



认知无线网络中基于特征向量的协方差盲检测方法

李映雪¹, 雷 静², 钟士元¹, 黄春明¹, 黄 超¹

(1. 国网江西省电力公司经济技术研究院 南昌 330043;

2. 国网江西省电力公司 南昌 330077)

摘 要:传统的协方差检测算法需要信道条件信息和多个认知节点参与。利用主用户信号与噪声信号协方差矩阵相关性的差异,提出了一种基于特征向量的协方差盲检测算法,推导出了所提算法的虚警概率和门限值的闭合表达式。该算法仅需要2个认知节点,不需要任何先验信息,对不确定噪声有很强的适应能力。仿真结果表明,所提算法性能优于其他协方差盲检测算法。

关键词:认知无线电;盲检测;特征向量;协方差矩阵;wishart分布;Haar分布

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015306

Covariance Blind Detection Method Based on Eigenvector in Cognitive Radio Network

Li Yingxue¹, Lei Jing², Zhong Shiyuan¹, Huang Chunming¹, Huang Chao¹

(1. State Grid Jiangxi Economic Research Institute, Nanchang 330043, China;

2. State Grid Jiangxi Electric Power Company, Nanchang 330077, China)

Abstract: As the blind detection algorithm has the shortcoming that they need information about the channel and more than two cognitive users to detect the primary user, a new blind detection algorithm based on eigenvector using the difference of correlation between the primary user signal and noise signal covariance matrix was presented, and a closed expression was derived for the probability of false alarm and threshold. The proposed method overcomes the noise uncertainty problem only with two cognitive relays and performs well without information about the channel, primary user and noise. Numerical simulations show that the new detector performs better than other detectors.

Key words: cognitive radio, blind detection, eigenvector, covariance matrix, wishart distribution, Haar distribution

1 引言

认知无线电技术是当前解决频谱资源紧缺、提高频谱

利用效率的重要方法,频谱检测是认知无线电的关键技术。多用户协作频谱检测不仅能有效解决隐藏终端的问题,而且能提升检测性能和整个系统的顽健性^[1,2]。传统的

收稿日期:2014-11-26;修回日期:2015-11-05

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No.60672132, No.60872149)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.60672132, No.60872149)

论文引用格式:李映雪,雷静,钟士元等. 认知无线网络中基于特征向量的协方差盲检测方法. 电信科学, 2015306

Li Y X, Lei J, Zhong S Y, et al. Covariance blind detection method based on eigenvector in cognitive radio networks. Telecommunications Science, 2015306

多用户协作频谱感知方法基于能量检测^[3],能量检测需要信道状态信息,在低信噪比环境中很难对主用户(primary user,PU)信号进行有效检测。协方差盲检测利用发射信号与噪声自相关性的差异识别 PU 信号,由于该方法不需要任何先验信息就能够检测到 PU 信号,有较好的检测性能,受到极大关注^[4-7]。近年来相继提出了 CAV(covariance absolute value)^[8]、MME (maximum minimum estimation)^[9,10] 和 MET (maximum eigenvalue trace)^[11] 等协方差盲检测算法,MME 和 MET 利用协方差矩阵特征值的差异进行 PU 信号检测,CAV 则根据协方差矩阵行列式与迹比值的不同进行判断。这些算法虽然实现了盲检测,但在低复杂度条件下几乎无检测能力。参考文献[12]提出的 FLA 和 FTM 算法虽然利用特征向量性质提高了检测效率,但其假定协方差矩阵的秩为 1 且采用复杂的特征学习算法,使得该算法在实际中操作性不高。

为了克服现有协方差盲检测算法的缺点,提高检测效率,根据随机矩阵理论,利用噪声与发射信号相关性差异引起的特征向量扰动性的不同,在认知无线网络中提出了一种高性能的协方差盲检测算法,并对算法性能进行详细分析,计算出虚警概率和门限值的数学表达式,最后仿真验证了同等条件下所提算法的优越性。

