

协作频谱感知中快速自适应门限策略

夏文芳 王殊 龚世民 刘威
(华中科技大学电子与信息工程系 武汉 430074)

摘要: 频谱感知是认知无线电的一个重要组成部分。在异构网络中, 认知节点的移动会导致接收信号强度和噪声功率发生变化, 这使得采用固定门限参数的频谱感知策略无法保证在任何时候均工作于最优感知状态。为了解决这一问题, 该文提出一种自适应门限参数的协作频谱感知策略。该策略无需主用户信号、信道以及环境噪声的任何先验信息, 参与协作的所有认知节点采用最陡下降法自适应调节门限参数, 控制中心采用最优数据融合算法获得最小检测代价。仿真结果显示, 当认知节点参数发生变化时, 协作节点的门限参数快速收敛于最优值, 使系统贝叶斯风险最小。

关键词: 认知无线电; 协作频谱感知; 自适应门限; 最陡下降法

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)06-1406-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00891

Fast Adaptive Threshold for Cooperative Spectrum Sensing

Xia Wen-fang Wang Shu Gong Shi-min Liu Wei

(Department of Electronics and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Spectrum sensing is a key functional part for cognitive radio networks. In heterogeneous networks, the mobility of cognitive nodes will lead to changes in the received signal strength and noise power, which make it difficult for cognitive users to achieve optimal sensing performance at all times using traditional spectrum sensing methods with fixed thresholds. To solve this problem, an adaptive threshold scheme is proposed in this paper. The Steepest Descent Algorithm (SDA) is used to adjust thresholds of all cooperative nodes and the optimal data fusion rule is adopted in the control center to decrease the average Bayesian risk. No prior information of primary signals, channel fading and noise power is needed and the optimal sensing performance is achieved by applying the proposed scheme. Simulation results confirm that the proposed method can quickly converge to optimal sensing parameters in spatial temporal varying environment.

Key words: Cognitive radio; Cooperative spectrum sensing; Adaptive threshold; Steepest Descent Algorithm (SDA)

1 引言

随着无线通信应用范围的不断扩展, 频谱资源匮乏和授权频段利用率低下的矛盾日益突出, 认知无线电被认为是目前解决这一矛盾最有潜力的通信技术之一^[1,2]。频谱感知作为认知无线电技术应用的前提条件和最重要的组成部分, 引起了人们的广泛关注。目前已有的频谱感知技术可以分为本地检测(即单节点检测或非协作检测)和协作感知两大类^[2,3]。大量研究表明, 协作频谱感知通过多个地理

位置不同的用户协作以获得空间分集的信号感知信源, 可克服阴影效应和多径衰落等因素的影响, 感知性能明显优于单个节点^[4-7], 是目前最具有应用潜力的一种频谱感知方法。

为了进一步提高协作频谱感知性能, 不同学者对其提出了改进方法, 例如采用基于贝叶斯假设的最优数据融合算法^[6], 选用EGC和MRC^[7]的融合方法, 优化不同节点权重^[8], 多比特量化本地判决结果^[9]等。但是, 这些研究均假设感知节点静止、接收信号信噪比和噪声功率不变, 节点感知参数和感知性能固定, 因此集中于对控制中心数据融合方法的选择和观测统计量的处理上的研究。然而协作频谱感知性能不但与控制中心数据处理过程相关, 而且与单节点的检测性能紧密相关^[6]。节点检测性能不佳可能源于所处位置电磁环境恶劣, 也可能源于节点

2009-06-19 收到, 2009-11-27 改回

国家自然科学基金(60602029, 60772088), 湖北省智能互联网技术重点实验室开放基金(HSIT200603)和武汉市晨光计划项目(200750731261)资助课题

通信作者: 夏文芳 xiawf@mail.hust.edu.cn

本身参数设置不合理, 本文主要研究如何减小后一因素的影响。

由于无线通信技术的快速发展, 实际的认知节点可能工作于异构网络环境中, 当认知节点移动并且具有多个接入接口时, 需要观测的主用户信号将不断变化。例如认知节点从 TV 频段转移到蜂窝频段, 主用户信号平均强度将发生改变。即使在单一的网络环境下, 认知节点的移动、噪声的时变特性和频率选择特性等, 都将引起节点接收信号信噪比和噪声功率发生变化。传统的固定参数的频谱感知策略将难于满足实际感知性能需求, 认知节点必须采用某些策略适应感知参数的变化, 例如调节门限参数^[10,11]。

