

# 认知网络中基于功率分配的收发联合迭代结构

李 蠡<sup>1</sup> 陈 宇<sup>1</sup> 束 锋<sup>1,2,3</sup> 余 海<sup>1</sup> 桂林卿<sup>1</sup> 康棋桔<sup>1</sup>

(1. 南京理工大学电子工程与光电技术学院,南京,210094; 2. 东南大学移动通信国家重点实验室,南京,210096;  
3. 南京理工大学近程高速目标探测技术国防重点学科实验室,南京,210094)

**摘要:** 在认知无线电网络中,为保证主用户的通信质量,解决认知网络和主网络之间的干扰问题,进一步提高认知网络性能,本文提出一种基于广义信泄噪比的功率分配方案。为了获取更高的速率和速度,在认知网络发射和接收端引入波束成形矩阵,在此基础上发展了一种联合交替迭代结构,该结构将发射波束成形、功率分配和接收波束成形串联成迭代环。仿真结果表明,该迭代环收敛速度快,相比传统波束成形等功率分配方案的速率和误码率均有明显提高。

**关键词:** 认知无线电;信泄噪比;波束成形;功率分配

中图分类号: TN929.5 文献标志码:A

## Power Allocation Based Iterative Structure of Joint Rx&Tx Beamforming for Cognitive Networks

Li Li<sup>1</sup>, Chen Yu<sup>1</sup>, Shu Feng<sup>1,2,3</sup>, Yu Hai<sup>1</sup>, Gui Linqing<sup>1</sup>, Kang Qiju<sup>1</sup>

(1. School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, 210094, China; 2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing, 210096, China; 3. Ministerial Key Laboratory of JGMT, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, 210094, China)

**Abstract:** A power allocation scheme based on generalized signal-to-leakage-and-noise ratio (SLNR) is proposed for cognitive radio network to address the problem of interference between cognitive network and primary network, therefore to guarantee quality of service of primary users (PUs) and improve performance of secondary users (SUs). Beamforming matrix is introduced in the transmitter and the receiver of cognitive network to obtain a higher sum rate. Then a joint alternative iterative structure is developed to cascade transmit beamforming, power allocation and receive beamforming into an iteration loop. Simulation results show that the iteration loop converges fast and performs better than traditional beamforming scheme with equal power allocation in terms of the sum rate and the bit error rate.

**Key words:** cognitive radio; signal-to-leakage-and-noise ratio; beamforming; power allocation

## 引言

随着无线通信业务的高速发展,对可分配频谱资源的需求日益增长。然而,频谱资源作为一种不可

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(30920130122004)资助项目;国家自然科学基金(61271230, 61472190)资助项目;东南大学移动通信国家重点实验室开放课题(2013D02)资助项目。

收稿日期:2014-06-17;修订日期:2014-10-28

再生资源,大多数已经分配给授权用户。为解决频谱资源的供需矛盾,认知无线电(Cognitive radio, CR)技术应运而生。在认知无线电网络中,在保证不降低主用户(Primary user, PU)通信质量的条件下,认知用户(Secondary user, SU)允许接入主用户的授权频段<sup>[1]</sup>。

多输入多输出(Multiple input multiple output, MIMO)技术通过利用空间分集复用技术能有效提高频谱使用效率,因此,MIMO技术被广泛应用于认知无线电网络中<sup>[2]</sup>。在传统多用户MIMO系统中,文献[3]提出了一种基于迫零约束和加权泄漏为目标函数的多用户MIMO波束成形算法,通过选择合适的波束成形加权矩阵来抑制用户间干扰。文献[4]基于多用户MIMO有限反馈系统提出了一种收发联合波束成形方案,该方案在发送端采用酉速率控制波束成形技术,在接收端采用基于信干噪比最大化的天线合并算法。

