

## 基于广义特征值的合作频谱感知方法

金明<sup>1</sup>, 李有明<sup>1</sup>, 高洋<sup>2</sup>

(1. 宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;

2. 西安电子科技大学 综合业务网理论与关键技术国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 现有的基于特征值的合作频谱感知方法要求认知用户各感知节点接收到的授权用户信号具有相关性。针对这个问题, 提出了一种基于广义特征值的合作频谱感知方法。该方法利用过去不存在授权用户的感知周期采样协方差矩阵与当前感知周期采样协方差矩阵之间的最大广义特征值 (MGED, maximum generalized eigenvalue detection) 作为检验统计量, 以此判决当前感知周期是否存在授权用户信号, 从而实现频谱感知。所提方法不需要授权用户信号和噪声功率的先验信息。当认知用户各感知节点上的授权用户信号不相关时, 现有的基于特征值的频谱感知方法均失效, 而所提频谱感知方法仍然具有较高的检测性能。最后仿真验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 认知无线电; 合作频谱感知; 采样协方差矩阵; 广义特征值

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-436X(2013)01-0105-06

## Cooperative spectrum sensing detector based on generalized eigenvalue

JIN Ming<sup>1</sup>, LI You-ming<sup>1</sup>, GAO Yang<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2. State Key Lab of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** The available eigenvalue based cooperative spectrum sensing detectors require that the primary signals among sensing nodes were correlated. A maximum generalized eigenvalue based cooperative spectrum sensing detector was proposed. The proposed detector exploited the received signals from the previous sensing durations without primary user. The maximum generalized eigenvalue between the sample covariance matrices from current and previous sensing durations was taken as test-statistic to implement spectrum sensing. No prior knowledge of primary signal and noise power was needed in the proposed detector. The proposed detector still has high detection performance while the primary signals among sensing nodes are uncorrelated, although the available eigenvalue based detectors fail. Finally, the validity of the detector is proved by simulations.

**Key words:** cognitive radio; cooperative spectrum sensing; sample covariance matrix; generalized eigenvalue

### 1 引言

随着无线通信业务的快速增长, 无线通信面临着越来越严峻的挑战, 其主要体现在频谱资源变得

越来越稀缺。造成频谱资源短缺的主要原因之一是固定频谱分配管理机制。该机制拒绝任何非授权用户以任何方式接入授权频段, 即使该频段处于空闲状态。这造成了大量的频谱资源未被充分利用。美

收稿日期: 2011-07-21; 修回日期: 2012-08-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60772126, 61071119); 浙江省自然科学基金资助项目(Y1110657, Y1091155); 宁波市自然科学基金基金资助项目(2011A610184); 浙江省重点创新团队基金资助项目(2010R50009); 宁波市科技创新团队基金资助项目(2011B81002)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (60772126, 61071119); The Natural Science Foundation of Zhejiang Province(Y1110657, Y1091155); The Natural Science Foundation of Ningbo Municipality (2011A610184); The Scientific and Technological Innovations Teams Project of Zhejiang Province (2010R50009); The Scientific and Technological Innovations Teams Project of Ningbo (2011B81002)

国联邦通信委员会 (FCC, Federal Communications Commission) 频谱政策任务组的调查表明, 由频率管理部门分配的授权频段在不同的时间段、不同的地理区域里的使用率在 15%~85% 之间, 这些频段大部分时间里未被占用, 还有一些只是被部分占用, 频谱的利用情况极不平衡<sup>[1]</sup>。可见频谱短缺现状并不是由于物理频谱资源的不足, 而主要是由于现有的固定频谱分配管理机制导致频谱利用率低造成的。因此, Mitola 博士在他的论文里提出了认知无线电的概念<sup>[2]</sup>。

