

DOI: 10.7652/xjtuxb201606011

利用频谱峰值特征的窄带频谱感知方法

沈连腾^{1,2}, 巩克现¹, 潘一苇¹, 范磊¹

(1. 解放军信息工程大学信息工程学院, 450001, 郑州; 2. 解放军 95898 部队, 157300, 黑龙江绥芬河)

摘要: 针对全盲条件下窄带频谱感知在低信噪比时性能不理想的问题, 提出了一种基于频谱峰值局部密度的频谱感知(MTSE-MLD)方法。该方法对接收信号采用多窗谱(MTSE)估计功率谱, 提取其最大值组成峰值序列, 借鉴聚类思想利用频谱峰值局部密度的最大值(MLD)作为检测统计量, 理论推导并仿真验证了其服从Ⅱ型极值分布, 从而得到给定虚警概率下的检测门限, 实现信号的盲检测。实验结果表明: MTSE-MLD方法无需任何先验信息, 对噪声方差不敏感, 适用于加性高斯白噪声信道与多径衰落信道下通信信号的检测; 在数据量相同的条件下, 与特征值能量法相比性能提高了1 dB。

关键词: 频谱感知; 聚类; 极值分布; 多窗谱估计

中图分类号: TN92 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2016)06-0068-07

Spectrum Sensing Method of Narrow-Bands Based on Peak Feature of Spectrums

SHEN Lianteng^{1,2}, GONG Kexian¹, PAN Yiwei¹, FAN Lei¹

(1. Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

2. PLA 95898 Troops, Suifenhe, Heilongjiang 157300, China)

Abstract: A spectrum sensing method based on local density of spectrum peaks (MTSE-MLD method) is proposed to address the problem that the spectrum sensing of narrow-bands under the blind condition is not ideal in low SNR performance. Power spectrums of received signals are estimated by the multitaper spectral estimation (MTSE), and their maximum spectrum peak values are obtained to form a sequence of spectrum peaks. It follows from the idea of clustering that the maximum local density (MLD) of the spectrum peak is used as the detection statistic. Theoretical derivation and simulations verify that the statistic obeys an extreme value distribution of type II. A detection threshold with a given false alarm probability is obtained, and the blind detection of signals is realized. The MTSE-MLD method does not need any priori information, and is not sensitive to any noise variance. Experimental results show that the method is suitable for the detection of various common signals under the condition of additive Gauss white noise channel and multi-path fading channel. A comparison with the method based on eigenvalue energy under the same amount of data shows that the detection performance of the proposed method improves by 1 dB.

Keywords: spectrum sensing; clustering; extreme value distribution; multitaper spectral estimation

收稿日期: 2015-11-14。 作者简介: 沈连腾(1986—),男,硕士生;巩克现(通信作者),男,副教授,硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61072046,61401511)。

网络出版时间: 2016-04-03

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20160403.1847.014.html>

为了缓解频谱资源匮乏以及授权频段频谱利用率不足的问题,人们提出了用认知无线电来动态、高效地利用频谱,而频谱感知是实现认知无线电技术的前提和先决条件。频谱感知的目标是检测出未被授权用户占用的频段,常用方法有能量检测法^[1]、匹配滤波法^[2]、循环平稳检测法^[3]、基于特征值的检测法^[4-5]、基于分形盒维数的检测法^[6]等。其中能量检测法不需要用户的先验信息,但是该算法依赖于噪声方差的估计,易受到噪声不确定性的影响。匹配滤波检测法是基于相关检测的最优信号检测算法,但需要授权用户的先验信息并完成精确的时间和载频同步。循环平稳检测法的计算复杂度大,且同样需要用户的先验信息。基于特征值的检测法虽然不需要先验信息但是需要对信号子空间进行维数估计且只能检测信号是否存在,不能提供其他信息。基于分形盒维数的检测法存在严重的局限性,即对于某些调制方式的某些调制参数无法检测,例如对于FSK随着调制指数的增加分形盒维数相应增加并且不能根据要求设置虚警概率。

