

# 基于信任度的双门限协作频谱感知算法\*

张学军<sup>1)2)†</sup> 鲁友<sup>2)</sup> 田峰<sup>1)</sup> 孙知信<sup>1)</sup> 成谢锋<sup>2)</sup>

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, 南京 210003)

2)(南京邮电大学电子科学与工程学院, 南京 210003)

(2013年11月14日收到; 2013年12月24日收到修改稿)

提出了一种兼顾认知无线电系统可靠性和低负载的基于信任度的双门限协作频谱检测算法. 系统首先使满足双门限要求的认知节点参与协作感知, 当满足双门限要求的认知节点数目不足时, 增加满足信任度参数要求的认知节点参与协作感知. 融合中心存储了认知节点的检测记录, 并以此为局部检测结果设置融合权重. 理论分析和仿真结果表明, 该算法所需传输的感知参数减少了, 占用的信道带宽降低. 同时, 由于不可靠用户的减少, 算法的检测性能进一步提高了. 此外, 算法通过调整参数  $n_t$  使系统适应于不同类型的无线业务, 具有一定的灵活性.

**关键词:** 认知无线电, 协作感知, 自适应双门限, 信任度参数

**PACS:** 84.40.Ua, 95.85.bh

**DOI:** 10.7498/aps.63.078401

## 1 引言

随着无线通信技术的快速发展, 无线频谱资源的需求量越来越大. 传统的固定频谱分配策略导致有限的频谱资源越来越稀缺. 而且已分配的频谱资源的利用率并不高<sup>[1]</sup>. Mitola 提出认知无线电 (cognitive radio, CR) 技术<sup>[2]</sup>. CR 系统采用动态频谱分配方法, 通过动态地调整传输功率、载频、调制等参数, 使认知节点可以利用授权用户的空闲频谱并不对授权用户造成影响. 频谱检测<sup>[3-5]</sup>是 CR 系统最重要的技术之一, 是信道估计和频谱资源分配<sup>[6,7]</sup>的前提. CR 系统通过频谱检测可以判断当前的授权用户频段是否可用. 典型的频谱检测方案有: 能量检测、匹配滤波器检测和循环特征检测<sup>[8]</sup>.

在无线环境下, 协作感知可以减少阴影和多径衰落等因素影响. 文献<sup>[9, 10]</sup>提出了协作频谱检测技术. 虽然算法考虑了每个认知节点传输信道的差异从而设置了融合权重, 但是系统要求所有认知节点参与协作, 因此当认知节点数目较大时增加了

系统负载. 文献<sup>[11]</sup>提出了基于部分可靠认知节点的协作频谱检测技术, 但算法未考虑每个认知节点的信道差异对检测结果的影响而仅仅使用简单的“或”逻辑融合. 文献<sup>[12]</sup>基于信道差异为每个认知节点设置了融合权重, 但每次检测都发送权重, 当认知节点数较大时同样需要占用较大的公共控制信道资源.

本文通过将自适应双门限与信任度相结合实现协作频谱感知, 验证本地检测结果的可靠性. 系统先让满足双门限要求的认知节点参与协作感知, 当满足双门限要求的认知节点数目不足时, 再增加满足信任度参数要求的认知节点参与协作. 相比传统的双门限感知算法, 降低了感知失败的概率, 增加了感知的可靠性. 此外, 融合中心存储了认知节点的检测记录, 并以此为局部检测结果设置融合权重. 因此, 避免了传输权重参数带来的系统拥塞, 降低了系统负载. 基于以上两点, 提出了一种基于信任度的双门限 (trust-based double threshold, TBDT) 协作频谱感知算法. 理论分析和仿真结果表明, 该算法所需传输的感知参数减少了, 占用的

\* 国家自然科学基金 (批准号: 61001077, 61170276, 61271334) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: xjzhang@njupt.edu.cn

信道带宽降低.同时,由于不可靠用户的减少,算法的检测性能进一步提高了.另外,相比大多数算法仅提高系统某一性能指标的不足,本系统可以通过调整参数  $n_t$  值使系统适应于不同类型的无线业务,具有一定的灵活性.

## 2 基于能量检测的协作感知描述

### 2.1 能量检测

能量检测 [13,14] 由于不需要信号的任何先验知识且实现简单而被广泛采用.能量检测如图 1 所示.输入信号经 A/D 转换后,先经过带通滤波器,然后进行平方和积分得到一定时间段内的能量累积,最后通过判决器得到判决结果.

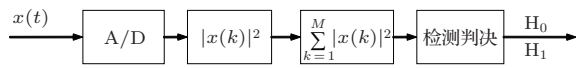


图 1 能量检测器框架图

频谱感知的二元假设检验模型为

$$\begin{aligned} H_0 : x_i(k) &= n_i(k), \\ H_1 : x_i(k) &= h_i s(k) + n_i(k), \end{aligned} \quad (i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, M), \quad (1)$$

其中,  $N$  为认知节点数,  $M$  为采样点数,  $x_i(k)$  表示第  $i$  个认知节点接收到的信号,  $s(k)$  表示均值为 0、方差为  $\delta_s^2$  的授权用户信号,  $n_i(k)$  表示均值为 0、方差为  $\delta_{w,i}^2$  的高斯白噪声,  $h_i$  表示第  $i$  个认知节点与授权用户发射机间的感知信道增益,且假设  $s(k)$  与  $n_i(k)$  相互独立.

令第  $i$  个认知节点的能量统计量为

$$T_i = \sum_{k=1}^M |x_i(k)|^2. \quad (2)$$

当采样点数  $M$  较大时,由中心极限定理知,  $T_i$  近似服从高斯分布 [15]

$$\begin{aligned} H_0 : T_i &\propto N(M\delta_{w,i}^2, 2M\delta_{w,i}^4), \\ H_1 : T_i &\propto N(M(1 + \gamma_i)\delta_{w,i}^2, 2M(1 + 2\gamma_i)\delta_{w,i}^4), \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\gamma_i = \delta_s^2/\delta_{w,i}^2$  是第  $i$  个认知节点的瞬时信噪比.对于给定的单门限  $\lambda_i$  和  $\gamma_i$ ,在 AWGN 信道下,检测器的虚警概率和检测概率分别为

$$P_{f,i} = \Pr(T_i > \lambda_i | H_0)$$

$$= Q\left(\frac{\lambda_i - M\delta_{w,i}^2}{\sqrt{2M}\delta_{w,i}^2}\right), \quad (4)$$

$$\begin{aligned} P_{d,i} &= \Pr(T_i > \lambda_i | H_1) \\ &= Q\left(\frac{\lambda_i - M(1 + \gamma_i)\delta_{w,i}^2}{\sqrt{2M(1 + 2\gamma_i)}\delta_{w,i}^2}\right). \end{aligned} \quad (5)$$

与 AWGN 相比,在 Rayleigh 信道下,由于虚警概率与授权用户信号无关,(4) 式的虚警概率不变,而此时的平均检测概率为 [16]

$$\bar{P}_{d,i} = \int_{\gamma_i} P_{d,i} f(\gamma_i) d\gamma_i, \quad (6)$$

其中,  $f(\gamma_i)$  表示 SNR 的概率密度函数,且服从均值为  $\bar{\gamma}_i$  的指数分布

$$f(\gamma_i) = \frac{1}{\bar{\gamma}_i} \exp\left(-\frac{\gamma_i}{\bar{\gamma}_i}\right), \quad \gamma_i \geq 0. \quad (7)$$

### 2.2 协作感知

协作频谱感知是利用空间分集来提高系统的检测性能的,系统模型如图 2 所示.根据传输的本地检测数据,数据融合分为软决策和硬决策.软决策中,认知节点将检测统计量送融合中心进行加权合并后,再与相应的门限比较来判定授权用户是否存在.硬决策中,认知节点将本地检测的二进制结果传送到融合中心,并利用一定的逻辑准则融合后来判定授权用户是否存在.在硬决策中,认知节点发送检测结果时占用带宽较少,从而得到了广泛的应用.

