



文章编号:1001-9081(2017)07-1830-07

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017.07.1830

# 认知无线电网络中接入控制和功率波束形成的联合优化

朱 江, 杜清敏\*, 巴少为

(重庆邮电大学 重庆市移动通信重点实验室, 重庆 400065)

(\* 通信作者电子邮箱 1589481873@qq.com)

**摘要:**在认知无线电网络中,针对鲁棒性的多用户接入控制和发射功率波束形成的联合优化问题,提出了基于熵函数光滑近似的联合优化方案。首先,利用 $L_0$ -范数最小化将接入控制和发射功率波束两个优化问题转化为一个联合优化问题;然后,利用基于熵函数光滑近似的方法对 $L_0$ -范数的非凸性及不连续性问题加以优化;最后,由于光滑可微的目标函数为单峰函数,将问题变形为增广Lagrange函数,利用Armijo梯度下降法得到问题的最优解。数值结果表明:新算法在信干噪比(SINR)较低时虽然所提算法的接入量无明显提高,但是在SINR较高时所提算法能显著降低发射功率并提高次用户的接入量。模型中对不确定的信道状态信息(CSI)加以分析,可以使网络更好地适应外界的变化,提高网络的可靠性,所提算法可以有效地实现网络资源的优化配置,提高网络性能。

**关键词:**认知无线电网络; 接入控制; 发射功率波束形成; 增广Lagrange函数; Armijo梯度下降法

**中图分类号:** TN929.5; TP393    **文献标志码:**A

## Joint optimization of admission control and power beamforming algorithm in cognitive radio network

ZHU Jiang, DU Qingmin\*, BA Shaowei

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** In cognitive radio networks, for the robust joint optimization problem of multiuser admission control and power beamforming, a joint optimization scheme based on smooth approximation of entropy function was proposed. Firstly, the two optimization problems of admission control and transmit power beams were converted into a joint optimization problem by  $L_0$ -norm minimization. Secondly, the method of smoothing approximation based on entropy function was used to optimize the non-convexity and discontinuity of  $L_0$ -norm. Finally, since the objective function was smooth, differentiable and unimodal function, the problem was transformed into the Lagrange function, and Armijo gradient descent method was used to get the optimal solution. The numerical results show that by using the proposed algorithm, the number of admitted uses is not significantly increased when the Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio (SINR) is relatively low, but the transmission power consumption is decreased and the number of admitted uses is increased when SINR is relatively high. The uncertain Channel State Information (CSI) of model is analyzed, which can make the network better adapt to the changes of the outside world and improve the reliability of the network. The proposed algorithm can effectively realize the optimal allocation of the network resources and improve the network performance.

**Key words:** cognitive radio network; admission control; transmission power beamforming; augmented Lagrange function; Armijo gradient descent method

## 0 引言

认知无线电技术通过频谱资源共享可以有效地提高频谱利用率<sup>[1]</sup>。在underlay频谱共享认知无线电网络中,认知用户(次用户)在不对主用户产生有害干扰下与授权用户(主用户)占用相同的频谱完成自身通信<sup>[2]</sup>。而且,随着多天线技术的发展,多输入多输出(Multiple-Input-Multiple-Output, MIMO)技术在抑制干扰方面具有重要的优势<sup>[3]</sup>,在不增加带宽和功率的情况下可以成倍地提高无线通信系统的容量和频谱效率。另外,利用波束形成技术进行干扰控制可以根据环境的变化自适应地调整阵列天线方向图,将主瓣指向所需信

号方向并使其零陷对准干扰方向,尽可能地提高阵列输出所需信号的强度,同时降低干扰信号的强度,从而有效地降低对主用户(Primary User, PU)的干扰以及提高次用户(Secondary User, SU)的通信质量<sup>[4]</sup>。然而,在认知无线电网络中,系统性能很容易因为环境的变化而变差甚至原来的链路组合达不到主/次用户的服务质量(Quality of Service, QoS)而失效(即系统不可行)。在这种情况下,面临着如何选择次用户接入和发射功率波束两个难题,因此,接入控制和发射功率波束是认知无线电网络中亟需解决的关键问题。

当系统可行时,主要是优化速率和资源效率,使速率最大化或者资源效率最优化<sup>[5-9]</sup>,例如文献[5]在MIMO认知无

收稿日期:2016-12-14;修回日期:2017-03-08。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61102062, 61271260);重庆市科委自然科学基金资助项目(cstc2015jcyjA40050)。

作者简介:朱江(1977—),男,湖北荆州人,副教授,博士,主要研究方向:通信理论与技术、信息安全;杜清敏(1990—),女,河北石家庄人,硕士研究生,主要研究方向:认知无线电;巴少为(1991—),女,湖北天门人,硕士研究生,主要研究方向:认知无线电。



线电网络中,提出了联合功率分配和传输波束形成的优化算法,提高了网络的资源效率。随着环境的变化系统不可行时,所有的次用户不可能同时接入同一信道进行通信,例如文献[10–14]。针对如何选择次用户的接入问题,一个准确的方法是枚举法(ENUMeration, ENUM),对文献[15]中的所有可能情况(即用户集合的所有子集)一个不漏地进行检查,因此枚举法的复杂度太高而不可取。考虑到接入控制是非确定性多项式(Non-deterministic Polynomial, NP)问题,为降低复杂度而选择寻找近似解。文献[10]提出了基于 Butussi Bengtsson 的通缩算法(Inflation based on the Butussi-Bengtsson approach, I-BB),是一种低复杂度的算法,类似贪婪算法,固定已经接入用户的发射功率波束,在 QoS 控制下,联合优化候选用户的发射功率波束。文献[11]在单元网络中,提出了基于混合整数规划的联合优化方案,通过半正定规划(SemiDefinite Programming, SDP)得到问题的最优解。文献[12]在协作多单元小区中,将联合优化问题规划为  $L_0$ -范数形式的组合问题,由于  $L_0$ -范数问题的 NP 问题再规划为  $L_1$ -范数形式得到问题的最优解,因此:1) 采用枚举法,算法的计算复杂度过高;2) 贪婪算法虽然具有复杂度低的优势但是不从整体最优上加以考虑,可能仅得到局部最优解;3) 凸优化在转化过程中会造成可行域范围的增大或减小,因此最优解可能会有或大或小的偏离;4) 多数情况下,  $L_0$ -范数最小问题与  $L_1$ -范数最小问题等价条件是不满足的<sup>[14]</sup>。