为了适应异构网络环境中移动的认知节点检测性能需求, 本课题组提出了一种本地感知门限学习策略^[11], 节点根据环境变化自适应调节门限参数以获得较好感知性能。该算法需要预先知道信道占用情况的先验信息, 而且收敛速度相对较慢, 难以满足快速时变系统的需求。基于此, 本文研究了异构网络环境中快速自适应门限参数的协作频谱感知方法, 使得所有认知节点的门限参数能够自适应地跟随环境快速变化。假设控制中心的判决结果正确, 采用计数法^[12]估计 $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 。为了加快算法收敛速度, 采用最陡下降法修正门限参数。该算法无需主用户信号和噪声的任何先验信息, 可以通过本地采样数据学习, 最终收敛于最优工作状态。仿真结果显示该算法适用面广, 对于异构、移动和时变的复杂网络环境均可获得较好的感知性能。

2 协作频谱感知系统模型

假设有 M 个认知节点参与协作感知, 在 k 时刻的二元判决如下:

$$H_0 : x_i(k) = n_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, M$$

$$H_1 : x_i(k) = h_i s(k) + n_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, M$$

其中 $x_i(k)$ 和 $n_i(k)$ 分别表示第 i 个认知节点 CR i 在 k 时刻的接收信号和加性噪声, $s(k)$ 表示授权用户在 k 时刻的发送信号, h_i 表示 CR i 与授权用户的信道增益。为了分析方便, 假设 h_i 在一次感知过程中保持不变, $n_i(k)$ 为零均值高斯白噪声, 即 $n_i(k) \sim CN(0, \sigma_i^2)$, $s(k)$ 与 $\{n_i(k)\}$ 独立不相关。考虑到认知节点对授权用户信号和噪声的一无所知, 本地检测

采用能量检测算法, 观测统计量为 $u_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_i^2(k)$,

其中 N 表示观测时间窗长度。根据中心极限定理可知, 当 N 足够大时, u_i 服从高斯分布, 其均值和方差分别为

$$E[u_i] = \begin{cases} \sigma_i^2, & H_0 \\ (1 + \gamma_i)\sigma_i^2, & H_1 \end{cases}; \quad \text{var}[u_i] = \begin{cases} \frac{2}{N}\sigma_i^4, & H_0 \\ \frac{2(1 + 2\gamma_i)}{N}\sigma_i^4, & H_1 \end{cases}$$

其中 $\gamma_i = |h_i|^2 E_S / \sigma_i^2$ 表示第 i 个认知节点接收信号信噪比。因此, CR i 的虚警概率和检测概率分别为

$$\left. \begin{aligned} P_{fi} &= \Pr(u_i > \lambda_i | H_0) = Q\left(\frac{\sqrt{N}(\lambda_i - \sigma_i^2)}{\sqrt{2}\sigma_i^2}\right) \\ P_{di} &= \Pr(u_i > \lambda_i | H_1) = Q\left(\frac{\sqrt{N}(\lambda_i - (1 + \gamma_i)\sigma_i^2)}{\sqrt{2(1 + 2\gamma_i)}\sigma_i^2}\right) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ 。

自适应门限参数的协作频谱感知模型如图 1 所示, 整个感知过程可分为 3 个步骤。

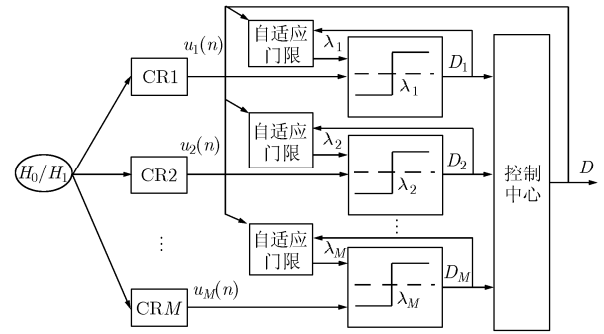


图1 协作频谱感知系统模型框图

(1) 每个认知节点独立地对频谱进行感知, 并采用某种本地检测方法获得判决结果 D_i 。

$$D_i = \begin{cases} 1, & u_i > \lambda_i \\ -1, & u_i < \lambda_i \end{cases} \quad (2)$$

其中 λ_i , u_i 和 D_i 分别表示第 i 个认知节点的门限参数、观测统计量和判决结果。

(2) 所有节点将判决结果发送到控制中心, 控制中心采用某种融合算法获得最后判决 D 。为了获得最小贝叶斯风险, 本文采用最优数据融合算法: $D = \varphi(D_1, \dots, D_M)$ 。

