

认知无线网络中基于业务自适应的干扰对齐新机制探索

董恒¹, 宋荣方^{1,2}

(1. 南京邮电大学 宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室, 江苏 南京 210003;

2. 东南大学 移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘要: 提出了一种基于自适应干扰对齐的认知无线网络干扰协调新方法。这种方法采用基于离线搜索的干扰对齐模式优化和基于用户业务需求的自适应最佳模式选择, 通过收发两端联合设计的干扰对齐算法实现主次用户的动态信道共享; 为了简便有效地构造波束成形矩阵和干扰抑制矩阵, 还推导出了一种干扰对齐的闭式解, 并且证明了其适用条件; 还对所提方法的可达自由度做了分析, 得到一个下界。采用统计模型进行的仿真结果表明, 所提出的自适应方法相对于修正的机会干扰对齐和固定模式的干扰对齐具有明显的自由度优势, 因而可以有效提高认知用户的容量。由于所提出的方法运算复杂度不高, 可望未来应用于低成本的认知终端。

关键词: 干扰对齐; 认知无线电; 波束成形; 自由度

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)04-0025-10

Investigation of traffic adaptation based interference alignment for cognitive radio networks

DONG Heng¹, SONG Rong-fang^{1,2}

(1. Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology,

Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: A novel method of adaptive interference alignment (IA) was proposed for cognitive radio networks. The new IA scheme, which was chiefly characterized by off-line feasible set optimization and traffic load oriented adaptation, enables dynamic sharing of channel resource among a pair of primary users and multiple pairs of secondary users. To effectively construct the beam-forming and interference suppression matrix for IA, then not only derive an adaptive closed-form algorithm, but its average degrees of freedom (d.o.f) were also analyzed with random traffic load model and a lower bound is given as well. The analysis is verified with statistic model simulation and the results show that the new method outperforms both modified opportunistic IA and fixed IA in average d.o.f and thus can significantly improve the sum capacity of cognitive users without introducing interference to the primary user. Moreover, due to its simplicity, the scheme is highly desirable to implement in low cost terminals.

Key words: interference alignment; cognitive radio; beam-forming; degrees of freedom

收稿日期: 2012-07-22; 修回日期: 2013-01-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61271234, 60972041); 东南大学移动通信国家重点实验室开放课题基金资助项目; 教育部博士点基金资助项目(20123223110002); 江苏省高校研究生创新计划基金资助项目(CXZZ12-0464); 江苏省科技支撑计划基金资助项目(BE2012182); 江苏高校优势学科建设工程基金资助项目

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61271234, 60972041); Open Research Foundation of National Mobile Communication Research Laboratory, Southeast University; Ph.D. Program Foundation of Ministry of Education (20123223110002); Graduate Innovation Program of Jiangsu Province (CXZZ12-0464); Provincial Key Technology R&D Program(BE2012182); Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions Information and Communication Engineering

1 引言

认知无线网络中, 认知用户与授权主用户通过不同方式进行频谱的共享以提高频带利用率及认知用户的容量。由于认知用户对主用户的干扰具有重要影响^[1], 因此无论采用何种频谱共享方式, 本质上都要将认知用户对主用户的干扰进行严格的控制, 如干扰避免(overlay)或要求其干扰温度可控(underlay)等。由于授权信号的时空非平稳性, 认知用户可以通过感知某个时段或某个地点上授权频段的“空洞”来接入以提高容量^[2]。这种在某个域(时/频/空)内实现主次用户的正交化资源接入的思想, 在理想感知且不考虑开销情况下, 可以达到对频谱的全利用。但这样对于频谱空洞的正交化利用是否就可以达到最大的容量呢?

干扰对齐(IA, interference alignment)技术^[3-5]是最近提出的一种干扰抑制和协调技术, 为在认知网络中的主次用户频谱资源共享提供了新思路。IA 技术并不试图简单地避免干扰, 而是研究如何对干扰信道中的各对用户进行收发端联合设计以消除干扰, 同时, 实现最佳的容量和频谱效率。讨论采用 IA 技术下的系统性能时, 容量通常用自由度(d.o.f, degrees of freedom)描述。它定义为大信噪比条件下容量 C 和信噪比 γ 对数的比值, 即 $\text{d.o.f} = \lim_{\gamma \rightarrow \infty} C(\gamma) / \log(\gamma)$ 。文献[3]和文献[4]中的结果表明, 对于 M 天线 K 对用户的干扰信道, 其总自由度渐进可达 $KM/2$, 这个结果远远超出了此前的认识。文献[4]在信道参数时变的条件下, 通过符号扩展实现干扰对齐, 每个用户可以实现 $M/2$ 的自由度, 总自由度可达 $KM/2$ 。此外, 文献[3]还针对三对用户模型给出了干扰对齐设计的闭式解。文献[5]推导了 K 用户 MIMO 系统 d.o.f 的上下界, 并给出了紧致条件。以上的相关研究都表明, 干扰因素如果经过恰当处理就不再是一个有害因素, 而可以带来可观的“干扰容量增益”。

由于干扰对齐技术容量上的突出优势, 近来已经成为研究热点。蜂窝网络中的 IA 相关研究成果可参见文献[6~8], 但在认知网络中应用干扰对齐技术的研究刚刚开展^[9-13]。已经发表成果主要在认知网络中应用 IA 技术所涉及的主要问题方面, 如 d.o.f 界、闭式解、功率分配和信道状态信息(CSI, channel state information)有限反馈等问题。文献[9]中基于单主次用户对模型, 提出了主用户根据信道奇异值分解进行注水(WF, water-filling)算法以获取

最大容量, 将未分配的空间维度保留给次用户使用的方法。由于次用户根据不对主用户产生干扰的原则进行波束成形设计, 实际上是将来自次用户的干扰控制在主用户的有用信号的零空间内, 因此这种方法被称作机会干扰对齐(OIA, opportunistic interference alignment)。在此基础上, 文献[10]给出了在理想 CSI 和没有 CSI 情况下认知用户所获得 d.o.f 的上下界。文献[11]除了推导了系统可达 d.o.f 界之外, 还基于子空间的交集思想构造出了一对主用户和三对认知用户情况下 IA 的闭式解。文献[12]则研究了 OIA 中的有限反馈问题, 即主用户将预编码矩阵通过有限反馈给认知用户进行干扰对齐设计的问题, 仿真了不同系统参数设计下的主次链路上的有效传输速率。文献[13]通过对预编码矩阵和功率分配进行联合优化, 提高了次用户的容量, 从而提高了整个频谱利用率。

