

多小区多用户下行能效优化波束成形的分布式实现算法

陈文阳, 何世文, 黄永明, 杨绿溪

(东南大学 信息科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 针对多小区多用户下行链路通信系统, 研究了能效优化波束成形的分布式实现算法。首先, 能效优化问题描述为系统加权和速率与系统能量损耗之比的最大化问题, 利用分数规划理论将分数形式的优化目标转化成多项式减法形式。其次, 引入认知无线电中的干扰温度的概念, 将优化问题转化为多个分布式求解的子问题。最后, 利用拉格朗日对偶及分步优化理论, 提出了一种能效优化波束成形的分布式实现算法。通过仿真结果表明, 相对于传统的能效优化算法, 所提算法可获得明显的能效性能增益。

关键词: 分布式实现; 能效优化; 分数规划; 干扰温度; 波束成形

中图分类号: TN92

文献标识码: A

Distributed energy efficient beamforming algorithm for multicell multiuser downlink system

CHEN Wen-yang, HE Shi-wen, HUANG Yong-ming, YANG Lv-xi

(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: A distributed energy efficient beamforming algorithm was studied for multicell multiuser downlink communication system. Firstly, the energy efficient optimization problem was first considered as the maximization of the ratio between the system sum rate and the system power consumption. The fractional programming optimization target was then transformed into a subtractive form via using the fractional programming theorem. Secondly, the problem was decomposed into some subproblems that can be solved respectively by introducing the concept of the interference temperature in cognitive radio networks. Finally, an effective distributed energy efficient beamforming algorithm was proposed by exploiting the Lagrangian duality theorem and optimization theorem. Compared to the classical energy efficient optimization algorithm, the proposed algorithm can achieve an obvious energy efficiency performance gain.

Key words: distributed realization; energy efficiency optimization; fractional programming; interference temperature; beamforming

1 引言

未来无线通信系统中日益增长的语音业务、数据业务和宽带多媒体业务, 在系统容量方面对无线通信系统提出了更高的要求。随着研究不断深入, 人们发现随着用户数量激增及网络规模不断扩张, 无线通信网络能耗急剧增加, 成为一个日益严重的问题。另外, 大量较强的空间无线电电磁波对自然环境和人们身心健康造成一定的影响。因此, 未来的通

信系统需要在保证传输速率的同时, 降低系统的能耗。能源效率(能效)定义为系统数据率与能耗之比, 已经成为下一代无线通信系统的重要指标^[1,2]。

最近, 提升系统能效得到了广泛深入的研究^[3-12]。首先, 基于能效优化的功率分配方案取得了一定的研究成果。文献[3,4]研究了有限回程链路下的OFDMA多小区能效功率分配方案, 文献[5]研究了一种给定迫零波束下的多小区能效优化功率分配方案。其次, 通过波束设计与功率分配一同来提高

收稿日期: 2014-12-16; 修回日期: 2015-05-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61471120); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20130019)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471120); The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20130019)

系统能效也得到了广泛地关注。文献[6]讨论了有速率约束条件下的多小区波束成形能效最大化方案；文献[7,8]则对多小区下行链路能效波束设计进行了深入地研究，表明多点协作技术也能有效提升系统能效；而在文献[9]中，为了实现能效优化，设计了优化分配到每个流上的发射功率以及波束的方案；为了实现能效优化发送的目标，文献[10]提出了一种多用户 MISO 系统能效波束以及功率分配方案。同时，能效优化方案也被运用到了不同的系统架构中去，针对不同的通信环境进行了研究。文献[11]引入了异构网络的系统架构，针对异构网络进行优化，研究了带有权重的异构网络中能效优化问题；而在文献[12]中则考虑了实际通信环境的特点，研究了一种在用户速率约束、泄漏干扰约束以及发射功率约束下的异构网络下行链路能效优化波束成形方案。

上述研究都采用集中式算法来实现能效优化。集中式算法需要中央处理器收集系统中完整的信道信息，优化计算后再将优化结果传输给各个小区基站，造成巨大的回程开销。实际通信系统中回程链路有限制，而且当发射天线规模较大时，收集系统中完整信道信息较为困难，因此集中式算法的实现难度较大。目前，采用分布式算法解决多小区多用户下行链路中的能效优化问题并没有得到相应的研究。因此，本文将研究多小区多用户下行能效优化问题，提出一种能效优化波束成形的分布式实现算法。

