

基于线性加权数据融合的协作频谱感知优化

刘全^{1,2}, 高俊², 郭云玮², 刘思洋²

(1. 中国电子系统设备工程公司研究所 北京 丰台区 100141; 2. 海军工程大学通信工程系 武汉 430033)

【摘要】在认知无线网络中, 协作频谱感知技术可有效地缓解本地感知场景中存在的隐藏终端等问题。为了获得更大的协作增益, 该文采用基于数据融合的协作频谱感知策略, 融合中心依次收集各次用户上传的本地能量检测数据, 然后进行线性加权融合, 并做出最终判决。重点研究了线性加权融合方案的优化, 推导了各次用户分别在Neyman-Pearson (N-P)和Bayesian两种不同准则下的最优融合权重, 并在Suzuki感知信道下进行了蒙特卡洛仿真和数值验证。结果表明, N-P准则下给出的两种优化加权融合方案MDC和NDC性能相近, 且均比EGC、SC、MRC等常用的融合方案具有更高的协作检测概率; 而Bayesian准则下推导的优化加权融合方案BAY在检测可靠性方面明显优于其他方案。

关键词 Bayesian准则; 认知无线电; 数据融合; 能量检测; Neyman-Pearson准则; 频谱感知
中图分类号 TN92 **文献标识码** A **doi**:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.05.011

Optimal Cooperative Spectrum Sensing Based on Linear Data Fusion

LIU Quan^{1,2}, GAO Jun², GUO Yun-wei², and LIU Si-yang²

(1. Institute of China Electronic System Engineering Company Fengtai Beijing 100141;

2. Department of Communication Engineering, Naval University of Engineering Wuhan 430033)

Abstract Cooperative spectrum sensing is regarded as a key technology to tackle the challenges such as hidden terminal problem in local spectrum sensing of cognitive radio networks. In this paper, the cooperation strategy based on data fusion is chosen for better collective sensing performance, in which all cooperative users send their own local results of energy detection to the fusion centre for linear data combination and final decision. As the main focus of this work, the optimization of linear data fusion is investigated. Specifically, the optimal weight vectors for all users are derived under Neyman-Pearson (N-P) and Bayesian criteria, respectively. Monte Carlo simulations and numerical results are given under the assumption that the sensing channels follow Suzuki distribution. Obtained results demonstrate that the two optimal fusion schemes under N-P criterion, MDC and NDC have the similar detection performance, and they both outperform three other generally used schemes, including EGC, SC and MRC. Further, the optimal fusion scheme BAY, which is derived under Bayesian criterion, is verified to be more reliable than other schemes.

Key words Bayesian criterion; cognitive radio; data fusion; energy detection; Neyman-Pearson criterion; spectrum sensing

认知无线电(cognitive radio, CR)是解决当前频谱资源日趋紧张问题的最有效途径, 被业界普遍认为是无线通信领域的“下一个大事件”^[1]。其主要思想是: 在现有授权网络的基础上, 构建基于主-次分层接入共享模型的认知无线网络(CR networks, CRN), 使网络中的多个次(非授权)用户(secondary user, SU)在不干扰主用户(primary user, PU)的前提下, 对暂时空闲或利用较少的授权频谱实现“伺机接入”, 从而大大提高频谱的利用效率^[1]。该动态频谱共享方式需要解决的首要问题是次用户

如何快速而准确地感知周围环境的频谱信息, 从而主动避开对主用户的干扰。为保证与现有主网络的兼容性, 比较可行的频谱感知办法是直接对主用户信号进行检测, 如采用匹配滤波、能量检测、循环平稳特征检测等方法^[1]。但是相对于一般的信号检测问题, CRN中的频谱感知具有更多的限制, 如为保证对主用户辐射范围的边缘区域不造成干扰, 次用户的检测灵敏度通常要比主用户高出几十分贝^[2], 而且次用户通常缺少对主用户信号类型等先验知识的了解。因此, 现有的频谱感知方案大部分都是基

