

非理想信道状态信息的认知无线网络下行功率分配和波束赋形方法

季中恒* 季新生 黄开枝

(国家数字交换系统工程技术研究中心 郑州 450002)

摘 要: 针对非理想信道状态信息(CSI)条件下工作于underlay模式的认知无线网络(CRN)多用户下行功率分配和波束赋形研究中普遍存在的问题,包括忽略主网络(PN)对认知用户(SU)的干扰、传统的凸优化SDR方法对约束条件的近似要求以及实现算法复杂、实用性受限等,首先建立CRN模型,增添PN对SU的干扰项,而后在非理想CSI的最差条件下形成优化问题。再通过Lagrange对偶对问题的约束条件进行变换,并基于变换后的问题形式,利用上行和下行的对偶特性,引入虚拟功率,将优化问题转换为上行功率分配和波束赋形问题,进一步得到简便、快速和实用的迭代算法。数值仿真显示,算法收敛很快。并且发现非理想CSI引起的误差不仅对下行功率影响明显而且还改变优化问题的可行解区域;PN基站(PBS)的发送功率的变化对可行解区域有显著的影响。

关键词: 认知无线网络; 非理想信道状态信息; 迭代算法; 可行解区域

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)09-2072-08

DOI: 10.11999/JEIT171135

Cognitive Radio Network Downlink Power Allocation and Beamforming Method with Imperfect Channel State Information

JI Zhongheng JI Xinsheng HUANG Kaizhi

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

Abstract: Some problems of multi-user downlink power allocation and beamforming in a underlay Cognitive Radio Network (CRN) with imperfect Channel State Information (CSI) are addressed. They include ignoring the interferences of the Primary Network (PN) to the Secondary Users (SU), conventional SDR algorithm of convex optimization needing the constraint approximation, the high complexity of the algorithm, and implemented with difficulty, etc. Firstly the term of interference of the PN to the SU is added to the CRN model. The optimization problem is formulated with the worst-case imperfect CSI. Next the constraints of the problem are transformed by means of Lagrange duality. Then, based on the form of the problem, the simple, fast and practical iterative algorithm is obtained by utilizing the duality of uplink-downlink, introducing virtual power, and transforming the optimization problem into the problem of uplink power allocation and beamforming. Numerical simulation results show that it converges faster. It is also found that the errors of the imperfect CSI not only influence the downlink power but also change the feasibility region. The variation of transmitting power of the PN Base Station (PBS) could affect the feasibility region notably.

Key words: Cognitive Radio Network (CRN); Imperfect Channel State Information (CSI); Iterative algorithm; Feasibility region

1 引言

认知无线网络(Cognitive Radio Network,

CRN)技术能有效地利用无线频谱资源。它是在不影响授权用户,即主用户(Primary User, PU)的前提下,通过认知无线网络用户,即次级用户(Secondary User, SU)采用通信技术接入频谱,完成与PU的无线资源共享。CRN有3种工作模式,分别是interweave, overlay和underlay。在interweave模式, SU只能和PU分时接入频谱,而一旦出现冲突, SU必须让出频谱;这样就有可能导致SU反复地接入和退出,无法保证SU正常工作。在over-

收稿日期: 2017-12-04; 改回日期: 2018-05-08; 网络出版: 2018-07-12

*通信作者: 季中恒 13526611780@qq.com

基金项目: 国家863计划(SS2015AA011306), 国家自然科学基金(61379006, 61521003)

Foundation Items: The National 863 Program of China (SS2015AA011306), The National Natural Science Foundation of China (61379006, 61521003)

lay模式, CRN通过获知PU的码本和消息知识, 采用编码方法来消除对PU的干扰; 而在多数的场合, CRN的这种需求无法得到满足, 因而会影响PU的工作。在underlay模式, CRN通过信道条件来控制自身的发送参数, 实现与PU共享频谱。

下行功率分配和波束赋形是工作于underlay模式的多用户CRN的主要频谱接入方法。其中的波束赋形需要依据正确的信道状态信息(Channel State Information, CSI)才能有效实现。而在实际中, 无线信道的状态是时刻在变化的, 完全能够与信道匹配的CSI几乎是不可能得到的。非理想CSI条件下的下行功率分配和波束赋形问题是当前CRN技术研究的重点之一。目前的研究存在以下的问题: 一是处理信道不确定的方法中包含一些近似条件^[1,2], 得到的是次优解; 二是在求解优化问题中会产生高秩解, 而实际的低秩解却不一定能得到^[3,4]。并且文献^[3~5]的优化问题均使用传统的半正定松弛(Semi-Definite Relax, SDR)算法^[6]进行求解, 计算复杂度高, 不便于实用。三是CRN网络模型中普遍略去了主网络(Primary Network, PN)对SU的影响^[7~11], 这会导致CRN的服务质量(Quality of Service, QoS)约束条件放宽, 由此得到的结果不能确保CRN有效工作; 文献^[12]的网络模型中虽然考虑了PN对SU的影响, 但只是用一随机数值表示, 不能体现信道的作用, 依旧不能确保CRN有效工作。

针对以上的问题, 本文对在非理想CSI条件下工作于underlay模式的CRN的下行功率分配和波束赋形问题作进一步研究。首先建立CRN模型^[13], 增添PN对SU的干扰; 而后在非理想CSI的最差条件下形成CRN下行功率分配和波束赋形的优化问题。再通过Lagrange对偶将问题的约束条件进行形式变换, 并且在变换后的问题求解中, 根据问题形式, 采用上行和下行的对偶特性^[14], 引入虚拟功率, 将下行功率分配和波束赋形问题转换为上行功率分配和波束赋形问题, 得到波束赋形向量的更新方法和上行功率的迭代方法, 再由对应的参量变换得到下行功率, 由此形成简便、快速和实用的迭代算法。数值仿真显示, 算法收敛很快; 与SDR算法性能等同; 非理想CSI引起的误差对下行功率影响明显; 并且还影响优化问题的可行解区域; 主网络基站(Primary Base Station, PBS)的发送功率的变化对可行解区域有显著的影响。