现有的优化算法一般无法同时具有低复杂度和最优解的特点。本文从复杂度以及最优解的角度考虑,提出了基于熵函数光滑近似的联合优化方案。在认知无线电网络中,underlay 频谱共享依赖于认知用户对信道状态信息(Channel State Information, CSI)的准确估计,因此,本文考虑杂范数有界的不确定信息的信号状态信息。首先,推导出信道信息的数学表达式,对优化问题进行描述。其次,将接入控制和发射功率波束这两个数学问题描述为  $L_0$ -范数形式的联合优化问题,考虑到  $L_0$ -范数问题的非凸性和 NP 问题,将其重新规划为基于熵函数光滑近似的联合优化问题,由于光滑可微的目标函数为单峰函数,将问题变形为增广 Lagrange 函数,利用 Armijo 梯度下降法得到问题的最优解。数值结果分析表明:相比其他联合优化算法,虽然当信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)较低时所提算法的接入量无明显提高,但是当 SINR 较高时所提算法可以有效地降低发射功率并提高次用户的接入量。

本文中,  $(\cdot)^H$  表示对矩阵或向量进行共轭转置;  $E\{\cdot\}$  表示期望值;  $\text{tr}(\cdot)$  表示矩阵的迹;  $\|\cdot\|_F$  表示 Euclidian 范数;  $\|\cdot\|_0$  表示非 0 元素的个数。

## 1 系统模型

考虑一个多用户的下行认知通信网络,SU 采用 underlay 接入方式和 PU 共享频谱。次用户受到来自主基站发射信号的干扰(本文看作噪声干扰),同时,PU 受到来自认知基站发射信号的干扰。如图 1 所示,系统包括一个主网络和一个认知网络,主网络包括一个配置  $N_p$  根天线的发射基站和一个配置 1 根天线的 PU。认知网络包括一个配置  $N_s$  根天线的发射基站和  $K$  个配置 1 根天线的 SU,  $S = \{1, 2, \dots, K\}$ 。为了突显认知网络,降低系统的复杂度,本文仅考虑一个 PU 存在的情景且

主基站分配确定的发射功率波束,本文提的算法能够扩展到存在多个主用户网络环境中。从认知基站发出的信号  $x_s \in \mathbf{C}^{N_s \times 1}$  为:

$$x_s = \mathbf{T}_s s \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{T}_s = [t_1, t_2, \dots, t_k, \dots, t_K], t_k \in \mathbf{C}^{N_s \times 1}$  表示第  $k$  个 SU 在发射端的加权向量;  $s = [s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_K]$ , 其中  $s_k (E\{|s_k|^2\} = 1)$  表示向第  $k$  个 SU 的发射信号。

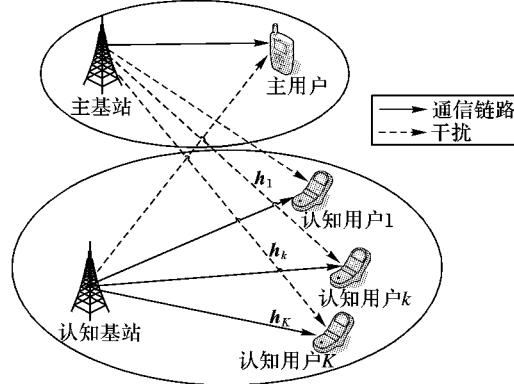


图 1 主、次用户共享网络模型

Fig. 1 Primary and secondary users sharing network model

然而在实际应用中,由于对信道的不准确估计、接收方对 CSI 的量化错误或者过时的反馈、通信双方信道的延时和频率偏移等因素使发送方和接收方无法获知完美的 CSI。由于过大的 CSI 误差会使系统性能严重降低,所以需要考虑信道的不完美性。为了规避时分双工系统的量化错误和频分双工系统的评估错误,采用范数有界信道信息的信道模型,即  $\mathbf{h}_k = \hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k$  其中,  $\mathbf{h}_k \in \mathbf{C}^{1 \times N_s}$  表示认知发射基站和第  $k$  个 SU 间完美的独立同分布的信道信息;  $\hat{\mathbf{h}}_k \in \mathbf{C}^{1 \times N_s}$  表示认知发射基站获知的确定的不完美信道信息;  $\mathbf{e}_k \in \mathbf{C}^{1 \times N_s}$  表示范数有界的不确定信道信息,  $\|\mathbf{e}_k\|_F \leq \delta_k$ ,那么,第  $k$  个 SU 接收到的信号为:

$$\begin{aligned} y_k &= (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{x}_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{x}_i + n_k = \\ &= (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{t}_k s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{t}_i s_i + n_k \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $n_k \sim (0, \sigma_k^2)$  表示均值为 0、方差为  $\sigma_k^2$  的加性高斯白噪声,那么,第  $k$  个 SU 的 SINR 为:

$$\text{SINR}_k = \frac{\|(\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{t}_k\|_F^2}{\|(\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i\|_F^2 + \sigma_k^2} \quad (3)$$

对 PU 的干扰为:

$$I = \|(\hat{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{e}_0) \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k s_k\|_F^2 + \sigma_0^2 \quad (4)$$

其中:  $n_0 \sim (0, \sigma_0^2)$  表示均值为 0、方差为  $\sigma_0^2$  的加性高斯白噪声;  $\hat{\mathbf{h}}_0 \in \mathbf{C}^{1 \times N_p}$  表示主基站获知的确定的不完美信道信息;  $\mathbf{e}_0 \in \mathbf{C}^{1 \times N_p}$  表示范数有界的不确定信道信息,  $\|\mathbf{e}_0\|_F \leq \delta_0$ 。

第  $k$  个 SU 接收到通信信号表示为:

$$\begin{aligned} \|\hat{\mathbf{h}}_k^H (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k)^H (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{t}_k\|_F^2 &= \text{tr}\{\mathbf{t}_k^H (\hat{\mathbf{h}}_k^H + \mathbf{e}_k^H) (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \mathbf{t}_k\} = \\ &= \mathbf{t}_k^H (\hat{\mathbf{h}}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k + \hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{e}_k + \mathbf{e}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k^H \mathbf{e}_k) \mathbf{t}_k = \mathbf{t}_k^H (\hat{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_k \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $\hat{\mathbf{H}}_k = \hat{\mathbf{h}}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k$ ;  $\Delta_k = \hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{e}_k + \mathbf{e}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k^H \mathbf{e}_k$ ,  $\Delta_k$  是范数有界的,



