

认知无线电中基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法

崔丽 王金龙 吴启晖 郑学强
(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

摘要: 该文针对控制带宽受限条件下认知用户的协同频谱感知问题,提出了基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法。算法使用信息简约模块来降低本地感知信息传递需要的网络开销,在基站处使用基于最大似然准则的检测来提高感知性能。理论分析和仿真表明,该算法能够以较少的网络开销有效提高频谱感知性能,特别是在认知用户接收信噪比相差较大的情况下,其性能优势更为明显。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 协同; 信息简约

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)09-2177-06

Maximum Likelihood Cooperative Spectrum Sensing Algorithm Based on Contracted Information in Cognitive Radio Systems

Cui Li Wang Jin-long Wu Qi-hui Zheng Xue-qiang

(Institute of Communication Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract: To solve the cooperative spectrum sensing problem under constrained control bandwidth in cognitive radio systems, the maximum likelihood cooperative spectrum sensing algorithm based on contracted information is developed in this paper. The contracted information module is used to reduce the network overhead, and the detection based on the Maximum Likelihood (ML) criterion is used to enhance the spectrum sensing performance in the base station. The theoretic analysis and simulation results show that the proposed algorithm can efficaciously improve the spectrum sensing performance with lesser network overhead, especially in the case of the larger discrepancy between the received signal-to-noises of cognitive users.

Key words: Cognitive radio; Spectrum sensing; Cooperation; Contracted information

1 前言

无线电通信频谱是一种重要的国家资源,一般都是由国家机构控制并分配给经过授权的用户(以下称授权用户)。在这种传统的无线电通信系统中,频谱的分配是固定的,授权用户对其频谱具有独占性。由于频谱资源在不同位置不同时间段的利用有所不同,这种分配方式造成了很大的频谱资源浪费。同时,随着无线服务如移动通信、公共安全、电视广播等的迅速发展使得人们对无线频谱资源的需求量日益增大,无线频谱资源的匮乏问题显得日益严重。解决这些问题的有效方法之一是认知无线电技术(Cognitive Radio, CR)^[1,2]。目前,802.22标准、美国军方 DARPA 的 XG 计划、欧盟的 E2R 项目等都应用了 CR 技术。

CR 技术的认知能力首先体现在对频谱环境的感知上,其要解决的中心问题是授权用户检测。目

前,人们主要依据微弱信号检测技术来实现对授权用户信号的检测,常用的检测方法有:匹配滤波法^[3]、能量法^[4]、循环平稳法^[5]、小波法^[6]和多窗谱估计检测法^[7]等信号处理方法,诸多研究表明对这些算法而言,其精度越高,算法复杂越高。同时,考虑到在移动环境下,由于无线环境存在路径损耗、阴影效应和多径效应,如果仅仅依靠单个认知用户的感知结果,并不能保证频谱检测的正确性。因此,在单一认知用户检测技术的基础上,人们又提出了基于多个认知用户之间的协同频谱感知技术,以增加网络开销为代价,通过融合多个认知用户的频谱感知信息来提高频谱检测的正确性,从而降低对单认知节点的性能要求。

目前已经有不少文献展开对协同频谱感知技术的研究,但其中大部分都是针对信息融合算法来进行研究的,如文献[8]提出的 SLC(Square-Law Combining)协同频谱检测算法,以及文献[9]基于检测理论提出的最佳线性频谱协同感知算法等等。但文献[10]中指出协同频谱感知算法虽然能够有效提高频谱检测性能,但还要考虑到在控制带宽受限情

2008-06-02 收到, 2009-05-15 改回

国家 863 计划项目(2007AA012267)和国家 973 计划项目(2009CB3020402)资助课题

况下传输感知信息时需要的网络开销,因此可以说在控制带宽受限条件下,这些算法都不实用。也有文献针对这个问题进行了研究,如文献[11]提出的协同频谱感知算法是将协同认知用户感知到的频谱信息先进行判决,然后用一个 bit 来传递感知结果,并在中心节点进行 OR 规则分析,从而得到关于频谱检测的判定结果,这种方法虽然简单,传输的 bit 数较少,但性能不佳。因此,在考虑到网络开销的前提下,关于协同频谱感知中涉及到的信息融合的对象、目标及准则都有待于进一步的优化。