2 CRN网络模型及优化问题

2.1 网络模型

网络模型如图1所示, CRN网络由1个CRN基

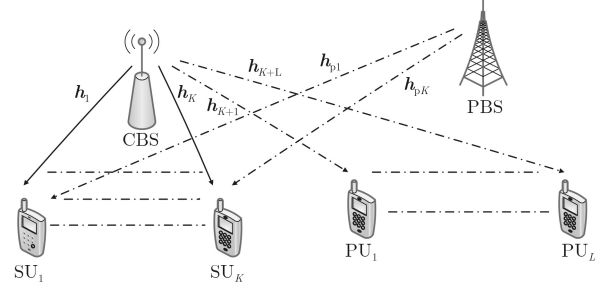


图1 CRN网络模型

站CBS(Cognitive Base Station)和多个SU组成; PN网络由1个主网络基站PBS和多个PU组成。实际网络中PBS的数目不止1个, 但其它PBS对SU的干扰远没有与CBS共享频谱的PBS的干扰效应显著, 因此对分析结果几乎无影响, 可以略去。SU的数目为 K , PU的数目为 L , CBS的发送天线数目为 N_t , PBS为单天线发送, PU和SU均是单天线接收。

CBS与SU之间的信道向量 $\mathbf{h}_k = (h_{k,1} \ h_{k,2} \ \cdots \ h_{k,N_t})^H$, 发送的功率为 $\mathbf{p} = (p_1 \ p_2 \ \cdots \ p_K)^T$, 波束赋形矩阵 $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \cdots \ \mathbf{u}_K)$, 其中 $\mathbf{u}_k = (u_{k,1} \ u_{k,2} \ \cdots \ u_{k,N_t})^H$; $k = 1, 2, \dots, K$ 。

PBS与SU k 之间的信道向量 $\mathbf{h}_{pk}$ (维数为1), 发送的功率为 p_p 。

SU k 的接收信号 $y_k(t)$:

$$y_k(t) = \sqrt{p_k} \mathbf{h}_k^H \mathbf{u}_k s_k(t) + \sum_{i=1, i \neq k}^K \sqrt{p_i} \mathbf{h}_k^H \mathbf{u}_i s_i(t) + \sqrt{p_p} \mathbf{h}_{pk} s_p(t) + z_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

式中, $s_j(t)$ ($j = 1, 2, \dots, K$)是CBS发送给SU j 的信号, $E(|s_j(t)|^2) = 1$, $z_k(t)$ 是加性高斯白噪声, $z_k(t) \sim N(0, \sigma_k^2)$, $s_p(t)$ 是PBS的发送信号, $E(|s_p(t)|^2) = 1$ 。

CBS对PU l ($l = 1, 2, \dots, L$)的干扰信号为:

$$\sum_{i=1}^K \sqrt{p_i} \mathbf{h}_{K+l}^H \mathbf{u}_i s_i(t)。$$

在实际应用中, 很难得到信道的瞬时特性, 一般是使用期望值。可设: SU k 与CBS之间的信道相关矩阵 $\mathbf{R}_k = E(\mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H)$, SU k 与PBS之间的信道相关矩阵 $\mathbf{R}_{pk} = E(\mathbf{h}_{pk} \mathbf{h}_{pk}^H)$ 。可得SU k 的信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR):

$$\text{SINR}_k = \frac{p_k \mathbf{u}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{u}_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i \mathbf{u}_i^H \mathbf{R}_k \mathbf{u}_i + p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2} \quad (2)$$

设PU l 与CBS之间的信道相关矩阵 $\mathbf{R}_{K+l} = E(\mathbf{h}_{K+l} \mathbf{h}_{K+l}^H)$, 可得CBS对PU l ($l = 1, 2, \dots, L$)的干扰为

$$I_l = \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{u}_i^H \mathbf{R}_{K+l} \mathbf{u}_i \quad (3)$$

式中, $\mathbf{R}_k (k=1, 2, \dots, K+L)$ 是 Hermitian 矩阵, 并且 $\mathbf{R}_k \succeq \mathbf{0}$, 即 $\mathbf{R}_k$ 是正定/半正定的。

2.2 优化问题

非理想信道条件下, 无线信道的变化特性导致 CSI 存在估计误差, 因此 $\mathbf{R}_k, \mathbf{R}_{pk} (k=1, 2, \dots, K)$ 和 $\mathbf{R}_{K+l} (l=1, 2, \dots, L)$ 包含误差项, 分别变为: $\bar{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k, \bar{\mathbf{R}}_{pk} = \hat{\mathbf{R}}_{pk} + \Delta_{pk}, \bar{\mathbf{R}}_{K+l} = \hat{\mathbf{R}}_{K+l} + \Delta_{K+l}$ 。 $\hat{\mathbf{R}}_k, \hat{\mathbf{R}}_{pk}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_{K+l}$ 是信道的估计值; $\Delta_k,$

Δ_{pk} 和 Δ_{K+l} 是随机的误差项, 分别满足: $\|\Delta_k\| \leq \alpha_k, \|\Delta_{pk}\| \leq \xi_k, \|\Delta_{K+l}\| \leq \beta_l$; $\|\cdot\|$ 是 Frobenius 范数; α_k, ξ_k, β_l 是门限值。根据 $\mathbf{R}_k$ 的性质, 为确保优化问题有可行解, 需要增加如下的约束条件:

$\bar{\mathbf{R}}_k \succeq \mathbf{0}; \bar{\mathbf{R}}_{pk} \succeq \mathbf{0}; \bar{\mathbf{R}}_{K+l} \succeq \mathbf{0}$ 。考虑非理想信道状态的最差条件, 下行功率分配和波束赋形的优化问题如式(4)–式(6):

$$\text{P1: } \min_{\mathbf{U}, p_1, \dots, p_K} \sum_{k=1}^K p_k \quad (4)$$

$$\text{s.t. } \min_{\substack{\|\Delta_k\| \leq \alpha_k \\ \hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k \succeq \mathbf{0} \\ \|\Delta_{pk}\| \leq \xi_k \\ \hat{\mathbf{R}}_{pk} + \Delta_{pk} \succeq \mathbf{0}}} \left\{ \frac{p_k \mathbf{u}_k^H (\hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k) \mathbf{u}_k}{\left[\sum_{i=1, i \neq k}^K p_i \mathbf{u}_i^H (\hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k) \mathbf{u}_i + p_p (\hat{\mathbf{R}}_{pk} + \Delta_{pk}) + \sigma_k^2 \right]} \right\} \geq \gamma_k, \quad (5)$$