2 系统模型

研究 M 个小区多用户多输入单输出 (MU-MISO) 下行链路场景，其中，第 m 个基站有 T_m 根发射天线，服务 N_m 个单天线用户，第 m 个基站服务的第 n 个用户的接收信号可表示为

$$y_{m,n} = \sum_{j=1}^M h_{j,m,n}^H \sum_{k=1}^{N_m} \sqrt{p_{j,k}} \mathbf{w}_{j,k} x_{j,k} + z_{m,n} \quad (1)$$

其中， $h_{j,m,n}$ 表示第 j 个基站到第 m 个基站中的第 n 个用户的平衰落信道系数，包括大尺度衰落、小尺度衰落和阴影衰落， $p_{j,k}$ 表示第 j 个基站对其小区内第 k 个用户的发射功率， $\mathbf{w}_{j,k}$ 表示第 j 个基站中第 k 个用户的单位范数波束矢量， $x_{j,k}$ 表示第 j 个基站中第 k 个用户的数据信息，且满足 $\mathbf{E}\{x_{j,k}\} = 0$ 和

$\mathbf{E}\{\|x_{j,k}\|^2\} = 1$ ， $z_{m,n} \in CN(0, \sigma_{m,n}^2)$ 。假设不同用户的数据信息和接收噪声是相互独立的，则第 m 个基站中第 n 个用户的瞬时速率表示为 $R_{m,n} = \text{lb}(1 + \text{SINR}_{m,n})$ ，其中 $\text{SINR}_{m,n}$ 表示第 m 个基站的第 n 个用户的接收信干噪比，计算公式如式(2)所示

$$\text{SINR}_{m,n} = \frac{p_{m,n} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2}{\sum_{(j,k) \neq (m,n)} p_{j,k} \|h_{j,m,n}^H \mathbf{w}_{j,k}\|^2 + \sigma_{m,n}^2} \quad (2)$$

为了表述方便， $\mathbf{W}_m = \{\mathbf{w}_{m,1}, \dots, \mathbf{w}_{m,N_m}\}$ 表示基站 m 的多用户预编码矩阵集合， $\mathbf{W} = \{\mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_M\}$ 表示所有预编码矩阵的集合。所研究的系统能效目标定义为系统加权和速率与系统总能量消耗之比，计算公式如式(3)所示

$$f(\mathbf{W}) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} R_{m,n}}{\sum_{m=1}^M (T_m \gamma_c + \gamma_0) + \xi \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n}} \quad (3)$$

其中， $\alpha_{m,n}$ 表示第 m 个基站中第 n 个用户的权重因子，而 $\xi \geq 1$ 表示系统功放的效率， γ_c 表示发射端每根天线的固定损耗， T_m 表示发射端的天线数， γ_0 表示每个基站端的固定损耗，这一固定损耗与天线的数目无关。所研究的能效优化问题描述为

$$\max_{\mathbf{W}, \mathbf{p}} f(\mathbf{W}, \mathbf{p}) \quad \text{s.t.} \quad \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall m, n \quad (4)$$

其中， P_m 为基站 m 的最大发射功率。优化式(4)是一个非凸的优化问题，利用传统的优化方法无法直接求解。接下来提出实现优化式(4)求解的能效优化波束成形的分布式实现算法。

3 能效优化波束成形的分布式实现算法

这部分将分 3 步来解决式(4)，首先利用分数规划对优化目标进行转化^[13-15]，然后引入认知无线电中的干扰温度的概念，将优化问题转化为多个分布式实现的子问题，最后利用拉格朗日对偶及分步优化理论实现问题的求解。

文献[13-15]的分数规划理论表明，分数形式的优化目标函数可以转化为多项式减法形式的优化问题，即

$$G(\theta) = \max_{\mathbf{w}, \mathbf{p}} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} R_{m,n} - \theta \left(\sum_{m=1}^M (T_m \gamma_c + \gamma_0) + \xi \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \right) \quad (5)$$

s.t. $\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall n$

其中， θ 表示新引入的优化变量，当 $G(\theta) = 0$ 时， θ 即为系统最优能效值。将 θ 作为算法最外层的优化变量，其最优值可以通过二分搜寻法求解。而给定 θ 时的内层优化为

$$\max_{\mathbf{w}, \mathbf{p}} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} R_{m,n} - \theta \left(\sum_{m=1}^M (T_m \gamma_c + \gamma_0) + \xi \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \right) \quad (6)$$

s.t. $\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall m, n$

为了能效优化的分布式实现，引入认知无线电中的干扰温度的概念^[16]，则式(6)可转化为多个分布式求解的优化子问题，而优化子问题可以由每个基站单独求解，通过有限的基站间信息交互，实现系统能效的优化。假定 $\Gamma_{m,n}^j$ 表示基站 j 对第 m 个基站中第 n 个用户的干扰温度，计算公式为

$$\Gamma_{m,n}^j = \sum_{k=1}^{N_k} p_{j,k} \|h_{j,m,n}^H \mathbf{w}_{j,k}\|^2 \quad (7)$$

