



专题: 5G

5G 室内密集立体覆盖的计算通信: 架构、方法与增益

程锦堃¹, 陈巍¹, 石远明²

(1. 清华大学电子工程系, 北京 100084; 2. 上海科技大学信息科学与技术学院, 上海 201210)

摘要: 提出了一种新型的室内密集立体覆盖的计算通信一体化架构, 通过挖掘信道计算、容量计算以及网络资源优化计算之间的内在联系, 并利用基于云计算和雾计算的密集分布式接入网络的优势, 该架构完成了计算电磁学、计算信息论与大规模优化理论到计算通信理论的深度融合。介绍了该架构的实现方法, 即以密集异构分布式无线接入网络作为通信接入网络基础架构, 利用分布式的计算资源结合计算电磁学理论实现并行化的信道计算, 据此进一步依据计算信息论实现容量计算, 并基于大规模优化理论完成多用户的网络资源优化计算, 最终实现由传播环境到信道容量与资源分配的计算通信。

关键词: 计算通信; 大规模网络优化; 云无线接入网; 雾无线接入网; 云计算; 雾计算

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017118

Computational communication for three-dimensional dense coverage in 5G systems: architecture, approach and gain

CHENG Jinkun¹, CHEN Wei¹, SHI Yuanming²

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

2. School of Information Science and Technology, Shanghai Tech University, Shanghai 201210, China

Abstract: An integrated mobile computational communication architecture for three-dimensional dense coverage in indoor environment was proposed, and the proposed network architecture thus unified the computational electromagnetics, computational information theory and large-scale optimization into computational communication theory. Moreover, the implementation of the architecture was introduced. Specifically, the dense heterogeneous distributed radio access network was served as the wireless radio access network for the proposed computational communication architecture. Furthermore, computational electromagnetics based on channel propagation computing was implemented in parallel using the distributed computation resources. Given the exact channel propagation coefficients, the computational information theory based on channel capacity computation, as well as large-scale optimization based on multiuser network resource allocation were also achieved by the powerful computation resources. The proposed computational communication theory can thus compute the channel capacity and design power allocation scheme directly from propagation environment.

Key words: computational communication, large-scale optimization, cloud radio access network, fog radio access network, cloud computing, fog computing

收稿日期: 2017-04-05; 修回日期: 2017-04-28

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (“973” 计划) 青年科学家专题基金资助项目 (No.2013CB336600); 国家自然科学基金资助项目 (No.61671269, No.61621091)

Foundation Items: The National Basic Research Program of China (973 Program) Youth Project (No.2013CB336600), The National Natural Science Foundation of China (No.61671269, No.61621091)



1 引言

伴随着移动互联网与智能设备的普及, 移动互联业务呈现多样化和海量化的特征, 无线移动用户数量和无线通信数据量呈现指数增长趋势, 5G 需要实现高频谱效率、高可靠性、超低时延以及无处不在的无线通信。同时, 城镇化带来了高层建筑的大规模扩建以及用户数量在立体维度上的扩增, 进一步导致了平面投影上的用户密集化, 并为 5G 通信系统带来了更高的频谱效率要求, 以保证用户的服务质量与业务需求。通过传统的高阶调制和信道编码带来的系统容量增益已经达到了性能极限, 同时平面组网技术也难以支撑立体化建筑室内用户平面密集效应以及海量业务的通信计算需求。因此, 依托城市建筑的立体结构, 探索立体化组网以实现频谱效率的进一步提升成为了发展趋势。密集立体覆盖^[1]通过在平面之外的第 3 个维度上进行拓展, 可以实现垂直方向上的频谱复用, 从而大幅提升单位空间上的频谱利用率。利用多层次的异构覆盖、微小蜂窝网络、密集组网等技术^[2], 密集立体覆盖网络为 5G 通信系统容量的提升提供了可能性。云无线接入网络 (cloud radio access network, cloud-RAN)^[3,4]采用多点密集分布式接入与云端集中信号处理, 雾无线接入网络 (fog radio access network, fog-RAN)^[5]则进一步将计算与存储资源推广至网络边界 (例如智能设备终端、无线接入节点), 通过将其融合形成密集异构分布式无线接入网络, 可以满足密集立体覆盖网络的多层次异构组网需求^[6]。

然而针对大规模用户群通信与海量数据业务传输, 密集立体覆盖网络依然面临着困难与挑战。密集网络的信道容量计算是系统性能分析与编码设计的理论依据, 大规模网络资源优化为密集立体覆盖网络提供了高效传输的可行思路, 而网络资源优化计算与信道容量计算都依赖于精确的信道状态信息。在密集立体覆盖网络中, 大规模用

户群通信以及大量无线接入单元部署都将进一步扩大计算的维度, 带来高强度的计算任务并占用大量的存储空间。单一通信网络中有限的存储资源与计算资源将成为瓶颈, 因此通信与计算资源的一体化融合成为了 5G 通信系统极具前景的发展趋势。移动云计算 (mobile cloud computing) 和移动雾计算 (mobile fog computing) 提供了利用计算资源满足通信需求的可行性^[7]。移动云计算在云端构建大规模的计算资源池、存储单元和调配控制中心, 而移动雾计算则充分利用无线网络中分布式的计算单元实现多点协作式计算。无线通信资源作为传输媒介可以实现移动设备计算任务上传与数据下载, 同时网络中大规模的计算资源以及分布式的计算架构, 如 Hadoop^[8]和 Spark^[9]等, 可以提供并行化分布式的计算平台以服务于高效的无线通信。

为了能够利用移动云计算与移动雾计算满足无线通信中信道计算、容量计算以及网络资源优化计算的计算密集化需求, 本文提出了针对密集立体覆盖网络的计算通信一体化架构, 将密集异构分布式无线接入网络与移动云计算和移动雾计算有效地融合, 以密集异构分布式无线接入网络作为分布式多层次的无线传输架构, 利用分布式的计算资源完成密集立体覆盖网络中的大规模优化计算问题。并着重讨论了如何实现计算资源和无线通信资源的联合分配, 以完成密集立体覆盖网络中大规模的计算需求。其核心思想是基于用户的地理位置信息得到精确可视化的信道计算, 并据此完成多用户的无线传输资源分配和大规模的信道容量计算, 实现由用户位置到信道容量与网络资源优化的计算通信一体化设计。

相较于传统的无线通信网络仅利用基站有限的基带信号处理资源完成容量计算与无线通信资源分配, 计算通信一体化架构引入了分布式大规模计算资源以服务于密集立体覆盖网络中可控自治的网络优化、大规模协同的密集空分复用以及