本文针对控制带宽受限条件下认知用户的协同频谱感知问题,提出了基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法。该算法使用集中式协同频谱感知架构^[12,13],在本地用户感知端使用信息简约模块来降低协同感知信息传递需要的网络开销,并将信息传递给基站,在基站处使用基于最大似然准则的检测来提高感知性能,最后基站将判决结果广播给各个认知用户。本文还对该算法的性能进行了理论分析,推导了部分情况下检测概率的显式表达式。仿真结果验证了理论推导的正确性,并表明该算法能够以较少的网络开销获得很好的频谱感知性能,特别是在认知用户接收信噪比相差较大的情况下,其性能优势更为明显。

2 系统模型

假设系统中有一个授权用户、 N 个认知用户和一个基站,系统模型如图1所示。在授权用户周围,认知用户随机分布于基站周围的区域,虚线所示为协同区域。

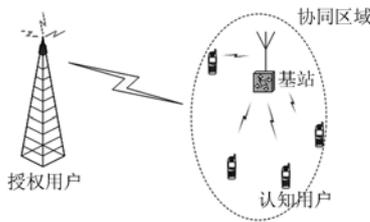


图1 集中式协同频谱感知系统结构示意图

假定 H_1 代表授权用户存在, H_0 代表授权用户不存在,则第 n 个认知用户检测到的信号 y_n 有

$$y_n = \begin{cases} h_n s + \delta_n, & H_1 \\ \delta_n, & H_0 \end{cases}, n = 1, \dots, N \quad (1)$$

其中 s 表示授权用户的发送信号, h_n 表示授权用户到第 n 个认知用户之间的信道衰落因子, δ_n 是第 n 个认知用户接收到的噪声分量 ($n = 1, \dots, N$), 假设 δ_n 服从均值为零, 方差为 σ^2 相互独立的高斯分布,

且 s 与 δ_n 是互相独立的。那么基于信息简约的最大似然协同频谱感知示意图如图2所示。

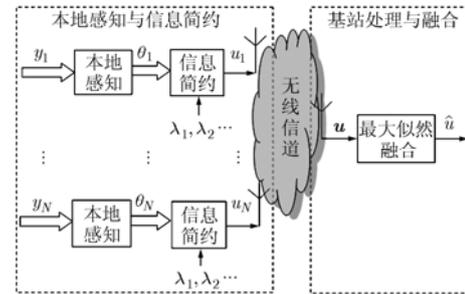


图2 基于信息简约的最大似然协同频谱感知示意图

图2中, θ_n 是第 n 个认知用户根据检测信号 y_n 获取的本地频谱感知信息, 它满足 $\theta_d \leq \theta_n \leq \theta_u$, ($n = 1, \dots, N$)。这里频谱感知的方法可以有很多种, 包括能量检测、循环谱检测、匹配滤波等, 不同的频谱感知方法对应的感知结果的上下限 θ_d 和 θ_u 显然是不同的。图2中信息简约模块的主要作用是将连续的本地感知信息进行信息简约, 便于在带宽受限的控制信道上传输。各个认知用户的经过简约的感知信息 u_n 经过无线信道传递给基站, 由基站采用最大似然准则进行融合判决。

在本文后续的论述中, 都假设授权用户的先验信息已知, 且本地频谱感知信息是无差错上传的, 这两个假设在实际应用中是合理的。

3 基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法

定义 M 为简约系数, 则有信息简约准则:

$$u_n = \begin{cases} a_0, & \lambda_0 \leq \theta_n \leq \lambda_1 \\ a_1, & \lambda_1 < \theta_n \leq \lambda_2 \\ \vdots \\ a_M, & \lambda_M < \theta_n \leq \lambda_{M+1} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\lambda_0 = \theta_d$, $\lambda_{M+1} = \theta_u$, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$ 为简约参数, 有 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_M < \lambda_{M+1}$, a_0, a_1, \dots, a_M 为简约值。那么经过无失真传播, 基站收到的本地感知信息矢量为 $\mathbf{u} = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_N]^T$ 。

