

认知无线网络中基于 Cholesky 分解的统计协方差频谱检测算法

李映雪¹, 沈树群¹, 胡浪涛², 王秋才²

(1.北京邮电大学 电子工程学院, 北京 100876; 2.北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘要: 针对认知无线网络中协方差检测算法均通过渐进方法得到性能参数的缺点, 提出了改进的 cholesky 的协方差盲检测算法, 利用 RMT(random matrix theory)理论, 推导了非渐进条件下该算法性能参数的数学表达式。所提算法无需 PU 信号的先验信息和信道条件信息, 对不确定噪声具有很强的适应能力。理论分析和仿真证明, 性能参数表达式正确, 所提算法相对于其他协方差盲检测算法, 性能有了一定的提升。

关键词: 协方差矩阵; 认知无线网络; Wishart 分布; cholesky 分解; 盲检测

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)Z2-0118-07

Statistical covariance blind detection algorithm based on cholesky factorization in cognitive radio network

LI Ying-xue¹, SHEN Shu-qun¹, HU Lang-tao², WANG Qiu-cai²

(1.School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2.School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: As the blind covariance detection algorithm has the shortcoming that the performance parameters are obtained using non-asymptotic method, a new blind detection algorithm was presented using cholesky factorization. Utilizing random matrix theory, the performance parameters was derived using non-asymptotic method. The proposed method overcomes the noise uncertainty problem and performs well without information about the channel, primary user and noise. Numerical simulation results demonstrate that the performance parameters expressions are correct and the new detector outperforms the other blind covariance detectors.

Key words: covariance matrix; cognitive radio network; wishart distribution; choleskyfactorization; blind detection

1 引言

认知无线电技术是解决当前频谱资源紧缺, 提高频谱利用效率的重要方法之一, 频谱检测是认知无线电的关键技术。多用户协作频谱检测技术利用空间上的分集对 PU(primary user)信号进行感知, 可以解决认知无线电中隐藏终端和阴影衰落的问题, 有效提高检测效率^[1,2]。

协方差检测算法利用多用户统计接收信号的协方差矩阵特性识别 PU 信号, 相比于 ED(energy

detector)和循环平稳检测的协作频谱感知算法, 协方差盲检测算法主要优势是不需要包括主用户和信道噪声的任何先验信息, 对不确定噪声有很强的适应能力。文献[3]利用接收协方差矩阵行列式的差异性提出了 CAV(covariance absolute value)算法, 文献[4]根据 GLRT(generalized likelihood ratio test)算法推导出了 GLR(generalized likelihood ratio)盲检测算法。文献[5,6]利用接收协方差矩阵特征值的差异性分别提出了 MME(maximum to minimum eigenvalue)和 MET(maximum eigenvalue trace)算法。

收稿日期: 2012-06-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60672132, 60872149)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (60672132, 60872149)

文献[7]利用协方差矩阵特征向量的相关性差异进行检测。其中, MME 算法已经在性能上超越了经典的 ED 算法。但这些算法均在假设分集阶数 N 或者采样点数 N_s 趋向无穷时渐近得到虚警概率和漏测概率, 文献[8,9]均假设在 $N \rightarrow \infty, N_s \rightarrow \infty$ 且 $N/N_s \rightarrow c$, (其中 c 为有限常数) 时利用 M-P(Marcenko-Pastur)分布推导出 GLR 和 MME 的虚警概率和漏测概率表达式。这在实际的协作检测过程中是非常不方便的, 因为无论是分集阶数 N 或者采样点数 N_s 在实际认知网络中都是有限的, 文献[10]利用 choleky 分解提出了 BOC(based on correlation) 算法, 但是该方法只针对单个 CU(cognitive user), 并未用于认知网络的多用户检测, 而且该算法目的是求出性能参数的闭合表达式, 并未使其性能指标最大化。