通过引入干扰温度，用户的瞬时速率计算公式可表示为 $R_{m,n} = \text{lb}(1 + \overline{\text{SINR}}_{m,n})$ ，其中， $\overline{\text{SINR}}_{m,n}$ 表示基于干扰温度表示的第 m 个基站中第 n 个用户的信干噪比，计算公式如下

$$\overline{\text{SINR}}_{m,n} = \frac{p_{m,n} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2}{\sum_{l=1, l \neq n}^{N_m} p_{m,l} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,l}\|^2 + \bar{\sigma}_{m,n}^2} \quad (8)$$

其中， $\bar{\sigma}_{m,n}^2 = \sum_{j=1, j \neq m}^M \Gamma_{m,n}^j + \sigma_{m,n}^2$ 。则式(6)转化为式(9)

的形式

$$\min_{\mathbf{w}, \mathbf{p}, \Gamma} \theta \left(\sum_{m=1}^M (T_m \gamma_c + \gamma_0) + \xi \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \right) - \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} R_{m,n} \quad (9)$$

s.t. $\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \|h_{m,j,k}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 \leq \Gamma_{j,k}^m, \forall j, k, j \neq m$

$\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall m, n$

$\Gamma_{j,k}^m \geq 0, \forall j, k, j \neq m$

式(9)中有 3 个优化变量，可以通过固定其中 2

个变量来优化第 3 个变量，不断迭代直至收敛。先将 Γ 作为外层的优化变量，保持干扰温度不变，优化波束以及功率的分配，则式(9)转化为

$$\min_{\Gamma} \sum_{m=1}^M \bar{g}_m(\Gamma) \quad \text{s.t. } \Gamma_{j,k}^m \geq 0, \forall j, k, j \neq m \quad (10)$$

通过实现优化式(10)的上界优化，可以分解优化目标，将式(10)转化为 M 个优化子问题。 $\bar{g}_j(\Gamma)$ 表示第 j 个优化子问题的最优解，可以由第 j 个基站单独求解。第 m 个优化子问题如式(11)所示

$$\min_{\mathbf{w}_m, \mathbf{p}_m} \theta \left(T_m \gamma_c + \gamma_0 + \xi \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \right) - \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} R_{m,n} \quad (11)$$

s.t. $\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \|h_{m,j,k}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 \leq \Gamma_{j,k}^m, \forall j, k, j \neq m$

$\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall n$

式(11)依然是一个非凸问题，无法直接优化。引入辅助变量 $\mu_{m,n}, \forall n=1, \dots, N_m$ ，并令 $\boldsymbol{\mu}_m = \{\mu_{m,n}\}$ ，式(11)转化为式(12)

$$\max_{\mathbf{w}_m, \mathbf{p}_m, \boldsymbol{\mu}_m} \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} \text{lb}(1 + \mu_{m,n}) - \theta \xi \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \quad (12)$$

s.t. $\mu_{m,n} \leq \frac{p_{m,n} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2}{\sum_{l=1, l \neq n}^{N_m} p_{m,l} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,l}\|^2 + \bar{\sigma}_{m,n}^2}, \forall n$

$\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \|h_{m,j,k}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 \leq \Gamma_{j,k}^m, \forall j, k, j \neq m$

$\sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall n$

对于式(12)，根据分步优化理论^[17]，可以转化为 2 步迭代的优化过程，第一步为固定波束的功率分配优化，第二步为固定功率分配的波束优化。迭代进行这 2 步优化，收敛时即求解了式(12)。为了求解固定波束的功率分配优化问题，利用近似优化理论^[17]，定义辅助参数 $\lambda_{m,n}$ 和 $\beta_{m,n}$ 如式(13)所示

$$\lambda_{m,n} = \frac{\tilde{\mu}_{m,n}^2}{1 + \tilde{\mu}_{m,n}}, \beta_{m,n} = \frac{\tilde{\mu}_{m,n}}{1 + \tilde{\mu}_{m,n}} + \ln(1 + \tilde{\mu}_{m,n}) \quad (13)$$

可得 $\text{lb}(1 + \tilde{\mu}_{m,n}) = \frac{1}{\ln 2} (\beta_{m,n} - \lambda_{m,n} \tilde{\mu}_{m,n}^{-1})$ ，其中， $\tilde{\mu}_{m,n}$ 为 $\mu_{m,n}$ 的近似辅助参数。当给定 $\mu_{m,n}$ 时，令 $\tilde{\mu}_{m,n} = \mu_{m,n}$ ，则固定波束的功率分配优化问题转