于经典的能量检测算法^[3], 因为其具有简单易实现、成本低廉、无需任何先验知识等突出优点。

然而, 在实际信道中, 由于受到多径或阴影衰落、噪声不确定性、感知时间限制等多方面因素的影响, 单个次用户的本地能量检测精度非常有限, 而且容易出现隐藏终端、SNR Wall等诸多问题^[2]。针对这些问题, 近期的文献中提出了多种协作频谱感知方案, 根据交互信息的不同, 可以分为基于决策融合的协作感知和基于数据融合的协作感知两大类^[1,4]。在决策融合方面, 典型的如K/N准则硬融合^[5]、2 bit决策软融合^[6]、基于可信度的决策动态加权融合^[7]等; 在数据融合方面, 比较有代表性的如文献[8]提出的等增益合并EGC、选择合并SC; 文献[9-11]提出的基于偏转系数的最优融合等。相比而言, 基于数据融合的协作感知最大限度地保留了各用户的原始感知信息, 因而获得的协作增益更大, 尽管所需的控制信道带宽也要大得多, 但可以通过数据量化的办法解决^[10]。

本文选用基于能量检测和线性加权数据融合的协作频谱感知策略, 重点研究其中的融合优化问题。

1 系统模型

针对一个由N个次用户(SU)组成的CRN, 各SU分别对感知信道中传输的主用户(PU)信号 $s(t)$ 进行本地能量检测, 然后将检测得到的能量数据通过通用控制信道依次上报给融合中心(fusion center, FC), 经过线性加权融合处理后即可作出最终判决, 如图1所示。

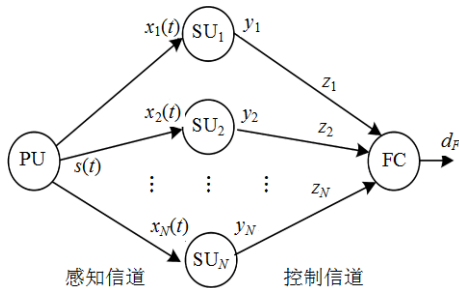


图1 认知无线网络模型

1.1 本地能量检测

根据Urkowitz能量检测理论^[3], 第 $i(i \in [1, N])$ 个次用户的本地检测的基本原理框图如图2所示。接收信号经过A/D采样和带通滤波后, 在观察时间段 T , 检测带宽 W 内的能量检测过程可建模为一个二元检测问题。其中 y_i 为累计能量值; $x_i(k)$ 、 $s(k)$ 、 $n_{si}(k)$ 、 $h_{si}(t)$ 分别表示采样后的待检测信号、主用户信号、加性高斯白噪声和感知信道的信道增益; $m = TW$ 称为时间带宽积, 且 $n_{si}(t) \sim N(0, \delta_{si}^2)$; $s(t)$ 的

平均发射功率为 P_s 。当 m 较大 ($m > 100$) 时, 根据中心极限定理, 可推导出 y_i 近似服从正态分布^[3]:

$$y_i \sim \begin{cases} N(\mu_{0i}, \sigma_{0i}^2) & H_0 \\ N(\mu_{1i}, \sigma_{1i}^2) & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\mu_{0i} = 2m\delta_{si}^2$, $\mu_{1i} = 2m\delta_{si}^2(1 + \gamma_{si})$, $\sigma_{0i}^2 = 4m\delta_{si}^4$, $\sigma_{1i}^2 = 4m\delta_{si}^4(1 + 2\gamma_{si})$, 而 $\gamma_{si} = P_s |h_{si}|^2 / \delta_{si}^2$ 表示第 i 个感知信道的信噪比。

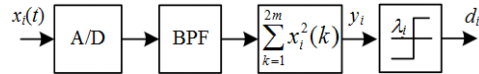


图2 能量检测的原理框图

1.2 线性加权数据融合

由图1所示的网络模型可知, 各 SU_i 将本地检测的数据 y_i 依次通过控制信道上报FC, 其信号传输模型可表示为:

$$z_i = h_{ci} y_i + n_{ci} \quad (2)$$

式中, z_i 为FC收到的 SU_i 的检测数据; h_{ci} 和 n_{ci} 分别表示控制信道增益和噪声干扰。为分析简便, 假设控制信道的相干时间远大于信道的估计周期, 并假设所有控制信道为AWGN信道, 即 $h_{ci} = 1$, $n_{ci} \sim N(0, \delta_{ci}^2)$, 则 z_i 也服从正态分布。FC收到的检测数据可用向量形式表示为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{N}_c \quad (3)$$