认知无线电网络利用MIMO技术在空域处理上的优势,通过波束成形能有效抑制用户间干扰,提高通信链路数据传输速率,增强系统可靠性,从而实现主用户和认知用户的高效频谱共享。在认知用户为单天线的特殊情况下,文献[5]给出了最佳的波束成形方案,并在认知用户为多天线的情况下,提出3种次优的波束成形算法:Direct-channel SVD(D-SVD), Projected-channel SVD(P-SVD), Hybrid D-SVD/P-SVD。但是该文献并没有讨论认知网络中存在多个认知用户的情况。文献[6~7]利用块对角(Block diagonalization, BD)方案有效抑制了认知基站(Secondary base station, SBS)对主用户的干扰,然而系统需要满足一定的天线约束条件,并且当存在多个主用户时,系统复杂度会大幅增加。文献[8~10]将最大化信泄噪比(Maximizing signal-to-leakage-and-noise ratio, Max-SLNR)应用到认知无线电网络中,然而都没有考虑主基站(Primary base station, PBS)对认知网络的干扰,并且只考虑了等功率分配方案。为进一步提高认知网络的性能,同时解决认知网络和主网络之间的干扰问题,本文提出一种基于广义SLNR的功率分配方案,在此基础上发展了一种联合交替迭代结构,该结构将发射波束成形、功率分配和接收波束成形串联成迭代环,以达到更好的系统性能。

## 1 系统模型

本文考虑如图1所示的认知无线电多用户MIMO广播信道系统模型<sup>[7]</sup>。其中主网络由PBS和1个PU接收端组成,分别配备 $N_0, M_0$ 根天线。SBS同时与 $K$ 个SU接收端进行通信,SBS配备 $N$ 根发射天线,第 $k$ 个SU配备 $M_k$ 根接收天线。定义PBS到PU的信道矩阵为 $\mathbf{G}_0 \in \mathbb{C}^{M_0 \times N_0}$ ,SBS到第 $k$ 个SU的信道矩阵为 $\mathbf{H}_k \in \mathbb{C}^{M_k \times N}$ ,SBS到PU的干扰信道矩阵为 $\mathbf{H}_0 \in \mathbb{C}^{M_0 \times N}$ ,由于实际环境中,主网络和认知网络往往距离较近,PBS对SU的干扰不可忽略,定义PBS到第 $k$ 个SU的干扰信道矩阵为 $\mathbf{G}_k \in \mathbb{C}^{M_k \times N_0}$ 。

设 $\mathbf{W}_k \in \mathbb{C}^{N \times l_k}, \mathbf{A}_k \in \mathbb{C}^{l_k \times l_k}$ 和 $\mathbf{s}_k \in \mathbb{C}^{l_k \times 1}$ 分别为认知网络中第 $k$ 个SU的发射波束成形矩阵、功率分配矩阵以及发送信号向量,且分别满足 $\text{tr}(\mathbf{W}_k^H \mathbf{W}_k) = l_k, \text{tr}(\mathbf{A}_k^H \mathbf{A}_k) = P_k, E(\mathbf{s}_k \mathbf{s}_k^H) = \mathbf{I}_{l_k}$ ,其中 $l_k$ 为发送的数据子流数,SBS发射总功率 $P$ 满足 $\sum_{k=1}^K P_k \leqslant P, \mathbf{I}_{l_k}$ 为 $l_k$ 阶的单位矩阵, $\text{tr}(\cdot), (\cdot)^H$ 和 $E(\cdot)$ 分别表示 $(\cdot)$ 的迹、共轭转置和期望。同样, $\mathbf{W}_0 \in \mathbb{C}^{N_0 \times M_0}, \mathbf{A}_0 \in \mathbb{C}^{M_0 \times M_0}, \mathbf{s}_0 \in \mathbb{C}^{M_0 \times 1}$ 分别为主网络中PU的发射波束成形矩阵、功率分配矩阵以及发送信号向量,满足

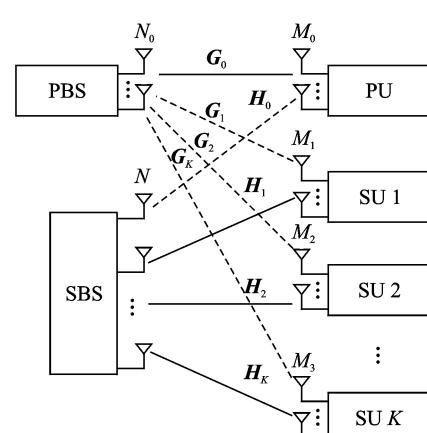


图1 认知无线电多用户MIMO广播信道系统模型

Fig. 1 CR MU-MIMO broadcast channel system model

$\text{tr}(\mathbf{W}_0^H \mathbf{W}_0) = M_0$ ,  $\text{tr}(\mathbf{A}_0^H \mathbf{A}_0) \leq P_0$ ,  $E(\mathbf{s}_0 \mathbf{s}_0^H) = \mathbf{I}_{M_0}$ , 其中  $P_0$  为 PBS 发射总功率。这样, PU 和第  $k$  个 SU 的接收信号分别为

