

认知网络中的多用户 MIMO 线性协作频谱感知问题研究

黑永强¹, 李晓辉¹, 李文涛²

(1. 西安电子科技大学 综合业务国家重点实验室, 陕西 西安 710071;

2. 西安电子科技大学 天线与微波技术国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要: 研究了多用户 MIMO 的线性协作频谱感知问题以提高频谱检测的可靠性, 推导了多用户 MIMO 线性协作感知系统的局部检测和全局检测策略, 建立了在给定误警概率的情况下控制中心通过优化给各个用户的信号所分配的权值来最大化全局检测概率的优化模型。进一步, 引入了遗传算法来求解上述全局检测优化问题的最优权值, 期望能够有效降低算法在频谱感知过程中检测时间。仿真结果表明, 多入多出能够明显提高协作频谱感知系统频谱检测可靠性, 而遗传算法高效且稳定, 相比较其他算法能够有效改善系统的检测性能。

关键词: 多入多出; 认知无线电; 协作; 频谱感知

中图分类号: TP929.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)02-0045-08

Research on the multiuser MIMO linear cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks

HEI Yong-qiang¹, LI Xiao-hui¹, LI Wen-tao²

(1. State Key Lab. of Integrated Services Networks, Xidian Univ., Xi'an 710071, China;

2. National Key Lab. of Antenna and Microwave Technology, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: The multiuser MIMO based linear cooperative spectrum sensing problem was investigated in cognitive radio system to improve the reliability of spectrum sensing. Both the local spectrum detecting strategy and global spectrum detecting strategy for multiuser MIMO based linear cooperative spectrum sensing system were derived. Then the optimization model that the different weights assigned on the receive signals of each user at the fusion center for global decision were optimized to maximize the detection probability given a targeted probability of false alarm is established. Furthermore, genetic algorithm (GA) was introduced to find the optimal weight vector of the above-mentioned cooperative spectrum sensing problem, with the purpose of reducing the sensing time in the spectrum sensing process. The simulation results show that, the reliability of spectrum sensing in cooperative spectrum sensing system can be efficiently enhanced with multiple antennas. Besides, the proposed GA method is efficient and stable, and achieves better detection performance when compared with the existing methods.

Key words: MIMO; cognitive radio; cooperation; spectrum sensing

收稿日期: 2011-08-15; 修回日期: 2011-11-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61101069); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(K50511010016); 高等学校学科创新引智计划基金资助项目(B08038); 国家重点实验室专项基金资助项目(ISN03080005); 下一代宽带无线移动通信网络国家重大专项基金资助项目(2009ZX03003-005)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61101069); The Fundamental Research Funds for the Central Universities(K50510010016); The "111" Project(B08038); The ISN Special Project (ISN03080005); The National Key Project of New Generation Broad Band Wireless Mobile Communication Network(2009ZX03003-005)

1 引言

无线通信的飞速发展导致频谱资源变得日益紧张，这无疑成为制约无线通信发展的一个瓶颈。另一方面，现有无线通信的频谱分配机制却使得频谱资源在时间和空间上不同程度地被闲置。面对这一矛盾，认知无线电技术通过对授权频谱进行“二次利用”，为缓解频谱资源缺乏与日益增长的无线接入需求之间的矛盾提供了可行的思路。因此，近年来认知无线电技术成为无线通信领域学者广泛关注的研究热点^[1]。

在认知网络中，当授权用户或主用户处于非活动状态时，非授权用户或认知用户在对主用户信号不造成干扰的前提下通过频谱感知进行接入从而最大化频谱利用率，然而受无线信道干扰、衰落以及时变特性的影响，一般单个认知用户很难获得可靠的瞬态感知信息，能够有效分辨出主用户信号微弱和主用户空闲这 2 种状态。而相比较单个认知用户的检测结果，多个认知用户进行协作频谱感知能够有效提高检测的可靠性，因此协作频谱感知技术被广泛提及和关注^[2,3]。协作频谱感知通常分为感知和报告 2 个阶段^[4]。在感知阶段，每个用户独立完成局部检测；在报告阶段，将所有用户的局部检测结果发送到融合中心(FC, fusion center)，FC 对收到的局部统计信息进行数据融合，综合做出主用户信号存在与否的最终判决。在文献[5]中，A.Ghasemi 等人提出将所有认知用户的检测结果按照一定的逻辑协作规则进行集中感知，以提高对主用户的检测概率。文献[6]提出将单个认知用户的局部检测数据分配不同的权值并对其进行线性组合，然后控制中心通过优化权值，在保证认知用户对主用户的干扰不超过干扰门限的情况下最大化认知用户的检测概率的策略，并将原优化问题划分成 3 类子问题，通过凸优化方法进行求解。进一步，文献[7]将上述协作频谱感知技术推广应用于 OFDM 系统多频带协作频谱感知问题。文献[8]研究了控制中心如何通过软合并技术来提高采用能量检测的协作频谱感知问题的检测性能。文献[9]分析了考虑用户之间相关性的情况下采用线性二次型检测器合并各用户的感知结果时的性能，然而文献中所有信道信噪比相同的假设无疑过于理想。