式中, $\mathbf{Z} = [z_1, z_2, \dots, z_N]^T$, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$, $\mathbf{N}_c = [n_{c1}, n_{c2}, \dots, n_{cN}]^T$ 。由于此处FC采用线性加权的办法进行数据融合, 则融合后的结果为^[10]:

$$\mathbf{Z}_c = \sum_{i=1}^N \omega_i z_i = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{Z} \quad (4)$$

式中, $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$ 为各次用户的融合加权向量, 且满足 $\|\boldsymbol{\omega}\|_2 = 1$, $\omega_i \geq 0$ 。由于 Z_c 是多个服从正态分布的随机变量的线性加权, 则 Z_c 也服从正态分布, 即:

$$Z_c \sim \begin{cases} N(\mu_{c0}, \sigma_{c0}^2) & H_0 \\ N(\mu_{c1}, \sigma_{c1}^2) & H_1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\mu_{c0} = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_0$, $\mu_{c1} = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_1$;

$$\sigma_{c0}^2 = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}, \quad \sigma_{c1}^2 = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega};$$

$$\boldsymbol{\mu}_0 = [\mu_{01}, \mu_{02}, \dots, \mu_{0N}]^T, \quad \boldsymbol{\mu}_1 = [\mu_{11}, \mu_{12}, \dots, \mu_{1N}]^T;$$

$$\mathbf{A}_0 = \text{diag}(\sigma_0 + \delta_c), \quad \mathbf{A}_1 = \text{diag}(\sigma_1 + \delta_c);$$

$$\sigma_0 = [\sigma_{01}^2, \sigma_{02}^2, \dots, \sigma_{0N}^2]^T, \quad \sigma_1 = [\sigma_{11}^2, \sigma_{12}^2, \dots, \sigma_{1N}^2]^T;$$

$$\delta_c = [\delta_{c1}^2, \delta_{c2}^2, \dots, \delta_{cN}^2]^T$$

式中, $\text{diag}(\boldsymbol{\theta})$ 表示以向量 $\boldsymbol{\theta}$ 填充对角线构成的对角矩阵。

记 $\boldsymbol{\gamma}_s = [\gamma_{s1}, \gamma_{s2}, \dots, \gamma_{sN}]^T$, $\boldsymbol{\delta}_s = [\delta_{s1}^2, \delta_{s2}^2, \dots, \delta_{sN}^2]^T$, $\mathbf{H}_s = [h_{s1}^2, h_{s2}^2, \dots, h_{sN}^2]^T$, 则:

$$\boldsymbol{\mu}_1 = \boldsymbol{\mu}_0 \square (\mathbf{1} + \boldsymbol{\gamma}_s), \quad \boldsymbol{\sigma}_1 = \boldsymbol{\sigma}_0 \square (\mathbf{1} + 2\boldsymbol{\gamma}_s)$$

且 $\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_0 = 2m\delta_s \square \boldsymbol{\gamma}_s = 2mP_s \mathbf{H}_s$ 为各次用户处累积的有效信号能量。其中符号“ \square ”表示向量或矩阵的点乘运算；向量“ $\mathbf{1}$ ”表示长度为 N 的单位列向量。

FC完成数据加权融合后，与给定的门限值 λ_F 进行比较做出最终判决^[10]：

$$d_F = \begin{cases} 1 & Z_c > \lambda_F \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

则协作感知的联合虚警概率和检测概率可分别表示为：

$$Q_f = P\{Z_c > \lambda_F | H_0\} = Q\left(\frac{\lambda_F - \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_0}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}}}\right) \quad (7)$$

$$Q_d = P\{Z_c > \lambda_F | H_1\} = Q\left(\frac{\lambda_F - \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_1}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}}\right) \quad (8)$$

因感知信道的衰落特性，则式(8)对感知信道信噪比的PDF $f_{\gamma_s}(\mathbf{x})$ 积分求统计平均，可得到平均联合检测概率为：

$$\bar{Q}_d = \int_{\gamma_s} Q\left(\frac{\lambda_F - \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_1}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}}\right) f_{\gamma_s}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (9)$$

2 N-P准则下的优化

N-P准则下的优化具体是指：在给定虚警概率上限 $Q_f \leq \varepsilon$ 的情况下，寻找最优的权重向量使平均检测概率 \bar{Q}_d 最大，即：

$$\begin{cases} \text{Max}_{\boldsymbol{\omega}} \bar{Q}_d \\ \text{s.t. } Q_f \leq \varepsilon, \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 = 1, \omega_i \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

