

基于天线选择的 CRN 下行波束赋形方案^①

季中恒^② 季新生 陈亚军 王 继

(国家数字交换系统工程技术研究中心 郑州 450002)

摘 要 针对 underlay 模式下认知无线网络(CRN)的性能提升问题,提出一种基于天线选择的下行波束赋形方案。方案对由 CRN 模型得到的优化问题的非凸约束条件,包括秩 1 约束、二进制整数型变量和非线性约束等,分别采用双线性等效变换、松弛变量替换及添加惩罚项等方法转换为凸约束条件,得到了双凸优化问题。并给出了基于交替优化方法的问题求解算法。数值仿真结果表明,相对于固定天线,采用天线选择优化的 CRN 随着可选天线数目的增加,能量效率增大;在相同的服务质量下,下行功率减小,优化算法的可行解区域增大,而且对主网络基站的干扰具有鲁棒性。

关键词 认知无线网络(CRN), 天线选择, 下行波束赋形, 双凸优化, 交替优化, 鲁棒性

0 引 言

认知无线网络(cognitive radio network, CRN)能够在不影响主网络(primary network, PN)的前提下,使认知用户(secondary user, SU)和主用户(primary user, PU)共享频谱。当前移动通信业务高速发展,伴随着 5G 标准的发布,频谱资源的有效使用日益受到关注和重视,而 CRN 是高效使用无线频谱的有效方法。CRN 有 interweave、overlay 和 underlay 三种工作模式。在 interweave 工作模式, SU 和 PU 分时使用频谱, PU 具有优先权;在 overlay 工作模式, CRN 根据获知的 PU 码本和消息知识,通过编码方法来消除对 PN 的干扰;在 underlay 工作模式, CRN 通过无线信道条件来控制调整自身的发送参数,实现与 PN 共享频谱。

在 underlay 模式下的 CRN 多用户下行波束赋形问题是当前 CRN 应用研究的一个重点。文献[1]将主网络基站(primary base station, PBS)和认知基站(cognitive base station, CBS)联合形成下行波束赋

形优化问题,使用半正定规划(semi-definite programming, SDP)方法求解。文献[2]使用对偶法和固定点法组合求解 CRN 多用户下行波束赋形问题。文献[3]研究了分布式 CRN 的多用户协同波束赋形。文献[4,5]分析了非理想信道条件下的 CRN 下行波束赋形的鲁棒性。

以上的文献均是在天线固定的情形下研究多用户下行波束赋形问题,而随着天线设计技术的发展,天线单元的尺寸越来越小、成本也随之降低,使多天线的工程实用成为可能,如 5G 大规模 MIMO 天线的应用。而系统设备中射频链路的成本较高,因此可采用天线选择的方法,充分利用多天线的空间自由度,使射频链路对应传输特性更好的信道,从而增强信号的传输质量,提高系统的性能。文献[6]提出了用于大规模 MIMO 天线的天线盲选择方法。文献[7]将天线选择用于无线网络的功率控制和波束赋形,降低了发送功率。文献[8,9]研究了运用天线选择的无线网络组播波束赋形方法。文献[10]研究了采用天线选择的 CRN 广播波束赋形。其中,文献[6]的天线选择方法只可用于无线 MIMO。文

① 国家自然科学基金(61471396)和国家重点研发计划(2017YFB0801903)资助项目。
② 男,1971 年生,博士,副研究员;研究方向:无线通信理论及技术应用;联系人, E-mail: jzh719@163.com
(收稿日期:2018-07-10)

献[7-9]的天线选择均用于传统无线网络。文献[10]的天线选择只用于 CRN 的广播波束赋形。而天线选择用于 CRN 用户下行波束赋形还没有相关的研究文献。

针对这一问题,本文研究了 underlay 模式下的基于天线选择的 CRN 多用户下行波束赋形问题。首先,建立 CRN 模型,得到天线固定时的多用户下行波束赋形优化问题;而后增加天线选择约束,以 1 个二进制向量表示天线选择向量,由选择向量选择天线,得到天线的发送功率约束,形成基于天线选择的多用户下行波束赋形优化问题。这时的优化问题是一非凸问题,其中有波束赋形的秩 1 约束和天线选择向量的整数约束等非凸约束条件,无法进行凸优化求解,需要将非凸问题转换为凸问题。对秩 1 约束通过双线性等效^[8]转化为线性约束;对天线选择向量采用松弛变量替换,将元素离散取值的向量用元素连续取值的向量代替;再对优化目标进行变换,添加惩罚项,得到双凸优化问题。对于双凸优化问题的求解,文中提出一种基于交替优化(alterna-

tive optimization, AO)方法^[11]的优化算法,给出了算法流程并分析了算法的复杂性。数值仿真显示,相对于固定天线,采用天线选择方法的 CRN 随着可选天线数目的增加,能量效率增加;在相同的服务质量(quality of service, QoS)下,下行功率减小,可行解区域增大,并且对 PBS 的干扰具有鲁棒性。

1 CRN 网络模型及优化问题

1.1 网络模型

网络模型如图 1 所示,由 1 个 CBS 和 SU 组成 CRN,1 个 PBS 和 PU 组成 PN。CBS 和 PBS 共享频谱。实际网络中 PBS 的数目不止 1 个,但其他 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。PU 的数目为 L , SU 的数目为 K ; CBS 可供使用的天线数目为 M , 对应于射频链路的发送天线数目为 N_t , $M > N_t$; PBS 为单天线发送,PU 和 SU 均是单天线接收。