本文研究基于多用户 MIMO 的线性协作频谱感知问题，假定主用户和认知用户都配置多入多出

的情况下，推导了线性频谱协作的本地检测策略和全局检测策略，在此基础上，建立了全局检测优化模型：在给定误警概率情况下控制中心通过优化分配给各认知用户统计信息的权值来最大化全局检测概率，并引入了遗传算法来求解这一多用户 MIMO 协作频谱感知优化问题。仿真结果表明了多入多出在提高了频谱检测性能的有效性和遗传算法在求解线性协作频谱感知问题的优越性。

本文的结构安排如下：第 2 节给出了多用户 MIMO 频谱感知系统模型；第 3 节推导了多用户 MIMO 的线性协作频谱感知的局部检测和全局检测策略；第 4 节提出基于遗传算法的协作频谱感知算法；第 5 节给出仿真结果；第 6 节是结束语。

2 系统模型

考虑一个主用户(PR, primary radio)， M 个认知用户(CR, cognitive radio)的协作频谱感知系统，如图 1 所示，主用户收发各配置 J 根天线，对于第 i 个认知用户，假定收发各配置 L_i 根天线，为了简化分析，假定所有的认知用户配置相同数目的天线，即 $L_1 = L_2 = \dots = L_M = L$ 。

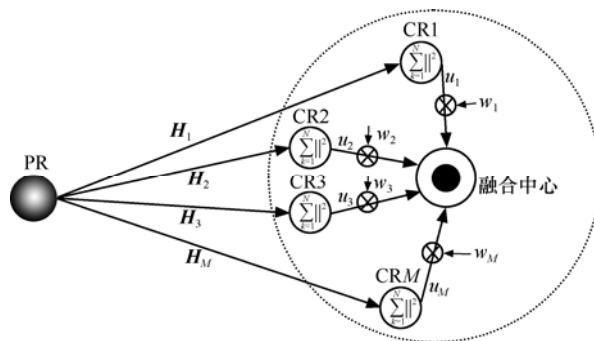


图 1 协作频谱感知系统相关模型

假设认知用户 i 在第 k 个时隙的假设检验如下：

$$\begin{cases} H_0(\text{idle}) : \mathbf{x}_i(k) \\ = \sum_{m=1, m \neq i}^M \mathbf{H}_{im} \mathbf{z}_m(k) + \mathbf{v}_i(k), i = 1, \dots, M \\ H_1(\text{busy}) : \mathbf{x}_i(k) \\ = \mathbf{H}_i \mathbf{s}(k) + \sum_{m=1, m \neq i}^M \mathbf{H}_{im} \mathbf{z}_m(k) + \mathbf{v}_i(k), i = 1, \dots, M \end{cases} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{x}_i(k) \in C^{L \times 1}$ 为第 i 个认知用户接收到的信号， $\mathbf{s}(k) \in C^{J \times 1}$ 为主用户发送的信号满足 $E[|\mathbf{s}(k)|^2] = J$ ， $\mathbf{H}_i \in C^{L \times J}$ 为认知用户 i 的无线信道， $\mathbf{H}_{im} \in C^{L \times L}$ 为认知用户 i 和认知用户 m 之间的

无线信道, \mathbf{H}_i 和 \mathbf{H}_{im} 的元素相互独立且服从均值为 0、方差为 1 复高斯分布。 $\mathbf{z}_m(k) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为第 m 个认知用户发送信号满足 $E[\|\mathbf{z}_m(k)\|^2] = L$, $\mathbf{v}_i(k) \sim N(\mathbf{0}, \sigma_i^2 \mathbf{I}_L)$ 为均值为 0, 方差为 σ_i^2 的加性高斯白噪声。不失一般性, 假设 $\mathbf{s}(k)$, $\mathbf{z}_m(k)$, $\mathbf{v}_i(k)$ 彼此独立。记 $\bar{\mathbf{H}}_i = [\mathbf{H}_{i1} \cdots \mathbf{H}_{i(i-1)} \mathbf{H}_{i(i+1)} \cdots \mathbf{H}_{iM}]$, $\bar{\mathbf{z}}_i(k) = [\mathbf{z}_1(k) \cdots \mathbf{z}_{i-1}(k) \mathbf{z}_{i+1}(k) \cdots \mathbf{z}_M(k)]^T$, 则式(1)可以转化为

$$\begin{aligned} H_0(\text{idle}): \mathbf{x}_i(k) &= \bar{\mathbf{H}}_i \bar{\mathbf{z}}_i(k) + \mathbf{v}_i(k), i=1, \dots, M \\ H_1(\text{busy}): \mathbf{x}_i(k) &= \mathbf{H}_i \mathbf{s}(k) + \bar{\mathbf{H}}_i \bar{\mathbf{z}}_i(k) + \mathbf{v}_i(k), i=1, \dots, M \end{aligned} \quad (2)$$