假设授权用户出现的先验信息 P_1, P_0 已知, 其中 P_1 表示授权用户存在的概率, P_0 表示授权用户不存在的概率, 显然有 $P_1 + P_0 = 1$, 则根据最大似然比准则可以给出以下判定结果:

$$g(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & \lg \left(\frac{P(H_1 | \mathbf{u})}{P(H_0 | \mathbf{u})} \right) \geq 0 \\ 0, & \lg \left(\frac{P(H_1 | \mathbf{u})}{P(H_0 | \mathbf{u})} \right) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 $g(\mathbf{u}) = 1$ 表示判定有授权用户, $g(\mathbf{u}) = 0$ 表示判定没有授权用户, 定义 $P_n(u_n|H_1)$ 为当存在授权用户时第 n 个用户信息简约为 u_n 的概率, $P_n(u_n|H_0)$ 为当不存在授权用户时第 n 个用户信息简约为 u_n 的概率, 则有

$$\lg\left(\frac{P(H_1|\mathbf{u})}{P(H_0|\mathbf{u})}\right) = \lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \lg\left(\prod_{n=1}^N \frac{P_n(u_n|H_1)}{P_n(u_n|H_0)}\right) \quad (4)$$

这样, 式(3)变为

$$g(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & \lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \lg\left(\prod_{n=1}^N \frac{P_n(u_n|H_1)}{P_n(u_n|H_0)}\right) \geq 0 \\ 0, & \lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \lg\left(\prod_{n=1}^N \frac{P_n(u_n|H_1)}{P_n(u_n|H_0)}\right) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

到此, 基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法可总结如下:

确定参数: 确定简约系数 M , 确定简约参数 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$, 对式(2)中的 $M+1$ 个区间进行编号, 每个简约值对应一个区间编号, 即

$$u_n = \begin{cases} a_0, & \lambda_0 \leq \theta_n \leq \lambda_1 & \text{区间 } 0 \\ a_1, & \lambda_1 < \theta_n \leq \lambda_2 & \text{区间 } 1 \\ \vdots & & \\ a_M, & \lambda_M < \theta_n \leq \lambda_{M+1} & \text{区间 } M \end{cases}$$

算法描述:

(1) 根据检测信号 y_n 获取的本地频谱感知信息 θ_n , 有 $\theta_n = \Phi(y_n)$, 其中 $\Phi(\cdot)$ 由具体采用的本地频谱感知方法确定;

(2) 根据信息简约准则(2)获得简约值, 同时获得简约值对应的区间编号;

(3) 每个认知用户(即本地感知端)向基站传递区间编号;

(4) 基站收到各个认知用户传递的区间编号后, 根据对应关系获得各个认知用户的简约值, 并根据式(5)计算最大似然比并做出判定。

从算法描述中可以看出认知用户传递感知信息即区间编号需要 $\lceil \log_2(M+1) \rceil$ 个 bit, 这里 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。显然 M 越小, 传输开销也越小, 但简约后的信息损失就越大。

4 理论分析

本节主要分析经过信息简约后, 融合算法的检测性能, 并给出部分结果的显示表达式。定义 P_{d0} 为没有授权用户时, 基站判定没有授权用户的概率, 那么对本算法有

$$\begin{aligned} P_{d0} &= P(g(\mathbf{u}) = 0|H_0) \\ &= P\left(\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \lg\left(\prod_{n=1}^N \frac{P_n(u_n|H_1)}{P_n(u_n|H_0)}\right) < 0 \middle| H_0\right) \end{aligned} \quad (6)$$

定义 P_{d1} 为有授权用户时, 基站判定有授权用户的概率, 那么对本算法有

$$\begin{aligned} P_{d1} &= P(g(\mathbf{u}) = 1|H_1) \\ &= P\left(\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \lg\left(\prod_{n=1}^N \frac{P_n(u_n|H_1)}{P_n(u_n|H_0)}\right) \geq 0 \middle| H_1\right) \end{aligned} \quad (7)$$

为了简化结果, 定义 θ_n ($n = 1, \dots, N$) 服从相同的概率密度函数 $f(\theta)$, 则对任意认知用户 m 有

$$\left. \begin{aligned} P_m^1 &= P(a_m|H_1) = P(\lambda_{m-1} < \theta_m \\ &\leq \lambda_m|H_1) = \int_{\lambda_{m-1}}^{\lambda_m} f(\theta|H_1) d\theta \\ P_m^0 &= P(a_m|H_0) = P(\lambda_{m-1} < \theta_m \\ &\leq \lambda_m|H_0) = \int_{\lambda_{m-1}}^{\lambda_m} f(\theta|H_0) d\theta \end{aligned} \right\} m = 0, \dots, M \quad (8)$$

