

DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.240722005

基于随机矩阵的盲频谱感知算法*

殷晓虎, 田冲, 张珂珂, 张安熠

(西安科技大学 通信与信息工程学院, 西安 710600)

摘要:针对协方差特征值算法构造检测统计量时对协方差矩阵信息利用不够充分导致低信噪比下检测性能衰减问题,提出一种特征值之差与调和平均之比频谱感知算法。该算法以协方差矩阵的最大最小特征值与特征值的调和平均构造检测统计量,更全面地利用协方差矩阵中的特征值信息,以提升算法检测性能。同时,该算法基于随机矩阵的特征值极限分布理论引入一种新的调和平均求解方式,旨在提高判决门限精确性的同时进一步提升检测性能。仿真实验表明,改进算法无需主用户及信道的先验信息,在信噪比为-20 dB时,其检测概率较其他几种经典算法有不低于10%的提升。

关键词:认知无线电;频谱感知;随机矩阵

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号:TN911 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2025)11-1747-07

Blind Spectrum Sensing Based on Random Matrix

YIN Xiaohu, TIAN Chong, ZHANG Keke, ZHANG Anyi

(College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China)

Abstract: For the issue of decreased detection performance under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions due to insufficient utilization of covariance matrix information in covariance-based eigenvalue algorithms for constructing detection statistics, a novel spectral sensing algorithm based on the ratio of the difference between the maximum and minimum eigenvalues to the harmonic mean of eigenvalues is proposed. This algorithm constructs the detection statistic by incorporating both the extreme eigenvalues and the harmonic mean of eigenvalues from the covariance matrix, thereby more comprehensively exploiting the eigenvalue information within the covariance matrix to enhance the detection capability. Furthermore, a novel approach for calculating the harmonic mean is introduced, leveraging the asymptotic distribution theory of eigenvalues in random matrices. This approach aims to not only improve the accuracy of the decision threshold but also further boost the detection performance. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm, without requiring prior knowledge of primary users or channel conditions, achieves a detection probability increase of no less than 10% compared with several classic algorithms at -20 dB SNR.

Key words: cognitive radio; spectrum sensing; random matrix

0 引言

随着无线通信技术的迅猛发展,无线频谱资源的需求量也急剧上升,对部分频谱资源的安排不合理而造成了频谱使用率相对较低,从而引发了新的

需求和挑战,认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术被认为是解决此问题的关键技术之一^[1]。频谱感知是认知无线网络中频谱资源分配的重要前提^[2-3],通过对特定频段持续检测,进而判断频谱空

* 收稿日期:2024-07-22;修回日期:2022-08-27
基金项目:陕西省科技计划项目(2020GY-029)
通信作者:田冲 Email:t12070707@outlook.com

穴是否存在。在复杂多变的实际环境中,频谱感知面临着严峻的挑战,但这些挑战也推动了认知无线电技术的不断进步和发展。

目前,频谱感知算法主要分为半盲检测算法和盲检测算法^[4]。半盲检测算法只需知道噪声功率信息,无需主用户(Primary User,PU)的任何先验知识,如能量检测(Energy Detection,ED)^[5],频谱检测实现简单,但易受噪声不确定度的影响,导致难以设定准确的门限,并引起虚警概率升高问题。循环平稳检测算法(Cyclostationary Feature Detection,CFD)通过利用通信信号固有的循环周期特性^[6],对授权用户是否存在进行检测,因此在检测性能上表现优异,无需知道授权用户信号的先验信息。然而,这种方法也存在一些局限性,主要包括计算复杂度较高和检测时间较长。针对以上频谱感知算法存在的问题,学者们对全盲检测算法进行了大量研究。这类算法无需主用户的先验信息及噪声功率,特征值检测算法是其中典型的算法之一^[7-8]。