假定采样点数为 N , 第 i 个认知用户统计在 N 个时隙内功率检测结果为

$$u_i = \sum_{k=1}^N |\mathbf{x}_i(k)|^2, i=1, \dots, M \quad (3)$$

然后将 u_i 通过控制信道传输给控制中心, 此时, 控制中心所接收到第 i 个用户的统计信息可以表示为

$$y_i = u_i + n_i \quad (4)$$

其中, $n_i \sim N(\mathbf{0}, \delta_i^2 \mathbf{I}_L)$ 为第 i 路控制信道噪声。控制中心接收到信号 $y_i, i=1, \dots, M$ 后, 根据其对全局检测做出的贡献对每个认知用户的统计信息分配权重因子 w_i , 然后根据式(5)生成线性的全局检测策略。

$$y_c = \sum_{i=1}^M w_i y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{y} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_M)^T$, $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_M)^T$ 。

3 多用户 MIMO 协作频谱感知

本节将考虑多用户 MIMO 协作频谱感知, 首先研究每个认知用户的局部检测策略。由于能量检测器简单高效且对认知用户先验信息需求少而在目前协作频谱感知研究中广泛使用, 因此本文在局部检测中采用能量检测器, 而在全局检测中控制中心对各认知用户的统计信息采取线性合并的方式。

3.1 局部检测

对于局部频谱感知, 首先计算各认知用户在 N 个时隙内的统计信息:

$$E[u_i] = \begin{cases} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^{(M-1)L} \sum_{l=1}^L |\bar{h}_{i,jl}|^2 |z_{ij}(k)|^2 + N\sigma_i^2, H_0 \\ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^L \sum_{l=1}^L |h_{i,jl}|^2 |s_j(k)|^2 + \\ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^{(M-1)L} \sum_{l=1}^L |\bar{h}_{i,jl}|^2 |z_{ij}(k)|^2 + N\sigma_i^2, H_1 \end{cases} \quad (6)$$

记 $E_s = \sum_{k=1}^N |s_j(k)|^2, j=1, \dots, L$, $E_k = \sum_{k=1}^N |z_{ij}(k)|^2, j=1, \dots, (M-1)L$, 则式(6)可以转化为

$$E[u_i] = \begin{cases} \sum_{j=1}^{(M-1)L} \sum_{l=1}^L |\bar{h}_{i,jl}|^2 E_k + NL\sigma_i^2, H_0 \\ \sum_{j=1}^L \sum_{l=1}^L |h_{i,jl}|^2 E_s + \\ \sum_{j=1}^{(M-1)L} \sum_{l=1}^L |\bar{h}_{i,jl}|^2 E_k + NL\sigma_i^2, H_1 \\ = \begin{cases} \|\bar{\mathbf{H}}_i\|_F^2 E_k + NL\sigma_i^2, & H_0 \\ \|\mathbf{H}_i\|_F^2 E_s + \|\bar{\mathbf{H}}_i\|_F^2 E_k + NL\sigma_i^2, & H_1 \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

由多用户 MIMO 协作频谱感知模型可知, 认知用户接收信号中除了主用户发送的信号外, 还包括其他认知用户发送信号, 对于该认知用户而言, 其他认知用户所发送信号可以等效为噪声处理。不妨记 $\hat{\sigma}_i^2 = \|\bar{\mathbf{H}}_i\|_F^2 E_k / NL + \sigma_i^2, i=1, \dots, M$, 此时 $u_i / \hat{\sigma}_i^2$ 服从自由度为 $N \times L$ 卡方分布: 如果 H_0 正确, 则服从中心卡方分布; 如果 H_1 正确, 则服从非中心 η_i 卡方分布。

$$u_i / \hat{\sigma}_i^2 = \begin{cases} \chi_N^2 \\ \chi_N^2(\eta_i) \end{cases} \quad (8)$$

而 $\eta_i = \|\mathbf{H}_i\|_F^2 E_s / \hat{\sigma}_i^2$ 可视作第 i 个认知用户的局部信噪比。根据中心极限定理可知 u_i 的均值 \bar{u}_i 和方差 $\text{var}[u_i]$ 为

$$\begin{aligned} \bar{u}_i &= \begin{cases} NL\hat{\sigma}_i^2, & H_0 \\ (NL + \eta_i)\hat{\sigma}_i^2, & H_1 \end{cases} \\ \text{var}[u_i] &= \begin{cases} 2NL\hat{\sigma}_i^4, & H_0 \\ 2(NL + 2\eta_i)\hat{\sigma}_i^4, & H_1 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

假设判决门限为 γ_i , 对于单个认知用户的频谱检测方案, 其判决规则为

$$u_i \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma_i \quad (10)$$

此时, 单个认知用户的误警概率为

$$P_f^{(i)} = \Pr(u_i > \gamma_i | H_0) = Q\left(\frac{\gamma_i - E(u_i | H_0)}{\sqrt{\text{var}(u_i | H_0)}}\right) \quad (11)$$

单个认知用户的检测概率为

$$P_d^{(i)} = \Pr(u_i > \gamma_i | H_1) = Q\left(\frac{\gamma_i - E(u_i | H_1)}{\sqrt{\text{var}(u_i | H_1)}}\right) \quad (12)$$

可以看出, 单个用户的频谱检测较为简单, 但其检测结果很可能受衰落或干扰的影响, 为了进一步提高检测的可靠性, 可以采用多个认知用户协作频谱感知的全局检测策略, 下文将对此进行分析。

