

一种高效利用资源的协作感知方法

彭 霄, 吴素文, 朱近康

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230027)

摘要:在频谱资源日渐紧缺的背景下, 认知无线电技术成为无线通信领域新的研究热点, 而频谱感知是认知无线电研究的重要内容. 为了提高感知结果可靠性并且对抗隐藏节点问题, 协作频谱感知被提出, 但传统的协作感知策略往往需要大量感知节点的参与, 从而消耗了较多的资源. 为此, 我们从节约资源的角度出发, 提出了一种迭代式协作感知方法, 该方法可以在感知精度满足一定要求的同时, 最小化参与感知的节点数目, 从而降低系统的资源消耗. 仿真结果表明, 本方法能够有效地保证检测概率和虚警概率的目标, 同时使得参与感知的节点数目和系统的资源消耗最小化.

关键词: 认知无线电; 协作频谱感知; 感知节点选择; 数据融合

中图分类号: TN925 **文献标识码:** A

A novel resource-efficient cooperative sensing method

PENG Xiao, WU Su-wen, ZHU Jin-kang

(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: Cognitive radio is a promising technology for its ability to overcome the insufficiency of available spectrums, and spectrum sensing is an important issue in cognitive radio research. Due to its ability to increase the reliability of sensing results and imitate hidden node problems, sensor cooperation in spectrum sensing has gained much attention. However, conventional cooperative method is usually resource inefficient for involving too many sensors. A novel iterative cooperative sensing method is proposed, which minimizes the quantity of cooperating sensors and resource consumption while satisfying the constraint of a given sensing accuracy. The simulation results show that our method can guarantee the target probability of detection and probability of false alarm and minimize the number of the sensors involved and resource consumed.

Key words: cognitive radio; cooperative spectrum sensing; sensor selection; data fusion

0 引言

随着无线通信技术的发展, 各种无线通信标准和系统不断涌现, 使得原本有限的频谱资源变得更加稀缺; 与此同时, 很多授权频谱的利用率并不是很高^[1]. 因此为了解决频谱资源的稀缺性和频谱利用的公平性, Mitola^[2]提出了认知无线电的概念. 在认

知无线电系统中, 非授权用户(感知节点)可以在不干扰授权用户的前提下使用授权用户的频谱, 从而提高了频谱资源的利用效率和系统的总吞吐量.

在认知无线电技术领域里, 频谱感知是非常重要的一个研究课题, 对频率资源的准确感知是感知节点利用频谱资源的前提. 但是单个感知节点的感知能力是有限的, 而且很难解决隐藏节点问题, 一旦

收稿日期: 2009-05-11; 修回日期: 2009-07-15

基金项目: 国家自然科学基金(60572066)资助.

作者简介: 彭霄, 男, 1985年生, 硕士生. 研究方向: 认知无线电频谱感知. E-mail: pengxiao@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 朱近康, 教授. E-mail: jkzhu@ustc.edu.cn

处于深衰落中,单个感知节点就没有其他渠道获得授权用户的信息。

协作频谱感知^[3,4]被公认是提高感知结果可靠性的有效途径。通过多个节点的协作感知以及合适的感知结果融合技术,可以在不对单个节点的感知能力提出更高要求的前提下,大大提高感知结果的准确性。不过协作感知也面临一些问题:一方面,由于每次感知过程都涉及多个感知节点的参与,因此总资源开销会比非协作感知要高,这是不符合节约能耗的绿色通信的要求的;另一方面,最优判决融合准则^[5]需要已知每个感知节点的检测概率和虚警概率,这在实际中是不现实的。对于第一方面的问题,文献[6,7]研究了在保证感知结果可靠性的前提下,如何选择感知节点数目以降低资源开销的问题。但是文献[6]仅给出了目标函数,并没有给出最优节点数目的理论值,也没有提出具体的协作感知算法,而文献[7]仅考虑了所有节点的检测概率和虚警概率都相同并且已知的情况,这个假设在很多场合下过于苛刻,因而难以应用。对于第二方面的问题,文献[8]提出了一种自适应迭代算法以估计单个感知节点的检测概率和虚警概率,文献[9]则对该算法进行了进一步改进和加强。但是这两篇文献并没有考虑资源开销,因此不支持感知节点数目的动态改变,同时也没有给出系统总的检测概率限和虚警概率限。