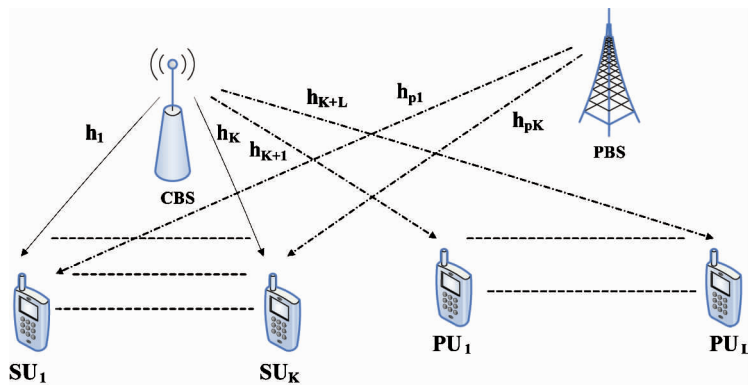


图 1 CRN 网络模型

CBS 与 SU_k 之间的信道向量 $\mathbf{h}_k = (h_{k,1}, h_{k,2}, \dots, h_{k,N_t})^H$, 波束赋形矩阵 $\mathbf{W} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_K)$, 其中: $\mathbf{w}_k = (w_{k,1}, w_{k,2}, \dots, w_{k,N_t})^H$ 。

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 的接收信号为 $y_k(t)$:

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

$s_j(t) (j = 1, 2, \dots, K)$ 是 CBS 发送给 SU_j 的信号,

$E(|s_j(t)|^2) = 1$; $s_p(t)$ 是 PBS 的发送信号, $E(|s_p(t)|^2) = 1$; $z_k(t)$ 是加性高斯白噪声, $z_k(t) \sim N(0, \sigma_k^2)$ 。 $|\cdot|$ 表示取绝对值。

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

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

SU_k 的信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR) SINR_k :

$$\text{SINR}_k = \frac{\|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k\|^2}{\sum_{i=1, i \neq k}^K \|\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_i\|^2 + p_p |\mathbf{h}_{pk}|^2 + \sigma_k^2}$$

$$= \frac{\mathbf{w}_k^H \mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{w}_i^H \mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_i + p_p \mathbf{h}_{pk} \mathbf{h}_{pk}^H + \sigma_k^2} \quad (2)$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示取 Euclidean 范数。因为 $\mathbf{h}_{pk}$ 的维数为 1, 所以 $\|\mathbf{h}_{pk}\|^2 = \mathbf{h}_{pk}^H \mathbf{h}_{pk} = \mathbf{h}_{pk} \mathbf{h}_{pk}^H$ 。

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,因此可设: 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 $\mathbf{R}_{pk} = E(\mathbf{h}_{pk} \mathbf{h}_{pk}^H)$, 用 $\mathbf{R}_k$ 和 $\mathbf{R}_{pk}$ 分别替换 $\mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H$ 和 $\mathbf{h}_{pk} \mathbf{h}_{pk}^H$ 可得:

$$\text{SINR}_k = \frac{\mathbf{w}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{w}_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{w}_i^H \mathbf{R}_k \mathbf{w}_i + p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2} \quad (3)$$

由 CBS 对 $\text{PU}_l (l = 1, 2, \dots, L)$ 的干扰信号 $\sum_{i=1}^K \mathbf{h}_{K+l}^H \mathbf{w}_i s_i(t)$, 可得:

$$I_l = \sum_{i=1}^K \|\mathbf{h}_{K+l}^H \mathbf{w}_i\|^2 = \sum_{i=1}^K \mathbf{w}_i^H \mathbf{h}_{K+l} \mathbf{h}_{K+l}^H \mathbf{w}_i \quad (4)$$

可设: PU_l 与 CBS 之间的信道相关矩阵 $\mathbf{R}_{K+l} = E(\mathbf{h}_{K+l} \mathbf{h}_{K+l}^H)$, 用 $\mathbf{R}_{K+l}$ 替换 $\mathbf{h}_{K+l} \mathbf{h}_{K+l}^H$ 可得:

$$I_l = \sum_{i=1}^K \mathbf{w}_i^H \mathbf{R}_{K+l} \mathbf{w}_i \quad (5)$$

1.2 天线固定的优化问题

以下行功率最小为优化目标的 CRN 下行波束赋形的优化问题为 P1:

$$\min_{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_K} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_k\|^2 \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \text{SINR}_k = \frac{\mathbf{w}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{w}_k}{\sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{w}_i^H \mathbf{R}_k \mathbf{w}_i + p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2} \geq \gamma_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

$$I_l = \sum_{i=1}^K \mathbf{w}_i^H \mathbf{R}_{K+l} \mathbf{w}_i \leq \frac{1}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (8)$$