2 系统模型

在考虑实际场景的基础上,本文提出了一种双中继多天线的认知检测系统。系统假设存在单个 PU 不定时在固定频道发送信号,在可感知范围内,利用 2 个多天线认知(CR)中继用户采集空中信号,每个中继用户配有 N 根天线,认知中继配置的天线间的距离和夹角均完全相同, R 为天线的相关矩阵。中继转发收集到的采样数据到融合中心(FU)进行处理^[13,14]。模型中考虑实际情况,CR 采用单一时钟源(GPS)以保障信号采样和数据由 CR 发送至 FU 的同步,场景如图 1 所示。

假设 $s_i(n)$ 表示第 i 个 CR 节点上 K 根天线接收到的 PU 信号向量,表示为 $s_i(n)=[s_{i1}(n),s_{i2}(n),\cdots,s_{iK}(n)]^T$, $x_i(n)$ 表示 FU 接收到的来自第 i 个 CR 的信号向量,表示为 $x_i(n)=[x_{i1}(n),x_{i2}(n),\cdots,x_{iK}(n)]^T$ 。 $(\cdot)^T$ 表示矩阵转置。假设 PU 到各个认知中继的信道条件相同,均为高斯信道,则噪声向量 $v_i(n) \sim N(0,\sigma_v^2 I)$,其中, $N(\cdot)$ 为复高斯分布函数。假设一个采样周期内采样数为 N_s ,从 FU 能完全无差错地接收来自 CR 用户的信息。采样周期内 FU 接收到来自 CR 的采样信号

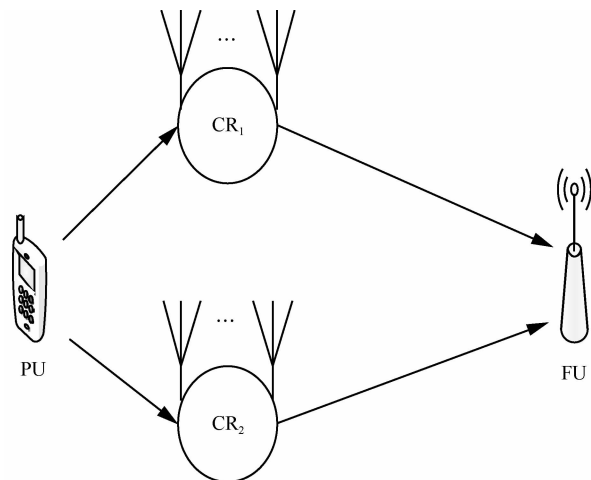


图 1 认知系统网络结构

数据为:

$$x_i(n)=s_i(n)+v_i(n), 0 \leq n \leq N_s, i=1,2 \quad (1)$$

假设发射信号与噪声信号独立。设 PU 发射信号为均值为 0、方差为 1 的独立随机信号。由于多天线状态完全相同,可以得知 $R=E(ss^T)$ 。FU 接收到的信号可以看作服从相同的均值与方差的协方差矩阵。FU 处接收到的第 i 个 CR 的信号 $x_i(n)$ 服从如下分布:

$$x_i(n) \sim \begin{cases} N(0, \sigma_v^2 I), & H_0 \\ N(0, R + \sigma_v^2 I), & H_1 \end{cases} \quad i=1,2 \quad (2)$$

其中, $E(\cdot)$ 表示数学期望,假设 R 的特征值为 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \cdots \leq \lambda_N$, 对应的特征向量为 $l_1, \cdots, l_N$, H_0 和 H_1 分别表示不存在 PU 信号和存在 PU 信号时的接收机状态。

3 检测算法描述

本文算法基于统计学数学分析和主成分理论的相关知识,分为 3 个阶段。第 1 阶段,系统中 2 个 CR 同步对空中信号进行 N_s 次采样;第 2 阶段,CR 把 $N_s \times N$ 个信号采样值转发给 FU;第 3 阶段,FU 对发回的数据进行处理分析,判断是否存在 PU 信号。数据处理过程如下。

(1) 计算 2 个 CR 采集数据的样本协方差矩阵,得:

$$\hat{R}_i = \frac{1}{N_s} \sum_{t=1}^{N_s} x_i(n) x_i(n)^T, \quad i=1,2 \quad (3)$$

