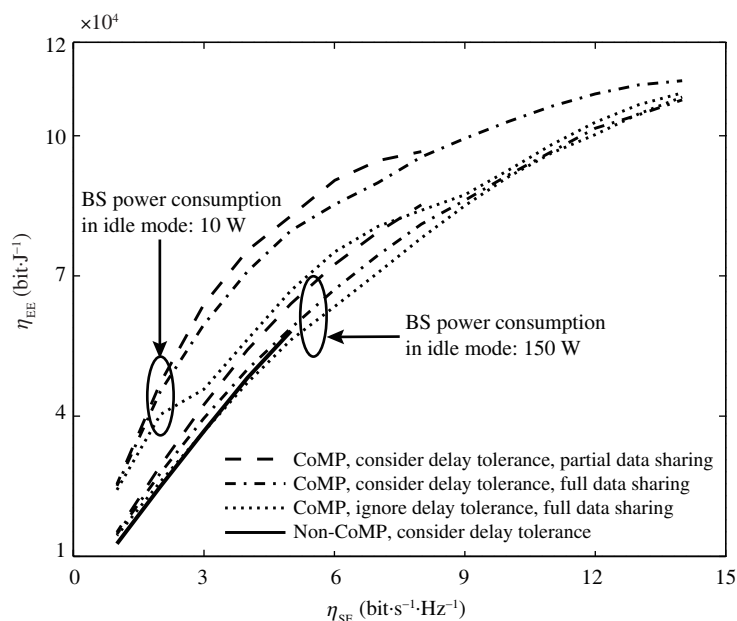


图 6 基站协作休眠与非协作休眠的能效和谱效 [27]

Figure 6 Comparison of EE and SE achieved by cooperative and non-cooperative BS sleeping schemes [27]

4.2 同构和异构网络高效协作预编码

针对同构网络, 协调波束成形可以在回传容量受限时有效回避多小区间的干扰. 现有文献已经分别从给定发射功率使谱效最高和给定数据率需求使发射功率最小这两个角度对协调波束成形进行了优化 [29, 30]. 但是在考虑基站的电路功耗以后, 这两种优化设计都不能使系统能效最高.

文献 [31] 在满足各用户最低数据率需求的前提下优化了高效下行协调波束成形. 为了得到非凸问题的解, 构造了原问题中约束条件的凸子集和原目标函数的准凹下界, 提出了交替优化迭代算法在所构造的凸子集中使能效的准凹下界最大, 并证明了所提出算法的收敛性. 通过把基于干扰对准的预编码作为迭代初值, 所提出的迭代算法可以达到近最优的性能. 研究表明, 所提出预编码的性能非常接近基于无干扰假设的理想上界, 在很宽的数据率需求范围内都优于面向最小化发射功率优化的预编码.

由宏基站、微基站构成的异构网可以解决大区域覆盖和热点地区高速传输之间的矛盾, 也被广泛认为可以提高网络能效. 现有面向异构网络进行的高效优化主要集中于用户接入等资源分配策略, 很少从优化预编码的角度进行考虑, 而面向谱效设计的预编码往往会带来能效的损失.

文献 [32] 考虑宏基站可以与每个微基站协作, 同时忽略微基站之间的相互干扰, 研究了一个宏基站与每一个微基站分别进行下行协作传输时, 满足各用户数据率需求的高效协作预编码方法. 通过分析所建模优化问题的 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件, 得到了最优协作预编码结构, 并在此基础上提出了最优和具有显式解的次优协作预编码方法. 研究表明, 所提出预编码在数据率和能效方面均优于在满足宏基站与微基站和功率约束下谱效最优的信道伪逆预编码; 宏基站和微基站间距的增加和电路功耗的降低都会使得所提出的低复杂度次优预编码性能逐渐逼近最优预编码.