其中的 γ_k 和 $\frac{1}{\gamma_{K+l}}$ 分别是 SINR_k 和 I_l 的门限。

设 $\mathbf{W}_k = \mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^H (k = 1, 2, \dots, K)$, P1 变换为 P2:

$$\min_{\mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_K} \sum_{k=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{W}_k\} \quad (9)$$

$$\text{s. t. } \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i\} \geq \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2) \quad (10)$$

$$\mathbf{W}_k \geq 0 \quad (11)$$

$$\text{rank}(\mathbf{W}_k) = 1 \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i\} \leq \frac{1}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (13)$$

$\text{Tr}\{\mathbf{A}\}$ 和 $\text{rank}(\mathbf{A})$ 分别表示矩阵 $\mathbf{A}$ 的迹和秩。设 $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1^H, \mathbf{w}_2^H, \dots, \mathbf{w}_K^H)^H$, $\mathbf{W} = \mathbf{w} \mathbf{w}^H$, P2 可变换为 P3:

$$\min_{\mathbf{W}} \text{Tr}\{\mathbf{W}\} \quad (14)$$

$$\text{s. t. } \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i\} \geq \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i\} \leq \frac{1}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (16)$$

$$\mathbf{W} \geq 0 \quad (17)$$

$$\text{rank}(\mathbf{W}) = 1 \quad (18)$$

1.3 多天线选择的优化问题

设天线选择向量为 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_M)^T$, 其中 $b_m (m = 1, 2, \dots, M)$ 在 $\{0, 1\}$ 中取值, $b_m = 1$ 选择第 m 根天线, $b_m = 0$ 不选第 m 根天线。在 M 根天线中选择 N_t 根天线的 CRN 下行波束赋形优化问题为 P4:

$$\min_{\mathbf{W}, \mathbf{b}} \text{Tr}\{\mathbf{W}\} \quad (19)$$

$$\text{s. t. } \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i\} \geq \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (20)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i\} \leq \frac{1}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (21)$$

$$\mathbf{W} \geq 0 \quad (22)$$

$$\text{rank}(\mathbf{W}) = 1 \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^K W_{i_m, m} \leq p b_m \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (24)$$

$$\sum_{m=1}^M b_m = N_t \quad (25)$$

$$b_m \in \{0, 1\} \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (26)$$

P4 中的 $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{R}_k$ 、 $\mathbf{W}_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 和 $\mathbf{R}_{K+l} (l = 1, 2, \dots, L)$ 和 P3 中的不同。 $\mathbf{W}$ 是 $KM \times KM$ 复矩阵, $\mathbf{R}_k$ 、 $\mathbf{W}_k$ 和 $\mathbf{R}_{K+l}$ 是 $M \times M$ 复矩阵。 $W_{i_m, m}$ 是矩阵 $\mathbf{W}$

的第 $((i-1) \times M + m, (i-1) \times M + m)$ 元素, $\sum_{i=1}^K W_{i,m}$ 是对应于第 m 根天线的发送功率, P 是发送功率门限。约束条件式(23)和式(26)是非凸的, P4 无法进行凸优化求解。由文献[8]可知: $\sum_{m=1}^M b_m^2 = N_t$ 和 b_m 的松弛变换 $0 \leq b_m \leq 1 (m = 1, 2, \dots, M)$ 可替代约束条件式(26)。因此,引入变量 t , P4 变换为 P5:

$$\max_{\mathbf{W}, \mathbf{b}} t \quad (27)$$

$$\text{s. t. } \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i\} \geq t \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (28)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i\} \leq \frac{t}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (29)$$

$$\mathbf{W} \geq 0 \quad (30)$$

$$\text{rank}(\mathbf{W}) = 1 \quad (31)$$

$$\sum_{i=1}^K W_{i,m} \leq P b_m \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (32)$$

$$\sum_{m=1}^M b_m = N_t \quad (33)$$

$$\sum_{m=1}^M b_m^2 = N_t \quad (34)$$

$$0 \leq b_m \leq 1 \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (35)$$

$$\text{Tr}\{\mathbf{W}\} \leq P \quad (36)$$

$$t \geq 1 \quad (37)$$

定理 1 P4 的最优解与 P5 的最优解仅相差 1 个乘数因子。

证明:设问题 P4 有可行解,最优值是 $\mathbf{W}_{opt1}$ 及对应的下行功率为 P_1 。可知式(20)中至少有一个满足等式约束,否则, $\mathbf{W}_{opt1}$ 可以乘以 1 个缩小因子 $0 < \alpha < 1$ 而得到更优值。当取 $t_1 = P/P_1 \geq 1$ 时, $(P/P_1) \mathbf{W}_{opt1}$ 能够满足 P5 的约束条件,是 P5 的最优解。由此可知 P4 可解, P5 必可解。反之,如果 $\{\mathbf{W}_{opt2}, t_2\}$ 是 P5 的最优解,则必有 $t_2 > t_1$ 或 $t_2 = t_1$ 。当 $t_2 > t_1$ 时, $\mathbf{W}_{opt2}/t_2$ 满足 P4,但下行功率 $P_2 = (t_1/t_2)P_1 < P_1$ 与假设相矛盾。因此, $t_2 = t_1$ 及 $\mathbf{W}_{opt2} = (P/P_1) \mathbf{W}_{opt1}$ 是最优值。如果 P4 无可行解,则由约束条件可知, P5 也无可行解。所以 P5 和 P4 的最优解只相差 1 个乘数因子。