$$k = 1, 2, \dots, K, p_k \geq 0; \|\mathbf{u}_k\| = 1$$

$$\max_{\substack{\|\Delta_{K+l}\| \leq \beta_l \\ \hat{\mathbf{R}}_{K+l} + \Delta_{K+l} \succeq \mathbf{0}}} \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{u}_i^H (\hat{\mathbf{R}}_{K+l} + \Delta_{K+l}) \mathbf{u}_i \leq \frac{1}{\gamma_{K+l}}, \quad (6)$$

$$l = 1, 2, \dots, L$$

式中, γ_k 和 $1/(\gamma_{K+l})$ 分别是 SINR_k 和 I_l 的门限。

2.3 优化问题变换

取 $\mathbf{A}_k = \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K p_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H - p_k \mathbf{u}_k \mathbf{u}_k^H, b_k = \gamma_k p_p,$
 $\mathbf{C} = \sum_{i=1}^K p_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H$, 问题 P1 的约束条件式(5)可变换为

$$\min_{\substack{\|\Delta_k\| \leq \alpha_k \\ \hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k \succeq \mathbf{0} \\ \|\Delta_{pk}\| \leq \xi_k \\ \hat{\mathbf{R}}_{pk} + \Delta_{pk} \succeq \mathbf{0}}} - \left(\text{Tr} \{ \Delta_k \mathbf{A}_k \} + \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{A}_k \} + b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} \right. \\ \left. + b_k \Delta_{pk} + \gamma_k \sigma_k^2 \right) \geq 0 \quad (7)$$

式中, $\text{Tr} \{ \mathbf{B} \}$ 表示矩阵 $\mathbf{B}$ 的迹。

式(7)的不等式左边等价于问题 C1:

$$\text{C1: } \min_{\Delta_k, \Delta_{pk}} - \left(\text{Tr} \{ \Delta_k \mathbf{A}_k \} + \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{A}_k \} \right. \\ \left. + b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} + b_k \Delta_{pk} + \gamma_k \sigma_k^2 \right) \\ \text{s.t. } \|\Delta_k\| \leq \alpha_k, \hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k \succeq \mathbf{0}, \\ \|\Delta_{pk}\| \leq \xi_k, \hat{\mathbf{R}}_{pk} + \Delta_{pk} \succeq \mathbf{0} \quad (8)$$

由目标函数可知, 对于给定的 $\mathbf{A}_k$ 和 b_k , 它是凸函数; 而约束条件也是凸函数, 所以 C1 是凸问题^[15]。因此, 可得到 Lagrange 对偶为

$$g(\lambda_k, \mu_k, \mathbf{Y}_k, \mathbf{Z}_k) \\ = \inf_{\Delta_k, \Delta_{pk}} \left(-\text{Tr} \{ \Delta_k \mathbf{A}_k \} - \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{A}_k \} \right. \\ \left. - b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} - b_k \Delta_{pk} - \gamma_k \sigma_k^2 \right. \\ \left. + \lambda_k \left(\|\Delta_k\|^2 - \alpha_k^2 \right) - \text{Tr} \{ (\hat{\mathbf{R}}_k + \Delta_k) \mathbf{Z}_k \} \right. \\ \left. + \mu_k \left(\|\Delta_{pk}\|^2 - \xi_k^2 \right) - \text{Tr} \{ (\hat{\mathbf{R}}_{pk} + \Delta_{pk}) \mathbf{Y}_k \} \right) \quad (9)$$

由 $\frac{\partial g}{\partial \Delta_k} = \mathbf{0}$ 和 $\frac{\partial g}{\partial \Delta_{pk}} = \mathbf{0}$, 分别可得:

$$\Delta_k^* = \frac{\mathbf{A}_k + \mathbf{Z}_k}{2\lambda_k}, \quad \Delta_{pk}^* = \frac{b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k}{2\mu_k}.$$

把 Δ_k^* 和 Δ_{pk}^* 代入式(9)可得 C2:

$$\text{C2: } \max_{\lambda_k, \mathbf{Z}_k, \mu_k, \mathbf{Y}_k} \left\{ -\frac{\|\mathbf{A}_k + \mathbf{Z}_k\|^2}{4\lambda_k} - \lambda_k \alpha_k^2 \right. \\ \left. - \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_k (\mathbf{Z}_k + \mathbf{A}_k) \} - \gamma_k \sigma_k^2 \right. \\ \left. - \frac{\|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k\|^2}{4\mu_k} - \mu_k \xi_k^2 \right. \\ \left. - \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I}) \} \right\} \quad (10)$$

$$\text{s.t. } \lambda_k \geq 0, \mathbf{Z}_k \succeq \mathbf{0}, \mu_k \geq 0, \mathbf{Y}_k \succeq \mathbf{0}$$

C2 分别对 λ_k 和 μ_k 取极值可得: $\lambda_k^* = \frac{\|\mathbf{A}_k + \mathbf{Z}_k\|}{2\alpha_k},$

$\mu_k^* = \frac{\|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k\|}{2\xi_k}$, 并代入, 有

$$\max_{\mathbf{Z}_k, \mathbf{Y}_k} -\alpha_k \|\mathbf{A}_k + \mathbf{Z}_k\| - \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_k (\mathbf{Z}_k + \mathbf{A}_k) \} \\ - \gamma_k \sigma_k^2 - \xi_k \|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k\| \\ - \text{Tr} \{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I}) \} \quad (11)$$

由于问题C1是凸问题，因此存在误差项 $\Delta_k = \tilde{\alpha}_k \mathbf{I}$, $0 < \tilde{\alpha}_k < \alpha_k / \sqrt{N_t}$ 和 $\Delta_{pk} = \tilde{\xi}_k \mathbf{I}$, $0 < \tilde{\xi}_k < \xi_k$, 是严格可行解。问题C1和C2满足Slater条件^[15], 因此式(11)和C1是强对偶, C1可由式(11)替换得到约束条件如式(12):