化为式(14)的形式, 通过观察发现变量 $\beta_{m,n}$ 并不影响优化结果。求解式(14), 即 μ_m 和 p_m 得到优化更新后, 令 $\tilde{\mu}_{m,n} = \mu_{m,n}$, 根据式(13)更新 $\lambda_{m,n}$ 后, 继续求解式(14)。通过迭代完成这一过程直至收敛, 可以求解固定波束的功率分配优化问题。

$$\begin{aligned} \min_{p_m, \mu_m} & \frac{1}{\ln 2} \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} (\lambda_{m,n} \mu_{m,n}^{-1} - \beta_{m,n}) + \theta \xi \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \\ \text{s.t.} & \mu_{m,n} \leq \frac{p_{m,n} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2}{\sum_{l=1, l \neq n}^{N_m} p_{m,l} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,l}\|^2 + \sigma_{m,n}^2}, \forall n \\ & \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \|h_{m,j,k}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 \leq \Gamma_{j,k}^m, \forall j, k, j \neq m \\ & \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n} \leq P_m, \|\mathbf{w}_{m,n}\| = 1, \forall n \end{aligned} \quad (14)$$

通过对优化变量取对数, 即 $\bar{p}_{m,n} = \ln p_{m,n}$, $\bar{\mu}_{m,n} = \ln \mu_{m,n}$, $\bar{\Gamma}_{m,n}^j = \ln \Gamma_{m,n}^j$, 式(14)转化为式(15)。式(15)是每个基站可分布式求解的凸优化问题, 利用几何规划算法可直接求解^[18]。

$$\begin{aligned} \min_{p_m, \mu_m} & \left(\frac{1}{\ln 2} \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} \lambda_{m,n} e^{-\bar{\mu}_{m,n}} + \theta \xi \sum_{n=1}^{N_m} e^{\bar{p}_{m,n}} \right) \\ \text{s.t.} & \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 \left(\sum_{l=1, l \neq n}^{N_m} e^{\bar{p}_{m,l}} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,l}\|^2 + \sum_{j=1, j \neq m}^M e^{\bar{\Gamma}_{m,n}^j} + \sigma_{m,n}^2 \right) e^{\bar{\mu}_{m,n} - \bar{p}_{m,n}} \leq 1, \forall n \\ & \sum_{n=1}^{N_m} e^{\bar{p}_{m,n} - \bar{\Gamma}_{j,k}^m} \|h_{m,j,k}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 \leq 1, \forall j, k, j \neq m \\ & P_m^{-1} \sum_{n=1}^{N_m} e^{\bar{p}_{m,n}} \leq 1 \end{aligned} \quad (15)$$

对于式(12)的第二步优化, 即固定功率分配的波束优化, 优化方法为在满足信干噪比的约束下, 实现发射功率的最小化, 这一过程每个基站也能分布式求解。式(12)的第二步优化问题如式(16)所示。

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}} & \sum_{n=1}^{N_m} \|\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}\|^2 \\ \text{s.t.} & \mu_{m,n} \leq \frac{p_{m,n} \|h_{m,m,n}^H \tilde{\mathbf{w}}_{m,n}\|^2}{\sum_{l=1, l \neq n}^{N_m} \|h_{m,m,n}^H \tilde{\mathbf{w}}_{m,l}\|^2 + \sigma_{m,n}^2}, \forall n \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^{N_m} \|h_{m,j,k}^H \tilde{\mathbf{w}}_{m,n}\|^2 & \leq \Gamma_{j,k}^m, \forall j, k, j \neq m \\ \sum_{n=1}^{N_m} \|\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}\|^2 & \leq P_m \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)可以通过传统的二阶锥优化方法求解, 至此得到了给定干扰温度下的能效优化算法。

这一部分将给出外层的干扰温度的更新方法, 通过几何规划算法求解式(15), 可以得到式(15)第一个和第二个限制条件的拉格朗日因子集 $\omega_{m,n}, \phi_{m,n}$, 通过这些拉格朗日因子, 利用传统的次梯度优化方法, 可以得到干扰温度的更新式

$$\begin{aligned} \bar{\Gamma}_{m,n}^{j(l+1)} & = \bar{\Gamma}_{m,n}^{j(l)} - \pi^{(l)} \\ & \left(\frac{\omega_{m,n}^m e^{\bar{\Gamma}_{m,n}^j}}{\sum_{l=1, l \neq n}^{N_m} e^{\bar{p}_{m,n}} \|h_{m,m,n}^H \mathbf{w}_{m,n}\|^2 + \sum_{j=1, j \neq m}^M e^{\bar{\Gamma}_{m,n}^j} + \sigma_{m,n}^2} - \phi_{m,n}^j \right) \end{aligned} \quad (17)$$