上述文献反映了 IA 技术在认知网络中应用的最新进展, 但同时也存在着尚未解决的问题: OIA^[9]虽然考虑了次用户对主用户的干扰问题, 但并没有考虑主用户对次用户的干扰, 而是把它当做高斯噪声处理; 文献[10]采用的分析模型具有特殊性, 不一定适用于一般的认知网络; 文献[11]中基于求子空间交集思想的闭式解运算量很大, 可能存在实现困难; 文献[12]中的模型是基于单对主次用户的, 对可用信号维度的利用存在一定的不足; 另外, 以上的文献都没有考虑业务的突发性和带宽需求动态变化等特点。

笔者认为, 必须结合业务的突发性和非对称性来研究认知网络中的 IA 波束成形设计。本文提出了一种基于随机业务模型的自适应干扰对齐方案实现主次用户共享频谱的新方法, 这种方法的一个显著优点是可以实现主次用户的业务平衡调度, 从而有效地提高系统容量和频谱利用率。

具体来说, 本文的贡献主要在于以下方面: 提出了一种基于自适应干扰对齐的认知网络干扰协调新方法; 构造了认知网络中自适应 IA 的闭式算法; 推导了闭式解的可行性条件和可达 d.o.f 的界; 用基于随机业务模型的蒙特卡洛仿真验证了算法的有效性。

为方便, 本文使用如下约定: 大写和小写字母分别表示常量和变量; 大写黑体字母和小写黑体字母分别表示矩阵和向量; $(\cdot)^T$ 和 $(\cdot)^H$ 分别表示矩阵的转置和共轭转置; $(\cdot)^{-1}$ 和 $(\cdot)^+$ 分别表示矩阵的逆和伪

逆; $\text{sum}(\mathbf{v})$ 表示向量 \mathbf{v} 的元素求和; $\text{vec}\{\mathbf{A}\}$ 表示对于矩阵 \mathbf{A} 的按列拉直; $\text{span}\{\mathbf{A}\}$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的列向量所张成的空间; $\text{null}\{\mathbf{A}\}$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的零空间; $|S|$ 表示集合 S 的元素数目; $\mathbf{S}(i,:)$ 和 $\mathbf{S}(:,j)$ 分别表示矩阵 \mathbf{S} 的第 i 行和第 j 列; $\|\mathbf{S}\|_p$ 表示矩阵 \mathbf{S} 的 p 范数; $\mathbf{H} \sim \mathcal{C}^{M \times N}$ 表示 \mathbf{H} 处于复 $M \times N$ 维线性空间。

2 系统模型

本文考虑的认知无线网络模型如图1所示。一对主用户取得信道的控制权, K 对认知用户试图通过共享信道进行通信。所有链路的集合用 $\Omega = \{0, 1, \dots, K\}$ 表示, 其中, 主用户链路用0标识, 其他认知链路分别由1到 K 标识。整个MIMO认知干扰网络配置可以用 $(M_0 \times N_0 \times d_0) \times (M_1 \times N_1 \times d_1) \cdots (M_K \times N_K \times d_K)$ 表示。其中, 假设第 i 对链路用户有 M_i 根发射天线和 N_i 根接收天线, d_i 表示第 i 对用户的d.o.f, 也是其传输的数据流数目。

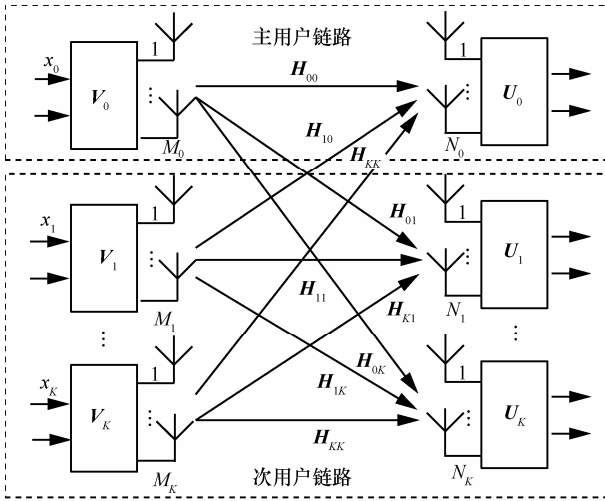


图1 认知MIMO干扰网络模型

第 i 个用户的 N_i 维接收信号可以表示成

$$\mathbf{y}_i = \sum_{j=0}^K \mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j \mathbf{x}_j + \mathbf{z}_i \quad (1)$$

其中, \mathbf{H}_{ij} 是发射机 j 到接收机 i 的 $N_i \times M_j$ 维信道矩阵; \mathbf{V}_j 是第 j 个用户的 $M_j \times d_j$ 维的发射波束成形矩阵; \mathbf{x}_j 是第 j 个用户传送的 d_j 维数据向量; \mathbf{z}_i 是高斯噪声向量, 假设其服从方差为1的标准正态分布。

从上述模型可以看出, 每个用户都受到其他 K 个用户的干扰, 因此式(1)给出的是一个干扰信道模型。这里存在的干扰有3种: 主用户受到次用户的干扰; 次用户受到主用户的干扰; 次用户之间的相

互干扰。为了用干扰对齐技术解决这些问题, 先简要介绍干扰对齐的主要思想。

3 干扰对齐简介

为了能够消除干扰, 必须要求所有用户的波束成形矩阵 $\mathbf{V}_j (j=0, \dots, K)$ 统一设计。干扰对齐的思想可以简述如下: 在任意一个接收机 i 处, 如果所有来自其他用户的干扰都能够对齐在一个子空间内, 则可以通过子空间的正交投影加以消除。这个条件可以表述成

$$\text{span}\{\mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j\} = \text{span}\{\mathbf{H}_{ik} \mathbf{V}_k\}, \forall j, k \in \Omega, j, k \neq i \quad (2)$$

则对于接收机 i 来说, 可以求得干扰抑制矩阵 \mathbf{U}_i 来抑制干扰

$$\mathbf{U}_i = \text{null}(\mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j) \quad (3)$$