随着随机矩阵理论的发展,学者们对接收信号的采样协方差矩阵的分布特性进行了深入研究,通过接收信号的样本协方差矩阵捕捉信号间的相关性,显著提高了频谱感知能力。在各类基于特征值的检测算法中,确定检测门限的方法各有差异。如最大特征值与最小特征值之比(Maximum-Minimum Eigenvalue,MME)检测算法^[9],具有不受噪声不确定度影响和性能稳定等优点,但存在低信噪比下检测准确性下降问题。王颖喜等人^[10]提出最大特征值与最小特征值之差(The Difference between the Maximum Eigenvalue and Minimum Eigenvalue,DMM)检测算法,通过最大特征值的极限分布对判决门限求解,有效降低噪声不确定性的影响,但存在低信噪比下对信号类型有限制等问题。同样通过最大特征值的极限分布求解判决门限的特征值检测算法如最大特征值与特征值的算术平均之比(Maximum Eigenvalue-Arithmetic Mean,MEAM)检测算法^[11]、最大特征值与特征值的几何平均之比(Maximum Eigenvalue to the Geometric Mean,MEGM)检测算法^[12]等均具有不同的特点和优势。

Pillay 等人^[13]提出最大特征值与特征值的调和平均之比(Maximum Eigenvalue-Harmonic Mean,MEHM)检测算法,通过计算最大特征值与特征值调和平均之比作为检测统计量,对主用户信号是否存在进行精确判断,在低信噪比条件下,与其他检测算法相比具有较好的检测性能。为了简化对判决门限

的计算方式,Pillay 等人^[13]采用噪声方差来近似替代检测统计量中的特征值调和平均。在实际应用中,样本数 N 往往有限,采用噪声方差替代调和平均得到的判决门限值易受到较大影响,可能降低检测性能。刘婷婷等人^[14]提出一种新的最大特征值-调和平均(Novel Maximum Eigenvalue-Harmonic Mean,NMEHM)检测算法,对调和平均简单采用噪声方差替代方式改为将最大特征值之外的特征值用最小特征值进行替换,获得更可靠的判决门限。但是,为了简化判决门限的求解方式,将最小特征值同样使用噪声方差代替,因此在实际中,算法判决门限也受样本数的影响。

在协方差矩阵的分解中,特征值作为接收信号的重要特征载体,对于特征值检测算法的性能具有至关重要的影响。然而,经典协方差特征值检测算法通常在信息利用的全面性上存在不足,尤其是在低信噪比环境下,其检测性能往往受到限制。因此,针对以上特征值检测算法存在的问题,本文基于随机矩阵理论,利用最大特征值与最小特征值以及特征值调和平均来构建检测统计量,更全面地利用特征值的分布信息,并引入一种新的特征值调和平均的替代方式。这种计算方式旨在确保算法原理符合随机矩阵理论的同时,能够提供一个更为可靠且易于计算的判决门限。改进算法能够更充分地利用协方差矩阵中特征值的有效信息,并引入新的特征值调和平均的替代方式,从而在低信噪比和低样本数条件下实现检测性能的提升,有望在多种环境中实现更高的感知性能。

1 系统模型及算法

1.1 系统模型

本文考虑由 K 个主用户和 1 个次用户(Secondary User,SU)组成的 CR 系统的典型场景,每个 PU 配置有 1 个天线,而 SU 则配置有 M 个天线。在此框架下,频谱感知可以通过以下的二元假设检验问题^[14]表述 PU 信号是否存在:

$$y(n) = \begin{cases} \omega(n), & H_0 \\ s(n) + \omega(n), & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $n=1,2,\dots,N$, N 表示样本数即对接收信号的采样 N 次; $m=1,2,\dots,M$, M 表示为协作用户数; H_1 表示主用户信号占用此频段,认知用户不可使用该频段; H_0 表示此频段当前为空闲状态,认知用户可使用该频段; $s(n)$ 表示认知用户在第 n 时刻接收的

SU 信号; $\omega(n)$ 为均值为 0、方差为 σ^2 的 M 维高斯白噪声。

频谱感知一般采用以下 3 个性能指标评价检测性能:

1) 检测概率(P_d):当接收机输入端存在主信号时,正确做出“有信号”判决的概率。

2) 虚警概率(P_{fa}):是指在无信号存在的情况下,错误地判断为有信号的概率。虚警概率与门限的设定密切相关,门限高时虚警概率低,但也导致检测概率低,并可能漏检;门限低时检测概率提高,但虚警概率也增大。

3) 漏检概率(P_m):是指未能正确检测到信号的概率,也可以理解为未能做出“有信号”的正确判决的概率。

在频谱感知算法的评估中,检测性能通常通过检测概率来衡量,在特定的虚警概率限制条件下,检测概率越高,表明该频谱感知算法的性能越优秀。

根据对接收信号的采样数据,每个认知用户对接收信号进行 N 次采样,则 M 根天线的采样数据可以表示为一个 $M \times N$ 维的矩阵,如公式(2):

$$Y(N) = \begin{pmatrix} y_1(1) & y_1(2) & \cdots & y_1(N) \\ y_2(1) & y_2(2) & \cdots & y_2(N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_M(1) & y_M(2) & \cdots & y_M(N) \end{pmatrix} \quad (2)$$

接收信号的样本协方差矩阵为

$$\tilde{R}_Y(N) = \frac{1}{N} Y(N) Y^T(N) \quad (3)$$

1.2 MEHM 算法

MEHM 算法中,根据协方差矩阵 $\tilde{R}_Y(N)$ 中的最大特征值以及特征值的调和平均构建检测统计量:

$$T_{MEHM} = \frac{\lambda_{\max}}{\bar{\lambda}_{HM}} \quad (4)$$

调和平均为 $\bar{\lambda}_{HM} = \frac{M}{\sum_{i=1}^M \frac{1}{\lambda_i}}$,根据随机矩阵理论,当

M 和 N 趋向于无穷大时,可以得到以下在门限推导过程中所用到的定理。

定理 1^[16-18] 假设噪声为实信号,定义 $A(N) = \frac{N}{\sigma^2} \tilde{R}_Y(N)$, $\tilde{R}_Y(N)$ 为 H_0 条件下样本接收信号相关矩阵,标记

$$\begin{cases} \mu = (\sqrt{N-1} + \sqrt{M})^2 \\ \nu = (\sqrt{N-1} + \sqrt{M}) \left(\frac{1}{\sqrt{N-1}} + \frac{1}{\sqrt{M}} \right)^{\frac{1}{3}} \end{cases} \quad (5)$$

若 $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{M}{N} = \rho (0 < \rho < 1)$, 则 $\frac{\lambda_{\max}(A(N)) - \mu}{\nu}$ 收敛于 1

阶的 Tracy-Widom 分布的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF), $\lambda_{\max}(A(N))$ 为矩阵的最大特征值。

定理 2^[19-20] 假设噪声为实信号,定义 $A(N) = \frac{N}{\sigma^2} \tilde{R}_Y(N)$, 标记

$$\begin{cases} \alpha = (\sqrt{N-1} - \sqrt{M})^2 \\ \beta = (\sqrt{N-1} - \sqrt{M}) \left(\frac{1}{\sqrt{N-1}} - \frac{1}{\sqrt{M}} \right)^{\frac{1}{3}} \end{cases} \quad (6)$$

若 $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{M}{N} = \rho (0 < \rho < 1)$, 则 $\frac{\lambda_{\min}(A(N)) - \alpha}{\beta}$ 收敛于

1 阶的 Tracy-Widom 分布的累积分布函数, $\lambda_{\min}(A(N))$ 为矩阵的最小特征值。

定理 3 M-P (Marchenko-Pastur) 定律。当 $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{M}{N} = \rho$ 时,最大特征值和最小特征值分别收敛于

$$\begin{cases} \lim_{N \rightarrow \infty} \lambda_{\max} = \sigma^2 (1 + \sqrt{\rho})^2 = \frac{\sigma^2}{N} (\sqrt{N} + \sqrt{M})^2 \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \lambda_{\min} = \sigma^2 (1 - \sqrt{\rho})^2 = \frac{\sigma^2}{N} (\sqrt{N} - \sqrt{M})^2 \end{cases} \quad (7)$$