即  $\|\Delta_k\| \leq \varepsilon_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 。证明如下：

$$\begin{aligned}\|\Delta_k\|_F &= \|\hat{\mathbf{h}}_k^H \mathbf{e}_k + \mathbf{e}_k^H \hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k^H \mathbf{e}_k\|_F \leq \\ &\quad \|\hat{\mathbf{h}}_k^H\|_F \|\mathbf{e}_k\|_F + \|\mathbf{e}_k^H\|_F \|\hat{\mathbf{h}}_k\|_F + \\ &\quad \|\mathbf{e}_k^H\|_F \|\mathbf{e}_k\|_F = \delta_k^2 + 2\delta_k \|\hat{\mathbf{h}}_k^H\|_F = \varepsilon_k\end{aligned}\quad (6)$$

其他 SU 对第  $k$  个 SU 产生的干扰信号可以重新表示为：

$$\left\| (\hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k) \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \right\|_F^2 = \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^H (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_i \quad (7)$$

SU 对 PU 产生的干扰信号可以重新表示为：

$$I = \left\| (\hat{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{e}_0) \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \right\|_F^2 + \sigma_0^2 = \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k^H (\tilde{\mathbf{H}}_0 + \Delta_0) \mathbf{t}_k \quad (8)$$

其中： $\tilde{\mathbf{H}}_0 = \hat{\mathbf{h}}_0^H \hat{\mathbf{h}}_0$  和  $\Delta_0 = \hat{\mathbf{h}}_0^H \mathbf{e}_0 + \mathbf{e}_0^H \hat{\mathbf{h}}_0 + \mathbf{e}_0^H \mathbf{e}_0$ ,  $\Delta_0$  是范数有界的，即  $\|\Delta_0\|_F \leq \varepsilon_0$ 。

## 2 接入控制和发射功率波束的联合优化方案

### 2.1 问题描述

由于实际情况下，发射功率波束的优化可能因为某些原因不可行，例如：1) 两个用户或者多个用户的信道增益矢量共线或者具有较高的相关性；2) PU 的干扰温度门限较低或者次用户的 SINR 较高；3) 次用户的数量较多，远远超出认知基站天线的数量；因此本文的优化目标是接入控制和发射功率波束形成的联合优化。

在 PU 的温度干扰门限和次用户 SINR 的约束下，如何实现接入控制和发射功率波束形成的联合优化问题可以看作两个优化问题。其中，次用户的 SINR 约束可以表示为：

$$SINR_k = \frac{\mathbf{t}_k^H (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^H (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_i + \sigma_k^2} \quad (9)$$

第一个优化问题为接入量最大化问题，即：

$$S_0 = \arg \max_{S \subseteq \{1, 2, \dots, K\}, |\mathbf{t}_k|_{k=1}^K} |S| \quad (10)$$

$$\text{s. t. } c_1: SINR_k \geq r_k, k = 1, 2, \dots, K$$

$$c_2: \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k^H (\tilde{\mathbf{H}}_0 + \Delta_0) \mathbf{t}_k + \sigma_0^2 \leq Ith$$

$$c_3: \sum_{k \in S} \|\mathbf{t}_k\|_F^2 \leq P_{\max}$$

第二个优化问题为发射功率波束最小化问题，即：

$$\min_{\{\mathbf{t}_k\}_{k \in S_0}} \sum_{k \in S_0} \|\mathbf{t}_k\|_F^2 \quad (11)$$

$$\text{s. t. } c_1: SINR_k \geq r_k, k = 1, 2, \dots, K$$

$$c_2: \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k^H (\tilde{\mathbf{H}}_0 + \Delta_0) \mathbf{t}_k + \sigma_0^2 \leq Ith$$

$$c_3: \sum_{k \in S} \|\mathbf{t}_k\|_F^2 \leq P_{\max}$$

问题中次用户的 SINR 约束可以变形为：

$$\mathbf{t}_k^H (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_k - r_k \left( \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^H (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_i \right) \geq r_k \sigma_k^2$$

所以，式(11) 中的信干噪比约束在最差情况下可以表示为：

$$\min_{\|\Delta_k\|_F} \text{tr} \{ (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \} - r_k \times \text{tr} \left\{ (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\} \quad (12)$$

利用拉格朗日乘数法找到最小的 SINR，以达到目标 SINR 的门限要求。

**定理 1** 式(12) 可以重新写为：

$$\begin{aligned}\min_{\|\Delta_k\|_F \leq \varepsilon_k} & \text{tr} \{ (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \} - r_k \times \\ & \text{tr} \left\{ (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\} = \text{tr} \left\{ \tilde{\mathbf{H}}_k \left( \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right) \right\} - \\ & \varepsilon_k \left\| \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\|_F\end{aligned}\quad (13)$$

$\Delta_k$  的最小值为：

$$\Delta_k^{\min} = -\varepsilon_k \frac{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H}{\left\| \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\|_F} \quad (14)$$

证明 为证明式(13) 成立，将  $\|\Delta_k\|_F \leq \varepsilon_k (k = 1, 2, \dots, K)$  改写为  $\text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2 \leq 0 (k = 1, 2, \dots, K)$ ，定义下面的优化问题，即

$$\begin{aligned}\min_{\|\Delta_k\|_F \leq \varepsilon_k} & f_0(\{\Delta_k\}_{k=1}^K) = \text{tr} \{ (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \} - \\ & r_k \times \text{tr} \left\{ (\tilde{\mathbf{H}}_k + \Delta_k) \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\} \\ \text{s. t. } & \text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2 \leq 0, \forall k\end{aligned}\quad (15)$$

将目标函数和约束条件写成式(16)：

$$L(\{\Delta_k\}_{k=1}^K, \lambda) = f_0(\{\Delta_k\}_{k=1}^K) + \lambda(\text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2) \quad (16)$$

假设该问题的最优解为  $\Delta_k^* (k = 1, 2, \dots, K)$ ，存在  $\lambda$  和  $\Delta_k (k = 1, 2, \dots, K)$  一起满足 KKT 条件：

$$\begin{cases} \text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2 \leq 0, \forall k \\ \lambda \geq 0 \\ L(\Delta_k, \eta) = \frac{\partial f_0(\{\Delta_k\}_{k=1}^K)}{\Delta_k} + \lambda \Delta_k = 0 \\ \lambda(\text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2) = 0 \end{cases} \quad (17)$$

得

$$\Delta_k^* = -\frac{1}{\lambda^*} \left( \mathbf{t}_k^* \mathbf{t}_k^{*H} - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^* \mathbf{t}_i^{*H} \right) \quad (18)$$

若对式(16) 的  $\lambda$  微分，将得到  $\lambda$  的最优值  $\lambda^*$  的条件为：  
 $\text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2 = 0$

