

一种新型的基于最大特征值的合作频谱感知算法

曹开田* 杨震

(南京邮电大学信号处理与传输研究院 南京 210003)

(宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室 南京 210003)

摘要: 针对认知无线电中经典频谱感知方法的缺点, 该文利用随机矩阵理论的相关研究成果, 提出了一种基于采样协方差矩阵最大特征值与平均能量的合作频谱感知新算法。该算法将次用户接收信号协方差矩阵的最大特征值与接收信号平均能量的比值(Maximum Eigenvalue-Energy Detection, ME-ED)作为统计判决量, 以此判决出主用户是否存在, 从而实现频谱感知功能。理论分析表明, 与经典频谱感知方法相比, ME-ED 算法无需知晓主用户信号的任何先验知识及噪声功率。仿真结果显示, 与 MED 算法和 ED 方法相比, 该算法不仅对噪声的不确定性不敏感, 而且在噪声存在波动的情况下, 其感知性能最优, 鲁棒性最强。

关键词: 认知无线电; 合作频谱感知; 随机矩阵理论; 采样协方差矩阵; 最大特征值

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)06-1367-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01091

A Novel Cooperative Spectrum Sensing Algorithm Based on the Maximum Eigenvalue

Cao Kai-tian Yang Zhen

(Institute of Signal Processing and Transmission, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210003, China)

(Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology, Ministry of Education,
Nanjing 210003, China)

Abstract: In order to overcome the disadvantages of the traditional spectrum sensing methods in Cognitive Radio (CR), a novel cooperative sensing algorithm based on the maximum eigenvalue and average energy of the received signal covariance matrix is presented in this paper. The proposed algorithm exploits the ratio of the Maximum Eigenvalue to Energy Detection (ME-ED) to determine whether the Primary User (PU) is present or not. Through the theoretical analysis, ME-ED scheme can work well without the knowledge of the PU signal and the noise power. In addition, simulations show ME-ED is not sensitive to noise uncertainty, and can obtain the optimal sensing performance and the strongest robustness under the noise uncertainty compared to MED and ED.

Key words: Cognitive Radio (CR); Cooperative spectrum sensing; Random matrix theory; Sample covariance matrix; Maximum Eigenvalue (ME)

1 引言

近年来, 随着各种无线通信业务的迅猛发展, 对数据传输速率的要求越来越高。根据香农信息理论, 这些通信系统对无线频谱资源的带宽需求也相应增长, 从而导致适用于无线通信的频谱资源变得日益紧张, 成为制约无线通信技术发展的瓶颈。然而, 频谱作为一种稀缺资源是由政府相关部门固定

分配给了各个授权主用户(Primary User, PU), 其它用户未经许可不得使用。而据 2002 年美国 FCC 授权下的 SPTF(Spectrum Policy Task Force)对频谱资源的使用情况所做的调查报告可知, 在某一时间、空间内只有 15%~85%的频谱被 PU 使用^[1]。因此, 这种频谱资源固定分配政策导致了大量频谱资源闲置、频谱利用率低下。这就出现了一种矛盾: 一方面新的无线用户无频谱可用; 而另一方面, 现有的频谱资源浪费现象严重, 频谱没有得到充分的利用。认知无线电(CR)技术是解决这种矛盾的最佳方案。CR 技术的一个基本要求是认知用户(Secondary User, SU)不能对主用户(PU)的正常通

2010-10-11 收到, 2011-01-19 改回

国家 863 计划项目(2009AA01Z241), 国家自然科学基金(60806027, 61076073, 61071092), 江苏省高校自然科学基金(09KJB51001)和南京邮电大学校科研基金(NY210035)资助课题

*通信作者: 曹开田 xckt007@163.com

信造成影响。因此, SU 在接入某段频谱之前必须先进行频谱检测以找到可用的频谱空洞, 避免对 PU 的干扰。由此可见, 频谱感知是 CR 技术的关键技术, 也是 CR 技术得以应用的基础和前提。目前, 经典的频谱感知技术是能量检测(Energy Detection, ED)、匹配滤波(Matched-Filtering, MF)检测以及循环平稳检测(Cyclostationary Feature Detection, CFD)等方法^[1,2]。MF 方法是一种信噪比最高意义上的最优检测方法, 它需要知道 PU 发射机信号的先验知识, 这一要求在实际情况下是很难满足的; CFD 对噪声的不确定性具有很强的鲁棒性, 但该方法需要知道 PU 发射机信号所固有的循环特征频率。此外, 该方法对 ADC(Analog to Digital Converter) 的处理速度以及系统的信号处理能力均提出了较高的要求, 增加了系统的复杂性; 在无法获得 PU 发射机信号相关信息的情况下, ED 方法是最优的方法, 而且实现简单。但其缺点是要预先知道噪声功率, 而且感知性能与判决门限密切相关。在实际情况下, 噪声功率是很难预先获得的。因此, 这些经典频谱感知方法都有各自特定的应用场合和缺陷。

