

基于多天线波束赋形的 CRN 分布式上行功率控制算法

季中恒,季新生,黄开枝,陈亚军

(国家数字交换系统工程技术研究中心,河南郑州 450002)

摘 要: 针对工作于 underlay 模式的认知无线网络(CRN, Cognitive Radio Network)上行功率控制问题,本文提出一种基于多天线波束赋形,由认知基站和认知用户联合优化的分布式上行功率控制算法.联合优化的具体步骤为认知基站通过求解最大广义特征值问题完成多天线波束赋形优化;认知用户先将非线性功率优化问题转换为几何规划凸优化问题,再使用梯度法完成分布式发送功率优化;认知基站和认知用户交替优化,实现网络效用最大化.数值仿真显示,同只优化认知用户功率的上行功率控制算法相比,认知基站和认知用户联合优化的上行功率控制算法不仅能得到更大的网络效用值,而且对主用户的干扰具有鲁棒性.

关键词: 认知无线网络;上行功率控制;多天线波束赋形;联合优化;网络效用

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)12-2472-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.12.004

CRN Distributed Uplink Power Control Algorithm with Multi-antenna Beamforming

Ji Zhong-heng, Ji Xin-sheng, HUANG Kai-zhi, CHEN Ya-jun

(National Digital Switching Systems Engineering & Technological Research Center, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: To solve the uplink power control problem in underlay cognitive radio network (CRN), this paper proposes a distributed uplink power control algorithm based on multi-antenna beamforming, which is jointly optimized by cognitive base station and secondary users. The specific steps of joint optimization are as follows. Cognitive base station accomplishes multi-antenna beamforming optimization by solving the maximum generalized eigenvalue problem. Secondary users firstly transform the nonlinear power optimization problem into the geometric programming convex optimization problem, then implement the distributed transmitting power optimization through gradient method. The maximum network utility is realized via the alternating optimization between cognitive base station and secondary users. Numerical simulation results show that compared with the existing uplink power control algorithm which only optimizes the powers of secondary users, the proposed algorithm can not only obtain larger network utility value but also be robust to the effect of the interferences from the primary users.

Key words: cognitive radio network; uplink power control; multi-antenna beamforming; joint optimization; network utility

1 引言

随着移动通信业务需求的快速增长,无线频谱资源也日益紧张,如何更为有效地使用有限的频谱是当前移动通信业共同面对的问题.而认知无线网络(CRN, Cognitive Radio Network)是解决无线频谱高效使用问题

的新方法.它能够在不影响主网络(PN, Primary Network)的前提下,使认知用户(SU, Secondary User)和主用户(PU, Primary User)共享频谱. CRN有 interweave、overlay 和 underlay 三种工作模式.通常情况下, underlay 模式的频谱利用效率较其它两种高.工作于 underlay 模式的 CRN 上行功率控制问题是目前 CRN 研究的一个

重点. 文献[1,2]提出了分布式 SU 功率控制算法;文献[3]采用跟踪功率控制算法实现多小区 CRN 分布式上行功率控制;文献[4]提出了基于 CRN 的可行干扰区域特性的上行功率控制算法. 文献[5]的 SU 通过获得 PU 的反馈信息来调整自身的发送参数完成功率控制;文献[6]针对 CRN 功率控制中 PU 的服务质量 (QoS, Quality of Service) 要求和 SU 的工作特点,提出了二重优先级功率控制策略;文献[7]的 Ad-Hoc CRN 分布式功率控制算法通过联合接入控制和功率控制,最大化 SU 的接入数目;文献[8]提出了在信道和位置信息不确定时的 SU 功率控制算法. 在以上的研究中,文献[1~4]的功率控制算法均是只针对 SU 的功率进行了优化,没有考虑利用认知基站 (CBS, Cognitive Base Station) 和 SU 之间空域特性的联合控制方法;文献[5~8]的功率控制算法都是只用于 SU 和 PU,在有 CBS 的 CRN 中无法直接应用.

针对上述问题,本文在文献[1,2]的基础上,考虑 PU 的干扰特性,先完善 CRN 模型,再结合多天线波束赋形,提出 CBS 和 SU 联合优化的 CRN 上行功率控制算法,通过 CBS 和 SU 协同工作,提升 CRN 的性能. 首先建立 CRN 模型^[9,10],考虑 PU 的干扰,引入网络效用作为目标函数,形成功率控制优化问题;再将优化问题分解成两个部分,分别是 CBS 接收天线波束赋形优化和 SU 发送功率优化,由 CBS 和 SU 共同完成问题求解. CBS 接收天线波束赋形优化是一个求最大广义特征值的问题,采用乘幂法^[11]求解. SU 发送功率优化是一个非线性优化问题,通过增加辅助变量和对数变换,将优化问题转换为几何规划 (GP, Geometric Programming)^[12]凸问题,用梯度法求解. 文中给出了优化问题的可行解存在条件. CBS 和 SU 联合优化的分布式上行功率控制算法并进行了数值仿真. 由仿真结果可知,同文献[1]的上行功率控制算法相比,本文的算法不仅能较大地提高网络效用值,而且对 PU 所产生的干扰具有鲁棒性.

2 CRN 模型

如图 1 所示,文中考虑 CRN 模型由 1 个 CBS 和 K 个 SU 组成 CRN,由 1 个主基站 (PBS, Primary Base Station) 和 L 个 PU 组成主网络 PN. CBS 配置多天线,天线数目是 N_r ; PBS 配置单天线;SU 和 PU 均是单天线. PBS 的个数可不止 1 个,但是除与 CBS 共享频谱的 PBS 以外,其它的 PBS 所受到 SU 的干扰均可忽略,因此并不影响结果. 同样,CBS 所受到的 PU 的干扰也只考虑与 CBS 共享频谱的 PBS 的 PU.