记 $F_1(t)$ 为 Tracy-Widom 第一分布的 CDF,则可表示为

$$F_1(t) = \exp\left(-\frac{1}{2} \int_t^{\infty} (q(u) + (u-t)q^2(u)) du\right) \quad (8)$$

式中: $q(u)$ 是 Painleve II 非线性微分方程 $q'(u) = uq(u) + 2q^3(u)$ 的解。

根据 Tracy-Widom 第一分布的 CDF, $F_1(t)$ 的数值可通过数值表进行近似估计,第一分布函数值见表 1。

t	$F_1(t)$
-3.9	0.01
-2.78	0.10
\vdots	\vdots
0.45	0.90
0.98	0.95
2.02	0.99

基于以上随机矩阵定理以及 MEHM 算法的检测统计量可得,MEHM 算法的虚警概率能够由检测统计量进行以下推导:

$$P_{fa} = P\{\lambda_{\max} > \gamma_{MEHM} \bar{\lambda}_{HM}\} \quad (9)$$

γ 为判决门限,依据所得到的定理 1 可得

$$P_{fa} = P \left\{ \frac{\sigma^2}{N} \lambda_{\max}(A(N)) > \gamma_{MEHM} \frac{M}{\sum_{i=1}^M \frac{1}{\lambda_i}} \right\} = P \left\{ \frac{\lambda_{\max}(A(N)) - \mu}{v} > \frac{\gamma_{MEHM} \frac{MN}{\sigma^2 \sum_{i=1}^M \frac{1}{\lambda_i}} - \mu}{v} \right\} \quad (10)$$

为了简化对判决门限的求解方式, Pillay 等^[13]将 H_0 条件下特征值的调和平均中所有特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{\max}$ 使用噪声方差 σ^2 进行替换,由公式(10)推导的虚警概率对检测门限进行反推,得到 MEHM 算法检测门限表达式如下:

$$\gamma_{MEHM} = \frac{F^{-1}(1-P_{fa})v + \mu}{N} \quad (11)$$

文献[13]提出的 MEHM 算法,利用噪声方差来替代特征值的调和平均的计算方式。当样本数 N 较大时,根据定理 1,通过虚警概率反推可以较为精确地确定判决门限。然而,在实际应用场景中,受限于感知时间的紧迫性和信道时变特性的复杂性,认知用户能够收集到的样本数 N 是非常有限的,这一条件往往难以满足,因此 MEHM 算法的性能可能会受到影响。

根据定理 1 与定理 2,引入新的特征值的调和平均替代方法^[14],如公式(12)对调和平均进行如下等价替换:

$$\bar{\lambda}_{HM} = \frac{M}{\sum_{i=1}^M \frac{1}{\lambda_i}} = \frac{M}{\frac{1}{\lambda_{\max}} \left(1 + \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_2} + \dots + \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \right)} \quad (12)$$

将式(12)中的特征值 $\lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{\min}$ 使用最小特征值进行替代,能够得到调和平均 $\bar{\lambda}_{HM}$ 的表达式为

$$\bar{\lambda}_{HM} = \frac{M}{\sum_{i=1}^M \frac{1}{\lambda_i}} \approx \frac{M \lambda_{\max} \lambda_{\min}}{\lambda_{\max}(M-1) + \lambda_{\min}} \quad (13)$$

同上,由定理 2 可得改进的 NMEHM 算法的虚警概率为

$$P_{fa} = 1 - F_1 \cdot \frac{\gamma_{NMEHM} \frac{MN(\sqrt{N} + \sqrt{M})^2 - \alpha}{(\sqrt{N} + \sqrt{M})^2(M-1) + N}}{\beta} \quad (14)$$

由公式(14)推导的虚警概率对检测门限进行反推,得到 NMEHM 算法检测门限表达式如下:

$$\gamma_{NMEHM} = \frac{(\sqrt{N} + \sqrt{M})^2(M-1) + N}{MN} \cdot \left(1 + \frac{(\sqrt{N} + \sqrt{M})^{-\frac{2}{3}}}{(MN)^{\frac{1}{6}}} F^{-1}(1-P_{fa}) \right) \quad (15)$$