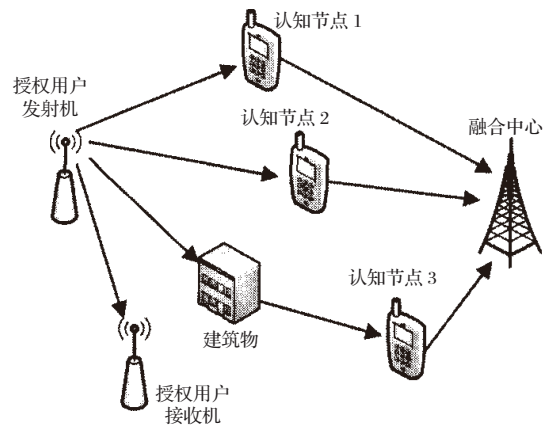


图 2 合作频谱感知模型

硬决策常用“ $K$  of  $N$ ”准则,其检验模型为

$$H_0 : \sum_{i=1}^N d_i < K, \quad H_1 : \sum_{i=1}^N d_i \geq K. \quad (8)$$

相应的系统检测概率和虚警概率为

$$Q_d = \sum_{j=K}^N \sum_{\sum d_i=j} \prod_{i=1}^N (P_{d,i})^{d_i} (1 - P_{d,i})^{1-d_i}, \quad (9)$$

$$Q_f = \sum_{j=K}^N \sum_{\sum d_i=j} \prod_{i=1}^N (P_{f,i})^{d_i} (1 - P_{f,i})^{1-d_i}, \quad (10)$$

其中,  $d_i$  为第  $i$  个节点的判决结果.  $P_{d,i}$ ,  $P_{f,i}$  分别为第  $i$  个节点的检测概率与虚警概率. 当  $K = 1, 2/N, N$  时, 系统使用的融合准则分别为“或”、“大多数”和“与”准则[17].

### 3 基于信任度的双门限协作感知算法

#### 3.1 算法描述

系统首先设定认知节点的效能函数并求解得到认知节点的最优单门限和相应的双门限. 然后, 认知节点作本地能量检测. 如果认知节点的能量统计值位于双门限之外, 作本地判决, 并将局部检测结果传至融合中心. 否则, 暂不处理. 最后, 如果融合中心接收到的局部检测结果数量达到指定数目 (由  $n_t$  决定), 可根据认知节点的判决记录设定融合权重并加权融合得到最终判决结果. 否则, 暂未处理的认知节点根据最优单门限作本地判决, 并通

过信任度参数验证本地检测结果是否可靠. 如果可靠, 传至融合中心, 否则, 丢弃. 融合中心同样设置权重, 加权融合并判决. 如果融合中心未收到任何本地检测结果, 系统立即启动新一轮感知. 其中, 效能函数是检测概率和虚警概率的函数.  $n_t$  是可调的参数. 当认知节点总数一定时,  $n_t$  值可以决定暂不处理的认知节点参与协作感知的概率. 信任度参数是基于  $H_1$  和  $H_0$  条件下检测统计量的不同特征设定的.

算法流程图如图 3 所示.

算法具体步骤如下:

**步骤 1** 设置认知节点的双门限. 本文通过构造  $CR_i$  的有效利用函数  $U_i(\lambda_i)$  并求解其最大值, 即最优单门限  $\lambda_{opt,i}$ , 并在此基础上设置自适应双门限  $\lambda_{1,i}$  和  $\lambda_{2,i}$ .

**定义 1**  $CR_i$  的有效利用函数为

$$\begin{aligned} U_i(\lambda_i) &= P(H_0)(1 - P_{f,i}(\lambda_i)) + P(H_1)P_{d,i}(\lambda_i, \gamma_i) \\ &= P(H_0) \left\{ 1 - Q \left( \frac{1}{\sqrt{2M}} \left( \frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M \right) \right) \right\} \\ &\quad + P(H_1) Q \left( \frac{1}{\sqrt{2M(1 + 2\gamma_i)}} \right. \\ &\quad \left. \times \left( \frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M(1 + \gamma_i) \right) \right). \end{aligned} \quad (11)$$

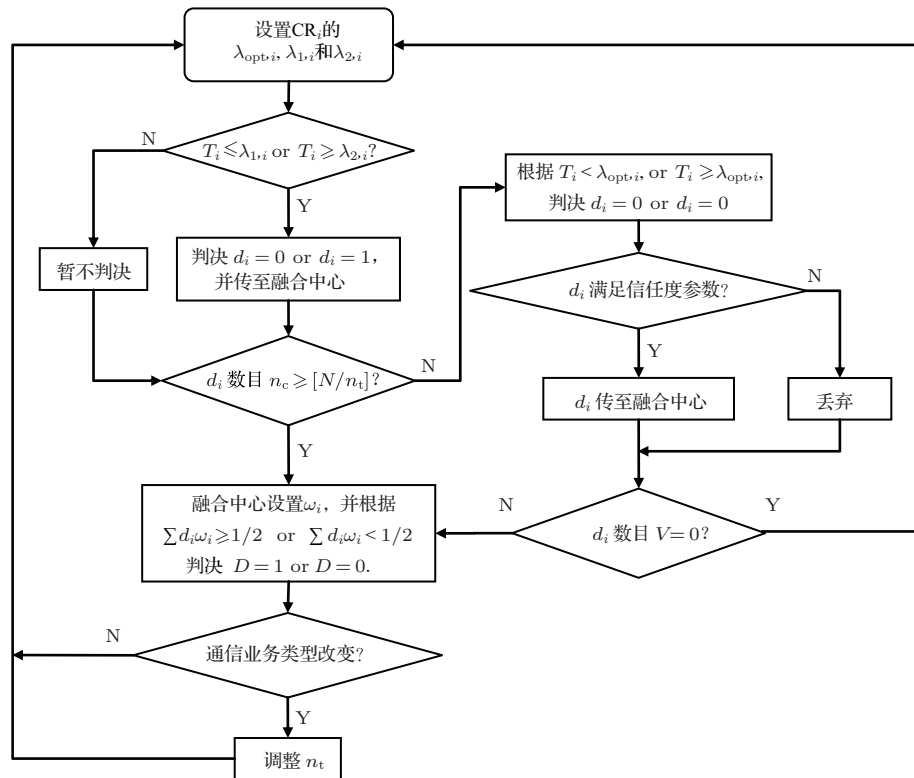


图 3 TBCDT 算法流程图

将  $U_i(\lambda_i)$  对  $\lambda_i$  求偏导

$$\frac{\partial U_i(\lambda_i)}{\partial \lambda_i} = \frac{P(H_0)}{2\sqrt{M\pi}\delta_{w,i}^2} e^{-\frac{1}{4M}(\frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M)^2} - \frac{P(H_1)}{2\sqrt{M\pi}(1+2\gamma_i)\delta_{w,i}^2} \times e^{-\frac{1}{4M(1+2\gamma_i)}(\frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M(1+\gamma_i))^2}. \quad (12)$$