(2) 对 $\hat{R}_1, \hat{R}_2$ 分别求出其最大特征值对应的特征向量 a_1 和 b_1 。

(3) 求解向量 a_1 和 b_1 的相关系数,并和门限值 ε 进行比较, $a_1^T b_1 > \varepsilon$, 当相关系数大于门限值 ε 时,判断系统存在 PU 信号,反之判断系统中不存在 PU 信号,即:



$$T(n) = a_1^T b_1 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \varepsilon \quad (4)$$

3.1 算法原理分析

对于 R 最大的特征值 λ_1 和其对应的特征向量 l_1 有如下表达式:

$$R l_1 = \lambda_1 l_1 \quad (5)$$

则可推导出:

$$(R + \sigma_v^2 I) l_1 = (\lambda_1 + \sigma_v^2) l_1 \quad (6)$$

由于 σ_1^2 和 σ_2^2 为固定常量, 矩阵 R 对应的特征向量 l_1 同时也是 $R + (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) I$ 最大特征值对应的特征向量。

用矩阵扰动理论对算法的原理解释说明, 根据矩阵扰动理论, 特征向量的敏感度依赖其对应的特征值与其他特征值之间的间隔, 并与之成反比。当不存在 PU 信号时, 估计出的协方差矩阵近似于 $(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) I$ 。其特征值之间的间隔很小, 接近于 0, 则对应的特征向量的敏感度很高, 扰动极大, 导致特征向量 a_1 和 b_1 之间的相关性很低; 反之在 H_1 时, 估计协方差矩阵近似于 $R + (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) I$, 其最大特征值与其他特征值的间隔远大于 0, 则其对应的特征向量扰动性较小, 相对稳定, 特征向量 a_1 和 b_1 之间具有很强的相关性。本文所提算法利用相关性的不同辨别是否存在主用户信号。

3.2 虚警概率和门限值的求解

虚警概率是认知无线网络系统中评价检测性能的重要参数, 表示当不存在 PU 信号时, 检测算法判断 PU 信号存在的概率。根据算法描述和式(4)推导出虚警概率计算表达式为:

$$P_f = p(a_1^T b_1 > \varepsilon | H_0) \quad (7)$$

在 H_0 时, 对算法进行分析, 由式(3)可得:

$$\hat{R}_1, \hat{R}_2 \sim \frac{1}{N_s} \text{wishart}(N_s, \sigma_v^2 I) \quad (8)$$

其中, $\text{wishart}(\cdot)$ 表示 wishart 分布函数。根据归一化理论和 wishart 分布性质, a_1, b_1 等价于协方差矩阵 C_1, C_2 对应的最大特征向量, 其中 C_1, C_2 服从如下分布:

$$C_1, C_2 \sim \text{wishart}(N_s, I) \quad (9)$$

设 A, B 为 C_1 和 C_2 对应的归一化特征向量矩阵, 其中 $A = [a_1, a_2, \dots, a_N], B = [b_1, b_2, \dots, b_N]$, 则 A^T 和 B^T 均服从 Haar 不变分布, 对于 Haar 不变矩阵, 如果 P 阶随机正交矩阵 E 有分布使得 $E Q^T$ 对每个正交的 Q 有相同的分布, 则称 E 有 Haar 不变分布。

因为 A, B 均为满秩归一化特征向量矩阵, 所以 A 和 B 均为酉矩阵。根据酉矩阵性质, B^T 也为酉矩阵。由定义可得:

$$f(A^T B) = f(A^T (B^T)^T) = f(A^T) \quad (10)$$

把 $A^T B$ 和 A^T 展开, 其对应的元素服从相同的分布及 $a_1^T b_1$ 和 a_{11} 服从相同的分布, 其中 a_{11} 为矩阵 A 中第 1 行第 1 列的元素, $f(\cdot)$ 表示概率密度函数。

$$f(a_1^T b_1) = f(a_{11}) \quad (11)$$

又因为 a_{11}^2 服从参数 $\alpha=1/2$ 和 $\beta=(N-1)/2$ 的 Beta 分布, 则可得 $T(n)=a_1^T b_1$ 服从如下分布:

$$f(T|N) = \frac{\Gamma\left(\frac{N}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{N-1}{2}\right)} (1-T^2)^{(N-3)/2}, \quad -1 < T < 1 \quad (12)$$

