

异构网中大规模 MIMO 场景下波束赋形设计

赵 普, 邱梦婷, 俞 晖, 罗汉文

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘 要: 近年来,人们对于无线通信系统的数据传输速率的需求越来越大.大规模多输入多输出技术(MIMO)与小小区技术是能够满足人们高速增长的无线通信需求的关键技术.研究在一个异构网中的波束赋形问题,其中宏小区基站的配置为 Massive MIMO,同时宏小区中包含小小区.在这样的场景下,宏基站配置大量天线,小小区基站配置少数天线,用户配置单天线.研究在这样的场景下,通过波束赋形设计,最大化所有用户的传输速率.该问题的目标函数是一个非凸的问题.通过运用半正定松弛(SDR)方法以及基于泰勒展开的一阶近似方法,将原问题转化为一个凸的近似问题,然后运用迭代方法求解.仿真结果证明,方案可以有效地提高包含 Massive MIMO 的异构网场景下的系统吞吐率以及能量效率.

关键词: Massive MIMO; 异构网; 小小区; 波束赋形

中图分类号: TN 929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5137(2016)02-0186-07

0 引 言

近年来,无线通信行业经历了数据传输的爆炸式增长,而在未来十年中,人们对无线通信速率增长的需求更为迫切.面对这样庞大的需求,密集化技术具有广阔的应用前景.人们研究两种不同的密集化的技术,第一种是通过在宏基站配置大规模的天线,即大规模多输入多输出^[1](MIMO)技术,另一种是异构网技术,在宏小区中配置更多的小小区^[2].

大规模 MIMO 技术通过运用大量的天线,在同一块时频资源上同时服务多个用户,提高用户的速率^[3].但是,在基站侧布置大量天线,需要保证天线阵列中最小天线间距,这方面较高的开销可能会限制大规模 MIMO 技术的应用.单纯的只依靠大规模 MIMO 技术可能无法面对用户对传输速率的迫切需求.

密集地在宏小区中布置小小区的异构网技术,通过将基站更加靠近用户以提升用户速率.但是,小小区基站难以服务高速移动的用户,并且小小区基站的覆盖范围较小.如何发挥小小区技术的优势并且克服小小区技术的难点,这个课题近年来受到了广泛的关注与研究.

大规模 MIMO 技术与异构网技术是未来无线通信系统中的两种关键技术,受到了广泛的关注.文献[4]的作者比较了这两种方案,并且给出了密集部署的基本原则.文献[5]中比较了多小区网络中的大规模 MIMO 与异构网技术的能量效率与频谱效率,指出两种技术都非常有竞争力.以上文献中研究的场景中都只运用了大规模 MIMO 或者是小小区技术中的一种,能否以及如何如何在同一个场景中同时运用两

收稿日期: 2015-11-12

基金项目: 国家科技重大专项“TD-LTE/FDD-LTE/TD-SCDMA/WCDMA/GSM 多模基带商用芯片研发”(2013ZX03001007-004)

通信作者: 俞 晖, 中国上海市闵行区东川路 800 号, 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 邮编: 200240, E-mail: yuhui@sjtu.edu.cn

种技术,这个课题更加符合人们的迫切需求。

在通信网络中将大规模 MIMO 技术以及小小区技术相结合的研究最近成为一个热点。通常而言,这样的场景中包含配置大规模 MIMO 的宏小区基站以及多个小小区。文献[6]中研究在该场景中宏基站为多个小小区基站提供带内无线后台的方案设计问题,同时研究了该系统中的降低干扰的策略。文献[7]提出了一个基于时分双工(TDD)的包含大规模 MIMO 的异构网络。宏基站设计的预编码向量正交于最强的干扰所张成的子空间,这种设计方案可以最小化小小区受到的总干扰。文献[8]的作者运用信道向量的方向性来使得发送能量集中到某一方向上,从而降低其他方向上的小小区数据传输所受到的干扰,并且研究了在宏小区中均匀布置小小区和在宏小区边缘或者中心布置更多的小小区以及这3种小小区布置方案的优缺点。