再次对  $\lambda_i$  求偏导

$$\frac{\partial^2 U_i(\lambda_i)}{\partial^2 \lambda_i} = -\frac{P(H_0)}{4M\sqrt{M\pi}\delta_{w,i}^4} \left(\frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M\right) \times e^{-\frac{1}{4M}(\frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M)^2} + \frac{P(H_1)}{4M(1+2\gamma_i)\sqrt{M\pi}(1+2\gamma_i)\delta_{w,i}^4} \times \left(\frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M(1+\gamma_i)\right) \times e^{-\frac{1}{4M(1+2\gamma_i)}(\frac{\lambda_i}{\delta_{w,i}^2} - M(1+\gamma_i))^2}. \quad (13)$$

由于认知节点一般都满足:  $P_{d,i} > 0.5$  且  $P_{f,i} < 0.5$ , 由(4)式和(5)式可知:  $\lambda_i > M\delta_{w,i}^2$  且  $\lambda_i < M(1+\gamma_i)\delta_{w,i}^2$ . 所以  $\partial^2 U_i(\lambda_i)/\partial^2 \lambda_i < 0$ , 即  $U_i(\lambda_i)$  存在关于  $\lambda_i$  的最大值. 令  $\partial U_i(\lambda_i)/\partial \lambda_i = 0$ , 可得

$$\lambda_{opt,i} = \frac{1}{2} \left\{ M + \left[ (1+\gamma_i)M^2 + \frac{8M(1+2\gamma_i)}{\gamma_i} \times \ln \frac{\sqrt{(1+2\gamma_i)P(H_0)}}{P(H_1)} \right]^{1/2} \right\} \delta_{w,i}^2. \quad (14)$$

$CR_i$  的自适应双门限  $\lambda_{1,i}$  和  $\lambda_{2,i}$  在最优单门限  $\lambda_{opt,i}$  的基础上设定为

$$\lambda_{1,i} = \lambda_{opt,i} - \Delta_i, \quad (15)$$

$$\lambda_{2,i} = \lambda_{opt,i} + \Delta_i,$$

其中,  $\Delta_i$  是  $CR_i$  的自适应间隔, 本文设定  $\Delta_i = \rho\lambda_{opt,i}$ . 其中,  $\rho$  是可调参数, 可根据实际环境和认知节点的检测情况适当调整.

**步骤2** 认知节点独立地进行本地能量检测. 若  $T_i \leq \lambda_{1,i}$ , 则判决  $d_i = 0$ ; 若  $T_i \geq \lambda_{2,i}$ , 则判决  $d_i = 1$ . 将  $d_i$  传至融合中心参与协作感知. 若  $\lambda_{1,i} < T_i < \lambda_{2,i}$ , 暂不判决.

**步骤3** 若  $n_c \geq [N/n_t]$ , 则舍弃步骤2中所有处于  $\lambda_{1,i} < T_i < \lambda_{2,i}$  中的节点. 其中,  $n_c$  表示步骤2中发送本地检测结果到融合中心的认知节点数,  $N$  表示认知节点总数,  $n_t$  是可调参数 ( $n_t \geq 1$ ),  $[ ]$  表示取其最大整数. 如果  $n_c < [N/n_t]$ , 融合中心广播

不确定信息, 此时满足  $\lambda_{1,i} < T_i < \lambda_{2,i}$  的认知节点采用单门限判决, 即根据  $T_i < \lambda_{opt,i}$  或  $T_i \geq \lambda_{opt,i}$ , 判决  $d_i = 0$  或  $d_i = 1$ , 并按信任度参数作进一步验证. 若验证  $d_i$  是可信的, 将  $d_i$  传至融合中心; 否则, 舍弃  $d_i$ .

**定义2** 在  $H_0$  条件下,  $CR_i$  的信任度参数定义为

$$c_0 = \mu_{0,i}^2 - M\sigma_{0,i}^2/2. \quad (16)$$

根据(3)式可知,

$$c_0 = (M\delta_{w,i}^2)^2 - 2M\delta_{w,i}^4 M/2 = 0.$$

考虑到实际采样过程中, 噪声的不确定性及其采样点数有限,  $c_0$  不可能完全等于0. 所以修正  $c_0$  为

$$-\varepsilon \leq c_0 \leq \varepsilon, \quad (17)$$

其中,  $\varepsilon$  为数值较小的修正因子, 可根据实际环境确定.

在  $H_1$  条件下,  $CR_i$  的信任度参数定义为

$$c_1 = \mu_{1,i}^2 - M\sigma_{1,i}^2/2. \quad (18)$$

根据(3)式可知,  $c_1 = (M(1+\gamma_i)\delta_{w,i}^2)^2 - 2M(1+2\gamma_i)\delta_{w,i}^4 M/2 = M^2\gamma_i^2\delta_{w,i}^4 = M^2\delta_s^4$ . 一般情况下, 采样数目较大, 所以

$$c_1 \gg \varepsilon. \quad (19)$$

在感知过程中, 可以得到有限的采样值  $x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(M)$ . 由于  $T_i$  是由有限个相互独立的随机采样  $|x_i(k)|^2$  组成, 因此,  $\mu_{j,i}$  和  $\delta_{j,i}^2$  的估计值可通过  $|x_i(k)|^2$  的采样均值和采样方差得到, 即

$$\hat{\mu}_{j,i} = \sum_{k=1}^M \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M |x_i(k)|^2, \quad (20)$$

$$\hat{\delta}_{j,i}^2 = \sum_{k=1}^M \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \left[ |x_i(k)|^2 - \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M |x_i(k)|^2 \right]^2, \quad (i = 1, 2, \dots, N; j = 0, 1). \quad (21)$$

如果  $d_i = 0$ , 按(20)式和(21)式计算出估计均值  $\hat{\mu}_{0,i}$  和估计方差  $\hat{\delta}_{0,i}^2$ , 代入(16)式计算估计信任度参数  $\hat{c}_0$ . 如果  $\hat{c}_0$  符合(17)式, 说明  $d_i = 0$  是可信的; 否则, 说明  $d_i = 0$  不可信. 同理, 如果  $d_i = 1$ , 按(20)式和(21)式计算出估计均值  $\hat{\mu}_{1,i}$  和估计方差  $\hat{\delta}_{1,i}^2$ , 代入(18)式计算估计信任度参数  $\hat{c}_1$ . 如果  $\hat{c}_1$  符合(19)式, 说明  $d_i = 1$  是可信的; 否则, 说明  $d_i = 1$  不可信.