证明完成。

问题 P5 中的非凸约束式(31)和式(34)可通过双线性等效^[8]来进行替换, P5 可变换为 P6:

$$\max_{\mathbf{W}^I, \mathbf{W}^{II}, \mathbf{b}^I, \mathbf{b}^{II}} t^I + t^{II} \quad (38)$$

$$\text{s. t. } \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^I\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i^I\} \geq t^I \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2); \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (39)$$

$$\text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^{II}\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i^{II}\} \geq t^{II} \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2); \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (40)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i^I\} \leq \frac{t^I}{\gamma_{K+l}}; \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (41)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i^{II}\} \leq \frac{t^{II}}{\gamma_{K+l}}; \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (42)$$

$$\mathbf{W}^I \geq 0, \mathbf{W}^{II} \geq 0 \quad (43)$$

$$\sum_{i=1}^K W_{i,m}^I \leq P b_m^I; \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (44)$$

$$\sum_{i=1}^K W_{i,m}^{II} \leq P b_m^{II}; \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (45)$$

$$\sum_{m=1}^M b_m^I = \sum_{m=1}^M b_m^{II} = N_t \quad (46)$$

$$\sum_{m=1}^M b_m^I b_m^{II} = N_t \quad (47)$$

$$0 \leq b_m^I \leq 1, 0 \leq b_m^{II} \leq 1; m = 1, 2, \dots, M \quad (48)$$

$$\text{Tr}\{\mathbf{W}^I\} \leq P, \text{Tr}\{\mathbf{W}^{II}\} \leq P \quad (49)$$

$$P^2 - \text{Tr}\{\mathbf{W}^I \mathbf{W}^{II}\} \leq 0 \quad (50)$$

$$t^I \geq 1, t^{II} \geq 1 \quad (51)$$

式(31)由式(49)和(50)隐含^[11], 式(34)由式(47)替换。而式(47)和(50)均是 P6 中的非线性项,由文献[8],可引入 $\mu_1 > 0, \mu_2 > 0$ 并将式(47)和(50)作为惩罚项添加到优化目标中, P6 可变为 P7:

$$\max_{\mathbf{W}^I, \mathbf{W}^{II}, \mathbf{b}^I, \mathbf{b}^{II}} t^I + t^{II} + \mu_1 \text{Tr}\{\mathbf{W}^I \mathbf{W}^{II}\} + \mu_2 (\mathbf{b}^I)^T \mathbf{b}^{II} \quad (52)$$

$$\text{s. t. } \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^I\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i^I\} \geq t^I \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2) \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (53)$$

$$\begin{aligned} & \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^H\} - \gamma_k \sum_{i=1, i \neq k}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_i^H\} \geq \\ & t'' \gamma_k (p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2) \quad k = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (54)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i^H\} \leq \frac{t'}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (55)$$

$$\sum_{i=1}^K \text{Tr}\{\mathbf{R}_{K+l} \mathbf{W}_i^H\} \leq \frac{t''}{\gamma_{K+l}} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (56)$$

$$\mathbf{W}^I \geq 0, \mathbf{W}^{II} \geq 0 \quad (57)$$

$$\sum_{i=1}^K \mathbf{W}_{i,m}^I \leq P b_m^I \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (58)$$

$$\sum_{i=1}^K \mathbf{W}_{i,m}^{II} \leq P b_m^{II} \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (59)$$

$$\sum_{m=1}^M b_m^I = \sum_{m=1}^M b_m^{II} = N_t \quad (60)$$

$$0 \leq b_m^I \leq 1, 0 \leq b_m^{II} \leq 1 \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (61)$$

$$\text{Tr}\{\mathbf{W}^I\} \leq P, \text{Tr}\{\mathbf{W}^{II}\} \leq P \quad (62)$$

$$t' \geq 1, t'' \geq 1 \quad (63)$$

式(52)的 $\mu_2(\mathbf{b}^I)^T \mathbf{b}^{II}$ 和 $\mu_1 \text{Tr}\{\mathbf{W}^I \mathbf{W}^{II}\}$ 分别体现 P6 的约束式(47)和式(50)。P7 是双凸优化问题,而且优化目标式(52)有上界,可采用交替优化 AO 方法^[11,12]来求解。

定理 2 $t' + t'' + \mu_1 \text{Tr}\{\mathbf{W}^I \mathbf{W}^{II}\} + \mu_2(\mathbf{b}^I)^T \mathbf{b}^{II}$

$$\leq 2P \max_k \frac{\text{Tr}\{\mathbf{R}_k\}}{\gamma_k(p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2)} + P^2 \mu_1 + N_t \mu_2$$

证明:由式(53)和(54)可知: $t' \leq \frac{\text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^I\}}{\gamma_k(p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2)}$,

$$t'' \leq \frac{\text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^{II}\}}{\gamma_k(p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2)} \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (64)$$