本文作者研究包含配置大规模 MIMO 的宏小区基站以及在宏小区中部署了小小区的场景。该场景中,目标函数是能够在一定的功率限制条件下,最大化所有用户的速率之和,从而提高系统的能量效率。原始的优化问题是非凸的,难以求解。本文作者运用基于半正定松弛(SDR)以及泰勒展开的方法将原问题转化为凸的近似问题,再运用迭代方法获得最优解。

1 系统模型

本场景中,宏基站配置大规模 MIMO,同时宏小区中部署小小区,小小区的数目为 S 。宏小区基站与小小区基站配置的天线数目分别为 N_{BS} 与 N_{SC} 。宏小区基站与小小区基站共同服务 K 个单天线用户。宏小区基站配置的天线数 N_{BS} ,可以达到上百的数值,而小小区基站配置的天线数目 N_{SC} 则比较小,通常而言,有 $1 < N_{SC} < 4$ 。场景如图1所示。

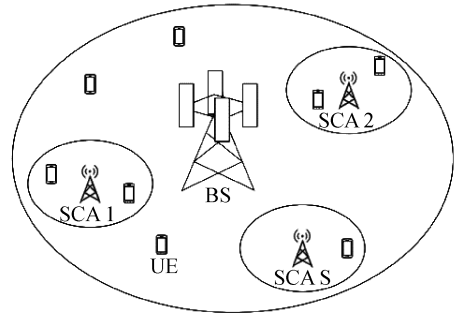


图1 系统场景示意图

从宏小区基站以及从第 j 个小小区基站发送给第 i 个用户的信号分别表示为 x_{i0} 与 x_{ij} ,在高斯信号的假设下, x_{ij} 为复数高斯分布,均值为0,方差为1。令 $\mathbf{w}_{i0} \in C^{N_{BS} \times 1}$ 以及 $\mathbf{w}_{ij} \in C^{N_{SC} \times 1}$ 分别表示相应信号的波束赋形向量,那么基站发送信号为

$$\mathbf{x}_j = \sum_{i=1}^K \mathbf{w}_{ij} x_{ij}. \quad (1)$$

用户的信道模型为块衰落, $\mathbf{h}_{k0} \in C^{N_{BS} \times 1}$ 表示宏基站与第 k 个用户之间的信道, $\mathbf{h}_{kj} \in C^{N_{SC} \times 1}$ 表示第 j 个小小区基站与第 k 个用户之间的信道。假设基站端可以获得所有信道信息,第 k 个用户接收到的信号为

$$y_k = \mathbf{h}_{k0}^H \mathbf{x}_0 + \sum_{j=1}^S \mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{x}_j + n_k, \quad (2)$$

其中 n_k 为第 k 个用户的加性高斯噪声,满足 $n_k \sim N(0, \delta_k^2)$,即 n_k 为高斯分布,均值为0,方差为 δ_k^2 。

宏基站与小小区通过后台网络相互连接,从而联合优化空间资源分配,每一个用户可以被多个基站服务,这意味着用户可以同时接收到宏基站与小小区基站发送过来的信号,用户将收到多流信号^[9]。第 k 个用户的信干噪比(SINR)为

$$SINR_k = \frac{|\mathbf{h}_{k0}^H \mathbf{w}_{i0}|^2 + \sum_{j=1}^S |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_{kj}|^2}{\sum_K (|\mathbf{h}_{k0}^H \mathbf{w}_{i0}|^2 + \sum_{j=1}^S |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_{ij}|^2) + \delta_k^2}. \quad (3)$$

第 k 个用户的即时速率为 $\log_2(1 + SINR_k)$.

系统的功率消耗为波束赋形的功率与电路功率之和,即 $P_{\text{tot}} = P_{\text{tran}} + P_{\text{cir}}$. 其中, P_{tran} 可以表述为:

$$P_{\text{tran}} = \sum_{k=1}^K \|w_{k0}\|^2 + \sum_{j=1}^S \sum_{k=1}^K \|w_{kj}\|^2. \quad (4)$$

而 P_{cir} 正比于天线的数目^[10], 可以表述为:

$$P_{\text{cir}} = \eta_0 N_{\text{BS}} + \sum_{j=1}^S \eta_j N_{\text{SC}}, \quad (5)$$

η_j 代表每个基站中的每根天线的功率耗散程度.