$$\mathbf{y}_0 = \mathbf{G}_0 \mathbf{W}_0 \mathbf{A}_0 \mathbf{s}_0 + \mathbf{H}_0 \sum_{l=1}^K \mathbf{W}_l \mathbf{A}_l \mathbf{s}_l + \mathbf{n}_0 \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{W}_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{H}_k \sum_{l=1, l \neq k}^K \mathbf{W}_l \mathbf{A}_l \mathbf{s}_l + \mathbf{G}_k \mathbf{W}_0 \mathbf{A}_0 \mathbf{s}_0 + \mathbf{n}_k \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{n}_0, \mathbf{n}_k$  均为加性高斯白噪声,  $\mathbf{n}_0 \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_0^2 \mathbf{I}_{M_0})$ ,  $\mathbf{n}_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2 \mathbf{I}_{L_k})$ 。式(1)中第 2 项为 SBS 对 PU 的干扰信号, 为保证 PU 的正常通信, 必须把干扰信号控制在干扰门限  $\mathbf{I}_{\text{th}}$  下, 即  $\mathbf{H}_0 \sum_{l=1}^K \mathbf{W}_l \mathbf{A}_l \mathbf{s}_l \leq \mathbf{I}_{\text{th}}$ 。式(2)中第 2 项为来自其他 SU 的干扰信号, 第 3 项为来自 PBS 的干扰信号。

## 2 广义 SLNR 的联合交替迭代结构

### 2.1 自化 PBS 对 SU 的干扰

尽管式(2)中 PBS 对 SU 的干扰信号不能被消除, 但是可以经过白化处理减轻干扰的影响<sup>[11]</sup>。定义干扰信号加噪声  $\mathbf{n}_k$  的协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{G}_k \mathbf{W}_0 \mathbf{A}_0 \mathbf{E}[\mathbf{s}_0 \mathbf{s}_0^H] \mathbf{A}_0^H \mathbf{W}_0^H \mathbf{G}_k^H + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{M_k} \quad (3)$$

假设干扰信号与噪声  $\mathbf{n}_k$  相互独立, 每个 SU 都能估计  $\mathbf{R}_k$ <sup>[12,13]</sup>, 则定义白化矩阵  $\mathbf{B}_k = \mathbf{R}_k^{-1/2}$ 。

### 2.2 BD 消除 SBS 对 PU 的干扰

为保证 PU 的正常通信, 本文考虑完全消除对 PU 干扰的情况, 即  $\mathbf{I}_{\text{th}} = 0$ 。为满足该条件, 则  $\mathbf{H}_0 \mathbf{W}_k = 0, k = 1, 2, \dots, K$ 。因此对  $\mathbf{H}_0$  进行 SVD 分解

$$\mathbf{H}_0 = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} [\mathbf{V}^{(1)} \quad \mathbf{V}^{(0)}]^H \quad (4)$$

得到  $\mathbf{H}_0$  的零空间  $\mathbf{V}^{(0)}$ , 设计发射波束成形矩阵为  $\mathbf{W}_k = \mathbf{V}^{(0)} \mathbf{T}_k$ 。通过上述两个过程, 重写式(2)为

$$\bar{\mathbf{y}}_k = \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k + \bar{\mathbf{H}}_k \sum_{l=1, l \neq k}^K \mathbf{T}_l \mathbf{A}_l \mathbf{s}_l + \bar{\mathbf{n}}_k \quad (5)$$

式中:  $\bar{\mathbf{H}}_k = \mathbf{B}_k \mathbf{H}_k \mathbf{V}_0$  为第  $k$  个 SU 的等效信道;  $\bar{\mathbf{n}}_k = \mathbf{B}_k (\mathbf{G}_k \mathbf{W}_0 \mathbf{A}_0 \mathbf{s}_0 + \mathbf{n}_k)$ , 由于经过白化处理,  $\bar{\mathbf{n}}_k$  为服从  $\mathcal{CN}(0, \mathbf{I}_{L_k})$  的加性高斯白噪声。