针对经典感知方法的缺点, 近些年来, 国际上出现了用随机矩阵理论(RMT)^[3-7]来实现频谱感知的方法, 并迅速成为一个研究热点。文献[3]采用 RMT 对多 SU 用户接收信号所组成的采样协方差矩阵的特征值进行分析, 利用极限渐进谱理论求出该协方差矩阵最大和最小特征值的极限值, 并将这两个极限的比值作为频谱检测的判决门限, 设计出了一种基于 RMT 的合作频谱感知算法。该算法的优点是无须任何有关 PU 发射机信号的先验知识就能获得较好的感知性能, 并且采用了合作感知的方法进一步提高了感知可靠性, 克服了传统感知方法的一些实际问题。但是, 由于该方法采用最大特征值和最小特征值的极限作为判决门限, 造成不同感知情形下的判决门限始终保持不变, 无法根据当前的实际情况实时改变判决门限, 这势必会大大影响系统的感知性能及其可靠性。为此, 文献[8]提出了一种基于 RMT 的 MED (Maximum Eigenvalue Detection) 算法, 该算法克服了文献[3]算法中判决门限固定不变的缺点。MED 算法利用 RMT 中有关随机矩阵最大特征值的分布特性理论, 获得了采样协方差矩阵的最大特征值的概率分布函数。并根据该分布函数求出判决门限随虚警概率变化的表达式, 使得判决门限能根据预先设定的虚警概率进行动态调整, 提高了感知性能。但是, MED 算法同样存在需要预先知道噪声功率的缺点; 另外, MED 算法的判决门限是根据采样协方差矩阵最大特征值的近似

分布函数而求得的。由于该分布函数只是近似表达式, 不是很精确, 这会影响 MED 算法的准确性和可靠性。

为了克服以上缺点, 本文根据 RMT 有关随机矩阵最大特征值的研究成果, 提出了一种新的基于最大特征值-能量检测(ME-ED)的合作感知算法。该算法将 SU 接收信号协方差矩阵的最大特征值与接收信号的平均能量的比值作为判决统计量, 并由采样协方差矩阵的最大特征值的极限、平均能量分布特性以及虚警概率求取的判决门限与噪声没有任何关系且无需任何 PU 信号的先验知识。因此, ME-ED 算法克服了经典感知算法和 MED 算法需要 PU 信号先验知识以及对噪声敏感的缺点, 进一步提高了感知性能和感知结果的可靠性。此外, 通过理论分析可得, 在采样次数较大的情况下, ME-ED 算法的复杂度与 ED 算法、MED 算法相比几乎没有增加。同时, 数字仿真也表明, 在噪声不确定性存在的情况下, 相比 ED 算法和 MED 算法, ME-ED 算法的感知性能最优、感知可靠性最高、鲁棒性最强。

2 系统模型及采样协方差矩阵

假设认知用户节点数为 K , 它们采用合作的方式对 PU 发射机信号进行频谱检测。则第 i 个认知用户对某一频段 PU 发射机信号的检测结果存在以下两种假设^[1]:

$$\left. \begin{aligned} H_0 : x_i(n) &= \eta_i(n), \quad i = 1, 2, \dots, K \\ H_1 : x_i(n) &= h_i(n)s + \eta_i(n) = s_i(n) + \eta_i(n), \quad i = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

H_0 表示认知节点接收信号中只存在噪声时的假设; 而 H_1 则假设存在 PU 发射机信号。其中 $x_i(n)$ 表示第 i 个认知节点在第 n 时刻采样到的信号; $h_i(n)$ 表示信道增益; s 表示 PU 发射机信号; $s_i(n)$ 表示 PU 发射机信号经过无线信道后被第 i 个认知节点接收到的信号; $\eta_i(n)$ 表示均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声。