基站更新干扰温度时需要交互拉格朗日因子信息, 而交互信息都为标量。整体的算法流程可以归纳如下。

1) 初始化。设定能效因子 θ 初值, 初始化功率参数 $\{p_{m,n}^{(0)}\}$ 以及波束 $\{\mathbf{w}_{m,n}^{(0)}\}$, 并计算出初始干扰温度 $\{\Gamma_{m,n}^{j(0)}\}$ 。

2) 根据给定的 $\{\mathbf{w}_{m,n}^{(0)}\}$ 和 $\{\Gamma_{m,n}^{j(0)}\}$, 计算式(15)直至收敛, 计算出 $\{p_{m,n}^{(0)}\}$, $\mu_m^{(*)}$ 以及拉格朗日因子集 $\omega_{m,n}^{(*)}, \phi_{m,n}^{(*)}$ 。

3) 计算式(12)的优化目标与优化步骤 2) 之前的变化, 若变化很小, 转向步骤 5), 否则转向步骤 4)。

4) 对于给定的 $\mu_m^{(*)}$, 求解式(16), 获得优化波束 $\{\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}^{(*)}\}$, 并令 $\left\{ \mathbf{w}_{m,n}^{(0)} = \frac{\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}^{(*)}}{\|\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}^{(*)}\|} \right\}$ 以及 $\left\{ p_{m,n}^{(*)} = \|\tilde{\mathbf{w}}_{m,n}^{(*)}\|^2 \right\}$,

并转向步骤 2)。

5) 假如更新干扰温度的收敛条件满足, 转向步骤 6), 否则根据式(17)更新干扰温度, 转向步骤 2)。

6) 假如 $|G(\theta)| \leq \zeta$, ζ 为一个很小的值, 算法停止, 否则按照式(18)更新 θ 后返回步骤 2)。

$$\theta = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} \alpha_{m,n} R_{m,n}}{\sum_{m=1}^M (T_m \gamma_c + \gamma_0) + \xi \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_m} p_{m,n}} \quad (18)$$

算法的外层收敛，即更新能效因子 θ 的收敛情况和文献[8,9]相同，可以得到证明，收敛速度较快。而算法的内层，更新干扰温度采用了次梯度方法搜索，是收敛的，而给定干扰温度下的更新功率分配以及波束方向的过程可以证明每次迭代后优化目标值是递增的，而且有上界，根据单调有界原理，可以证明算法的收敛性，内层收敛情况在仿真结果中也有所体现。

目前，能效优化波束成形的研究主要采用了集中式算法，而集中式算法需要系统中包含中央处理器。首先，中央处理器收集系统中所有小区所有用户的信道信息进行优化问题的求解。求解后，将优化后的波束通过回程链路传输给系统中每个基站，实现系统的优化。集中式算法系统中首先必须包含中央处理器，这样会带来额外的能量消耗。其次，中央处理器需要收集所有小区所有用户的信道信息，这在实际系统中难以实现，而且获取信道信息的时间间隔内，衰落信道可能已经产生了变化，这对于优化算法的性能会造成较大的影响。最后，集中式算法由于需要传输完整信道信息以及波束矩阵，传输参数数量大，而且参数都是复数矢量，会造成系统回程链路开销过大。

而本文所提算法为分布式实现算法，可以有效避免集中式算法带来的问题。首先，系统中不需要中央处理器，系统结构更为扁平化，不需要额外的能量消耗。其次，整个优化过程中每个基站只需要获取本小区的信道信息，在 TDD 系统中利用信道互易性可以实现。最后，在所提的分布式算法中，系统的回程链路开销来源于更新干扰温度时的基站交互过程。交互过程中，2 个基站间只需交互 4 个标量实数。假设算法最外层的 θ 的迭代次数为 κ_1 ，外层的干扰温度的迭代次数为 κ_2 ，系统内的小区数为 M ，则整体的系统回程开销为 $4\kappa_1\kappa_2M(M-1)$ 。由于算法的收敛较快，因此系统的回程开销很小。

仿真结果表明，本文所提的分布式算法所得到的能效性能与最优的集中式算法差距很小。图 3 的仿真环境中，当发射天线数为 4，用户数为 2 时，所提算法与最优集中式算法的能效性能比如表 1 所示。