为了避免非授权用户对授权用户产生干扰, 频谱感知<sup>[3-7]</sup>是认知无线电系统中的核心技术之一。已有的频谱感知方法主要可以分为匹配滤波器检测<sup>[8,9]</sup>、能量检测 (ED, energy detection)<sup>[10]</sup>、循环特征检测<sup>[8]</sup>、基于协方差特征值检测<sup>[11,12]</sup>等方法。匹配滤波器检测方法能够获得很好的性能, 但是该方法需要授权用户信号的先验知识。由于数字电视信号的导频是已知的, 因此可以采用匹配滤波检测。但是如果想把认知无线电应用于其他频段, 则由于无法预先知道导频信号使得匹配滤波器检测方法无法使用。能量检测方法具有实现简单的优点, 但是该方法需要知道噪声功率, 对噪声不确定性敏感。循环特征检测方法虽然是能够获得较佳性能的盲检测方法, 但是此类方法的计算量较大。为了克服上述的问题, Zeng 等提出了基于协方差特征值的频谱感知方法<sup>[11,12]</sup>。至今, 基于协方差特征值的频谱感知包括最大特征值检测方法 (MED, maximum eigenvalue detection)<sup>[12]</sup>、最大最小特征值检测方法 (MMED, maximum minimum eigenvalue detection)<sup>[11]</sup> 等。这些基于特征值的检测方法存在一个相同的问题, 即当认知用户各感知节点接收到的授权用户信号之间相关性降低时, 其检测性能急剧下降。当认知用户各感知节点接收到的授权用户信号之间不相关时, 这些基于特征值的检测方法完全失效。

针对以上问题, 本文提出一种基于最大广义特征值的合作频谱感知方法 (MGED, maximum generalized eigenvalue detection)。所提方法通过利用监测信道内不存在授权用户信号的去感知周期的采样协方差矩阵和当前感知周期的采样协方差矩阵, 计算最大广义特征值并构造检验统计量, 然后通过比较检验统计量值与判决门限的大小来判断当前感知周期内有无授权用户信号, 从而实现频谱感知。与已有基于特征值的频谱感知方法不同, 当认

知用户各感知节点上的授权用户信号相关性较低甚至不相关时, 所提出的方法仍然具有较高的感知性能。最后, 数值仿真验证了所提方法的有效性。

## 2 系统模型

假设认知用户具有  $M$  个感知节点, 监测信道内第  $i$  个感知节点在当前感知周期接收到的信号表示为

$$x_i(k) = \begin{cases} n_i(k), & H_0 \\ s_i(k) + n_i(k), & H_1 \end{cases}, i = 1, \dots, M, k = 1, \dots, K \quad (1)$$

其中,  $H_0$  表示监测信道内感知节点接收信号中不存在授权用户信号的假设;  $H_1$  表示监测信道内感知节点接收信号中存在授权用户信号的假设。  $x_i(k)$  表示第  $i$  个感知节点在第  $k$  个时刻接收到的信号;  $s_i(k)$  和  $n_i(k)$  分别表示第  $i$  个感知节点在第  $k$  个时刻接收到的授权用户信号和噪声。假设噪声  $n_i(k)$  是独立同分布的、均值为 0、方差为  $\sigma_n^2$  的高斯白噪声,  $s_i(k)$  服从均值为 0、方差为  $\sigma_s^2$  的平稳高斯分布。

把  $M$  个感知节点采集的信号写成向量形式如下

$$\mathbf{x}(k) = [x_1(k), \dots, x_M(k)]^T \quad (2)$$

其中, 上标  $(\cdot)^T$  表示转置操作。同理可得

$$\mathbf{s}(k) = [s_1(k), \dots, s_M(k)]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{n}(k) = [n_1(k), \dots, n_M(k)]^T \quad (4)$$

假设授权用户信号  $\mathbf{s}(k)$  和噪声  $\mathbf{n}(k)$  互不相关, 则

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x | H_0 &= E[\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k) | H_0] \\ &= E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^T(k)] = \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x | H_1 &= E[\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k) | H_1] \\ &= E[\mathbf{s}(k)\mathbf{s}^T(k)] + E[\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^T(k)] \\ &= \mathbf{R}_s + \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{I}_M$  表示维数为  $M$  的单位矩阵,  $\mathbf{R}_s$  表示授权用户信号的协方差矩阵。假设相邻感知节点上的授权用户信号相关系数为  $\rho$ , 相关系数与感知节点的距离、授权用户信号的角度扩展量以及载波波长等因素有关, 关于相关系数  $\rho$  的详细描述可以参考文献[19]。如果各感知节点等间距的排成直线阵列, 则  $\mathbf{R}_s$  的第  $m$  行、第  $n$  列的元素为  $\sigma_s^2 \rho^{|m-n|}$ <sup>[19]</sup>。由文献[19]可知, 当感知节点之间的距离足够大时,  $\rho$  将非常小 (注意对角元素上  $\sigma_s^2 \rho^0 = \sigma_s^2$ ), 从而使得  $\mathbf{R}_s$