假设每一个认知节点的采样次数为 N , 则 K 个认知节点对 PU 发射机信号采样得到信号构成一个向量 $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_K]^T$, 同理可得 $\mathbf{s} = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_K]^T$, $\boldsymbol{\eta} = [\eta_1 \ \eta_2 \ \dots \ \eta_K]^T$ 。其中 x_i ($i = 1, 2, \dots, K$) 表示第 i 个认知节点采样 N 次得到的信号向量。因此, \mathbf{x} 是一个 $K \times N$ 维矩阵。

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \dots & x_1(N) \\ x_2(1) & x_2(2) & \dots & x_2(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_K(1) & x_K(2) & \dots & x_K(N) \end{pmatrix} \quad (2)$$

假设信号 \mathbf{s} 与噪声 $\boldsymbol{\eta}$ 不相关, 且噪声 $\boldsymbol{\eta}$ 为 iid

(independent and identically distributed)信号,则在假设 H_1 成立的情况下,可得 K 个认知节点接收信号的采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 为

$$\mathbf{R}_x(N) = \frac{1}{N} \mathbf{x}\mathbf{x}^T = \frac{1}{N} \mathbf{s}\mathbf{s}^T + \frac{1}{N} \boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^T = \mathbf{R}_s(N) + \mathbf{R}_\eta(N) \quad (3)$$

其中 $\mathbf{R}_s(N)$, $\mathbf{R}_\eta(N)$ 分别表示PU发射机信号协方差矩阵和噪声协方差矩阵,其表达式表示如下:

$$\mathbf{R}_s(N) = \frac{1}{N} \mathbf{s}\mathbf{s}^T \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_\eta(N) = \frac{1}{N} \boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^T = \sigma^2 \mathbf{I}_K \quad (5)$$

其中 \mathbf{I}_K 表示 K 阶单位矩阵。同理,当假设 H_0 成立时, $\mathbf{R}_s(N) = 0$ 。因此,认知节点接收信号的采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 为

$$\mathbf{R}_x(N) = \frac{1}{N} \mathbf{x}\mathbf{x}^T = \mathbf{R}_\eta(N) = \sigma^2 \mathbf{I}_K \quad (6)$$

也就是说,当PU发射机信号不存在时,认知节点采样信号所组成的采样协方差矩阵就是噪声方差 $\sigma^2 \mathbf{I}_K$ 。

3 ME-ED合作频谱感知算法及其性能分析

3.1 ME-ED算法的判决准则及步骤

为了分析问题方便,假设矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的特征值 λ 按从大到小排列为 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots > \lambda_K$; 同理,可假设矩阵 $\mathbf{R}_s(N)$ 的特征值 ρ 为 $\rho_1 > \rho_2 > \rho_3 > \dots > \rho_K$ 。当 K 个认知用户对PU发射机信号进行 N 次采样,若采用ED方法进行频谱检测,则其平均能量即统计判决量为

$$E_x(N) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_i(n)|^2 \right) \quad (7)$$

由文献[8]可知

$$E_x(N) \approx \frac{1}{K} \text{Tr}(\mathbf{R}_x(N)) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \lambda_i = \bar{\lambda} \quad (8)$$

其中 $\text{Tr}(\bullet)$ 表示矩阵的迹, $\bar{\lambda}$ 表示矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 所有特征值 λ 的平均值。令 λ_{\max} , ρ_{\max} 分别是矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$, $\mathbf{R}_s(N)$ 的最大特征值,则 $\lambda_{\max} = \lambda_1$, $\rho_{\max} = \rho_1$ 。当PU发射机信号不存在时, $\rho_{\max} = 0$,根据式(6)可以得出 $\lambda_{\max} = \lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_K = \sigma^2$, 则 $E_x(N) = \bar{\lambda} = \sigma^2$, 因此 $\lambda_{\max}/E_x(N) = 1$; 同理,当PU发射机信号存在时, $\lambda_{\max} \neq \bar{\lambda}$ 且 $\lambda_{\max} > \bar{\lambda}$, 则有 $\lambda_{\max}/E_x(N) = \lambda_{\max}/\bar{\lambda} > 1$ 。因此,可以根据采样协方差矩阵的最大特征值 λ_{\max} 与平均能量 $E_x(N)$ 的比值实现对某频带内是否存在PU信号进行判决,即:当 $\lambda_{\max}/E_x(N) = 1$ 时,判决 H_0 成立,此时该段频谱空闲,存在频谱空洞;当 $\lambda_{\max}/E_x(N) > 1$, 判决 H_1 成立,此时不存在频谱空洞。考虑到实际情况,本文