(3) 控制中心将最终判决结果 D 反馈给所有认知节点, 各节点结合最终的判决结果自适应调节门限参数 λ_i 。

3 最小贝叶斯风险

最优数据融合算法通过为不同的节点设置权重以提高检测性能, 该方法平均贝叶斯风险总是小于或等于“AND”和“OR”规则^[5]。但是若所有节点固定门限参数, 某些节点的门限参数可能并非最优, 因此即使采用最优数据融合算法, 所取得的贝叶斯

风险也可能并非系统可以取得的最小风险。同时,当某些节点接受信号强度或者环境噪声发生变化时,系统风险可能增加。

协作频谱感知系统的平均贝叶斯风险如下:

$$\bar{R} = P(H_0)[P(D=1|H_0)C_{10} + P(D=0|H_0)C_{00}] + P(H_1)[P(D=1|H_1)C_{11} + P(D=0|H_1)C_{01}] \quad (3)$$

其中 C_{ij} 表示当 H_j 发生时判决为 H_i 的代价。若只考虑两类错误,即虚警概率 Q_f 和漏检概率 Q_m ,则 $C_{ii} = 0, i = 0, 1$ 。由于系统需求不同, C_{10} 和 C_{01} 可能不同,因此重写式(3)为

$$\bar{R} = P(H_0)Q_f C_{10} + P(H_1)Q_m C_{01} = C_{10}[Q_f P(H_0) + \alpha Q_m P(H_1)] \quad (4)$$

其中 $\alpha = C_{01}/C_{10}$ 。设 $Q_f = \Psi_1(P_{f1}, \dots, P_{fM})$, $Q_m = \Psi_2(P_{m1}, \dots, P_{mM})$ 。其中 P_{fi}, P_{mi} 分别表示第 i 个认知节点的虚警概率和漏检概率。当接收信号功率分布函数(PDF)一定时, P_{fi} 和 P_{mi} 是关于 λ_i 的函数。此时式(4)可重写为

$$\bar{R} = C_{10}[Q_f(\lambda)P(H_0) + \alpha Q_m(\lambda, \gamma)P(H_1)] \quad (5)$$

其中 $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M\}$, $\gamma = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M\}$ 。在实际应用中,主用户信号 PDF 通常未知,噪声功率也可能发生变化,在很多时候门限参数并没有正确设定。当门限参数设置不合理时,式(5)的 \bar{R} 并非可以取得的最小值。假设所有认知节点具有一定的学习能力,可根据自己当前的检测性能,动态地调节门限参数以跟随噪声功率或者信噪比的变化,则最小贝叶斯风险的问题可描述为在一定范围 \mathcal{D} 内,寻找最优 λ 使得贝叶斯风险最小,即

$$\min \bar{R}(\lambda, \gamma) = C_{10}[Q_f(\lambda)P(H_0) + \alpha Q_m(\lambda, \gamma)P(H_1)] \quad (P1)$$

s.t. $\lambda \in \mathcal{D}$

将(P1)的优化目标函数对 λ_i 求导可得

$$\frac{\partial \bar{R}}{\partial \lambda_i} = C_{10} \left[B_1(\lambda_{-i}) \frac{\partial P_{fi}}{\partial \lambda_i} P(H_0) + \alpha B_2(\lambda_{-i}) \frac{\partial P_{mi}}{\partial \lambda_i} P(H_1) \right] \quad (6)$$

其中 $\lambda_{-i} = [\lambda_1, \dots, \lambda_{i-1}, \lambda_{i+1}, \dots, \lambda_M]$, $B_1(\lambda_{-i}) = \frac{\partial \Psi_1}{\partial P_{fi}} \Big|_{\lambda_1, \dots, \lambda_{i-1}, \lambda_{i+1}, \dots, \lambda_M}$, $B_2(\lambda_{-i}) = \frac{\partial \Psi_2}{\partial P_{mi}} \Big|_{\lambda_1, \dots, \lambda_{i-1}, \lambda_{i+1}, \dots, \lambda_M}$ 。

假设 λ_{-i} 已经正确设定,即 $B_1(\lambda_{-i})$ 和 $B_2(\lambda_{-i})$ 是一个与 λ_i 无关的值。当控制中心采用不同的数据融合算法时, Ψ_1 和 Ψ_2 不同。可以证明,不管采用哪种融合算法, $B_1(\lambda_{-i}) = B_2(\lambda_{-i})$ 成立。因此式(6)可重写为

$$\frac{\partial \bar{R}}{\partial \lambda_i} = B_1(\lambda_{-i}) C_{10} \left[\frac{\partial P_{fi}}{\partial \lambda_i} P(H_0) + \alpha \frac{\partial P_{mi}}{\partial \lambda_i} P(H_1) \right] \quad (7)$$