将式(19) 代入式(18)，可以得到：

$$\begin{cases} \Delta_k^* = -\varepsilon_k \frac{\mathbf{t}_k^* \mathbf{t}_k^{*H} - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^* \mathbf{t}_i^{*H}}{\left\| \mathbf{t}_k^* \mathbf{t}_k^{*H} - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^* \mathbf{t}_i^{*H} \right\|_F} \\ \lambda^* = \left\| \mathbf{t}_k^* \mathbf{t}_k^{*H} - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i^* \mathbf{t}_i^{*H} \right\|_F / \varepsilon_k \end{cases} \quad (20)$$

若对式(16) 求二次微分：

$$\nabla_{\Delta_k}^2 L(\{\Delta_k\}_{k=1}^K, \lambda) = \nabla_{\Delta_k}^2 f_0(\{\Delta_k\}_{k=1}^K) + \lambda(\text{tr}(\Delta_k^H \Delta_k) - \varepsilon_k^2) = \lambda \quad (21)$$

又因为  $\lambda^* > 0$ ，所以最优解  $\Delta_k^* (k = 1, 2, \dots, K)$  为最小值。  
证毕。

**定理 2** 式(12) 中的干扰温度在最差情况下可以表示为：

$$\begin{aligned}\max_{\|\Delta_0\|_F \leq \varepsilon_0} & \text{tr} \left\{ (\tilde{\mathbf{H}}_0 + \Delta_0) \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\} = \\ & \sum_{k=1}^K \text{tr} \{ \tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F\end{aligned}\quad (22)$$



$\Delta_0$  的最大值为:

$$\Delta_0^{\max} = (\varepsilon_0 \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H) / \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F \quad (23)$$

由于定理2的证明类似与定理1,所以证明略。

根据式(13)和(15),CSI不完美时接入量最大化问题(即问题(10))可以改写为:

$$\begin{aligned} & \min_{S \subseteq \{1, 2, \dots, K\}, |t_k|_{k=1}^K} |S| \\ \text{s. t. } & \operatorname{tr}\left\{\tilde{\mathbf{H}}_k\left(\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H\right)\right\} - \varepsilon_k \\ & \left\| \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\|_F \geq r_k \sigma_k^2, \forall k \in S_0 \\ & \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F + \sigma_0^2 \leq Ith \\ & \sum_{k \in S} \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (24)$$

发射功率波束最小化(即问题(11))可以改写为:

$$\begin{aligned} & \min_{|\mathbf{t}_k|_{k \in S_0}} \sum_{k \in S_0} \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \\ \text{s. t. } & \operatorname{tr}\left\{\tilde{\mathbf{H}}_k\left(\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H\right)\right\} - \varepsilon_k \\ & \left\| \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H - r_k \times \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\|_F \geq r_k \sigma_k^2, \forall k \in S_0 \\ & \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F + \sigma_0^2 \leq Ith \\ & \sum_{k \in S} \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (25)$$

## 2.2 联合优化问题的 $L_0$ -范数形式

若将式(24)和式(25)中次用户的SINR约束改写为:

$$f_k(\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^K) = 1 + (\varepsilon_k / \sigma_k^2) \left\| \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H / r_k - \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\|_F - \operatorname{tr}\left\{(\tilde{\mathbf{H}}_k / \sigma_k^2) \left( \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H / r_k - \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right) \right\}$$

引理1 文献[15]中,假设存在  $\mathbf{t}_k$ ,使得  $f_k \leq 0$ ,其中  $k = 1, 2, \dots, K$ ,那么存在  $\mathbf{t}_k^*$ ,使得  $f_k = 0$ ,其中  $k = 1, 2, \dots, K$ 。

引理1表明若发射功率波束  $\mathbf{t}_k^*$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ),在满足约束的情况下,使得所有次用户可以接入信道进行通信,则  $\mathbf{t}_k^*$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) 必定为最小发射功率波束且网络中所有次用户以  $SINR_k = r_k$  进行通信;否则,若有任何一个次用户的信噪比高于目标SINR,那么此发射功率波束必定不是最小的。

多目标优化问题不能直接得到联合优化问题的最优解,因此利用引理1将问题(10)和问题(11)转化为  $L_0$ -范数形式的联合优化问题,即:

$$\begin{aligned} & \min_{x, |\mathbf{t}_k|_{k=1}^K} \|x\|_0 + \beta \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \\ \text{s. t. } & c_1: x_k = \max(0, f_k(\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^K)), \forall k \\ & c_2: \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F + \sigma_0^2 \leq Ith \\ & c_3: \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (26)$$

其中参数  $\beta$  满足:

$$0 < \beta < \beta_1 := 1/P_{\max} \quad (27)$$

式(26)中,目标函数的第一项  $\|x\|_0$  表示不能接入信道

的次用户数目。如果最大的次用户接入组合不止一个(即问题(10)不止1个最优解),目标函数的第二项可以挑选发射功率波束最小的次用户集合。

**定理3** 文献[15]中,若  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{t}_k^*)$ ,  $\forall k$ ,其中  $\{k \in S \mid \mathbf{x}_k^* > 0\}$  是问题(26)的最优解,  $\|\mathbf{x}^*\|_0 = K - N$  时,问题(10)的最优解为  $N$ 。同时,  $\sum_{k \in S} \mathbf{t}_k^*$  为问题(11)的最优解,即最小的总发射功率。

式(26)中,由于  $\|\mathbf{x}\|_0$  的存在且  $L_0$ -范数优化问题是非凸的及不连续的;又因为 Amaldi 等<sup>[16]</sup>表明  $L_0$ -范数优化问题是一个NP问题,所以式(21)是一个NP问题。

## 2.3 基于熵函数光滑近似的联合优化

由于  $L_0$ -范数优化问题中目标函数的第一项可以近似表示为:

$$\|\mathbf{x}\|_0 = \lim_{\alpha \rightarrow +\infty} \sum_{k=1}^K [1 - \exp(-\alpha \max\{x_k, -x_k\})] \quad (28)$$

其中参数  $\alpha > 0$ 。

又由于极大熵函数  $\rho^{-1} \ln[\exp(-\rho t) + \exp(\rho t)]$  是最大值函数  $\max\{t, -t\}$  的一个光滑近似<sup>[17]</sup>。其中,参数  $\rho > 0, t$  为变量,所以用

$$\rho^{-1} \ln[\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k)] \quad (29)$$

代替式(28)中的  $\max\{x_k, -x_k\}$ ,因此将式(26)近似为:

$$\begin{aligned} & \min_{x, |\mathbf{t}_k|_{k=1}^K} \Gamma(x, \mathbf{t}_k; \alpha, \rho) = \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] \right\} + \beta \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \\ \text{s. t. } & c_1: x_k = \max(0, f_k(\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^K)), \forall k \\ & c_2: \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F + \sigma_0^2 \leq Ith \\ & c_3: \sum_{k=1}^K \operatorname{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (30)$$