由式(7)可得到 $\lambda_F = Q^{-1}(Q_f) \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} + \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_0$ ，则代入式(9)得：

$$\bar{Q}_d = \int_{\gamma_s} Q\left(\frac{Q^{-1}(Q_f) \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} - 2m\boldsymbol{\omega}^T (\delta_s \square \boldsymbol{\gamma}_s)}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}}\right) f_{\gamma_s}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (11)$$

由式(11)可知， $\bar{Q}_d(\boldsymbol{\omega})$ 并非凹函数，直接对其求最大值很困难，文献[10]对其极值范围进行了讨论，并引入了修正的偏转系数(modified deflection coefficient, MDC)：

$$d_m^2(\boldsymbol{\omega}) = \frac{(E(Z_c | H_1) - E(Z_c | H_0))^2}{\text{var}(Z_c | H_1)} = \frac{(\mu_{c1} - \mu_{c0})^2}{\sigma_{c1}^2} = \frac{(2mP_s \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s)^2}{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}} \quad (12)$$

MDC描述了检测量 Z_c 在 H_1 和 H_0 两种假设条件下的归一化PDF差值，故它能够很好地反映出检测性能，并可替代式(8)衡量 Q_d 的大小^[10]。那么N-P

准则下，基于数据融合的协作频谱感知方案的优化问题可转化为^[10]：

$$\begin{cases} \text{Max}_{\boldsymbol{\omega}} d_m^2(\boldsymbol{\omega}) = \frac{(2mP_s \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s)^2}{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}} \\ \text{s.t. } \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 = 1, \omega_i \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

令 $\boldsymbol{\omega}_\alpha = \sqrt{\mathbf{A}_1} \boldsymbol{\omega}$ ，则由式(12)可得：

$$d_m^2(\boldsymbol{\omega}) = \frac{4m^2 P_s^2 \boldsymbol{\omega}_\alpha^T \mathbf{A}_1^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H}_s \mathbf{H}_s^T \mathbf{A}_1^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\omega}_\alpha}{\boldsymbol{\omega}_\alpha^T \boldsymbol{\omega}_\alpha} \quad (14)$$

根据文献[10]的不等式：

$$d_m^2(\boldsymbol{\omega}) \leq 4m^2 P_s^2 \lambda_{\max} \left(\mathbf{A}_1^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H}_s \mathbf{H}_s^T \mathbf{A}_1^{-\frac{1}{2}} \right) \quad (15)$$

式中， $\lambda_{\max}(\boldsymbol{\Theta})$ 表示矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$ 的最大特征值。当且仅当 $\boldsymbol{\omega}_{\alpha 0} = \mathbf{A}_1^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H}_s$ 时，式(15)取得等号，则MDC方案的最优权重向量为：

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,MDC}} = \mathbf{A}_1^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\omega}_{\alpha 0} = \mathbf{A}_1^{-1} \mathbf{H}_s \quad (16)$$

若采用文献[9]给出的通用偏转系数(normal deflection coefficient, NDC)对联合检测概率进行描述，即：

$$d_n^2(\boldsymbol{\omega}) = \frac{(E(Z_c | H_1) - E(Z_c | H_0))^2}{\text{var}(Z_c | H_0)} = \frac{(\mu_{c1} - \mu_{c0})^2}{\sigma_{c0}^2} = \frac{(2mP_s \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s)^2}{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} \quad (17)$$

类似地，寻找最优 $\boldsymbol{\omega}$ ，使 $d_n^2(\boldsymbol{\omega})$ 最大，则NDC方案的最优权重向量为：

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,NDC}} = \mathbf{A}_0^{-\frac{1}{2}} \boldsymbol{\omega}_{\alpha 0} = \mathbf{A}_0^{-1} \mathbf{H}_s \quad (18)$$

为保证 $\|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 = 1$ ，对式(16)和式(18)分别进行归一化，则可得到MDC和NDC方案的归一化最优向量分别为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega}_{\text{opt,MDC}}^* = \frac{\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,MDC}}}{\|\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,MDC}}\|_2} \\ \boldsymbol{\omega}_{\text{opt,NDC}}^* = \frac{\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,NDC}}}{\|\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,NDC}}\|_2} \end{cases} \quad (19)$$