趋向对角矩阵，也即  $\mathbf{R}_x$  趋向对角矩阵。

根据矩阵的特征值理论<sup>[13,14,16]</sup>可知，当矩阵越接近对角矩阵（也就是非对角元素相对于对角元素越小），其特征值分布地越集中；反之，当矩阵的非对角元素相对于对角元素越大，其特征值越分散。

已有的基于特征值的频谱感知方法（如 MMED、MED）的核心思想是通过比较  $\mathbf{R}_x$  的最大特征值和最小特征值（或噪声功率）的差别来检测授权用户信号。当各感知节点的授权用户信号相关性较大时，接收信号的协方差矩阵  $\mathbf{R}_x$  的非对角元素相对于对角元素较大，此时协方差矩阵的特征值分布比较分散，则最大特征值和最小特征值的差别会较大，从而检测性能较高。当授权用户信号相关性降低时， $\mathbf{R}_x$  接近对角矩阵，此时特征值分布变得集中，则最大特征值和最小特征值的差别会减小，从而使检测性能下降。当各感知节点上接收的授权用户信号互不相关时， $\mathbf{R}_x$  的非主对角元素全为 0，即

$$\mathbf{R}_s = \sigma_s^2 \mathbf{I}_M \quad (7)$$

此时  $\mathbf{R}_x$  的最大特征值和最小特征值相等，即授权用户信号协方差矩阵与噪声协方差矩阵具有相似的特征，则已有的基于特征值的频谱感知方法就会失效。

针对这个问题，本文提出一种利用不存在授权用户的过去感知周期内的信号，实现频谱感知。假设过去不存在授权用户的感知周期的信号为（该信号也可以通过关闭感知设备接收天线前端，通过采集感知设备的噪声而获得）

$$\mathbf{y}(l) = \mathbf{w}(l) = [w_1(l), \dots, w_M(l)]^T \quad (8)$$

其中， $w_i(l)$ ， $i=1, \dots, M$ ， $l=1, \dots, L$  表示过去不存在授权用户的感知周期内采集的噪声信号。由于当  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{y}(l)$  所处的感知周期相当靠近的情况下，能够保证  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{y}(l)$  中的噪声功率一致。所以假设噪声  $w_i(l)$  是独立同分布的均值为 0、方差为  $\sigma_w^2 = \sigma_n^2$  的高斯白噪声。

在介绍 MGED 合作频谱感知算法之前，先简要介绍一下如何采集不存在授权用户的噪声。当认知用户设备刚开机时，此时由于不知道从天线进入的采集信号中有没有授权用户信号，则只能采用关闭前端天线进行噪声采样的方法；经过一段时间后，如果有几个感知周期不存在授权用户信号，则可以采用这些感知周期的采样信号作为噪声采样。考虑到实际系统中，由于随着时间的推移，设备的

温度等参数会缓慢改变，这会使得噪声的状态发生缓慢改变，所以在当前感知周期进行频谱感知时，尽量采用最近的几个无授权用户信号的感知周期信号来代替噪声采样。

接下来讨论本文提出的利用式(2)和式(8)中的信号进行合作频谱感知的方法。

### 3 MGED 合作频谱感知算法及其性能分析

#### 3.1 MGED 算法与感知步骤

对于  $\mathbf{y}(l)$ ， $l=1, \dots, L$  和  $\mathbf{x}(k)$ ， $k=1, \dots, K$ ， $\mathbf{y}(l)$  中只有噪声，而  $\mathbf{x}(k)$  中有可能只有噪声，也有可能是在噪声之外存在授权用户信号。由于  $\mathbf{y}(l)$  和  $\mathbf{x}(k)$  中的噪声功率相等，所以一种直接的想法是比较两者的功率来确定  $\mathbf{x}(k)$  中是否存在授权用户信号，即

$$T_1 = \frac{\text{trace}(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^T(k))}{\text{trace}(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{y}(l) \mathbf{y}^T(l))} = \frac{\text{trace}(\hat{\mathbf{R}}_x)}{\text{trace}(\hat{\mathbf{R}}_y)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \lambda_1 \quad (9)$$