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{Z}_k, \mathbf{Y}_k} & \left(-\alpha_k \|\mathbf{A}_k + \mathbf{Z}_k\| - \text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_k (\mathbf{Z}_k + \mathbf{A}_k) \right\} \right. \\ & \left. - \gamma_k \sigma_k^2 - \xi_k \|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k\| \right. \\ & \left. - \text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I}) \right\} \right) \geq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

当有最优解时, $\mathbf{Z}_k^* = \mathbf{0}$ ^[3], $\mathbf{Y}_k^* = \mathbf{0}$ 。

$\mathbf{Y}_k^* = \mathbf{0}$ 的证明:

证明 可由式(12)中得到以下的问题:

$$\max_{\mathbf{Y}_k} \left(-\xi_k \|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k\| - \text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I}) \right\} \right) \quad (13)$$

因为 $\xi_k > 0$, $b_k > 0$, $\hat{\mathbf{R}}_{pk} \succeq \mathbf{0}$, $\mathbf{Y}_k \succeq \mathbf{0}$ 可得: $\xi_k \|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k\| > 0$ 。

设: $\hat{\mathbf{R}}_{pk}$ 和 $\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I}$ 均是 $M \times M$ 的矩阵, 其中: $\hat{\mathbf{R}}_{pk} = \mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U}$, $\mathbf{A} = \text{diag} \{ \lambda_{A1}, \lambda_{A2}, \dots, \lambda_{AM} \}$; $\mathbf{U}^H \mathbf{U} = \mathbf{U} \mathbf{U}^H = \mathbf{I}$ 。 $\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I} = \mathbf{V}^H \mathbf{B} \mathbf{V}$, $\mathbf{B} = \text{diag} \{ \lambda_{B1}, \lambda_{B2}, \dots, \lambda_{BM} \}$; $\mathbf{V}^H \mathbf{V} = \mathbf{V} \mathbf{V}^H = \mathbf{I}$ 。由

$$\text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k + b_k \mathbf{I}) \right\} = \text{Tr} \{ \mathbf{A} \mathbf{B} \} = \sum_{i=1}^M \lambda_{Ai} \lambda_{Bi} \geq 0$$

可知, 要使式(13)得到最大值, 必有: $\mathbf{Y}_k^* = \mathbf{0}$ 。否则, 如果有 $\mathbf{Y}_k^1 \succ \mathbf{0}$ 使式(13)最大, 则有

$$\begin{aligned} & \left(-\xi_k \|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k^1\| - \text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k^1 + b_k \mathbf{I}) \right\} \right) \\ & - \left(-\xi_k \|b_k \mathbf{I} + \mathbf{Y}_k^*\| - \text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_{pk} (\mathbf{Y}_k^* + b_k \mathbf{I}) \right\} \right) < 0 \end{aligned} \quad (14)$$

这与假设冲突。所以 $\mathbf{Y}_k^* = \mathbf{0}$ 成立。当 $\hat{\mathbf{R}}_{pk}$ 和 $\mathbf{Y}_k$ 均是1维, 即 $M=1$ 时, 结论显然成立。证毕

因此, 问题P1的约束条件式(7)变换为

$$\begin{aligned} & -\text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{A}_k \right\} - \text{Tr} \left\{ b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} \right\} \\ & \geq \alpha_k \|\mathbf{A}_k\| + \xi_k b_k + \gamma_k \sigma_k^2 \end{aligned} \quad (15)$$

问题P1的约束条件式(6)通过与约束式(7)类似的变换可得

$$-\gamma_{K+l} \text{Tr} \left\{ \mathbf{C} \hat{\mathbf{R}}_{K+l} \right\} \geq \gamma_{K+l} \beta_l \|\mathbf{C}\| - 1 \quad (16)$$

所以问题P1可变换为P2:

$$\text{P2: } \min_{\mathbf{U}, p_1, \dots, p_K} \sum_{k=1}^K p_k \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & \left. \begin{aligned} & -\text{Tr} \left\{ \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{A}_k \right\} \geq \alpha_k \|\mathbf{A}_k\| + \xi_k b_k \\ & + \text{Tr} \left\{ b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} \right\} + \gamma_k \sigma_k^2; \quad k=1, 2, \dots, K \\ & -\gamma_{K+l} \text{Tr} \left\{ \mathbf{C} \hat{\mathbf{R}}_{K+l} \right\} \geq \gamma_{K+l} \beta_l \|\mathbf{C}\| - 1; \\ & \quad l=1, 2, \dots, L \\ & p_k \geq 0; \quad \|\mathbf{u}_k\| = 1 \end{aligned} \right\} \quad (18) \end{aligned}$$

从P2与P1对比中可以看到, 由于误差项的引入, 约束条件均发生了改变。 Δ_k 和 Δ_{pk} 的效应由 $\alpha_k \|\mathbf{A}_k\| + \xi_k b_k$ 来表征; 而 Δ_{K+l} 的效应由 $\gamma_{K+l} \beta_l \|\mathbf{C}\|$ 来表征。

3 基于上行和下行对偶的迭代算法

3.1 算法思路

P2可由SDR方法来求解^[3], 但存在两个问题: 一个是SDR方法因为凸优化条件的需要, 略去了秩1约束, 是一种近似的方法; 另一个是SDR算法实现比较复杂, 实用性受限。

文献^[14]基于上行和下行的对偶特性, 引入虚拟上行功率和PU虚拟下行功率, 将理想信道条件下不考虑主网络影响的优化问题(P2中的 α_k , ξ_k , b_k 和 β_l 均为0)转换为式(19), 式(20)的形式:

$$\min_{\mathbf{U}, q_1, \dots, q_{K+L}} \sum_{k=1}^K (\gamma_k \sigma_k^2) q_k - \sum_{l=1}^L p_{K+l} q_{K+l} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \text{SINR}_k^V &= \frac{q_k \mathbf{u}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{u}_k}{\mathbf{u}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^{K+L} q_i \gamma_i \mathbf{R}_i + \mathbf{I} \right) \mathbf{u}_k} \geq 1, \\ & k=1, 2, \dots, K, \quad q_k \geq 0, \quad \|\mathbf{u}_k\| = 1, \\ & p_{K+l} \geq 0, \quad p_{K+l} \leq 1, \quad q_{K+l} \geq 0, \\ & l=1, 2, \dots, L \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $q_1, q_2, \dots, q_{K+L}$ 是 K 个SU和 L 个PU的虚拟上行功率。 p_{K+l} ($l=1, 2, \dots, L$) 是 L 个PU的虚拟下行功率。 $p_{K+l} \leq 1$ 的引入是将约束条件 $-\gamma_{K+l} \text{Tr} \{ \mathbf{C} \mathbf{R}_{K+l} \} \geq -1$, 变换为: $-\gamma_{K+l} \text{Tr} \{ \mathbf{C} \mathbf{R}_{K+l} \} \geq -p_{K+l}$ 成为PU的虚拟SINR, 使它能和SU的SINR约束条件 $-\text{Tr} \{ \mathbf{R}_k \mathbf{A}_k \} \geq \gamma_k \sigma_k^2$ 相一致。基于上行和下行对偶的迭代算法的思路是先求解上行虚拟功率和波束赋形向量, 而后由变换关系, 得到下行功率和波束赋形向量。