最优化问题为满足功率限制的条件下最大化所有用户的速率和, 即:

$$\begin{aligned} \max_{w_{kj}} \quad & \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{k0}^H \mathbf{w}_{k0}|^2 + \sum_{j=1}^S |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_{kj}|^2}{\sum_K (|\mathbf{h}_{k0}^H \mathbf{w}_{i0}|^2 + \sum_{j=1}^S |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_{ij}|^2) + \delta_k^2} \right) \\ \text{s. t.} \quad & P_{\text{tran}} + P_{\text{cir}} \leq P_0. \end{aligned} \quad (6)$$

该最优化问题是非凸的, 难以求解. 通过一定的近似方案将其转化为一个凸优化问题, 从而能够有效地求解.

2 近似方法与迭代求解

本节中将详细叙述基于 SDR 以及泰勒展开方法的近似方案将原始问题转化为一个凸优化问题, 然后通过迭代方案求解.

2.1 基于 SDR 与泰勒展开的近似方法

为表述方便, 引入新的矩阵 $\mathbf{W}_{kj} = \mathbf{w}_{kj} \mathbf{w}_{kj}^H$ 以及 $\mathbf{H}_{ij} = \mathbf{h}_{ij} \mathbf{h}_{ij}^H$, 那么有 $\text{Tr}(\mathbf{W}_{kj}) = \|\mathbf{w}_{kj}\|^2$ 以及 $\text{Tr}(\mathbf{H}_{ij} \mathbf{W}_{kj}) = \|\mathbf{h}_{ij} \mathbf{w}_{kj}\|^2$. \mathbf{W}_{kj} 将代替 \mathbf{w}_{kj} 作为新的最优化变量. 由于 $\mathbf{W}_{kj} = \mathbf{w}_{kj} \mathbf{w}_{kj}^H$, \mathbf{W}_{kj} 必须是半正定的, 即 $\mathbf{W}_{kj} \geq 0$, 并且 \mathbf{W}_{kj} 的秩为 1. \mathbf{W}_{kj} 的秩为 1 的约束条件将违反问题的凸性. 运用 SDR 技术^[11], 忽略秩为 1 的约束条件, 则近似问题转化为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{W}_{kj}} \quad & \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{k0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{kj})}{\sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2} \right) \\ \text{s. t.} \quad & P_{\text{tran}} + P_{\text{cir}} \leq P_0, \\ & \mathbf{W}_{kj} \geq 0, k = 1, \dots, K, j = 0, \dots, S. \end{aligned} \quad (7)$$

SDR 技术已经较为广泛地运用于最优化问题中. 如果获得的解满足秩为 1 的约束, 则运用特征值分解的方法获得实际的波束赋形最优化向量; 否则, 通过随机化技术^[11] 获得波束赋形向量.

问题(7)的目标函数依然是非凸的, 需要做进一步的近似处理. 做如下的变量替换:

$$\begin{aligned} e^{x_k} &= \sum_{i=1}^K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2, \\ e^{y_k} &= \sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2. \end{aligned} \quad (8)$$

将式(8)代入问题(7)中, 原问题变为

$$\max_{\substack{\mathbf{W}_{kj} \\ x_k, y_k}} \log_2 \prod_{k=1}^K e^{(x_k - y_k)}$$

$$\begin{aligned}
\text{s. t. } & \sum_{i=1}^K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \geq e^{x_k}, \\
& \sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \leq e^{y_k}, \\
& P_{\text{tran}} + P_{\text{cir}} \leq P_0, \\
& \mathbf{W}_{kj} \geq 0, k = 1, \dots, K, j = 0, \dots, S.
\end{aligned} \tag{9}$$

注意到(8)中的等式已经被约束条件(10)与约束条件(11)中的不等式代替.

$$\sum_{i=1}^K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \geq e^{x_k}, \tag{10}$$

$$\sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \leq e^{y_k}. \tag{11}$$

由目标函数的单调性可知,当取得最优解时,式(10)与式(11)中的不等式约束将取等号,这与式(8)的等式相符合.为了最优化问题(9)的目标函数,最大化 e^{x_i} 同时最小化 e^{y_i} ,而 e^{x_i} 为问题(7)的目标函数的分子项的下界, e^{y_i} 为问题(7)的目标函数的分母的上界.因此,在解决问题(9)的过程中,最大化问题(7)的目标函数的分子的下界同时最小化目标函数的分母的上界.由此,问题(9)是问题(7)的一个有效的近似问题,而问题(9)的目标函数是线性的.