假设 N 个认知用户简约后的认知信息为 a_m ($m = 1, \dots, M$) 的有 N_m 个, 显然 N_m ($m = 1, \dots, M$) 满足 $\sum_{m=0}^M N_m = N$, 那么式(4)可以进一步简化为

$$\begin{aligned} \lg\left(\frac{P(H_1|\mathbf{u})}{P(H_0|\mathbf{u})}\right) &= \lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + N_0 \lg\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right) \\ &\quad + N_1 \lg\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) + \dots + N_M \lg\left(\frac{P_M^1}{P_M^0}\right) \end{aligned} \quad (9)$$

令 $\mathbf{N} = [N_0 \ N_1 \ \dots \ N_M]^T$, $\mathbf{P} = \left[\lg\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right) \ \lg\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) \ \dots \ \lg\left(\frac{P_M^1}{P_M^0}\right)\right]^T$, 则式(6)和式(7)可以重新写为

$$\begin{aligned} P_{d0} &= P(g(\mathbf{u}) = 0|H_0) = P\left(\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \mathbf{N}^T \mathbf{P} < 0 \middle| H_0\right) \\ P_{d1} &= P(g(\mathbf{u}) = 1|H_1) = P\left(\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + \mathbf{N}^T \mathbf{P} \geq 0 \middle| H_1\right) \end{aligned} \quad (10)$$

这样, 对于给定的简约系数 M 和简约参数 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$, 通过式(10)可以计算出算法性能显示表达式, 这里为了节省篇幅, 本文仅仅对 $M=2$ 的情况进行推导, 对于其他情况, 可以按照同样的方法进行计算。

$M=2$ 时有 2 个信息简约参数, 根据式(9)可令

$$\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + N_0 \lg\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right) + N_1 \lg\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) + N_2 \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) \geq 0 \quad (11)$$

又 $\lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) > \lg\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right)$, 有

$$N_0 \leq \frac{\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + N \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) + N_1 \left(\lg\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) - \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right)\right)}{\lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) - \lg\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right)} \quad (12)$$

$$\text{令 } \widehat{N}_0 = \left\lceil \frac{\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + N \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) + N_1 \left(\lg\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) - \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right)\right)}{\lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) - \lg\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right)} \right\rceil,$$

显然 \widehat{N}_0 需要满足 $\widehat{N}_0 \geq 0$, 故有

$$\lg\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + N \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right) + N_1 \left(\lg\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) - \lg\left(\frac{P_2^1}{P_2^0}\right)\right) \geq 0 \quad (13)$$

令 $N_1 \in \mathbf{N}_1$, 区间 \mathbf{N}_1 内的取值为 $[0, N]$ 内的整数, 且满足式(13), 这样在 $M=2$ 的情况下, 算法的检测性能可以用以下显示表达式描述:

$$\left. \begin{aligned} P_{d0} &= P(g(\mathbf{u}) = 0 | H_0) = 1 - \sum_{N_1 \in \mathbf{N}_1} \sum_{N_0=0}^{\min(\widehat{N}_0, N-N_1)} C_N^{N_1} \\ &\quad \cdot C_{N-N_1}^{N_0} (P_0^0)^{N_0} (P_1^0)^{N_1} (P_2^0)^{N-N_0-N_1} \\ P_{d1} &= P(g(\mathbf{u}) = 1 | H_1) = \sum_{N_1 \in \mathbf{N}_1} \sum_{N_0=0}^{\min(\widehat{N}_0, N-N_1)} C_N^{N_1} \\ &\quad \cdot C_{N-N_1}^{N_0} (P_0^1)^{N_0} (P_1^1)^{N_1} (P_2^1)^{N-N_0-N_1} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中 $\min(\widehat{N}_0, N-N_1) = \begin{cases} \widehat{N}_0, & \widehat{N}_0 \leq N-N_1 \\ N-N_1, & \widehat{N}_0 > N-N_1 \end{cases}$ 。同