3 Bayesian准则下的优化

根据Bayesian最小冒险准则，协作感知的优化模型可表述为^[9]：

$$\text{Min } R = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} P(H_i | H_j) P_{H_j} \quad (20)$$

式中， R 为协作感知的平均冒险概率； P_{H_0} 和 P_{H_1} 分别为信道未占用和占用概率； C_{00} 和 C_{11} 分别为正确

检测到频谱空洞和主用户信号的代价, C_{10} 和 C_{01} 分别为虚警代价和漏检代价。在二元检测问题中, 通常可假设 $C_{00} = C_{11} = 0$, 则有:

$$R = C_{10}P_{H_0}Q_f + C_{01}P_{H_1}Q_m \quad (21)$$

式中, $Q_m = 1 - Q_d$ 为联合漏检概率。

为分析简便, 令 $C_f = C_{10}P_{H_0}$, $C_m = C_{01}P_{H_1}$, 并假设 $Q_f = Q_m$, 则根据式(7)和式(8)可得:

$$\lambda_F = \frac{\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_1 \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} + \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\mu}_0 \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} + \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}} \quad (22)$$

$$R = (C_f + C_m)Q \left(\frac{2mP_s \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} + \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}} \right) \quad (23)$$

由于 $Q(\cdot)$ 是单调递减函数, 则协作感知的优化模型可简化为:

$$\begin{cases} \text{Max}_{\boldsymbol{\omega}} \Psi(\boldsymbol{\omega}) = \frac{2mP_s \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}} + \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}} \\ \text{s.t. } \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 = 1, \omega_i \geq 0 \end{cases} \quad (24)$$

函数 $\Psi(\boldsymbol{\omega})$ 对权重向量 $\boldsymbol{\omega}$ 求导可得:

$$\frac{\partial \Psi(\boldsymbol{\omega})}{\partial \boldsymbol{\omega}} = \frac{2mP_s \mathbf{H}_s^T (\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}} + \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}})}{(\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}} + \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}})^2} - \frac{2mP_s \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s \boldsymbol{\omega}^T \left(\frac{\mathbf{A}_1}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}} + \frac{\mathbf{A}_0}{\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}}} \right)}{(\sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}} + \sqrt{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}})^2} \quad (25)$$

令 $\frac{\partial \Psi(\boldsymbol{\omega})}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0$, 并记 $A = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}$, $B = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}$,

$C = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{H}_s$, $D = \frac{(1 + \sqrt{B/A})}{C}$, 则有:

$$\mathbf{H}_s^T (\sqrt{A} + \sqrt{B}) = C \boldsymbol{\omega}^T \left(\frac{\mathbf{A}_1}{\sqrt{A}} + \frac{\mathbf{A}_0}{\sqrt{B}} \right) \quad (26)$$

$$\Rightarrow \boldsymbol{\omega}_{\text{opt,BAY}} = D \left(\mathbf{A}_1 + \sqrt{\frac{A}{B}} \mathbf{A}_0 \right)^{-1} \mathbf{H}_s \quad (27)$$

由于感知信噪比 γ_{si} 一般比较小, 则有:

$$\sqrt{\frac{A}{B}} = \sqrt{\frac{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_1 \boldsymbol{\omega}}{\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{A}_0 \boldsymbol{\omega}}} = \sqrt{1 + \sum_{i=1}^N \omega_i^2 \frac{2\sigma_{0i}^2 \gamma_{si}}{\sigma_{0i}^2 + \delta_{ci}^2}} \approx 1 \quad (28)$$

又因为 D 是由 $\boldsymbol{\omega}$ 确定的放缩因子, 对式(27)进行归一化后不会影响 $\Psi(\boldsymbol{\omega})$, 故:

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,BAY}} \approx (\mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_0)^{-1} \mathbf{H}_s \quad (29)$$

则Bayesian准则下协作感知优化方案BAY的最优权重向量为:

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,BAY}}^* = \frac{\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,BAY}}}{\|\boldsymbol{\omega}_{\text{opt,BAY}}\|_2} \quad (30)$$