约束条件(10)是凸的,而约束条件(11)是非凸的,导致求解困难.令 $(\hat{\mathbf{W}}_{kj}, k = 1, \dots, K, j = 0, \dots, S)$ 为问题(9)的某一可行解,定义

$$\bar{y}_k = \ln \left(\sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \hat{\mathbf{W}}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \hat{\mathbf{W}}_{ij})) + \delta_k^2 \right). \tag{12}$$

\bar{y}_k 为问题(9)的可行解.为使得约束条件变为凸性的,用 e^{y_k} 在可行点 $(\bar{y}_k, k = 1, \dots, K)$ 的基于泰勒展开方法^[12]的一阶近似值替代 e^{y_k} . e^{y_k} 在 \bar{y}_k 点处基于泰勒展开的一阶下界为 $e^{\bar{y}_k}(y_k - \bar{y}_k + 1)$,则约束条件(11)被转化为

$$\sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \leq e^{\bar{y}_k}(y_k - \bar{y}_k + 1). \tag{13}$$

通过 e^{y_k} 的泰勒展开的近似方法,约束条件变为了凸的约束,问题(9)也被转化为下列形式,

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{w}_{kj}} \log_2 \prod_{k=1}^K e^{(x_k - y_k)} \\
\text{s. t. } & \sum_{i=1}^K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \geq e^{x_k}, \\
& \sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \leq e^{\bar{y}_k}(y_k - \bar{y}_k + 1), \\
& P_{\text{tran}} + P_{\text{cir}} \leq P_0, \\
& \mathbf{W}_{kj} \geq 0, k = 1, \dots, K, j = 0, \dots, S.
\end{aligned} \tag{14}$$

该问题是一个凸优化问题,可以通过专业求解凸优化问题的工具包 CVX^[13]求解.

2.2 迭代求解过程

通过在可行解 $(\hat{\mathbf{W}}_{kj}, k = 1, \dots, K, j = 0, \dots, S)$ 处对问题(9)做近似处理,获得了问题(14),可以通过迭代方法更加精确的求解问题(9).具体而言,在第 n 次的迭代中,通过 CVX 凸优化问题求解工具求解下列凸优化问题.

$$\max_{\mathbf{w}_{kj}} \log_2 \prod_{k=1}^K e^{(x_k - y_k)}$$

$$\begin{aligned}
\text{s. t. } & \sum_{i=1}^K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \geq e^{x_k}, \\
& \sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \mathbf{W}_{i0}) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \mathbf{W}_{ij})) + \delta_k^2 \leq e^{\bar{y}_k[n]} (y_k - \bar{y}_k[n] + 1), \\
& P_{\text{tran}} + P_{\text{cir}} \leq P_0, \\
& \mathbf{W}_{kj} \geq 0, k = 1, \dots, K, j = 0, \dots, S.
\end{aligned} \tag{15}$$

设所获得的解为 $(\hat{\mathbf{W}}_{kj}[n], \hat{x}_k[n], \hat{y}_k[n], k=1, \dots, K, j=0, \dots, S)$, 那么通过下式计算 $\bar{y}_k[n+1]$,

$$\bar{y}_k[n+1] = \ln\left(\sum_K (\text{Tr}(\mathbf{H}_{k0} \hat{\mathbf{W}}_{i0}[n]) + \sum_{j=1}^S \text{Tr}(\mathbf{H}_{kj} \hat{\mathbf{W}}_{ij}[n])) + \delta_k^2\right). \tag{16}$$

通过将问题(15)中的所有 $\bar{y}_k[n]$ 替换为 $\bar{y}[n+1]$, 就可以获得第 $n+1$ 次迭代所要求解的凸优化问题. 该最优化问题是凸的, 并且可以在第 $n+1$ 次迭代中求解. 如此, 迭代过程可以运行直至目标函数的值收敛. 为了得到 $\bar{y}_k[n]$ 的在 $n=1$ 时的初始值 $\bar{y}_k[1]$, 首先随机产生 $\hat{\mathbf{w}}_{kj}[0]$, 并且计算 $\hat{\mathbf{W}}_{kj}[0] = \hat{\mathbf{w}}_{kj}[0] \hat{\mathbf{w}}_{kj}^H[0]$. 如此, $\bar{y}_k[1]$ 即可通过式(16)计算获得. 迭代算法过程总结如下:

步骤一: 随机生成 $\{\hat{\mathbf{w}}_{kj}[0], k=1, \dots, K, j=0, \dots, S\}$, $\hat{\mathbf{w}}_{kj}[0]$ 是问题(14)的可行解;

步骤二: 计算 $\hat{\mathbf{W}}_{kj}[0] = \hat{\mathbf{w}}_{kj}[0] \hat{\mathbf{w}}_{kj}^H[0]$, 并且令 $n=0$;

步骤三: 通过式(16)获得 $\bar{y}[n+1]$;

步骤四: $n = n + 1$;

步骤五: 通过 CVX 求解凸优化问题(15), 获得最优解 $\hat{\mathbf{W}}_{kj}[n]$;

步骤六: 计算问题(15)的目标函数的在最优解处的最优值;

步骤七: 判断最优值是否满足收敛条件, 如果满足收敛, 进入步骤八, 否则, 返回步骤三;

步骤八: 若获得的 $\hat{\mathbf{W}}_{kj}[n]$ 的秩为1, 则通过分解 $\hat{\mathbf{W}}_{kj}[n] = \hat{\mathbf{w}}_{kj}[n] \hat{\mathbf{w}}_{kj}^H[n]$ 获得 $\hat{\mathbf{w}}_{kj}[n]$; 否则, 利用随机化技术获得 $\hat{\mathbf{w}}_{kj}[n]$.

3 仿真结果

本节中通过仿真实验所提出算法的有效性. 用向量 $[N_{\text{BS}} \ N_{\text{SC}}]$ 表示宏基站端与小小区基站分别配置的天线数目. 另外, 有 $\delta_k^2 = \delta^2, k=1, \dots, K$. P 代表所消耗的总功率, SNR 定义为 $\frac{P}{\delta^2}$. S 与 K 分别表示宏小区中所包含的小小区数目以及用户数目. 在仿真中, 假设有4个小小区, 并且共服务8个用户.

迭代算法的收敛性如图2所示. 所提出的算法仅仅在经过少数几次迭代后就能够收敛, 可以快速地获得最优值, 具有收敛快的优点.

本文作者提出的算法可以随着总功率的提升而有效地提升传输速率, 如图3所示. 迭代求解方案能够获得显著的传输速率提升, 从而提升系统的能量效率. 此外, 图3中还显示了宏基站端配置不同天线数目的影响. 在相同的总功率限制条件下, 宏基站配置50根天线所获得的传输速率低于40根天线的传输速率. 随着宏基站天线数的增加, 电路的功率消耗不断增大, 在相同的总功率限制条件下, 用于波束赋形的功率将减小, 从而降低了波束赋形设计所带来的传输速率提升的效果. 大规模MIMO系统可以显著提升系统的能量效率, 但是, 实际中需要仔细评估大规模的天线部署所带来的功率消耗问题.