为了在抑制干扰的同时, 有用的信号空间得以保留, 还需要满足

$$\text{rank}(\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i) = d_i, \forall i \in \Omega \quad (4)$$

这样, 第 i 个用户的接收信号可以表示成

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{y}}_i &= \mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i \mathbf{x}_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j \mathbf{x}_j + \mathbf{U}_i^H \mathbf{z}_i \\ &= \mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i \mathbf{x}_i + \bar{\mathbf{z}}_i \\ &= \tilde{\mathbf{H}}_{ii} \mathbf{x}_i + \bar{\mathbf{z}}_i \end{aligned} \quad (5)$$

可以通过迫零均衡来恢复原始信息

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \tilde{\mathbf{H}}_{ii}^{-1} \bar{\mathbf{y}}_i \quad (6)$$

则第 i 个用户可以获得的容量为

$$R_i = E_H [\text{lb det}(\mathbf{I}_{d_i} + \mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i E(\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^H) \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{U}_i)] \quad (7)$$

以提高传输容量为目标, 需在功率约束条件下进行功率分配使其最大化, 例如采用注水算法等。本文以自由度最佳为研究目标, 故不专门考虑功率分配问题。

由此, 第 i 个用户获得了 d_i 个自由度, 而认知用户获得的总自由度为

$$\text{d.o.f}_{\text{sum}} = \sum_{i=1, \dots, K} d_i \quad (8)$$

4 自适应干扰对齐方案

文献[3,4]中设计了基于给定配置(收发天线数目或扩展时隙数目, d.o.f)下的干扰对齐方案, 该方案给定了该配置下各个用户获得的d.o.f(数据流数目)。这种固定的方案对于语音这样的固定带宽业务可能是

比较适合的,但实际上,下一代网络中主要的业务将是数据,而数据业务不同于语音业务的一个明显特点是其带宽是变化的。其变化表现在不同用户的带宽需求不同,甚至即使是同一个用户,在不同的时间段其需求也不同。因此在本文的模型中,假设用户的需求是变化的,即各个用户的数据流数目不必相等。

本文提出的自适应认知 IA 方案主要由 IA 模式离线搜索、基于用户需求的模式匹配和自适应 IA 算法构成,如图 2 所示。

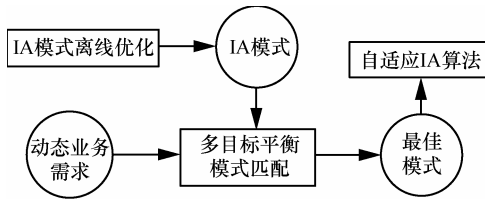


图 2 业务需求驱动自适应认知 IA 方案

下面分别阐述提出的自适应认知 IA 方案要点。

4.1 IA 模式离线搜索

为了能够实现干扰对齐,对于参与干扰协调设计的用户参数具有一系列的约束条件。这些约束主要是信号的空间维度(天线个数、时隙数目、子频带数目等)和 d.o.f 与用户数目的关系。遗憾的是,对于任意配置的网络,干扰对齐的可实现条件还没有解决,只是在特定的网络拓扑和参数条件下可实现条件已知。文献[14]中利用多项式理论和线性方程组理论讨论了 K 对用户进行 IA 的约束条件。根据变量的个数和约束方程的个数将系统划分成合适的(proper)和不合适的(improper),即当变量个数超过约束方程的个数时,系统是合适的,否则是不合适的。合适的系统被认为是可实现的(feasible),否则被认为是不可实现的(infeasible)。此结论虽然难以证明,幸运的是,却被计算机仿真验证是正确的^[15]。

对于本文的模型来说,用户 i 为了抑制本来发给用户 j 的干扰信号,必须满足

$$\mathbf{u}_m^{[i]} \mathbf{H}^{[ij]} \mathbf{v}_n^{[j]} = 0, \forall m \in \{1, \dots, d_i\}, n \in \{1, \dots, d_j\} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{u}_m^{[i]}$ 和 $\mathbf{v}_n^{[j]}$ 分别表示 \mathbf{U}_i 和 \mathbf{V}_j 矩阵的第 m 列和第 n 列。把上面的方程记为 \mathbf{E}_{mn}^{ij} , 则方程所涉及到的变量数目可以表示成

$$|\text{var}(\mathbf{E}_{mn}^{ij})| = (M_j - d_j) + (N_i - d_i) \quad (10)$$

以上的方程只是一个用户 i 和干扰用户 j 之间的关系。对于整个网络来说,所有存在的约束构成

一个集合

$$\mathcal{E} = \{\mathbf{E}_{mn}^{ij} \mid i, j \in \Omega, i \neq j, m \in \{1, \dots, d_i\}, n \in \{1, \dots, d_j\}\} \quad (11)$$

应用文献[14]中的结果,一个认知网络进行干扰对齐的可行性条件可以表述为,对于集合 \mathcal{E} 所有可能的子集 S , 约束的数目均不大于变量的数目

$$\forall S \subset \mathcal{E}, |S| \leq \left| \bigcup_{E \in S} \text{var}(E) \right| \quad (12)$$

要验证一个系统是否可行,需要对此不等式在所有的用户组合上进行验证。容易看出,此集合子集的数目以用户数目的指数复杂度增长,因此可能是一个高复杂度的优化问题。对于维度较小,用户也较少的情况,可以用穷举搜索;如果维度较大,则可以采用一些次优的算法,如遗传算法、随机搜索等求解。需要指出的是,这些可用模式的计算可以事先进行,参与对齐协作的用户只需要保存一个结果的队列,并在应用时进行简单的查表运算即可。

在进行搜索时,注意到信号的维度限制 $d_i \leq \min(M_j, N_i)$ 可以减小搜索的工作量。

根据上述结论,可以事先搜寻可用的模式 \mathbf{s} , 并存储得到可用 IA 模式集合 $\Theta = \{\mathbf{s}\}$ 。表 1 列出了当主用户已经占用了 2 个数据流 ($M=N=5, d_0=2$) 的情况下,认知用户的部分可用模式。从该模式列表可以看出,当网络中的空闲资源一定时,采用模式优化进行数据流的动态分配可以在提高总容量的同时,实现认知用户间的平衡调度。当认知用户数目增加后,每个用户可分配的数据流数目相应减少;而当认知用户数目减少时,可以为认知用户分配较多的数据流,从而实现容量的增加。表 2 给出了 1 个主用户和 2 个认知用户情况下 ($M=N=5, K=2$), 认知用户获得的总和 d.o.f 与主用户数据流之间变化情况。该模式反映了通过模式优化可以实现主次用户间的平衡调度,即当主用户占用的数据流较少时,认知用户可以获得较大的总自由度(见最后一列),反之亦然。