又 $\mathbf{R}_k$ 、 $\mathbf{W}_k^I$ 、 $\mathbf{W}_k^{II}$ 、 $\mathbf{W}^I$ 和 $\mathbf{W}^{II}$ 均是 Hermitian 矩阵,由文献[11]可得:

$$\text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^I\} \leq \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} \text{Tr}\{\mathbf{W}_k^I\} \leq P \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} \quad (65)$$

$$\text{Tr}\{\mathbf{R}_k \mathbf{W}_k^{II}\} \leq \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} \text{Tr}\{\mathbf{W}_k^{II}\} \leq P \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} \quad (66)$$

$$\text{Tr}\{\mathbf{W}^I \mathbf{W}^{II}\} \leq \text{Tr}\{\mathbf{W}^I\} \text{Tr}\{\mathbf{W}^{II}\} \leq P^2 \quad (67)$$

$$(\mathbf{b}^I)^T \mathbf{b}^{II} = N_t \quad (68)$$

因此, $t' + t'' \leq 2P \max_k \frac{\text{Tr}\{\mathbf{R}_k\}}{\gamma_k(p_p \mathbf{R}_{pk} + \sigma_k^2)}$, 并由

式(67)和式(68)即可得证。

证明完成。

2 优化算法

2.1 AO 方法

对于问题 P7, AO 的思路是将优化变量分为两组,分别是 $(\mathbf{W}^I, \mathbf{b}^I)$ 和 $(\mathbf{W}^{II}, \mathbf{b}^{II})$,在优化求解的过程中, $(\mathbf{W}^I, \mathbf{b}^I)$ 和 $(\mathbf{W}^{II}, \mathbf{b}^{II})$ 交替进行迭代更新。在第 r 次迭代时, $(\mathbf{W}^{I,r}, \mathbf{b}^{I,r})$ 更新, $(\mathbf{W}^{II,r-1}, \mathbf{b}^{II,r-1})$ 固定;而后 $(\mathbf{W}^{I,r}, \mathbf{b}^{I,r})$ 固定, $(\mathbf{W}^{II,r}, \mathbf{b}^{II,r})$ 更新,完成一次迭代。 $r = r + 1$,重复上述过程,直至满足条件过程结束。

2.2 算法步骤

优化算法步骤如表 1 所示。设 $\lambda_1(\mathbf{W})$ 是矩阵 $\mathbf{W}$ 的最大特征值。

表 1 优化算法

初始化:迭代次数 $r = 0, \mu_1 = 0.01, \mu_2 = 0.01$, 求解 P5 (其中的非线性约束条件式(31)和式(34)去除)得到 $(\widehat{\mathbf{W}}, \widehat{\mathbf{b}})$ 。 $\widehat{\mathbf{W}}_k$ 作奇异值分解为: $\widehat{\mathbf{W}}_k = \mathbf{U}_k \mathbf{S}_k \mathbf{U}_k^H$; $k = 1, 2, \dots, K, \mathbf{b}^{I,0} = \widehat{\mathbf{b}}, \mathbf{W}_{k,l}^{I,0} = \mathbf{U}_k / \sqrt{\mathbf{S}_k \mathbf{S}_l} \mathbf{U}_l^H$ 。求解问题 P7 的 $(\mathbf{W}^{II,0}, \mathbf{b}^{II,0})$ 。

步骤 1: $r = r + 1$, 固定 $(\mathbf{W}^{II}, \mathbf{b}^{II})$ 为 $(\mathbf{W}^{II,r-1}, \mathbf{b}^{II,r-1})$, 求解问题 P7 的 $(\mathbf{W}^{I,r}, \mathbf{b}^{I,r})$ 。

步骤 2: 如果 $\lambda_1(\mathbf{W}^{I,r}) \geq \lambda_1(\mathbf{W}^{II,r-1}) + \beta_1$ ($\beta_1 = P/20$), μ_1 不变; 否则 $\mu_1 = 2\mu_1$ 。

步骤 3: 如果 $(\mathbf{b}^{I,r})^T \mathbf{b}^{I,r} = N_t$ 或 $(\mathbf{b}^{I,r})^T \mathbf{b}^{I,r} \geq (\mathbf{b}^{II,r-1})^T \mathbf{b}^{II,r-1} + \beta_2$ ($\beta_2 = N_t/20$), μ_2 不变; 否则 $\mu_2 = 2\mu_2$ 。

步骤 4: 固定 $(\mathbf{W}^{I,r}, \mathbf{b}^{I,r})$, 求解问题 P7 的 $(\mathbf{W}^{II,r}, \mathbf{b}^{II,r})$ 。

步骤 5: 如果 $\lambda_1(\mathbf{W}^{II,r}) \geq \lambda_1(\mathbf{W}^{I,r}) + \beta_1$, μ_1 不变; 否则 $\mu_1 = 2\mu_1$ 。

步骤 6: 如果 $(\mathbf{b}^{II,r})^T \mathbf{b}^{II,r} = N_t$ 或 $(\mathbf{b}^{II,r})^T \mathbf{b}^{II,r} \geq (\mathbf{b}^{I,r})^T \mathbf{b}^{I,r} + \beta_2$, μ_2 不变; 否则 $\mu_2 = 2\mu_2$ 。

步骤 7:判断收敛条件是否满足,“是”到步骤 8;“否”到步骤 1。

步骤 8:从 $\mathbf{b}^{n,r}$ 中选取 N_i 个最大值作为 1,其他的为 0。 $\mathbf{b}^{n,r}$ 成为 2 进制向量赋值给 $\mathbf{b}^l$ 和 $\mathbf{b}^n$, 并固定 $\mathbf{b}^l$ 和 $\mathbf{b}^n$ 。