基于此问题, 本文提出了一种多用户协作频谱检测算法, 对接收信号的统计协方差矩阵进行 choleky 分解, 利用分解后的矩阵元素分解后在 H_1 (PU 信号存在) 和 H_0 (PU 信号不存在) 差异性判断是否存在主用户信号, 利用已有的 RMT 的结论, 在非渐进条件下推导出了虚警概率和漏测概率的表达式。理论验证和仿真均证明了所提算性能的优越性和性能参数推导公式的正确性。

2 系统模型描述

系统模型如文献[3~10]所述, 认知网络中 N 个 CR(cognitive relay) 在感知阶段对所需频段进行 N_s 次有效采样, 把采样结果通过正交无损耗信道送到 FC(fusion center), 融合中心对采样结果进行分析, 判断该频段是否存在 PU 信号。二元检测模型表示为 $H_0: y_n(k) = v(k)$, 其中, $v(k)$ 为循环对称高斯噪声, $v(k): N(0, \sigma_v^2)$ 。 $H_1: y_n(k) = h_n x(k) + v(k)$, 其中, $x(k)$ 是 PU 信号, 设 $x(k)$ 为高斯随机信号, 服从 $x(k): N(0, \sigma_x^2)$, h_n 为 PU 到 CR 的信道, 在感知过程中保持不变。PU 信号 $x(k)$ 和噪声 $v(k)$ 相互独立。

设 $\mathbf{y}(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_N(k)]^T$ 为 $N \times 1$ 的向量, 在时刻 k 包含来自 CR 的 N 个采样值。 H_1 时, $\mathbf{y}(k)$ 服从 $\mathbf{y}(k): N(0, \mathbf{R}_y)$, 其中 $\mathbf{R}_y = \sigma_x^2 \mathbf{h} \mathbf{h}^T + \sigma_v^2 \mathbf{I}$, $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_N]^T$ 。 FC 在感知阶段接收到的所有采样值为一个 $N \times N_s$ 的矩阵, 表示为 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(N_s)]$ 。接收协方差矩阵为

$\hat{\mathbf{R}}_y = \frac{1}{N_s} \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H$; 其中 $(\mathbf{g})^T$ 表示转置, $(\mathbf{g})^H$ 表示共轭转置。当 $N_s \rightarrow \infty$, 有 $\hat{\mathbf{R}}_y \rightarrow \mathbf{R}_y$ 。

3 基于 choleky 的协方差矩阵的盲检测算法

3.1 算法描述

所提算法描述如下。

1) 首先对 FC 处的接收信号矩阵的协方差矩阵进行最大似然估计, 得到估计值 $\hat{\mathbf{R}}_y$, $\hat{\mathbf{R}}_y$ 服从如下分布^[11]

$$\hat{\mathbf{R}}_y : \begin{cases} \frac{1}{N_s} W_N(N_s, \mathbf{R}_y), & |H_1 \\ \frac{1}{N_s} W_N(N_s, \sigma_v^2 \mathbf{I}_N), & |H_0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $W_N(\cdot)$ 表示 $N \times N$ 的 wishart 分布。

2) 对 $\hat{\mathbf{R}}_y$ 进行 Cholesky 分解, 得到 $\hat{\mathbf{R}}_y = \hat{\mathbf{Q}}^T \hat{\mathbf{Q}}$, $\hat{\mathbf{Q}}$ 为 $N \times N$ 的上三角矩阵, $\hat{\mathbf{Q}}^T$ 是其共轭转置, 它们对角元素全大于 0。

3) 对分解后的上三角矩阵进行判决, 判决公式如下

$$L(y) = \frac{\left| \sum_{1 \leq i < j \leq N} \hat{q}_{ij} \right|_{H_1}}{\left| \sum_{1 \leq i \leq N} \hat{q}_{ii} \right|_{H_0}} \geq \gamma \quad (2)$$