### 2.3 联合交替迭代结构

在传统的 SLNR 预编码方案中<sup>[14]</sup>, 假设总发射数据子流数为  $L = \sum_{k=1}^K l_k$ , 功率为平均分配, 即  $\mathbf{A}_k = \sqrt{P/L} \mathbf{I}_{L_k}$ , 第  $k$  个 SU 的 SLNR 定义为

$$\text{SLNR}_k = \frac{\|\bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k\|_F^2}{\sum_{l=1, l \neq k}^K \|\bar{\mathbf{H}}_l \mathbf{T}_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k\|_F^2 + \|\mathbf{n}_k\|_F^2} = \frac{\text{tr}(\mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k)}{\text{tr}\left(\mathbf{T}_k^H \left(\sum_{l=1, l \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_l^H \bar{\mathbf{H}}_l + \frac{L \sigma_k^2}{P} \mathbf{I}_{L_k}\right) \mathbf{T}_k\right)} \quad (6)$$

由式(6)可知, 传统的 Max-SLNR 方案没有考虑功率分配和接收波束成形, 因此性能无法达到最优, 定义广义的 SLNR 如下

$$\begin{aligned} \text{GSLNR}_k &= \frac{\|\bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k\|_F^2}{\sum_{l=1, l \neq k}^K \|\bar{\mathbf{H}}_l \mathbf{T}_k \mathbf{A}_k \mathbf{s}_k\|_F^2 + \|\mathbf{n}_k\|_F^2} = \frac{\text{tr}(\mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k)}{\text{tr}\left(\mathbf{T}_k^H \left(\sum_{l=1, l \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_l^H \bar{\mathbf{H}}_l + \frac{L \sigma_k^2}{P} \mathbf{I}_{L_k}\right) \mathbf{T}_k\right)} \\ &= \frac{\frac{P}{L} \text{tr}(\mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k)}{\text{tr}\left(\mathbf{T}_k^H \left(\sum_{l=1, l \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_l^H \bar{\mathbf{H}}_l + \frac{P}{L} \mathbf{I}_{L_k} + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{L_k}\right) \mathbf{T}_k\right)} = \frac{\frac{P}{L} \text{tr}(\mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k)}{\text{tr}\left(\mathbf{T}_k^H \left(\sum_{l=1, l \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_l^H \bar{\mathbf{H}}_l + \frac{P}{L} \mathbf{I}_{L_k} + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{L_k}\right) \mathbf{T}_k\right)} \end{aligned} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{F}_l$  为第  $l$  个 SU 的接收波束成形矩阵。

为进一步提升系统性能,考虑每一个泄漏数据子流的优先级,本文引入功率分配方案,最终定义广义的 SLNR 为

$$\text{GSLNR}_k = \frac{\text{tr}(\mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k)}{\text{tr}(\mathbf{T}_k^H \left( \sum_{l=1, l \neq k}^K \tilde{\mathbf{H}}_l^H \tilde{\mathbf{H}}_l + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{l_k} \right) \mathbf{T}_k)} \quad (8)$$

式中:  $\tilde{\mathbf{H}}_l = \mathbf{A}_l \mathbf{F}_l \bar{\mathbf{H}}_l$  为等效泄漏信道。

以最大化 GSLNR 为优化目标,问题的数学模型描述如下

$$\max_{\mathbf{T}_k, \mathbf{A}_k, \mathbf{F}_k} \text{GSLNR}_k \quad \text{s. t.} \quad \text{tr}(\mathbf{T}_k^H \mathbf{T}_k) = l_k, k = 1, 2, \dots, K \quad (9)$$

将式(8)代入式(9)中,在已知接收波束成形矩阵和功率分配矩阵的情况下,由于  $\bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k$ ,  $\sum_{l=1, l \neq k}^K \tilde{\mathbf{H}}_l^H \tilde{\mathbf{H}}_l + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{l_k}$  均是正定 Hermitian 矩阵,因此根据广义特征值的定义<sup>[14]</sup>,存在矩阵  $\mathbf{V}_k$  满足