1.3 改进算法

为了提升算法的检测性能,学者们在经典协方差特征值算法的基础上进行了创新,根据随机矩阵理论,构造新的检测统计量,将协方差矩阵中特征值信息充分利用到其中,通过构造新的检测统计量降低传统算法中因单一因素易受极端值干扰,从而在复杂环境下稳定性差、对噪声变化敏感等缺点对算法的影响。为充分利用特征值的信息,提升特征值检测算法的检测性能,并提高算法在低样本数、低信噪比下的稳定性,改进算法基于随机矩阵理论,利用协方差矩阵 $\bar{R}_y(N)$ 最大特征值 λ_{\max} 、最小特征值 λ_{\min} 与特征值的调和平均 $\bar{\lambda}_{HM}$ 来构造以下检测统计量 T_{DMHM} :

$$T_{MEHM} = \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{\bar{\lambda}_{HM}} \quad (16)$$

根据定理 1 与定理 3,因此,DMHM 算法的虚警概率可表示为

$$P_{fa} = P \{ \lambda_{\max} - \lambda_{\min} > \gamma_{DMHM} \bar{\lambda}_{HM} \} \approx P \left\{ \lambda_{\max} > \gamma_{DMHM} \frac{M \lambda_{\max} \lambda_{\min}}{\lambda_{\max}(M-1) + \lambda_{\min}} - \lambda_{\min} \right\} \quad (17)$$

基于 RMT 定理及推论,DMHM 算法的虚警概率可进行如下推导:

$$P_{fa} = P \{ T_{DMHM} > \gamma_{DMHM} \} = P \{ \lambda_{\max} - \lambda_{\min} > \gamma_{DMHM} \bar{\lambda}_{HM} \} \quad (18)$$

将公式(13)中的调和平均代入可得

$$P_{fa} \approx P \left\{ \lambda_{\max} > \gamma_{DMHM} \frac{M \lambda_{\max} \lambda_{\min}}{\lambda_{\max}(M-1) + \lambda_{\min}} + \lambda_{\min} \right\} \quad (19)$$

根据定理 1 与定理 3 可得虚警概率为

$$P_{fa} \approx P \left\{ \gamma_{DMHM} \frac{\frac{\lambda_{\min}(A(N)) - \mu}{v} > \frac{(N-M)^2}{(\sqrt{N} + \sqrt{M})^2 - 4\sqrt{\frac{N}{M}}} + (\sqrt{N} - \sqrt{M})^2 - \mu}{v} \right\} \quad (20)$$

结合定理 1,可知虚警概率的表达式可表示为

$$P_{fa} = 1 - F_1 \cdot$$

$$\frac{\gamma_{DMHM} \frac{(N-M)^2}{(\sqrt{N}+\sqrt{M})^2 - 4\sqrt{\frac{N}{M}}} + (\sqrt{N}-\sqrt{M})^2 - \mu}{v} \quad (21)$$

由公式(21)可得,虚警概率只与协作用户数 M 、样本数 N 以及判决门限 γ_{DMHM} 有关,通过设定虚警概率为固定值,能够反推出判决门限的表达式为

$$\gamma_{DMHM} = \frac{(\sqrt{N}+\sqrt{M})^2 - 4\sqrt{\frac{N}{M}}}{(N-M)^2} (F^{-1}(1-P_{fa})v + 4\sqrt{NM}) \quad (22)$$

将检验统计量 T_{DMHM} 与判决门限 γ_{DMHM} 进行比较并做出决策,如公式(23):当 $T_{DMHM} \geq \gamma_{DMHM}$,判断主用户信号存在;反之,当 $T_{DMHM} \leq \gamma_{DMHM}$,判断主用户信号不存在。

$$T_{DMHM} = \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{\bar{\lambda}_{HM}} \begin{cases} \leq \gamma_{DMHM}, & H_0 \\ \geq \gamma_{DMHM}, & H_1 \end{cases} \quad (23)$$