多层次情景认知^[1]。一方面, 上述的密集资源分配需要依赖于精确的信道计算结果, 然而基于计算电磁学的信道计算为无线通信网络带来大量的计算需求; 另一方面, 高效的网络资源优化计算以及容量计算需要完成大规模的协同优化, 迫切需要强大的计算资源作为支撑。通过探索计算资源和通信资源协同分配机制, 计算通信一体化架构实现了计算电磁学、计算信息论与大规模优化理论的深度融合, 为 5G 通信系统的优化设计提供理论支撑。

2 计算通信的系统架构

密集立体覆盖网络通过立体扩维, 可以针对密集用户群体以及海量数据业务有效增加单位空间上的频谱利用效率, 通过异构组网与协同规划, 为进一步提升 5G 系统容量与高能效传输提供了可行性。在无线网络性能分析中, 信道容量与传输功率消耗可以作为衡量系统性能的基础指标, 但实现信道容量计算分析与高效网络资源优化计算需要以精确的信道状态信息作为基础。对于散射体较多的室内环境, 基于计算电磁学的信道模型能够依据环境的特征并利用麦克斯韦方程计算区域内各点的电场强度与磁场强度, 从而实现确定性的信道建模^[10,11], 但同时也带来了较高的计算强度。进而, 基于得到的信道状态信息, 密集网络中的容量计算可以为系统的实际传输功率分配, 编码方案设计与性能分析提供理论基础, 一般基于计算信息论^[12,13]进行分析与计算。同时, 针对大规模网络资源协同分配, 即功率分配、天线选择、用户接入、频谱分配等, 一般被建模为一系列优化问题^[6,14], 可以利用大规模优化理论完成高效率的优化求解。因此, 上述的信道计算、容量计算与网络资源优化计算具有相互耦合的关系, 如图 1 所示。然而这 3 类相互深度耦合的任务均带来了高强度的计算并占用大量的存储

空间, 因此密集立体覆盖网络亟需强大的计算资源作为支持, 并设计联合的计算与通信资源协调机制以提升系统的整体性能。

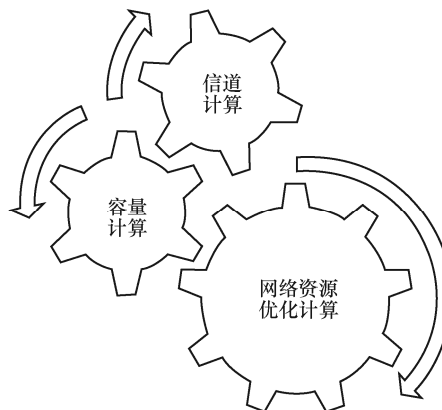


图 1 信道计算、容量计算与网络资源优化计算的耦合关系

计算通信一体化架构提供了一种整合计算与通信资源的解决方案, 以满足密集立体覆盖网络无线通信的计算需求, 并实现性能提升。该架构主要包含无线通信接入网络和分布式计算架构, 其实现框架如图 2 所示。一方面, 针对多用户的联合网络资源优化计算以及信道容量计算依赖于精确的信道状态信息, 而基于计算电磁学的信道计算需要以用户的三维位置信息为原始数据, 因此需要利用无线通信将用户地理位置上传至计算单元, 并完成数据的下行传输; 另一方面, 利用大规模计算资源可以实现基于计算电磁学的确定性精确信道建模, 并进一步据此完成容量计算以及网络资源优化计算。因此计算通信一体化架构需要利用上行-计算-下行的串行结构以实现由位置信息直接得到信道容量以及网络资源优化计算的系统性能优化结果。在上行阶段, 将用户三维坐标作为信道计算与资源分配的原始数据上传, 通过无线传输到分布式的存储单元, 云端利用高效的分配机制, 整合分布式的云端以及雾接入节点的计算资源完成并行化的信道计算后, 再结合得到的信道进行并行化的信道容量计算以及多用户资源分配; 在下行阶段, 通过无线接入单元完成用户所需信息的无线传输。

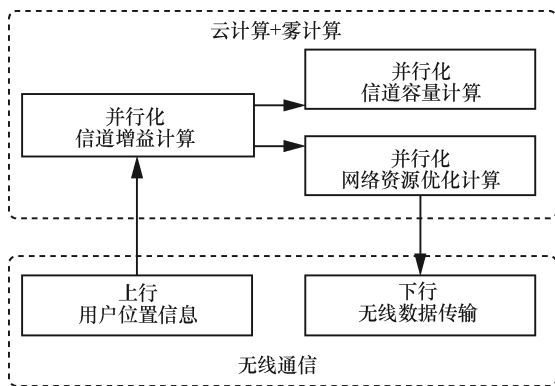


图2 计算通信一体化架构实现框架

在无线通信网络结构上，密集异构分布式无线接入网络集成了云无线接入网络与雾无线接入网络的优势，可以实现无线通信资源与计算资源的有效整合，如图3所示。大规模云无线接入单元以及雾无线接入单元的分布式部署，可以有效降低用户接入网络的成本。云端配置具备强大计算能力的高速处理器与数据存储单元，以形成云端数据运算中心完成大规模计算任务以及计算资源与无线通信资源分配。一方面，低功耗的云无线接入单元可以实现信号发射接收、AD转换、放大等功能，而传统无线接入网中基站完成的基带信号处理被转移到云端，通过集中式的云计算实现联合干扰消除、功率分配、频谱分配等资源配置，云无线接入单元与云端数据运算中心之间采用低时延、大容量的光纤作为前传链路传输信号，可以有效提升传输速率；另一方面，雾无线接入单元集成了无线信号的发射接收、信号处理、存储以及计算单元，需要通过有限容量的回传链路来实现云端控制数据与用户数据的传输。通过在密集立体覆盖网络中大规模分布式部署计算节点，雾无线接入网络将计算和存储推广至网络边界，进一步提供了多点分布式协同雾计算的可行性。针对室内大规模用户通信场景，密集异构分布式无线接入网络可以用于实现无线通信资源与计算资源在垂直维度上的立体扩维密集覆盖，提供多元化的无线协作传输以及云计算与雾计算，从而满足5G密集立体覆盖网络的计算通信需求。