其中， $\text{trace}(\cdot)$  表示矩阵的迹， $\hat{\mathbf{R}}_x$  和  $\hat{\mathbf{R}}_y$  分别表示  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{y}(l)$  的采样协方差矩阵， $\lambda_1$  表示判决门限。式(9)给出的感知方法，其核心思想是利用了噪声功率不变的原则。当  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{y}(l)$  所处的感知周期相当靠近的情况下，能够保证  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{y}(l)$  中的噪声功率一致。

在  $H_0$  假设的情况下

$$T_1 = \frac{\hat{\sigma}_n^2}{\hat{\sigma}_w^2} \approx 1 \quad (10)$$

其中， $\hat{\sigma}_n^2$  和  $\hat{\sigma}_w^2$  分别表示  $\mathbf{x}(k)$  和  $\mathbf{y}(l)$  的估计功率。

而在  $H_1$  假设的情况下

$$\begin{aligned} T_1 &= \frac{\text{trace}(\hat{\mathbf{R}}_x)}{\text{trace}(\hat{\mathbf{R}}_y)} = \frac{\hat{\sigma}_s^2 + \hat{\sigma}_n^2}{\hat{\sigma}_w^2} \\ &= \frac{\hat{\sigma}_s^2 / \hat{\sigma}_n^2 + 1}{\hat{\sigma}_w^2 / \hat{\sigma}_n^2} \approx \hat{\sigma}_s^2 / \hat{\sigma}_n^2 + 1 \end{aligned} \quad (11)$$

其中， $\hat{\sigma}_s^2$  表示授权用户信号的估计功率。以上分析表明，当前感知周期的信噪比越大，式(10)和式(11)中的统计量值的差别越大，进而能够获得更佳的感知性能。也就是说提高信号的信噪比能够改善感知性能。

由于存在多个感知节点，由阵列信号处理理论<sup>[15]</sup>可知，可以通过加权提高输出信噪比。从而能够扩大  $T_1$  在不存在授权用户条件和存在授权用户条件

下的差别，进而能够提高感知性能。基于以上的分析，通过修正式(9)中的检测方法提出本文的 MGED 感知方法如下

$$T_2 = \max_{\mathbf{v}} \begin{cases} \frac{\mathbf{v}^T \hat{\mathbf{R}}_x \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \hat{\mathbf{R}}_y \mathbf{v}} > \\ < \end{cases} \lambda_{\text{MGED}} \quad (12)$$

其中， $\lambda_{\text{MGED}}$  表示 MGED 算法的判决门限， $\mathbf{v}$  表示加权向量。由瑞利商理论<sup>[16]</sup>可以得到

$$T_2 = \max_{\mathbf{v}} \left( \frac{\mathbf{v}^T \hat{\mathbf{R}}_x \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \hat{\mathbf{R}}_y \mathbf{v}} \right) = \lambda_{\text{max}} \quad (13)$$

其中， $\lambda_{\text{max}}$  表示  $\hat{\mathbf{R}}_x$  和  $\hat{\mathbf{R}}_y$  的最大广义特征值，即满足  $\hat{\mathbf{R}}_x \mathbf{v}_1 = \lambda_{\text{max}} \hat{\mathbf{R}}_y \mathbf{v}_1$ ， $\mathbf{v}_1$  表示最大广义特征值对应的广义特征向量。这里，由于只求矩阵的一个最大广义特征值，因此可以利用具有较低计算复杂度的矩阵特征值计算方法（比如幂法<sup>[16]</sup>、瑞利商迭代法<sup>[20]</sup>和共轭梯度法<sup>[21]</sup>等），因此感知方法具有较好的实时性。