当 $L(y) \geq \gamma$ 时, 判断存在主用户信号; 否则不存在主用户信号。其中, \hat{q}_{ij} 是矩阵 $\hat{\mathbf{Q}}$ 中的元素, γ 是门限值, $\sum(\cdot)$ 为和函数。

3.2 性能分析

对协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_y$ 进行 Cholesky 分解^[11], 得到上三角矩阵和其对称的下三角矩阵的乘积, H_0 时, 下三角矩阵元素接近零, H_1 时, 下三角元素全大于零。利用此性质, H_0 时, 式(2)趋近于零; H_1 时, 式(2)为一大于零的实数。由此可以判断 PU 信号是否存在。

虚警概率和漏测概率是频谱检测算法的主要指标性参数, 反映了检测算法性能的优劣, 而所提算法则依照判决式(2)中 $L(y)$ 的分布函数直接求解其性能参数。本文的性能方法主要是在非渐进条件下计算得到虚警概率和漏测概率, 然后通过仿真验证所提算法的优越性。

首先对式(1)进行化简, 对 $\hat{\mathbf{R}}_y$ 进行变换处理,

设 $\hat{\mathbf{R}}'_y = \frac{N_s \hat{\mathbf{R}}_y}{\sigma_v^2}$, 根据 wishart 分布的性质, 可以得到:

$$\hat{\mathbf{R}}'_y : \begin{cases} W_N(N_s, \frac{N_s \mathbf{R}_y}{\sigma_v^2}), & |H_1 \\ W_N(N_s, \mathbf{I}_N), & |H_0 \end{cases} \quad (3)$$

对 $\hat{\mathbf{R}}'_y$ 进行 Cholesky 分解得到上三角矩阵 \mathbf{D}

$$\hat{\mathbf{R}}'_y = \mathbf{D}^T \mathbf{D} \quad (4)$$

根据 wishart 分布的性质^[12]和式(1)、式(2), 可得

$$\frac{|\sum_{1 \leq i < j \leq N} \hat{q}_{ij}|}{|\sum_{1 \leq i \leq N} \hat{q}_{ii}|} = \frac{|\sum_{1 \leq i < j \leq N} d_{ij}|}{|\sum_{1 \leq i \leq N} d_{ii}|} \quad (5)$$

其中, d_{ij} 为 \mathbf{D} 中 i 行 j 列的元素, 所以式(2)中的判决方式可以转换为

$$L(y) = \frac{|\sum_{1 \leq i < j \leq N} d_{ij}|}{|\sum_{1 \leq i \leq N} d_{ii}|} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \gamma \quad (6)$$

3.3 虚警率和漏测率的计算

虚警率表示当 PU 信号不存在时感知算法检测存在 PU 的概率, 此时, CU 只能检测到噪声信号, 由公式(3)可知, 此时 $\hat{\mathbf{R}}'_y : W_N(N_s, \mathbf{I}_N)$, 设上三角矩阵 $\mathbf{D} = \mathbf{U} | H_0$, u_{ij} 是矩阵 \mathbf{U} 中第 i 行 j 列的元素, 可得 $d_{ij} = u_{ij} | H_0$, 根据文献[11]可知

$$\begin{cases} u_{ii}^2 : \chi_{N_s-i+1}^2, & 1 \leq i \leq N \\ u_{ij} : N(0,1), & 1 \leq i < j \leq N \end{cases} \quad (7)$$