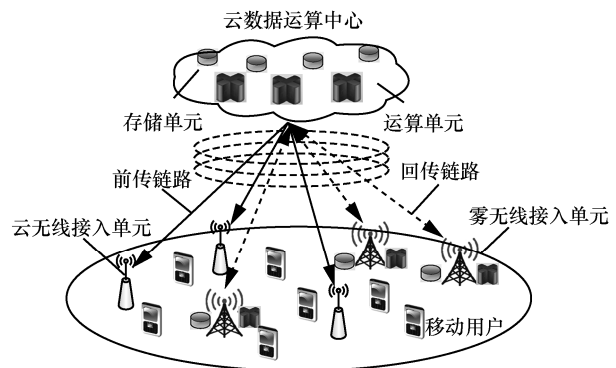


图3 密集异构分布式无线接入网络架构

在计算架构方面，诸如 Hadoop^[8]和 Spark^[9]的系统架构包含了分布式的数据存储结构，可以通过集中调度云端以及雾接入节点中的多个服务器节点，实现多点协作式的并行化云计算与雾计算。Hadoop 的核心思想是 MapReduce^[15]的结构化数据模型、HDFS 分布式数据存储以及集群的结构，可以实现计算任务的分配作业与密集异构分布式无线接入网络多节点的并行计算。Spark 架构的核心思想是弹性分布数据集（RDD），它可以进一步地将中间结果放在内存中，从而实现更高速的数据读取与并行化计算。实际搭建的计算通信一体化架构中的并行化云计算平台如图4所示。利用云计算平台调度云端以及雾接入节点的分布式计算资源，结合 MapReduce 的架构实现不同用户的信道并行化计算。在云端汇总信道状态信息计算结果可以进一步得到信道转移概率，从而基于计算信息论完成信道容量的计算。Arimoto-Blahut 算法^[12,13]提供了一种快速的加权迭代方式，以实现离散信道和连续信道容量的快速计算，其中针对不同输入字母概率的迭代可以利用计算通信一体化架构并行化处理。此外，针对密集多用户的网络资源优化计算问题，大规模优化理论提供了高效的求解思路，例如，组稀疏波束成形算法设计^[6,14]可以挖掘大规模混合整数规划中变量的稀疏性设计高效算法，基于 ADMM 的并行优化算法^[16,17]利用 MapReduce 结构可以实现锥规划问题中的并行化投影以提升计算效率。因此 Hadoop 和

Spark 可以作为云计算与雾计算的分布式并行计算架构, 服务于密集立体覆盖网络中的计算通信。



图4 实际搭建的计算通信一体化架构中的并行化云计算平台

可以看到, 计算通信一体化架构利用计算与通信的深度融合实现了计算电磁学、计算信息论和大规模优化理论的联合, 从而基于传播环境直接得到容量计算、网络资源优化计算, 完成密集立体覆盖网络系统性能的联合优化与高效计算, 计算电磁学、计算信息论与大规模优化到计算通信学范式的融合如图5所示。传统的计算电磁学通过环境的位置信息、电学特征以及用户的三维位置信息得到用户到基站的信道增益, 而基于精确的信道状态信息才可以进一步依据计算信息论完成信道容量计算与分析, 同时实现针对资源分配的大规模优化计算。密集立体覆盖网络的计算通信一体化架构充分挖掘了这其中的耦合关系, 并联合了密集异构分布式接入机制以及分布式接入平台, 对计算资源与无线通信资源统一协调, 通过传播环境的关键信息直接完成信道容量计算与网络资源优化计算, 实现计算通信学范式。

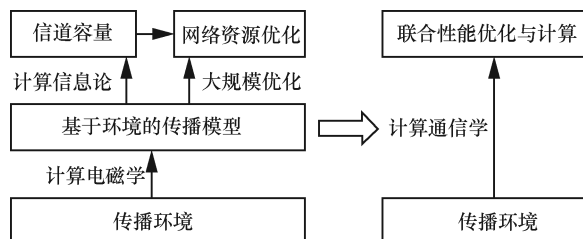


图5 计算电磁学、计算信息论与大规模优化到计算通信学范式的融合

3 计算通信一体化架构的实现方法

本节将具体介绍在计算通信一体化架构中, 基于计算电磁学模型的信道计算、基于计算信息论的信道容量计算以及基于大规模优化的网络资源优化计算, 并针对其性能和复杂度进行分析与评估。

3.1 基于计算电磁学的信道计算

信道计算在无线通信系统设计和优化中具有重要地位, 尤其是针对5G密集室内通信场景, 精确的信道模型可以为密集立体覆盖网络提供高可靠性的数据传输。统计的信道模型^[18], 如对数正态分布的阴影衰落模型、大尺度衰落的奥村模型、小尺度衰落的瑞利信道模型等, 基于大量经验数据值拟合信道状态信息的概率分布, 并利用导频进行分布参数的估计或基于经验直接得到分布参数值。统计信道模型虽具有较低的计算复杂度但精确性有限, 针对室内多散射体环境中的密集通信具有一定的局限性。

通过计算电磁学可以实现更加精确的信道计算, 其中包括有限差分时间域(finite-difference time-domain, FDTD)模型和射线模型。有限差分时间域模型基于麦克斯韦方程组逐点计算用户与基站之间的信道增益, 具有较高的精确度、连续性以及计算复杂度^[11,19]。射线追踪(ray-tracing)模型^[10,20]与射线发射(ray-launching)模型^[21]利用几何光学和几何绕射理论^[22]计算信号与环境的相互作用, 可以基于用户的地理位置信息和传播环境的电磁学特性完成确定性信道建模, 同时得到可视化场强分析。射线发射模型从信号源间隔一定的角度向空间发射射线, 得到射线途经位置的信号强度从而通过正向追踪得到整个区域的场强, 对于特定位置的用户而言计算效率较低, 且计算复杂度较高。射线追踪信道建模从接收点出发, 反向追溯从接收点到发射点之间的信号实际传输路径, 从而实现接收点多径叠加的信道计算。该



模型可以得到特定位置的信道增益, 具有更强的针对性。结合本文提出的计算通信一体化架构, 射线追踪模型可以实现信道建模计算复杂度与精确度的折中。各类信道建模方式的复杂度与精确性如图 6 所示。

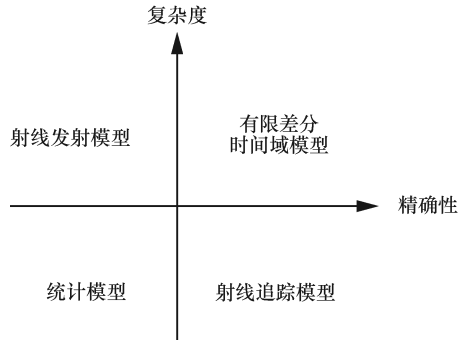


图 6 各类信道建模方式的复杂度与精确性

具体来说, 在部署了 L 个包含 B 根天线的无线接入单元与 K 个用户密集立体覆盖网络中, 每一条链路的信道增益都需要准确计算。无线信号从无线接入单元发射, 在均匀介质中沿直线传播, 与环境相互作用会发生直射、反射、折射与绕射^[10,20,22]。第 l 个无线接入单元的第 i 根天线到第 k 个用户的信道增益可以表示为收到的 N_{lik} 条多径信号的叠加:

$$h_{lik} = \sqrt{G_l} \sum_{n=1}^{N_{lik}} \frac{1}{\varphi(d_n)} \prod_j \alpha_j \prod_u \beta_u \prod_w \zeta_w e^{-j\phi_n} e^{-j2\pi f_c \tau_n} \quad (1)$$