令

$$R_i = C_{10}[P_{fi}(\lambda_i)P(H_0) + \alpha P_{mi}(\lambda_i, \gamma_i)P(H_1)] \quad (8)$$

则有 $\frac{\partial \bar{R}}{\partial \lambda_i} = B_1(\lambda_{-i}) \frac{\partial R_i}{\partial \lambda_i}$ 。因此(P1)转化为在一定范围 \mathcal{D}_i 内,寻找最优的 λ_i 使得 R_i 最小,即

$$\min R_i(\lambda_i, \gamma_i) = C_{10}[P_{fi}(\lambda_i)P(H_0) + \alpha P_{mi}(\lambda_i, \gamma_i)P(H_1)]$$

s.t. $\lambda_i \in \mathcal{D}_i$ (P2)

为了保证节点检测结果有效,必须满足 $P_{fi} < 0.5, P_{di} > 0.5$,因此 $\mathcal{D}_i = [\sigma_i^2, (1 + \gamma_i)\sigma_i^2]$ 。下面证明(P2)的优化目标函数在 \mathcal{D}_i 内是一个凸函数。

将式(2)的 P_{fi} 和 P_{di} 代入式(8)有

$$R_i = C_{10} \left\{ Q \left[\left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 \right) \sqrt{\frac{N}{2}} P(H_0) + \alpha \left(1 - Q \left[\left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 - \gamma_i \right) \sqrt{\frac{N}{2(1+2\gamma_i)}} \right] P(H_1) \right) \right] \right\} \quad (9)$$

将 R_i 对 λ_i 求导得

$$R_i'(\lambda_i) = \frac{C_{10} \sqrt{N}}{2\sqrt{\pi}\sigma_i^2} \left[-P(H_0) e^{-\frac{N}{4} \left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 \right)^2} + \alpha \frac{P(H_1)}{1+2\gamma_i} e^{-\frac{N}{4(1+2\gamma_i)} \left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 - \gamma_i \right)^2} \right] \quad (10)$$

$$R_i''(\lambda_i) = \frac{C_{10} N \sqrt{N}}{4\sqrt{\pi}\sigma_i^4} \left[\left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 \right) P(H_0) e^{-\frac{N}{4} \left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 \right)^2} - \alpha \frac{P(H_1)}{(1+2\gamma_i)^2} \left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 - \gamma_i \right) e^{-\frac{N}{4(1+2\gamma_i)} \left(\frac{\lambda_i}{\sigma_i^2} - 1 - \gamma_i \right)^2} \right] \quad (11)$$

不难证明,当 $\lambda_i \in \mathcal{D}_i$, $R_i(\lambda_i)$ 的二阶导数为非负数,即 $R_i''(\lambda_i) \geq 0$,根据凸函数的判定定理可知 R_i 在范围 \mathcal{D}_i 内是一个下凸函数,存在最小值。

令 $R_i'(\lambda_i) = 0$,可得到 λ_i 唯一非负解。

$$\lambda_i^* = \frac{1 + \sqrt{1 + 2\gamma_i + 4A}}{2} \sigma_i^2 \quad (12)$$

其中 $A = \frac{2(1+2\gamma_i)}{N\gamma_i} \ln \frac{(1+2\gamma_i)P(H_0)}{\alpha P(H_1)}$ 。 λ_i^* 是最小贝

叶斯风险门限参数,只有当 $\lambda_i^* \in \mathcal{D}_i$ 时,才可取得 R_i 的最小值。因此观测窗长度 N 必须满足

$$N \geq \frac{4}{\gamma_i^2} \ln \frac{(1+2\gamma_i)P(H_0)}{\alpha P(H_1)} \quad (13)$$

从式(12)可以看出, λ_i^* 不但与 γ_i 有关,而且与 σ_i^2 直接相关,因此当 γ_i 或者 σ_i^2 发生变化时,必须调节门限参数以获得最佳检测性能。