本文考虑了不同节点的感知能力存在差异,并且无法先验获得任何节点的检测概率或虚警概率的场景,在此基础上提出了一种高效利用资源的协作感知方法。在保证感知结果可靠性(以检测概率和虚警概率为度量标准)的前提下,该方法可以使参与感知的节点数目最小化,从而降低了系统的资源消耗。

1 系统模型

本文的系统模型为含有中心节点的协作频谱感知系统,如图1所示。 PU 和 SU 分别代表授权用户和感知节点,假设 PU 出现的先验概率为 P_1 ,不出现的先验概率为 $P_0=1-P_1$ 。系统模型中共有 N 个感知节点,其中 M 个被选中参与感知过程, $1 \leq M \leq N$ 。 y_i 代表节点 i 感知到的 PU 信息, u_i 代表节点 i 基于 y_i 作出的判决, $1 \leq i \leq M$ 。每个被选中的感知节点将各自的本地判决 u_i 汇报给数据融合中心 FC ,由 FC 负责做出最终判决 u 。这里 $u \in \{-1, 1\}$ 且 $u_i \in \{-1, 1\}$, -1 代表判定 PU 不出现(记为 H_0), 1 代表判定 PU 出现(记为 H_1), $1 \leq i \leq M$ 。假

设各个感知节点的判决结果是独立的,即 u_i 两两独立, $1 \leq i \leq M$ 。

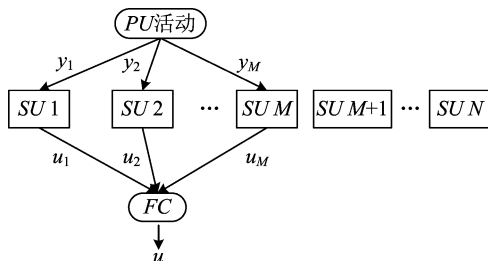


图1 协作频谱感知系统

Fig. 1 Cooperative spectrum sensing system

这里将每个感知节点的感知能力表征为两个指标:检测概率 $P_d^{(i)}$ 和虚警概率 $P_f^{(i)}$ 。其中 $P_d^{(i)} = P(u_i = 1 | H_1)$,即当 PU 出现时,节点 i 判定 H_1 的概率;而 $P_f^{(i)} = P(u_i = 1 | H_0)$,代表当 PU 没出现时,节点 i 判定 H_1 的概率, $1 \leq i \leq N$ 。此外,设整个系统的检测概率和虚警概率分别为 PD 和 PF ,即 $PD = P(u = 1 | H_1)$, $PF = P(u = 1 | H_0)$ 。

在协作感知过程中,资源的消耗往往是和参与感知的节点数目成正比的,因此,要实现给定感知精度下,最小化感知过程的资源消耗,实质上就是最小化参与感知的节点数目。所以我们要解决的问题可以建模为一个最优化问题:

$$\begin{cases} \min M, \\ \text{s. t. } PD \geq PD_t, PF \leq PF_t \end{cases} \quad (1)$$

式中, PD_t 和 PF_t 代表预设的门限值。

2 最优化问题分析

式(1)的求解可以分为两步:首先选择最优的判决融合准则,然后找到该准则下 PD 和 PF 关于 M 的表达式,并得到满足限定条件的最小 M 值,即 M_{\min} 。其中第一步比较容易实现,但第二步在大部分条件下只能通过近似的手段实现。下面分几种情况讨论。