样方法可以推导出当 $M=1$ 时有

$$\left. \begin{aligned} P_{d0} &= P(g(\mathbf{u}) = 0 | H_0) = P(N_0 > \widehat{N}_0 | H_0) \\ &= \sum_{n=\widehat{N}_0+1}^N C_N^n (P_0^0)^n (P_1^0)^{N-n} \\ P_{d1} &= P(g(\mathbf{u}) = 1 | H_1) = P(N_0 \leq \widehat{N}_0 | H_1) \\ &= \sum_{n=0}^{\widehat{N}_0} C_N^n (P_0^1)^n (P_1^1)^{N-n} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

$$\text{式中 } \widehat{N}_0 = \left\lceil \frac{\log\left(\frac{P_1}{P_0}\right) + N \log\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right)}{\log\left(\frac{P_1^1}{P_1^0}\right) - \log\left(\frac{P_0^1}{P_0^0}\right)} \right\rceil。$$

从上面的推导结果中可以看出当简约系数 M 取值较大时, 涉及的简约参数较多, 性能表达式的推导比较繁复, 因此, 后面的仿真也只给出了 $M=1$ 和 $M=2$ 时理论曲线与蒙特卡洛仿真曲线的对比结果, 用以验证理论分析的正确性。

5 仿真分析

从前面的分析中可以看出, 本文提出的基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法对本地认知用户具体采用的频谱感知算法没有具体要求, 算法通过采用信息简约模块降低了协同频谱感知需要的网络开销, 而通过在基站端采用最大似然的判决准则提高了频谱感知的精度。本节将对算法的性能进行仿真并给出分析结果。

考虑到文献[8]给出的 SLC 协同频谱检测算法采用的是能量检测的本地频谱感知算法, 且因为有良好的检测性能而被大多数文献引用作为比较的对象, 因此本节仿真中也采用能量检测的本地频谱感知算法, 并将本文提出的算法性能与 SLC 算法做出比较。这里需要提到一点的是在 SLC 协同频谱检测算法中, 各认知用户的感知结果是没有经过简约处理而直接进行融合判决的, 也就是说该算法没有考虑到感知信息传递中涉及到的网络开销。

当采用能量检测时, 检测量 θ_n 有

$$\theta_n = \sum_{i=1}^{2u} |y_n(i)|^2 \quad (16)$$

其中 $u = TW$ 是时间带宽积, 也意味着本地感知时间的长短, 由文献[8]可知, 对于能量检测方法, 单个用户的检测变量 θ_n 在 H_1 假设条件时服从自由度为 $2u$ 、非中心参数为 $2r_n$ 的非中心 χ^2 分布, 在 H_0 假设条件时服从自由度为 $2u$ 的中心 χ^2 分布, 对第 n ($n=1, \dots, N$) 个认知用户, 其检测变量有概率密度函数:

$$f_n(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma^{2u} 2^u \Gamma(u)} \theta^u e^{-\frac{\theta}{2\sigma^2}}, & H_0 \\ \frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{\theta}{2r_n}\right)^{\frac{u-2}{4}} e^{-\frac{2r_n+\theta}{2\sigma^2}} I_{u-1}\left(\frac{\sqrt{2r_n\theta}}{\sigma^2}\right), & H_1 \end{cases} \quad (17)$$

式中 $\Gamma(\bullet)$ 是伽玛函数, $I_\nu(\bullet)$ 是第一类 ν 阶修正贝塞尔函数, r_n 为第 n 个认知用户接收到的信噪比。为了便于表达, 令 $\mathbf{SNR} = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_N]^T$, $V = 2u$ 。由于当简约系数 M 较大时, 简约参量涉及较多, 如果要通过改变简约参量来画出完整的虚检概率-检测概率曲线其涉及的运算量较大, 因此仿真给出了具体的简约参量确定方法, 如式(18)所示:

$$\left. \begin{aligned} G(\lambda_m) &= \frac{m}{M+1} \\ \lambda_0 &= 0, \lambda_{M+1} = +\infty \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

其中, $G(\theta)$ 为概率密度函数 $g(\theta) = \frac{1}{\sigma^{2u} 2^u \Gamma(u)} \theta^u e^{-\frac{\theta}{2\sigma^2}}$ 对应的概率分布函数, 如令 $G^{-1}(\bullet)$ 为其反函