则根据式(7)推导出虚警概率为:

$$P_f = p(a_1^T b_1 > \varepsilon | H_0) = \frac{\Gamma\left(\frac{N}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{N-1}{2}\right)} \int_{-1}^{\varepsilon} (1-T^2)^{(N-3)/2} dT \quad (13)$$

根据反函数求导法则, 可以求出门限值的表达式如下:

$$\varepsilon = -1 + \frac{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{N-1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{N}{2}\right)} \int_0^{\rho_f} (1-u^2)^{-(N-3)/2} du \quad (14)$$

由式(14)可以看出, 门限值仅与协方差矩阵的维度有关, 与 PU 先验信息与信道信息无关。进一步得出所提方法无需 PU 信息和信道信息, 为全盲算法。

4 仿真结果

对所提算法的性能及其理论分析结果进行仿真验证。仿真场景如图 1 所示。仿真中 CR 采用同一时钟源对空中信号实现同步采集, 假定 PU 为单天线, 信道为高斯信道。假设发射功率为 P , 信噪比为 $SNR=P/\sigma_v^2$, 接收天线根数为 $N=\text{rank}(\Sigma_N)=4$, 天线相关系数的协方差矩阵 Σ_N 为满秩的正定对称矩阵, 采样点数 $N_s=10\ 000$, 蒙特卡洛仿真次数为 10 000。

图 2 表示所提检测算法和其他检测算法在低 SNR 下的检测性能比较。采样点数 $N_s=10\ 000$ 。假设协方差矩阵中

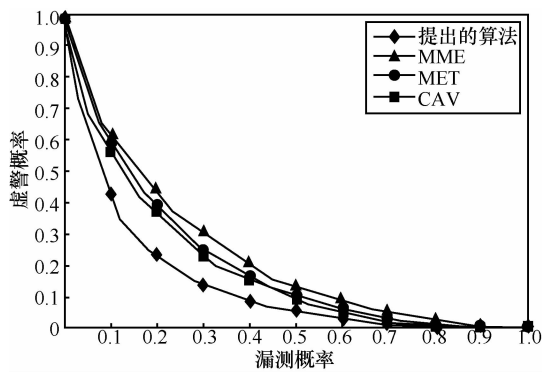


图2 协方差盲检测算法 ROC 性能比较(SNR=-18 dB)

相关系数为 $r=0.8$ 。由图2可以看出,在 $\text{SNR}=-18\text{ dB}$ 下,MME、MET和CAV的ROC曲线几乎重合,而所提算法的性能明显优于其他3种算法。

图3表示噪声不确定条件下所提算法和其他检测算法随SNR变化的性能比较,仿真条件为 $r=0.9$,采样点数 $N_s=100$,协方差矩阵阶数 $N=5$,噪声不确定偏移为2 dB,假设虚警概率 $P_f=0.1$ 。所提算法的门限值由虚警概率反推出,其他算法的门限值由参考文献[7]得到,从图3可以看出,在噪声不确定的条件下,本文所提算法在性能上超越了其他算法,比如 $\text{SNR}=-15\text{ dB}$ 时,所提算法的检测概率 $P_d=0.25$,而其他检测算法检测概率小于0.2,从而得出结论:所提算法在复杂信道环境中更有优越的检测性能。