并且 \mathbf{U} 中所有元素 $u_{ij} (1 \leq i \leq j \leq N)$ 相互独立。 u_{ii} 服从自由度为 $N_s - i + 1$ 的卡分布, 表示如下

$$u_{ii} : \chi_{N_s-i+1}, \quad 1 \leq i \leq N \quad (8)$$

根据卡分布的性质^[12], 可以得出

$$\lim_{N_s \rightarrow \infty} \frac{\chi_{N_s-i+1} - \mu_i}{\sigma_i} \rightarrow N(0,1) \quad (9)$$

u_{ii} 的数学期望为 μ_i , 方差为 σ_i^2 。当 N_s 值较大时, $\chi_{N_s-i+1} \rightarrow N(\mu_i, \sigma_i^2)$, 即

$$u_{ii} : N(\mu_i, \sigma_i^2), \quad 1 \leq i \leq N \quad (10)$$

其中, $\mu_i = \sqrt{2} \frac{\Gamma((N_s - i + 2)/2)}{\Gamma(N_s - i + 1/2)}$, $\sigma_i^2 = (N_s - i + 1) - \mu_i^2$ 。 $\Gamma(\cdot)$ 为 gamma 函数, 由于 u_{ij} 之间相互独立,

有

$$|\sum_{1 \leq i \leq N} u_{ii}| : N(\sum_1^N \mu_i, \sum_1^N \sigma_i^2) \quad (11)$$

其中, $\sum_1^N \mu_i = \sum_1^N \sqrt{2} \frac{\Gamma((N_s - i + 2)/2)}{\Gamma(N_s - i + 1/2)}$, $\sum_1^N \sigma_i^2 = \sum_1^N (N_s - i + 1) - \mu_i^2$

根据式(7), 推导出矩阵 \mathbf{U} 中非对角元素 u_{ij} 的和服从高斯分布。

$$|\sum_{1 \leq i < j \leq N} u_{ij}| : N\left(0, \frac{N(N-1)}{2}\right) \quad (12)$$

根据高斯分布的性质^[12], 综合式(11)、式(12)

可以推导得到 $L(y) = \frac{|\sum_{1 \leq i < j \leq N} u_{ij}|}{|\sum_{1 \leq i \leq N} u_{ii}|}$ 的 PDF(probability

density function)为

$$f_u(\gamma) = \frac{\sqrt{(N(N-1)/2) \sum_1^N \sigma_i^2}}{\pi \left(\gamma^2 \sum_1^N \sigma_i^2 + N(N-1)/2 \right)} \cdot \exp \left\{ - \frac{\left(\sum_1^N \mu_i \right)^2}{2 \sum_1^N \sigma_i^2} + \frac{N(N-1)/2 \sum_1^N \mu_i}{\sqrt{2\pi} \left(\gamma^2 \sum_1^N \sigma_i^2 + N(N-1)/2 \right)^{3/2}} \right\} \cdot \exp \left\{ - \frac{\gamma^2 \left(\sum_1^N \mu_i \right)^2}{2 \left(\gamma^2 \sum_1^N \sigma_i^2 + N(N-1)/2 \right)} \right\} \cdot \left[1 - 2Q \left(\frac{N(N-1)/2 \sum_1^N \mu_i}{\sqrt{(N(N-1)/2) \sum_1^N \sigma_i^2 \left(\gamma^2 \sum_1^N \sigma_i^2 + N(N-1)/2 \right)}} \right) \right] \quad (13)$$

由 $L(y)$ 的 PDF 计算虚警概率 P_f , 简略计算过程和结果如下。

$$P_f = F_u(\gamma) = P(L(y) = l > \gamma | H_0) = \int_{\gamma}^{\infty} f_u(l) dl = \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{N(N-1)/2}}{\gamma \sqrt{\sum_1^N \sigma_i^2}} \right) +$$

$$2V \left(\frac{\gamma \sum_1^N \mu_i}{\sqrt{\gamma^2 \sum_1^N \sigma_i^2 + N(N-1)/2}}, \frac{\left(\sqrt{N(N-1)} / \left(2 \sum_1^N \sigma_i^2 \right) \right) \sum_1^N \mu_i}{\sqrt{\gamma^2 \sum_1^N \sigma_i^2 + N(N-1)/2}} \right) \quad (14)$$