根据以上分析过程，给出 MGED 合作频谱感知方法的具体步骤如下（这里假设当前感知周期之前邻近的几个感知周期中有不存在授权用户信号的感知周期）。

**步骤 1** 计算当前感知周期信号的采样协方差矩阵  $\hat{\mathbf{R}}_x$ 。

**步骤 2** 计算过去不存在授权用户感知周期信号的采样协方差矩阵  $\hat{\mathbf{R}}_y$ 。

**步骤 3** 计算  $\hat{\mathbf{R}}_x$  和  $\hat{\mathbf{R}}_y$  的最大广义特征值  $\lambda_{\text{max}}$ 。

**步骤 4** 比较  $\lambda_{\text{max}}$  和判决门限  $\lambda_{\text{MGED}}$ ，若  $\lambda_{\text{max}} > \lambda_{\text{MGED}}$ ，则判决当前感知周期存在授权用户信号；否则判决当前感知周期不存在授权用户信号。判决门限  $\lambda_{\text{MGED}}$  的设定方法在下一小节给出。

### 3.2 MGED 算法的判决门限

众所周知，在认知无线电频谱感知中，保持恒虚警概率（ $P_f$ ）的判决门限的获取至关重要。获取判决门限的方法有 2 种。其中一种方法是采用线下计算机数值仿真法，但是当实际系统的参数（比如感知节点数、采样点数等）改变时，需要重新进行计算机数值仿真产生新的判决门限。由于线下计算机数值仿真方法获取判决门限的计算量大，因此获取恒虚警判决门限的理论表达式（也就是第二种判决门限获取方法）至关重要。本小节利用随机矩阵理论推导 MGED 频谱感知方法的判决门限表达式。

在  $H_0$  假设条件下， $\mathbf{x}(k)$  不存在授权用户信号，则  $\frac{1}{\sqrt{K}} \mathbf{x}(k)$  服从零均值、方差为  $\frac{\sigma_n^2}{K} \mathbf{I}_M$  的  $M$  维高斯分布。因此，随机矩阵  $\hat{\mathbf{R}}_x = \sum_{k=1}^K \left( \frac{1}{\sqrt{K}} \mathbf{x}(k) \right) \left( \frac{1}{\sqrt{K}} \mathbf{x}(k) \right)^T$

服从如下的  $M$  维 Wishart 分布<sup>[18]</sup>，即

$$\hat{\mathbf{R}}_x \sim W_M \left( K, \frac{\sigma_n^2}{K} \mathbf{I}_M \right) \quad (14)$$

其中， $W_M(\cdot, \cdot)$  表示维数为  $M$  的 Wishart 分布。

同理， $\hat{\mathbf{R}}_y$  也服从 Wishart 分布，有

$$\hat{\mathbf{R}}_y \sim W_M \left( L, \frac{\sigma_w^2}{L} \mathbf{I}_M \right) = W_M \left( L, \frac{\sigma_n^2}{L} \mathbf{I}_M \right) \quad (15)$$

依据 Johnstone 理论<sup>[17]</sup>，此时  $\hat{\mathbf{R}}_x$  和  $\hat{\mathbf{R}}_y$  的最大广义特征值  $\lambda_{\text{max}}$  满足如下的分布

$$\frac{\text{lb} \left( \frac{K}{L} \lambda_{\text{max}} \right) - \mu}{\sigma} \sim \text{TW}_1 \quad (16)$$

其中， $\text{TW}_1$  表示 Tracy-Widom 第 1 分布，其中，

$$\mu = 2 \text{lb} \tan \left( \frac{\varphi + \gamma}{2} \right) \quad (17)$$

$$\sigma = \left( \frac{16}{(K + L - 1)^2 \sin^2(\varphi + \gamma) \sin(\varphi) \sin(\gamma)} \right)^{1/3} \quad (18)$$

$$\sin^2 \left( \frac{\gamma}{2} \right) = \frac{M - 0.5}{K + L - 1} \quad (19)$$

$$\sin^2 \left( \frac{\varphi}{2} \right) = \frac{L - 0.5}{K + L - 1} \quad (20)$$