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{V}_k &= \boldsymbol{\Sigma}_k \\ \mathbf{V}_k^H \left( \sum_{l=1, l \neq k}^K \tilde{\mathbf{H}}_l^H \tilde{\mathbf{H}}_l + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{l_k} \right) \mathbf{V}_k &= \mathbf{I}_{l_k} \end{aligned} \quad (10)$$

式中:对角阵  $\boldsymbol{\Sigma}_k$  的对角元素是矩阵对  $\left\{ \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k, \sum_{l=1, l \neq k}^K \tilde{\mathbf{H}}_l^H \tilde{\mathbf{H}}_l + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{l_k} \right\}$  的广义特征值,最大的  $l_k$  个广义特征值对应的广义特征向量构成最优  $\mathbf{T}_k$ 。

假设最大的  $l_k$  个广义特征值构成的对角阵为  $\boldsymbol{\Lambda}_k$ ,不同于传统等功率分配的 SLNR 算法<sup>[8]</sup>,本文设计功率分配方案为

$$P_{ki} = \max(u - \lambda_{ki}^{-1}, 0) \quad (11)$$

式中:  $P_{ki}$  为第  $k$  个 SU 的第  $i$  个数据子流分配到的功率,  $\lambda_{ki}$  为  $\boldsymbol{\Lambda}_k$  的第  $i$  个对角元素,  $u$  可以通过式(12)得到

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{l_k} \max\{u - \lambda_{ki}^{-1}, 0\} = P \quad (12)$$

本文 SU 接收端采用最小均方误差(Minimum mean square error, MMSE)接收波束成形,相对匹配滤波,MMSE 接收波束成形能很好抑制用户间干扰,得到更好的系统性能。参考文献[14]相应的接收波束成形矩阵为

$$\mathbf{F}_k = \rho_k \mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H \left( \sum_{l=1}^K \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_l \mathbf{A}_l \mathbf{A}_l^H \bar{\mathbf{H}}_l^H + \sigma_k^2 \mathbf{I}_{l_k} \right)^{-1} \quad (13)$$

式中:  $\rho_k$  为归一化因子。

综上可知,发射波束成形矩阵,功率分配矩阵和接收波束成形矩阵三者的求解互为条件,因此,本文提出一种基于广义 Max-SLNR 的联合交替迭代结构,将三者串联成如图 2 所示的迭代环,以期望得到更好的性能。具体的迭代流程如下:

(1) 初始化功率分配矩阵和接收波束成形矩阵

为  $\mathbf{A}_k^{(0)} = \sqrt{P/L} \mathbf{I}_{l_k}$ ,  $\mathbf{F}_k^{(0)} = \mathbf{I}_{l_k}$ ,由式(10)得到发射波束成形矩阵  $\mathbf{T}_k^{(0)}$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ ,计算  $R_{\text{sum}}^{(0)}$ 。

(2) 迭代下列过程:(a) 依次更新功率分配矩阵  $\mathbf{A}_k^{(i)}$  和接收波束成形矩阵  $\mathbf{F}_k^{(i)}$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ 。(b) 通过式(10)更新发射波束成形矩阵  $\mathbf{T}_k^{(i)}$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$ ,计算  $R_{\text{sum}}^{(i)}$ 。(c) 直到  $|R_{\text{sum}}^{(i)} - R_{\text{sum}}^{(i-1)}| \leq \epsilon$  时,结束迭代,其中  $\epsilon$  为一个较小的实数,  $|\cdot|$  为绝对值。

(3) 最终得到  $\mathbf{T}_k^{\text{opt}}$ ,  $\mathbf{A}_k^{\text{opt}}$ ,  $\mathbf{F}_k^{\text{opt}}$ 。