数, 则有 $\lambda_m = G^{-1} \left(\frac{m}{M+1} \right)$ 。为了便于考察算法性能, 定义

$$P_d = P_0 P_{d0} + P_1 P_{d1} \quad (19)$$

仿真假设 $P_0 = P_1 = 0.5$, 显然 P_d 越大, 检测性能越好, 为了便于比较, 简约系数分别设定为 $M=1, M=2, M=3, M=7$ 和 $M=15$ 。图 3-图 5 给出了相同接收信噪比情况下, P_d 分别随信噪比 SNR、自由度 V 以及认知用户个数 N 的变化曲线。图 6-图 8 给出了不同接收信噪比情况下, P_d 随自由度 V 的变化曲线, 仿真条件已经在图中给出。

仿真结果表明, 基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法的性能随着 M 的增加而增加, 但趋势减缓。在相同接收信噪比情况下, 随着 M 的增加, 算法性能逐渐逼近 SLC 算法, 当 $M=7$ 时已经非常接近了, 根据前面分析 $M=7$ 时需要的网络开销为 3 bit。图 3~图 5 还分别给出了 $M=1$ 和 $M=2$ 时算法仿真及理论曲线, 通过仿真结果可以看出理论曲线和蒙特卡洛仿真(使用仿真工具根据有无授权用户分别按照中心 χ^2 分布和非中心 χ^2 分布随机产

生 N 个认知用户的频谱感知结果, 经过信息简约处理后, 再无差错传送给基站进行最大似然判决。)曲线基本上是吻合的, 这也验证了上一节中理论推导的正确性。

从图 6-图 8 中可以看出, 在不同接收信噪比情况下, 基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法的性能优势就凸显出来。图 7 和图 8 分别给出了 $N=4$ 时, 接收信噪比相差较大和较小两种情况下, 算法的蒙特卡洛仿真曲线, 从两张图的对比可以看出, 前者的性能优势更明显。

6 结束语

无线频谱感知是目前认知无线电领域人们最为关注的方面之一, 针对单认知用户频谱感知算法存在不确定性、不完全性和误差等问题, 本文着重研究了协同频谱感知算法。为了在降低网络开销的基础上, 提高协同频谱感知的精确度, 本文提出了基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法。该算法在本地用户感知端使用信息简约模块来降低协同信息传递需要的网络开销, 在基站端使用基于最大似

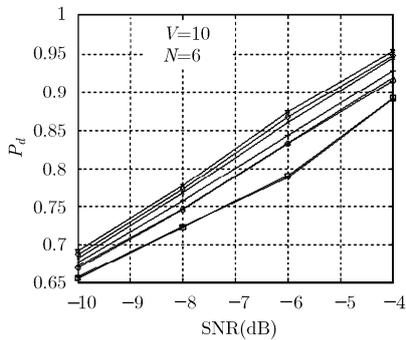


图 3 相同接收信噪比下 P_d 随信噪比 SNR 变化曲线

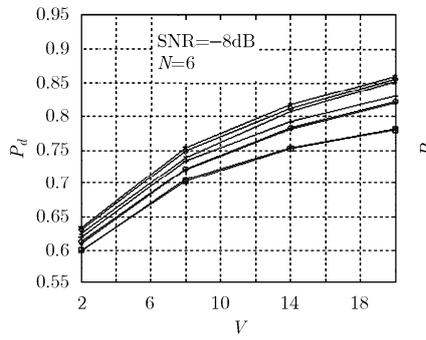


图 4 相同接收信噪比下 P_d 随自由度 V 变化曲线

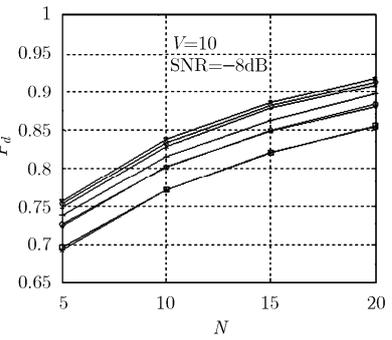


图 5 相同接收信噪比下 P_d 随协同认知用户个数 N 变化曲线

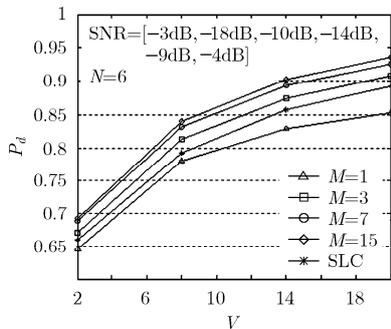


图 6 不同接收信噪比下 P_d 随自由度 V 仿真曲线($N=6$)