表 1 认知 IA 可用模式举例 1

模式	d_0	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	K	总和自由度
1	2	2	2	0	0	0	2	4
2	2	3	2	0	0	0	2	5
3	2	2	1	1	1	0	4	5
4	2	1	1	1	1	1	5	5

表2 认知 IA 可用模式举例 2

模式	d_0	d_1	d_2	总和和自由度
1	1	2	3	5
2	1	1	4	5
3	2	2	2	4
4	2	3	2	5
5	3	2	2	4
6	4	1	1	2
7	5	0	0	0

4.2 基于用户需求的模式匹配

最佳的业务调度应该尽可能满足所有用户业务需求的同时,实现最大的容量。假设每个用户的数据流需求是一个随机变量,且在 $(1, M)$ 上服从独立的均匀分布。则用户的需求可以表示成: $\mathbf{d}=[d_0, d_1, d_2, \dots, d_K]^T$ 。为了尽可能地满足用户的需求,在所有 IA 的可用模式集合 $\Theta = \{\mathbf{s}\}$ 中选择最佳模式 \mathbf{s}^* ,即进行如下优化

$$\mathbf{s}^* = \arg \max_{\mathbf{s} \in \Theta} \left\{ \mu \|\mathbf{s}\|_1 + (1 - \mu) \frac{\mathbf{d}^T \mathbf{s}}{\|\mathbf{d}\|_* \|\mathbf{s}\|} \right\} \quad (13)$$

其中,目标函数的第一项旨在使总自由度最大,第二项则表现了与用户需求的匹配程度。其中,参数 μ 是用来平衡2个目标的一个系数,在0和1之间取值(后面的仿真中取0.5)。

例 1 对于收发天线均为5,一对主用户和二对认知用户的情况,即 $M=N=5, K=2$ 。可用 IA 模式见表2。如果用户的需求为 $[d_0, d_1, d_2]=[2, 3, 3]$,则可用模式即为 $(2, 2, 2), (2, 3, 2)$ 2种。显然,后者具有更大的d.o.f,因此可以实现更大的容量。

例 2 续上,如果需求为 $[d_0, d_1, d_2, d_3, d_4, d_5]=[2, 1, 1, 1, 1, 1]$,由表1中模式2,3,4虽然具有相等的认知总自由度,但根据式(13)可知最优模式为4,因为该模式最好地兼顾了各个用户的需求。

4.3 自适应 IA 算法

干扰对齐的构造算法大体上有2类:迭代方法和闭式解。文献[15]中提出了基于网络互易性的迭代构造方法,分别在最小干扰泄漏(WLI)准则和最大信干噪比(SINR)准则下给出了分布式的迭代算法。迭代算法对于一般的可对齐参数配置均可实现,具有重要的实用价值。

与迭代解法不同,IA的闭式解并不一定存在,但由于闭式解更便于理论分析因此被普遍重视。文献[11]中采用求2个子空间交集的方法推导了构造

三用户认知 IA 的闭式解法,见文献[11]中式(36)~式(46),需要的运算量较大。文献[16]中提出了一种基于干扰约束线性相关性的闭式解构造的一般算法,为构造 MIMO 干扰网络中的干扰对齐提供了基础。本文将约束线性相关思想引入认知场景,结合前面提出的自适应干扰对齐的方案,导出认知网络中的自适应干扰对齐闭式解构造算法,并且给出其适用条件的证明。

下面以三用户(一对主用户和二对认知用户)情况为例,说明本文提出的自适应干扰对齐算法的思路。假设主次用户均有相同的d.o.f,即 $d_0=d_1=d_2=d$ 。此时,考虑干扰对齐条件,对于主用户0来说,来自认知用户1和2的信号均为干扰信号,需要按照式(14)进行波束成形设计才能将两路干扰对齐在一个干扰子空间内

$$\text{span}\{\mathbf{H}_{01}\mathbf{V}_1\} = \text{span}\{\mathbf{H}_{02}\mathbf{V}_2\} \quad (14)$$

同样地,在认知用户1和用户2处,需要分别满足

$$\text{span}\{\mathbf{H}_{10}\mathbf{V}_0\} = \text{span}\{\mathbf{H}_{12}\mathbf{V}_2\} \quad (15)$$

$$\text{span}\{\mathbf{H}_{21}\mathbf{V}_1\} = \text{span}\{\mathbf{H}_{20}\mathbf{V}_0\} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{H}_{ij} \sim C^{M \times M}, \mathbf{V}_i \sim C^{M \times d}$, d 为各个用户所获得的数据流数目。

式(14)可以重写为

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{11} &= k_{11} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{21} + k_{12} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{22} + \dots + k_{1d} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{2d} \\ \mathbf{v}_{12} &= k_{21} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{21} + k_{22} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{22} + \dots + k_{2d} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{2d} \\ &\vdots \\ \mathbf{v}_{1d} &= k_{d1} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{21} + k_{d2} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{22} + \dots + k_{dd} \times \mathbf{T}_{12} \times \mathbf{v}_{2d} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\mathbf{T}_{12} = \mathbf{H}_{01}^{-1} \mathbf{H}_{02}, \mathbf{V}_k = [\mathbf{v}_{k1}, \mathbf{v}_{k2}, \dots, \mathbf{v}_{kd}]^T, k \in \{0, 1, 2\}$, $\mathbf{K}^0 = [k_{ij}]$ 为满秩矩阵,可随机生成。类似地,可以重新写式(16)和式(17)。综合可得下列线性方程组

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0} \quad (18)$$

其中,

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} & -\mathbf{K}^0 \otimes \mathbf{T}_{12} \\ -\mathbf{K}^1 \otimes \mathbf{T}_{20} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & -\mathbf{K}^2 \otimes \mathbf{T}_{01} & \mathbf{0} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \text{vec}(\mathbf{V}_0) \\ \text{vec}(\mathbf{V}_1) \\ \text{vec}(\mathbf{V}_2) \end{pmatrix}$$