其中， $V(u, v) = \frac{1}{2\pi} \int_0^u \int_0^{vx/u} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2}\right) dy dx$ ，

$$\sum_1^N \mu_i = \sum_1^N \sqrt{2} \frac{\Gamma((N_s - i + 2)/2)}{\Gamma(N_s - i + 1/2)}, \quad \sum_1^N \sigma_i^2 = \sum_1^N ((N_s - i + 1) - \mu_i^2)$$

检测概率表示频谱检测算法对 PU 信号的检测能力。当存在主用户信号时，接收信号的协方差矩阵 \mathbf{R}_y 为发射信号协方差矩阵与噪声矩阵之和。对矩阵 \mathbf{R}_y 进行变换和 cholekey 分解后结果为 $\frac{N_s \mathbf{R}_y}{\sigma_v^2} = \mathbf{G}^T \mathbf{G}$ ，由于 \mathbf{R}_y 为正定对称矩阵，矩阵 \mathbf{G} 为 N 维的上三角实数矩阵，PU 发射信号时，根据公式(3)，估计协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_y: W_N(N_s, \frac{N_s \mathbf{R}_y}{\sigma_v^2})$ ，设上三角矩阵 $\mathbf{D} = \mathbf{C} | \mathbf{H}_1$ ， c_{ij} 是矩阵 \mathbf{C} 中第 i 行 j 列的元素，其中 $d_{ij} = c_{ij} | \mathbf{H}_1$ 。

因为 $\mathbf{U}^T \mathbf{U}: W_N(N_s, \mathbf{I}_N)$ 根据文献[11]定理 3.3.1 可推导出

$$\mathbf{G}^T \mathbf{U}^T \mathbf{U} \mathbf{G}: W_N(N_s, \mathbf{G}^T \mathbf{I}_N \mathbf{G}) = W_N(N_s, \frac{N_s \mathbf{R}_y}{\sigma_v^2}) \quad (15)$$

$$f_c(\gamma) = \frac{\sqrt{\left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 (N(N-1)/2) \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2}}{\pi \left(\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + \left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 N(N-1)/2 \right)} \exp \left(-\frac{\left(\sum_1^N g_{ii} \mu_i \right)^2}{2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2} \right) + \frac{\left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 N(N-1)/2 \sum_1^N g_{ii} \mu_i}{\sqrt{2\pi} \left(\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + \left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 N(N-1)/2 \right)^{3/2}} \exp \left(-\frac{\gamma^2 \left(\sum_1^N g_{ii} \mu_i \right)^2}{2 \left(\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + \left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 N(N-1)/2 \right)} \right) \left[1 - 2Q \left(\frac{\left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 N(N-1)/2 \sum_1^N g_{ii} \mu_i}{\sqrt{\left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 (N(N-1)/2) \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 \left(\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + \left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 N(N-1)/2 \right)}} \right) \right] \quad (20)$$

由 PDF 可以计算检测概率 P_d ，表达式如下

根据 cholekey 分解存在唯一性，可得

$$\mathbf{C} = \mathbf{U} \mathbf{G} \quad (16)$$

其中，对应的元素

$$c_{ij} = \begin{cases} \sum_{x=i}^j u_{ix} g_{xj}, & j \geq i \\ 0, & j < i \end{cases} \quad (17)$$

根据式(7)、式(9)、式(10)、式(11)，由式(16)可推导出

$$\sum_{1 \leq i \leq N} c_{ii} = \sum_{1 \leq i \leq N} g_{ii} u_{ii} : N \left(\sum_1^N g_{ii} \mu_i, \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 \right) \quad (18)$$

其中， $\mu_i = \sqrt{2} \frac{\Gamma((N_s - i + 2)/2)}{\Gamma(N_s - i + 1/2)}$ ， $\sigma_i^2 = (N_s - i + 1) - \mu_i^2$ 。