可设:

$$\begin{aligned} \eta_k(t) &= \alpha_k \|\mathbf{A}_k(t)\| + \xi_k b_k + \gamma_k \sigma_k^2 + \text{Tr} \left\{ b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} \right\}, \\ & k=1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (21)$$

$$\eta_{K+l}(t) = \begin{cases} 1 - \gamma_{K+l} \beta_l \|\mathbf{C}(t)\|, \\ 1 - \gamma_{K+l} \beta_l \|\mathbf{C}(t)\| \geq 0, \quad l = 1, 2, \dots, L \\ 1, \text{ 其它} \end{cases} \quad (22)$$

$$\text{SINR}_k^V = \frac{q_k \mathbf{u}_k^H \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{u}_k}{\mathbf{u}_k^H \left(\sum_{i=1, i \neq k}^K q_i \gamma_i \hat{\mathbf{R}}_i + \sum_{l=1}^L \frac{q_{K+l} \gamma_{K+l}}{\eta_{K+l}} \hat{\mathbf{R}}_{K+l} + \mathbf{I} \right) \mathbf{u}_k} \geq 1, k = 1, 2, \dots, K, \quad (24)$$

$$q_k \geq 0, \|\mathbf{u}_k\| = 1, p_{K+l} \geq 0, p_{K+l} \leq 1, q_{K+l} \geq 0; l = 1, 2, \dots, L$$

3.2 变换参数

定义: $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_{K+L}]^T$ 为 K 个 SU 和 L 个 PU 的虚拟上行功率。 $\mathbf{p} = [\mathbf{p}_1^T \ \mathbf{p}_2^T]^T$, 其中, $\mathbf{p}_1 = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_K]^T$ 是 K 个 SU 的下行功率, $\mathbf{p}_2 = [p_{K+1} \ p_{K+2} \ \dots \ p_{K+L}]^T$ 是 L 个 PU 的虚拟下行功率。

$$[\mathbf{D}(t)]_{k,k} = \mathbf{u}_k^H(t) \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{u}_k(t) \quad (25)$$

$$[\mathbf{G}_2(t)]_{l,j} = \frac{\gamma_{K+l}}{\eta_{K+l}(t)} \mathbf{u}_j^H(t) \hat{\mathbf{R}}_{K+l} \mathbf{u}_j(t) \quad (26)$$

$$[\mathbf{G}_1(t)]_{i,j} = \begin{cases} 0, & i = j \\ \gamma_i \mathbf{u}_j^H(t) \hat{\mathbf{R}}_i \mathbf{u}_j(t), & i \neq j \end{cases} \quad (27)$$

$$\boldsymbol{\eta}(t) = [\eta_1(t) \ \dots \ \eta_K(t)]^T; \quad l = 1, 2, \dots, L, \\ k, i, j = 1, 2, \dots, K \quad (28)$$

3.3 迭代算法

迭代算法的步骤如下:

步骤 1 初始化: $\mathbf{A}_k(0) = 0, \eta_k(0) = \xi_k b_k + \gamma_k \sigma_k^2 + \text{Tr} \{ b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} \}, q_k(0) = 1 (k = 1, 2, \dots, K); \mathbf{C}(0) = 0, \eta_{K+l}(0) = 1;$

步骤 2 迭代循环: $t = 1, 2, \dots$ 直至收敛:

(1)波束赋形因子更新:

$$\phi_k(t) = \max_{\|\mathbf{u}_k(t)\|=1} \frac{q_k(t-1) \mathbf{u}_k^H(t) \hat{\mathbf{R}}_k \mathbf{u}_k(t)}{\mathbf{u}_k^H(t) (\mathbf{Q} + \mathbf{I}) \mathbf{u}_k(t)}, \\ k = 1, 2, \dots, K \quad (29)$$

其中,

$$\mathbf{Q} = \sum_{i=1, i \neq k}^K q_i(t-1) \gamma_i \hat{\mathbf{R}}_i \\ + \sum_{l=1}^L \frac{q_{K+l}(t-1) \gamma_{K+l}}{\eta_{K+l}(t-1)} \hat{\mathbf{R}}_{K+l} \quad (30)$$

式中, $\phi_k(t)$ 是矩阵对 $(q_k(t-1) \hat{\mathbf{R}}_k, \mathbf{Q} + \mathbf{I})$ 的最大广义特征值, 而 $\mathbf{u}_k(t)$ 是对应的单位特征向量。它

式中, t 是迭代次数。

即可得到 P2 的基于上行和下行对偶问题 P3:

$$\text{P3: } \min_{\mathbf{U}, q_1, \dots, q_{K+L}} \sum_{k=1}^K \eta_k q_k - \sum_{l=1}^L \frac{p_{K+l} q_{K+l}}{\eta_{K+l}} \quad (23)$$

们可通过乘幂法求解^[16]。

(2)SU 虚拟上行功率更新:

$$q_k(t) = \frac{q_k(t-1)}{\phi_k(t)} \quad (31)$$

(3)转换为下行功率:

$$\mathbf{p}_1(t) = (\mathbf{D}(t) - \mathbf{G}_1(t))^{-1} \boldsymbol{\eta}(t) \quad (32)$$

$$\mathbf{p}_2(t) = \mathbf{G}_2(t) \mathbf{p}_1(t) \quad (33)$$

(4)PU 虚拟上行功率更新:

$$q_{K+l}(t) = \begin{cases} p_{K+l}(t) q_{K+l}(t-1), \\ \min \{p_1, \dots, p_K\} \geq 0 \\ q_{K+l}(t-1), \text{ 其它} \end{cases} \quad (34)$$