类似地, $\mathbf{K}^1, \mathbf{K}^2$ 都是满秩矩阵且相互独立;

$$\mathbf{T}_{20} = \mathbf{H}_{12}^{-1} \mathbf{H}_{10}, \quad \mathbf{T}_{01} = \mathbf{H}_{20}^{-1} \mathbf{H}_{21}.$$

在上面的对称条件($d_0=d_1=d_2=d$)下, \mathbf{A} 是个满秩矩阵, 故其零空间为空, 因此不能够直接从上式得到预编码矩阵。但不难证明在非对称情况下, 只要满足下列条件式(19), 则预编码矩阵可以通过其零空间求解。

$$\min(d_1, d_2) + \min(d_0, d_1) + \min(d_0, d_2) < d_0 + d_1 + d_2 \quad (19)$$

基于上式的结果, 在对称配置下, 可以给其中的某个用户额外分配一个“哑波束”的方法来进行干扰对齐。它只起到辅助作用, 不会对最终的数据接收产生任何影响。

将上面的三用户例子进行推广, 可以在非对称的多用户情况下进行干扰对齐的波束成形设计。下面针对任意的用户 d.o.f 需求, 即一对主用户和 K 对认知用户的 d.o.f 需求假设为 d_0, d_1, \dots, d_K 的情况, 本文提出自适应 IA 建造闭式算法如下。

1) 对于所有用户的 d.o.f 进行排列, 不失一般性, 设 $d_0 \leq d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_K$ 。

2) 对于第 i 个用户, 寻求来自第 j 个干扰用户的干扰信号作为 i 用户的干扰空间基, j 由下式确定: $j = \arg \max_{j \in \Omega \setminus i} \{d_j\}$ 。

3) 对于来自任意的其他干扰用户 k 的干扰信号, 构造干扰空间对齐约束:

$$\mathbf{H}_{ik} \mathbf{V}_k = ((\mathbf{K}^{kj} \otimes \mathbf{H}_{ij}) \text{vec}(\mathbf{V}_j))^T, \quad k \in \Omega \setminus (i, j)$$

其中, $\mathbf{V}_k = [\mathbf{v}_{k1}, \mathbf{v}_{k2}, \dots, \mathbf{v}_{kd_k}] \in \mathbb{C}^{d_k \times M}$, $\mathbf{K}^{kj} \in \mathbb{C}^{d_k \times d_j}$ 为任意一个满秩矩阵, 实际可以随机产生。这里 $\text{vec}()$ 表示某矩阵按列拉直, \otimes 表示 Kronecker 积。这样的约束共有 $K-2$ 组。

4) 对所有用户按照步骤 2)和 3)建立约束方程组, 可得方程组: $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$, 其中, \mathbf{A} 的形式参见式(18), $\mathbf{x} = \text{vec}([\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_K])$, 则方程的解即可由 \mathbf{A} 的零空间的任意一组基向量求得。

5) 干扰抑制矩阵的求法: 对于用户 i , 其干扰抑制矩阵 \mathbf{U}_i 可由 $\text{null}(\mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j)$ 的任意 d_i 个基向量构成, 这里 $j = \arg \max_{j \in \Omega \setminus i} \{d_j\}$ 。

6) 接收端迫零均衡: 令 $\tilde{\mathbf{H}}_{ii} = \mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i$, 则应用一下迫零均衡可获得原始数据的估计值: $\tilde{\mathbf{x}}_i = \tilde{\mathbf{H}}_{ii}^{-1} \mathbf{y}_i$ (当然, 也可以使用其他的准则, 如最小均方误差等)。

注: 本文考虑的是 d.o.f 的优化, 因此这里不考虑功率分配的问题。有关 IA 中同时采用功率分配等方法实现容量优化的文献可参见文献 [17,18] 等。

考虑对称配置且收发天线均为 M 时, 关于该算法的可行性有下列定理。

定理 1 设 $d_0 \leq d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_K$, 则上述算法成立的条件是

$$(K-1) \sum_{i=0}^{K-1} d_i < d_{K-1} + d_K \leq M, \quad K \geq 2 \quad (20)$$

证明 $\forall i \in \Omega = \{0, 1, 2, \dots, K\}$, 定义集合 $\Phi = \{\Omega \setminus i\}$, 则其干扰空间为 $\text{span}\{\mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j(:, 1), \mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j(:, 2), \dots, \mathbf{H}_{ij} \mathbf{V}_j(:, d_j)\}$, 其中, $j = \arg \max_{j \in \Phi} \{d_j\}$ 。其余的干扰向量均可由其线性表示, 因此对于用户 i 来说, 共计线性无关的约束个数为 $\sum_{i \in \Psi} d_i$, 其中, $\Psi = \{\Phi \setminus j\}$ 。

考虑所有用户, 总共的约束数目为 $MK \sum_{i=0}^{K-2} d_i + M(K-1)d_{K-1}$, 而可设计的变元数目为 $M \sum_{j=0}^K d_j$, 所有约束

一起构成一个行满秩的齐次线性方程组。此齐次方程组存在非零解的条件即为: $K \sum_{i=0}^{K-2} d_i + (K-1)d_{K-1} < \sum_{j=0}^K d_j$, $K \geq 2$, 经化简后不等式的左边得证。

对于具有最大自由度的用户 $K-1$ 和 K 来说, 其信号空间和干扰空间之和显然受到总空间的维度约束, 故有不等式的右边成立。相应地, 由于已经假设 $d_0 \leq d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_K$, 其他用户自然满足条件。

证毕。

需要说明的是, 上面的排序假设实际上是为了便于描述。对于任意满足定理 1 的 d.o.f 模式, 其任意的排列也同时满足约束, 故也可以用本算法进行设计。

推论 1 对于给定的信号维度 M , 可以支持的认知用户数目 K 满足

$$K(K-1) < M \quad (21)$$

证明 可由定理 1 及每个用户获得至少 1 个数据流的条件简单证得。

由推论得知, 本文的算法也适用于多用户的情况。

讨论 1) 该算法的可行解是迭代方法的一个子集, 因而同样可以用文献 [15] 中的迭代方法求解。

优点在于不需要迭代的过程，在理论分析上具有重要意义。2)该可行解由模式决定，而模式具有对称性，故也可应用于多对主用户和次用户的场景。3)对于离线的模式搜索，考虑条件式 20)和式 21)，可减小搜索范围，加快干扰模式的优化过程。