CBS 的 $N_r \times 1$ 接收波束赋形向量的矩阵为 $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_K)$; 对应 SU_k 的波束赋形向量为 $\mathbf{v}_k = (v_{k,1}, v_{k,2}, \dots, v_{k,N_r})^H$; CBS 与 SU_k 之间的接收信道为 \mathbf{g}_k

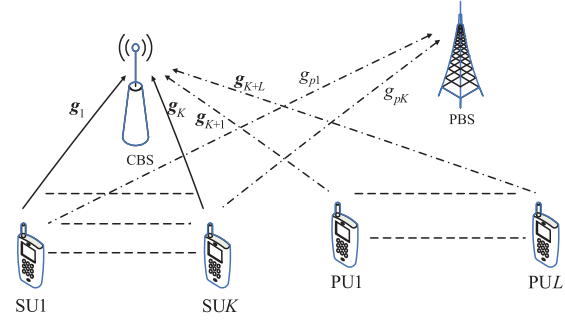


图1 CRN模型

$= (\mathbf{g}_{k,1}, \mathbf{g}_{k,2}, \dots, \mathbf{g}_{k,N_r})^H$; CBS 与 PU_l 之间的接收信道为 $\mathbf{g}_{K+l} = (\mathbf{g}_{K+l,1}, \mathbf{g}_{K+l,2}, \dots, \mathbf{g}_{K+l,N_r})^H$; PBS 与 SU_k 之间的接收信道为 \mathbf{g}_{pk} . CBS 接收的 SU_k 信号为:

$$r_k = \mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_k \sqrt{p_k} s_k + \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_i \sqrt{p_i} s_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_{K+l} \sqrt{p_{K+l}} s_{K+l} + n \quad (1)$$

$\sqrt{p_k} s_k$ 是 $SU_k (k=1, 2, \dots, K)$ 的发送信号, p_k 是发送功率, s_k 是发送符号, $E(|s_k|^2) = 1$; $\sqrt{p_{K+l}} s_{K+l}$ 是 $PU_l (l=1, 2, \dots, L)$ 的发送信号, p_{K+l} 是发送功率, s_{K+l} 是发送符号, $E(|s_{K+l}|^2) = 1$; n 是 CBS 接收处均值为 0, 方差为 σ_n^2 的加性高斯白噪声.

SU 对 PBS 的干扰信号是:

$$y_{\text{PBS}} = \sum_{i=1}^K \mathbf{g}_{pi} \sqrt{p_i} s_i \quad (2)$$

CBS 接收的 SU_k 信号的信干噪比 (SINR, Signal to Interference plus Noise Ratio) 为:

$$\text{SINR}_k = \frac{\mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_k \mathbf{g}_k^H \mathbf{v}_k p_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_i \mathbf{g}_i^H \mathbf{v}_k p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{v}_k^H \mathbf{g}_{K+l} \mathbf{g}_{K+l}^H \mathbf{v}_k p_{K+l} + \sigma_n^2} \quad (3)$$

由式(2)可得 SU 对 PBS 的干扰功率 I 为:

$$I = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{g}_{pk}\|^2 p_k \quad (4)$$

$|\cdot|$ 、 $\|\cdot\|$ 和 $E(\cdot)$ 是分别表示取绝对值、Euclidean 范数和期望.

可设: $\mathbf{R}_k = \mathbf{g}_k \mathbf{g}_k^H$ 或 $\mathbf{R}_k = E(\mathbf{g}_k \mathbf{g}_k^H)$, $k=1, 2, \dots, K$.

$\mathbf{R}_{K+l} = \mathbf{g}_{K+l} \mathbf{g}_{K+l}^H$ 或 $\mathbf{R}_{K+l} = E(\mathbf{g}_{K+l} \mathbf{g}_{K+l}^H)$, $l=1, 2, \dots, L$.

即如在实际中无法直接得到 $\mathbf{g}_k \mathbf{g}_k^H$ 和 $\mathbf{g}_{K+l} \mathbf{g}_{K+l}^H$, 可用它们的统计值.

设: $\hat{\gamma}_k = \text{SINR}_k$, $k=1, 2, \dots, K$.

则有:

$$\hat{\gamma}_k = \frac{\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k p_k}{\mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \right) \mathbf{v}_k + \sigma_n^2} \quad (5)$$

3 优化问题

基于多天线波束赋形的 CRN 分布式上行功率控制算法的思路是在满足对主网络干扰限制要求的前提下,各 SU 调整优化自身的发送功率,再由 CBS 进行接收天线波束赋形优化,通过 SU 和 CBS 的交替优化,使 CRN 的网络性能达到最佳. 包含有以下的四点:

(1) CRN 的网络性能由 SU 的效用函数^[1,2]来表达,为 $u_k(\hat{\gamma}_k), k=1, 2, \dots, K$.

(2) $\hat{\gamma}_k$ 是 SU 的发送功率优化控制参量;SU 提供本地参数,非本地参数由 CBS 通过广播方式提供.

(3) 不同于文献[1], CBS 除更新和广播参数信息外,还在 SU 发送功率优化完成后,利用多天线波束赋形,再进行接收优化,进一步提高网络性能.

(4) CBS 的多天线波束赋形作用不仅体现在接收优化,也影响 SU 的发送功率优化. 由文献[13],当 CBS 的接收天线数不小于 SU 的数目时,能够满足 CBS 对 SU 的接收波束赋形,但 PU 的干扰会影响 CBS 的波束赋形性能;可通过增大 CBS 的接收天线数(取 $N_r \geq K + L$)来提高优化性能.