2.1 各个节点感知能力已知并且相同

若已知每个节点的检测概率 $P_d^{(i)}$ 和虚警概率 $P_f^{(i)}$,且 $P_d^{(i)} = Q, P_f^{(i)} = P_f, \forall i$,那么可以证明,在此情况下最优的判决融合准则是大数逻辑准则^[10,11],即,当 M 个节点中有 k 个认为 PU 出现, FC 就判决 PU 出现,否则判决 PU 不出现。 k 通常可取 $M/2$ ^[7]。此时有

$$\begin{cases} PD(M) = \sum_{i=k}^M \binom{M}{i} P_d^i (1 - P_d)^{M-i} \\ PF(M) = \sum_{i=k}^M \binom{M}{i} P_f^i (1 - P_f)^{M-i} \end{cases} \quad (2)$$

通过式(2),可以利用数值解法求解式(1),即

$$M_{\min} = \min_{\substack{PD(M) \geq PD_t \\ PF(M) \leq PF_t}} M.$$

2.2 各个节点感知能力已知但是不同

实际中不同节点的 $P_d^{(i)}$ 和 $P_f^{(i)}$ 往往不同. 在此情况下最优的判决融合准则是 Chair-Varshney 准则^[5],即

$$U = \sum_{i=1}^M V_i \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} t = \log \frac{P_0}{P_1} \quad (3)$$

H_1
 H_0

式中, U 为检验统计量, t 是门限值,

$$V_i = \begin{cases} \log \frac{P_d^{(i)}}{P_f^{(i)}}, & u_i = 1 \\ \log \frac{1 - P_d^{(i)}}{1 - P_f^{(i)}}, & u_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

此时难以给出 PD 和 PF 关于 M 的解析表达式,因此这里不能像第一种情形那样求得 M_{\min} ,这说明当各个节点感知能力存在差异时,难以通过常规数学手段求解式(1).

2.3 各个节点感知能力未知

除了上述困难外,在实际感知过程中很难先验得到 PU 空闲的概率 P_0 ,以及每个节点的感知能力,所以对于一个实际可用的算法来说,首先需要由算法本身对 $P_0, P_d^{(i)}$ 和 $P_f^{(i)}$ 进行估计. 记 Q_0 为 P_0 的估计, $Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}$ 分别为 $P_d^{(i)}$ 和 $P_f^{(i)}$ 的估计, $1 \leq i \leq N$; 在估计 P_0 时, FC 的判决可作为基准,每当 FC 判为 H_0 时, Q_0 将增加,否则 Q_0 会减小; 在估计 $P_d^{(i)}$ 和 $P_f^{(i)}$ 时,也以 FC 的判决为基准,每当节点 i 的本地判决 u_i 和 FC 的判决 u 一致时,可认为本地判决正确, $Q_d^{(i)}$ 相应地会增大(或 $Q_f^{(i)}$ 减小,取决于它和 FC 一致判决的结果是 H_1 还是 H_0); 否则认为判断错误, $Q_d^{(i)}$ 相应地会减小(或 $Q_f^{(i)}$ 增大). 所以,迭代估计的过程综合考虑了当前判决结果和历史感知准确率. 具体算法如算法 2.1 所示,详细推导见附录.

算法 2.1 $Q_0, Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}$ 的估计/更新算法

$$\begin{aligned} \text{if}(u_i == 1 \&\& u == 1) Q_d^{(i)} &\leftarrow \frac{Q_d^{(i)} * N_1 + 1}{N_1 + 1}, \\ Q_0 &\leftarrow \frac{n * Q_0}{n + 1}, N_1 \leftarrow N_1 + 1; \\ \text{elseif}(u_i == -1 \&\& u == 1) Q_d^{(i)} &\leftarrow \frac{Q_d^{(i)} * N_1}{N_1 + 1}, \\ Q_0 &\leftarrow \frac{n * Q_0}{n + 1}, N_1 \leftarrow N_1 + 1; \\ \text{elseif}(u_i == 1 \&\& u == -1) Q_f^{(i)} &\leftarrow \frac{Q_f^{(i)} * N_0 + 1}{N_0 + 1}, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Q_0 &\leftarrow \frac{n * Q_0 + 1}{n + 1}, N_0 \leftarrow N_0 + 1; \\ \text{elseif}(u_i == -1 \&\& u == -1) Q_f^{(i)} &\leftarrow \frac{Q_f^{(i)} * N_0}{N_0 + 1}, \\ Q_0 &\leftarrow \frac{n * Q_0}{n + 1}, N_0 \leftarrow N_0 + 1; \end{aligned}$$