3.2 全局检测

由式(4)可知, 控制中心所接收到第 i 个用户的统计信息 y_i 的均值 \bar{y}_i 和方差 $\text{var}[y_i]$ 分别为

$$\bar{y}_i = \begin{cases} NL\hat{\sigma}_i^2, & H_0 \\ (NL + \eta_i)\hat{\sigma}_i^2, & H_1 \end{cases}$$

$$\text{var}[y_i] = \begin{cases} 2NL\hat{\sigma}_i^4 + \delta_i^2, & H_0 \\ 2(NL + 2\eta_i)\hat{\sigma}_i^4 + \delta_i^2, & H_1 \end{cases} \quad (13)$$

可得全局检测策略 y_c 在 2 种假设检验下的均值分别为

$$\bar{y}_c = \begin{cases} NL\sigma^T \mathbf{w}, & H_0 \\ (NL\sigma + E_s \mathbf{g})^T \mathbf{w}, & H_1 \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\sigma = (\hat{\sigma}_1^2, \dots, \hat{\sigma}_M^2)^T$, $\mathbf{g} = (\|H_1\|_F^2, \dots, \|H_M\|_F^2)^T$, 则在不同假设检验下 y_c 的方差可以表示为

$$\begin{aligned} \text{var}[y_c] &= E(y_c - \bar{y}_c)^2 = \mathbf{w}^T E[(y - \bar{y})(y - \bar{y})^T] \mathbf{w} \\ &= \begin{cases} \mathbf{w}^T E[(y - \bar{y}_{H_0})(y - \bar{y}_{H_0})^T] \mathbf{w} \\ \mathbf{w}^T E[(y - \bar{y}_{H_1})(y - \bar{y}_{H_1})^T] \mathbf{w} \end{cases} \\ &= \begin{cases} \mathbf{w}^T (2NL\text{diag}^2(\sigma) + \text{diag}(\delta)) \mathbf{w} \\ \mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}, & H_0 \\ \mathbf{w}^T (2NL\text{diag}^2(\sigma) + \text{diag}(\delta) + \\ 4E_s \text{diag}(\mathbf{g}) \text{diag}(\sigma)) \mathbf{w} = \mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}, & H_1 \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{A} = 2NL\text{diag}^2(\sigma) + \text{diag}(\delta)$, $\mathbf{B} = 2NL\text{diag}^2(\sigma) + \text{diag}(\delta) + 4E_s \text{diag}(\mathbf{g}) \text{diag}(\sigma)$, $\delta = (\delta_1^2, \dots, \delta_M^2)^T$ 。

假定全局检测的判决门限为 γ_c , 全局检测的判决规则为

$$y_c \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \gamma_c \quad (16)$$

则全局检测的误警概率 P_f 和检测概率 P_d 分别为

$$P_f = Q\left(\frac{\gamma_c - NL\sigma^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}}}\right), P_d = Q\left(\frac{\gamma_c - (NL\sigma + E_s \mathbf{g})^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right) \quad (17)$$

由式(17)可知, 全局检测的性能很大程度上由加权系数 \mathbf{w} 和判决门限 γ_c 决定, 如果在给定 P_f 的情况下, 判决门限可以表示为

$$\gamma_c = Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} + NL\sigma^T \mathbf{w} \quad (18)$$

则检测概率 P_d 可以表示为

$$P_d = Q\left(\frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{g}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}}\right) \quad (19)$$

由式(19)可知, 协作频谱感知优化问题转化为在给定 P_f 的情况下, 寻找最优的权值因子 \mathbf{w} 使得检测概率 P_d 最大化, 此时全局判决门限的优化已包含在权值因子 \mathbf{w} 的优化中。由于 Q 函数为非增函数, 不妨定义 $f(\mathbf{w})$ 如式(20)所示, 此时最大化检测概率 P_d 也即最小化 $f(\mathbf{w})$ 。

$$f(\mathbf{w}) = \frac{Q^{-1}(P_f) \sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{A} \mathbf{w}} - E_s \mathbf{g}^T \mathbf{w}}{\sqrt{\mathbf{w}^T \mathbf{B} \mathbf{w}}} \quad (20)$$

因此, 多用户 MIMO 协作感知全局检测优化模型可以表示为

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{w}) \\ \text{s.t. } \|\mathbf{w}\|_2^2 = 1 \end{aligned} \quad (21)$$

4 多用户协作频谱感知问题求解

通过以上分析不难发现, 在给定 P_f 的情况下, 需要寻找使得 $f(\mathbf{w})$ 最小化的最优权值因子 \mathbf{w} , 然而由于目标优化函数 $f(\mathbf{w})$ 是 \mathbf{w} 的非凹函数, 因此, 无法采用凸优化方法进行直接求解。本节将重点研究如何求解多用户 MIMO 协作频谱感知全局检测优化问题。

遗传算法(GA)是一种基于生物遗传和进化机制的自适应概率优化技术^[10], 它能够提供一种求解非线性和非凸等复杂系统优化问题的通用框架, 其通过模拟自然选择和遗传中发生的选择、交叉和变异等现象, 从一个初始种群出发, 经过随机选择、交叉和变异操作, 产生一群更适应环境的个体, 使群体进化到搜索空间中越来越好的区域。经过这样一代又一代不断繁衍进化, 最后得到最适合环境的个体, 从而求得问题的最优解。