SU k : 的效用函数为: $u_k(\hat{\gamma}_k) = w_k \ln \hat{\gamma}_k, w_k > 0$ 是用户系数^[1];则 CRN 的网络效用为: $\sum_{k=1}^K w_k \ln \hat{\gamma}_k$.

以网络效用为目标函数的优化问题如下:

$$\begin{aligned} \text{P1:} \\ \max_{\mathbf{v}, \hat{\gamma}} \sum_{k=1}^K w_k \ln \hat{\gamma}_k \\ \text{s. t. } \hat{\gamma}_k \geq \gamma_k \\ \|\mathbf{v}_k\| = 1, p_{\min} \leq p_k \leq p_{\max}; k = 1, 2, \dots, K \\ \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 p_k \leq I_{th} \end{aligned} \quad (6)$$

$\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_K)^T$; γ_k 和 I_{th} 分别是 $\hat{\gamma}_k$ 和干扰功率 I 的门槛; p_{\min} 和 p_{\max} 分别是 p_k 的最小值和最大值; \mathbf{v}_k 和 p_k 分别是 CBS 的接收天线波束赋形向量和 SU k 的发送功率. 因此,问题求解可分为以下两个部分:

- (1) CBS 接收天线波束赋形优化
- (2) SU $k(k=1, 2, \dots, K)$ 发送功率优化.

由部分(1)得到波束赋形向量的最优值 \mathbf{v}_k^* , 由部分(2)得到各 SU 的发送功率最优值 p_k^* . 通过 \mathbf{v}_k^* 和 p_k^* 的交替更新, CBS 和各 SU 联合完成优化问题的求解.

3.1 CBS 接收天线波束赋形优化

3.1.1 问题变换

当 p_k 为确定值时,优化问题 P1 等价于如下的问题:

$$\text{P1}_1:$$

$$\max \hat{\gamma}_k \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \|\mathbf{v}_k\| = 1; k=1, 2, \dots, K$$

由式(7)可知问题 P1_1 是求最大广义 Rayleigh 商. 因此,最优值 \mathbf{v}_k^* 是矩阵对 $(p_k \mathbf{R}_k, \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} + \sigma_n^2 I)$ 的最大广义特征值 $\hat{\gamma}_k^*$ 对应的单位特征向量.

3.1.2 可行解存在条件

问题 P1_1 的可行解存在条件为:

$$(1) \det(p_k \mathbf{R}_k - \hat{\gamma}_k Q) = 0 \quad (8)$$

$$(2) \hat{\gamma}_k \geq \gamma_k \quad (9)$$

其中: $Q = \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} + \sigma_n^2 I$, $\det(A)$ 是 A 的行列式.

当满足以上的条件时,存在可行解.

3.2 SU 发送功率优化

3.2.1 问题变换

当 \mathbf{v}_k 为确定值时,优化问题 P1 等价于如下的问题:

$$\text{P1}_2:$$

$$\begin{aligned} \max_p \sum_{k=1}^K w_k \ln \hat{\gamma}_k \\ \text{s. t. } \hat{\gamma}_k \geq \gamma_k \\ p_{\min} \leq p_k \leq p_{\max}; k = 1, 2, \dots, K \\ \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 p_k \leq I_{th} \end{aligned} \quad (10)$$

P1_2 是非线性优化问题,可采用 GP 方法来进行求解.

引入辅助变量 $q_k (k=1, 2, \dots, K)$, 增加约束条件:

$$\mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \right) \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \leq q_k.$$

P1_2 变为 P1_3

$$\text{P1}_3:$$

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{p}, \mathbf{q}} \sum_{k=1}^K w_k \ln \left(\frac{\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k p_k}{q_k} \right) \\ \text{s. t. } q_k \gamma_k \leq \mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k p_k \\ \mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \right) \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \leq q_k \\ p_{\min} \leq p_k \leq p_{\max}; k = 1, 2, \dots, K \\ \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 p_k \leq I_{th} \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_K)^T$.

P1_3 和 P1_2 有相同的最优解,原因如下:

取最优值时,约束条件:

$$\mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \right) \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \leq q_k \text{ 的等式成立.}$$

证明:假设取最优值时,即 p_k 为 p_k^* , q_k 为 q_k^* 时等式不成立. 可取 q_k^1 , 使

$$\mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i p_i^* + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \right) \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \leq q_k^1 < q_k^*.$$

q_k^1 满足约束条件 $q_k^1 \gamma_k \leq \mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k p_k^*$. 而由目标函数 $\sum_{k=1}^K w_k \ln \left(\frac{\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k p_k}{q_k} \right)$ 可知, 由 q_k^1 替换 q_k^* 得到的目标函数值大于由 q_k^* 得到的目标函数值. 这与 q_k^* 为最优值相矛盾, 因此等式成立.

证毕.

3.2.2 可行解存在条件

$$\text{设: } h_k = \mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k, n_k = \mathbf{v}_k^H \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \mathbf{v}_k + \sigma_n^2,$$

$$k = 1, 2, \dots, K; \mathbf{g} = (\|g_{p1}\|^2, \|g_{p2}\|^2, \dots, \|g_{pK}\|^2)^T;$$

$$\mathbf{p}_{\min} = (\underbrace{p_{\min}, \dots, p_{\min}}_K)^T; \mathbf{p}_{\max} = (\underbrace{p_{\max}, \dots, p_{\max}}_K)^T;$$

$$\mathbf{m} = \left(\frac{\gamma_1 n_1}{h_1}, \frac{\gamma_2 n_2}{h_2}, \dots, \frac{\gamma_K n_K}{h_K} \right)^T;$$

$$[F]_{ij} = \begin{cases} 0, & i=j \\ \gamma_i \mathbf{v}_i^H \mathbf{R}_j \mathbf{v}_j / h_i, & i \neq j \end{cases}$$

有以下的可行解存在条件:

$$(1) \rho(F) < 1 \quad (12)$$

$$(2) \mathbf{p}_{\min} \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}_{\max} \quad (13)$$

$$(3) \mathbf{g}^T \mathbf{b} \leq I_{\text{th}} \quad (14)$$

其中 \mathbf{b} 是可行解, $\mathbf{b} = (I - F)^{-1} \mathbf{m}$, $\rho(F)$ 是 F 的谱半径.