**步骤4** 认知节点权重设置. 在每一轮感知过程中, 融合中心会存储上传的本地检测结果  $d_i$  和系



统全局结果  $D$ , 并以此设置认知节点的权重. 为了降低存储成本及提高存储数据的有效性, 设置存储器长度为  $L$ .  $CR_i$  的权重设置为

$$\omega_i = \frac{n_{i,\text{night}} \times 1 + n_{i,\text{doubt}} \times 0.5 + n_{i,\text{wrong}} \times 0}{L},$$

$$(i = 1, 2, \dots, V). \quad (22)$$

归一化 (22) 式可得

$$\omega_i = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i}, (i = 1, 2, \dots, V), \quad (23)$$

其中,  $V$  表示系统本轮感知过程中最终上传感知结果的认知节点数.  $n_{i,\text{right}}$ ,  $n_{i,\text{wrong}}$ ,  $n_{i,\text{doubt}}$  分别表示  $CR_i$  在前  $L$  次感知过程中其本地检测结果与系统全局结果相同、不同的次数及未向融合中心传输其本地检测结果的次数, 且初始  $n_{i,\text{right}} = 0$ ,  $n_{i,\text{wrong}} = 0$ ,  $n_{i,\text{doubt}} = 1$ .

**步骤 5** 融合中心按下式进行加权融合:

$$D = 0: \sum \omega_i d_i < 1/2,$$

$$D = 1: \sum \omega_i d_i \geq 1/2,$$

$$(i = 1, 2, \dots, V). \quad (24)$$

并向所有认知节点广播全局检测结果 0 或 1. 如果融合中心未接收到任何本地检测结果, 则广播信息缺失信号, 此时系统立即启动下一轮频谱感知.

**步骤 6** 为了兼顾系统的精确性和效率两个指标, 可以适当调整  $n_t$ . 当  $n_t$  增大时, 满足  $\lambda_{1,i} < T_i < \lambda_{2,i}$  的认知节点参与协作的概率减小, 系统传输的数据量将降低, 但检测精确度降低. 当  $n_t$  减小时, 满足  $\lambda_{1,i} < T_i < \lambda_{2,i}$  的认知节点参与协作的概率增大, 系统传输的数据量将增大, 但检测精确度提高. 因此, 系统可以根据通信业务的不同适当调整  $n_t$ .

### 3.2 算法性能分析

无线环境中的干扰、阴影和多径衰落等因素以及有限的采样点数导致 TBDT 算法中基于  $d_i$  的信任度验证算法存在以下两点不足: 1) 由于采样点数有限导致正确的  $d_i$  不满足信任度条件而被舍弃, 设其发生概率为  $P_{e1}$ ; 2) 错误的  $d_i$  由于阴影或干扰导致采样值本身有错从而满足信任度条件而被上传, 设其发生概率为  $P_{e2}$ . 为了分析本方案的检测性能, 假设每个认知节点的检测性能一致, 控制信道为无差错传输信道.

基于双门限能量检测的节点性能概率为

$$P_{d,i} = P(T_i > \lambda_{2,i} | H_1),$$

$$P_{m,i} = P(T_i < \lambda_{1,i} | H_1),$$

$$P_{f,i} = P(T_i > \lambda_{2,i} | H_0),$$

$$P_{u,i} = P(T_i < \lambda_{1,i} | H_0). \quad (25)$$

基于最优单门限能量检测的节点性能概率为

$$P_{d,i}^{\text{opt}} = P(T_i > \lambda_{\text{opt},i} | H_1),$$

$$P_{m,i}^{\text{opt}} = P(T_i < \lambda_{\text{opt},i} | H_1),$$

$$P_{f,i}^{\text{opt}} = P(T_i > \lambda_{\text{opt},i} | H_0),$$

$$P_{u,i}^{\text{opt}} = P(T_i < \lambda_{\text{opt},i} | H_0). \quad (26)$$

$n_c$  表示处理满足  $\lambda_{1,i} < T_i < \lambda_{2,i}$  的认知节点之前发送本地检测结果到融合中心的认知节点数目. 令  $\alpha_{10}$  和  $\alpha_{00}$  分别表示  $H_1$  和  $H_0$  条件下事件  $n_c = 0$  发生的概率:

$$\alpha_{10} = P(n_c = 0 | H_1) = (1 - P_{d,i} - P_{m,i})^N,$$

$$\alpha_{00} = P(n_c = 0 | H_0) = (1 - P_{u,i} - P_{f,i})^N.$$

令  $\alpha_{11}$  和  $\alpha_{01}$  分别表示  $H_1$  和  $H_0$  条件下事件  $0 < n_c < [N/n_t]$  发生的概率:

$$\alpha_{11} = P([N/n_t] > n_c > 0 | H_1)$$

$$= \sum_{n_c=1}^{[N/n_t]-1} \binom{N}{n_c} (P_{d,i} + P_{m,i})^{n_c}$$

$$\times (1 - P_{d,i} - P_{m,i})^{N-n_c},$$

$$\alpha_{01} = P([N/n_t] > n_c > 0 | H_0)$$

$$= \sum_{n_c=1}^{[N/n_t]-1} \binom{N}{n_c} (P_{u,i} + P_{f,i})^{n_c}$$

$$\times (1 - P_{u,i} - P_{f,i})^{N-n_c}. \quad (28)$$

令  $\alpha_{12}$  和  $\alpha_{02}$  分别表示  $H_1$  和  $H_0$  条件下事件  $n_c \geq [N/n_t]$  发生的概率:

$$\alpha_{12} = P(n_c \geq [N/n_t] | H_1)$$

$$= 1 - \alpha_{10} - \alpha_{11},$$

$$\alpha_{02} = P(n_c \geq [N/n_t] | H_0)$$

$$= 1 - \alpha_{00} - \alpha_{01}. \quad (29)$$

$V$  表示本轮感知过程中最终发送本地检测结果到融合中心的认知节点数. 令  $\beta_{11}$  和  $\beta_{12}$  分别表示  $H_1$  条件下事件  $V = n_c$ ,  $[N/n_t] > n_c > 0$  和事件  $V = n_c$ ,  $n_c \geq [N/n_t]$  发生的概率:

$$\beta_{11} = P(V = n_c, [N/n_t] > n_c > 0 | H_1)$$

$$= \alpha_{11} \left[ P_{d,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{m,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^{N-n_c},$$

$$\beta_{12} = P(V = n_c, n_c \geq [N/n_t] | H_1) = \alpha_{12}. \quad (30)$$

令  $\beta_{20}, \beta_{21}$  和  $\beta_{22}$  分别表示  $H_1$  条件下事件  $V > n_c, n_c = 0$ , 事件  $V > n_c, [N/n_t] > n_c > 0$  和事件  $V > n_c, n_c \geq [N/n_t]$  发生的概率:

$$\begin{aligned} \beta_{20} &= P(V > n_c, n_c = 0 | H_1) \\ &= \alpha_{10} \left\{ 1 - \left[ P_{d,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{m,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^N \right\}, \\ \beta_{21} &= P(V > n_c, [N/n_t] > n_c > 0 | H_1) \\ &= \alpha_{11} \left\{ 1 - \left[ P_{d,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{m,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^{N-n_c} \right\}, \\ \beta_{22} &= P(V > n_c, n_c \geq [N/n_t] | H_1) = 0. \end{aligned} \quad (31)$$