表 1 所提算法与最优集中式算法的能效性能比

发射功率/dBm	所提算法与集中式算法能效比/%
26	94.28
30	93.64
34	92.18
38	90.55
42	89.58
46	88.86

而当发射天线数为 8，用户数为 4 时，所提算法与最优集中式算法的能效性能比也达到 90%左右。仿真结果及分析表明，所提分布式算法在避免了集中式算法带来的额外能耗、信道获取困难、开销过大等问题的同时，能效性能能达到集中式算法的 90%左右，实用性强。

4 仿真结果

这一节对所提出的分布式下行链路多小区能效优化算法进行数值仿真验证。假设在 M 个小区内，第 m 个小区存在有 N_m 个单天线用户，基站有 T_m 根天线。小区间距离为 1 000 m，而在每个小区中，每个用户到基站的最小距离为 400 m。在系统中，第 j 个基站到第 m 个基站中的第 n 个用户的信道系数 $h_{j,m,n} = L_{j,m,n} h_{j,m,n}^w$ ， $h_{j,m,n}^w$ 为第 j 个基站到第 m 个基站中的第 n 个用户信道的小尺度衰落且为零均值单位方差的高斯噪声， $L_{j,m,n}$ 为第 j 个基站到第 m 个基站中的第 n 个用户信道的大尺度衰落，大尺度衰落计算公式为

$$10 \lg(L_{j,m,n}) = -3.810 \lg(d_{j,m,n}) - 34.5 + \psi_{j,m,n} \quad (19)$$

其中， $\psi_{j,m,n}$ 为阴影衰落，满足分布 $N(0, 8 \text{ dB})$ ^[19]，每个用户终端的噪声系数为 9 dB。在仿真中，设定每个基站在 10 MHz 的带宽上有相同的功率约束，每个用户的权重因子 $\alpha_{m,n} = 1$ ，系统功放的效率常量 $\xi = 1$ 。系统收敛的门限设定为 $\delta = 10^{-3}$ ， $\epsilon = 10^{-5}$ 。仿真环境如图 1 所示。

图 2 为给定能效因子以及干扰温度下的单个基站的功率分配以及波束方向迭代过程，可以看到整个迭代过程中该基站的能效一直得到提升，而且最后将趋于稳定，说明了内层迭代的收敛性，同时注意到算法的迭代次数较少，一般 5 次以内就可以收敛，说明内层算法具有很好的实用性。

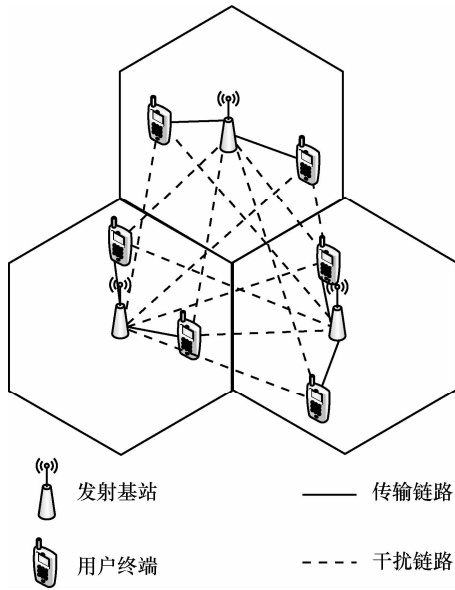


图 1 系统模型

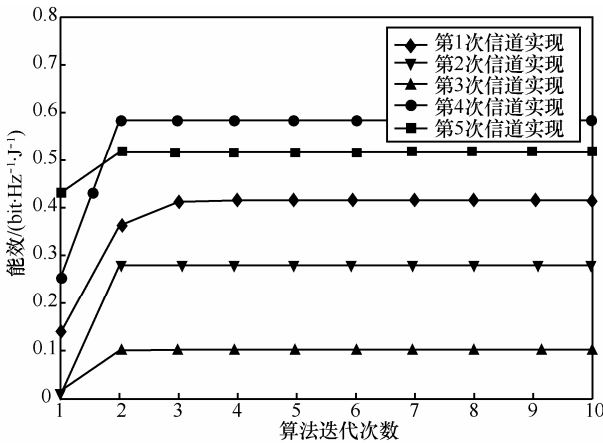


图 2 给定能效因子和干扰温度下的内层算法收敛

为了性能比较，仿真中将同时给出集中式最大化能效算法，给定 MRT 波束优化能效的功率分配算法，给定随机波束优化能效的功率分配方法的性能。

图 3 给出了本文所提算法、集中式最大化能效算法、给定 MRT 波束优化能效的功率分配算法，给定随机波束优化能效的功率分配方法的平均能效性能。其中， $M=3, \gamma_c=30 \text{ dBm}, \gamma_0=40 \text{ dBm}, d_{\min}=400 \text{ m}$ 。通过仿真结果可以看到，本文所提的算法的平均能效性能远优于 2 种优化能效的功率分配算法。而与集中式算法性能相比，能效可以达到集中式算法的 90%。由于采用了分布式算法，与集中式算法相比，所需要的信息交互量大大降低，更利于实际实现。而随着功率限制的提高，本文所提分布式算法性能依然优于 2 种优化能效的功率分配算法。