(5)参数更新: 依据式(21)和式(22)更新 $\eta_k(t)$ 和 $\eta_{K+l}(t)$;

步骤 3 收敛性检测:

$$|q_k(t) - q_k(t-1)| \leq \delta_1, |p_{K+l}(t) - p_{K+l}(t-1)| \leq \delta_2 \quad (35)$$

式中, $k = 1, 2, \dots, K+L, l = 1, 2, \dots, L; \delta_1$ 和 δ_2 是设定的收敛门限;

步骤 4 满足收敛性条件, 到步骤 5, 否则到步骤 2;

步骤 5 当经 N 次迭代后, 满足收敛条件时, 可得最优值为:

(1)下行功率分配: $p_1(N), p_2(N), \dots, p_K(N)$ 。

(2)波束赋形向量: $\mathbf{u}_1(N), \mathbf{u}_2(N), \dots, \mathbf{u}_K(N)$ 。

3.4 迭代算法和 SDR 算法复杂度比较

3.4.1 SDR 算法 文献[3]的 SDR 优化算法可用凸优化软件 CVX^[17]来计算求解。SDR 算法步骤如下:

步骤 1 初始化: $\mathbf{A}_k(0) = 0, \eta_k(0) = \xi_k b_k + \gamma_k \sigma_k^2 + \text{Tr} \{ b_k \hat{\mathbf{R}}_{pk} \}, (k = 1, 2, \dots, K); \mathbf{C}(0) = 0, \eta_{K+l}(0) = 1 (l = 1, 2, \dots, L);$

步骤 2 迭代循环: $t = 1, 2, \dots$ 直至收敛:

(1)波束赋形计算: 用 SDR 求解, 计算得到 $\mathbf{W}_k$ ($k = 1, 2, \dots, K$)。

(2)参数更新: 依据式(21)和式(22)更新 $\eta_k(t)$ 和 $\eta_{K+l}(t)$;

步骤3 收敛性检测:

$$\left| \sum_{k=1}^K \text{Tr} \{ \mathbf{W}_k(t) \} - \sum_{k=1}^K \text{Tr} \{ \mathbf{W}_k(t-1) \} \right| \leq \delta \quad (36)$$

δ 是一设定的收敛门限;

步骤4 满足收敛性条件, 到步骤5, 否则到步骤2;

步骤5 当经 N 次迭代后, 满足收敛条件时, 可得最优解为: $\mathbf{W}_1(N), \mathbf{W}_2(N), \dots, \mathbf{W}_K(N)$ 。

(1)下行功率分配: $p_1(N), p_2(N), \dots, p_K(N)$ 分别是对应于 $\mathbf{W}_1(N), \mathbf{W}_2(N), \dots, \mathbf{W}_K(N)$ 的最大特征值。

(2)波束赋形向量: $\mathbf{u}_1(N), \mathbf{u}_2(N), \dots, \mathbf{u}_K(N)$ 分别是对应于 $p_1(N), p_2(N), \dots, p_K(N)$ 的 $\mathbf{W}_1(N), \mathbf{W}_2(N), \dots, \mathbf{W}_K(N)$ 的单位特征向量。

3.4.2 算法复杂度比较 迭代算法与SDR算法的复杂度差别集中体现在迭代算法的步骤2的(1)~(4); SDR算法的步骤2的(1)。以乘和加作为基本运算单位^[15], 不考虑参加运算的数的类型, 因为数的类型不影响复杂度的级别。迭代算法步骤2的(1)~(4)的复杂度如下:

(1)最大广义特征值和对应的特征向量求解: 根据文献^[16]的乘幂法算法, 其中运算量最大的是 $N_t \times N_t$ 矩阵求逆, 因此, 运算复杂度是 $O(N_t^3)$ 。当 $k=1, 2, \dots, K$ 时, 运算复杂度是 $O(KN_t^3)$ 。

(2)需 K 次运算。

(3) $\mathbf{D}(t)$ 需 $2KN_t^2 + 2KN_t - K$ 次运算; $\mathbf{G}_2(t)$ 需 $2LKN_t^2 + 2LKN_t$ 次运算; $\mathbf{G}_1(t)$ 需 $2K^2N_t^2 + 2K^2N_t - 2KN_t^2 - 2KN_t$ 次运算; $\mathbf{p}_1(t)$ 需 $K^3 + 2K^2$ 次运算; $\mathbf{p}_2(t)$ 需 $2LK$ 次运算。

(4)需 $L + K$ 次运算: 步骤2一步骤4的复杂度是 $2K^2N_t^2 + 2LKN_t^2 + 2K^2N_t + 2LKN_t + K^3 + 2K^2 + 2LK + L + K$, 通常情况下, K 和 L 的数量级相同, 可以略去 $K^2N_t, LKN_t, K^3, K^2, LK, L$ 和 K 等低阶项, 并且 $L \approx K$, 可得算法步骤2一步骤4的复杂度是 $O(K^2N_t^2)$ 。由步骤1的复杂度 $O(KN_t^3)$, 可得算法的复杂度是 $O(\max(KN_t^3, K^2N_t^2))$ 。而由文献^[14]知, SDR算法的复杂度是 $O(K^3N_t^3)$ 。因此, 迭代算法的复杂度要比SDR算法低很多。

4 数值仿真及结果分析

SU用户 $K=5$, PU用户 $L=5$; CRN的BS的发送天线 $N_t=9$; PU用户的干扰门限 $1/\gamma_{K+L} = -6$ dB, ($l=1, 2, \dots, L$); SU的QoS约束 γ_k ($k=1, 2, \dots, K$) 在区间 $[0.1, 1.0]$ 内取值, 为便于分析, 取 $\gamma_k = \gamma$ 。噪声 $\sigma_k^2 = -6$ dB, ($k=1, 2, \dots, K$); 信道是