4 仿真及结果

对第2、第3节的理论推导和分析进行蒙特卡洛仿真和数值验证。针对如图1所示的一个CRN, 进行100 000次试验, 主用户以 $P_{H_1} = 0.5$ 概率发射BPSK信号, 10个次用户进行同步能量检测, 并依次上报检测数据给FC, 由FC完成数据融合和最终判决。假设CRN中感知信道和控制信道的平均噪声功率分别为 δ_{savg}^2 和 δ_{cavg}^2 , 则感知信道和控制信道的平均SNR可分别表示为:

$$\begin{cases} \bar{\gamma}_s = \frac{P_s}{\delta_{\text{savg}}^2} \\ \bar{\gamma}_c = \frac{2mP_s}{(2m\delta_{\text{savg}}^2 + \delta_{\text{cavg}}^2)} \end{cases} \quad (31)$$

各次用户处以及FC处的噪声功率并不一定相同, 此处假设二者分别服从均匀分布, 即 $\delta_{si}^2 \sim U\left(\frac{1}{\alpha} \delta_{\text{savg}}^2, \alpha \delta_{\text{savg}}^2\right)$, $\delta_{ci}^2 \sim U\left(\frac{1}{\alpha} \delta_{\text{cavg}}^2, \alpha \delta_{\text{cavg}}^2\right)$, 其中, α 表示由于各次用户空间位置差异性而引入的偏差因子。

为便于比较说明, 将常用的EGC^[7]、MRC^[11]、SC^[7]等融合方案的归一化权重向量列举如下:

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{EGC}}^* = \frac{1}{\sqrt{N}} \cdot \mathbf{1}, \quad \boldsymbol{\omega}_{\text{MRC}}^* = \frac{\boldsymbol{\gamma}_c}{\|\boldsymbol{\gamma}_c\|_2}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{sc}}^* = \left\{ \mathbf{0} \mid \omega_k = 1, k = \arg(\max_i \gamma_{ci}) \right\}$$

式中, $\mathbf{0}$ 表示长度为 N 的零列向量; $\boldsymbol{\gamma}_c = [\gamma_{c1}, \gamma_{c2}, \dots, \gamma_{cN}]^T$; γ_{ci} 表示FC处收到的第 i 路检测数据的信噪比, 且:

$$\gamma_{ci} = \frac{2mP_s h_{si}^2}{\mu_{0i} + \delta_{ci}^2} \quad (32)$$

显然, 除EGC外, 其他方案的权重向量都与 P_s 、 \mathbf{H}_s 、 $\boldsymbol{\delta}_s$ 和 $\boldsymbol{\delta}_c$ 相关, 但在实际的频谱感知场景中, 这些变量对FC来说一般都是未知的, 只能根据历史信息通过递归算法进行估计, 文献[8-9]对此作了详细讨论。此处假设这些变量都已估计完毕, 并假设各感知信道具有独立同分布的Suzuki衰落特性^[12], 则有:

$$\gamma_{\text{sidB}} = \bar{\gamma}_{\text{sidB}} + \text{Shadow}_{\text{dB}} + \text{Fading}_{\text{dB}} \quad (33)$$

式中, γ_{sidB} 以dB形式表示的SU _{i} 处的瞬时信噪比, $\text{Shadow}_{\text{dB}}$ 和 $\text{Fading}_{\text{dB}}$ 为两个随机变量, 分别表示Suzuki信道中的阴影衰落效应和多径衰落效应。根据实际环境测试数据显示, $\text{Shadow}_{\text{dB}} \sim N(0, \sigma_{\text{dB}}^2)$, σ_{dB} 为功率发散因子^[4]; 而多径衰落效应中, 接收信号包络多数服从瑞利分布^[7]。