从上述分析可以看出,改进算法的检测统计量 T_{DMHM} 和判决门限 γ_{DMHM} 计算过程中,仅依赖于采样协方差矩阵的特征值与虚警概率,无需利用噪声功率等任何先验信息,由协作用户数 M 及样本数 N 即可计算得到判决门限 γ_{DMHM} ,因此,该算法被归类为全盲频谱感知算法。

根据算法原理可得,DMHM、NMEHM 算法的复杂度主要来自计算协方差矩阵与特征值分解,统计量的构建通常涉及简单的数学运算,其复杂度相对较低,可以忽略不计。计算协方差矩阵的复杂度主要来自矩阵乘法,其复杂度为 $O(NM^2)$,特征值分解的复杂度为 $O(M^3)$ 。因此,DMHM 算法与 NMEHM 算法的计算复杂度均为 $O(NM^2) + O(M^3)$,即 DMHM 算法在没有增加算法复杂度的基础上具有较好的稳定性及更高的检测性能。

1.4 算法步骤

1)SU 在本地对 PU 信号所在频段进行感知,SU 将处理后的接收信号发送给融合中心 (Fusion Centor, FC)。

2)FC 接收多个 SU 发送的信号,对其进行滤波和离散化处理后,构造采样信号矩阵,并计算接收信号的自相关,形成样本协方差矩阵 $\bar{R}_y(N)$ 。

3)对接收信号的样本协方差矩阵 $\bar{R}_y(N)$ 进行计算,并通过 SVD 分解以获取特征值。将所得到的最大特征值、最小特征值及特征值的调和平均根据

公式(10)构建检测统计量 T_{DMHM} 。

4)根据设定的虚警概率,通过公式(21)对判决门限 γ_{DMHM} 进行反推,求得判决门限 γ_{DMHM} 为公式(22)。

5)由所构造的检测统计量 T_{DMHM} 与判决门限 γ_{DMHM} 对 PU 信号进行判决,如公式(23):当 $T_{DMHM} \geq \gamma_{DMHM}$,判断主用户信号存在;反之,当 $T_{DMHM} \leq \gamma_{DMHM}$,判断主用户信号不存在。

2 性能仿真与分析

2.1 仿真环境及工具

为全面评估本文提出的 DMHM 算法的检测性能,分别针对不同样本数、不同用户数、不同信噪比 3 个关键变量进行了仿真分析,并与 NMEHM 算法^[14]、MME 算法^[9]、DMM 算法^[10]、MEAM 算法^[11]、MEGM 经典特征值检测算法^[13] 进行比较分析。由于采样数的限制,无法进行无限次的计算,采用蒙特卡罗仿真方法进行 5 000 次仿真,仿真平台为 Matlab9. 2. 0. 538062(R2017a)。

2.2 仿真结果分析

图 1 给出了虚警概率为 P_{fa} 、协作用户数 $M=4$ 、信噪比为 -10 dB 的条件下检测概率和样本数的仿真曲线。由图 1 可得,在样本数较少情况下,DMHM 算法的检测概率与 NMEHM 算法、DMM 算法相比显著提升,当样本数为 500 时,改进算法与 5 种算法的检测概率分别为 96. 20%、67. 40%、44. 88%、57. 64%、35. 56%、14. 80%。在同样本数条件下,DMHM 算法比 NMEHM 算法的检测概率提高至约 142%。随着样本数的增加,DMHM 算法与其他 5 种算法的检测概率也随之增加,与理论相符,如 DMHM 算法在信噪比为 -10 dB 条件下,当样本数为 200、300、400、500 时,检测改为分别为 54. 56%、77. 12%、89. 16%、96. 20%。因此,在低样本数条件下,改进算法与其他算法相比检测性能最佳。