其中, α_j 、 β_u 和 ζ_w 分别表示该路径在第 j 、 u 、 w 个障碍物处反射、折射和绕射的衰减系数, $\varphi(d_n)$ 为传输距离为 d_n 时的自由空间路径损耗, f_c 为信号载频, $\tau_n = \frac{d_n}{c}$ 为第 n 条多径信号的时延,

c 为信号在空气中的传播速度, ϕ_n 为第 n 条多径信号与环境作用导致的相位变化, G_l 为发射天线的增益。可以看出, 通过确定每条多径信号途径的距离 d_n 以及由于反射、折射、绕射带来的衰减, 即可以得到此时无线接入单元到用户的信道增益。为了简便, 将第 l 个无线接入单元到第 k 个用户的信道增益进行合并 $\mathbf{h}_{lk} = [h_{l1k}, h_{l2k}, \dots, h_{lBk}]^T$, 并定义 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_{lk}]_{L \times K}$ 作为信道容量计算以及网络资源优化计算的基础。

对于信号的反射, 基于像点的射线追踪方式可以实现更加快速的信道计算^[10,20]。这种方法根据无线接入单元与障碍物之间的相对位置, 预先存储小区内无线接入单元的地理位置与频率信息、建筑物的三维位置与介电常数等, 通过递归的方式生成各阶像点树与照明区域并预先存储, 从而将整个空间划分为多个不同阶的反射区域。依据用户上传的三维位置, 算法判断其所属的反射区域并利用像点反向射线追踪信号传播路径。一个典型二阶反射的像点和对应的反射区域如图 7 所示, 图中的粗实线即经过二阶反射的信号的实际传输路径。反射面的反射系数与入射角和障碍物的介电常数有关^[23]。

针对散射体较多的室内环境, 用户被障碍物遮挡的可能性较大, 仅通过几何光学进行计算将会造成阴影边界信号强度的不连续性, 需要考虑无线信号在障碍物拐角处的绕射。一致性几何绕射模型^[22]依据麦克斯韦方程组可以精确地计算绕

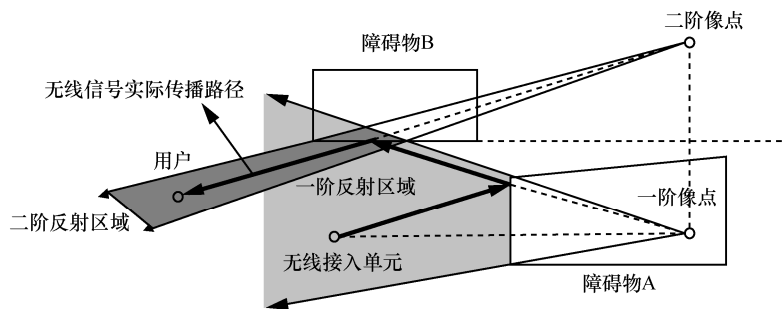


图 7 二阶反射的像点和对应的反射区域

射系数及方向,菲涅尔刃形模型^[23]则利用无线接入单元、用户与障碍物之间的相对关系计算出绕射衰减系数,进一步实现模型的精简。考虑绕射信号的存在弥补了在障碍物遮挡范围内信号强度变化的不连续性。

通过墙面的反射信号以及地面反射信号有垂直分量,因此需要将射线追踪模型扩展到三维空间,如图8所示。传播信号在水平面上的投影即二维射线追踪模型,而在垂直方向上的传播可以通过像点与用户连线所在的正视图分析,如图9所示。其中, Δ_p 为信号传播路径在水平面上的投影。从无线接入单元发出的信号若未经地面反射,其在垂直方向上传播的距离为 $\Delta_h^D = v_1 - v_2$,因此三维空间中的实际传输路径为 $d_n = \sqrt{(\Delta_p)^2 + (\Delta_h^D)^2}$;而经地面反射的信号在垂直方向上的传播距离为 $\Delta_h^R = v_1 + v_2$,三维空间中实际传输距离为 $d_n = \sqrt{(\Delta_p)^2 + (\Delta_h^R)^2}$ 。基于水平面的反射路径以及无线接入单元和用户的高度,三维空间的射线追踪模型可以精确地完成室内密集立体覆盖网络中的信道计算。同时可以看到,各个用户之间的信道计算相互独立,因此可以结合计算通信一体化架构中的分布式计算体系并行化实现。

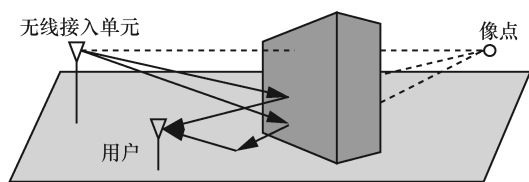


图8 三维空间的反射

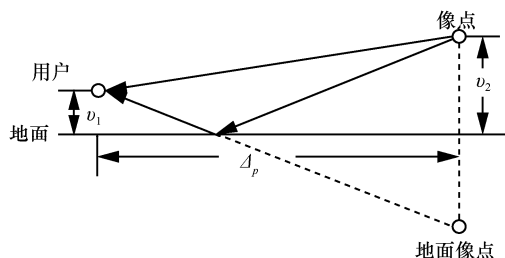


图9 三维空间的正视图

3.2 基于计算信息论的信道容量计算

无线通信的信道容量表征了传输信息的能力,即通过信道可以传输的最大信息量。计算信息论立足于实现无线网络信道容量的高效计算,为无线传输的可达速率分析与资源分配优化提供理论指导。计算通信一体化的架构,不仅能够为计算信息论提供精确的信道增益,同时可以利用云端以及雾节点高效的计算资源,完成大规模密集立体覆盖网络的容量计算。依据无线传输模型 $y = Hx + z$,基于射线追踪模型得到的信道增益 H 并结合噪声的分布,可以得到离散信道的转移概率矩阵 $\mathbf{Q} = [q(b_i | a_s)]_{S \times T}$,其中 a_s 、 b_i 分别表示为离散无记忆信道的输入和输出字母, $q(b_i | a_s)$ 为输入 a_s 输出 b_i 的转移概率;针对连续信道,需要通过多维条件概率密度 $q(y|x)$ 来完成信道容量的进一步计算。基于信道的转移概率或条件概率,关于输入和输出的互信息函数对于不同的无线网络具有不同的形式,如何能计算出互信息的最大值并通过编码方案实现是计算信息论的主要挑战。对离散信道而言,需要完成有界闭区域内最大值的计算以确定输入字母的概率分布与信道容量,这往往需要通过求解高维的方程组实现;对连续信道而言,需要在给定平均费用约束下对容量费用函数求解上确界,这对于密集立体覆盖网络中大规模用户群通信场景将具有较高的计算复杂度。计算通信一体化架构中包含了强大的计算资源,可以实现由传播环境到信道增益的计算电磁学与信道增益到信道容量的计算信息论的深度融合,基于用户的地理位置信息完成信息论意义上可达速率域的分析,从而有效提升信道容量的计算效率。