步骤 9:由 $\mathbf{b}^l$ 和 $\mathbf{b}^n$ 对 $\mathbf{W}^l, \mathbf{W}^n, \mathbf{R}_k, \mathbf{W}_k^l, \mathbf{W}_k^n (k = 1, 2, \cdots, K)$ 和 $\mathbf{R}_{k+l} (l = 1, 2, \cdots, L)$ 进行降维, $\mathbf{W}^l$ 和 $\mathbf{W}^n$ 变为 $KN_i \times KN_i$ 复矩阵, $\mathbf{R}_k, \mathbf{W}_k^l, \mathbf{W}_k^n$ 和 $\mathbf{R}_{k+l}$ 变为 $N_i \times N_i$ 复矩阵。

步骤 10: $r = r + 1$, 固定 $\mathbf{W}^n$ 为 $\mathbf{W}^{n,r-1}$, 求解问题 P7 的 $\mathbf{W}^{l,r}$ (忽略 $\mathbf{b}^l$ 和 $\mathbf{b}^n$ 的约束条件)。

步骤 11:如果 $\lambda_1(\mathbf{W}^{l,r}) \geq \lambda_1(\mathbf{W}^{l,r-1}) + \beta_1 (\beta_1 = P/20)$, μ_1 不变;否则 $\mu_1 = 2\mu_1$ 。

步骤 12:固定 $\mathbf{W}^{l,r}$, 求解问题 P7 的 $\mathbf{W}^{n,r}$ (忽略 $\mathbf{b}^l$ 和 $\mathbf{b}^n$ 的约束条件)。

步骤 13:如果 $\lambda_1(\mathbf{W}^{n,r}) \geq \lambda_1(\mathbf{W}^{n,r-1}) + \beta_1$, μ_1 不变;否则 $\mu_1 = 2\mu_1$ 。

步骤 14:判断收敛条件是否满足,“是”到步骤 15;“否”到步骤 10。

步骤 15:过程结束,得到 $\mathbf{W}^l$ 和 $\mathbf{W}^n$ 。

注:由 $\mathbf{W}^l$ 或 $\mathbf{W}^n$ 可得到 $\mathbf{W}_k (k = 1, 2, \cdots, K)$, 而 $\mathbf{w}_k = \sqrt{\lambda_1(\mathbf{W}_k)}\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_k$ 是对应于 $\lambda_1(\mathbf{W}_k)$ 的单位特征向量。

2.3 算法的复杂度

P7 的求解可通过凸优化工具软件 CVX^[13,14] 的 SDP 算法^[15] 来完成。P7 中的变量为 $\mathbf{W}^l, \mathbf{W}^n, \mathbf{b}^l, \mathbf{b}^n, t^l$ 和 t^n , 其中 $\mathbf{W}^l$ 和 $\mathbf{W}^n$ 是 $KM \times KM$ 矩阵, $\mathbf{b}^l$ 和 $\mathbf{b}^n$ 是 $M \times 1$ 向量, t^l 和 t^n 是 ≥ 1 的实数。因此,在最差情形下,SDP 算法所需要的内点法的迭代次数是 $O(\sqrt{KM + M + 1} \log(1/\varepsilon))$, 其中 ε 是算法收敛的门槛^[16]。

3 数值仿真及分析

3.1 仿真参数

如表 2 所示,信道是 Rayleigh 衰落信道,对于每一次的信道计算结果,均作 100 次独立 Monte-Carlo 运算再取均值。

表 2 仿真参数	
参数	数值
CBS 可用天线数 M	[9, 19]
CBS 的发送天线数 N_t	9
SU 的数目 K	5
PU 的数目 L	5
干扰门限 $\frac{1}{\gamma_{k+l}} (l = 1, 2, \cdots, L)$ (W)	0.25
噪声功率 $\sigma_k^2 (k = 1, 2, \cdots, K)$ (W)	0.25
SINR _k 门限 $\gamma_k (k = 1, 2, \cdots, K)$ (dB)	[-8.0, 3.0]
PBS 的发送功率 p_p (dBm)	30
功率门限 P (W)	50
收敛条件判决门限	10^{-4}

3.2 算法复杂度

如表 3 所示,对应于不同的 M , SDP 算法的内点法的平均迭代次数虽有增加,但增幅很小。这是由于算法复杂度随 $\sqrt{M}$ 增加,当 M 在 [9, 19] 中取值时,变化不明显。

表 3 M 与迭代次数的关系						
类别	组 1	组 2	组 3	组 4	组 5	组 6
M	9	11	13	15	17	19
迭代次数	21	22	23	23	24	24

3.3 能量效率

如图 2 所示,当 $\gamma_k = \gamma (k = 1, 2, \cdots, K)$ 在 [-8.0, 3.0] (dB) 内取值时,算法的能量效率^[17], 即每单位 SINR 所需的功率,在无天线选择 ($N_t = 9$, $M = 9$) 时最小;当有天线选择 ($N_t = 9$, $M > 9$) 时,随着可选天线数目 M 的增加而增大。这是因为 M 的增加,使下行链路的可选集合增大,并使选择更优路径的可能性增加,所以进行优化选择能够提高能量效率。而且,当 γ 取较大的值 (≥ 0 dB) 时,能量效率的增大效应更加明显。