GA 因简单方便、计算量小、运行速度快, 程序实现简洁和需要调整的参数少而广泛地应用于

各种领域^[11,12]。受此启发，本文采用 GA 求解多用户 MIMO 协作感知优化问题，在求解之前首先需要定义 GA 中的个体，以及每个个体相应的适应度函数。

个体定义：对于本文研究的协作频谱感知问题，个体可以直接定义为待优化的变量，也即控制中心给各用户统计信息所分配的权值因子 w 。假定 GA 中的体数目为 P ，记个体 i 为 $x_i = [x_{i1}, \dots, x_{iD}]$, $i=1, \dots, P$ ，则可以定义为 $x_i = w, D = M$ ，其中 D 表示个体的维数。

适应度函数定义：GA 通过适应度来评估个体的优劣，根据个体的定义，适应度函数不妨定义为每个个体所代表的权值获得的检测结果，也即：

$$fitness(x_i) = f(x_i) \quad (22)$$

个体的适应度值越小，表示该个体所表示的权值所获得的检测概率越高，从而该个体的质量越好。在此定义下，基于 GA 的多用户 MIMO 协作频谱感知问题求解过程可以用图 2 来表示。

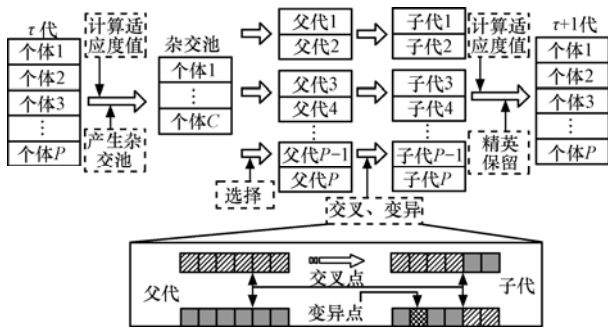


图 2 基于 GA 的多用户 MIMO 协作频谱感知问题求解过程

求解过程的关键步骤如下。

step1 初始化。随机产生 P 个个体并对其进行归一化操作， $x_i = x_i / \|x_i\|, i=1, \dots, P$ ，确保个体满足式(21)的要求。

step2 评估。根据式(22)计算每个个体的适应度值，并根据适应度值对个体进行排序。

step3 交叉。选取 C 个适应度函数值最好的个体进入杂交池，并将其进行任意的两两配对，形成父代个体。对于每一对父代个体，随机选取交叉点，交叉后的新子代个体则通过交换父代个体中交叉点后相应的元素部分来获得(如图 2 所示)。选取低适应度函数值的个体作为父代的主要原因在于优势父母所产生的个体要优于一般父母所产生的个体。可见，由于交叉引入优胜劣汰的进化策略，因

此后代个体的质量能够得到保证。

step4 变异。对于交叉之后的个体，根据一定的变异概率 P_m ，选出一部分个体进行变异。变异后的新个体通过随机改变原个体的某一元素值来获得(如图 2 所示)。需要指出的是，变异概率 P_m 选取要合理，以防止算法限于局部极值点。通过变异能够给原种群提供一定的分集，从而保证个体的多样性。

step5 精英保留。合并所有的个体，同时对所有的个体进行归一化操作，计算所有个体的适应度值，并选取 C 个具有较低适应度值的个体进入下一代的杂交池。

step6 终止。重复 step2~step5，直到满足性能要求或达到预先设定最大迭代次数 T 。

step7 输出。输出全局最优值，求出最优权值向量对应的全局检测概率。

5 仿真结果

考虑第 2 节中描述的一个主用户， $M = 6$ 个认知用户的协作频谱感知系统，其中主用户收发各配置 $J = 2$ 根天线，认知用户收发各配置 $L = 2$ 根天线，假定采样点数为 $N = 20$ ，对于每个认知用户，由 3.1 节可知，其信噪比为 $\eta_i = \|H_i\|_F^2 E_s / \sigma_i^2$ ，其中 $E_s = \sum_{k=1}^N |s_j(k)|^2, j=1, \dots, L$ 为主用户发射功率，认知用户信道增益 $H_i (i=1, \dots, M)$ 彼此间相互独立且服从均值为 0 方差为 1 复高斯分布。等效噪声功率可以表示为 $\hat{\sigma}_i^2 = \|\bar{H}_i\|_F^2 E_k / NL + \sigma_i^2, i=1, \dots, M, \bar{H}_i$ 为除认知用户 i 外其他所有认知用户的信道增益， $E_k = \sum_{k=1}^N |z_{ij}(k)|^2, j=1, \dots, (M-1)L$ 表示除认知用户 i 其他认知用户发送信号功率之和，不妨假定 $E[|s_j(k)|^2] = E[|z_{ij}(k)|^2] = 1$ ，信道噪声功率为 $\sigma_i^2 = 1, i=1, \dots, M$ ，而控制信道噪声功率为 $\delta_i^2 = 1, i=1, \dots, M$ 。为了验证 GA 算法在求解多用户 MIMO 协作频谱感知问题的性能，仿真中同时引入了单认知用户(非协作)检测策略^[13]，以及文献[6]给出的最优的线性合并 (optimal linear cooperation, OPT.LIN) 算法以及偏移系数 (modified deflection coefficient, OPT.MDC) 算法。在求解协作频谱感知问题时，GA 算法的参数选取一般需要综合考虑 GA 的全局搜索能力和收敛时间，防止陷入局部最优解。为了方便起见，相关参数定义见表 1。