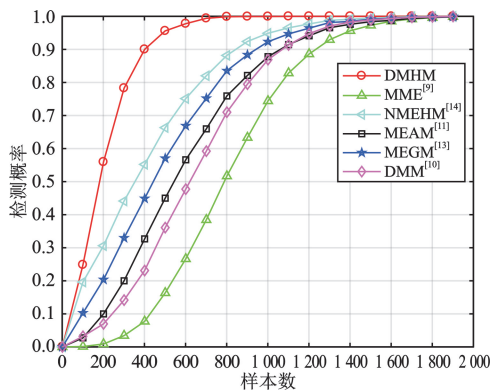


图 1 检测概率与样本数之间的关系

图 2 给出了虚警概率为 P_{fa} 、样本数 $N=1\ 000$ 、信噪比为 -10 dB 的条件下检测概率与协作用户数的仿真曲线。在低用户数的情况下,DMHM 算法的检测概率明显高于其他算法,当协作用户数 $M=3$ 时,改进算法与 5 种算法的检测概率分别为 94.54% 、 56.14% 、 25.32% 、 47.26% 、 37.26% 、 31.28% 。在相同用户数 ($M=4$) 条件下,DMHM 算法比 NMEHM 算法的检测概率提高至约 166% 。随着协作用户数的增加,DMHM 算法与其他 5 种算法的检测概率也随之增加,与理论相符,如 DMHM 算法在信噪比为 -10 dB 条件下,当用户数 M 为 2、3、4 时,检测概率分别为 36.82% 、 94.16% 、 99.96% 。因此,在低用户数条件下,改进算法与其他 5 种算法相比检测性能最佳。

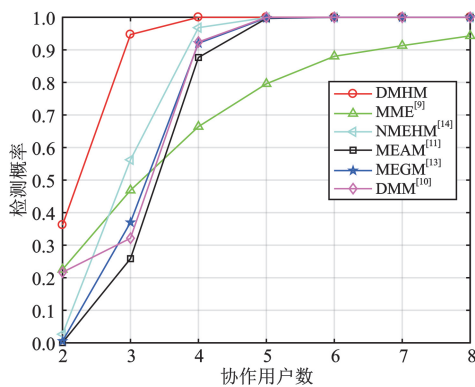


图 2 检测概率与协作用户数之间的关系

图 3 给出了虚警概率为 P_{fa} 、样本数 $N=1\ 000$ 、协作用户数 $M=4$ 的条件下 6 种算法的检测概率与信噪比仿真曲线。由图 3 可得,随着信噪比的改变,6 种算法的检测性能明显提升,改进算法的检测概率提升速度最快,当信噪比为 -13 dB 时,检测概率达到 93.88% ,相比较于其他算法检测概率,DMHM 算法在低信噪比条件下的检测性能优于其他 5 种算法。

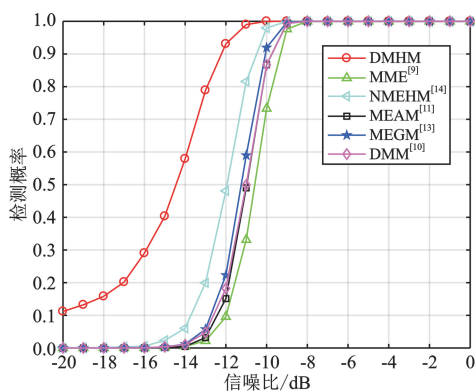


图 3 检测概率与信噪比之间的关系

综上仿真结果可得,在同样本数、协作用户数及信噪比的条件下,DMHM 算法相较于 NMEHM 算法、MEAM 算法、MEGM 算法、DMM 算法、MME 算法等 5 种算法的检测性能更佳,而且在低信噪比、用户数较少、低样本数的条件下具有较好的稳定性及更高的检测性能。

3 结束语

本文根据 MEHM 算法与 DMM 算法基于随机矩阵理论提出一种新的特征值频谱感知算法。与其他特征值的频谱感知算法相比,本文提出的 DMHM 算法更全面地利用协方差矩阵中的特征值信息,以构建更为精确的检测统计量,并引入一种新的调和平均代替方式求解判决门限,得到更精确的判决门限。仿真实验表明,在相同条件下,DMHM 算法的检测性能优于 MEHM 算法、DMM 算法等。DMHM 算法在低样本数、协作用户数较少、低信噪比情况下具有更高的检测性能。