为了简化离散信道的容量计算,Blahut与Arimoto^[12,13]提出了快速收敛迭代优化算法(下文称Arimoto-Blahut算法),为计算信息论奠定了基础。基于给定初始概率分布 $\mathbf{p}^0$,不断地对输入字母的概率分布进行迭代,增加具有较大互信息 $I(x = a_s; Y)$ 的输入字母概率,同时减少具有较小



互信息的输入字母的概率, 第 $r+1$ 次迭代中输入字母 a_s 的概率可以表示为:

$$p^{r+1}(a_s) = p^r(a_s) \frac{\psi_s(\mathbf{p}^r)}{\sum_{i=1}^S p^r(a_i) \psi_s(\mathbf{p}^r)} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{p}^r = [p^r(a_1), p^r(a_2), \dots, p^r(a_S)]^T$, $\psi_s(\mathbf{p}^r) = \exp\{I(x=a_s; Y)\}_{p=\mathbf{p}^r}$ 。每次迭代增加了某输入字母的概率, 相应的 $\psi_s(\mathbf{p}^r)$ 则会降低。通过多次迭代, 最终各个输入符号的互信息 $I(x=a_s; Y)$ 将达到一致, 从而通过信道传输的互信息也将达到最大, 进而得到信道容量的快速计算。每一次迭代中, 多个输入字母的概率可以利用计算通信一体化架构中的分布式计算架构实现并行化计算。Arimoto-Blahut 算法也进一步给出了算法收敛的终止条件:

$$1b\{\max_s \psi_s(\mathbf{p}^r)\} - 1b\{\sum_{s=1}^S p^r(a_s) \psi_s(\mathbf{p}^r)\} \leq \varepsilon, \quad \varepsilon > 0,$$

即当所有输入字母与输出字母的互信息最大值与各输入字母和输出字母互信息平均值的差值小于 ε 时, 各输入字母与输出字母的互信息近似相等, 此时得到的互信息可以近似为信道容量。同时, Arimoto-Blahut 算法可以扩展至连续信道容量的计算^[24], 其核心思想是对于输入和输出信号进行采样量化, 基于迭代算法得到离散信道容量, 并通过粒子滤波的思想不断对输入信号重采样直至信道容量收敛。参考文献[25]进一步地将点对点的迭代算法扩展至广播信道中, 并给出了多用户的加权和速率域的迭代求解算法以及停止条件, 实现了复杂网络信道容量的快速数值计算。可以看出, Arimoto-Blahut 算法为计算信息论提供了可扩展的基础性算法框架, 利用迭代的实现计算复杂的信道容量的数值计算。

另一方面, 基于精确的信道增益, 参考文献[26]中进一步提出了确定性的信道模型, 从而实现点对点高斯信道、广播信道以及多址接入信道的

近似与简化。基于确定性模型的思想, 可以在中继网络中利用量化映射转发策略的方案实现近似信道容量的传输速率。具体来说, 对于每个中继而言, 最优的策略是对接收信号进行量化, 以提取高于噪声功率的比特, 随后通过随机映射到高斯码本完成转发。可以证明这个方案在单个中继节点网络以及双中继钻石网络中, 将传输速率与信道容量的差值控制在 1 bit/(s·Hz)。同时, 为了刻画信道容量域的上界, Yeung R W^[27]给出了香农不等式的证明理论框架。通过一组线性等式和不等式, 可以利用互信息的形式表示出信道容量域的上界。在计算通信一体化架构中, 基于精确的信道计算结果, 可以进一步利用 Arimoto-Blahut 算法实现容量上界的迭代计算。同时, 对于可以表示为信道增益的对数行列式的信道容量, 可以进一步挖掘其数学上的本质, 针对大规模对数行列式采用切比雪夫多项式的展开方式, 并结合蒙特卡洛仿真完成高效的近似计算^[28], 从而实现信道容量的近似求解。可以看到, 结合精确的信道计算结果, 计算信息论给出了具有可扩展性的无线通信网络容量的计算方法, 并通过不断优化提升计算效率。针对密集立体覆盖网络的海量用户通信和业务传输, 计算通信一体化架构提供了实现并行化信道容量的解决方案, 探索了计算电磁学与计算信息论深度融合的可行性, 结合高效的分布式计算资源, 实现了基于传输环境对无线通信数据传输速率的理论极限计算与实现方法。

3.3 基于大规模优化的网络资源优化计算

针对密集立体覆盖网络, 基于精确的信道增益可以进一步实现高效的无线资源管理和优化计算。具体而言, 能效优化和谱效优化是网络资源管理中的重要方向, 功率消耗与传输速率之间也具有相互制约的折中关系。一味地减少传输功率消耗则会导致数据传输速率不能满足用户的服务质量需求, 而过高的传输速率则会导致功率的浪费。在能效优化方面, 参考文献[29,30]针对 MIMO

系统的天线选择能效优化提出了启发式算法；在谱效优化方面，基于加权最小均方误差方法是最大化和速率波束成形求解的主要思路^[31]，参考文献[32]进一步考虑了中继排序、速率优化和功率分配的联合系统设计。这些优化模式以及方法都可以满足用户服务质量并保证合理的传输功率，实现高可靠性和有效性的数据传输。然而针对密集立体覆盖网络，大规模分布式的接入点以及密集用户进一步加剧了优化问题的复杂性。大规模优化为这类问题提供了低复杂度的求解思路，例如，组稀疏优化^[14]可以通过挖掘优化变量的组稀疏特性，构造近似最优的求解算法；ADMM^[16,17]利用对偶分解与乘子法的基本思想，可以实现对于锥规划优化问题的并行求解思路算法。

密集立体覆盖网络的一体化架构为动态资源分配提供了精确的信道状态信息，同时可以利用分布式的计算资源实现发射功率分配、频谱资源分配、用户接入控制、无线接入单元开关控制等联合优化计算。本文以低功耗多播波束成形优化为例，分析在密集立体覆盖网络中的资源分配问题，并利用组稀疏算法实现大规模用户群的联合优化。多播波束成形按照业务需求对用户进行分组，可以有效提升频谱利用率。在低功耗优化设计中，每个用户的数据传输速率需要满足一定的阈值要求以保证用户的服务质量。针对密集异构分布式无线接入网络的低能耗多点接入结构，无线接入单元的静态功耗以及前传链路功耗不可忽略，因此系统可以根据实时信道状态以及用户的位置分布自适应地选择一部分活跃无线接入单元实现传输，最大程度地减少能量开销。在云端进行多播波束成形设计与活跃无线接入单元选择的联合优化，以满足用户的服务质量。