按照上述过程进行仿真后, N-P准则下的两种优化方案MDC和NDC, 以及其他3种常见融合方案

EGC、SC、MRC的检测性能ROC($Q_f - Q_d$)仿真曲线, 并依据式(11)和式(19)画出了对应的数值计算ROC曲线如图3所示, 主要仿真参数设定如下: $N = 10$, $m = 100$, $\sigma_{dB} = 8$ dB, $\delta_{savg}^2 = 1$, $\delta_{cavg}^2 = 100$, $\alpha = 10$, $\bar{\gamma}_c = -20$ dB。为便于比较, 图中还选择了第一个检测用户作为参考, 给出了本地检测(Local)的ROC曲线。从图中明显可以看出, MDC和NDC的性能基本相同, 且二者的联合检测概率都高于其他方案, MRC和EGC的性能次之, 二者相对本地检测都有一定的性能改善, 且MRC优于EGC, 而SC的协作增益基本接近于0。在此基础上, 不同噪声偏差因子 α 条件下, MDC、NDC及MRC三者获得的检测概率之间的平均差值变化情况如图4所示。结果表明: MDC和NDC之间的性能差值始终接近于0, 基本不受噪声偏差的影响; 当各信道的噪声功率相同($\alpha = 1$)时, MDC、NDC与MRC基本等效; 随着各用户间的噪声偏差增加, MDC和NDC相对于MRC的改善程度逐渐增大。

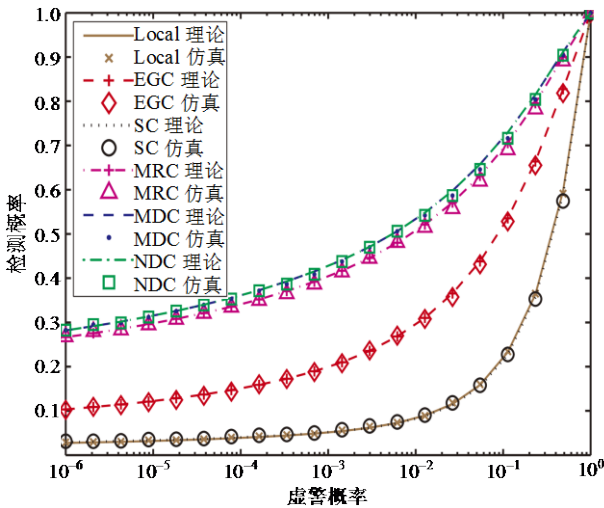


图3 N-P准则下的ROC曲线

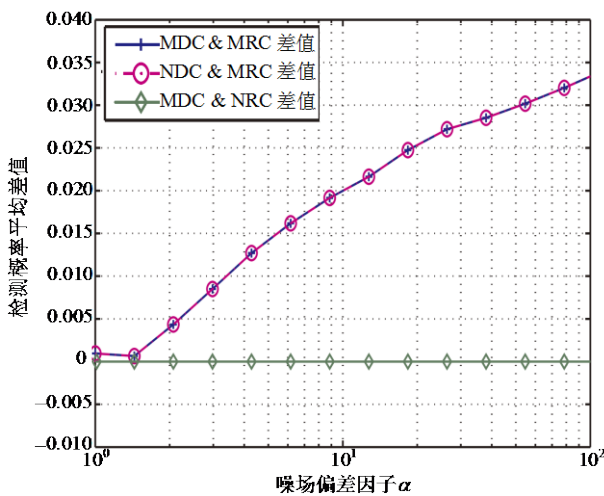


图4 检测概率平均差值随 α 值变化情况

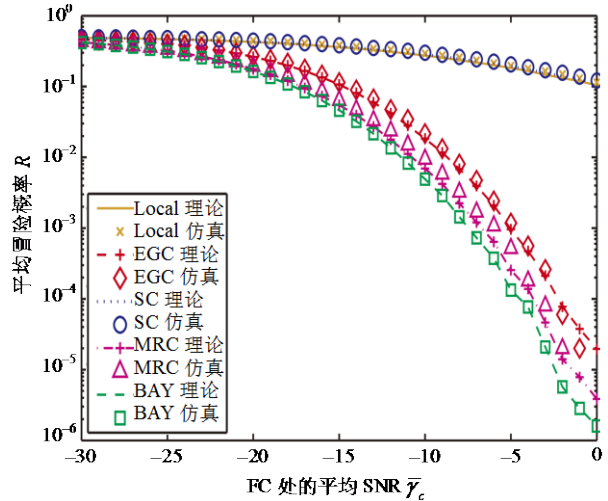


图5 各方案在不同 $\bar{\gamma}_c$ 下的平均冒险概率

通过仿真和数值计算Bayesian优化方案BAY, 以及Local、EGC、SC、MRC等方案在不同 $\bar{\gamma}_c$ 情况下的检测冒险概率如图5所示, 其中主要参数设置如下: $N = 10$, $m = 100$, $\sigma_{dB} = 8$ dB, $\delta_{savg}^2 = 1$, $\delta_{cavg}^2 = 100$, $\alpha = 10$, $C_f = C_m = 0.5$ 。结果表明, BAY的冒险概率明显低于其他方案, 说明其协作感知的可靠性最优, MRC和EGC的可靠性与BAY接近, 而SC的可靠性相对本地检测基本没有改善。