上述算法第一行表示第 i 个节点和 FC 都判定 H_1 的情形; 第四行表示第 i 个节点和 FC 都判定 H_0 的情形; 第二行表示第 i 个节点判定 H_0, FC 判定 H_1 的情形; 第三行表示第 i 个节点判定 H_1, FC 判定 H_0 的情形. 其中 N_1 为 FC 判为 H_1 的总次数, N_0 为 FC 判为 H_0 的总次数, $n = N_1 + N_0$ 即为总的感知次数. 为避免算法陷入死循环, N_1 和 N_0 可以都初始化为 1. 实际系统中, P_0 一般介于 $[0.75, 1.0]$ 之间^[12], 因此 Q_0 的初值可以在 $[0.75, 1.0]$ 之间取; 而 $Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}$ 的初值可以分别在 $[0.5, 1.0]$ 和 $[0, 0.5]$ 之间取, $1 \leq i \leq N$.

3 迭代式协作感知算法

基于前面的分析,本文提出一种基于迭代的协作感知算法. 首先定义节点的感知能力指数

$$R^{(i)} = Q_d^{(i)} - Q_f^{(i)}, 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

在算法中, $R^{(i)}$ 作为节点 i 感知能力的度量. 一个节点的检测概率越高,虚警概率越低,那么它所对应的 $R^{(i)}$ 就越大,说明其感知精确度越高(在 $Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}$ 的估计准确的前提下).

迭代感知算法的具体过程如算法 3.1 所示.

算法 3.1 迭代式协作感知算法描述

初始化 M 初始化为 N (即所有节点都参与第一次感知); 为 $Q_0, Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}, 1 \leq i \leq N$ 赋初值;

Step 1 FC 对 N 个节点按 $R^{(i)}$ 从高到低排序,并选出 M 个最大的参与本次感知;

Step 2 FC 通过 Chair-Varshney 准则进行判决融合,并根据判决结果更新 Q_0 以及 $Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}, 1 \leq i \leq M$; 然后根据 $\{Q_d^{(i)}\}, \{Q_f^{(i)}\}$ 计算 QD 和 QF (QD 和 QF 代表 PD 和 PF 的估计值);

Step 3 if $(QD > PD_t + e$ and $QF < PF_t - e) M \leftarrow M - \text{step};$

elseif $(QD < PD_t - e$ or $QF > PF_t + e) M \leftarrow M + \text{step};$

(其中 e 为误差裕量, step 为调整步长) 返回 Step 1.

迭代多次之后 M 将趋于稳定,此时的 M 就是式(1)的近似解. 之所以引入 Step 3 中的误差裕量

e , 是为了避免 M 值由于 QD 和 QF 的细小波动而产生的频繁振荡。

对 PD 和 PF 的估计(即 QD 和 QF 的计算)是本算法的核心, 如果 PD 和 PF 估计误差过大, 算法的收敛特性将比较差, 并且难以达到 $\{PD_t, PF_t\}$ 的要求. 在各个节点感知能力相同的情况下, 可以利用式(2)得到 QD 和 QF ; 但是如果不同节点的 $Q_d^{(j)}$ 和 $Q_f^{(j)}$ 存在差异, 这时采用 Chair-Varshney 准则, 就不能直接利用式(2); 在 N 比较大(超过 10)的情况下, 为兼顾估计的准确度和算法的复杂度, 这里进一步采用近似的方法, 定义

$$\begin{cases} Qd_e = Qd_aver * \omega + Qd_low * (1 - \omega) \\ Qf_e = Qf_aver * \omega + Qf_high * (1 - \omega) \end{cases} \quad (6)$$