所提的ME-ED算法将判决门限修正为 T 。则可得ME-ED算法的判决准则:

(1) 当 $\lambda_{\max}/E_x(N) \leq T$ 时,判决 H_0 成立,存在频谱空洞;

(2) 当 $\lambda_{\max}/E_x(N) > T$ 时,判决 H_1 成立,不存在频谱空洞。

显然,ME-ED算法中的判决门限 $T > 1$ 。根据以上分析过程,可以确定ME-ED算法步骤如下:

步骤1 计算认知用户接收信号的采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$;

步骤2 求采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的最大特征值 λ_{\max} ;

步骤3 根据式(7)求得接收信号的平均能量 $E_x(N)$;

步骤4 根据预先设定的虚警概率求取判决门限 T (判决门限 T 的详细推导过程将在3.2节给出);

步骤5 根据ME-ED算法的判决准则进行判决,即:当 $\lambda_{\max}/E_x(N) \leq T$, 判决 H_0 成立;而当 $\lambda_{\max}/E_x(N) > T$ 时,判决 H_1 成立。

3.2 ME-ED算法的判决门限 T 及其感知性能分析

当 H_0 成立时,根据式(3)可得,随机矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 即为噪声矩阵 $\mathbf{R}_\eta(N)$, 则此时的采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 属于Wishart矩阵^[2,8]。Wishart随机矩阵特征值的概率密度函数非常复杂,无法用一个确定的解析式表示。但是,人们发现Wishart矩阵的最大特征值的线性变换服从Tracy-Widom分布^[8]。而且,Marčenko和Pastur发现当Wishart矩阵满足某种条件时,其最大特征值的极限收敛于某一个特定的值。

依据Marčenko-Pastur定律^[2,3]可知,对于 $K \times N$ 维Wishart随机矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$, 当 $\lim_{N \rightarrow \infty} (K/N) = c$, $0 < c < 1$ 时, 则

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \lambda_{\max}(\mathbf{R}_x(N)) = \sigma^2(1 + \sqrt{c})^2 \quad (9)$$

式中 $\lambda_{\max}(\mathbf{R}_x(N))$ 表示矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的最大特征值。因此,当PU发射机信号不存在时,随机矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的最大特征值 λ_{\max} 为

$$\lambda_{\max} \approx \sigma^2(1 + \sqrt{c})^2 \approx \frac{\sigma^2}{N} (\sqrt{N} + \sqrt{K})^2 \quad (10)$$

当 H_1 成立时,由于PU发射机信号的存在,此时的采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 不再属于Wishart矩阵。Baik等人^[9,10]对这类包含有PU信号信息的采样协方差随机矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的最大特征值进行了深入研究,并得出了矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 最大特征值的极限值。其结论如下:

令信噪比(SNR) $\gamma = \left(\sum_{i=1}^K |h_i|^2 / \sigma^2 \right) (i=1, 2, \dots, K)$,

$c = \lim_{N \rightarrow \infty} (K/N)$, $0 < c < 1$, 其中 h_i 为信道增益。当 $\gamma > \sqrt{c}$ 时, 随机矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的最大特征值 λ_{\max} 收敛于

$$\lambda_{\max} = \left(\sum |h_k|^2 + \sigma^2 \right) (1 + c/\gamma) \quad (11)$$

式(11)可改写为

$$\lambda_{\max} = \sigma^2 (1 + \gamma) (1 + c/\gamma) \quad (12)$$

为了区分采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 在 H_0 和 H_1 两种情况下的最大特征值, 本文采用 λ'_{\max} 、 λ''_{\max} 分别表示 $\mathbf{R}_x(N)$ 在 H_0 和 H_1 情况下的最大特征值。则

$$\lambda'_{\max} = (\sigma^2/N)(\sqrt{N} + \sqrt{K})^2 \quad (13)$$

$$\lambda''_{\max} = \sigma^2 (1 + \gamma) (1 + c/\gamma) \quad (14)$$

当PU信号不存在时, 很容易推导出, $E_x(N)$ 是一个均值为 σ^2 、方差为 $2\sigma^4/KN$ 的随机统计量。由于采样次数 N 一般都很大, 因此, $E_x(N)$ 近似服从高斯分布, 即 $E_x(N) \sim N(\sigma^2, 2\sigma^4/KN)$ 。