利用式(7)、式(12)得到的结论，计算得

$$\begin{aligned} \sum_{1 \leq i < j \leq N} c_{ij} &= \sum_{1 \leq x < y \leq N} \sum_{1 \leq i < j \leq N} u_{xy} g_{ij} \\ &= \sum_{1 \leq x < y \leq N} \left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right) u_{xy} \\ &: N \left(0, \left(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij} \right)^2 \frac{N(N-1)}{2} \right) \end{aligned} \quad (19)$$

已知 $\sum_{1 \leq i < j \leq N} |u_{ij}|$ 和 $\sum_{1 \leq i \leq N} |u_{ii}|$ 的分布函数，且二者相互独立，根据高斯分布的性质^[12]和式(18)、

式(19)，得到 $L(y) = \frac{\sum_{1 \leq i < j \leq N} u_{ij}}{\sum_{1 \leq i \leq N} u_{ii}}$ 的 PDF 为

$$P_d = F_c(\gamma) = P(L(y) = l > \gamma | H_1) = \int_{\gamma}^{\infty} f_c(l) dl = \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 (N(N-1)/2)}}{\gamma \sqrt{\sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2}} \right) + 2V \left(\frac{\gamma \sum_1^N g_{ii} \mu_i}{\sqrt{\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + (\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 N(N-1)/2}}, \frac{\left(\sqrt{(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 N(N-1) / (2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2)} \right) \sum_1^N g_{ii} \mu_i}{\sqrt{\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + (\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 N(N-1)/2}} \right) \quad (21)$$

其中, $\sum_1^N g_{ii} \mu_i = \sum_1^N \sqrt{2} \frac{g_{ii} \Gamma((N_s - i + 2)/2)}{\Gamma(N_s - i + 1/2)}$, $\sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 = \sum_1^N g_{ii}^2 ((N_s - i + 1) - \mu_i^2)$ 。

根据 $P_m = 1 - P_d$, 求出漏测概率

$$P_m = 1 - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 (N(N-1)/2)}}{\gamma \sqrt{\sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2}} \right) - 2V \left(\frac{\gamma \sum_1^N g_{ii} \mu_i}{\sqrt{\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + (\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 N(N-1)/2}}, \frac{\left(\sqrt{(\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 N(N-1) / (2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2)} \right) \sum_1^N g_{ii} \mu_i}{\sqrt{\gamma^2 \sum_1^N g_{ii}^2 \sigma_i^2 + (\sum_{1 \leq i < j \leq N} g_{ij})^2 N(N-1)/2}} \right) \quad (22)$$

可以看出式(20)、式(21)、式(22)均为闭合表达式, 这些公式看起来很复杂, 但是利用计算机软件并不难对其进行分析计算, 对这些公式的验证将在仿真结果中给出。

4 仿真结果和分析

本节对所提算法的性能进行仿真验证和分析。仿真场景中如 2 节所述, 认知网络中 PU 和 SU 均采用单天线, 假设 PU 到每个 SU 的信道条件相同。

图 1 为所提检测算法和其他检测算法在低 SNR 下的检测性能比较示意。仿真中取 $N=5$, $N_s=1\ 000$, $SNR=-20\text{dB}$ 。其中横坐标表示虚警概率, 纵坐标表示漏测概率。所提算法的理论仿真曲线(THE)由式(14)和式(21)得到, 从图 1 可看出, 所提算法的理论仿真和蒙特卡洛仿真完全重合, 这证明了性能参数式(14)和式(21)的正确性。在 $P_f = 0.1$ 时, 所提算法的检测概率大于 0.75, 而其他检测算法的检测概率均小于 0.4。得出结论: 推导出的性能参数表达式正确无误; 在信噪比低至 -20dB 时, 所提算法仍有较好的检测性能, 超越了 MME、MET 和 CAV 和 BOC 算法。