可行解存在条件的证明如下.

证明:由问题 P1_2 可知:

设 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_K)^T$ 满足: $\hat{\gamma}_k = \gamma_k$, 可得:

$$\left(\mathbf{v}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i b_i + \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \right) \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \right) \gamma_k = h_k b_k \quad (15)$$

因此:

$$b_k = \left(\mathbf{v}_k^H \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i b_i \mathbf{v}_k \right) \gamma_k / h_k + \left(\mathbf{v}_k^H \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \right) \gamma_k / h_k \quad (16)$$

可得: $\mathbf{b} = F\mathbf{b} + \mathbf{m}$, 即 $(I - F)\mathbf{b} = \mathbf{m}$. 由文献[14]的定理 A.35 可知, 当 $\rho(F) < 1$ 时, 有唯一的正解 \mathbf{b} ; $\mathbf{b} = (I - F)^{-1} \mathbf{m}$. 又由约束条件即可得: $\mathbf{p}_{\min} \leq \mathbf{p} \leq \mathbf{p}_{\max}$ 和 $\mathbf{g}^T \mathbf{b} \leq I_{\text{th}}$.

证毕.

3.2.3 GP 求解

由对数变换 $y_k = \ln p_k, z_k = \ln q_k$ 可得到问题 P1_4:

P1_4:

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{y}, \mathbf{z}} \sum_{k=1}^K w_k \ln(e^{y_k - z_k} \mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k) \\ & \text{s. t. } (\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k)^{-1} e^{z_k - y_k} \gamma_k \leq 1 \\ & \mathbf{v}_k^H \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i e^{y_i - z_i} \mathbf{v}_k + \mathbf{v}_k^H \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \mathbf{v}_k e^{-z_k} + \sigma_n^2 e^{-z_k} \leq 1 \\ & p_{\min} \leq e^{y_k} \leq p_{\max}; k = 1, 2, \dots, K \\ & I_{\text{th}}^{-1} \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 e^{y_k} \leq 1 \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_K)^T, \mathbf{z} = (z_1, z_2, \dots, z_K)^T$. 由文献[1,12]可知, 问题 P1_4 是 GP 凸问题. 由此可得 P1_4 的 Lagrange 函数为:

$$\begin{aligned} L(\lambda, \mu, \psi, \mathbf{y}, \mathbf{z}) = & - \sum_{k=1}^K w_k \ln(e^{y_k - z_k} \mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k) \\ & + \sum_{k=1}^K \lambda_k \left((\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k)^{-1} e^{z_k - y_k} \gamma_k - 1 \right) \\ & + \psi \left(I_{\text{th}}^{-1} \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 e^{y_k} - 1 \right) \\ & + \sum_{k=1}^K \mu_k \left(\mathbf{v}_k^H \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i e^{y_i - z_i} \mathbf{v}_k \right. \\ & \left. + \mathbf{v}_k^H \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \mathbf{v}_k e^{-z_k} + \sigma_n^2 e^{-z_k} - 1 \right) \end{aligned} \quad (18)$$

$\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K)^T, \mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K)^T$. 其中的 λ_k, μ_k 和 ψ 分别是 Lagrange 乘子, 因此可得基于梯度的迭代算法. 迭代关系式如下:

$$y_k(t+1) = [y_k(t) - \beta_{y_k} \times \partial L / \partial y_k]_{y_k}^{\text{min}} \quad (19)$$

$$z_k(t+1) = z_k(t) - \beta_{z_k} \times \partial L / \partial z_k \quad (20)$$

$$\lambda_k(t+1) = [\lambda_k(t) + \beta_{\lambda_k} \times ((\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k)^{-1} e^{z_k(t) - y_k(t)} \gamma_k - 1)]^+ \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \mu_k(t+1) = & \left[\mu_k(t) + \beta_{\mu_k} \times \left(e^{-z_k(t)} \left(\mathbf{v}_k^H \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i e^{y_i(t)} \mathbf{v}_k \right. \right. \right. \\ & \left. \left. + \mathbf{v}_k^H \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \right) - 1 \right]^+ \end{aligned} \quad (22)$$

$$\psi(t+1) = [\psi(t) + \beta_{\psi} \times (I_{\text{th}}^{-1} \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 e^{y_k(t)} - 1)]^+ \quad (23)$$

$$\text{其中: } [x]^+ = \max\{0, x\} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \partial L / \partial y_k = & -w_k - \lambda_k \left(\frac{e^{z_k - y_k} \gamma_k}{\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k} \right) + \psi (I_{\text{th}}^{-1} \|g_{pk}\|^2 e^{y_k}) \\ & + e^{y_k} \sum_{i=1, i \neq k}^K \mu_i e^{-z_i} (\mathbf{v}_i^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_i) \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \partial L / \partial z_k = & w_k + \lambda_k \left(\frac{e^{z_k - y_k} \gamma_k}{\mathbf{v}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_k} \right) \\ & - \mu_k e^{-z_k} \left(\mathbf{v}_k^H \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{R}_i e^{y_i} \mathbf{v}_k + \mathbf{v}_k^H \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \mathbf{v}_k + \sigma_n^2 \right) \end{aligned} \quad (26)$$

t 是迭代次数; y_k^{\min} 和 y_k^{\max} 分别是 y_k 的最小值和最大值; $\beta_{y_i}, \beta_{z_i}, \beta_{\lambda_i}, \beta_{\mu_i}$ 和 β_{ψ} 分别是迭代步长. 当满足可行解条件时, 上述迭代算法是收敛的^[1].