表 1 GA 求解协作频谱感知时相关参数定义

参数	取值
种群数目	$P = 20$
最大迭代次数	$T = 50$
交叉个体数目	$C = 8$
变异概率	$P_m = 0.1$

图 3 给出了全局检测中误检概率($1 - P_d$)在主用户和认知用户配置不同天线情况下随误警概率(P_f)变化曲线。可以看出, 相比较单天线 $J = 1, L = 1$ 的协作频谱感知系统, 多入多出的协作频谱感知系统能够很大程度改善系统的检测性能。另外, 认知用户配置多入多出 $J = 1, L = 2$ 协作频谱感知系统相比较主用户配置多入多出 $J = 2, L = 1$ 协作频谱感知系统能够获得更低的误检概率, 这主要是因为认知用户的统计信息在控制中心决策时占据更大的贡献, 从而获得更好的检测性能, 而多入多出 $J = 2, L = 2$ 的协作频谱感知系统能够进一步提高系统的检测性能。

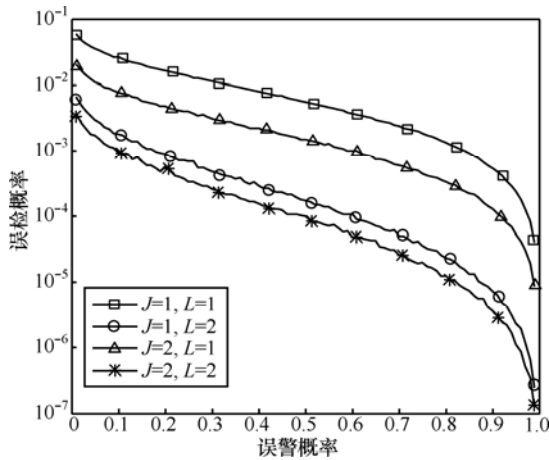


图 3 误检概率在不同的天线配置下随误警概率变化曲线

图 4 给出了全局检测中误检概率($1 - P_d$)在认知用户数目不同情况下随误警概率(P_f)变化曲线。相比较非协作 ($M = 1$) 单认知用户频谱感知系统, 随着认知用户数目的增加, 系统的检测性能改善越明显, 认知用户数目越多, 误检概率越低, 这就说明通过认知用户之间协作能够有效改善系统的检测性能。进一步, 从图 3 和图 4 可以得出, 增加天线数目和认知用户数目是提高协作频谱感知系统检测概率的 2 种有效途径。

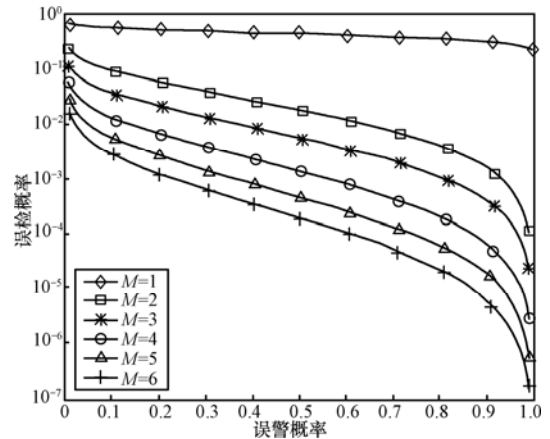


图 4 误检概率在协作认知用户数目不同随误警概率变化曲线

图 5 比较了基于 GA 的协作频谱感知算法与文献[6]所给出的最优的线性合并(OPT.LIN))算法以及偏移系数(OPT.MDC)算法的检测性能比较曲线。首先, 相比较图 4 中非协作的单认知用户 ($M = 1$) 频谱感知策略所获得的检测(误检概率为 $10^{-1} \sim 10^0$), 3 种算法能够获得很好的检测性能(误检概率 $10^{-5} \sim 10^{-4}$), GA 与 OPT.LIN 算法检测性能相接近, 而优于 OPT.MDC 算法。然而, 相比 GA, OPT.LIN 算法对原优化问题划分成子问题, 得出其理论上下确界, 然后通过凸优化方法进行求解, 从而耗费大量的计算时间。而 OPT.MDC 算法尽管简单, 但其最优性建立在认知用户 i 的局部信噪比 $\eta_i \gg 1$ 的基础上。