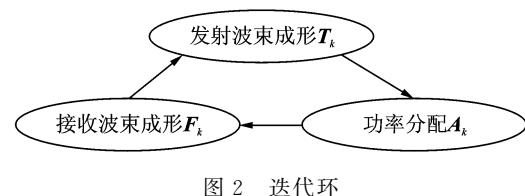


图 2 迭代环

Fig. 2 Iteration loop

采用上述联合交替迭代结构,假设主网络和认知网络均采用时分双工(Time-division-duplex, TDD)传输模式,将认知网络传输帧结构分为3个连续阶段,分别为感知阶段,联合优化阶段以及数据传输阶段,采用该传输策略能很好满足信息传递的实时性要求<sup>[15]</sup>。在感知阶段,由SBS估计上行链路信道状态信息(Channel state information, CSI),通过信道互易性获得下行链路CSI<sup>[16]</sup>。SBS获取干扰信道信息可以分为如下两种途径:(1)与PBS建立回程链路,PBS估计干扰信道信息,通过回程链路将信道信息传递给SBS;(2)SU通过信道感知(盲/半盲信道估计)获取干扰信道信息并反馈信道传递给SBS<sup>[12,13]</sup>。联合优化阶段,SBS根据获得的CSI,在发送数据前对发射波束成形矩阵,功率分配矩阵和接收波束成形矩阵进行联合迭代优化。在最后的数据传输阶段,SBS将接收波束成形矩阵通过预先生成的码本量化,再通过天线阵列发送给SU。由于SBS和SU共享码本信息,用户之间只需传递码本矢量的索引。认知网络的和速率为

$$R_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K \log_2 \left( \det \left( \mathbf{I}_{l_k} + \frac{\bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_k \mathbf{A}_k \mathbf{A}_k^H \mathbf{T}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k^H}{\sigma_j^2 \mathbf{I}_{l_k} + \sum_{j=1, j \neq k}^K \bar{\mathbf{H}}_k \mathbf{T}_j \mathbf{A}_j \mathbf{A}_j^H \mathbf{T}_j^H \bar{\mathbf{H}}_k^H} \right) \right) \quad (14)$$

### 3 仿真参数与结果分析

仿真中,假设所有信道均为Rayleigh平坦衰落信道,每个元素为服从 $CN(0,1)$ 的独立同分布复高斯随机变量。主网络采用SVD波束成形和注水功率分配方案,PBS发射天线数与PU接收天线数相等, $N_o=M_o$ 。认知网络中,每个SU接收天线数相等, $M_k=M$ ,记系统天线配置为 $[N_o \times M_o, N \times (K \times M)]$ 。定义主网络和认知网络的信噪比分别为 $\text{SNR}_o = P_o/\sigma_o^2$ 和 $\text{SNR} = P/\sigma_k^2$ ,噪声功率 $\sigma_o^2 = \sigma_k^2 = 1$ ,调制方式为QPSK。

图3给出了ZF-BD算法<sup>[7]</sup>,Max-SLNR算法<sup>[8]</sup>和本文算法在主网络信噪比分别为 $\text{SNR}_o = 10$  dB和 $\text{SNR}_o = 20$  dB情况下的和速率曲线,系统天线配置为 $[3 \times 3, 12 \times (3 \times 3)]$ 。在 $\text{SNR}_o = 10$  dB情况下,本文算法较ZF-BD算法在低信噪比时约有5 bit/(s·Hz)的增益,与传统的等功率分配Max-SLNR算法相比,本文算法约有3 bit/(s·Hz)的增益。当 $\text{SNR}_o$ 增大到20 dB时,由于来自主网络的干扰增加,认知网络性能下降,然而,本文算法在低信噪比时相比另两个算法仍有3 bit/(s·Hz)的增益。图4给出了 $\text{SNR}_o = 10$  dB情况下的误码率曲线,系统天线配置为 $[3 \times 3, 12 \times (3 \times 3)]$ ,可以看出本文算法的误码性能要明显优于ZF-BD算法和Max-SLNR算法。

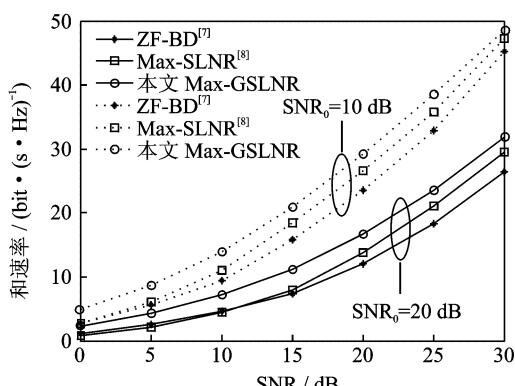


图3 不同算法在不同主网络信噪比下的和速率

Fig. 3 Sum rate comparison of different algorithms under different primary network SNR