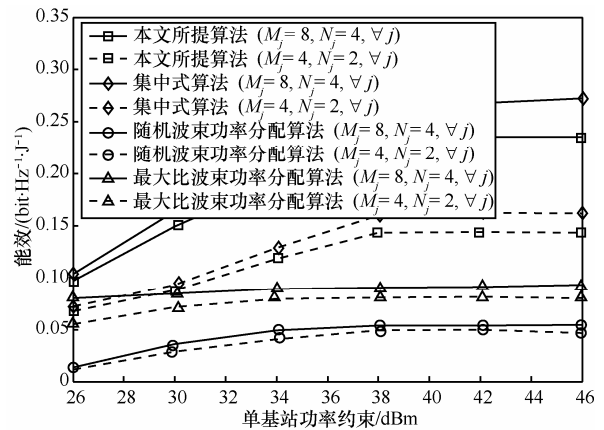


图 3 不同天线数、用户数下的平均能效比较

图 4 给出了本文所提算法、集中式最大化能效算法、给定 MRT 波束优化能效的功率分配算法，给定随机波束优化能效的功率分配方法在不同系统固定损耗下的平均能效仿真结果，可以看到，本文所提算法的平均能效性能远优于 2 种优化能效的功率分配算法。其中， $M=3, \gamma_c=40 \text{ dBm}, \gamma_0=40 \text{ dBm}, N_m=4, T_m=8, d_{\min}=400 \text{ m}$ 。而与集中式算法性能相比，本文所提算法能效可以达到集中式算法能效的 90%以上。而且随着固定功率损耗的提高，本文所提分布式算法性能依然优于 2 种优化能效的功率分配算法。

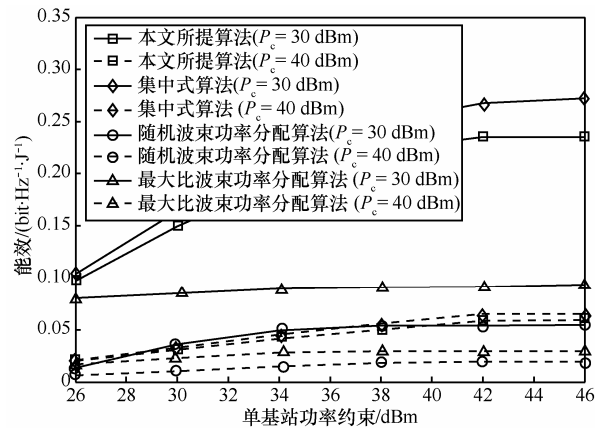


图 4 不同系统固定损耗下的平均能效比较

图 5 给出了本文所提算法、集中式最大化能效算法、给定 MRT 波束优化能效的功率分配算法，给定随机波束优化能效的功率分配方法在不同基站用户间最小距离下的平均能效仿真结果。其中， $M=3, \gamma_c=30 \text{ dBm}, \gamma_0=40 \text{ dBm}, N_m=4, T_m=4$ 。当用户与基站距离越近时，受到的干扰越大，相应的能效性能会有所下降，但无论最小距离如何，本文所提算法的平均能效性能远优于 2 种优化能效的功率分配算法。而与集中式算法相比差距也较小，具有较高的能效。

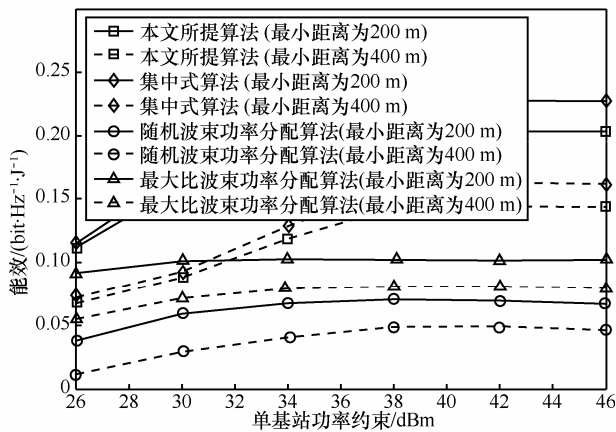


图 5 不同基站用户间最小距离下的平均能效比较

5 结束语

针对多小区多用户下行链路的能效优化问题, 本文提出了一种有效求解能效非凸优化问题的分布式算法。首先利用分数规划理论将优化问题进行了转化, 然后通过引入认知无线电中的干扰温度的概念以及利用优化理论, 实现了算法的分布式实现, 可以使系统的信息反馈开销大大降低。数值仿真分析结果表明, 本文所提出分布式能效优化算法性能明显优于给定波束下的能效优化功率分配算法, 并且与集中式能效最大化算法的性能非常接近。