令  $\eta_{11}$  和  $\eta_{12}$  分别表示  $H_0$  条件下事件  $V = n_c, [N/n_t] > n_c > 0$  和事件  $V = n_c, n_c \geq [N/n_t]$  发生的概率:

$$\begin{aligned} \eta_{11} &= P(V = n_c, [N/n_t] > n_c > 0 | H_0) \\ &= \alpha_{01} \left[ P_{u,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{f,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^{N-n_c}, \\ \eta_{12} &= P(V = n_c, n_c \geq [N/n_t] | H_0) = \alpha_{02}. \end{aligned} \quad (32)$$

令  $\eta_{20}, \eta_{21}$  和  $\eta_{22}$  分别表示  $H_0$  条件下事件  $V > n_c, n_c = 0$ , 事件  $V > n_c, [N/n_t] > n_c > 0$  和事件  $V > n_c, n_c \geq [N/n_t]$  发生的概率:

$$\begin{aligned} \eta_{20} &= P(V > n_c, n_c = 0 | H_0) \\ &= \alpha_{00} \left\{ 1 - \left[ P_{u,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{f,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^N \right\}, \\ \eta_{21} &= P(V > n_c, [N/n_t] > n_c > 0 | H_0) \\ &= \alpha_{01} \left\{ 1 - \left[ P_{u,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{f,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^{N-n_c} \right\}, \\ \eta_{22} &= P(V > n_c, n_c \geq [N/n_t] | H_0) = 0. \end{aligned} \quad (33)$$

令  $\beta$  和  $\eta$  分别表示在  $H_1$  和  $H_0$  条件下, 事件  $V > 0$  的概率:

$$\begin{aligned} \beta &= P(V > 0 | H_1) = 1 - P(V = 0 | H_1) \\ &= 1 - \alpha_{10} \left[ P_{d,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{m,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^N, \\ \eta &= P(V > 0 | H_0) = 1 - P(V = 0 | H_0) \\ &= 1 - \alpha_{00} \left[ P_{u,i}^{\text{opt}} P_{e1} + P_{f,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e2}) \right]^N. \end{aligned} \quad (34)$$

令  $Q_{D1}$  和  $Q_{D2}$  分别表示  $H_1$  条件下事件  $D = 1, V = n_c, V > 0$  和事件  $D = 1, V > n_c, V > 0$  发生的概率:

$$Q_{D1} = P(D = 1, V = n_c, V > 0 | H_1)$$

$$= \beta_{11} Q_{D11} + \beta_{12} Q_{D12},$$

$$\begin{aligned} Q_{D2} &= P(D = 1, V > n_c, V > 0 | H_1) \\ &= \beta_{20} Q_{D20} + \beta_{21} Q_{D21}, \end{aligned} \quad (35)$$

其中,

$$Q_{D11} = P(D = 1 | H_1, V = n_c, [N/n_t] > n_c > 0)$$

$$= \sum_{\sum d_i=1}^{n_c} \sum_{\sum d_i \omega_i \geq 1/2} \prod_{i=1}^{n_c} P_{d,i}^{d_i} P_{m,i}^{1-d_i},$$

$$Q_{D12} = P(D = 1 | H_1, V = n_c, n_c \geq [N/n_t])$$

$$= \sum_{\sum d_i=1}^{n_c} \sum_{\sum d_i \omega_i \geq 1/2} \prod_{i=1}^{n_c} P_{d,i}^{d_i} P_{m,i}^{1-d_i},$$

$$Q_{D20} = P(D = 1 | H_1, V > n_c, n_c = 0)$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{\sum d_i=1}^V \sum_{\sum d_i \omega_i \geq 1/2} \prod_{i=1}^V \left[ P_{d,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e1}) \right]^{d_i} \\ &\quad \times \left[ 1 - P_{d,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e1}) \right]^{1-d_i}, \end{aligned}$$

$$Q_{D21} = P(D = 1 | H_1, V > n_c, [N/n_t] > n_c > 0)$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{\sum d_i=1}^V \sum_{\sum d_i \omega_i \geq 1/2} \prod_{i=1}^V \left[ P_{d,i} + P_{d,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e1}) \right]^{d_i} \\ &\quad \times \left[ 1 - P_{d,i} - P_{d,i}^{\text{opt}} (1 - P_{e1}) \right]^{1-d_i}. \end{aligned}$$

因此, 在  $H_1$  条件下, 系统的检测概率和漏检概率分别为

$$\begin{aligned} Q_D &= P(D = 1, V > 0 | H_1) \\ &= P(D = 1, V = n_c, V > 0 | H_1) \\ &\quad + P(D = 1, V > n_c, V > 0 | H_1) \\ &= Q_{D1} + Q_{D2}, \end{aligned} \quad (36)$$

$$\begin{aligned} Q_M &= P(D = 0, V > 0 | H_1) \\ &= P(V > 0 | H_1) \\ &\quad - P(D = 1, V > n_c, V > 0 | H_1) \\ &= \beta - Q_D. \end{aligned} \quad (37)$$

令  $Q_{U1}$  和  $Q_{U2}$  分别表示  $H_0$  条件下事件  $D = 0, V = n_c, V > 0$  和事件  $D = 0, V > n_c, V > 0$  发生的概率:

$$\begin{aligned} Q_{U1} &= P(D = 0, V = n_c, V > 0 | H_0) \\ &= \eta_{11} Q_{U11} + \eta_{12} Q_{U12}, \\ Q_{U2} &= P(D = 0, V > n_c, V > 0 | H_0) \\ &= \eta_{20} Q_{U20} + \eta_{21} Q_{U21}, \end{aligned} \quad (38)$$

其中,

$$Q_{U11} = P(D = 0 | H_0, V = n_c, [N/n_t] > n_c > 0)$$

$$= \sum_{d_i=1}^{n_c} \sum_{\sum d_i \omega_i < 1/2} \prod_{i=1}^{n_c} P_{u,i}^{1-d_i} P_{f,i}^{d_i},$$

$$Q_{U12} = P(D = 0 | H_0, V = n_c, n_c \geq [N/n_t])$$

$$= \sum_{d_i=1}^{n_c} \sum_{\sum d_i \omega_i < 1/2} \prod_{i=1}^{n_c} P_{u,i}^{1-d_i} P_{f,i}^{d_i},$$

$$Q_{U20} = P(D = 0 | H_0, V > n_c, n_c = 0)$$

$$= \sum_{d_i=1}^V \sum_{\sum d_i \omega_i < 1/2} \prod_{i=1}^V [P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1})]^{1-d_i} \times [1 - P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1})]^{d_i},$$

$$Q_{U21} = P(D = 0 | H_0, V > n_c, [N/n_t] > n_c > 0)$$

$$= \sum_{d_i=1}^V \sum_{\sum d_i \omega_i < 1/2} \prod_{i=1}^V [P_{u,i} + P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1})]^{1-d_i} \times [1 - P_{u,i} - P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1})]^{d_i}.$$

因此, 在  $H_0$  条件下, 系统的检测概率和虚警概率分别为

$$\begin{aligned} Q_U &= P(D = 0, V > 0 | H_0) \\ &= P(D = 0, V = n_c, V > 0 | H_0) \\ &\quad + P(D = 0, V > n_c, V > 0 | H_0) \\ &= Q_{U1} + Q_{U2}, \end{aligned} \quad (39)$$

$$\begin{aligned} Q_F &= P(D = 1, V > 0 | H_0) = P(V > 0 | H_1) \\ &\quad - P(D = 0, V > n_c, V > 0 | H_1) \\ &= \eta - Q_U. \end{aligned} \quad (40)$$