通过简单的推导，式(17)和式(18)中的  $\mu$  和  $\sigma$  可以描述成

$$\mu = 2 \text{lb}(z_1) \quad (21)$$

$$\sigma = \left( \frac{16}{(3K - 1)^2 z_2 z_3} \right)^{1/3} \quad (22)$$

其中，

$$z_1 = \frac{\sqrt{(K - 0.5)(3K - M - 0.5)} + \sqrt{(M - 0.5)(2K - 0.5)}}{\sqrt{(3K - M - 0.5)(2K - 0.5)} - \sqrt{(K - 0.5)(M - 0.5)}} \quad (23)$$

$$z_2 = 4 \left( \frac{z_1}{1 + z_1^2} \right)^2 \quad (24)$$

$$z_3 = 4 \frac{\sqrt{(3K - M - 0.5)(2K - 0.5)(K - 0.5)(M - 0.5)}}{(3K - 1)^2} \quad (25)$$

在给定虚警概率  $P_f$  的情况下，则判决门限的表达式如下

$$\lambda_{\text{MGED}} = \frac{L}{K} 2^{\mu + \sigma F_1^{-1}(1 - P_f)} \quad (26)$$

其中， $F_1(\cdot)$  表示 Tracy-Widom 第 1 分布的累积分布函数， $F_1^{-1}(\cdot)$  为  $F_1(\cdot)$  的反函数。由式(26)可知判决门限与噪声功率无关，所以该方法对噪声不确定性稳健。

在同样的参数设置下，MMED 算法的判决门限为<sup>[11]</sup>

$$\lambda_{\text{MMED}} = \frac{(\sqrt{K} - \sqrt{M})^2}{(\sqrt{K} + \sqrt{M})^2} \left( 1 + \frac{(\sqrt{K} + \sqrt{M})^{-2/3}}{(KM)^{1/6}} F_1^{-1}(1 - P_f) \right) \quad (27)$$

### 4 仿真结果及分析

本节采用 2 000 次蒙特卡罗仿真来比较 MGEG 算法、MMED 算法和 ED 算法的感知性能。假设感知节点数为  $M = 4$ 。不失一般性，这里假设 4 个感知节点等间距地排成直线阵列。

首先分析感知节点接收的授权用户信号之间具有不同的相关性时，3 种算法的 ROC(receiver operating characteristics)性能曲线，即检测概率随虚警概率变化的关系曲线。仿真参数设置信噪比为  $-5 \text{ dB}$ 、采样点数  $K = 100$ 。其中，MGED 算法采用的过去不存在授权用户感知周期的采样点数为  $L = 200$  (即需要 2 个不存在授权用户的感知周期)。图 1 所示为 3 种算法的 ROC 性能曲线。ED-0dB、ED-1dB 和 ED-2dB 分别表示噪声不确定性为 0dB (即没有噪声不确定性)、1dB 和 2dB 的能量检测法的 ROC 曲线， $\rho$  表示相邻感知节点之间授权用户信号的相关系数。由图 1 可以得到，感知节点间授权用户信号的相关性对能量检测法没有影响，而噪声不确定性对能量检测法有较大的影响。考虑到实际中噪声不确定性总是存在的，所以实际中能量检测法无法达到曲线 ED-0dB 所示的性能。另外从图中可以得到，感知节点间授权用户信号相关性的下降，对 MMED 方法有较大的影响。然而，即使感知节点间授权用户信号不相关，本文的 MGED

方法仍然具有较高的检测性能。另外，随着各感知节点授权用户信号相关性的提高，MGED 方法的感知性能进一步提高。这是由于当授权用户信号相关时，通过瑞利商的方法进一步提高了检验统计量的信噪比。下面改变 MGED 算法采用的过去无授权用户感知周期的采样点数为  $L=100$ ，其他仿真参数保持不变，3 种算法的 ROC 性能曲线如图 2 所示，可以得出与图 1 相同的结论。