将 Qd_e 和 Qf_e 分别代替式(2)中的 P_d 和 P_f , 得到 PD 和 PF 的估计式如下:

$$\begin{cases} QD = \sum_{i=\lfloor M/2 \rfloor}^M \binom{M}{i} Qd_e^i (1 - Qd_e)^{M-i} \\ QF = \sum_{i=\lfloor M/2 \rfloor}^M \binom{M}{i} Qf_e^i (1 - Qf_e)^{M-i} \end{cases} \quad (7)$$

式(6)中 Qd_aver 和 Qf_aver 分别代表 M 个节点的 $Q_d^{(j)}$ 和 $Q_f^{(j)}$ 的平均值; Qd_low 和 Qf_high 代表按照 $R^{(j)}$ 从高到低排序排在第 M 位的节点的 $Q_d^{(j)}$ 和 $Q_f^{(j)}$; $\omega \in [0, 1]$ 为权重因子, ω 接近 0 时, Qd_e 和 Qf_e 会有较大概率估计得相对保守, 即 Qd_e 偏小, Qf_e 偏大, 由于 QD 和 QF 分别是 Qd_e 和 Qf_e 的增函数, 此时按照式(7)得出的 QD 和 QF 也会相对保守(即 QD 小于 PD , QF 大于 PF), 根据算法 3.1 中的 Step 3, $\{PD, PF\}$ 会比预期门限 $\{PD_t, PF_t\}$ 更优, 但是得到的 M 的收敛值会偏大; 相对地, 当 ω 接近 1 时, 估计则偏乐观(即 QD 可能大于 PD , QF 可能小于 PF), 此时得到的 M 的收敛值会偏小, 而 $\{PD, PF\}$ 有可能达不到预期门限 $\{PD_t, PF_t\}$ 的要求. 从后面的仿真结果可以看出, 当 $\omega \geq 0.5$ 时, 系统的 $\{PD, PF\}$ 都达到了要求, 同时 M 的收敛值不到 $N/10$, 因而得到了较大的资源节省.

式(7)中 $\lfloor * \rfloor$ 代表向下取整.

4 仿真结果及分析

在所有仿真中都假设节点的感知能力是无法先验得到的; 算法仿真分如下两种情形.

4.1 各个节点感知能力相同

在此情形下 Chair-Varshney 准则退化为大数准则, 此时不需要计算 Q_0 ; 并且由于所有感知节点

能力相同, FC 对节点的选择是随机的. 置 $P_0 = 0.8$, $P_1 = 0.2$; 系统共有 $N = 100$ 个备选感知节点; $\{Q_d^{(j)}\}$ 初始化为 0.6, $\{Q_f^{(j)}\}$ 初始化为 0.4, $1 \leq i \leq N$; 权重因子 $\omega = 1$; 误差裕量 $e = 0.02$, M 调整步长 $step = 1$. 每组仿真包括 1 000 次感知. 仿真结果见图 2 和图 3.

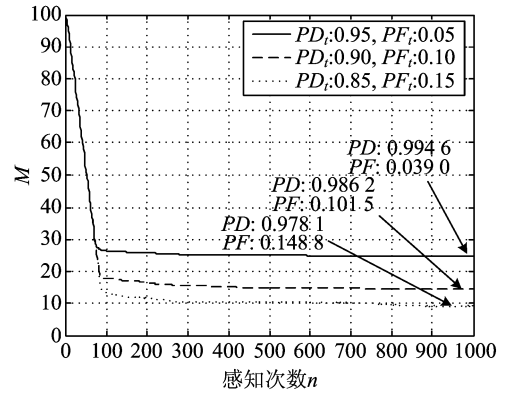


图 2 不同 $\{PD_t, PF_t\}$ 配置下的 M 收敛情况
Fig. 2 Convergence of M at different $\{PD_t, PF_t\}$