用户按照业务需求被分为 M 个多播组，记第 m 个多播组的用户集合为 $\mathcal{G}_m$ ，其联合波束成形矢量为 $\mathbf{v}_m = [\mathbf{v}_{1m}^T, \mathbf{v}_{2m}^T, \dots, \mathbf{v}_{Lm}^T]^T$ 。部分无线接入单元被选做活跃无线接入单元，其集合被记为 $\mathcal{A}$ ，第 l 个

无线接入单元的静态功耗与前传链路功耗记为 ρ_l 。考虑了每个无线接入单元的发射功率上限 Ω_l ，联合的多播波束成形以及无线接入单元选择的优化问题可表示为：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{v}, \mathcal{A}} \quad & \sum_{l \in \mathcal{A}} \sum_{m=1}^M \frac{1}{\eta_l} \|\mathbf{v}_{lm}\|_2^2 + \sum_{l \in \mathcal{A}} \Omega_l \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{m=1}^M \|\mathbf{v}_{lm}\|_2^2 \leq \rho_l, \forall l \in \mathcal{A}, \\ & \frac{\left| \sum_{l \in \mathcal{A}} \mathbf{h}_{lk}^H \mathbf{v}_{lm} \right|^2}{\sum_{i \neq m} \left| \sum_{l \in \mathcal{A}} \mathbf{h}_{lk}^H \mathbf{v}_{li} \right|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_k, \forall k \in \mathcal{G}_m, m=1, \dots, M \end{aligned} \quad (3)$$

在云端未知信道状态信息 $\mathbf{h}_{lk}$ 的情况下，上述优化问题的求解是十分复杂的。计算通信一体化架构可以在网络资源优化计算之前，结合高效分布式的计算资源，利用计算电磁学对每个用户到所有无线接入单元的信道增益进行精确计算，从而降低优化计算的复杂度。由于问题中存在活跃无线接入单元集合 $\mathcal{A}$ ，这个问题是一个非凸的混合整数非线性规划问题。挖掘问题的本质可以看出，在活跃无线接入单元集合 $\mathcal{A}$ 固定时，该问题可以利用半正定松弛结合高斯随机法^[33]来进行波束成形矢量的求解。基于 l_1/l_2 范数的组稀疏算法^[14]，通过探索最优波束成形矢量中的组稀疏性，实现波束成形与大规模无线接入单元选择的联合优化。相比较利用穷搜算法需要求解指数数量级的优化问题，组稀疏算法仅需要求解线性数量级的优化问题，从而大大降低了计算复杂度。大规模的半正定规划问题，即锥规划问题的一种形式，可以利用矩阵填充（matrix stuffing）将问题转化为标准的锥规划形式，并利用算子分裂（splitting operator）技术^[17]实现普适性的大规模锥规划问题的并行化 ADMM 求解。通过计算通信一体化架构，可以利用分布式的计算资源完成大规模优化问题的并行化计算，基于传播环境得到满足一定数据传输速率的低功耗波束成形的最优设计，实现从传播环境到网络资源优化计算的计算通信一体化设计。



4 系统性能增益与讨论

本节给出了计算通信一体化架构的性能增益，重点分析了射线追踪模型下室内密集立体覆盖网络的信号强度以及基于计算通信一体化架构的低功耗资源分配性能。

4.1 基于射线追踪的场强分布

基于射线追踪可以实现密集立体覆盖网络的可视化信号场强。针对密集立体覆盖网络中垂直维度的资源扩展，仿真中的信号源分别置于不同楼层。图 10 和图 11 分别给出了室内三维覆盖信号强度和不同高度的信号强度，从不同角度显示了通信计算一体化架构中基于射线追踪模型得到的中间结果。为了更好地分析计算电磁学对于场强以及信道建模的性能，图 12 给出了将信号源投影在 X 、 Y 平面时的信号强度。其中 X 、 Y 、 Z 分别表示高层建筑的宽度、长度和高度，单位为 m 。

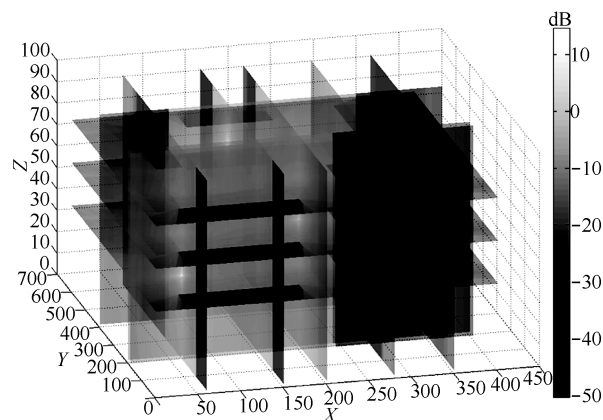


图 10 室内三维覆盖信号强度

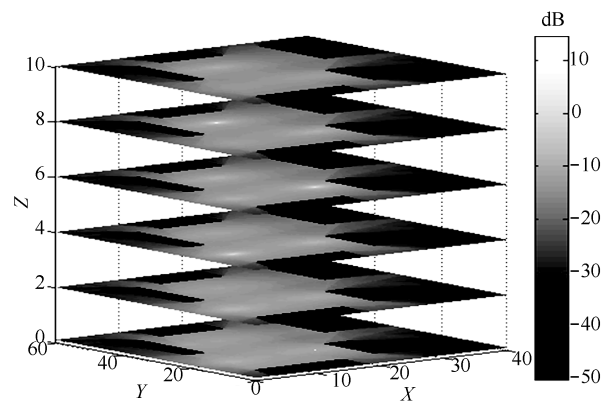


图 11 不同高度的信号强度

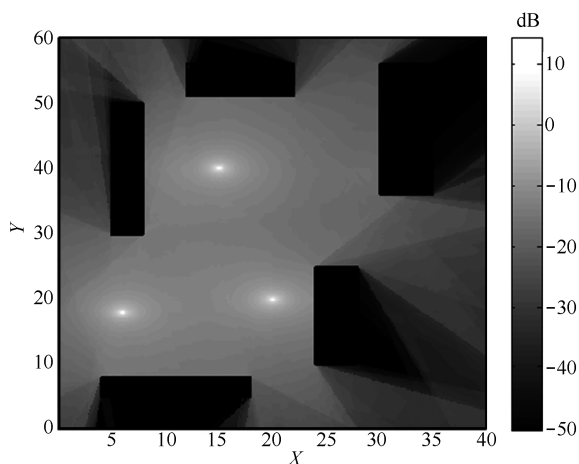


图 12 将信号源投影在 X 、 Y 平面时的信号强度

可以看到，射线追踪模型可以很好地为无线信号随着传播距离的增加以及与周围环境相互作用导致的场强变化建模，菲涅尔刃形模型也可以补偿障碍物遮挡导致的边缘不连续性。此外，由于信号源所在平面在垂直方向上距离信号源更近，因此具有更大的信号强度。将距离信号源相同竖直距离的平面进行比较可以看到，距离地面更近的平面信号强度更大，其主要原因是距离地面越近，具有越强的地面反射信号。