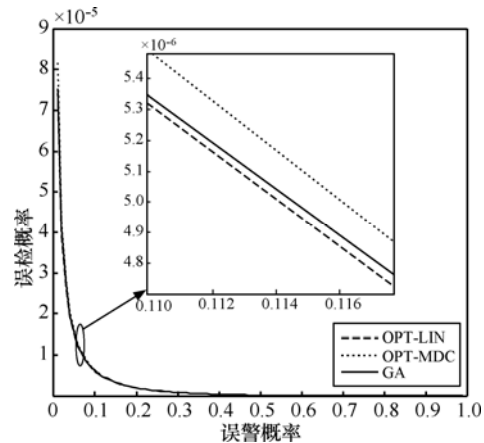


图 5 3 种不同算法的误检概率随误警概率变化比较曲线

图 6 验证了基于 GA 在不同的链路噪声 $\sigma_i^2, i = 1, \dots, M$ 和控制信道噪声 $\delta_i^2 (i = 1, \dots, M)$ 情况下误检概率对噪声的敏感程度。整体而言, 随着噪声的增强, 误检概率增加, 从而系统的检测性能恶化。另外, 系统的误检概率受链路噪声($\text{deta} - \sigma_i^2$)的

敏感程度要比控制信道噪声($\sigma - \delta_i^2$)更大,这也从另一个侧面说明认知用户之间进行协作频谱感知提高检测可靠性的必要性。

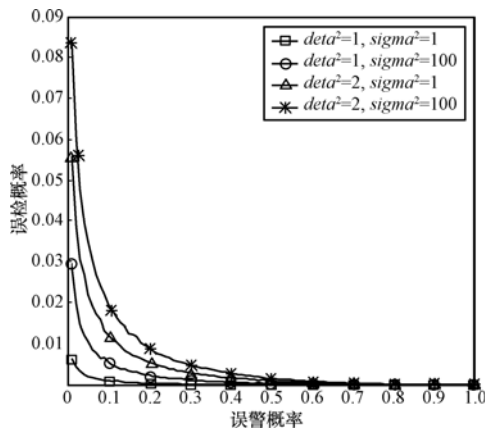


图 6 GA 的误检概率在不同误差下随误警概率变化曲线

图 7 研究了 GA 中最优个体的平均检测概率(P_d)随着 GA 中最大迭代次数变化在不同场合下 ($M = 3, 6$ 和 $P_f = 0.1, 0.15$) 的变化曲线。可以看出, GA 在不同的场合下通过 10~15 次迭代基本上收敛, 另外, 通过 GA 求解所得检测概率一旦收敛后变得十分稳定。另外, 尽管认知用户数目不同, 但所允许的误警概率一旦增加, 则检测概率必然提升。而在相同的误警概率下, 通过增加用户数目可以进一步提高频谱感知的检测性能。

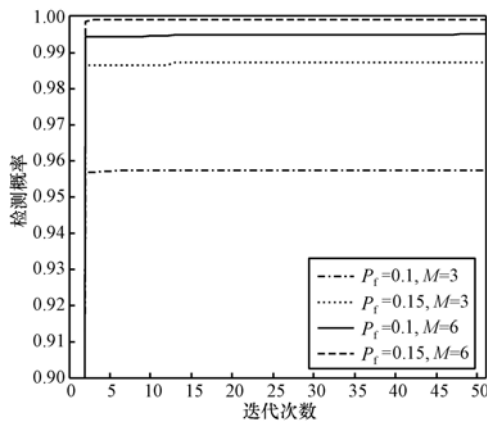


图 7 GA 算法的检测概率随最大迭代次数的变化曲线

图 8 比较了 3 种算法在单次求解多用户 MIMO 协作频谱感知优化问题时所花费的平均时间, 可以看出, OPT.LIN 算法所花费的时间最多, OPT.MDC 算法次之, 而基于 GA 的协作频谱感知算法在 3 种算法中所花费的时间最少, 这样就无疑为保证频谱感知的计算效率和实时性提供了有效的求解思路。