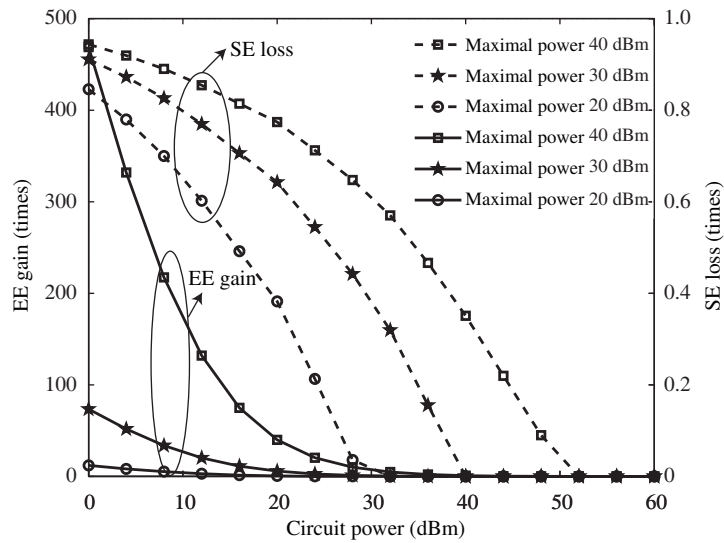


图 7 能效最优相对于谱效最优的训练设计的能效增益和谱效损失 [36]

Figure 7 EE gain and SE loss of the EE-oriented design over the SE-oriented design [36]

4.3 高效训练策略优化

在无线通信系统中, 收发机需要利用信道信息进行数据解调和预处理. 发送训练信号是收发机获取信道信息的主要途径, 但是训练信号所占用的频谱开销以及功率消耗则会降低系统的谱效和能效. 现有的训练信号优化主要面向谱效 [33, 34], 虽有文献研究了面向单用户系统能效的训练信号优化问题, 但是没有考虑电路功耗 [35]. 多用户下行训练设计面临的挑战是多用户必须共享训练信号, 但是多用户的信道质量差异导致对其训练信号的需求不同.

文献 [36] 研究了下行 OFDMA 系统的高效多用户训练信号优化, 并回答了如下两个问题: 面向谱效优化的导频是否能效也最高? 面向能效优化的导频是否损失谱效? 为此, 考虑尽力而为业务, 优化了用于下行用户解调的训练信号和多用户下行数据传输的功率分配及总发射功率. 首先导出了考虑信道估计误差和电路功耗时的能效函数, 而后分别在高、低发射功率区域提出了高效优化算法. 最后, 比较了使能效最高和谱效最高两种方法的性能, 分析了电路功耗和多用户对优化结果带来的影响.

研究结果如图 7 所示, 可以看出电路功耗对训练设计影响很大, 为使能效最高, 基站的总发射功率需随着电路功耗的增加而增加, 而分配给训练信号的功率比例则随之减小; 当电路功耗在基站的总功耗中占主导时, 面向能效最大的训练信号优化退化为面向谱效最大的优化结果, 否则, 从两种设计目标得到的最优训练信号功率非常不同; 与使谱效最高的训练信号优化相比, 使能效最高的训练信号优化能以很小的谱效损失大大提高能效.

文献 [37] 研究了闭环 MIMO 系统的高效上行训练资源匹配策略, 对于延时容忍和延时敏感两种不同的业务, 考虑信道估计误差、训练开销、上行接收电路功耗、下行发射与电路功耗, 以最大化系统能效为目标优化了上行训练、下行传输与基站休眠时间. 为此, 利用非理想上行信道估计推导了近似平均净频谱效率和中断概率, 来分别反映两种不同业务的服务质量需求; 分析了不同的服务质量需求、信噪比以及电路功耗对不同阶段最优传输时间的影响. 结果表明, 对于延时容忍的满缓冲 (full-buffer) 业务, 面向能效优化得到的训练时间通常比面向谱效优化的时间更长; 对于延时敏感业务, 上行训练时间随服务质量需求先升后降, 基站休眠可大大提高系统能效; 无论是在单用户单业务场景还是多用