4.2 基于射线追踪的网络资源优化

基于本文提出的计算通信一体化架构，针对系统全局低功耗的联合波束成形与活跃无线接入单元选择进行了性能分析。作为对比，本文也给出了基于统计信道模型^[29]的系统功率消耗和活跃无线接入单元数量的仿真结果，分别如图 13 与图 14 所示。为了完成联合优化，本文利用基于 l_1/l_2 范数的组稀疏算法^[14]、穷搜算法以及未选择活跃无线接入单元方式实现系统功耗最小化，并得到活跃无线接入单元的数量。可以看出，组稀疏算法可以在较低计算复杂度的情况下实现近似最优的功率消耗。同时，由于射线追踪模型考虑了实际传播环境的散射体位置以及电学参数，相比统计信道模型更加精确，与实测信道更为吻合^[10]。采用射线追踪模型实现了以更低的功率消耗完成满足用户服务质量的无线传输。此外，利用统计模型

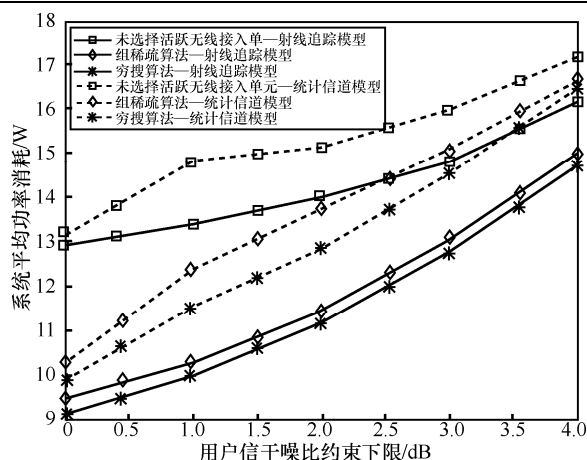


图 13 系统功率消耗

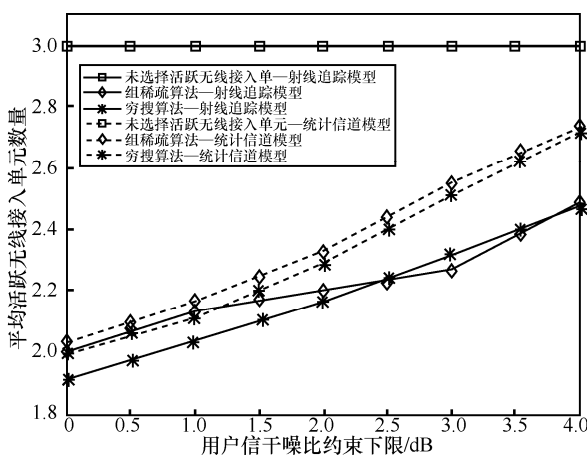


图 14 活跃无线接入单元数量

和射线追踪模型生成信道的平均时间分别为 $t_s=0.0006\text{ s}$ 和 $t_r=0.07\text{ s}$ 。选择信道模型时, 需要同时考虑计算复杂度与计算精确性。虽然利用射线追踪模型进行信道计算需要占用较多的计算资源, 但仍然可以利用计算通信一体化架构的优势在较短的时间内得到更为精确的信道状态信息, 实现更低的系统功耗。因此本文提出的计算通信一体化架构通过将计算电磁学、计算信息论与大规模优化进行深度融合, 结合射线追踪模型的精确性以及架构体系中分布式接入与并行协作云计算与雾计算的特点, 完成密集立体覆盖网络中更高效的设计与网络资源优化计算。

5 结束语

针对密集立体覆盖网络的信道计算、容量计算

与网络资源优化计算的通信计算需求, 提出了基于密集异构分布式无线接入网络的计算通信一体化架构, 实现了由计算电磁学、计算信息论与大规模优化到计算通信学的融合, 完成了密集立体覆盖网络的联合性能分析。一方面, 融合了云无线接入网络与雾无线接入网络的密集异构分布式接入网络结构, 为实现密集用户接入以及垂直维度上的资源复用提供了可行性; 另一方面, 分布式的 Hadoop 和 Spark 可以有效地整合云端以及雾节点的计算资源, 提供了实现计算通信学的物理基础, 可以完成并行化的射线追踪信道建模、无线网络的容量计算以及高效的网络资源优化计算。在功能方面, 基于计算电磁学的射线追踪模型利用用户的位置信息计算可视化确定性的精确信道, 并结合云计算与雾计算架构有效降低计算的复杂度。进而计算通信一体化架构可以基于计算信息论完成密集网络的信道容量计算, 并结合大规模优化理论完成密集用户的网络资源优化计算, 最终实现从传播环境到信道容量与网络资源优化计算的一体化系统设计。基于提出的计算通信一体化架构, 本文对特定场景中的信号场强进行了计算与仿真, 给出了多用户联合通信的系统功率消耗与性能分析。通过仿真可以看出, 利用计算通信一体化架构联合优化可以在较短的时间内完成精确的信道计算, 并实现更低功耗的信号传输, 为 5G 密集用户通信和海量业务传输提供更为广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] 陈巍, 王东明, 王家恒, 等. 密集立体覆盖: 未来移动通信的机遇和挑战[J]. 电信科学, 2013, 29(6): 2-9.
CHEN W, WANG D M, WANG J H, et al. 3-dimensional dense coverage: opportunities and challenges for future mobile communications[J]. Telecommunications Science, 2013, 29(6): 2-9.
- [2] CHEN S, QIN F, HU B, et al. User-centric ultra-dense networks for 5G: challenges, methodologies, and directions[J]. IEEE Wireless Communications, 2016, 23(2): 78-85.
- [3] China Mobile Research Institute. C-RAN: the road towards green RAN[R/OL].(2011-10-01)[2017-04-05]. <http://labs.chinamobile.com>