由ME-ED算法的判决准则可知, 虚警概率 P_f 为

$$\begin{aligned} P_f &= P(\lambda_{\max}/E_x(N) > T | H_0) = P(\lambda'_{\max}/E_x(N) > T) \\ &= P(E_x(N) < \lambda'_{\max}/T) \\ &= P\left(E_x(N) < \frac{\sigma^2}{NT} (\sqrt{N} + \sqrt{K})^2\right) \\ &= P\left(\frac{E_x(N) - \sigma^2}{\sqrt{2/KN}\sigma^2} < \frac{\sqrt{K}(\sqrt{N} + \sqrt{K})^2 - NT\sqrt{K}}{T\sqrt{2N}}\right) \\ &= \phi\left(\frac{\sqrt{K}(\sqrt{N} + \sqrt{K})^2 - NT\sqrt{K}}{T\sqrt{2N}}\right) \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $\phi(x)$ 表示概率积分函数, 其表达式为

$$\phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-t^2/2) dt \quad (16)$$

式(15)可继续改写为

$$\begin{aligned} P_f &= \phi\left(\frac{\sqrt{K}(\sqrt{N} + \sqrt{K})^2 - NT\sqrt{K}}{T\sqrt{2N}}\right) \\ &= 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\frac{\sqrt{K}(\sqrt{N} + \sqrt{K})^2 - NT\sqrt{K}}{2T\sqrt{N}}\right) \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)中 $\operatorname{erfc}(x)$ 是互补误差函数, 其表达式为 $\operatorname{erfc}(x) = \int_x^{\infty} \frac{2}{\sqrt{\pi}} \exp(-t^2) dt$ 。则根据式(17)可得

ME-ED算法的判决门限为

$$T = \frac{\sqrt{K}(\sqrt{N} + \sqrt{K})^2}{2\sqrt{N} \cdot \operatorname{erfc}^{-1}(2 - 2P_f) + N\sqrt{K}} \quad (18)$$

其中 $\operatorname{erfc}^{-1}(x)$ 是互补误差函数 $\operatorname{erfc}(x)$ 的反函数。

在同样的系统模型及感知场景下, MED算法的判决门限^[8]为

$$\begin{aligned} \gamma_{\text{MED}} \sigma^2 &= \frac{(\sqrt{K} + \sqrt{N})^2}{N} \\ &\cdot \left[1 + \frac{(\sqrt{K} + \sqrt{N})^{-2/3}}{(KN)^{1/6}} F_1^{-1}(1 - P_f) \right] \sigma^2 \\ &= \left[(\sqrt{K} + \sqrt{N})^2 + (\sqrt{K} + \sqrt{N})^2 \right. \\ &\cdot \left. \frac{(\sqrt{K} + \sqrt{N})^{-2/3}}{(KN)^{1/6}} F_1^{-1}(1 - P_f) \right] \sigma^2 / N \\ &= \left[(\sqrt{K} + \sqrt{N})^2 + (\sqrt{K} + \sqrt{N}) \left(\frac{1}{\sqrt{K}} + \frac{1}{\sqrt{N}} \right) \right]^{1/3} \\ &\cdot F_1^{-1}(1 - P_f) \left] \sigma^2 / N \end{aligned} \quad (19)$$

其中 $F_1^{-1}(t)$ 表示一阶Tracy-Widom分布函数 $F_1(t)$ 的反函数; 而ED方法的判决门限往往就是噪声方差 σ^2 。因而, MED算法和ED算法的判决门限均与噪声有关, 受噪声不确定性影响较大。而由式(18)可知, ME-ED算法的判决门限与噪声没有任何关系。因此, 相比MED算法和ED算法, ME-ED算法对噪声不敏感, 鲁棒性更强, 频谱检测的可靠性和精确性更高。

MED算法的复杂度主要来自于采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 的计算以及采样协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 最大特征值的求取。其中, 求取矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 需要进行 $K \times N$ 次乘法和加法运算, 而计算 $\mathbf{R}_x(N)$ 最大特征值的复杂度为 $O(K^3)$ 。ED算法的复杂度主要来自于式(7), 其计算复杂度也为 $K \times N$ 次乘法和加法运算。由ME-ED算法的判决步骤可知, ME-ED算法的复杂度主要由前3个步骤产生。其中步骤1和步骤2所产生的计算复杂度与MED算法相同; 而步骤3在求取次用户接收信号的平均能量时, 其值为矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 迹的平均值, 计算该值只须将矩阵 $\mathbf{R}_x(N)$ 主对角线上的 K 个元素累加后平均即可, 计算此结果只需要 K 次加法。由于 $K \ll N$, $O(K^3)$ 以及 K 值均可忽略不计, 因此, ME-ED算法与MED算法、ED方法的复杂度几乎都相同, 均为 $K \times N$ 次乘法和加法运算。