针对以上方法的不足,本文提出一种基于频谱峰值局部密度的窄带频谱感知方法,算法的核心思想是信号在频域的幅度高于噪声,如果频谱范围内是高斯白噪声,那么不同时刻频谱的峰值会均匀地分布于频带中;如果存在信号,那么频谱的峰值会分布在其载频处。该方法无需任何先验信息,即可完成窄带信号检测和载频估计。仿真实验验证了本文算法适用于高斯白噪声信道与多径衰落信道且对调制方式不敏感。

1 频谱感知模型

认知用户需要能够准确地判断某个频段是否可用,若在某频段内没有主用户,则认知用户可以使用该频段,否则寻找别的可用频段。因此,对于单通道频谱检测模型可以定义为如下简单的二元假设检验问题

$$\left. \begin{aligned} H_0: x(t) &= w(t) \\ H_1: x(t) &= s(t) + w(t) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为认知用户接收的信号; $s(t) = \sum_{i=1}^m s_i(t) * h_i(t)$, m 为信号个数, $s_i(t)$ 为各主用户发送的信号, $h_i(t)$ 为各主用户到认知用户经过的信道响应; $w(t)$ 为高斯白噪声; H_1 和 H_0 分别表示主用户信号存在与不存在的情况。

2 频谱感知算法

2.1 基于多窗谱估计的频谱峰值提取

多窗谱估计 (multitaper spectral estimation, MTSE) 是由 Thomson 于 1982 年提出的^[7], 是从滤波器组理论出发改进的周期图法, 传统的周期图法只用一个数据窗, 而 MTSE 对同一数据序列用多个正交的数据窗分别求直接谱, 然后求平均得到谱估计, 因此可以得到较小的估计方差, 解决了估计偏差与估计方差的矛盾。与传统的周期图估计法相比, 这种思想同 Welch 提出的改进的周期图法相似, 但 MTSE 所使用的多个数据窗必须相互正交, 以阻止频谱泄漏, 其流程如下。

(1) 设定参数时间带宽积 $C_0 = LW$, 其中 L 为待估计的采样序列长度, W 为用采样率归一化后的带宽, 决定了谱估计的分辨率。

(2) 构造 K 阶 Slepian 正交序列 $\{w_k(n)\}_{n=1}^L, k = 0, 1, \dots, K-1$ 。参数 C_0 限制了抽头数要求 $K \leq 2C_0$, K 为可控制多窗谱估计方差的自由度, 参数 C_0 以及 K 的选择提供了谱分辨率、偏差与方差的折中。如果将 Slepian 序列 $\{w_k(n)\}_{n=1}^L$ 写作向量的形式 w_k , 则可以从以下特征值方程得到

$$Qw_k = \lambda_k w_k \quad (2)$$

式中: Q 是托普利茨矩阵, Q 中每个元素定义为

$$Q_{i,j} = \frac{\sin 2\pi W(i-j)}{\pi(i-j)}, i, j = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

其中 λ_k 为特征值, 其变化范围在 0 到 1 之间, 并且按照降序排列 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L$ 。前 $2LW$ 个低阶特征值接近 1, 起主要作用; 高阶特征值接近 0 可以忽略。更重要的是低阶的 Slepian 序列比高阶的序列具有更好的能量集中度, 因此取 $K = 2C_0 - 1$, 用来估计功率谱。

(3) 对 $x(n)$ 利用傅里叶变换计算每个 Slepian 序列对应的特征谱。在有限点的情况下, 特征谱 $Y_k(f)$ 的能量分布集中在 $(f+W, f-W)$ 内, 具有极佳的能量集中特性, 从而在降低估计方差时不会增加估计的误差^[8]。

$$\begin{aligned} Y_k(f) &= \sum_{n=1}^L w_k(n) x(n) e^{-j2\pi fn} \\ k &= 0, 1, \dots, K-1 \end{aligned} \quad (4)$$