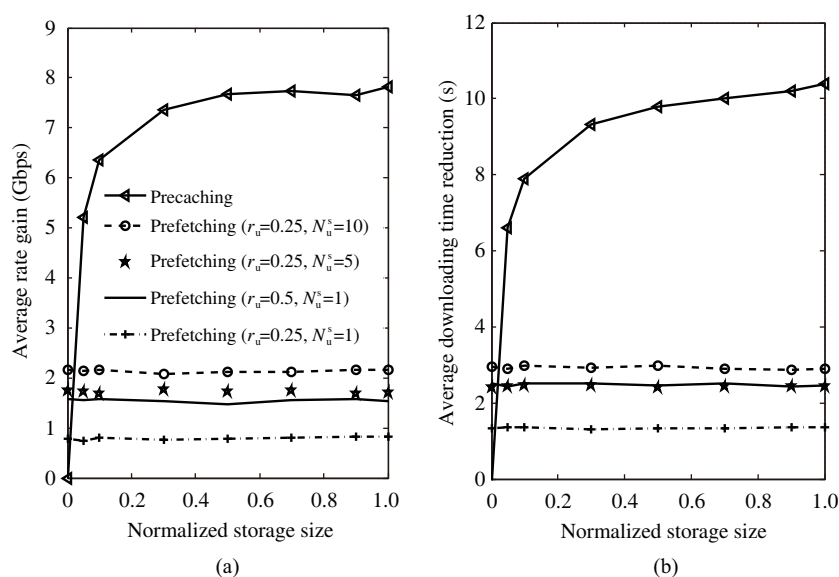


图 8 本地缓存相对于主动推送的平均速率增益 (a) 和平均下载时间节省 (b) [39]

Figure 8 Gain of average data rate (a) and reduction of average downloading time (b) achieved by precaching over prefetching [39]

户混合业务场景中, 面向能效最优的设计相对于面向谱效最优的设计都有明显的能效增益, 反映了面向能效最优的训练设计的必要性.

4.4 用户端缓存优化

基于网络中用户的群体喜好, 基站在网络空闲时将流行的文件缓存在用户的本地存储器, 可以以很低的成本和资源开销实现网络业务分流, 因此得到了工业界和学术界的广泛关注 [38]. 由于用户的群体喜好与用户的个人偏好不会完全一致, 一些用户可能并不会请求已经缓存在本地存储器的文件, 进一步考虑到业务的随机到达和复杂的网络干扰, 用户本地缓存能给无线接入带来多大的网络性能增益?

为了回答这个问题, 文献 [39] 分析了密集网络中根据文件流行度直接把流行文件通过广播缓存在用户的性能, 并与无缓存的网络和已有的根据用户个人喜好进行单播推送的方法进行了比较. 由于单播传输需要占用比广播更多的网络资源, 因此推送方法能够服务的用户数通常远小于通过广播进行用户本地缓存服务的用户数. 考虑业务随机到达和无业务基站休眠策略, 文献 [39] 分别导出了上述 3 种场景下的网络平均吞吐量, 并给出了用户本地缓存相对于另两种技术的平均吞吐量增益的渐近表达式. 研究表明, 基于广播的用户本地缓存能够通过减轻网络干扰显著提高网络吞吐量和降低用户的平均文件下载时间, 因而可以大大节省网络的能量消耗, 如图 8 所示; 网络性能的提升速度随着用户缓存容量的增加逐渐变缓, 意味着并不要求用户装备很大的存储器; 与单播推送方法相比, 用户端缓存的性能增益随着文件流行度的增加而快速增长.

D2D 通信可以进一步增强用户端缓存的性能: 如果一个用户的本地存储器没有缓存所请求的文件, 它还可以从相邻用户处就近获取. 这种缓存技术虽然能够有效提高无线业务分流的效果, 但每个用户需要消耗一定的能量来为相邻用户提供帮助. 考虑到用户的电池容量有限, 因此有必要通过优化缓存和传输策略来研究网络分流性能与用户能量消耗之间的关系.

为此, 文献 [40] 研究了一种以用户为中心的基于 D2D 的用户缓存方法, 其中每个用户只能与给定距离内的相邻用户建立 D2D 通信, 且每个用户采用基于概率的缓存策略. 考虑随机网络拓扑, 文献 [40] 首先以分流成功率最大为目标, 优化了基于概率的缓存策略, 得到了缓存策略的闭式解; 然后, 以向相邻用户成功传输所缓存的文件所需的平均总能耗最小为目标, 优化了用户的发射功率, 其中总能耗包含发射能耗和电路能耗. 研究结果表明, 分流成功率与用户的平均能耗之间存在折中关系, 较大的 D2D 通信距离可以提高分流成功率, 但也会带来用户平均能耗的增加; 不过, 用户只需要付出很小的能耗就可以达到非常好的分流效果.