5 自由度性能分析

为了分析提出的自适应认知 IA 方法(AIA, adaptive IA)的性能，采用简化的统计模型进行分析。分析主用户 d.o.f 给定时的认知用户的条件 d.o.f 和平均 d.o.f。

分析的前提是：所有用户的发射天线和接收天线数目均为 M ；假设认知用户的数目服从参数为 λ 的泊松分布；每对认知用户的需求相互独立且同分布。考虑以下 3 个方案。

方案 1 修正的 OIA 方案(MOIA, modified OIA)。文献[9]中提出的 OIA 方案中，主用户的 d.o.f 是根据信道状态信息进行奇异值分解并进行注水决定的，即总是力图使主用户获得的容量最大化。在本文讨论的场景下，有必要进行基于用户业务需求的修正。作为一种对比方案，将之修正为：主用户 0 的 d.o.f 根据业务需求 d_0 确定，并在前 d_0 个等价信道上进行功率分配，次用户 1 的预编码矩阵则采用下式进行构造

$$V_1 = H_{01}^{-1} U_0 \bar{I}_0 \quad (22)$$

其中， $H_{00} = U_0 \Sigma V_0^H$, \bar{I}_0 是一个对角阵，其前 $M-d_0$ 个元素为 1，其余为 0。需要注意的是，与文献[9]中一样，采用上式的设计能保证次用户不对主用户产生干扰，但并不能消除主用户对于次用户的干扰。

方案 2 $(M, N, d_0) \cdot (M, N, d)^K$

此方案中各个认知用户分配的 d.o.f 均为 d ，称之为固定对称配置认知 IA 方案(FIA, fixed IA)。其中参数 K, d 等为根据 IA 的构造条件(见文献[11]中式(26))计算得出。

方案 3 $(M, N, d_0) \cdot (M, N, d_1) \cdot (M, N, d_2) \cdots (M, N, d_k)$

此为本文提出的自适应认知 IA 方案。该模式由主用户和次用户的业务需求经过优化(见式 13)确定。

对于方案 1 来说，主用户采用注水算法，实现的 d.o.f 不超过信号空间维度 M ，剩余的维度保留给

认知用户，因此总的 d.o.f 不超过 $M-d_0$ ，但考虑到主用户对次用户的干扰问题，因此次用户获得的实际容量将进一步下降。

对于方案 2 和方案 3，下列命题成立。

命题 1 方案 3 的可达 d.o.f 不小于方案 2 的可达 d.o.f。

证明 显然，方案 2 中的可用干扰对齐模式必是方案 3 中对齐模式的子集，因此必然成立。

命题 2 当认知用户的数量减小时，采用方案 3 至少可获得与用户数量成反比的 d.o.f 增益。

证明 采用方案 2，每个认知用户可获得的 d.o.f 为^[11]： $d \leq (M+N-2d_0)/(K+1)$ ，此时获得的总 d.o.f 为 Kd 。当认知用户数量下降为 K' , $K' < K$ 时，采用方案 2 的认知用户的总 d.o.f 下降为 $K'd$ ；而采用方案 3，在所有可用模式中匹配，至少可以使每个用户分配到的数据流数目增加到： $(M+N-2d_0)/(K'+1)$ ，故可得采用方案 3 的认知 d.o.f 相对于方案 2 的增益至少为 $\lfloor (K+1)/(K'+1) \rfloor$ 。

由于命题 2 中考虑到的依然是对称配置，因此提供的是方案 3 的 d.o.f 增益的一个下界。

认知用户的条件 d.o.f 在给定主用户的数据流 d_0 的条件下，采用方案 2 时，认知用户所获得的平均 d.o.f 可以表示成

$$E[\text{d.o.f}]|_{d_0}(K, d) = \sum_{n=1}^K \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!} (nd) + \sum_{n=K+1}^{\infty} \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!} (Kd) \quad (23)$$

其中， K 和 d 由文献[11]中式(26)决定。

而对于采用自适应方案(方案 3)，由于其 IA 模式随着用户需求动态变化，其 d.o.f 的期望值不容易得到，但由命题 2 可以得到一个认知用户条件 d.o.f 的下界：

$$E[\text{d.o.f}]|_{d_0}(K, d) \geq \sum_{n=1}^K \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!} \left(nd \left\lfloor \frac{K+1}{n+1} \right\rfloor \right) + \sum_{n=K+1}^{\infty} \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!} (Kd) \quad (24)$$

由此可见，采用自适应 IA 方案相对于固定的对称配置(方案 2)至少具有条件 d.o.f 增益：

$$\Delta E[\text{d.o.f}]|_{d_0} \geq \sum_{n=1}^K \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{(n-1)!} \left(\left\lfloor \frac{K+1}{n+1} \right\rfloor - 1 \right) d \quad (25)$$

而认知用户所获得的平均 d.o.f 可以表示为

$$E_{d_0} \{ E[\text{d.o.f}]|_{d_0} \} \quad (26)$$

其中，外面的期望对主用户进行，内部的期望对认知用户进行。

6 仿真分析

本文针对一对主用户和若干对次用户的 MIMO 场景，采用随机业务模型对所提出的自适应 IA 方案的 d.o.f 性能进行了仿真。假设收发天线数目均为 M ，认知用户的数目服从参数为 λ 的泊松分布，且各个认知用户的业务需求在 1 到 M 之间均匀分布。采用上述自适应 IA 方案对认知用户获得的平均自由度和容量等进行了仿真，并同时对比 2 种方案(修正的 OIA，固定的 IA)进行了对比仿真研究。

图 3 给出了根据式(24)和式(25)计算的理论分析曲线($M=N=8$)，包括对不同认知用户密度情况下 FIA 条件 d.o.f 的理论值和 AIA 条件下界。由图 3 可见，AIA 的 d.o.f 性能总体优于 FIA，并且 FIA 是对用户密度敏感的，而 AIA 则不明显。图 4 给出了在特定的用户密度下($\lambda=2$)的 3 种方案的条件 d.o.f 的仿真结果。由图 4 可以看出，理论曲线与仿真曲线较为吻合，且 AIA 的下界与仿真结果关系也较为一致。修正的 OIA 的性能随着主用户的 d.o.f 呈现线性下降；采用固定 IA 模式的 d.o.f 性能由认知用户密度决定而基本保持不变；而采用自适应干扰对齐的第 3 种方案则由于其构造参数可灵活配置而相对前 2 种方案均取得明显优势。