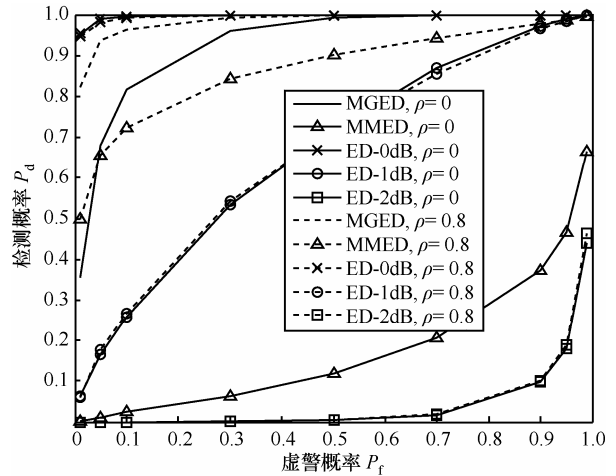


图 1 不同相关性时 3 种算法的 ROC 曲线， $L=200$

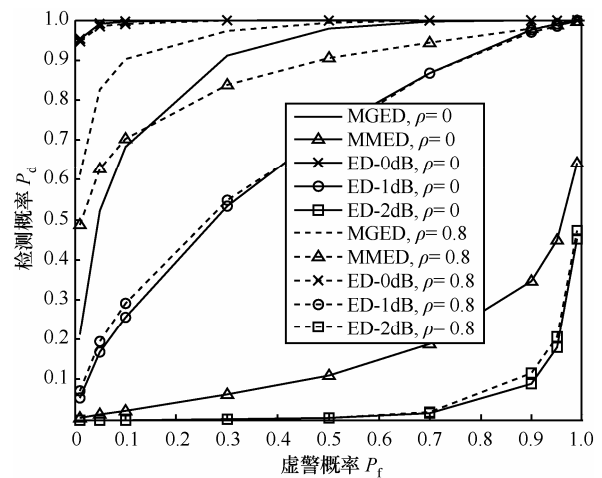


图 2 不同相关性时 3 种算法的 ROC 曲线， $L=100$

图 3 和图 4 分别表示  $L = 200$  和  $L = 100$  情况下，各感知节点之间授权用户信号具有不同相关性时 3 种方法检测概率随信噪比变化的曲线。由图 3 和图 4 可以看出，不存在噪声不确定性时，3 种检测方法中 ED 算法具有最佳性能，MGED 方法次之，MMED 方法最差。然而当存在噪声不确定性时，ED 方法的感知性能急剧下降。当存在噪声不确定性且感知节点间授权用户信号具有较高的相

关性时, MGED 方法性能最佳, MMED 方法次之。然而由图 4 可以看到, 当感知节点间授权用户信号不相关时, MMED 方法就失效, 也就是说 MMED 要求感知节点间授权用户信号具有相关性。