为了分析系统每次感知过程中传输到融合中心的比特数  $K_{\text{avg}}$ , 令  $P(T_V | H_1)$  和  $P(T_V | H_0)$  分别表示  $H_1$  和  $H_0$  条件下有  $V$  个认知节点发送 1bit 本地检测结果到融合中心的概率.  $P(\bar{T}_{N-V} | H_1)$  和  $P(\bar{T}_{N-V} | H_0)$  分别表示  $H_1$  和  $H_0$  条件下有  $N - V$  个认知节点不发送任何信息到融合中心的概率, 因此可得

$$\begin{aligned} K_{\text{avg}} &= P(H_1) \sum_{V=1}^N V \binom{N}{V} P(T_V | H_1) P(\bar{T}_{N-V} | H_1) \\ &\quad + P(H_0) \sum_{V=1}^N \binom{N}{V} P(T_V | H_0) P(\bar{T}_{N-V} | H_0) \\ &= P(H_1) \sum_{V=1}^N V \binom{N}{V} \left\{ (P_{d,i} + P_{m,i}) \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\quad + (1 - P_{d,i} - P_{m,i})(\alpha_{10} + \alpha_{11}) \\ &\quad \times \left[ P_{d,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1}) + P_{m,i}^{\text{opt}} P_{e2} \right]^V \\ &\quad \times \left\{ 1 - \left\{ (P_{d,i} + P_{m,i}) + (1 - P_{d,i} - P_{m,i}) \right. \right. \\ &\quad \times (\alpha_{10} + \alpha_{11}) \left. \left[ P_{d,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1}) + P_{m,i}^{\text{opt}} P_{e2} \right] \right\}^{N-V} \\ &\quad + P(H_0) \sum_{V=1}^N V \binom{N}{V} \left\{ (P_{u,i} + P_{f,i}) \right. \\ &\quad + (1 - P_{u,i} - P_{f,i})(\alpha_{00} + \alpha_{01}) \\ &\quad \times \left[ P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1}) + P_{f,i}^{\text{opt}} P_{e2} \right]^V \\ &\quad \times \left\{ 1 - \left\{ (P_{u,i} + P_{f,i}) + (1 - P_{u,i} - P_{f,i}) \right. \right. \\ &\quad \times (\alpha_{00} + \alpha_{01}) \left. \left[ P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1}) + P_{f,i}^{\text{opt}} P_{e2} \right] \right\}^{N-V}. \end{aligned} \quad (41)$$

进一步化简为

$$\begin{aligned} K_{\text{avg}} &= NP(H_1)P(T_1 | H_1) + NP(H_0)P(T_1 | H_0) \\ &< N, \end{aligned} \quad (42)$$

其中,

$$\begin{aligned} P(T_1 | H_1) &= (P_{d,i} + P_{m,i}) \\ &\quad + (1 - P_{d,i} - P_{m,i})(\alpha_{10} + \alpha_{11}) \\ &\quad \times \left[ P_{d,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1}) + P_{m,i}^{\text{opt}} P_{e2} \right], \\ P(T_1 | H_0) &= (P_{u,i} + P_{f,i}) \\ &\quad + (1 - P_{u,i} - P_{f,i})(\alpha_{00} + \alpha_{01}) \\ &\quad \times \left[ P_{u,i}^{\text{opt}}(1 - P_{e1}) + P_{f,i}^{\text{opt}} P_{e2} \right]. \end{aligned}$$

## 4 TBDDT 算法性能仿真分析

下面用 Matlab 对 TBDDT 算法的检测性能进行仿真验证. 在仿真中, 假设噪声是均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声, 采样点数  $M = 100$ ,  $\rho = 0.1$ , 信噪比 SNR 范围为  $-10$  dB 到  $10$  dB,  $P(H_1) = P(H_0) = 0.5$ .

图 4 对 TBDDT 算法的检测概率与虚警概率进行了仿真, 并与传统的双门限 (conventional double threshold, CDT) 协作频谱感知算法<sup>[18]</sup> 的性能曲线进行比较. 设置 AWGN 信道下仿真参数为:  $N = 10$ ,  $n_t = 2$ ,  $P_{e1} = P_{e2} = 0.001$ . 从图中可以看出, 与传统自适应双门限能量检测相比, 本文提出的 TBDDT 算法的检测性能更加优越. 尤其是在信噪比较低时, 检测概率最大可以提高约 0.17, 虚警

概率最大可以降低约0.07. 但是随着信噪比的提高, 这种优势不断减小, 这是因为信噪比提高以后噪声的影响减弱, 感知环境得到改善, 从而TBDDT算法的优势得不到体现. 说明TBDDT算法比较适合于低信噪比环境下的频谱检测.

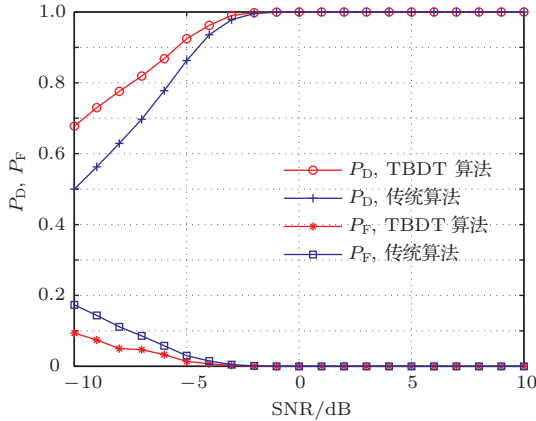


图4 TBDDT算法与传统算法性能比较

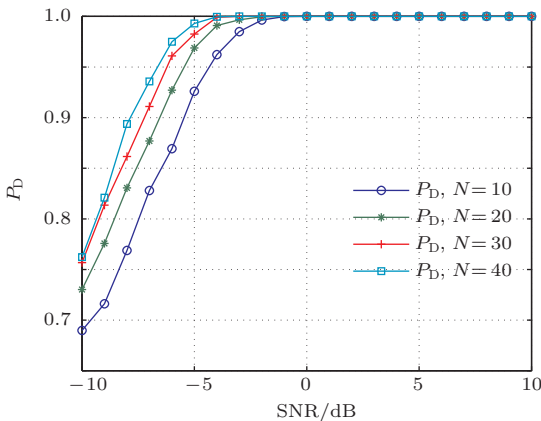


图5 N不同时TBDDT算法检测概率比较

图5对TBDDT算法在不同认知节点数情况下的检测概率进行了仿真比较. 设置AWGN信道下的仿真参数为  $N = 10, 20, 30, 40$ ,  $n_t = 2$ ,  $P_{e1} = P_{e2} = 0.001$ . 从图中可以看出, 当认知节点数目  $N$  增大时, 系统检测概率增加. 这是因为当认知节点数目增加时, 满足双门限和信任度参数的认知节点也相应增加, 因此, 参与协作的认知节点增多了. 当认知节点数增加10时, 检测概率最大可以提高约0.05. 但随着SNR的增大,  $N$ 对系统检测概率的影响降低. 尤其当  $SNR \geq -2$  dB时, 系统的检测概率已经很高, 此时认知节点数的提高对系统检测概率影响很小. 说明TBDDT算法在低SNR情况下可通过增加认知节点数提高检测性能, 在高

SNR情况下不必为检测性能的微小提高而增加认知节点数从而导致系统拥塞. 同时, 从图中可见, 当认知节点数增加10时, 同一SNR下的系统检测概率并非线性增加, 即随着认知节点数目的增加, 系统检测性能提高的幅度降低. 这是因为当认知节点数目增加到合适值时, 系统的检测性能得到改善, 此时再增加认知节点, 系统总体检测性能提升相对减弱.