4 分布式上行功率控制算法

分布式上行功率控制的实现需要 CBS 和 SU 共同来完成. 由以上的迭代算法可知, SU 需要 CBS 提供的信息为:

$$\mathbf{B}_1(t) = \sum_{i=1}^K \mathbf{R}_i e^{y_i(t)}, \mathbf{B}_2(t) = \sum_{i=1}^K \mu_i e^{-z_i(t)} (\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H), b_3(t) = \sum_{k=1}^K \|g_{pk}\|^2 e^{y_k(t)}, \text{PU 的参数 } \Delta = \sum_{l=1}^L \mathbf{R}_{K+l} p_{K+l} \text{ 和 CBS 的波束赋形向量 } \mathbf{v}_k (k=1, 2, \dots, K).$$

SU k 向 CBS 发送的信息为:

$$\mathbf{B}_1^k(t) = \mathbf{R}_k e^{y_k(t)}, b_2^k(t) = \mu_k e^{-z_k(t)} \text{ 和 } b_3^k(t) = \|g_{pk}\|^2 e^{y_k(t)}.$$

式(25)中的 $\sum_{i=1, i \neq k}^K \mu_i e^{-z_i} (\mathbf{v}_i^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_i)$ 可变换为:

$$\sum_{i=1, i \neq k}^K \mu_i e^{-z_i} (\mathbf{v}_i^H \mathbf{R}_k \mathbf{v}_i) = \text{Tr} \left\{ \mathbf{R}_k \sum_{i=1, i \neq k}^K (\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H) \mu_i e^{-z_i} \right\} \quad (27)$$

因此, 可由 $\text{Tr} \{ \mathbf{R}_k (\mathbf{B}_2(t) - \mu_k e^{-z_k(t)} (\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H)) \}$ 得到. 其中, $\text{Tr} \{ \mathbf{A} \}$ 是矩阵 \mathbf{A} 的迹.

分布式上行功率控制算法包括 CBS 和 SU 联合优化、SU k ($k=1, 2, \dots, K$) 的发送功率优化和 CBS 的优化等 3 个算法流程. 其中, CBS 和 SU 联合优化是系统流程; 另外的 2 个是联合优化算法分别在 SU 和 CBS 的流程. 如算法 1~3 所示.

算法 1 CBS 和 SU 联合优化算法流程

步骤 1: $t_0 = 0$, 初始化 SU 和 CBS 的各个参量.
 步骤 2: $t_0 = t_0 + 1$, SU 进行发送功率优化, 得到 $\mathbf{p}(t_0) = (p_1(t_0), p_2(t_0), \dots, p_K(t_0))^T$.
 步骤 3: SU 进行收敛性判断: $|p_k(t_0) - p_k(t_0 - 1)| \leq \delta_0, k=1, 2, \dots, K$. 若收敛到步骤 6.
 步骤 4: CBS 进行接收波束赋形优化, 得到 $\mathbf{V}(t_0) = (\mathbf{v}_1(t_0), \mathbf{v}_2(t_0), \dots, \mathbf{v}_K(t_0))$.
 步骤 5: SU 更新 $\mathbf{V}(t_0)$, 转步骤 2.
 步骤 6: 优化过程结束并告知 CBS. 得到最优值 \mathbf{p}^* 和 \mathbf{V}^* .

算法 2 SU k 的发送功率优化算法流程

步骤 1: $t = 0$, SU k 初始化.
 步骤 2: $t = t + 1$, SU k 接收来自 CBS 的 $\Delta, \mathbf{v}_k(t_0), \mathbf{B}_1(t), \mathbf{B}_2(t)$ 和 $b_3(t)$.
 步骤 3: SU k 依据式(19)~(23)分别计算 $y_k(t), z_k(t), \lambda_k(t), \mu_k(t)$ 和 $\psi(t)$.
 步骤 4: 收敛性判断, 若收敛到步骤 6.

步骤 5: 计算 $\mathbf{B}_1^k(t), b_2^k(t)$ 和 $b_3^k(t)$ 并发送至 CBS, 转步骤 2.

步骤 6: 计算 $\mathbf{B}_1^k(t), b_2^k(t)$ 和 $b_3^k(t)$ 并发送至 CBS, 优化过程结束并告知 CBS.

算法 3 CBS 的优化算法流程

步骤 1: $t = 0$, CBS 初始化.
 步骤 2: $t = t + 1$, CBS 广播发送 Δ 和 $\mathbf{v}_k(t_0) (k=1, 2, \dots, K)$ 至各 SU.
 步骤 3: CBS 根据各 SU 发来的信息更新 $\mathbf{B}_1(t), \mathbf{B}_2(t)$ 和 $b_3(t)$, 并将它们发送至各 SU.
 步骤 4: 判断 SU 的发送功率优化是否完成, 若未完成到步骤 7.
 步骤 5: 判断联合优化是否完成, 若完成到步骤 8.
 步骤 6: CBS 依据式(7)进行波束赋形优化, 得到 $\mathbf{v}_k(t_0) (k=1, 2, \dots, K)$.
 步骤 7: 更新 Δ , 转步骤 2.
 步骤 8: 优化过程结束.