**定理4** 对于  $\forall x$ ,当参数  $\alpha > 0, \rho > 0$  时,有

$$0 \leq \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] \right\} - \sum_{k=1}^K [1 - \exp(-\alpha \max\{x_k, -x_k\})] \leq K(1 - 2^{-\alpha/\rho})$$

$$\text{当 } \rho = \alpha^2 \text{ 时, } \lim_{\alpha \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] \right\} = \|\mathbf{x}\|_0.$$

证明 对于  $\forall x, \alpha > 0, \rho > 0$  时,有

$$0 \leq \frac{\alpha}{\rho} \ln[\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k)] - \alpha \max\{x_k, -x_k\} \leq (\alpha \ln 2) / \rho$$

所以

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] \right\} - \sum_{k=1}^K [1 - \exp(-\alpha \max\{x_k, -x_k\})] = \\ & \sum_{k=1}^K \left\{ \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] \right\} \times \end{aligned}$$



$$\left[ \exp\left(\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k)) - \alpha \max\{x_k, -x_k\}\right) - 1 \right]$$

由文献[18]可知:

$$\exp\left[\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k)) - \alpha \max\{x_k, -x_k\}\right] - 1 \leq \exp\left(\frac{\alpha}{\rho} \ln 2\right) - 2 = 2^{\alpha/\rho} - 1$$

所以

$$\sum_{k=1}^K \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] = \sum_{k=1}^K [\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k)]^{-\alpha/\rho} \leq \sum_{k=1}^K 2^{-\alpha/\rho} = K \times 2^{-\alpha/\rho}$$

因此

$$0 \leq \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \exp\left[-\frac{\alpha}{\rho} \ln(\exp(-\rho x_k) + \exp(\rho x_k))\right] \right\} - \sum_{k=1}^K [1 - \exp(-\alpha \max\{x_k, -x_k\})] \leq K(1 - 2^{-\alpha/\rho})$$

证毕。

式(30)中的目标函数在  $x_k \geq 0, \forall k$  时为单峰函数且光滑可微函数,且  $c_1, c_2$  和  $c_3$  也连续可微。构造增广 Lagrange 目标函数,然后利用 Armijo 梯度下降法求解。

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{t}_k; \lambda_1, \lambda_2) = \sum_{k=1}^K \left[ 1 - \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \right] + \beta \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \lambda_2 \left( \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} - P_{\max} \right) + \lambda_1 \left( \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F + \sigma_0^2 - Ith \right) \quad (31)$$

$\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为非负的 Lagrange 乘子。式(31)可重写为:

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{t}_k; \lambda_1, \lambda_2) = \sum_{k=1}^K \left[ 1 - \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \right] + \lambda_1 \left( \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F \right) + (\beta + \lambda_2) \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} \quad (32)$$

增广 Lagrange 目标函数的一阶微分为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\mathbf{x}, \mathbf{t}_k; \alpha, \lambda_1, \lambda_2)}{\partial \mathbf{t}_k^*} &= \\ \frac{\partial \sum_{k=1}^K \left[ 1 - \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \right]}{\partial \mathbf{t}_k^*} + \frac{\partial \lambda_1 \left( \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F \right)}{\partial \mathbf{t}_k^*} + \frac{\partial (\beta + \lambda_2) \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\}}{\partial \mathbf{t}_k^*} &= 0 \end{aligned} \quad (33)$$

其中:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \sum_{k=1}^K \left[ 1 - \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \right]}{\partial x_k} &= \\ -\frac{1}{\alpha} \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \times \frac{1}{\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k)} \times (-\alpha^2 \exp(-\alpha^2 x_k) + \alpha^2 \exp(\alpha^2 x_k)) &= \alpha \times \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \end{aligned}$$

$$\exp(\alpha^2 x_k) \left] \times \frac{\exp(-\alpha^2 x_k) - \exp(\alpha^2 x_k)}{\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k)} \right) \quad (34)$$

另外

$$\begin{cases} \frac{\partial x_k}{\partial \mathbf{t}_k^*} = \frac{\partial \max(0, f_k(\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^K))}{\partial \mathbf{t}_k^*} = \\ \begin{cases} 0, & f_k(\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^K) \leq 0 \\ \frac{\varepsilon_k \mathbf{t}_k - \tilde{\mathbf{H}}_k \mathbf{t}_k}{\sigma_k^2 r_k}, & f_k(\{\mathbf{t}_i\}_{i=1}^K) > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (35)$$

$$\frac{\partial(\alpha_2 + \lambda_2) \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\}}{\partial \mathbf{t}_k^*} = (\alpha_2 + \lambda_2) \mathbf{t}_k \quad (36)$$

$$\frac{\partial \lambda_1 \left( \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F \right)}{\partial \mathbf{t}_k^*} = \lambda_1 (\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k + \varepsilon_0 \mathbf{t}_k) \quad (37)$$

当增广 Lagrange 目标函数的一阶微分为 0 时,发射波束  $\mathbf{t}_k^*$ ,  $\forall k$  为最优值。

每次迭代过程中  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的更新值为:

$$\begin{cases} \lambda_1^{t+1} = \lambda_1^t + \gamma_1 \max\left(0, \sum_{i=1}^K \text{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{i=1}^K \mathbf{t}_i \mathbf{t}_i^H \right\|_F + \sigma_0^2 - Ith\right) \\ \lambda_2^{t+1} = \lambda_2^t + \gamma_2 \max\left(0, \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} - P_{\max}\right) \end{cases} \quad (38)$$

其中  $0 \leq \gamma_1, \gamma_2 \leq 1$ 。

原问题的对偶函数为:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } D(\lambda_1, \lambda_2) &= \sum_{k=1}^K \left[ 1 - \exp\left[-\frac{1}{\alpha} \ln(\exp(-\alpha^2 x_k) + \exp(\alpha^2 x_k))\right] \right] + \lambda_1 \left( \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\tilde{\mathbf{H}}_0 \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \varepsilon_0 \left\| \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H \right\|_F \right) + (\beta + \lambda_2) \sum_{k=1}^K \text{tr}\{\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^H\} + \lambda_1 (\sigma_0^2 - Ith) - \lambda_2 P_{\max} \end{aligned} \quad (39)$$