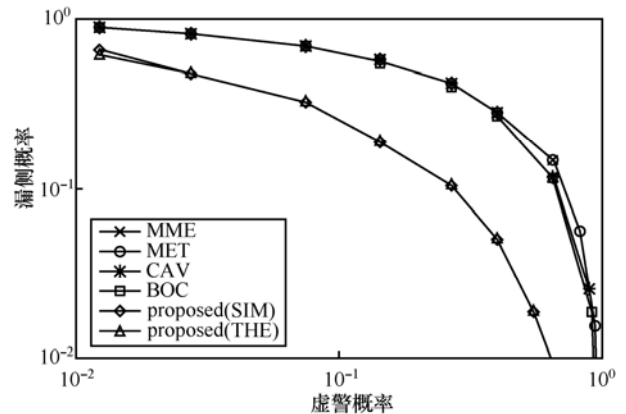


图 1 协方差盲检测算法在 $SNR=-20\text{dB}$ 的检测性能 ROC 曲线

图 2 表示 SNR 变化时所提检测性能的变化情况。仿真中取 $N = 5$, $N_s=1\ 000$ 。图 2 中横纵坐标与图 1 相同。从图 2 可以看出, 当 SNR 变小, 所提算法的检测性能不断降低, 但是当 SNR 下降到 -24dB 时, 所提算法仍然有一定的检测性能, 而且在 SNR 分别为 -24dB 到 -18dB 的低信噪比范围内, 根据式(14)和式(21)得到的性能曲线与蒙特卡洛仿真得到的曲线几乎完全重合, 进一步证明了性能参数公式推导的正确性。

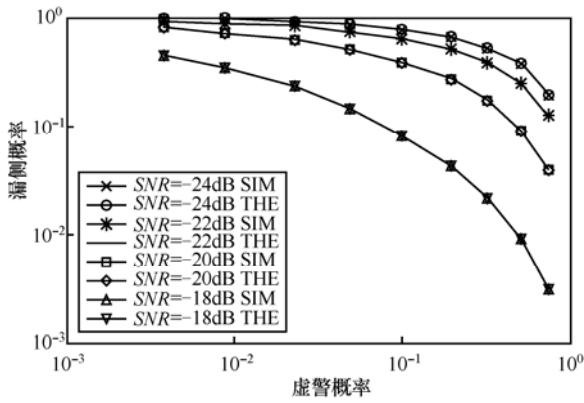


图 2 所提算法检测性能随 r 变化的 ROC 曲线($N_s=10\ 000$)

图 3 表示噪声不确定条件下时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 $N_s = 100$, $N = 5$, $P_f = 0.1$; 噪声不确定偏移为 2dB。横坐标为信噪比, 范围从 -15dB 到 -6dB; 纵坐标为检测概率。为了在恶劣的条件下验证算法性能, 仿真采用相对前面较少的仿真点数。所提算法的门限值由虚警概率表达式反函数仿真求出, 其他算法的门限值由文献[10,13]中所给公式得到。从图 3 可以看出, 在噪声不确定条件下, BOC 算法性能与其他检测算法基本持平, 而本文所提算法在性能上则超越了其他算法, 比如 $SNR = -15dB$ 时, 所提算法的检测概率等于 0.35, 而其他检测算法检测概率小于 0.15, 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。

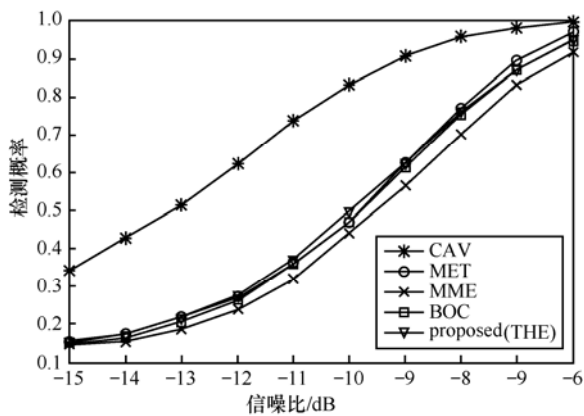


图 3 不同检测算法的检测性能随 SNR 变化性能化曲线 ($N_s=100$, 2dB 噪声不确定, $P_f=0.1$)