3.4 下行功率与可选天线数目 M 的关系

如图 3 所示,当 $\gamma_k = \gamma (k = 1, 2, \cdots, K)$ 分别取 2.0 dB、0.0 dB 和 -2.0 dB 时,下行功率在无天线选择 ($M = 9$) 时最大;当有天线选择 ($M > 9$) 时,随着可选天线数目 M 的增加而减小。这是由于 M 的增加,使 CBS 能够选择传输特性更优的路径,进而优化下行功率。尤其是在 γ 取较大的值时,如图中

的 2.0 dB, 优化效应更明显。

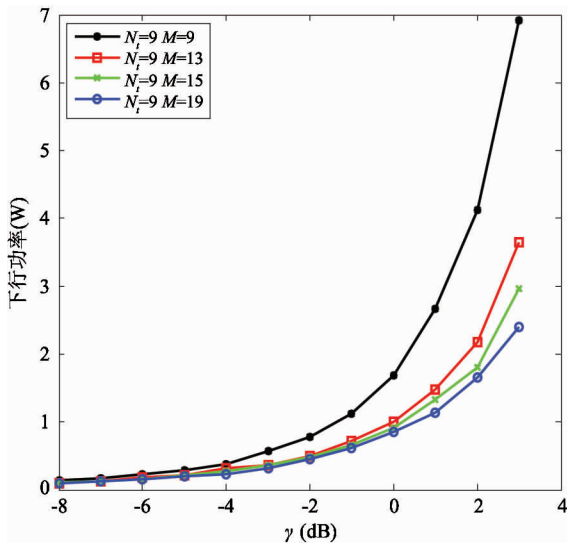


图2 能量效率

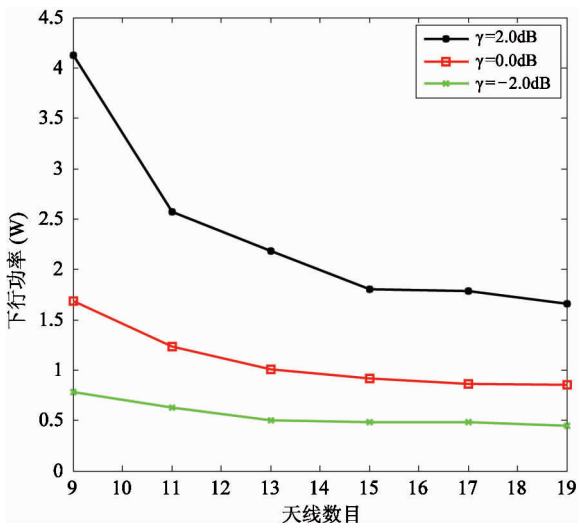


图3 下行功率与天线数目的关系

3.5 可行解区域

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条件下,优化算法有可行解的信道所占百分比。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4所示,当无天线选择($N_t = 9, M = 9$)时, $\gamma = 7\text{dB}$ 的可解度百分比约为 40%; 有天线选择($N_t = 9, M > 9$)时, $\gamma = 7\text{dB}$ 的可解度百分比 $\geq 80\%$; 而且当 $\gamma = 8\text{dB}$ 时,有天线选择时的可解度百分比还能达到约 40%,此时无天线选择的可行解

度百分比已为 0。因此,天线选择能增大可行解区域。这是缘于天线选择能实时地选取特性优良的信道,从而增强算法对信道变化的适应性,提高可解度百分比。

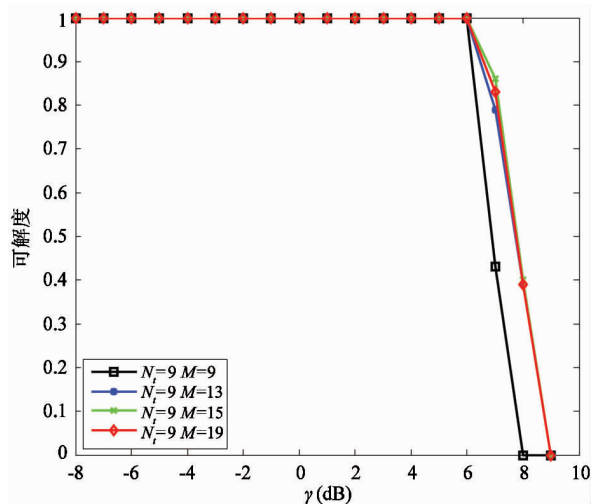


图4 γ 与可解度的关系

3.6 PBS 发送功率的影响

如图5所示,当PBS的发送功率 p_p 逐渐增大时,下行功率也相应地增加。无天线选择($N_t = 9, M = 9$)时,下行功率的增幅大,增速快;有天线选择($N_t = 9, M > 9$)时,下行功率的增幅小,增速缓;尤其是当 $p_p > 36\text{dBm}$ 后,下行功率的变化对比更加明显。因为 p_p 对于CRN是干扰,当 p_p 增大即干扰增