## 2.4 接入控制和发射功率波束形成的联合优化算法

为寻找最优的接入用户组合和发射功率波束,提出了基于熵函数光滑近似的联合优化方案。由于目标函数为光滑可微函数,利用增广 Lagrange 乘子法寻找问题的最优解。其主要思想是:在每一轮更新过程中,保持其他用户的发射功率波束不变,通过 Armijo 梯度下降法寻找使式(32)成立的发射功率波束。在循环中判断此发射功率波束是否在可行域范围内,若是,则跳出循环;若不再可行域范围内,通过循环更新  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的值并继续循环。若通过不断更新  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的值仍然找不到满足约束的最优解,说明当前的用户集合不能同时满足条件,需要删除某些次用户。该算法在每次迭代时更新  $\mathbf{t}_k$ ,  $\forall k$ ,在第  $n$  次迭代,对于用户  $k$  利用 Armijo 梯度下降法寻找最值  $\mathbf{t}_k^*$ ,其流程如图 2 所示。

算法 1 接入控制和发射功率波束形成的联合优化算法。

1) 初始化。设定 PU 和 SU 的增益矢量  $\mathbf{h}_0$  和  $\mathbf{h}_k, k \in S$ , 干扰温度门限值  $Ith$ , 功率波束  $\mathbf{t}_k, \forall k$  等系统参数, 迭代次数  $n := 1$ 。

2) 在每次迭代中进行  $T$  次循环,每次循环对次用户  $k$ , 依次利用 Armijo 梯度下降法寻找最优发射功率波束  $\mathbf{t}_k^*$ , 用户数



$k := 1$ 。

3) 判断是否满足终止条件:

对于  $t_k, \forall k$ , 判断  $[t_k^H(\tilde{H}_k + \Delta_k)t_k]/\left[\sum_{i=1, i \neq k}^K t_i^H(\tilde{H}_k + \Delta_k)t_i + \sigma_k^2\right] \geq r_k$  是否成立:

- a) 如果是, 输出次用户的接入组合和发射功率波束;
- b) 如果否, 删除 SINR 最差的次用户,  $n := n + 1$ , 返回步骤 2)。

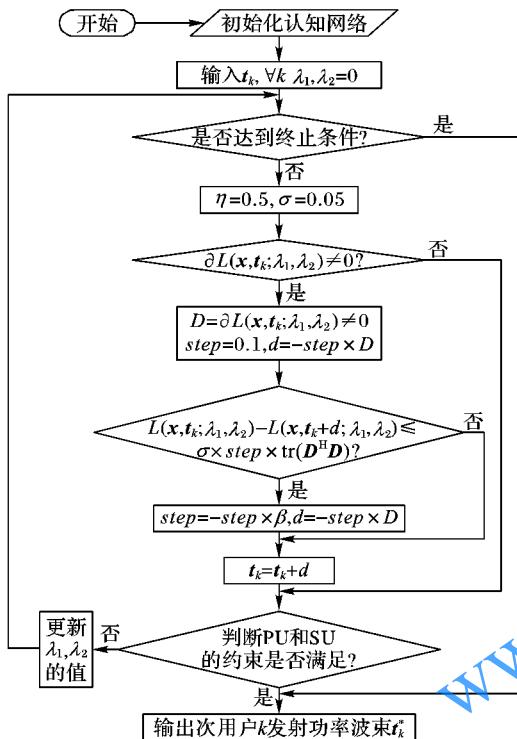


图 2 Armijo 梯度下降法

Fig. 2 Armijo gradient descent method

## 2.5 算法的计算复杂度分析

本文算法由于目标函数为单峰函数且光滑可微, 可利用增广 Lagrange 函数求解最优解。Armijo 梯度下降法取决于 Armijo 步长的大小和终止精度, 但是其复杂度远远低于内点法, 本文算法的复杂度为  $O(K \times N \times \text{time} \times \log(1/\varepsilon))$ , 其中:  $N$  表示迭代次数;  $\text{time}$  表示 Armijo 梯度下降法执行次数。而基于半正定放缩的通缩 (Deflation based on SemiDefinite Relaxation, D-SDR) 是 SDP 问题, 根据文献 [19] 可知, SDP 算法的复杂度为  $O(n^{0.5}(m \times n^3 + m^3 \times n^2 + m^3))$ , 其中  $m$  是约束条件的个数,  $n$  是半定锥的维度, 所以 D-SDR 的复杂度为  $O((K+2)^{5.5}\log(1/\varepsilon))$ , 其中  $\varepsilon$  是 2 进制变量终止时的精度。本文算法与 D-SDR 算法、I-BB 算法、枚举 (ENUM) 算法对比的复杂度如表 1 所示。

表 1 4 种算法的计算复杂度分析

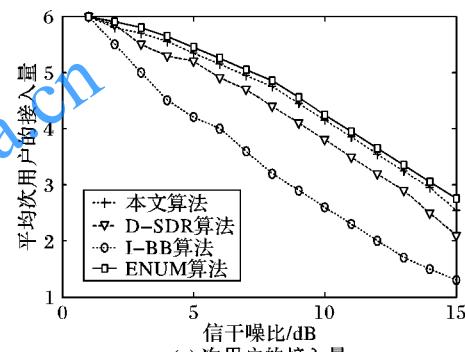
Tab. 1 Computation complexity analysis of four algorithms

算法	复杂度
本文算法	$O(K \times N \times \text{time} \times \log(1/\varepsilon))$
D-SDR 算法	$O((K+2)^{5.5}\log(1/\varepsilon))$
ENUM 算法	$O(C_K^2 \times (K+2)^{5.5})$
I-BB 算法	$O(K \times (K+2))$

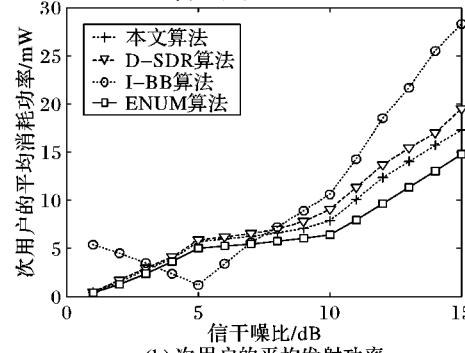
## 3 仿真结果与分析

本章主要是验证提出的基于熵函数光滑近似的联合优化方案的优越性。系统参数设置: 为了方便, 主网络包括一个配置  $N_p = 5$  根天线的发射基站和一个配置 1 根天线的 PU。认知网络包括一个配置  $N_s = 4$  根天线的发射基站和  $K = 10$  个配置 1 根天线的次用户。对于不同的用户信道相互统计独立, 每个信道为独立同分布的瑞利衰落信道, 由零均值单位方差的复高斯变量组成。仿真中, 对本文算法与已有的算法进行数值比较, 次用户最大的功率限制为  $P_{\max} = 100$  W, 噪声功率  $\sigma_0^2 = \sigma_k^2 = 0.1$  W。