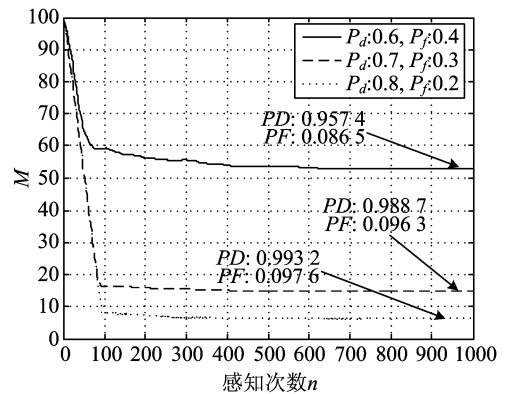


图 3 不同 $\{P_d, P_f\}$ 配置下的 M 收敛情况
Fig. 3 Convergence of M at different $\{P_d, P_f\}$

图 2 中, 固定 $P_d = 0.7$, $P_f = 0.3$, 每条曲线对应一组仿真的平均值, 每条曲线末尾的 $\{PD, PF\}$ 代表 1 000 次感知完成时的实际检测概率和虚警概率. 该图反映了不同目标门限下, M 随感知次数增加的收敛情况. 从图中看到当目标门限越苛刻时, M 的收敛值越大, 这是因为为达到更高的精度要求需要更多的节点参与; 同时从图中看到, 每组仿真结束时, $\{PD, PF\}$ 都符合 $\{PD_t, PF_t\}$ 的要求, 说明在采用的参数配置下, 算法达到了感知精确度的要求, 同时 M 远低于系统总的节点数, 从而实现了资源的节省.

图 3 固定 $PD_t = 0.90$, $PF_t = 0.10$. 该图反映了单个节点感知能力对于 M 收敛情况的影响, 从图中看到当单个节点感知能力越强时, 算法稳定后需要的 M 值越小.

4.2 各个节点感知能力不同

置 $P_0=0.8, P_1=0.2$; 设 $P_d^{(i)}$ 为 $[0.5, 0.9]$ 之间均匀分布, $P_f^{(i)}$ 为 $[0.1, 0.5]$ 之间均匀分布, 简单起见, 令 $P_d^{(i)}$ 和 $P_f^{(i)}$ 之间不相关, $1 \leq i \leq N$; Q_0 初始化为 0.85; $\{Q_d^{(i)}\}$ 初始化为 0.7, $\{Q_f^{(i)}\}$ 初始化为 0.3, $1 \leq i \leq N$; 误差裕量 $e=0.02$; M 调整步长 $\text{step}=1$. 每组仿真包括 1 000 次感知, 仿真结果见图 4, 图 5 和图 6.

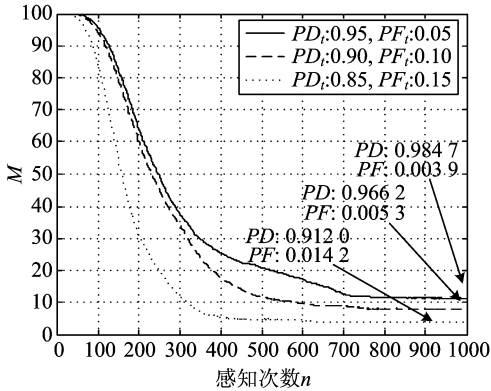


图 4 不同 $\{PD_t, PF_t\}$ 配置下的 M 收敛情况
Fig. 4 Convergence of M at different $\{PD_t, PF_t\}$