5 结束语

协方差盲检测算法是认知无线网络中利用空间分集提高频谱检测效率的重要方法之一。本文在

BOC 算法的基础上提出了一种新的协方差盲检测算法, 该方法利用对估计协方差矩阵 cholesky 分解后的矩阵进行分析并判决 PU 用户的存在, 对原方法的判决公式进行了改进。并用非渐进的方法推导了性能参数的闭合表达式。仿真结果表明, 推导的性能表达式准确无误, 所提算法性能优于其他协方差盲检测算法, 有着良好的性能。需要说明的是, 所提算法只利用了部分采样协方差矩阵的性能, 后续将会对其的特征向量和特征值进行联合讨论, 提出更优的协方差盲检测算法。

参考文献:

- [1] ATAPATTU S, TELLAMBURA C, JIANG H. Energy detection based cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE T Wirel Commun, 2011, 10 (4):1232-1241.
- [2] ZHAO Y X, SONG M, XIN C S. A weighted cooperative spectrum sensing framework for infrastructure-based cognitive radio networks[J]. Comput Commun, 2011, 34 (12):1510-1517.
- [3] ZENG Y H, LIANG Y C. Spectrum-sensing algorithms for cognitive radio based on statistical covariances[J]. Vehicular Technology, IEEE Transactions on, 2009: 58 (4): 1804-1815.
- [4] RAMIREZ D, VAZQUEZ-VILAR G, LOPEZ-VALCARCE, R, et al. Detection of Rank-P signals in cognitive radio networks with uncalibrated multiple antennas[J]. IEEE T Signal Proces, 2011, 59 (8): 3764-3774.
- [5] ZENG Y H, LIANG Y C. Maximum-minimum eigenvalue detection for cognitive radio[A]. 2007 IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications[C]. Athens, Greece, 2007. 403-407.
- [6] BIANCHI P, NAJIM J, MAIDA M, et al. Performance analysis of some eigen-based hypothesis tests for collaborative sensing[A]. Proc 2009 IEEE/Sp 15th Workshop on Statistical Signal Processing[C]. Gardiff, UK, 2009. 5-8.
- [7] ZHANG P, QIU R, GUO N. Demonstration of spectrum sensing with blindly learned features[J]. IEEE Commun Lett, 2011, 15 (5):548-550.
- [8] BIANCHI P, DEBBAH M, MAIDA M, et al. Performance of statistical tests for single-source detection using random matrix theory[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57 (4): 2400-2419.
- [9] WEI L, TIRKKONEN O. Spectrum sensing in the presence of multiple primary users[J]. IEEE T Commun, 2012, 60 (5):1268-1277.

[10] YANG X, LEI K J, PENG S L, *et al.* Blind detection for primary user based on the sample covariance matrix in cognitive radio[J]. IEEE Commun Lett, 2011, 15 (1):40-42.

[11] GUPTA A K, NAGAR D K. Matrix Variate Distributions[M]. London: Vol. 3 Chapman & Hall, 2000.

[12] SIMON M K. Probability Distributions Involving Gaussian Random Variables[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2002.

[13] ZENG Y H, LIANG Y C. Spectrum-sensing algorithms for cognitive radio based on statistical covariances[J]. IEEE T Veh Technol, 2009, 58 (4): 1804-1815.



沈树群 (1945-), 男, 北京人, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信号自动识别和图像处理。



胡浪涛 (1982-), 男, 安徽安庆人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为无线多用户通信。

作者简介:



李映雪 (1982-), 男, 江西高安人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为认知无线网络和频谱感知算法。



王秋才 (1973-), 男, 福建惠安人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为信道均衡及分集技术。