4 仿真结果及分析

本节采用2000次Monte-Carlo仿真来比较ME-ED算法、MED算法和ED算法的感知性能。依据文献[8]定义信噪比SNR如下:

$$\text{SNR} = \frac{E(|s(n)|^2)}{E(|\eta(n)|^2)} \quad (20)$$

由于噪声的不确定性总是存在的，因此，噪声方差的实际值 $\hat{\sigma}^2$ 与理论值 σ^2 之间往往存在差异。为了衡量这种不确定性，定义噪声不确定性值如下：

$$U = \max \left\{ 10 \lg \frac{\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \right\} \quad (\text{dB}) \quad (21)$$

为了分析方便，设置初始噪声方差 $\sigma^2 = 1$ 。下面对这3种感知算法在PU发射机信号分别为强相关信号和iid信号两种情况下的感知性能进行仿真分析。

在仿真时，相关信号采用文献[8]中将无线麦克风信号进行高速采样所得到的信号。无线麦克风信号是一种FM信号，其带宽小于200 kHz。当对该信号进行高速采样（比如：采样速率为6 MHz）时，由于采样速率远高于其带宽，因而，采样得到的信号具有强相关性；而iid信号则采用高斯白噪声信号。图1、图2分别表示当PU发射机信号为强相关信号和iid信号时，3种算法的ROC(Receiver Operating Characteristics)性能曲线，即检测概率随虚警率变化的关系曲线。其中，仿真参数设置为 $K=15$, $N=10000$, $\text{SNR}=-20$ dB。仿真曲线中，ED-0 dB和ED-2 dB分别表示噪声不确定性为0 dB和2 dB时，ED方法的检测性能；同样，MED-0 dB和MED-2 dB分别表示噪声不确定性为0 dB和2 dB时，MED算法的检测性能。从图1中可以看出在检测强相关信号时，并且在无噪声波动的环境下，MED算法的检

测性能最高，ED次之；而当噪声不确定性存在时，ME-ED算法的检测性能最好，MED算法次之，ED算法最差。从图2仿真结果可知，当不存在噪声波动时，ED算法在检测iid信号方面仍然是最优的。但是，当噪声存在波动时，ME-ED算法的检测性能最好。综合分析图1和图2仿真结果可得，无论是相关信号还是iid信号，当噪声存在不确定性时，ME-ED算法的检测概率都是最高的，并且噪声的不确定性对其感知性能没有任何影响。因此，ME-ED算法的鲁棒性最强、可靠性最高。

图3，图4反映了3种方法的检测性能随信噪比变化的情况。仿真参数设置为 $K=10$, $N=10000$, $P_f = 0.05$ 。图3表示的是在检测强相关信号时3种算法的感知性能比较。从图3仿真曲线中可以看出，随着信噪比的增加，3种方法的检测概率均有所提高。当噪声不发生波动时，MED算法的检测性能最好，ED算法次之，而ME-ED算法最差。但在噪声存在不确定性时，ME-ED算法的检测性能是最优的，MED算法次之，ED算法最差。图4则表示在检测iid信号时，3种算法的检测性能比较曲线。仿真结果表明，在检测iid信号时，ED方法是最好的选择。但在噪声不确定性存在的情况下，ME-ED算法的检测概率最高，ED算法次之，MED算法最差。通过比较分析图3和图4的仿真曲线可知，噪声的波动对ED算