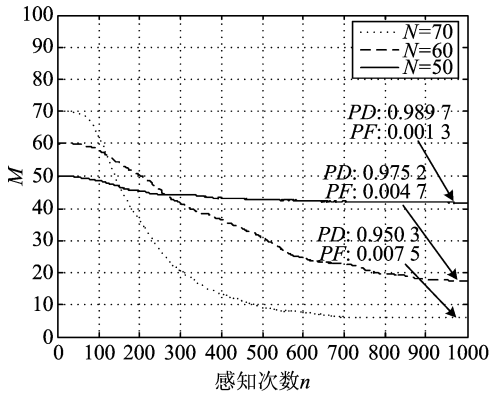


图 5 不同 N 配置下的 M 收敛情况
Fig. 5 Convergence of M at different N

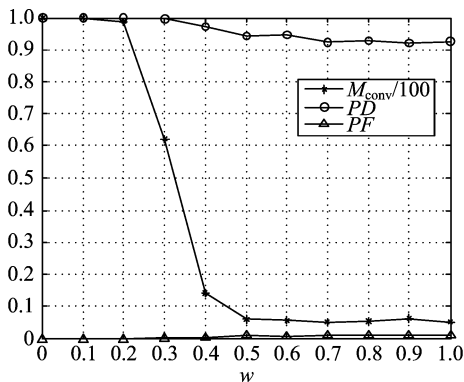


图 6 权重因子 w 对系统性能的影响
Fig. 6 The influence of w to the system performance

图 4 中固定 N 为 100, 权重因子 $w=0.5$. 和图 2 类似, 该图反映了不同目标门限下, M 随感知次数增加的收敛情况. 可以看到, 随着目标精确度要求的提高, 算法稳定时需要的节点数将增加. 对比图 4 和图 2, 发现图 4 中 M 的收敛速度更慢一些, 这可能是因为根据式 (7) 计算出的 $\{QD, QF\}$ 跟实际 $\{PD, PF\}$ 的误差更大, 导致算法需要更长时间稳定; 不过可以看到当 $\{PD_t, PF_t\} = \{0.90, 0.10\}$ 时, 感知次数 n 大于 400 之后, M 的变化幅度相对较小, 同时已经获得了较大的资源节省.

图 5 固定目标门限 $PD_t=0.90, PF_t=0.1$, 权重因子 $w=0.5$. 本图反映了备选节点总数对 M 收敛特性的影响. 从图中看到, 当总结点数 N 降低时, M 的收敛值增大, 这是因为对于均匀分布而言, 如果备选节点的集合较小, 感知能力强的节点的绝对数目会较少, 因而需要更多节点参与才能维持系统的感知精度.

图 6 考察了权重因子 w 对系统性能的影响. 图中固定 N 为 100, 目标门限 $PD_t=0.90, PF_t=0.10$. 图中 M_{conv} 代表每组仿真完成时 M 的收敛值, 为方便表示, 这里对 M_{conv} 按总节点数 N 进行了归一化; PD 和 PF 曲线分别代表每组仿真完成时, 系统的检测概率和虚警概率. 从图中看到, 当 w 小于 0.4 时, M_{conv} 急剧增大, 说明此时对 $\{PD, PF\}$ 估计得过于保守, 即 QD 小于 PD, QF 大于 PF , 系统误认为当前精确度不够, 便调用大量节点参与感知; 当 w 大于 0.5 时, QD 和 QF 变得更准确, 因此系统只调用了较少的节点, 同时也达到了目标门限的要求.

5 结论

本文从节约资源的角度出发提出了一种实用的协作感知方法. 该方法采用迭代和估计的手段, 在考虑了不同感知节点的感知能力差异, 并且不要求已知任何节点的检测概率或虚警概率的前提下, 能最小化参与感知的节点数, 并且满足感知精度的要求. 仿真结果表明, 本方法能够有效地保证检测概率和虚警概率的目标, 同时使参与感知的节点数目和系统总的资源消耗最小化.

附录 $Q_0, Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}$ 的估计及其更新算法

$Q_0, Q_d^{(i)}$ 和 $Q_f^{(i)}$ 的更新算法综合考虑了历史感知正确率和当前判决的结果. 记第 n 次感知时, 有

$$Q_{0,n} = \frac{N_0}{n} \quad (8)$$

而节点 i 有

$$\begin{cases} Q_{d,n}^{(i)} = \frac{N_{i1}}{N_1} \\ Q_{f,n}^{(i)} = \frac{N_{i0}}{N_0} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $Q_{0,n}$ 代表第 n 次感知时估计出的 P_0 值, $Q_{d,n}^{(i)}$ 和 $Q_{f,n}^{(i)}$ 分别代表节点 i 在第 n 次感知时的检测概率估计和虚警概率估计; N_1 和 N_0 分别代表截止到第 n 次感知, FC 做出的 H_1 和 H_0 判决次数; N_{i1} 代表在 FC 做出 H_1 判决的 N_1 次感知中, 节点 i 也做出 H_1 判决的次数; N_{i0} 代表在 FC 做出 H_0 判决的 N_0 次感知中, 节点 i 却做出 H_1 判决的次数. 因此, 第 $n+1$ 次感知时, 有四种可能情形:

① FC 和节点 i 都做出 H_1 判决, 此时

$$\begin{cases} Q_{0,n+1} = \frac{N_0}{n+1} \\ Q_{d,n+1}^{(i)} = \frac{N_{i1} + 1}{N_1 + 1} \\ Q_{f,n+1}^{(i)} = Q_{f,n}^{(i)} \end{cases} \quad (10)$$

② FC 做出 H_1 判决, 节点 i 做出 H_0 判决, 此时

$$\begin{cases} Q_{0,n+1} = \frac{N_0}{n+1} \\ Q_{d,n+1}^{(i)} = \frac{N_{i1}}{N_1 + 1} \\ Q_{f,n+1}^{(i)} = Q_{f,n}^{(i)} \end{cases} \quad (11)$$

③ FC 和节点 i 都做出 H_0 判决, 此时

$$\begin{cases} Q_{0,n+1} = \frac{N_0 + 1}{n+1} \\ Q_{d,n+1}^{(i)} = Q_{d,n}^{(i)} \\ Q_{f,n+1}^{(i)} = \frac{N_{i0}}{N_0 + 1} \end{cases} \quad (12)$$

④ FC 做出 H_0 判决, 节点 i 做出 H_1 判决, 此时

$$\begin{cases} Q_{0,n+1} = \frac{N_0 + 1}{n+1} \\ Q_{d,n+1}^{(i)} = Q_{d,n}^{(i)} \\ Q_{f,n+1}^{(i)} = \frac{N_{i0} + 1}{N_0 + 1} \end{cases} \quad (13)$$

将式(8)代入式(10), (11), (12)和式(13), 消去 N_0 ; 将式(9)代入式(10), (11), (12)和式(13), 消去 N_{i1} 和 N_{i0} , 即得算法 2.1 中的算法.

参考文献(References)

[1] Federal Communications Commission. Spectrum policy

task force report, ET Docket No. 02-135 [R]. Washington, DC: FCC, 2002.

- [2] Mitola J, Maguire G Q. Cognitive radio: Making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] Visotsky E, Kuffner S, Peterson R. On collaborative detection of TV transmissions in support of dynamic spectrum sharing[C]// Proceedings of 2005 1st IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. New York: IEEE, 2005: 338-345.
- [4] Ganesan G, Li Y. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]// Proceedings of 2005 1st IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. New York: IEEE, 2005: 137-143.
- [5] Chair Z, Varshney P K. Optimal data fusion in multiple sensor detection system [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(1): 98-101.
- [6] Chen Yunfei. Optimum Number of Secondary Users in Collaborative Spectrum Sensing Considering Resources Usage Efficiency[J]. IEEE Communication. Letters, 2008, 12(12): 877-879.
- [7] Zhang Wei, Mallik R K, Ben Letaief K. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks[C]// Proceedings of 2008 IEEE International Conference On Communications. New York: IEEE, 2008: 3 411-3 415.
- [8] Mansouri N, Fathi M. Simple counting rule for optimal data fusion[C]// Proceedings of 2003 IEEE Conference on Control Applications. New York: IEEE, 2003: 1 186-1 191.
- [9] Chen Lei, Wang Jun, Li Shaoqian. An adaptive cooperative spectrum sensing scheme based on the optimal data fusion rule[C]// Proceedings of 2007 Fourth International Symposium On Wireless Communication Systems. New York: IEEE, 2007: 473-477.
- [10] Reibman A R, Nolte L W. Optimal detection and performance of distributed sensor systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1987, 23(1): 24-30.
- [11] Lin K Y, Krishna H. Optimization of the distributed detection system with data fusion[C]// Proceedings of the 35th Midwest Symposium on Circuits and Systems: vol 1. New York: IEEE, 1992: 670-673.
- [12] 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.