实验 1 比较了随着次用户目标 SINR 的增大, 本文算法、 ENUM、D-SDR 和 I-BB 的接入量, 其中  $\varepsilon_k = 0(k = 1, 2, \dots, K)$ ,  $I_{th} = 3$  dB。从图 3(a) 中可以看出, 在 SINR 较低时本文算法的接入量并未明显得到提高, 但是在 SINR 较高时本文算法能接入较多数量的用户。这是因为 D-SDR 忽略秩为 1 的近似, 增大了可行域的范围; 而本文算法只是对接入量进行了近似, 由于贪婪算法本身所具有的性质, 寻找当前情况下的最优解(即局部最优解), 所以性能较差。



(a) 次用户的接入量



(b) 次用户的平均发射功率

Fig. 3 SU performance comparison of different algorithms

从图 3(b) 中可以看出, 随着次用户目标 SINR 的增大, 除了 I-BB 算法, 用户的平均发射功率不断提高, 也就是说为了维持次用户的正常通信需要较多的功率消耗, 但 I-BB 算法在目标 SINR 增大的前半部分, 消耗的功率随之减少。这是因为平均功率与次用户的接入量和 SINR 都有关系, 而且 I-BB 算法仅仅是随机接入可行次用户, 寻找局部最优。当目标 SINR 较高时, 本文算法接入的次用户数目多于其他算法, 同时平均消耗的发射功率较小。所以, 从整体来看, 本文算法的性能优于其他算法。值得注意的是, 因为干扰的存在且所接入的次用户和消耗的功率不是线性关系, 单纯地观察信噪



比和功率的关系没有意义。

图 4 是主用户链路存在与否的对比,从图 4 中可以看出当 PU 链路不存在时,允许接入的次用户明显比较多,这是因为主用户不存在时,不用考虑 PU 干扰温度的影响。仍然,信干噪比与功率的关系对比在此时没有意义。

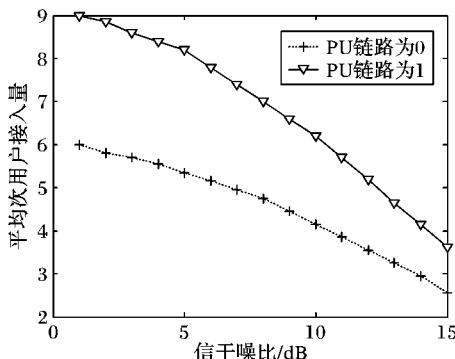


图 4 PU 存在与否时次用户接入量的对比

Fig. 4 Comparison of number of SU for presence or absence of PU

实验 2 进一步探究本文方案的鲁棒性问题,  $I_{th} = 3 \text{ dB}$ , 图 5 比较随着不确定信息  $\|\Delta_k\|_F$  增大, 不同 SINR 门限约束下所接次用户的平均数量。可以看出,  $r_k$  相同时随着不确定信息的增加, 接入的用户随之减少。 $\|\Delta_k\|_F$  相同时随着  $r_k$  的增大, 接入的用户也随之减少。为了使用户能正常通信, 需要以较高的发射功率为代价, 但是由于主用户的存在, 次用户的平均接入量会随之降低。分析可知, 接入用户减少, 发射功率会相应地减少; 当接入量相同时, 由于  $\|\Delta_k\|_F$  增大, 发射功率会出现增加的趋势, 因此, 功率和  $\|\Delta_k\|_F$  以及次用户的接入量都有关系, 单纯地比较发射功率与  $\|\Delta_k\|_F$  的关系没有意义。

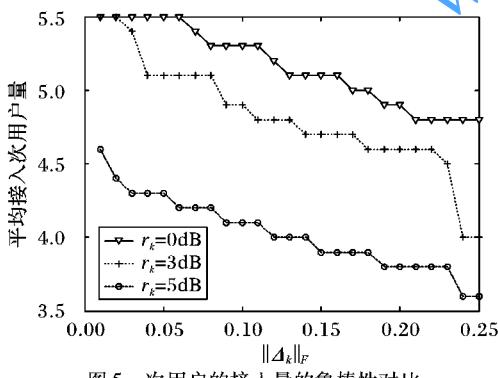


图 5 次用户的接入量的鲁棒性对比

Fig. 5 Robustness comparison of different number of SU

#### 4 结语

本文分析了认知无线电网络中鲁棒性的接入控制和发射波束形成的联合优化问题。当信道状态信息包含范数有界的不确定信息时, 在 PU 温度干扰门限和次用户 QoS(即 SINR)的约束下, 针对接入控制问题这一 NP 问题提出了基于熵函数光滑近似的联合优化方案, 然后将问题变形为增广 Lagrange 函数利用 Armijo 梯度下降法得到问题的最优解。数值结果分析表明: 相比其他的联合优化算法, 在信干噪比较低时本文算法的接入量并未明显提高, 但是在信干噪比较高时本文算法能消耗较低发射功率接入较多数量的用户。下一步工作, 将对 MIMO 认知系统中结合功率和速率的联合优化问

题进行探究。

#### 参考文献 (References)

- [1] XU Y, ZHAO X. Distributed power control for multiuser cognitive radio networks with quality of service and interference temperature constraints [J]. Wireless Communications & Mobile Computing, 2015, 15(14): 1773 – 1783.
- [2] SLIMENI F, SCHEERS B, LE NIR V, et al. Learning multi-channel power allocation against smart jammer in cognitive radio networks [C]// ICMCIS 2016: Proceedings of the 2016 International Conference on Military Communications and Information Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1 – 7.
- [3] SCUTARI G, PALOMAR D P, BARBAROSSA S. Cognitive MIMO radio [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(6): 46 – 59.
- [4] 郭艳, 朱方军, 李宁, 等. MIMO 认知无线电网络中的联合收发波束形成算法研究[J]. 通信学报, 2015, 36(3): 20 – 28. ( GUO Y, ZHU F J, LI N, et al. Joint transceiver beamforming in MIMO cognitive radio network [J]. Journal on Communications, 2015, 36(3): 20 – 28.)
- [5] ZHANG X, LI H, LU Y, et al. Distributed energy efficiency optimization for MIMO cognitive radio network [J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(5): 847 – 850.
- [6] JIN S, ZHANG X. Optimal energy efficient scheme for MIMO-based cognitive radio networks with antenna selection [C]// CISS 2015: Proceedings of the 2015 49th Annual Conference on Information Sciences and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 1 – 6.
- [7] CHAUDHARI S, CABRIC D. Downlink transceiver beamforming and admission control for massive MIMO cognitive radio networks [C]// Proceedings of the 2015 49th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 1257 – 1261.
- [8] FU L, JOHANSSON M, BENGTSSON M. Energy efficient transmissions in cognitive MIMO systems with multiple data streams [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(9): 5171 – 5184.
- [9] NI J, XIAO H. Game theoretic approach for joint transmit beamforming and power control in cognitive radio MIMO broadcast channels [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2016, 2016(1): 1 – 10.
- [10] BUTUSSI M, BENGTSSON M. Low complexity admission in downlink beamforming [C]// Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2006: 261 – 264.
- [11] MATSKANI E, SIDIROPOULOS N, TASSIULAS L, et al. Convex approximation techniques for joint multiuser downlink beamforming and admission control [J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2008, 7(7): 2682 – 2693.
- [12] WAI H T, MA W K. A decentralized method for joint admission control and beamforming in coordinated multicell downlink [C]// ASILOMAR 2012: Proceedings of the 2012 Conference Record of the Forty Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 559 – 563.
- [13] DU H, RATNARAJAH T. Robust utility maximization and admission control for a MIMO cognitive radio network [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(4): 1707 – 1718.