4 快速自适应门限参数

虽然已经求得最佳门限参数, 但是通常认知节点接收信号强度和噪声功率未知, 而且是变化的, 因此在实际应用中该门限值无法直接计算。为了获得最优门限参数, 文献[11]提出了门限学习策略, 通过一段时间的学习训练收敛于最优门限参数。然而在实际应用中, 信道的占用情况未知, 因此无法计算节点的检测概率和虚警概率; 同时该算法收敛速度较慢, 无法跟随节点参数快速变化的需求。为了获得 $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 的相关信息, 假设协作感知的最后判决是正确的^[6], 将控制中心的判决结果反馈到认知节点, 采用计数法^[12]统计各 CR 节点的检测概率和虚警概率。CR i 在 k 时刻的判决状态记为 $S_i(k)$, 则 $S_i(k) \in \{S_{00}, S_{01}, S_{10}, S_{11}\}$, 其中 $S_{00}, S_{01}, S_{10}, S_{11}$ 分别表示:

$$S_{00} : D = 0, D_i = 0; S_{01} : D = 0, D_i = 1; S_{10} : D = 1, D_i = 0; S_{11} : D = 1, D_i = 1; \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = \frac{P(D=0)}{P(D=1)}$$

则 CR i 的检测概率和虚警概率分别为 $P_{di} = \frac{n_{i3}}{n_{i2} + n_{i3}}$, P_{fi}

$$= \frac{n_{i1}}{n_{i0} + n_{i1}}, \text{ 其中 } n_{i0}, n_{i1}, n_{i2}, n_{i3} \text{ 分别表示 CR } i \text{ 发生}$$

$S_{00}, S_{01}, S_{10}, S_{11}$ 的次数。

另一方面, 为了加快算法收敛速度, 可采用最陡下降算法(Steepest Descent Algorithm, SDA)修正门限参数。

$$\lambda_i(n+1) = \lambda_i(n) + \eta(-\nabla_i(n))$$

其中 $\lambda_i(n)$ 表示 CR i 第 n 次迭代的门限参数, η 为学习速度, $\nabla_i(n)$ 表示 R_i 的梯度,

$$\nabla_i(n) = \frac{\partial R_i}{\partial \lambda_i} \Big|_{\lambda_i = \lambda_i(n)} = \frac{C_{10} \sqrt{N}}{2\sqrt{\pi} \sigma_i^2} \cdot \left[-P(H_0) e^{-\frac{N}{4} \left(\frac{\lambda_i(n)}{\sigma_i^2} - 1 \right)^2} + \alpha \frac{P(H_1)}{1+2\gamma_i} e^{-\frac{N}{4(1+2\gamma_i)} \left(\frac{\lambda_i(n)}{\sigma_i^2} - 1 - \gamma_i \right)^2} \right]$$

最终门限参数 λ_i 将收敛于式(12)的结果。自适应门限算法如下:

```

 $\lambda_i = \lambda_0, \eta = \eta_0, \Delta \lambda_i = \Delta \lambda_0;$ 
while ( $R_i$  is not minimized)
  Make local decision according to
  hypothesis test of equation (2);
  Calculate  $P_f, P_d$  by Counting Rule [12];
  Calculate Bayesian Risk  $R_i(\lambda_i)$ ;
  update  $\nabla_i(n)$ ;
   $\Delta \lambda_i = \eta(-\nabla_i(n))$ ;
  update  $\lambda_i(n+1) = \lambda_i(n) + \Delta \lambda_i$ 
end while

```

5 性能分析与仿真

本节对快速自适应门限参数协作频谱感知算法性能进行了分析和仿真。设 $P(H_0) = P(H_1) = 0.5$ 。

5.1 基于最陡下降算法快速自适应门限参数

在不同初始门限参数、节点接收信号信噪比发生变化和节点噪声功率变化 3 种情况下采用最陡下降算法调整门限参数策略进行仿真来验证本文提出的快速自适应门限策略的性能, 结果如图 2-图 4 所示。为了便于比较, 本文同时对文献[11]提出的固定步长自适应门限算法在相同条件下进行了仿真。

图 2 给出了单个节点处于不同初始门限参数 $\lambda_0 = 1$ 和 $\lambda_0 = 4$, $N = 10$, 信噪比 SNR=6 dB, 噪声为单位方差加性高斯白噪声时本文算法的性能。从图中可以看出: 无论初始门限参数设置过高或者过低, 经过一段时间的训练以后, 门限参数快速收敛于 $\lambda_i^* = 2.3$, 系统趋于一种稳定状态, 贝叶斯风险降到最低。