图6对TBDDT算法在不同数目认知节点情况下的虚警概率进行了仿真. 仿真参数同图5. 从图中可以看出, 当认知节点数目  $N$  增大时, 系统虚警概率减小. 当  $SNR = -10$  dB时, 虚警概率最大可降低0.03左右. 但随着SNR的增大,  $N$ 对系统虚警概率的影响降低. 尤其当  $SNR \geq -2$  dB时, 系统的虚警概率已经很低, 此时认知节点数的提高对系统虚警概率影响很小. 因此, 可在SNR较低的情况下通过增加认知节点数提高系统的检测性能.

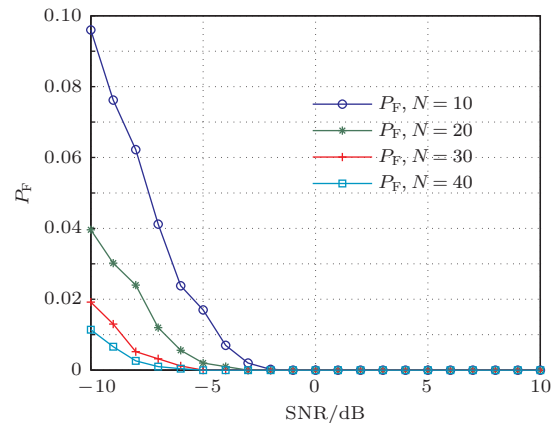


图6 N不同时TBDDT算法虚警概率比较

图7仿真了TBDDT算法在不同的可调参数  $n_t$  值情况下, 系统的检测概率随信噪比的变化. 设置AWGN信道下的仿真参数为:  $N = 10$ ,  $n_t = 1, 2, 3, 4$ ,  $P_{e1} = P_{e2} = 0.001$ . 从图中可以看出, 当  $n_t$  增大时, 系统检测概率有所降低. 这是因为  $n_t$  增大时, 满足双门限要求的认知节点数目比较容易满足系统要求, 此时参与协作检测的认知节点数总体减少了. 当  $SNR = -10$  dB时, 检测概率最大可提高0.15左右. 但随着SNR的增大,  $n_t$ 对系统检测概率的影响降低. 尤其当  $SNR \geq -2$  dB时, 系统的检测概率已经很高, 此时  $n_t$ 对系统检测概率影响很小. 因此, 可在SNR较低的情况下通过减少  $n_t$  提高系统的检测性能. 同时注意到同一SNR下检测概率的增加并非线性, 而且当为  $n_t = 3, 4$  时曲



线基本重合,这是因为取整的原因,即  $[10/2] = 5$ ,  $[10/3] = 3$ ,  $[10/4] = 2$ ,  $[10/5] = 2$ .

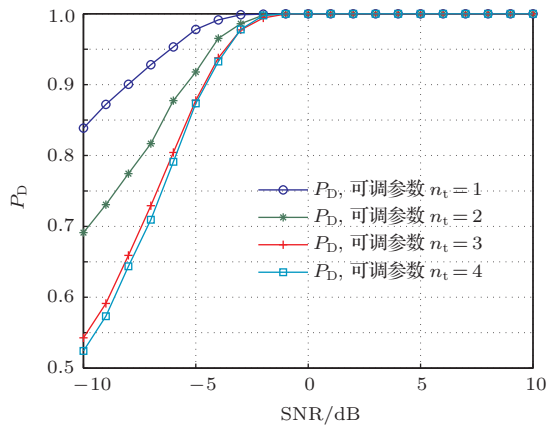


图7  $n_t$ 不同时TBDD算法检测概率比较

图8仿真了TBDD算法在不同的可调参数  $n_t$  值情况下,系统的虚警概率随信噪比的变化.仿真参数同图7.从图中可以看出,当  $n_t$  减小时,系统虚警概率有所降低,且最大可以降低约0.05.随着SNR的增大,  $n_t$  对系统检测概率的影响降低.在实际应用中可以根据业务类型设置合适的  $n_t$  值.如果授权用户业务带宽受限,则适当提高  $n_t$  以减少信道拥塞;如果授权用户业务要求QoS保障,则适当降低  $n_t$  以避免干扰授权用户.

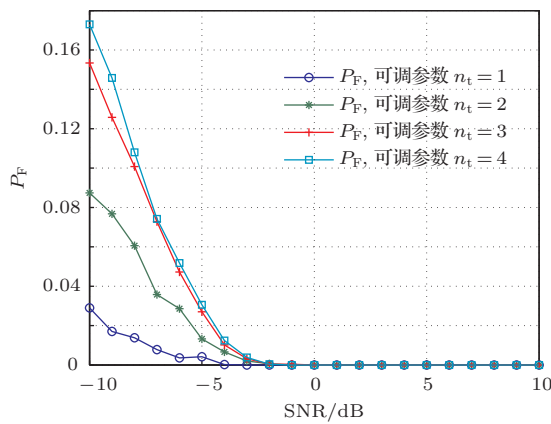


图8  $n_t$ 不同时TBDD算法虚警概率比较

图9仿真了TBDD算法在不同的  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  值情况下,系统的检测概率随信噪比的变化.设置AWGN信道下的仿真参数为  $N = 10$ ,  $n_t = 2$ ,  $P_{e1} = P_{e2} = 0, 0.001, 0.1, 0.3$ .从图中可以看出,当  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  增大时,系统检测概率有所降低.这是因为  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  增大时,信任度参数的可靠性降低

了,因此经过信任度参数验证的本地检测结果具有一定的不可靠性,从而导致系统检测性能降低.