(下转第 1860 页)



- ring routing algorithm based on hybrid CS for WSN [ J]. Journal on Communications, 2016, 37(5): 176 – 183.)
- [6] VAHDAT A, BECKER D. Epidemic routing for partially-connected Ad Hoc networks [ D]. Durham, NC: Duke University, 2000.
- [7] LU X F, HUI P. An energy-efficient  $n$ -epidemic routing protocol for delay tolerant networks [ C]// NAS'10: Proceedings of the 2010 IEEE Fifth International Conference on Networking, Architecture, and Storage. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 341 – 347.
- [8] RANGO F D, AMELIO S, FAZIO P. Enhancements of epidemic routing in delay tolerant networks from an energy perspective [ C]// IWCMC 2013: Proceedings of the 9th IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 731 – 735.
- [9] SPYROPOULOS T, PSOUNIS K, RAGHAVENDRA C S. Spray and focus: efficient mobility-assisted routing for heterogeneous and correlated mobility [ C]// PERCOMW'07: Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 79 – 85.
- [10] LINDGREN A, DORIA A, SCHELEN O. Probabilistic routing in intermittently connected networks [ J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2003, 7(3): 19 – 20.
- [11] HUI P, CROWCROFT, YONEKI E. BUBBLE rap: social-based forwarding in delay-tolerant networks [ J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10(11): 1576 – 1589.
- [12] LI Y, CAO Y, LI S, et al. Integrating forwarding and replication in DTN routing: a social network perspective [ C]// Proceedings of the 2011 IEEE 73rd Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1 – 5.
- [13] BULUT E, SZYMANSKI B K. Exploiting friendship relations for efficient routing in mobile social networks [ J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 23(12): 2254 – 2265.
- [14] WANG K, GUO H. An improved routing algorithm based on social link awareness in delay tolerant networks [ J]. Wireless Personal Communications, 2014, 75(1): 397 – 414.
- [15] 吴大鹏, 樊思龙, 张普宁, 等. 机会网络中能量有效的副本分布状态感知路由机制 [J]. 通信学报, 2013, 34(7): 49 – 58. ( WU D P, FAN S L, ZHANG P N, et al. Energy efficient copy distribu-
- ting status aware routing mechanism in opportunistic network [ J]. Journal on Communications, 2013, 34(7): 49 – 58.)
- [16] 杨鹏, 刘豆, 王汝言, 等. 节点剩余能量均衡的机会网络路由机制 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(8): 1894 – 1901. ( YANG P, LIU D, WANG R Y, et al. Node residual energy balanced routing mechanism for opportunistic networks [ J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(8): 1894 – 1901.)
- [17] JUN H, AMMAR M H, ZEGURA E W. Power management in delay tolerant networks: a framework and knowledge-based mechanisms [ C]// Proceedings of the Second Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 418 – 429.
- [18] HEINZELMAN W B, CHANDRAKASAN A P, BALAKRISHNAN H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks [ J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(4): 660 – 670.
- [19] KERÄNEN A, OTT J, KÄRKÄINEN T. The one simulator for DTN protocol evaluation [ C]// SIMUTools'09: Proceedings of the 2nd International Conference on Simulation Tools and Techniques. Brussels: Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, 2009: Article No. 55.

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (U1603115, 61262087, 61262089), the Teachers Research Fund of Xinjiang University (XJEDU2012I09), the Jiangxi Science Foundation for Yong Scholars (20151521020008).

**GAO Qiutian**, born in 1991, M. S. candidate. Her research interests include mobile sensor network, network security.

**YANG Wenzhong**, born in 1971, Ph. D., associate professor. His research interests include wireless sensor network, public opinion analysis, information safety.

**ZHANG Zhenyu**, born in 1964, Ph. D., professor. His research interests include opportunity network.

**SHI Yan**, born in 1991, M. S. candidate. Her research interests include mobile location, network security.

**LI Shuangshuang**, born in 1992, M. S. candidate. Her research interests include wireless sensor network, routing protocol, Internet of things.

(上接第 1836 页)

- [14] LIU Y F, DAI Y H, LUO Z Q. Joint power and admission control via linear programming deflation [ J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2013, 6(6): 1327 – 1338.
- [15] ISLAM M H, LIANG Y C, HOANG A T. Joint power control and beamforming for cognitive radio networks [ J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(7): 2415 – 2419.
- [16] AMALDI E, KANN V. On the approximability of minimizing non-zero variables or unsatisfied relations in linear systems [ J]. Theoretical Computer Science, 1998, 209(1/2): 237 – 160.
- [17] DONOHO D L, ELAD M. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via L1 minimization [ J]. Proceedings of the National Academy of Science of the United States of America, 2003, 100(5): 2197 – 2202.
- [18] LOBO M S, VANDENBERGHE L, BOYD S, et al. Applications of second-order cone programming [ J]. Linear Algebra and Its Applications, 1998, 284(1/2/3): 193 – 228.
- [19] RIGGS J E, GUO Z X, CARROLL D L, et al. Strong luminescence of solubilized carbon nanotubes [ J]. Journal of the American Chemical Society, 2000, 122(24): 5879 – 5880.

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (61102062, 61271260), the Natural Science Foundation of Chongqing Science and Technology Commission (cstc2015jcyjA40050).

**ZHU Jiang**, born in 1977, Ph. D., associate professor. His research interests include communication theory and technology, information security.

**DU Qingmin**, born in 1990, M. S. candidate. Her research interests include cognitive radio.

**BA Shaowei**, born in 1991, M. S. candidate. Her research interests include cognitive radio.