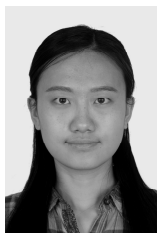


- com/cran/wp-content/uploads/CRAN_white_paper_v2_5_E N.pdf.
- [4] 雷秋燕, 张治中, 程方, 等. 基于 C-RAN 的 5G 无线接入网架构[J]. 电信科学, 2015, 31(1): 112-121.
LEI Q Y, ZHANG Z Z, CHENG F, et al. 5G radio access network architecture based on C-RAN[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(1): 112-121.
 - [5] 尹博南, 艾元, 彭木根. 雾无线接入网: 架构、原理和挑战[J]. 电信科学, 2016, 32(6): 20-27.
YIN B N, AI Y, PENG M G. Fog computing based radio access networks: architecture, principles and challenges[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(6): 20-27.
 - [6] SHI Y, ZHANG J, LETAIEF K B, et al. Large scale convex optimization for ultra-dense Cloud-RAN[J]. IEEE Wireless Communications, 2015, 22(6): 84-91.
 - [7] 张建敏, 谢伟良, 杨峰义, 等. 移动边缘计算技术及其本地分流方案[J]. 电信科学, 2016, 32(7): 132-139.
ZHANG J M, XIE W L, YANG F Y, et al. Mobile edge computing and application in traffic offloading[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(7): 132-139.
 - [8] WHITE T. Hadoop: the definitive guide, 4th edition[M]. Sebastopol CA: O'Reilly Media, 2015.
 - [9] ZAHARIA M, CHOWDHURY M, FRANKLIN M J, et al. Spark: cluster computing with working sets[C]// Usenix Conference on Hot Topics in Cloud Computing, June 22-25, 2010, Boston, USA. New York: ACM Press, 2010: 10.
 - [10] SEIDEL S Y, RAPPORT T S. Site-specific propagation prediction for wireless in-building personal communication system design[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1994, 43(4): 879-891.
 - [11] TAFLOVE A. Computational electrodynamics: The finite-difference time-domain method[M]. Norwood MA: Artech House, 1995.
 - [12] BLAHUT R E. Computation of channel capacity and rate-distortion functions[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1972, 18(4): 460-473.
 - [13] ARIMOTO S. An algorithm for computing the capacity of arbitrary discrete memoryless channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1972, 18(1): 14-20.
 - [14] CHENG J, SHI Y, BAI B, et al. Group sparse beamforming for multicast green Cloud-RAN via parallel semidefinite programming[C]// IEEE International Conference on Communications (ICC), June 8-12, 2015, London, UK. New Jersey: IEEE Press, 2015: 1886-1891.
 - [15] DEAN J, GHEMAWAT S. Mapreduce: simplified data processing on large clusters[C]// Conference on Symposium on Operating System Design & Implementation (OSDI), December 6-8, 2004, San Francisco, USA. New York: ACM Press, 2004: 137-150.
 - [16] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2011, 3(1): 1-122.
 - [17] DONOGHUE B, CHU E, PARIKH N, et al. Conic optimization via operator splitting and homogeneous self-dual embedding[J]. Journal of Optimization and Application, 2013, 169(3): 1-27.
 - [18] TSE D, VISWANATH P. Fundamentals of wireless communications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
 - [19] DUMANLI S, RAILTON C J, PAUL D L. FDTD channel modeling with time domain huygens' technique[C]// European Conference on Antenna & Propagation (EUCAP), April 11-15, 2011, Rome, Italy. New Jersey: IEEE Press, 2011: 86-89.
 - [20] ATHANASIADOU G E, NIX A R, MCGEEHAN J P. A microcellular ray-tracing propagation model and evaluation of its narrow-band and wide-band predictions[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2000, 18(3): 332-335.
 - [21] AZPILICUETA L, RAWAT M, RAWAT K, et al. A ray launching-neural network approach for radio wave propagation analysis in complex indoor environment[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2014, 62(5): 2777-2786.
 - [22] KOUYOUJIAN R G, PATHAK P H. A uniform geometric theory of diffraction for an edge on a perfectly conducting surface[J]. Proceedings of the IEEE, 1974, 62(11): 1448-1461.
 - [23] GOLDSMITH A. Wireless communications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
 - [24] DAUWELS J. Numerical computation of the capacity of continuous memoryless channels[C]// Symposium on Information Theory, May 19-20, 2005, Benelux, Belgium. [S.l.:s.n.], 2005: 221-228.
 - [25] OECHTERING T, SKOGLUND M. Bidirectional broadcast channel with random states noncausally known at the encoder[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2013, 59(1): 64-75.
 - [26] AVESTIMEHR A S, DIGGAVI S N, TSE D N C. Wireless network information flow: a deterministic approach[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(4): 1872-1905.
 - [27] YEUNG R W. A framework for linear information inequalities[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1997, 43(6): 1924-1934.
 - [28] HAN I, MALIOUTOV D, SHIN J. Large-scale log-determinant computation through stochastic chebyshev expansions[J]. Computer Science, 2015: 908-917.
 - [29] DAHROUJ H, YU W. Coordinated beamforming for the multi-cell multi-antenna wireless system[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(5): 1748-1759.
 - [30] ZHOU X, BAI B, CHEN W. Antenna selection in energy effi-

cient MIMO: a survey[J]. China Communications, 2015, 12(9): 162-173.

- [31] DAI B, YU W. Sparse beamforming and user-centric clustering for downlink cloud radio access network[J]. IEEE Access, 2014(2): 1326-1339.
- [32] CHEN W. CAO-SIR: channel aware ordered successive relaying[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(12): 6513-6527.
- [33] LUO Z, MA W, SO A M, et al. Semidefinite relaxation of quadratic optimization problems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing Magazine, 2010, 27(3): 20-34.

[作者简介]



程锦堃（1991-），女，清华大学电子工程系硕士生，主要研究方向为云无线接入网络、移动云计算与大规模优化理论。



陈巍（1980-），男，清华大学电子工程系教授、博士生导师，北京市青年联合会委员，清华大学校务委员会委员、校学位办公室主任，“电子与通信工程”学位评定分委员会副主席，国家“973”计划青年科学专题项目首席科学家、国家自然科学基金优秀青年科学基金获得者，国家“万人计划”领军人才，教育部新世纪、北京市科技新星计划入选者，“全国五一劳动奖章”“北京青年五四奖章”“北京市优秀青年人才”“北京市优秀教师”荣誉称号获得者，主要研究方向为信息论。



石远明（1987-），男，上海科技大学信息科学与技术学院助理教授、博士生导师、研究员，主要研究方向为密集无线网络、计算大数据分析、移动云（雾）计算、物联网及触感网络、大规模优化理论与算法、黎曼优化。