5 结论

本文对我们过去 5 年来在超蜂窝网络架构下针对高能效资源优化和传输策略的研究进展进行了总结. 首先, 针对大规模集中/分布式天线、超密集网络、终端直传和协作多点等 5G 系统的典型技术, 总结了系统能效与谱效之间的钟形曲线关系, 这意味着能效和谱效并不总是相互折中, 当谱效较小时两者可以“共赢”. 同时, 谱效优先的传输策略往往会导致能效的大幅下降, 而能效优先传输策略的谱效损失一般较小, 因此实际系统中宜采用能效优先的传输策略. 其次, 总结了能效-谱效与系统资源之间的内在联系. 研究发现, 只要各个天线的电路功耗固定, 集中式大规模天线系统的能效总随天线数渐近趋于零, 因此为了同时提高谱效和能效, 不应无限制地增加天线数, 而应在满足谱效需求的前提下使天线数最少; 对于超密集网络, 全频重用网络的谱效总高于部分频率重用, 当基站与用户的密度之比大于一个与天线数和带宽有关的门限时, 全频重用也能使能效最高, 否则部分频率重用所对应的能效最高; 在基站部署缓存资源可以提升网络能效, 当干扰小、回传容量低、内容流行时能效增益高. 因此, 可根据网络的负载及分发内容的特征来优化传输模式、带宽、功率、天线数、预编码、缓存和训练资源, 从而提高系统的能效. 最后, 对超蜂窝架构下的高能效基站协同休眠、天线关闭、预编码、训练与传输策略和用户缓存的优化进行了总结.

参考文献

- 1 I C L, Rowell C, Han S F, et al. Toward green and soft: a 5G perspective. *IEEE Commun Mag*, 2014, 52: 66-73
- 2 Niu Z S, Wu Y, Gong J, et al. Cell zooming for cost-efficient green cellular networks. *IEEE Commun Mag*, 2010, 48: 74-79
- 3 Li G, Xu Z K, Xiong C, et al. Energy-efficient wireless communications: tutorial, survey, and open issues. *IEEE Wirel Commun*, 2011, 18: 28-35
- 4 Zhang X, Yu R, Zhang Y, et al. Energy-efficient multimedia transmissions through base station cooperation over heterogeneous cellular networks exploiting user behavior. *IEEE Wirel Commun*, 2014, 21: 54-61
- 5 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]
- 6 Aldosari M M, Hamdi K A. Energy efficiency of distributed antenna systems using fractional frequency reuse. *IEEE Commun Lett*, 2015, 19: 1985-1988
- 7 Kim H, Lee S R, Song C, et al. Optimal power allocation scheme for energy efficiency maximization in distributed antenna systems. *IEEE Trans Commun*, 2015, 63: 431-440
- 8 Ren H, Liu N, Pan C H. Energy efficiency optimization for MIMO distributed antenna systems. *IEEE Trans Veh Tech*, 2017, 66: 2276-2288
- 9 He C L, Sheng B, Zhu P, et al. Energy- and spectral-efficiency tradeoff for distributed antenna systems with proportional fairness. *IEEE J Sel Area Commun*, 2013, 31: 894-902