说明:

(1) 算法中的 t_0 和 t 表示迭代次数, $t_0 = 0$ 和 $t = 0$ 是同时的.

(2) CBS 接收波束赋形优化是求解最大广义特征值问题, SU 发送功率优化是 GP 凸优化问题. CBS 和 SU 交替优化, 得到的是全局最优解.

5 数值仿真及分析

采用 Rayleigh 信道, 仿真参数如表 1 所示.

表 1 仿真参数

参数	数值
加性高斯白噪声的 σ_n^2 (W)	0.25
干扰功率门限 I_{th} (W)	0.5
CBS 的接收天线数 N_r	{6, 9, 12}
SU 的数目 K	3
PU 的数目 L	3
SU 的发送功率范围 $[p_{\min}, p_{\max}]$ (W)	[0.01, 0.5]
PU 的发送功率 $p_{K+l} (l=1, 2, \dots, L)$ (W)	[0.1, 1.0]
效用函数的 $w_k (k=1, 2, \dots, K)$	1.0
判决门限 δ_0	10^{-4}

使用 MATLAB 仿真, 其中:

(1) $\mathbf{v}_k (k=1, 2, \dots, K)$ 的初始化: 可根据问题预设 \mathbf{v}_k 值; 也可依据式(7)求解出 \mathbf{v}_k 作为初始值.

(2) 迭代算法中的 $y_k(0) = -3.0 (y_k^{\min} = -4.6, y_k^{\max} = -0.7), z_k(0) = 1.0, \lambda_k(0) = 1.0, \mu_k(0) = 1.0; \psi(0) = 1.0; \beta_{y_i}, \beta_{z_i}, \beta_{\lambda_i}, \beta_{\mu_i}, \beta_{\psi}$ 等迭代步长均取 0.5, 收敛判决门限 δ_1 值为 10^{-4} .

5.1 算法的收敛特性

算法的收敛包含两个过程, 一个是 SU 发送功率优

化算法的收敛,另一个是 CBS 和 SU 联合优化算法的收敛. 在满足可行解条件下, \mathbf{v}_k 的初始化值为:

$$\frac{1}{\sqrt{N_r}} e^{j * (m - (N_r + 1)/2) * 2\pi/N_r}, (m = 1, 2, \dots, N_r; k = 1, 2, \dots, K).$$

SINR 的门限 $\gamma_k = -20\text{dB}$ ($k = 1, 2, \dots, K$), 分别取 $N_r = 6, 9$ 和 12 运行算法. SU 发送功率约束的 Lagrange 乘子 ψ 和各 SU 的发送功率的收敛特性分别如图 2~图 7 所示. CBS 和 SU 联合优化算法的网络效用的收敛特性如图 8 所示.

5.1.1 SU 发送功率优化算法

$N_r = 6$ 时,如图 2 和图 3 所示,算法进行了 4 次优化,第一次优化, Lagrange 乘子 ψ 和 SU 的发送功率经过 61 次迭代收敛,第二次优化经过 71 次迭代收敛,后续的 2 次优化分别经过 33 次和 11 次迭代后收敛,得到最优值总计进行了 176 次迭代. $N_r = 9$ 时,如图 4 和图 5 所示,算法同样进行了 4 次优化,第一次优化, Lagrange 乘子 ψ 和 SU 的发送功率经过 64 次迭代收敛,第二次优化经过 71 次迭代收敛,后续的 2 次优化分别经过 22 次和 5 次迭代后收敛,得到最优值总计进行了 162 次迭代. $N_r = 12$ 时,类似于 $N_r = 6$ 和 $N_r = 9$ 的情形,如图 6 和图 7 所示,只是优化的迭代次数有所减少,第一次优化, Lagrange 乘子 ψ 和 SU 的发送功率经过 60 次迭代收敛,第二次优化经过 71 次迭代收敛,后续的 2 次优化分别经过 10 次和 1 次迭代后收敛,得到最优值总计进行了 142 次迭代. 由以上的结果可知, SU 发送功率优化算法收敛较快,并且只是在前两次优化时所需的迭代次数较多,而后优化所需的次数就减少. 这是因为前两次优化中参与算法的波束赋形向量、SU 的功率及其它变量的值均不是优化值,而经过两次优化(CBS 和 SU 交替优化),后续优化中的波束赋形向量、SU 的功率及其它变量的值是分别由 CBS 和 SU 优化后的值,因此能够加速算法的收敛.

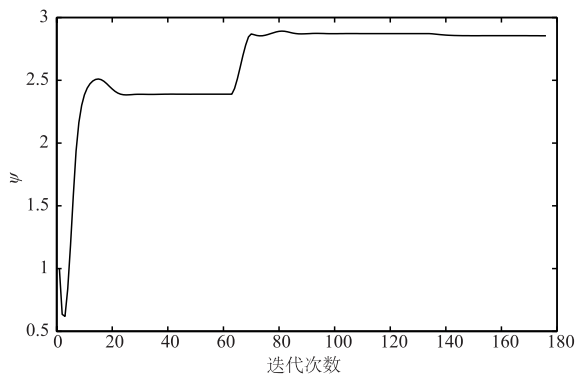


图2 ψ 的收敛特性 ($N_r = 6$)