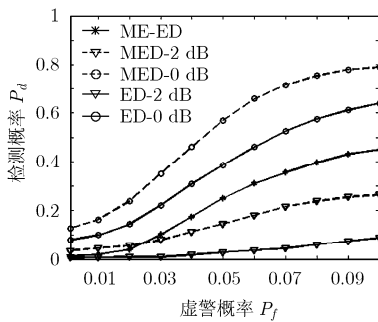


图1 检测相关信号时3种算法的特性曲线

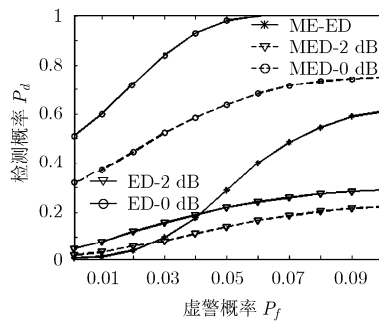


图2 检测iid信号时3种算法的特性曲线

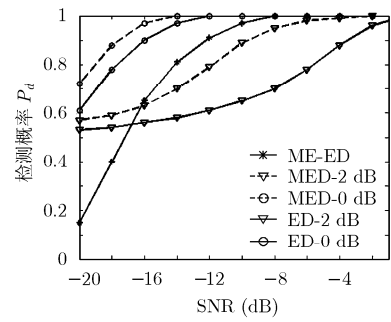


图3 检测相关信号时检测概率随信噪比变化的曲线

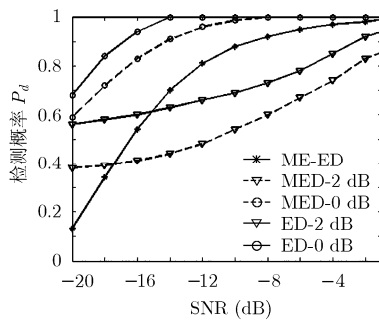


图4 检测iid信号时检测概率随信噪比变化的曲线

法和MED算法的感知性能影响较大，而对ME-ED算法则没有任何影响。因此，在存在噪声不确定性的情况下，相比ED算法和MED算法，ME-ED算法的鲁棒性最强，感知可靠性最高，感知性能最好。

5 结束语

本文从认知用户接收信号协方差矩阵出发，根据RMT理论的最新研究成果，利用该协方差矩阵的最大特征值的极限分布特性，提出了一种新的基于该协方差矩阵最大特征值的ME-ED合作频谱感知

算法。理论分析和实验仿真均表明,与传统的ED方法和MED方法相比,ME-ED算法的复杂度几乎没有增加,并且在噪声不确定性存在的情况下,该算法的频谱检测性能最优,鲁棒性最强,感知结果的可靠性最高。

参 考 文 献

- [1] Akyildiz I F, Lee Won-yeol, and Vuran M C, *et al.*. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: a survey [J]. *Computer Networks*, 2006, 50(13): 2127-2159.
- [2] 曹开田, 杨震. 基于随机矩阵理论的DET合作频谱感知算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 129-134.
Cao Kai-tian and Yang Zhen. DET cooperative spectrum sensing algorithm based on random matrix theory [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(1): 129-134.
- [3] Cardoso L S, Debbah M, and Bianchi P, *et al.*. Cooperative spectrum sensing using random matrix theory [C]. International Symposium on Wireless Pervasive Computing, Santorini, May 7-9, 2008: 334-338.
- [4] Wang Lei, Zheng Bao-yu, and Cui Jing-wu, *et al.*. Cooperative spectrum sensing using free probability theory[C]. IEEE Global Telecommunications Conference, Honolulu, Nov.30-Dec.4, 2009: 1-5.
- [5] Zeng Yong-hong and Liang Ying-chang. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [6] Penna F, Garello R, and Spirito M A. Probability of missed detection in eigenvalue ratio spectrum sensing[C]. IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications, Marrakech, Oct. 12-14, 2009: 117-122.
- [7] Penna F, Garello R, and Spirito M A. Cooperative spectrum sensing based on the limiting eigenvalue ratio distribution in Wishart matrices [J]. *IEEE Communications Letters*, 2009, 13(7): 507-509.
- [8] Zeng Yong-hong, Koh Choo-leng, and Liang Ying-chang. Maximum eigenvalue detection: theory and application [C]. IEEE International Conference on Communications, Beijing, May 19-23, 2008: 4160-4164.
- [9] Baik J, Arous G B, and Peche S. Phase transition of the largest eigenvalue for nonnull complex sample covariance matrices [J]. *The Annals of Probability*, 2005, 33(5): 1643-1697.
- [10] Baik J and Silverstein J W. Eigenvalues of large sample covariance matrices of spiked population models [J]. *Journal of Multivariate Analysis*, 2006, 97(6): 1382-1408.

曹开田: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为无线通信与网络信号处理.

杨震: 男, 1961年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线通信与网络信号处理、语音处理与现代语音通信技术、信息安全技术.