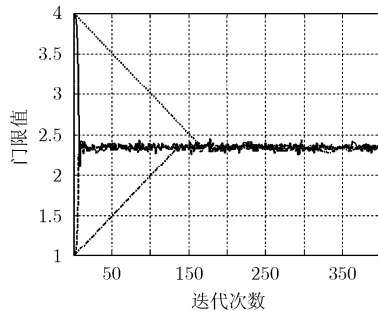
图 3 仿真了当认知节点接收信号信噪比发生变化时, 固定步长和最陡下降算法的性能比较。接收信号信噪比初始值为 4.77 dB, 在第 201 次迭代时跳变为 2.55 dB, 在第 401 次迭代时跳变到 6.99 dB。为了比较自适应门限参数对感知性能的影响, 我们仿真了初始门限正确设置且保持不变的情况。显然, 当接收信号 SNR 发生变化时, 自适应门限参数算法可获得明显低于固定门限参数的贝叶斯风险。

图 4 仿真了当噪声功率发生变化, 接收信号信噪比不变时, 采用固定步长和最陡下降算法的性能比较。设接收信号信噪比为 3 dB 且保持不变, 噪声功率初始值为 1, 在第 201 次迭代时跳变为 1.5, 在第 401 次迭代时跳变为 0.8。从图中可以看出, 若门限值保持不变, 即使在初始时刻设置了最优门限参数, 随着噪声功率的变化, 贝叶斯风险明显增大, 而自适应门限参数在稳定后, 贝叶斯风险几乎不受噪声的影响。可见本文提出算法的检测性能只与节点接收信号 SNR 有关, 即只与节点所处位置电磁环境有关。这是因为经过自适应迭代, 本文算法收敛于最优门限参数。

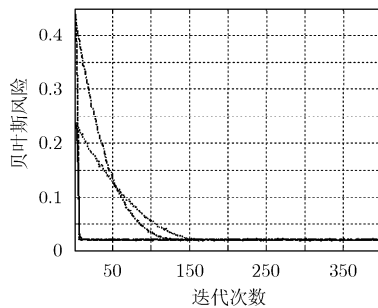
比较两种自适应门限算法, 固定步长自适应门限参数收敛速度较慢, 本文提出的快速自适应门限策略明显加快了迭代收敛速度, 可以跟随接收信号 SNR 以及噪声功率的快速变化。

5.2 自适应门限协作频谱感知

设参与协作的节点个数 $M = 5$, 各节点接收信号 SNR 分别为 (-10, -8, -6, -4, -2) dB, 所有节点初始噪声功率均为 1, 取 $N = 50$, 控制中心采用最优数

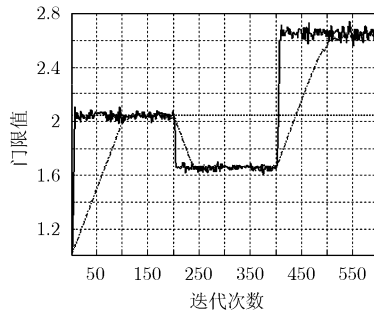


(a) 自适应门限参数
 --- λ_{01} 基于 SDA 的自适应门限
 — λ_{02} 基于 SDA 的自适应门限
 - - - λ_{01} 固定步长
 ···· λ_{02} 固定步长

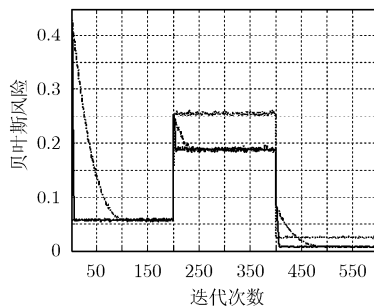


(b) 贝叶斯风险
 --- λ_{01} 基于 SDA 的自适应门限
 — λ_{02} 基于 SDA 的自适应门限
 - - - λ_{01} 固定步长
 ···· λ_{02} 固定步长