5.1.2 CBS 和 SU 联合优化算法

如图 8 所示,网络效用值经过 4 次迭代($t_0 = 4$)即

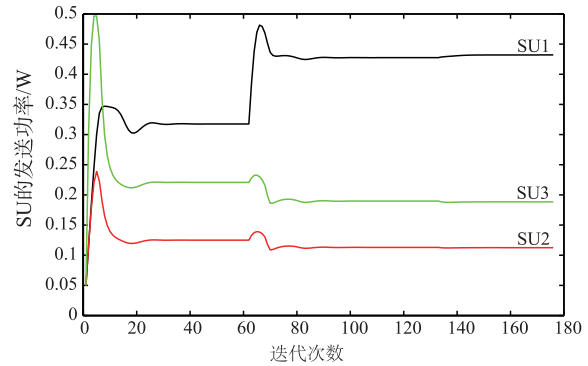


图3 SU 的功率收敛特性 ($N_r = 6$)

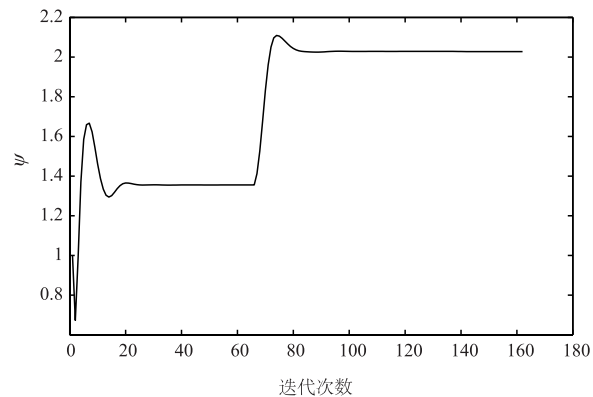


图4 ψ 的收敛特性 ($N_r = 9$)

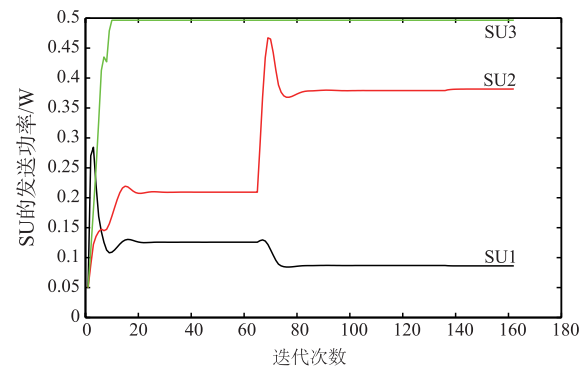


图5 SU 的功率收敛特性 ($N_r = 9$)

收敛. $t_0 = 1$ 的网络效用值较小是因为 \mathbf{v}_k 的初始值不是优化值,限制了 SINR,致使网络效用值较小;当 $t_0 = 2$, \mathbf{v}_k 取优化值后,网络效用值就相应地增大. 结合 SU 的发送功率优化,可知在 $t_0 = 2$, 网络效用值已基本达到最优. 原因是 CBS 接收波束赋形和 SU 发送功率联合优化,算法效率较高.

5.2 多天线接收波束赋形和单天线接收的性能比较

5.2.1 网络效用

分别取 $N_r = 6, 9$ 和 12 与 $N_r = 1$ (只进行 SU 功率优化, CBS 单天线接收) 进行接收性能比较. SINR 的门限

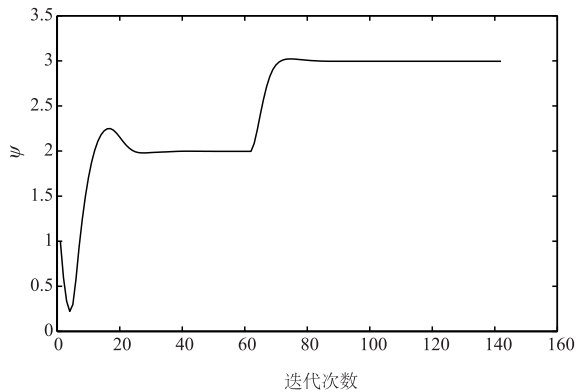
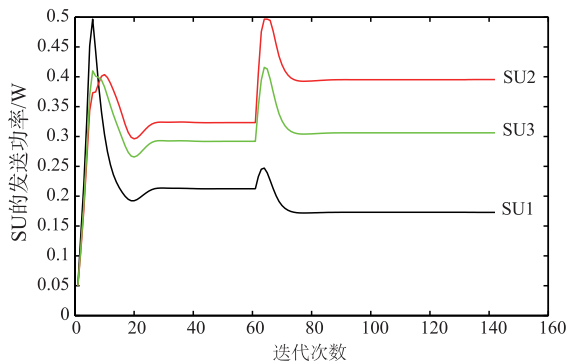
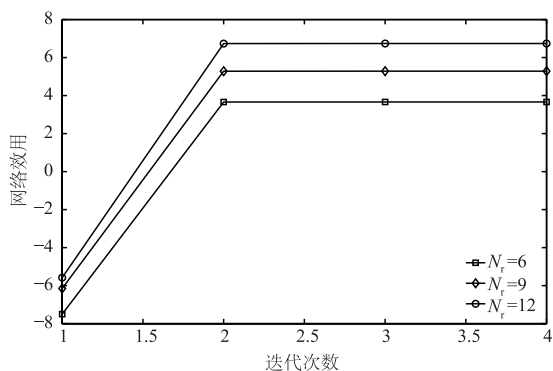
图6 ψ 的功率收敛特性 ($N_r=12$)图7 SU 的功率收敛特性 ($N_r=12$)

图8 网络效用的收敛特性

$\gamma_k = -10\text{dB}$ ($k = 1, 2, \dots, K$). 如图9所示,对于确定的PU发送功率,多天线接收波束赋形的网络效用值比 $N_r = 1$ 接收的网络效用值高很多. 由图中可知,当PU的发送功率为0.3W时,相对于 $N_r = 1$ 的网络效用值, $N_r = 6, 9$ 和 12 的网络效用值分别增大了6.36, 8.08和9.61. 这是由于CBS的多天线接收波束赋形能够增强信号接收、降低干扰,提高SINR,从而增大网络效用值. 并且,网络效用值随着 N_r 数目的增加而增大.