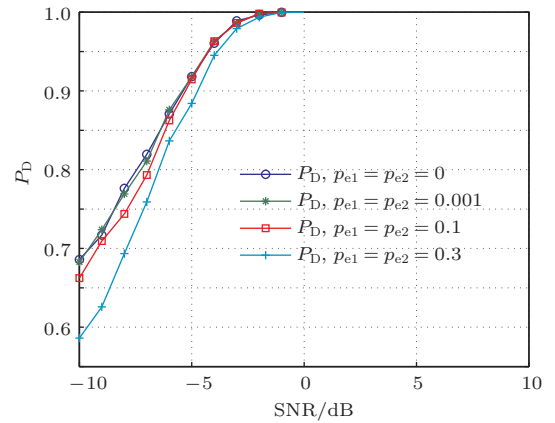


图9 不同  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$ 时TBDD算法检测概率比较

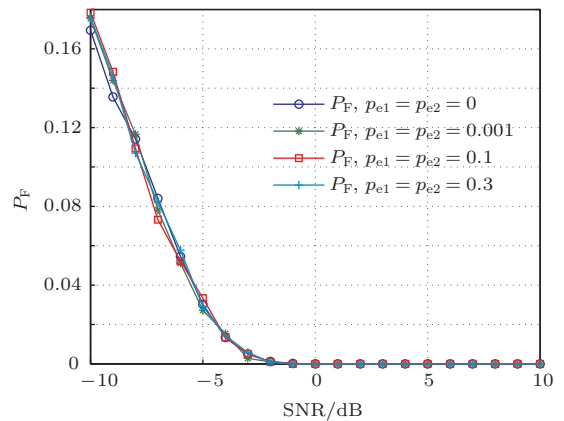


图10 不同  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$ 时TBDD算法虚警概率比较

图10仿真了TBDD算法在不同的  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  值情况下,系统的虚警概率随信噪比的变化.设置AWGN信道下的仿真参数同图9.从图中可以看出,当  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  增大时,系统虚警概率基本保持不变.与图6和图8相比,说明参数  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  对系统虚警概率的影响小于参数  $N$ ,  $n_t$  对系统虚警概率的影响.与图9相比,说明参数  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  对系统检测概率的影响大于对系统虚警概率的影响.这主要是因为  $N$ ,  $n_t$  直接影响到不满足双门限要求的认知节点进行信任度参数验证的概率大小,而  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  影响的是信任度参数的可靠性.如果满足双门限要求的认知节点数目达到要求,系统不进行信任度参数验证,此时  $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$  便不再起作用.在  $N$ ,  $n_t$  确定且系统需要进行信任度参数验证的情况下,由于系统的检测概率大于系统虚警概率,而且此时系统检

测概率及系统虚警概率体现的是满足双门限要求的认知节点和满足信任度参数的认知节点的总体性能,因此,参数 $P_{e1}$ ,  $P_{e2}$ 对系统检测概率的影响远远大于对系统虚警概率的影响。

## 5 结 论

本文针对传统认知无线电协作频谱感知以及目前存在的大多数协作感知算法在可靠性和传输消耗上的不足,提出一种基于信任度的双门限协作感知算法.该算法主要通过自适应的双门限和基于本地检测结果的信任度参数验证本地检测结果是否可靠.系统只利用一部分满足可靠性要求的认知节点参与协作.因此,不仅提高了系统的检测精确性,同时也节省了传输感知结果的信道带宽.而且系统依据认知节点的判决记录好坏设置其融合权限的大小,进一步节省了传输带宽.文章详细分析了算法及其性能并进行了仿真验证,结果表明该算法可以满足检测可靠性和低负载的要求.而且可以通过调整参数 $n_t$ 适应不同类型的无线业务,具有一定的灵活性.因此该算法在理论研究和实际应用方面都有一定价值.但是,实际无线环境中信号复杂多变,因此有必要将一些新型信号处理技术<sup>[19]</sup>引入到频谱检测中以进一步提高其可靠性和实用性.下一步将针对衰落信道和有差错传输进行研究.

## 参考文献

- [1] FCC 2003 *FCC Document ET Docket* **3** 108
- [2] Mitola J, Maguire G Q 1999 *IEEE Trans. Personal Communications*. **6** 13
- [3] Wang B B, Liu K J R 2011 *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*. **5** 5
- [4] Omar A M, Aly 2013 *Saudi International Electronics, Communications and Photonics Conference, Riyadh*, April 27–30, 2013 p1
- [5] Liu Y, Peng Q C, Shao H Z, Peng Q H, Wang L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 078406 (in Chinese)[刘允, 彭启琮, 邵怀宗, 彭启航, 王玲 2013 物理学报 **62** 078406]
- [6] Zu Y X, Zhou J, Zeng C C 2010 *Chin. Phys. B* **19** 119501
- [7] Zu Y X, Zhou J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 019501
- [8] Cabric D, Mishra S M, Brodersen R W 2004 *Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Asilomar*, Nov.7–10, 2004 p772
- [9] Zheng S L, Lou C Y, Yang X N 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3611 (in Chinese) [郑仕铨, 楼才义, 杨小牛 2010 物理学报 **59** 3611]
- [10] Liu S Q, Hu B J, Wang X Y 2012 *IEEE Trans. Communications Letters*. **16** 1096
- [11] Yue W J, Chen Z, Zheng B Y, Wang L 2012 *Journal of Electronics & Information Technology* **5** 1208 (in Chinese) [岳文静, 陈志, 郑宝玉 2012 电子与信息学报 **5** 1208]
- [12] Liu X, Zhang C W, Tan X Z 2011 *The 6th International ICST Conference on Communications and Networking in China*, China, Aug. 11–19, 2011 p205
- [13] Liu H Q, Wang S B, Li F, Zhan S W 2013 *The 5th International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems*, China, Sept.9–11, 2013 p629
- [14] Xie S J, Shen L F 2012 *2012 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing, Huangshan*, Oct.25–27, 2012 p1
- [15] Liang Y C, Zeng Y H, Peh E C Y, Hoang A T 2008 *IEEE Trans. Wireless Communications*. **7** 1326
- [16] Ding H Q, Yang J W, Zhao Z Y 2010 *Journal of Xidian University* **37** 665 (in Chinese) [丁汉青, 杨家玮, 赵志远 2010 西安电子科技大学学报 **37** 665]
- [17] Wei Z, Mallik R K, Letaief K B 2009 *IEEE Trans. Wireless Communications*. **8** 5761
- [18] Sun C H, Zhang W, Letaief K B 2007 *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, Kowloon, March 11–15, 2007 p1
- [19] Cheng X F, Zhang Z 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 168701 (in Chinese)[成谢锋, 张正 2013 物理学报 **62** 168701]

# Double-threshold cooperative spectrum sensing for cognitive radio based on trust<sup>\*</sup>

Zhang Xue-Jun<sup>1)2)†</sup> Lu You<sup>2)</sup> Tian Feng<sup>1)</sup> Sun Zhi-Xin<sup>1)</sup> Cheng Xie-Feng<sup>2)</sup>

1) (Key Laboratory of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology of Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

2) (School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

( Received 14 November 2013; revised manuscript received 24 December 2013 )

## Abstract

This paper presents a double-threshold cooperative spectrum sensing algorithm which is based on trust and satisfies both reliability and efficiency. The cognitive nodes that satisfy the request of double-threshold have the priority to participate in cooperative sensing and that satisfy the requirement of trust parameters may participate in cooperative sensing if only the number of the former is smaller than a preset value. The fusion center stores the sensing record of each cognitive node and sets the fusion weights according to the partial detected results. Theoretical analysis and simulation show that the bandwidth required for transmitting the sensing parameters decreases, and the detection performance improves because the unreliable users are reduced. Additionally, the algorithm can be made to adapt to different wireless service by adjusting the parameter  $n_t$ .

**Keywords:** cognitive radio, cooperative sensing, adaptive double-threshold, trust parameters

**PACS:** 84.40.Ua, 95.85.bh

**DOI:** [10.7498/aps.63.078401](https://doi.org/10.7498/aps.63.078401)

---

<sup>\*</sup> Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61001077, 61170276, 61271334).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [xjzhang@njupt.edu.cn](mailto:xjzhang@njupt.edu.cn)