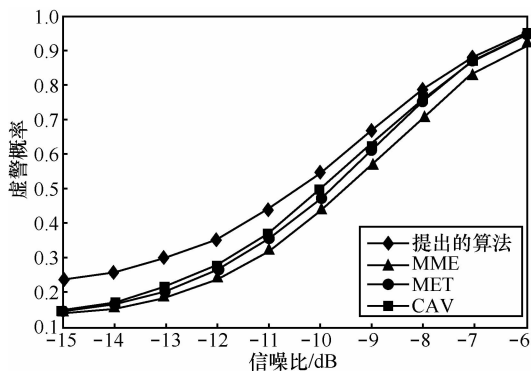


图3 不同检测算法的检测性能随SNR变化性能曲线(2 dB 噪声不确定)

5 结束语

认知无线网络中的检测技术是目前研究的热点,本文利用各节点接收PU信号的相关性,构造了一种仅需要2个CR参与的新检测模型。基于此模型,利用噪声和PU信号采样协方差矩阵最大特征向量相关性的不同,提出了

一种盲检测算法。该算法对比其他盲检测算法有较优的检测性能,步骤简单,可实施性强,不需要任何先验信息,对认知无线电中盲检测领域的研究有着理论和实际的意义。

参考文献

- Ma J, Zhao G D, Li Y. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE T Wirel Commun*, 2008, 7(11): 4502~4507
- Quan Z, Cui S G, Sayed A H. Optimal linear cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks. *IEEE J-Stsp*, 2008, 2(1): 28~40
- Zhao Y X, Song M, Xin C S. A weighted cooperative spectrum sensing framework for infrastructure-based cognitive radio networks. *Comput Commun*, 2011, 34(12): 1510~1517
- Lim T J, Zhang R, Liang Y C, *et al.* GLRT-based spectrum sensing for cognitive radio. *Proceedings of 2008 IEEE Global Telecommunications Conference*, LA, USA, 2008
- Zeng Y H, Liang Y C, Hoang A T, *et al.* A review on spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions. *Eurasip J Adv Sig Pr*, 2010(2)
- Sharma R K, Wallace J W. Correlation-based sensing for cognitive radio networks: bounds and experimental assessment. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(3): 657~666
- Yang X, Lei K J, Peng S L, *et al.* Blind detection for primary user based on the sample covariance matrix in cognitive radio. *IEEE Commun Lett*, 2011, 15(1): 40~42
- Zeng Y H, Liang Y C. Spectrum-sensing algorithms for cognitive radio based on statistical covariances. *IEEE T Veh Technol*, 2009, 58(4): 1804~1815
- Zeng Y H, Liang Y C. Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio. *Proceedings of 2007 IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, Athens, Greece, 2007: 403~407
- Zhang W S, Abreu G, Inamori M, *et al.* Spectrum sensing algorithms via finite random matrices. *IEEE T Commun*, 2012, 60(1): 164~175
- Bianchi P, Najim J, Maida M, *et al.* Performance analysis of some eigen-based hypothesis tests for collaborative sensing. *Proceedings of 2009 IEEE/Sp 15th Workshop on Statistical Signal Processing*, 2009(1~2): 5~8
- Zhang P, Qiu R, Guo N. Demonstration of spectrum sensing with blindly learned features. *IEEE Commun Lett*, 2011, 15(5): 548~550
- Atapattu S, Tellambura C, Jiang H. Energy detection based



cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. IEEE T Wirel Commun, 2011, 10(4): 1232~1241

- 14 Penna F, Garelo R, Spirito M A. Cooperative spectrum sensing based on the limiting eigenvalue ratio distribution in wishart matrices. IEEE Commun Lett, 2009, 13(7): 507~509

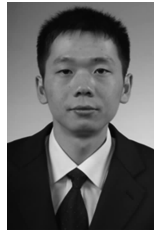
[作者简介]



李映雪,男,博士,国网江西省电力公司经济技术研究院工程师,主要研究方向为无线认知网络和电力通信。



雷静,男,国网江西省电力公司高级工程师,主要研究方向为电力通信及自动化。



钟士元,男,现就职于国网江西省电力公司经济技术研究院,主要研究方向为智能电网技术。



黄春明,男,国网江西省电力公司经济技术研究院高级工程师,主要研究方向为通信与智能电网技术。



黄超,男,国网江西省电力公司经济技术研究院高级工程师,主要研究方向为电力通信。