参考文献:

- [1] FENG D Q, JIANG C Z, LIM G B. A survey of energy-efficient wireless communications[J]. IEEE Communication Surveys and Tutorials, 2013, 15(1): 167-178.
- [2] MAO J L, XIE G, GAO J C. Energy efficiency optimization for cognitive radio MIMO broadcast channels[J]. IEEE Communication Letters, 2013, 17(2):337-340.
- [3] LE T A, NASSERI S, ESFAHANI A Z. Power-efficient downlink transmission in multicell networks with limited wireless backhaul[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 18(5):82-88.
- [4] NG D W K, LO E S, SCHOBBER R. Energy-efficient resource allocation in multi-cell OFDMA systems with limited backhaul capacity[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(10): 3618-3631.
- [5] WANG X M, ZHU P C, SHENG B. Energy-efficient downlink transmission in multi-cell coordinated beamforming systems[A]. Wireless Communications and Networking Conference[C]. Shanghai, China, 2013. 2554-2558.
- [6] LI Y, TIAN Y F, YANG C Y. Energy-efficient coordinated beamforming with individual data rate constraints[A]. IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communication[C]. London, UK, 2013. 1040-1044.
- [7] HE S W, HUANG Y M, JIN S. Max-min energy efficient beamforming for multicell multiuser joint transmission systems[J]. IEEE Communication Letters, 2013, 11(10):1956-1959.
- [8] HE S W, HUANG Y M, JIN S. Coordinated beamforming for energy

efficient transmission in multicell multiuser systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(12):4961-4971.

- [9] JIANG C Z, LEONARD C. Energy-efficient transmission for MIMO interference channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(9):2988-2999.
- [10] WANG S E, FENG C Y, GUO C L. Downlink joint beamforming and power control for energy efficient multiuser MISO system[A]. Vehicular Technology Conference[C]. Las Vegas, USA, 2013. 1-5.
- [11] HE S W, HUANG Y M, YANG L X. Coordinated multicell multiuser precoding for maximizing weighted sum energy efficiency[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2014, 62(3): 741-751.
- [12] HE S W, HUANG Y M, WANG H M. Leakage-aware energy-efficient beamforming for heterogeneous multicell multiuser systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1268-1281.
- [13] JAGANNATHAN R. On some properties of programming problems in parametric form pertaining to fractional programming[J]. Management Science, 1966, 12(7):609-615.
- [14] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. Bulletin of the Australian Mathematical Society, 1967, 13: 492-498.
- [15] CROUZEIX J, FERLAND J. Algorithms for generalized fractional programming[J]. Mathematical Programming, 1991, 52:191-207.
- [16] ZHANG R, CUI S G. Cooperative interference management with MISO beamforming[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2010, 58(10): 5450-5458.
- [17] HE S W, HUANG Y M, YANG L X. Block coordinated beamforming algorithm for multi-cell MISO downlink systems[A]. IEEE International Conference on Communication[C]. Budapest, Hungary, 2013. 4926-4930.
- [18] BERTSEKAS D. Nonlinear programming[M]. MA: Athena Scientific, 1999.
- [19] 3GPP TR25.996 v.8.0.0 Release 8. Spatial Channel Model for Multiple Input Multiple Output (MIMO) Simulations[S]. 2009.

作者简介:



陈文阳 (1990-), 男, 江苏无锡人, 东南大学硕士生, 主要研究方向为 MIMO 通信、绿色通信。

何世文 (1978-), 男, 湖南郴州人, 东南大学博士后, 主要研究方向为多输入多输出通信、协作通信、绿色通信、大规模多输入多输出通信、毫米波通信无线局域网通信技术和优化理论。

黄永明 (1977-), 男, 江苏吴江人, 东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为 MIMO 通信、协作通信和卫星移动通信。

杨绿溪 (1964-), 男, 安徽桐城人, 东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为移动通信中的 MIMO 空时信号处理、中继协作通信与网络编码、盲信号处理与阵列信号处理。