5.2.2 PU 干扰的影响

如图9所示,当PU的发送功率从0.1W增加到1.0W时,多天线接收波束赋形的网络效用值减小较

慢,变化幅度较小. 其中, $N_r = 6$ 减小1.31; $N_r = 9$ 减小0.57; $N_r = 12$ 减小0.33. 而 $N_r = 1$ 的网络效用值减小较快,变化幅度较大. 网络效用值减小2.33. 由此可知,对于PU的干扰,多天线接收波束赋形具有鲁棒性,而且随着 N_r 数目的增加,鲁棒性增强. 这也是缘于CBS的多天线接收波束赋形能增强信号接收,减小干扰信号的影响.

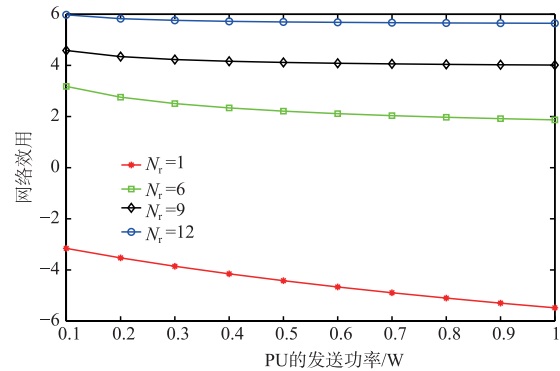


图9 网络效用与PU发送功率的关系

6 总结

本文提出的基于多天线波束赋形的CRN分布式上行功率控制算法,将CBS多天线接收波束赋形和分布式动态调整各SU的发送功率相结合,经过CBS和SU联合优化,使CRN的网络性能达到最优. 通过数值仿真,验证了算法的收敛性;同只进行SU功率优化的上行功率控制算法相比,本文的算法能够抑制干扰,提高CRN的性能. 并且算法实现简单,易于应用.

参考文献

- [1] PARSAEFARD S, SHARAFAT A R. Robust distributed power control in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(4): 609 - 620.
- [2] GATSI S N, MARQUES A G, GIANNAKIS G B. Power control for cooperative dynamic spectrum access networks with diverse QoS constraints [J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 58(3): 933 - 944.
- [3] RASTI M, HASAN M, LE L B, et al. Distributed uplink power control for multi-cell cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(3): 628 - 642.
- [4] MONEMI M, RASTI M, HOSSAIN E. On characterization of feasible interference regions in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(2): 511 - 524.
- [5] HUANG Senhua, Liu Xin, Ding Zhi. Decentralized cognitive radio control based on inference from primary link control information [J]. IEEE Journal on Selected Areas in

- Communications, 2011, 29(2):394–406.
- [6] SOROOSHYARI S, TAN C W, CHIANG M. Power control for cognitive radio networks: axioms, algorithms, and analysis[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(3):878–891.
- [7] MITLIAGKAS I, SIDIROPOULOS N D, SWAMI A. Joint power and admission control for Ad-Hoc and cognitive underlay networks: convex approximation and distributed implementation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(12):4110–4121.
- [8] WANG Jun, CHEN Jianshu, LU You, et al. Robust power control under location and channel uncertainty in cognitive radio networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2015, 4(2):113–116.
- [9] XUE Tong, DONG Xiaodai, SHI Yi. Resource-allocation strategy for multiuser cognitive radio systems: location-aware spectrum access[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1):884–889.
- [10] 李静叶, 罗涛, 乐光新. 联合网络容量与认知用户满意度的资源分配优化方案[J]. 电子学报, 2012, 40(7):1315–1322.
- LI Jing-ye, LUO Tao, YUE Guang-xin. A resource allocation scheme jointly considering network capacity and user satisfaction in cognitive radio networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(7):1315–1322. (in Chinese)
- [11] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2004. 491–492.
- ZHANG Xian-da. Matrix Analysis and Applications[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2004. 491–492. (in Chinese)
- [12] CHIANG M. Geometric programming for communication systems[J]. Foundations & Trends® in Communications & Information Theory, 2014, 2(2):1–154.
- [13] DENKOVSKI D, RAKOVIC V, ATANASOVSKI V, et al. Generic multiuser coordinated beamforming for underlay spectrum sharing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 64(6):2285–2298.
- [14] STAÚCZAK S, WICZANOWSKI M, BOCHE H. Resource Allocation in Wireless Networks: Theory and Algorithms[M]. Berlin, Germany:Springer, 2006. 168–169.

作者简介



季中恒 男, 1971 年 9 月出生, 江苏丹阳人. 博士、副研究员, 主要研究方向为无线通信理论及技术应用.
E-mail: jzh719@163.com



季新生 男, 1968 年 6 月出生, 江苏南通人. 教授、博导, 主要研究方向为移动通信网络、拟态安全等. 现任“十三五”国家重点研发计划网络空间安全重点专项专家.
E-mail: jxs@ndsc.com.cn



黄开枝 女, 1973 年 9 月出生, 安徽滁州人. 教授、博导, 主要研究方向为移动通信网络和物理层安全.



陈亚军 男, 1988 年 12 月出生, 河南商丘人. 博士、助理研究员, 主要研究方向为无线物理层安全、D2D 通信技术和无线定位技术.