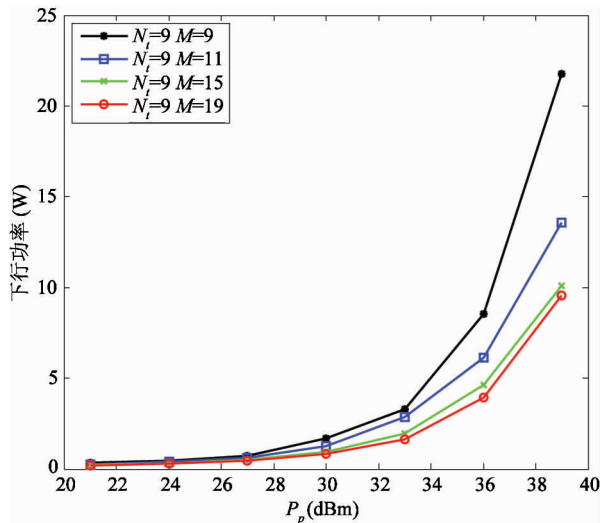


图5 p_p 与下行功率的关系

大时,CRN 要满足 QoS(即 γ_k)就必须增加下行功率。下行功率的增加变化表明天线选择对 PBS 的干扰具有鲁棒性。

4 结 论

本文研究了 underlay 模式下基于天线选择的 CRN 下行波束赋形方案。首先通过问题变换将由 CRN 模型得到的非凸优化问题转换为双凸优化问题,进而得到了基于 AO 的优化算法,并进行了数值仿真。由仿真结果可知,在不增加射频链路的条件下,通过多天线选择优化能提高 CRN 的能量效率、降低发送功率、增大可行解区域和抗 PBS 的干扰等。这为 CRN 的系统设备设计和工程组网应用提供了理论依据和实现方法。

参考文献

- [1] Jeong Y, Quek T Q S, Shin H. Downlink beamforming optimization for cognitive underlay networks [C]. In: Proceedings of the International Symposium On Information Theory & Its Applications , Taichung, China, 2010. 934-939
- [2] Le T A, Navaie K. Downlink beamforming in underlay cognitive cellular networks [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2014, 62(7):2212-2223
- [3] 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
- [4] 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
- [5] Xu Y, Zhao X, Liang Y C. Robust power control and beamforming in cognitive radio networks: a survey [J]. *IEEE Communications Surveys &Tutorials*, 2015, 17(4): 1834-1857
- [6] Elkhail K, Kammoun A, Al-Naffouri T Y, et al. A blind antenna selection scheme for single-cell uplink massive MIMO [C]. In: Proceedings of the 2016 IEEE Globecom

- Workshops, Washington, USA, 2016. 1-6
- [7] Hoque F, Savaria Y, Cardinal C. Joint power control and beamformer design with antenna selection [C]. In: Proceedings of the 2017 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering , Windsor, Canada, 2017. 1-4
- [8] Demir Ö T, Tuncer T E. Multicast beamforming with antenna selection using exact penalty approach [C]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, South Brisbane, Australia, 2015. 2489-2493
- [9] Mehanna O, Sidiropoulos N D, Giannakis G B. Multicast beamforming with antenna selection [C]. In: Proceedings of the IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, Cesme, Turkey, 2012. 70-74
- [10] Demir Ö T, Tuncer T E. Optimum phase-only discrete broadcast beamforming with antenna and user selection in interference limited cognitive radio networks [C]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, South Brisbane, Australia, 2015. 2724-2728
- [11] Demir Ö T, Tuncer T E. Alternating maximization algorithm for the broadcast beamforming [C]. In: Proceedings of the European Signal Processing Conference, Lisbon, Portugal, 2014. 1915-1919
- [12] Byrne C L. Alternating minimization as sequential unconstrained minimization: a survey [J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2013, 156(3): 554-566
- [13] Boyd S, Vandenberghe L. Convex Optimization [M]. New York: Cambridge University Press, 2004. 168-174
- [14] Grant M, Boyd S, Ye Y. CVX: Matlab software for disciplined convex programming [EB/OL]. <http://www.stanford.edu/boyd/cvx/V.1.0RC3>, 2009
- [15] Huang Y, Palomar D P. Rank-constrained separable semidefinite programming with applications to optimal beamforming [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(2): 664-678
- [16] Karipidis E, Sidiropoulos N D, Luo Z Q. Quality of service and max-min fair transmit beamforming to multiple co-channel multicast groups [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(3):1268-1279
- [17] 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

The scheme of CRN downlink beamforming with antenna selection

Ji Zhongheng, Ji Xinsheng, Chen Yajun, Wang Ji

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

Abstract

Aiming at the performance improvement of cognitive radio network (CRN) in underlay mode, this paper proposes a scheme of downlink beamforming with antenna selection. The non-convex constraints of the optimization problem from the CRN model in the scheme, e. g. rank one constraints, binary integer variables constraints and non-linear constraints etc, are transformed into the convex constraints by means of bilinear equivalent forms, slack variables and penalty terms. The biconvex optimization problem is obtained. And the alternative optimization algorithm of the problem is provided. The numerical simulation results demonstrate that compared with the CRN with fixed antenna, the energy efficiency of the CRN with antenna selection increases with the increase of the number of the selected antenna; the downlink powers decrease under the same quality of service conditions; the feasible region enlarges and the robustness to interferences of the primary base station is revealed.

Key words: cognitive radio network (CRN), antenna selection, downlink beamforming, biconvex optimization, alternative optimization, robustness