Rayleigh衰落信道, 对于由信道得到的结果, 均进行100次Monte-Carlo运算后取均值。PBS的发送功率 $p_p=30$ dBm。取 $\delta_1 = \delta_2 = \delta = 10^{-6}$ 。 Δ_k, Δ_{pk} 和 Δ_{K+l} 的值分别由在以0为球心, α_k, ξ_k, β_l 为半径的球的范围内随机产生; $\alpha_k = \alpha = 0.2, \xi_k = \xi = 0.2, \beta_l = \beta = 0.1$ 。 $0 < \alpha_k < 1, 0 < \xi_k < 1; (k=1, 2, \dots, K), 0 < \beta_l < 1; (l=1, 2, \dots, L)$ 。由Rayleigh衰落信道得到 $\bar{\mathbf{R}}_k, \bar{\mathbf{R}}_{pk}; (k=1, 2, \dots, K)$ 和 $\bar{\mathbf{R}}_{K+l}; (l=1, 2, \dots, L)$ 。如果 $\hat{\mathbf{R}}_k, \hat{\mathbf{R}}_{pk}$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_{K+l}$ 中有负特征值, 把负特征值用0代换。对于SDR算法, 使用凸优化软件CVX来实现。以下图2和图5中的下行功率 (W) 表示 $\sum_{k=1}^K p_k$, 单位是W。

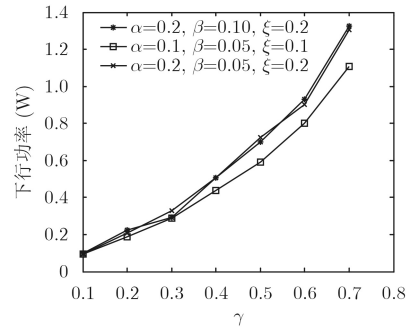


图2 误差项与下行功率的关系

4.1 迭代算法的收敛特性

迭代算法的收敛门限和迭代次数如表1所示。

表1 不同收敛门限下的迭代次数

序号	1	2	3	4	5
收敛门限 δ	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}	10^{-6}	10^{-7}
迭代次数 N	11	17	25	47	67

由表1可知, 算法收敛很快。如当收敛门限为 10^{-6} 时, 经过47次迭代即满足收敛条件。相对于SDR算法^[3], 迭代算法不仅降低了计算量, 而且收敛速度快。

4.2 误差项对下行功率的影响

如图2所示, 当各误差项的门限值增大时, 下行功率也相应地增加。这是由于 α 和 ξ 的增加, 使干扰信号增加, 导致SU的QoS约束条件发生变化。如果要保证SU的QoS则必须增加下行功率。 β 的变化, 影响PU的干扰约束门限, 在满足SU的QoS时, 对下行功率的影响不明显。

4.3 误差项对可行解区域的影响

可行解区域的度量指标是可解度百分比 (feasibility percentage), 是指在一定数量的随机信道实现条件下, 优化算法有可行解的信道实现所占

百分比。它是算法对信道变化适应性的一种度量。取 $\gamma_k = \gamma$ ($k = 1, 2, \dots, K$)。如图3所示, 对应于确定的目标 γ , 当各误差项的门限值增大时, 可行解区域是缩小的。这是因为当误差项增大时, 信道特性的变化也增大, 在 γ 增加到一定值时, 优化问题的约束条件不能总是得到满足, 可解度百分比下降, 可行解区域减小。

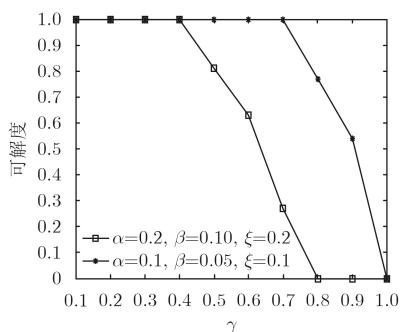


图3 误差项与可行解区域的关系

4.4 PBS发送功率对可行解区域的影响

如图4所示, PBS的发送功率 p_p 的变化影响可行解区域。当 p_p 增大时, 可行解区域减小。这是由于PBS的发送功率对于SU是干扰, 当目标 γ 增大时, SU的QoS条件对于干扰的容限也减小。当 γ 达到某个值时, 如图4中 $\gamma=0.5$ ($p_p=30$ dBm)及 $\gamma=0.7$ ($p_p=27$ dBm), 可解度百分比就开始下降。但是可以看到当 p_p 由30 dBm减小到27 dBm时, 可行解区域的变化还是较明显的, 由此可知PBS发送功率对CRN的影响是不能忽略的。

4.5 迭代算法与SDR算法的性能比较

(1)能量效率: 取 $\alpha_k = \alpha = 0.1$, $\xi_k = \xi = 0.1$, $\beta_l = \beta = 0.05$, 迭代算法(ITE)和SDR算法的能量效率^[18]如图5所示。当SINR γ 增加时, 迭代算法和SDR算法的下行功率均增加, 数值很接近; 只是当 γ 较大时, 即 $\gamma=0.8$ 时, 才出现较细小的差异。这是由于 γ 增加, 约束条件导致优化问题的可解性变

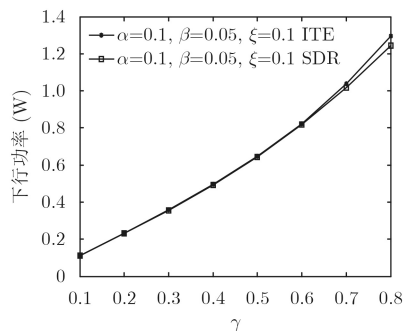


图5 迭代算法和SDR算法的能量效率

化, 由此产生了下行功率的差异。因此, 迭代算法和SDR算法有几乎相同的能量效率。

(2)可行解区域: 取 $\alpha_k = \alpha = 0.1$, $\xi_k = \xi = 0.1$, $\beta_l = \beta = 0.05$, 迭代算法(ITE)和SDR算法的可解度百分比如图6所示。当 $\gamma > 0.7$ 时, 迭代算法和SDR算法的可解度百分比均是100%; 而当 $\gamma > 0.7$, 两种算法的可解度百分比都有下降, 但有一些小的差异。这也是 γ 增加致使优化问题的可解性发生变化而引起的。