5 结论

本文重点研究了认知无线网络中基于线性加权数据融合的协作频谱感知的优化问题, 以能量检测作为本地频谱感知算法, 分别在N-P和Bayesian两种不同准则下推导了线性加权数据融合的最优权重向量, 并与EGC、SC、MRC等常用方案进行了性能比较。仿真和数值计算的结果表明: N-P准则下的两种优化融合方案MDC和NDC具有十分相近的检测性能, 在虚警概率一定的条件下, MDC和NDC的联合检测概率均明显高于其他方案; Bayesian准则下的优化融合方案BAY在可靠性方面优于其他方案, 即在相同平均信噪比条件下, 其检测的冒险概率更低。

参 考 文 献

[1] ZENG Y, LIANG Y, HOANG A T, et al. A review on spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, ID 381465: 1-15.
 [2] GHASEMI A, SOUSA E S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: Requirements, challenges and design trade-offs[J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 32-39.

(下转第786页)

- [16] GAO Xiao-jie, SCHULMAN L. Feedback control for router congestion resolution[C]//Proceedings of PODC 2005. Las Vegas, USA: [s.n.], 2005.
- [17] 徐恪, 吴建平, 徐明伟. 高等计算机网络——体系结构、协议机制、算法设计与路由器技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- XU Ke, WU Jian-pin, XU Ming-wei. Advanced computer network——architecture, protocol mechanism, algorithm design and router technology[M]. Beijing: China machine press, 2009.
- [18] CAIDA. Skitter[EB/OL]. [2010-12-18]. <http://www.caida.org/tools/measurement/skitter/RSSAC>.
- [19] BEGTASEVOC F, VAN M P. Measurement of the hop count in Internet[C]//Proc of Passive and Active Measurement. [S.l.]: [s.n.], 2001.
- [20] 马建国, 席明贤, 林益民, 等. 中国Internet路由级跳数测量与分析[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7): 2112-2114.
- MA Jian-guo, XI Ming-xian, LIN Yi-min et al. Chinese Internet router-level hop count measurement and analysis[J]. Application research of computers, 2008, 25(7): 2112-2114.
- [21] PAXSON V. End-to-end routing behavior in the Internet[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2006. 36(5): 593-602.
- [22] MOON S, SKELLY P, TOWSLEY D. Estimation and removal of clock skew for network delay measurements [C]//IEEE Infocom. [S.l.]: IEEE, 1999.

编辑 税红

(上接第701页)

- [3] URKOWITZ H. Energy detection of unknown deterministic signals[J]. Proceedings of IEEE, 1967, 55(4): 523-531.
- [4] GHASEMI A, SOUSA E S. Opportunistic spectrum access in fading channels through collaborative sensing[J]. Journal of Communications(JCM), 2007, 2(2): 71-82.
- [5] MA J, ZHAO G, LI Y. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(11): 4502-4507.
- [6] WANG W, LI H, SUN Y L, et al. Securing collaborative spectrum sensing against untrustworthy secondary users in cognitive radio networks[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, ID 695750: 1-15.
- [7] DIGHAM F F, ALOUINI M, SIMON M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels[C]//IEEE International Conference on Communications. Alaska, USA: IEEE, 2003: 3575-3579.
- [8] SHEN B, ULLAH S, KWAK K. Deflection coefficient maximization criterion based optimal cooperative spectrum sensing[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2010, 64(9): 819-827.
- [9] SHEN B, KWAK K S. Soft combination schemes for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. ETRI Journal, 2009, 31(3): 263-270.
- [10] QUAN Z, CUI S, SAYED A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1): 28-40.
- [11] MA J, LI Y. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]//IEEE Global Telecommunications Conference. Washington, DC, USA: IEEE, 2007: 3139-3143.
- [12] KYPEROUNTAS S, CORREAL N, SHI Q, et al. Performance analysis of cooperative spectrum sensing in suzuki fading channels[C]//2nd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, CrownCom. Orlando, USA: IEEE, 2007: 428-432.

编辑 张俊