- 10 Marzetta T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2010, 9: 3590–3600
- 11 Ngo H Q, Larsson E G, Marzetta T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems. *IEEE Trans Commun*, 2013, 61: 1436–1449
- 12 Zhang Q, Jin S, Wong K K, et al. Power scaling of uplink massive MIMO systems with arbitrary-rank channel means. *IEEE J Sel Topics Signal Process*, 2014, 8: 966–981
- 13 Björnson E, Sanguinetti L, Hoydis J, et al. Optimal design of energy-efficient multi-user MIMO systems: Is massive MIMO the answer? *IEEE Trans Wirel Commun*, 2015, 14: 3059–3075
- 14 Liu W H, Han S Q, Yang C Y. Energy efficiency scaling law of massive MIMO systems. *IEEE Trans Commun*, 2017, 65: 107–121
- 15 Feng D Q, Yu G, Xiong C, et al. Mode switching for energy-efficient device-to-device communications in cellular networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2015, 14: 6993–7003
- 16 Lien S Y, Chien C C, Liu G S, et al. Enhanced LTE device-to-device proximity services. *IEEE Commun Mag*, 2016, 54: 174–182
- 17 Huq K M, Mumtaz S, Rodriguez J, et al. Enhanced C-RAN using D2D network. *IEEE Commun Mag*, 2017, 55: 100–107
- 18 Xu Z K, Yang C Y, Li Y, et al. Energy-efficient configuration of spatial and frequency resources in MIMO-OFDMA systems. *IEEE Trans Commun*, 2013, 61: 564–575
- 19 Bhushan N, Li J Y, Malladi D, et al. Network densification: the dominant theme for wireless evolution into 5G. *IEEE Commun Mag*, 2014, 52: 82–89
- 20 Li C, Zhang J, Letaief K B. Throughput and energy efficiency analysis of small cell networks with multi-antenna base stations. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2014, 13: 2505–2517
- 21 Su L Y, Yang C Y, I C L. Energy and spectral efficient frequency reuse of ultra dense networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2016, 15: 5384–5398
- 22 Liu D, Chen B Q, Yang C Y, et al. Caching at the wireless edge: design aspects, challenges and future directions. *IEEE Commun Mag*, 2016, 54: 22–28
- 23 Shanmugam K, Golrezaei N, Dimakis A G, et al. FemtoCaching: Wireless content delivery through distributed caching helpers. *IEEE Trans Info Theory*, 2013, 59: 8402–8413
- 24 Liu D, Yang C Y. Energy efficiency of downlink networks with caching at base stations. *IEEE J Sel Area Commun*, 2016, 34: 907–922
- 25 Han F X, Zhao S J, Zhang L, et al. Survey of strategies for switching off base stations in heterogeneous networks for greener 5G systems. *IEEE Access*, 2016, 4: 4959–4973
- 26 Niu Z S, Guo X Y, Zhou S, et al. Characterizing energy-delay tradeoff in hyper-cellular networks with base station sleeping control. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2015, 33: 641–650
- 27 Han S Q, Yang C Y, Molisch A F. Spectrum and energy efficient cooperative base station doze. *IEEE J Sel Area Commun*, 2014, 32: 285–296
- 28 Zhang Q, Yang C Y, Haas H, et al. Energy efficient downlink cooperative transmission with BS and antenna switching off. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2014, 13: 5183–5195
- 29 Dahrouj H, Yu W. Coordinated beamforming for the multicell multi-antenna wireless system. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2010, 9: 1748–1759
- 30 Tolli A, Pennanen H, Komulainen P. Decentralized minimum power multi-cell beamforming with limited backhaul signaling. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2011, 10: 570–580
- 31 Li Y, Tian Y F, Yang C Y. Energy-efficient coordinated beamforming under minimal data rate constraint of each user. *IEEE Trans Veh Tech*, 2015, 64: 2387–2397
- 32 Xu Z K, Yang C Y, Li G, et al. Energy-efficient CoMP precoding in heterogeneous networks. *IEEE Trans Signal Process*, 2014, 62: 1005–1017
- 33 Hoydis J, Kobayashi M, Debbah M. Optimal channel training in uplink network MIMO systems. *IEEE Trans Signal Process*, 2011, 59: 2824–2833
- 34 Kobayashi M, Jindal N, Caire G. Training and feedback optimization for multiuser MIMO downlink. *IEEE Trans Commun*, 2011, 59: 2228–2240

- 35 Gursoy M. On the capacity and energy efficiency of training-based transmissions over fading channels. *IEEE Trans Inf Theory*, 2009, 55: 4543–4567
- 36 Xu Z K, Li G, Yang C Y, et al. Energy-efficient power allocation for pilots in training-based downlink OFDMA systems. *IEEE Trans Commun*, 2012, 60: 3047–3058
- 37 Liu X, Han S Q, Yang C Y. Energy-efficient transmission strategies for training-assisted closed-loop MISO systems. *IEEE Trans Veh Tech*, 2015, 64: 2846–2860
- 38 Golrezaei N, Molisch A F, Dimakis A G, et al. Femtocaching and device-to-device collaboration: a new architecture for wireless video distribution. *IEEE Commun Mag*, 2013, 51: 142–149
- 39 Chen B Q, Yang C Y. Performance gain of precaching at users in small cell networks. In: *Proceedings of the IEEE 26th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications, Hong Kong, 2015*. 753–758
- 40 Chen B Q, Yang C Y. Energy costs for traffic offloading by cache-enabled D2D communications. In: *Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Doha, 2016*. 1–6