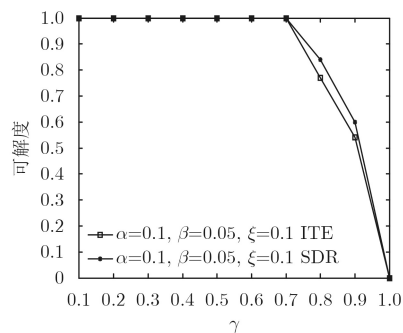


图6 迭代算法和SDR算法的可行解区域

由(1)和(2)可知, 迭代算法具有与SDR算法等同的性能。

5 结论

通过对非理想信道条件下工作于underlay模式的CRN下行功率分配和波束赋形问题的研究, 得到了包含PBS对SU干扰的非理想CSI最差条件下的最优化问题形式; 给出了便于工程实现的鲁棒性迭代算法; 为CRN的实际应用提供了一个有效的工具。由数值仿真发现, 误差项的存在, 会使下行功率增加, 同时还影响可行解区域; PBS的功率变化对可行解区域的影响比较显著, 不应忽视。尤其是在CRN工程组网中, 更应当考虑这一因素。

参考文献

- [1] DENKOVSKI D, RAKOVIC V, ATANASOVSKI V, et al. Generic multiuser coordinated beamforming for underlay spectrum sharing[J]. *IEEE Transactions on*

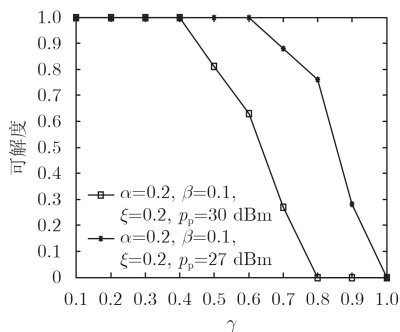


图4 PBS发送功率与可行解区域的关系

- Communications*, 2016, 64(6): 2285–2298. doi: [10.1109/TCOMM.2016.2561272](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2016.2561272).
- [2] ZHANG Yu, DALLANESE E, and GIANNAKIS G B. Distributed optimal beamformers for cognitive radios robust to channel uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6495–6508. doi: [10.1109/TSP.2012.2218240](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2218240).
- [3] WAJID I, PESAVENTO M, ELDAR Y C, *et al.* Robust downlink beamforming with partial channel state information for conventional and cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(14): 3656–3670. doi: [10.1109/TSP.2013.2265682](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2265682).
- [4] JEONG Y, QUEK T Q S, and SHIN H. Downlink beamforming optimization for cognitive underlay networks[C]. International Symposium On Information Theory & Its Applications, Taichung, 2010: 934–939. doi: [10.1109/ISITA.2010.5649545](https://doi.org/10.1109/ISITA.2010.5649545).
- [5] MA Shuai and SUN Dechun. Chance constrained robust beamforming in cognitive radio networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2013, 17(1): 67–70. doi: [10.1109/LCOMM.2012.112812.121829](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2012.112812.121829).
- [6] HUANG Yongwei and PALOMAR D P. Rank-constrained separable semidefinite programming with applications to optimal beamforming[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(2): 664–678. doi: [10.1109/TSP.2009.2031732](https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2031732).
- [7] NOH J H and OH S J. Beamforming in a multi-user cognitive radio system with partial channel state information[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(2): 616–625. doi: [10.1109/TWC.2012.121812.111897](https://doi.org/10.1109/TWC.2012.121812.111897).
- [8] TSAKMALIS A, CHATZINOTAS S, and OTTERSTEN B. Centralized power control in cognitive radio networks using modulation and coding classification feedback[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2016, 2(3): 223–237. doi: [10.1109/TCCN.2016.2613562](https://doi.org/10.1109/TCCN.2016.2613562).
- [9] XU Lei, WANG Ping, LI Qianmu, *et al.* Call admission control with inter-network cooperation for cognitive heterogeneous networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(3): 1963–1973. doi: [10.1109/TWC.2017.2657757](https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2657757).
- [10] TSAKMALIS A, CHATZINOTAS S, and OTTERSTEN B. Interference constraint active learning with uncertain feedback for cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(7): 4654–4668. doi: [10.1109/TWC.2017.2701361](https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2701361).
- [11] XU Yongjun, ZHAO Xiaohui, and LIANG Y C. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 1834–1857. doi: [10.1109/COMST.2015.2452414](https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2452414).
- [12] DHIFALLAH O, DAHROUJ H, AL-NAFFOURI T, *et al.* Decentralized SINR balancing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(4): 3491–3496. doi: [10.1109/TVT.2016.2587753](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2587753).
- [13] TONG Xue, DONG Xiaodai, and SHI Yi. Resource allocation strategy for multi-user cognitive radio systems: Location-aware spectrum access[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(1): 884–889. doi: [10.1109/TVT.2016.2531738](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2531738).
- [14] PESAVENTO M, CIOCHINA D, and GERSHMAN A B. Iterative dual downlink beamforming for cognitive radio networks[C]. Fifth International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks & Communications, Cannes, France, 2010: 1–5. doi: [10.4108/ICST.CROWN.COM2010.9247](https://doi.org/10.4108/ICST.CROWN.COM2010.9247).
- [15] BOYD S and VANDENBERGHE L. Convex Optimization [M]. New York, USA: Cambridge University Press, 2004: 136–138, 234–236. doi: [10.1017/CBO9780511804441](https://doi.org/10.1017/CBO9780511804441).
- [16] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 491–492.
- ZHANG Xianda. Matrix Analysis and Applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 491–492.
- [17] GRANT M, BOYD S, and YE Y. CVX: MATLAB software for disciplined convex programming[OL]. <http://www.stanford.edu/boyd/cvx/V.1.0RC3>, 2009.
- [18] 曹杰, 廖勇, 沈轩帆. 基于QoS的多小区下行TDD大规模MIMO系统顽健波束成形[J]. 通信学报, 2017, 38(11): 44–53. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017218](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017218).
- CAO Jie, LIAO Yong, and SHENG Xuanfan. Robust beamforming for multicell downlink TDD massive MIMO system based on QoS[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(11): 44–53. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017218](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017218).
- 季中恒: 男, 1971 年生, 副研究员, 研究方向为无线通信理论及技术应用。
- 季新生: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线通信理论和信息安全。
- 黄开枝: 女, 1973 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为移动通信和物理层安全。