图 2 不同初始门限参数

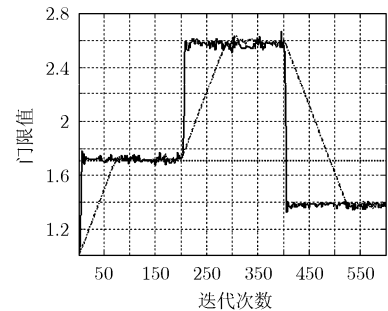


(a) 自适应门限参数
 — 基于 SDA 的自适应门限
 - - - 固定步长自适应门限
 ···· 固定门限

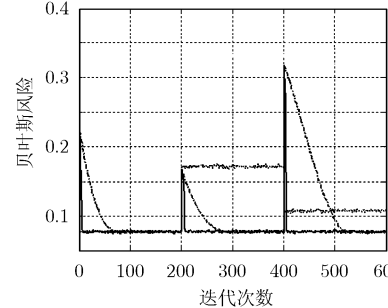


(b) 贝叶斯风险
 — 基于 SDA 的自适应门限
 - - - 固定步长自适应门限
 ···· 固定门限

图 3 噪声功率不变, 信噪比变化



(a) 自适应门限参数
 — 基于 SDA 的自适应门限
 - - - 固定步长自适应门限
 ···· 固定门限



(b) 贝叶斯风险
 — 基于 SDA 的自适应门限
 - - - 固定步长自适应门限
 ···· 固定门限

图 4 信噪比不变, 噪声功率发生变化

据融合算法。

为了便于仿真, 首先考虑只有 1 个节点参数发生变化的情况。假设在初始时刻所有节点虚警概率相等且设置了取得系统贝叶斯风险最小的门限参数。除了 CR5 移动以外, 其它节点固定且参数不变。固定门限和自适应门限参数两种算法在表 1 所示 5 种情况下的系统平均贝叶斯风险仿真结果如图 5 所示。

表 1 中 5 种情况代表的场景分别为:

$\sigma_5^2 = 1.5$, $\text{SNR}_5 = -2$ dB: CR5 移动到一个离 PU 发射机较近的位置, 接收信号功率增加了, 但是噪声同时也增大了, 接收信号 $\text{SNR}_5 = -2$ dB 不变;

$\sigma_5^2 = 1$, $\text{SNR}_5 = -8$ dB: 主用户发射功率减小 6 dB, CR5 静止且噪声功率不变, SNR_5 减小为 -8

dB;

$\sigma_5^2 = 1.258$, $\text{SNR}_5 = 0$ dB: 观测频段变化, 新频段噪声功率变大, 主用户信号发射功率也增大, 接收信号 SNR 增大为 0 dB;

$\sigma_5^2 = 1.585$, $\text{SNR}_5 = -4$ dB, 接收信号能量不变: CR5 固定, 但是由于噪声具有不确定和时变特性, 在某一时刻, 噪声功率增大 2 dB, 接收信号能量不变, SNR_5 减小为 -4 dB;

$\sigma_5^2 = 0.8$, $\text{SNR}_5 = -8$ dB: CR5 移动到一个离 PU 发射机很远的地方, 噪声功率减小, 接收信号能量也减小, SNR 降为 -8 dB。

从表 1 和图 5 可以看出, 采用自适应门限策略的系统平均贝叶斯风险总是小于固定门限策略, 不管 CR5 的参数如何变化, 系统平均代价经过短暂的

表 1 CR5 接收信噪比和噪声功率变化情况下平均贝叶斯风险比较

	初始	$\sigma_5^2 = 1.5$ $\text{SNR}_5 = -2$ dB	$\sigma_5^2 = 1$ $\text{SNR}_5 = -8$ dB	$\sigma_5^2 = 1.258$ $\text{SNR}_5 = 0$ dB	$\sigma_5^2 = 1.585$ $\text{SNR}_5 = -4$ dB	$\sigma_5^2 = 0.8$ $\text{SNR}_5 = -8$ dB
迭代次数	1-100	101-200	201-300	301-400	401-500	501-600
固定门限	0.085	0.165	0.182	0.128	0.176	0.187
自适应门限	0.082	0.083	0.165	0.031	0.125	0.164