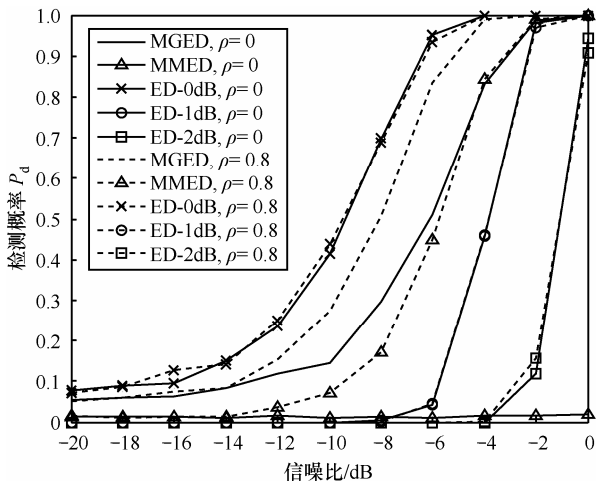


图 3 不同相关性时检测概率随信噪比变化的曲线,  $L=200$

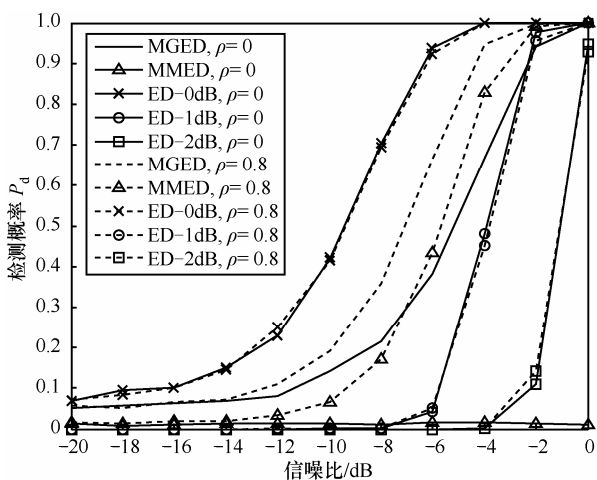


图 4 不同相关性时检测概率随信噪比变化的曲线,  $L=100$

从以上的数值仿真可以得出, 本文所提的 MGED 检测方法对噪声不确定性稳健, 且对感知节点间授权用户信号的相关性没有要求。

### 5 结束语

利用过去无授权用户感知周期与当前感知周期的采样协方差矩阵的最大广义特征值, 以最大广义特征值作为检验统计量, 本文提出了一种新的合作频谱感知方法。然后利用随机矩阵理论给出了判决门限的闭式表达式。由判决门限的表达式可以知道所提方法对噪声不确定性稳健。最后仿真结果表明, 即使在感知节点间授权用户信号不相关时, 所

提方法仍然具有较高的感知性能。

### 参考文献:

- [1] FCC. Spectrum Policy Task Force Report, E.D.N. 02-135[R]. Washington DC, 2002.
- [2] MITOLA J. Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio[D]. Stockholm: Royal Institute Technology (KTH), 2000.
- [3] YOU C, KWON H, HEO J. Cooperative TV spectrum sensing in cognitive radio for Wi-Fi networks[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(1): 62-67.
- [4] YIN S, CHEN D, ZHANG Q, et al. Prediction-based throughput optimization for dynamic spectrum access[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(3): 1284-1289.
- [5] CHEN Y, WANG C, ZHAO B. Performance comparison of feature-based detectors for spectrum sensing in the presence of primary user traffic[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(5): 291-294.
- [6] BOKHARAIEE S, NGUYEN H H, SHWEDYK E. Blind spectrum sensing for OFDM-based cognitive radio systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(3):858-871.
- [7] LEE W, CHO D H. Enhanced spectrum sensing scheme in cognitive radio systems with MIMO antennae[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(3):1072-1085.
- [8] CABRIC D, MISHRA M, BRODERSEN R W. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios[A]. Proceedings of 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers[C]. California, USA, 2004.772-776.
- [9] SAHAI A, HOVEN N, TANDRA R. Some fundamental limits on cognitive radio[A]. Proceedings of 42nd Allerton Conference on Communication, Control and Computing[C]. Chicago, USA, 2004.
- [10] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1): 116-130.
- [11] ZENG Y, LIANG Y C. Covariance based signal detections for cognitive radio[J]. IEEE Trans Commun, 2009, 57(6):1784-1793.
- [12] ZENG Y, KOH C L, LIANG Y C. Maximum eigenvalue detection: theory and application[A]. Proc IEEE ICC[C].Beijing, China, 2008. 4160-4164.
- [13] RAHMAN N A. A Course in Theoretical Statistics[M]. London: Charles Griffin and Company, 1968.
- [14] ROSENBERG L. Nonnormality of linear combination of normally Distributed Random Variables[J]. Am Math, 1965. 72(10):888-890.
- [15] HARRY L V T. Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part IV, Optimum Array Processing[M]. New Jersey, Wiley, 2002.
- [16] GOLUB G H, Loan C F V. Matrix Computations[M]. London: the Johns Hopkins University Press, 1996.
- [17] JOHNSTONE I M. On the distribution of the largest eigenvalue in principal components analysis[J]. The Annals of Statistics. 2001, 29(2):295-327.
- [18] SEBER G A F. A Matrix Handbook for Statisticians[M]. New Jersey: Wiley, 2008.
- [19] DURGIN G D, RAPPAPORT T S. Effects of multipath angular spread on the spatial cross-correlation of received voltage envelopes[A]. Proceedings of IEEE 49th Conference on Vehicular Technology[C]. Houston, USA, 1999.996-1000.

(下转第 120 页)