在今后工作中,考虑采用最大和最小特征值之比的联合分布函数,对算法判决门限进行推导,进一步提升判决门限的准确性及算法检测性能。

参考文献:

- [1] 刘瑞,朱诗兵,李长青,等. 认知卫星通信频谱感知及资源分配技术综述[J]. 电讯技术,2021,61(8):1048-1058.
- [2] ALQAHTANI A S, CHANGALASETTY S B, PARTHASARATHY P, et al. Effective spectrum sensing using cognitive radios in 5G and wireless body area networks [J]. Computers and Electrical Engineering, 2023,105:1-10.
- [3] AWIN F, ABDEL-RAHEEM E, TEPE K. Blind spectrum sensing approaches for interweaved cognitive radio system: a tutorial and short course [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials,2019,21(1):238-259.
- [4] 李贺,赵文静,罗雪松,等. 基于特征值拟合优度的频谱感知算法研究[J]. 大连理工大学学报,2020,60(6):635-641.
- [5] OH H, NAM H. Energy detection scheme in the presence of burst signals [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019,26(4):582-586.
- [6] MEE J. Simultaneous power harvesting and cyclostationary spectrum sensing in cognitive radios [J]. IEEE Access,2020,8:56333-56345.
- [7] 马李庆. 认知无线电中基于多循环频率的协作频谱感知方法研究[D]. 西安:西安理工大学,2021.
- [8] LIU C, LI H S, WANG J, et al. Optimal eigenvalue weighting detection for multi-antenna cognitive radio

- networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(4) : 2083-2096.
- [9] ZENG Y H, LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio [J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6) : 1784-1793.
- [10] 王颖喜,卢光跃. 基于最大最小特征值之差的频谱感知技术研究 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11) : 2571-2575.
- [11] 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.
- [12] PILLAY N, XU H J. Blind eigenvalue-based spectrum sensing for cognitive radio networks [J]. IET Communications, 2012, 6(11) : 1388-1396.
- [13] PILLAY N, XU H J. Eigenvalue-based spectrum 'hole' detection for Nakagami-m fading channels with Gaussian and impulse noise [J]. IET Communications, 2012, 6(13) : 2054-2064.
- [14] 刘婷婷,雷可君,谭哲雯,等. 基于随机矩阵理论的盲 MEHM 频谱感知算法 [J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2023, 44(2) : 33-38.
- [15] 崔微微,赵海峰,穆晓敏. 协作认知网络中基于融合准则与感知时间联合优化的策略 [J]. 电讯技术, 2011, 51(8) : 6-10.
- [16] 赵文静,李贺,金明录. 基于特征值的频谱感知融合算法 [J]. 通信学报, 2019, 40(11) : 57-64.
- [17] 郭晨. 基于协方差矩阵特征与动态门限的频谱感知方法研究 [D]. 宁波:宁波大学, 2019.
- [18] 陈亚芹. 认知无线电中基于协方差检测的盲感知算法的研究 [D]. 北京:北京邮电大学, 2019.
- [19] 田堃,谭哲文,谭宇豪,等. 基于极限特征值之差的改进频谱感知算法 [J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2024, 45(2) : 35-39.
- [20] 弥寅,卢光跃. 基于特征值极限分布的合作频谱感知算法 [J]. 通信学报, 2015, 36(1) : 88-93.

作者简介:

殷晓虎 男, 1974 年生于陕西西安, 2006 年获硕士学位, 现为副教授, 主要研究方向为无线通信理论及技术应用等。

田冲 男, 1998 年生于陕西西安, 2022 年获学士学位, 现为硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电、频谱感知。

张珂珂 女, 1999 年生于陕西渭南, 2021 年获学士学位, 现为硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电、频谱预测。

张安熠 女, 1999 年生于陕西渭南, 2021 年获学士学位, 现为硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电、频谱感知。