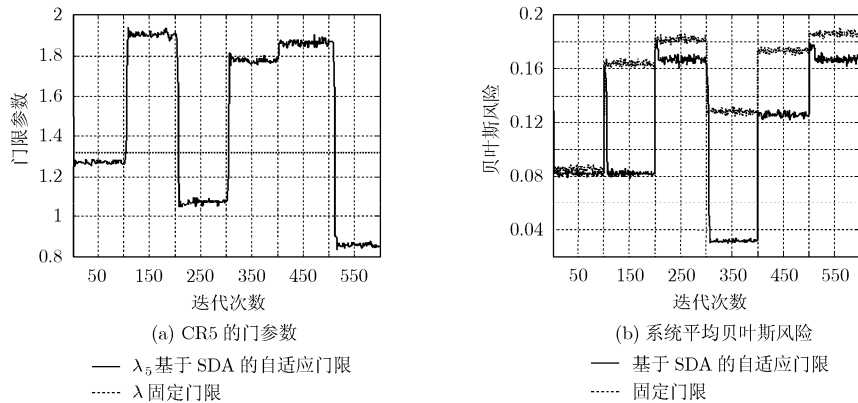


图5 各点信噪比相同, 噪声功率不同

波动后, 迅速收敛于最小代价。算法检测性能只受制于节点信噪比的变化, 当节点信噪比不变时, 即使噪声功率发生变化, 除了变化点附近的短暂波动外, 本文提出算法的平均代价几乎不变, 明显小于固定门限策略的检测风险。对于信噪比减小引起的性能恶化, 该算法性能的提升有限。这是因为信噪比减小表明节点所处位置电磁环境的恶化, 即使设置最优门限参数, 检测代价依然较大。

6 结论

为了获得较好的感知性能, 认知节点必须根据接收信号信噪比和噪声功率设置合适的门限参数。然而, 由于主用户信号的不可知, 噪声功率的不确定, 认知无线网络的频谱感知通常是一种盲检测, 特别对于移动的认知节点和异构的网络环境, 预设合适的门限参数几乎不可能。为了解决这一问题, 本文提出了一种基于最陡下降算法的快速自适应门限参数协作频谱感知策略。从理论上分析协作感知系统的检测代价与节点检测代价之间的关系, 证明了节点的局部最优等同于系统的全局最优。在此基础上, 将系统检测性能最优的问题分解为局部最优问题, 采用最陡下降算法自适应调节认知节点门限参数, 获得节点最小检测代价。该方法无需信道衰落、主用户信号以及噪声功率的任何先验信息, 而且可以消除噪声不确定性对检测性能的影响。仿真结果表明, 基于最陡下降算法的自适应门限参数策略明显加快了收敛速度, 适用于快速移动以及时变的网络场景。

参考文献

[1] Haykin S, Thomson D J, and Reed J H. Spectrum sensing for cognitive radio. *Proceedings of the IEEE*, 2009, 97(5): 849-877.

[2] Akyildiz I F, Lee W, and Vuran M C, et al. NeXt generation /dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. *Computer Networks*, 2006, 50(13): 2127-2159.

[3] Cabric D. Cognitive radios: system design perspective. [Ph.D. dissertation], Engineering-Electrical Engineering and Computer Sciences of the University of California, Berkeley, 2007.

[4] Ganesan G and Li Y. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, part I: Two user networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2007, 6(6): 2204-2213.

[5] Ghasemi A and Sousa E S. Opportunistic spectrum access in fading channels through collaborative sensing. *Journal of Communications*, 2007, 2(1): 71-82.

[6] Chen L, Wang J, and Li S. An adaptive cooperative spectrum sensing scheme based on the optimal data fusion rule. 4th International Symposium on Wireless Communication Systems, Trondheim, Norway, Oct.16-19, 2007: 582-586.

[7] Ma J and Li Y. Signal processing in cognitive radio. *Proceedings of the IEEE*, 2009, 97(5): 805-823.

[8] Zhi Q, Cui S, and Sayed A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 28-40.

[9] Chen L, Wang J, and Li S. Cooperative spectrum sensing with multi-bits local sensing decisions in cognitive radio context. *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, Las Vegas, USA, Mar. 31-Apr. 3, 2008: 570-575.

[10] Hyun-Ho C, Kyunghun J, and Yoonchae C. Adaptive sensing threshold control based on transmission power in cognitive radio systems. 3rd International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, Singapore, May 15-17, 2008: 1-6.

[11] Gong S, Liu W, and Yuan W. Threshold-learning in local spectrum sensing of cognitive radio. *IEEE 69th Vehicular Technology Conference: VTC2009-Spring*, Barcelona, Spain, Apr. 26-29, 2009: 1-6.

[12] Wellens M, Riihijärvi J, and Górdziel M, et al. Evaluation of cooperative spectrum sensing based on large scale measurements. *IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, Chicago, IL, USA, Oct. 14-17, 2008: 1-12.

夏文芳: 女, 1978年生, 博士生, 研究方向为无线通信技术、认知无线电技术等。

王殊: 男, 1956年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信号检测、传输、处理及应用; DSP; 传感器及无线传感器网络; 嵌入式处理与控制系统; 火灾自动探测技术等。

龚世民: 男, 1987年生, 硕士生, 研究方向无线网络、认知无线电技术。

刘威: 男, 1977年生, 副教授, 博士生导师, 研究方向为无线网络、认知无线电技术; 下一代互联网、服务质量、流媒体分发技术等。