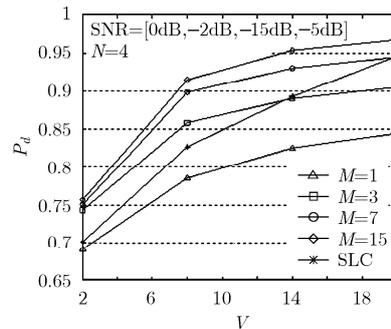


图 7 不同接收信噪比下 P_d 随自由度 V 仿真曲线($N=4$)

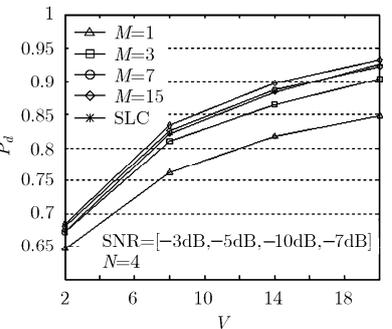


图 8 不同接收信噪比下 P_d 随自由度 V 仿真曲线($N=4$)

然准则的检测来提高感知性能。此外本文还对部分情况下检测概率的显示表达式进行了推导, 仿真结果验证了理论推导的正确性, 仿真结果表明认知用户使用 3 bit 的网络开销来传递感知信息就能获得很好的频谱感知性能, 特别是在认知用户接收信噪比相差较大的情况下, 其性能优势更为明显。

参考文献

- [1] Mitola J. Cognitive radio: Making software radios more personal [J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18.
 - [2] Haykin S. Cognitive radio: Brain-empowered wire-less communications [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201-220.
 - [3] Cabric D, Mishra S, and Brodersen R. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios [C]. Proc. Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, California, Nov. 2004, Vol. 1: 772-776.
 - [4] Digham F F, Alouini M S, and Simon M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2007, 55(1): 21-24.
 - [5] Kim K. Cyclostationary approaches to signal detection and classification in cognitive radio [C]. 2nd IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, Dublin, 17-20 April 2007: 212-215.
 - [6] Youn Youngwoo, Jeon Hyoungsuk, Jung Hoiyoon, and Lee Hyuckjae. Discrete wavelet packet transform based energy detector for cognitive radios [C]. IEEE 65th Vehicular Technology Conference, Dublin, 22-25 April 2007: 2641-2645.
 - [7] Park J, Hur Y, Song T J, Kim K, Lee J, Lim K, Lee C H, Kim H S, and Laskar J. Implementation issues of a wideband multi-resolution spectrum sensing (MRSS) technique for cognitive radio (CR) systems [C]. 1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, Mykonos Island, 8-10 June 2006: 1-5.
 - [8] Digham F F, Alouini M S, and Simon M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2007, 55(1): 21-24.
 - [9] Quan Zhi, Cui Shuguang, and Aayed 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.
 - [10] Visotsky E, Kuffner S, and Peterson R. On collaborative detection of TV transmissions in support of dynamic spectrum sensing[C]. Proc. IEEE DYSpan, USA, November, 2005: 338-345.
 - [11] Sun C, Zhang W, and Letaief K B. Cluster-based cooperative spectrum sensing for cognitive radio systems [C]. IEEE International Conference on Communications(ICC), Glasgow, Scotland, UK, June 24-28, 2007: 2511-2515.
 - [12] Ghasemi A and Sousa E S. Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments [C]. First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, MD USA, 8-11 Nov. 2005: 131-136.
 - [13] Guanesan G and Ye L. Cooperative spectrum sensing in the cognitive radio, Part I: two user networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2007, 6(6): 2204-2213.
- 崔 丽: 女, 1982年生, 博士生, 研究方向为认知无线电技术、频谱感知技术等。
- 王金龙: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线数据通信、军事通信网络、抗干扰与防截获技术等。
- 吴启晖: 男, 1970年生, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线通信、软件无线电、认知无线网络等。
- 郑学强: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为移动通信、认知无线电技术、频谱感知技术等。