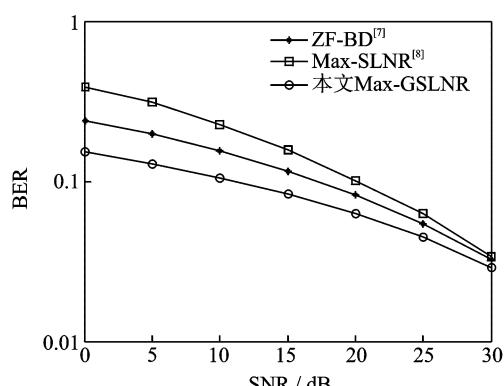


图4 不同算法的误码性能

Fig. 4 BER performance of different algorithms

基于 Max-SLNR 的算法可用于  $N > M_0$  的系统天线配置,而 ZF-BD 算法由于迫零算法的天线约束条件,仅适用于  $N \geq M_0 + \sum_{k=1}^K M_k$  的系统天线配置。图 5 给出了系统天线配置分别为  $[2 \times 2, 8 \times (4 \times 2)]$  和  $[4 \times 4, 8 \times (4 \times 2)]$  的和速率曲线,主网络信噪比为  $\text{SNR}_0 = 20 \text{ dB}$ ,可以看出本文算法在宽松的系统天线配置下性能同样优于 Max-SLNR 算法。当 PU 的天线数增加时,SBS 需要损失更多的自由度来保证 PU 的正常通信,导致系统性能下降。

图 6 给出了迭代环在不同认知网络信噪比下的收敛性能曲线,主网络信噪比为  $\text{SNR}_0 = 10 \text{ dB}$ ,系统天线配置为  $[3 \times 3, 12 \times (3 \times 3)]$ 。可以看出该迭代环在各个 SNR 下均能很快收敛,因此只需要牺牲少量的计算复杂度就能得到系统性能的较大提高。

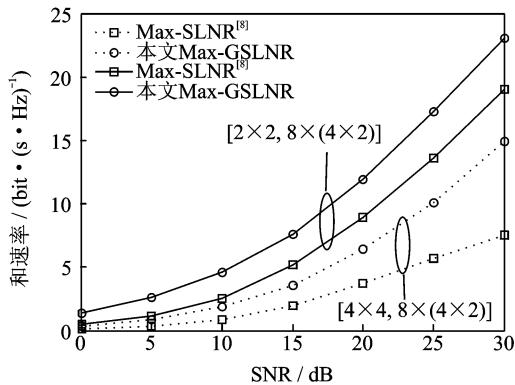


图 5 不同算法在不同系统天线配置下的和速率

Fig. 5 Sum rate comparison of different algorithms under different system antenna configuration

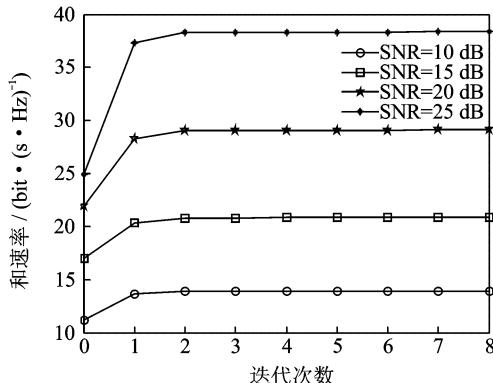


图 6 不同认知网络信噪比下迭代环的收敛性能

Fig. 6 Convergence performance of iteration loop under different secondary network SNR

## 4 结束语

本文在认知无线电多用户 MIMO 广播信道系统模型下,首先提出一种基于泄漏特征值的注水功率分配方案,然后设计基于广义 Max-SLNR 的联合交替迭代结构。在解决主网络和认知网络相互干扰问题的基础上,以最大化广义的 SLNR 为目标求解发射波束成形与功率分配,接收波束成形采用基于白化的 MMSE 准则,最后将三者串联成迭代环。仿真结果表明,同现有的波束成形方案相比,该迭代环能有效提高认知网络的和速率和误码性能,且收敛速度快(迭代 2~3 次收敛),具有广泛的应用前景。