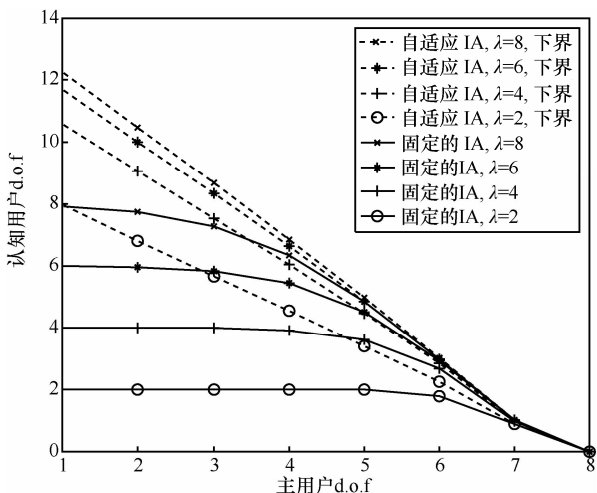


图 3 条件自由度理论曲线($M=N=8$)

图 5 显示了一对主用户和两对认知用户通过文中闭式解实现 IA 的容量仿真结果。其中，主用户的数据流数目为 3，2 个认知用户的数据流数目

为 2 和 1。由图可见，随着信噪比的增加，其容量渐进服从自由度的比例关系。

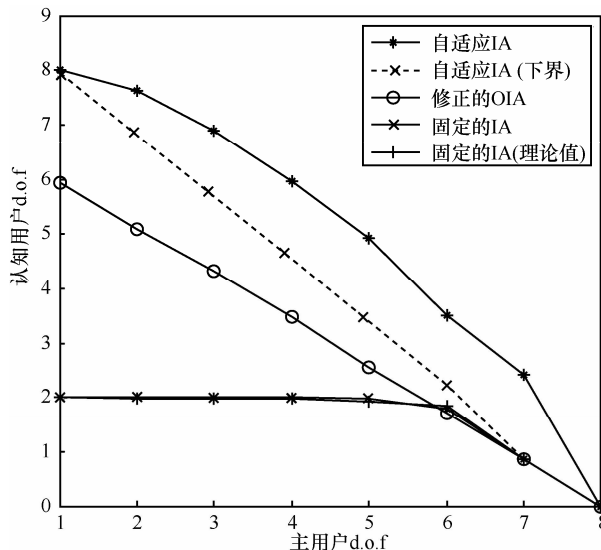


图 4 条件自由度仿真对比($M=N=8, \lambda=2$)

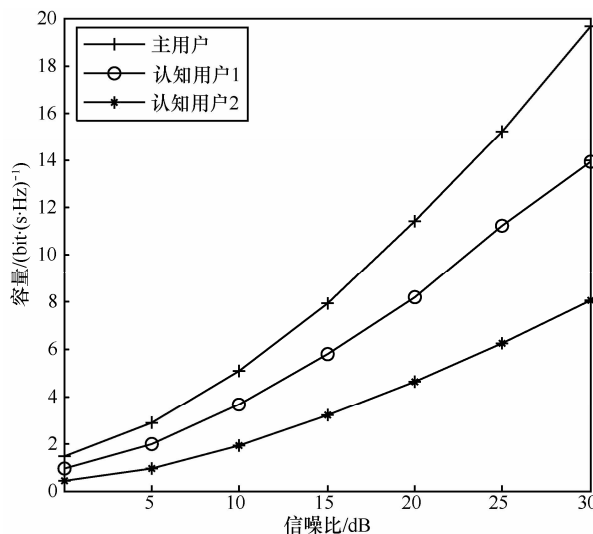


图 5 采用闭式解构造 IA 的信道容量($M=N=5, [d_0, d_1, d_2]=[3, 2, 1]$)

验证干扰对齐方法的可达自由度常用干扰占比曲线来衡量^[15]。图 6 给出了修正 OIA 和自适应 IA 的干扰占比仿真结果。由图可见，修正 OIA 无法克服 OIA 的固有缺点，即使自由度较低时也无法完全避免干扰；而自适应 IA 在可达 d.o.f 范围内可以完全消除干扰，因而明显具有优势。

图 7 给出了在主用户占用单个数据流($d_0=1$)，较密集认知用户($\lambda=8$)的条件下，认知用户所获得的平均 d.o.f 与天线数目的关系。由图可以看出，随着有用信号空间维度的增加，3 种方案的认知用户容量都近似线性提高。修正的 OIA 总体与固定的 IA