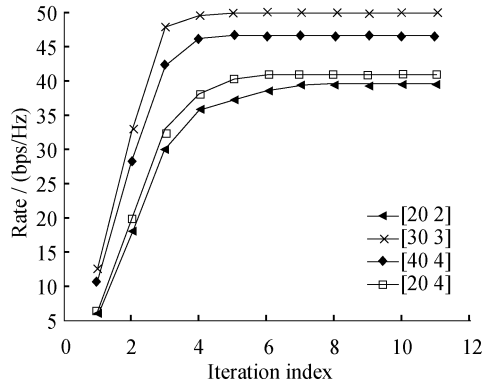


图2 算法收敛性

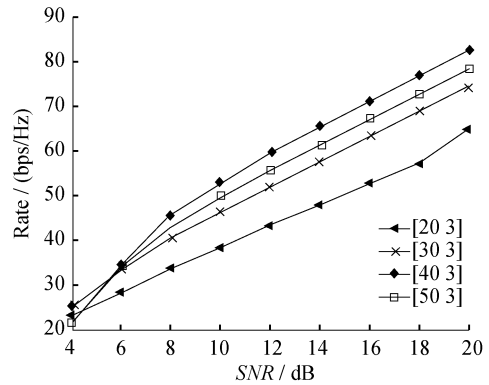


图3 不同天线配置条件以及不同 SNR 下的所有用户的传输速率

4 结 论

大规模 MIMO 以及小小区技术是下一代移动通信的热点技术,本文作者研究在同时包含大规模 MIMO 与小小区的场景中进行波束赋形设计的问题.提出了一种基于 SDR 以及泰勒展开的近似方案以及迭代算法,在总功率限制条件下,通过波束赋形设计最大化所有用户速率和.仿真结果表明,该算法能够有效地提升系统的传输速率以及能量效率.

参考文献:

- [1] Rusek F, Persson D, Lau B, et al. Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(1): 40-60.
- [2] Hoydis J, Kobayashi M, Debbah M. Green small-cell networks [J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2011, 6(1): 37-43.
- [3] Hoydis J, Brink S, Debbah M. Massive MIMO in the UL/DL of cellular networks: How many antennas do we need? [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(2): 160-171.
- [4] Hwang I, Song B, Soliman S. A Holistic View on Hyper-Dense Heterogeneous and Small Cell Networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 5(1): 620-627.
- [5] Liu W, Han S, Yang C, et al. Massive MIMO or small cell network: Who is more energy efficient? [C]//IEEE. Proceeding of the Wireless Communications and Networking Conference Workshops. Shanghai: IEEE, 2013.
- [6] Li B, Liang P. Small Cell In-Band Wireless Backhaul in Massive MIMO Systems: A Cooperation of Next-Generation Techniques [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(12): 7057-7069.
- [7] Hosseini K, Hoydis J, Brink S, et al. Massive MIMO and Small Cells: How to Densify Heterogeneous Networks [C]//Proceeding of the International Conference on Communications. Budapest: IEEE, 2013.
- [8] Adhikary A, Dhillon H, Caire G. Massive-MIMO Meets HetNet: Interference Coordination Through Spatial Blanking [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(6): 1171-1186.
- [9] Holma H, Toskala A. LTE Advanced: 3GPP Solution for IMT Advanced [R]. Chichester: John Wiley & Sons, 2012.
- [10] Ng D, Lo E, Schober R. Energy-efficient resource allocation in OFDMA systems with large numbers of base station antennas [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(9): 3292-3304.
- [11] Huang Y, Palomar D. Rank-constrained separable semidefinite programming with applications to optimal beamforming

- [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(2): 664 – 678.
- [12] Li W, Chang T, Lin C, et al. Coordinated Beamforming for Multiuser MISO Interference Channel under Rate Outage Constraints [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(5): 1087 – 1103.
- [13] Grant M, Boyd S. CVX: Matlab software for disciplined convex programming [EB/OL]. (2013 – 09 – 01) [2015 – 10 – 05]. <http://cvxr.com/cvx>.

Beamforming in heterogeneous networks with Massive MIMO

ZHAO Pu, QIU Mengting, YU Hui, LUO Hanwen

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The wireless communication system is now facing an astounding data traffic increase in a decade. Massive multiple-input multiple-output (MIMO) and small cell (SC) networks are two promising technologies to meet the increasing data traffic demand. This paper studies the beamforming design problem in a two-tier network consisting of a massive MIMO macro tier overlaid with a second tier of SCs. In this scenario, the Base Station (BS) uses a large excess of base station antennas (up to a few hundred antennas) while the SC is equipped with only a small number of antennas. Possible improvements of energy efficiency is investigated. The object is to maximize the transmission rate of the network under the sum power constraint. This object leads to a nonconvex complicated structure, and makes the considered beamforming design problem difficult to handle. To solve this problem, a beamforming design scheme is proposed to transform the original problem into a convex approximation problem, by employing semidefinite relaxation (SDR) and first-order approximation technique based on Taylor expansion. Numerical results show that the strategy can improve system throughput.

Key words: Massive MIMO; heterogeneous networks; small cell; beamforming

(责任编辑:顾浩然)