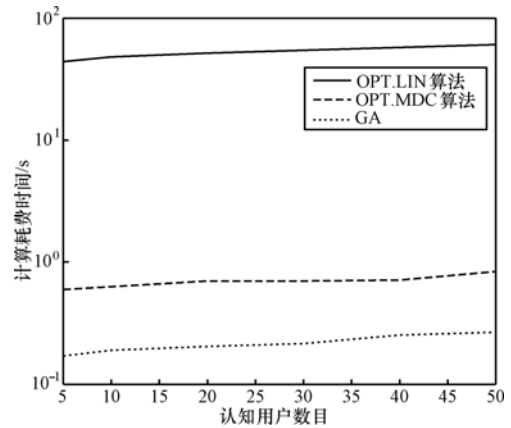


图 8 3 种算法在单次求解时所花费的时间比较曲线

复杂度分析: OPT.LIN 算法首先将原非凸协作频谱感知问题划分成子问题, 然后将子问题转化为其拉格朗日对偶问题, 并通过线性规划进行求解。对于线性规划, 目前理论上最好的求解算法是 1989 年 Renato D.C. Monteiro 和 Ilan ADLER 给出了的原一对偶内点算法^[14], 其迭代次数为 $O(M^{0.5}L)$, 计算复杂性为 $O(M^{3.5}L)$, 其中 M 为变量个数, 与 L 和算法精度 ϵ 相关 ($2^{-L} \leq \epsilon$)。OPT-MDC 算法在求偏移系数的极大值涉及矩阵求逆运算, 但无需对原问题进行划分和迭代, 故其计算复杂性为 $O(M^3)$ 。假定 GA 采用的种群数目为 P , 最大迭代数目为 T , 个体处于 M 维空间。由于 GA 是基于迭代式进化算法, 而在单进化过程中 GA 的复杂度主要包括个体的适应度函数的评估以及遗传操作, 而相比较对个体的适应度函数的评估, 遗传操作中的 3 个算子选择、交叉、变异的复杂度(数据的复制和比较)可以忽略不计, 此时, GA 算法的复杂度主要表现为对个体适应度值的评估, 也即 $P \times T$ 。因此, GA 迭代次数为 $O(T)$, 计算复杂性为 $O(PM)$ 。可见, GA 的计算复杂性与变量个数仅呈线性; 而在不考虑 L 的情况下, OPT.LIN 算法的计算复杂性至少与变量个数呈 3.5 次方。此外, OPT.LIN 算法迭代次数和 ϵ 有关, 在取常规精度情况下, L 会变得很大, 而 GA 算法的最大迭代次数为 $O(T)$ 。以本文所研究的协作频谱感知问题为例, 取 $M = 6$, OPT.LIN 算法取常规精度 $\epsilon = 10^{-12}$, 在检测性能与 OPT.LIN 算法相接近的情况下, GA 中种群数目和最大迭代次数可分别取 $P = 20$ 和 $T = 50$, 可以验证, 相比 OPT.LIN 算法, GA 具有较低的计算复杂度。

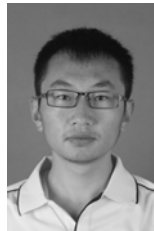
6 结束语

本文推导了多用户 MIMO 协作频谱感知问题的本地检测和全局检测策略,各认知用户将本地检测数据发送给控制中心,控制中心在给定误警概率前提下通过优化给各个用户的统计信息所分配的权重来最大化全局检测概率。进一步,引入遗传算法求解多用户 MIMO 协作频谱感知优化问题,期望获得接近最优检测性能的同时尽可能降低算法在频谱感知时所耗费的时间。仿真结果显示,基于多入多出的协作频谱感知系统能够明显提高频谱感知的可靠性,而 GA 在求解多用户 MIMO 协作频谱感知问题时具有检测性能好,稳定且计算时间少等优势。

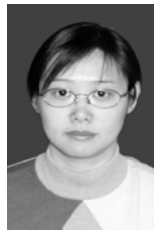
参考文献:

- [1] HONG X, WANG C, CHEN H, *et al.* Secondary spectrum access networks[J]. *IEEE Veh Technol Mag*, 2009, 4(2): 36-43.
- [2] GANESAN G, LI Y, BING B, *et al.* Spatio-temporal sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE J Sel Areas Commun*, 2008, 26(1): 5-12.
- [3] WANG B B, RAY K J, CLANCY T C. Evolutionary cooperative spectrum sensing game: how to collaborate[J]. *IEEE Trans on Commun*, 2010, 58(3): 890-900.
- [4] SONG C Q, ZHANG Q. Cooperative spectrum sensing with multi-channel coordination in cognitive radio networks[A]. 2010 IEEE International Conference on Communications, (ICC2010)[C]. 2010.1-5.
- [5] GHASEMI A, SOUSA E S. Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environment[A]. *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005(DYSPAN 2005)*[C]. 2005. 131-136.
- [6] QUAN Z, CUI S, SAYED A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio network[J]. *IEEE J Select Topics in Signal Processing*, 2008, 2(12): 28-40.
- [7] QUAN Z, CUI S, SAYED A H. Optimal multiband joint detection for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2009, 57(3): 1128-1139.
- [8] MA J, ZHAO G, LI Y. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2008, 7(1): 4502-4507.
- [9] UNNIKRISHNAN J, VEERAVALLI V V. Cooperative sensing for primary detection in cognitive radio[J]. *IEEE J Sel Topics Signal Process*, 2008, 2(1): 18-27.
- [10] COELLO C A, LAMONT G B, VELDHIJZEN A V. *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*[M]. 2nd ed, New York: Springer-Verlag, 2007.
- [11] LU H Y, FANG W H. Joint transmit/receive antenna selection in MIMO systems based on the priority-based genetic algorithm[J]. *IEEE Antennas Wireless Propag Lett*, 2007, (6): 588-591.
- [12] HU X M, ZHANG J, YU Y. Hybrid genetic algorithm using a forward encoding scheme for lifetime maximization of wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Evol Comp*, 2010, 14(5): 766-781.
- [13] PROAKIS J G. *Digital Communications*[M]. 4th ed New York: McGraw-Hill, 2001.
- [14] RENATO D C, *et al.* Interior path following primary-dual algorithms part II: convex quadratic programming[J]. *Mathematical Programming*, 1989, 44: 43-66.

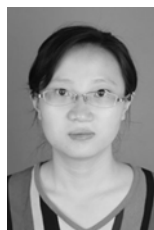
作者简介:



黑永强 (1983-), 男, 陕西绥德人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为 MIMO 及多用户 MIMO、无线资源管理、认知无线电技术等。



李晓辉 (1972-), 女, 河北衡水人, 西安电子科技大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线通信、无线资源管理、认知无线电等。



李文涛 (1983-), 女, 陕西绥德人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为智能进化算法、天线设计、波束成形等。