相当，但采用自适应优化的方案则具有明显的优势，且随着天线数目的增加而优势更加明显。

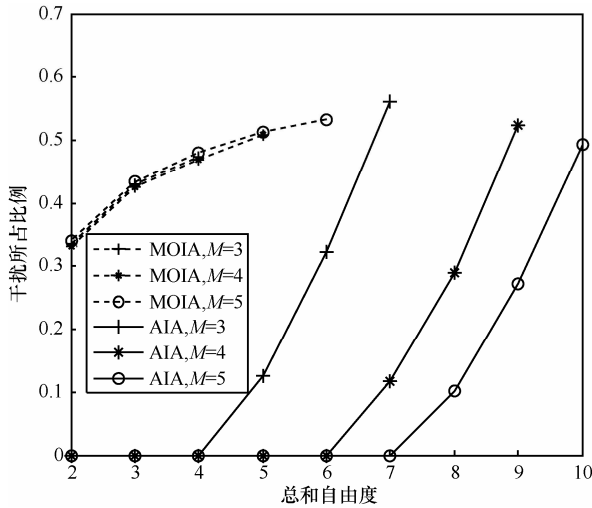


图6 干扰占比与总和自由度关系

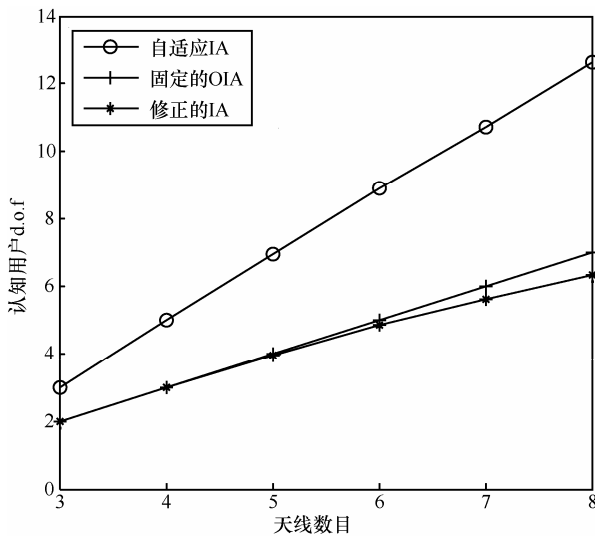


图7 认知用户获得自由度与天线数目的关系

复杂度分析：本文与常规干扰对齐相比，增加的计算量在于模式的搜索和优化。在搜索可用模式时需要用户对用户集合的每一个子集测试条件(见式12)，而子集的数目与集合大小的指数成正比。考虑模式的对称性，实际需要检验的子集数目为 $O((2M)^K / K!)$ ，因而当用户数量 K 较多，或者信号维度 M 较大时，可能会有较大的运算量。但实际上，由于这一步骤可以离线生成，因此本文的方案并不会带来实际的负担。关于离线优化，还可以利用条件式(20)和式(21)等减小需要遍历的集合；此外，对于高信号维度的情况，还可以利用其他随机算法(如遗传算法，蚁群算法等)进行。

在本文的方案中，真正在通信过程中产生的运算量是模式的优化选择，见式(13)。由于该问题实际上是一个模式的匹配优化，因此算法的复杂度只与搜索到的可用模式的集合 $\Theta = \{s\}$ 大小相关，只需要正比于 $|\Theta|$ 次乘法和加法运算，与MIMO干扰对齐的构造算法相比，其复杂度可以忽略。因此，本方法不会带来明显的处理时延。

7 结束语

本文提出了一种基于用户不同业务需求的自适应干扰对齐的认知网络干扰协调新方法。这种方法采用离线模式搜索和业务量匹配，既能够最大化提高自由度又不会显著增加计算量，因而便于实现。仿真结果表明，在相同的信号维度条件下，与机会干扰对齐和固定模式的干扰对齐相比，采用本文的方法后，认知用户能够获得更高的平均自由度。另外，文中给出了自适应干扰对齐闭式解构造方法及其可行性的证明，其结论不仅仅适用于一对主用户的情况，理论上可以推广到多对主次用户并存的情况。

参考文献：

- [1] GHASEMI A, SOUSA E. Interference aggregation in spectrum sensing cognitive radio wireless networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1):41-56.
- [2] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. IEEE Journal of Selected Areas on Communications, 2005, 23(2):201-202.
- [3] JAFAR S A, FAKHEREDDIN M J. Degrees of freedom for the MIMO interference channel[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2007, 53(7):2637-2642.
- [4] CADAMBE V R, JAFAR S A. Interference alignment and degrees of freedom of the K -user interference channels[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2008, 54(8): 3425-3441.
- [5] GOU T G, JAFAR S A. Degrees of freedom of the K user $M \times N$ MIMO interference channel[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2010, 56(12):6040-6057.
- [6] SUH C, et al. Downlink interference alignment[J]. IEEE Transaction on Communications, 2011, 59(9):2616-2626.
- [7] RUAN L, LAU V K N, RAO X. Interference alignment for partially connected MIMO cellular network[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2012, 60(7): 3692-3701.
- [8] JUNG B C, SHIN W Y. Opportunistic interference alignment for interference limited cellular TDD uplink[J]. IEEE Communication Letters, 2011, 15(2): 148-150.
- [9] PERLAZA S M, FAWAZ N, LASAULCE S, et al. From spectrum pooling to space pooling: opportunistic interference alignment in

- MIMO cognitive networks[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2010, 58(7):3728-3741.
- [10] VAZE C S, VARANASI M K. The degrees of freedom region of the MIMO cognitive interference channel with no CSIT[A]. Proceedings of International Symposium on Information Theory (ISIT2010)[C]. Austin, Texas, USA, 2010.440-444.
- [11] AMIR M, EI-KEYI A, NAFIE M. Constrained interference alignment and the spatial degrees of freedom of MIMO cognitive networks[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2011, 57(5):2994-3004.
- [12] GANESAN S, SELLATHURAI M, RATNARAJAH T. Opportunistic interference alignment in cognitive MIMO with finite rate feedback[A]. Proceedings of 2009 First UK-India International Workshop on Cognitive Wireless Systems(UKIWCWS 2009)[C]. IIT Delhi, India, 2009.1-5.
- [13] ZHOU H, RATNARAJAH T, LIANG Y C. On secondary network interference alignment in cognitive radio[A]. Proceedings of 2011 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN)[C]. Aachen, Germany, 2011.637-641.
- [14] YETIS C M, GOU T, JAFAR S A, et al. On feasibility of interference alignment in MIMO interference networks[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2010, 58(9): 4771-4782.
- [15] GOMADAM K, CADAMBE V R, JAFAR S A. A distributed numerical approach to interference alignment and applications to wireless interference networks[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2011, 57(6):339-3322.
- [16] LIU S, DU Y G. A general closed-form solution to achieve interference alignment along spatial domain[A]. Proceedings of IEEE Global Tele-Communication Conference (GLOBECOM2010)[C]. Miami, Florida, USA, 2010. 1-5.
- [17] ZHOU Z D, XIE X Z. Research on interference alignment based on dynamic power allocation in multi-cell[A]. International Conference on Computational Problem-Solving(ICCP) proceedings[C]. Chengdu, China, 2011. 222-225.
- [18] WANG C W, PAPADOPOULOS H C, RAMPRASHAD, S A, et al, Improved blind Interference alignment in a cellular environment using power allocation and cell-based clusters[A] IEEE International Conference on Communications (ICC2011) Proceedings[C]. Kyoto, Japan, 2011. 1-6.

作者简介:



董恒(1972-), 男, 江苏盐城人, 南京邮电大学副教授, 主要研究方向为宽带无线通信理论与技术。

宋荣方(1964-), 男, 江苏武进人, 南京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为宽带无线通信理论与技术。