Energy efficient resource optimization and transmission strategies for hyper-cellular mobile communication systems

Shengqian HAN^{1*}, Chenyang YANG¹, Geoffrey Ye LI^{2,3}, Gang FENG²,
Gang WU² & Fu-Chun ZHENG^{4,5}

1. *School of Electronics and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;*

2. *National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;*

3. *School of Electrical and Computer Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta GA 30332, USA;*

4. *National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China;*

5. *School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Shenzhen 518055, China*

* Corresponding author. E-mail: sqhan@buaa.edu.cn

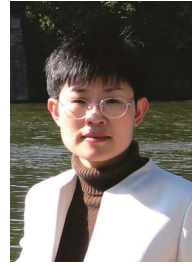
Abstract This paper provides an overview on our research on energy-efficient resource optimization and transmission strategies for hyper-cellular systems over the past five years. It summarizes the fundamental relationship between energy efficiency (EE) and spectral efficiency (SE), as well as the impact of physical resources on the relationship, such as time, frequency, antenna, and cache, and reviews the energy-efficient transmission strategies adapted to dynamic channels and traffic. It is in the context of key technologies in fifth-generation (5G) mobile communication systems, including massive centralized/distributed antenna systems, ultra-dense networks (UDNs), device-to-device (D2D) communications, and coordinated multi-point transmission (CoMP). It is shown that the EE-SE relationship in all representative systems exhibits a “bell-shaped curve”, meaning SE and EE increase simultaneously when SE is low while there is a tradeoff between SE and EE otherwise. Furthermore, the SE loss in EE-optimal policies is low, but the EE loss in SE-optimal policies is high. EE approaches zero with an increase in the number of antennas. Universal frequency reuse can maximize EE when the base station (BS)-to-user density ratio is large while partial frequency reuse is better for EE otherwise. Caching at BSs can improve EE and EE gain is high in scenarios with weak interference, low-capacity backhaul, and large content popularity skewness.

Keywords energy efficiency, spectral efficiency, resource optimization, hyper-cellular network, fifth-generation mobile communications



Shengqian HAN received his B.S. and Ph.D. degrees from Beihang University, Beijing, China, in 2004 and 2010, respectively. He is currently a lecturer at the School of Electronics and Information Engineering, Beihang University. From 2015 to 2016, he was a visiting scholar at the Department of Electrical Engineering, University of Southern California, Los Angeles, United States.

His research interests include cooperative communications, full-duplex network, and energy efficient transmission.



Chenyang YANG received her Ph.D. degree in Electrical Engineering from Beihang University (formerly Beijing University of Aeronautics and Astronautics, BUAA), China, in 1997. She has been a full professor with the School of Electronics and Information Engineering, BUAA since 1999. Her recent research interests include green radio, wireless big data, local caching, and tactile internet.



Geoffrey Ye LI received his B.S.E. and M.S.E. degrees in 1983 and 1986, respectively, from the Department of Wireless Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing, China, and his Ph.D. degree in 1994 from the Department of Electrical Engineering, Auburn University, Alabama. Since 2000, he has been with the School of Electrical and Computer Engineering at the Georgia Institute of Technology as an associate professor and then a full professor.

His general research interests include statistical signal processing and communications, with emphasis on cross-layer optimization for spectral- and energy-efficient networks, cognitive radios and opportunistic spectrum access, and practical issues in LTE systems.



Gang FENG received his B.E. and M.E degrees in Electronic Engineering from the University of Electronic Science and Technology of China (UESTC), in 1986 and 1989, respectively, and a Ph.D. degree in Information Engineering from the Chinese University of Hong Kong in 1998. He is currently a professor with the National Laboratory of Communications, UESTC. His research interests include

next generation mobile networks, mobile cloud computing, and big data analytics for wireless networking.