## 参考文献:

- [1] Haykin S. Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications[J]. Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, 2005, 23(2):201-220.
- [2] Scutari G, Palomar D P, Barbarossa S. Cognitive MIMO radio[J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 2008, 25(6):46-59.
- [3] 尹志伟,王衍文.一种新的多用户波束赋形算法[J].数据采集与处理,2012,27(3):374-377.
- [4] Yin Zhiwei, Wang Yanwen. A new multi-user beamforming algorithm [J]. Journal of Date Acquisition and Processing, 2012,27(3):374-377.
- [5] 卢敏,酆广增.多用户 MIMO 系统低复杂度收发联合波束成形方案[J].数据采集与处理,2012,27(4):417-421.
- [6] Lu Min, Feng Guangzeng. Joint beamforming scheme with low complexity for multiuser MIMO system[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012,27(4):417-421.
- [7] Zhang R, Liang Y C. Exploiting multi-antennas for opportunistic spectrum sharing in cognitive radio networks [J]. Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, 2009, 27(12):2500-2511.

- Topics in Signal Processing, IEEE Journal of, 2008, 2(1):88-102.
- [6] Li Mingming, Lin Jiaru, Li Chong, et al. A zero-forcing method for downlink in cognitive multiuser MIMO system[C]// 2010 IEEE International Conference on Wireless Information Technology and Systems. [S. l.]: IEEE, 2010; 1-4.
- [7] Lee K J, Lee I. MMSE based block diagonalization for cognitive radio MIMO broadcast channels[J]. Wireless Communications, IEEE Transactions on, 2011, 10(10):3139-3144.
- [8] Sun Chuiqiang, Ge Jianhua, Bao Xinxin, et al. A leakage-based precoding scheme for cognitive multiuser MIMO systems [C]// Intelligent Networking and Collaborative Systems, 2012 4th International Conference on. [S. l.]: IEEE, 2012; 562-565.
- [9] 朱世磊, 祝锴, 崔维嘉, 等. 一种基于两级预编码的认知 MIMO 系统干扰抑制算法[J]. 电路与系统学报, 2013, 18(2):514-519.  
Zhu Shilei, Zhu Kai, Cui Weijia, et al. An interference suppression scheme based on two-level precoding for cognitive MIMO system[J]. Journal of Circuits and Systems, 2013, 18(2):514-519.
- [10] 唐帅, 朱世磊, 胡捍英, 等. 认知 MIMO 系统基于正交投影的 SLNR 收发联合设计算法[J]. 信号处理, 2014, 30(3): 268-275.  
Tang Shuai, Zhu Shilei, Hu Hanying, et al. Orthogonal projection based SLNR joint transceiver design algorithm for cognitive MIMO system[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(3):268-275.
- [11] Sung H, Lee K J, Lee I. An MMSE based block diagonalization for multiuser MIMO downlink channels with other cell interference[C]// Vehicular Technology Conference Fall, 2009 IEEE. [S. l.]: IEEE, 2009; 1-5.
- [12] Honig M, Madhow U, Verdu S. Blind adaptive multiuser detection[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 1995, 41(4):944-960.
- [13] Kansal A, Batalama S N, Pados D A. Adaptive maximum SINR rake filtering for DS-CDMA multipath fading channels[J]. Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, 1998, 16(9): 1765-1773.
- [14] Sadek M, Tarighat A, Sayed A H. A leakage-based precoding scheme for downlink multi-user MIMO channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2007, 6(5):1711-1721.
- [15] Gao F, Zhang R, Liang Y C, et al. Design of learning-based MIMO cognitive radio systems[J]. Vehicular Technology, IEEE Transactions on, 2010, 59(4):1707-1720.
- [16] Yi H. Nullspace-based secondary joint transceiver scheme for cognitive radio MIMO networks using second-order statistics [C]// Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on. [S. l.]: IEEE, 2010; 1-5.

#### 作者简介：



李蠡 (1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 无线通信, E-mail: lili007@vip.qq.com。



陈宇 (1989-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 无线通信。



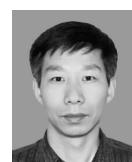
束峰 (1973-), 男, 研究员, 研究方向: 无线通信, 雷达信号处理、无线定位技术和卫星通信。



余海 (1979-), 男, 博士研究生, 研究方向: 无线通信。



桂林卿 (1984-), 男, 讲师, 研究方向: 无线通信和物联网定位技术。



康棋桔 (1978-), 男, 讲师, 研究方向: 无线通信。