(4) 将 K 个特征谱加权得到多窗谱估计

$$\hat{S}(f) = \sum_{k=0}^{K-1} \alpha_k |Y_k(f)|^2 \quad (5)$$

式中: 权重因子 $\alpha_k = \lambda_k / (\lambda_0 + \dots + \lambda_{K-1})$, 用来减少

频谱泄漏带来的影响使估计达到无偏。

2.2 基于聚类特征的检测量

选取的检测量需要对噪声方差的大小具有不变性,即不受噪声起伏的影响,同时对信号与噪声具有差异性,这样才能区分信号与噪声。利用 MTSE 提取到最大值序列,理论上在时间无限长的情况下,如果接收数据为高斯白噪声那么最大值序列应均匀分布在带宽 $[0, f_s/2]$ 范围内,而如果存在信号,那么最大值序列应聚集在载频处。为刻画此特性,引入文献[9]中聚类算法,借鉴其对聚类中心的描述,定义局部密度

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c) \quad (6)$$

式中: $S = \{x_i\}_{i=1}^N$ 为待聚类的数据集; $d_{ij} = \text{dist}(x_i, x_j)$ 表示 x_i 和 x_j 之间的距离,即频域散点之间的点数;

$\chi(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$; $d_c > 0$ 为截断门限,需要用户

设定。对频谱峰值序列计算 ρ_i , 并取其最大值 $\rho_{\max}$ 作为检测量,观察其在不同方差条件下的变化情况。图 1 为 0 均值的高斯白噪声,当方差从 1 至 10 变化(每个方差下分别进行 500 次独立实验)时,观察 $\bar{\rho}_{\max}$ 均值($\rho_{\max}$)的变化情况。由图 1 可知,检测量 $\rho_{\max}$ 不受噪声功率绝对值的影响。

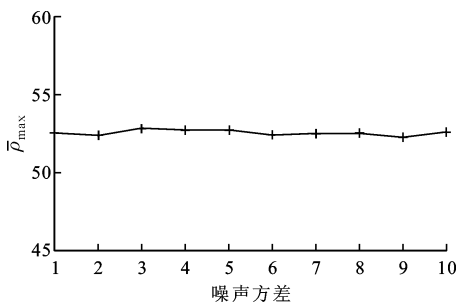


图 1 局部密度最大值的均值随噪声方差变化图

2.3 检测门限的确定

对 $\rho_{\max}$ 进行分析,研究其在高斯白噪声条件下的分布情况。取 L 个采样点作为分析帧,估计功率谱幅度最大值对应的频率,记为 f_i 。共取分析帧 N 个,组成最大值序列作为判决帧,记为 $\mathbf{F} = \{f_i, i=1, 2, \dots, N\}$,计算检测量 $\rho_{\max}$,并求 $\rho_{\max}$ 的概率分布。假设在带宽内共有 M 个点,即频域取值范围为 $f_i \in [0, M-1]$,则对第 i 个分析帧进行谱估计后得到 $\hat{S}_i(k)$, $k \in [0, M-1]$, $f_i = \arg \max_{0 \leq k \leq M-1} \{\hat{S}_i(k)\}$ 。

通过计算式(6)得到的 ρ_i 为 $\mathbf{F}$ 中与 f_i 之间的距离小于 d_c 的数据点的个数。将每个数据点的平均邻居个数占数据点总数的百分比,记为 φ ,根据文

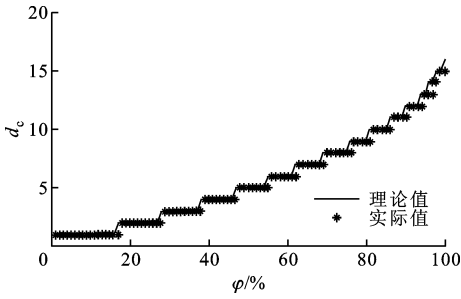
献[9]中的方法对截断门限 d_c 进行设置,使每个数据点的平均邻居个数满足 φ 的要求。 $\mathbf{F}$ 中 f_i 之间的非重复距离 d_{ij} 共有 $G = C_N^2 = N(N-1)/2$ 个。因此,计算时只需对 $d_{ij} (i < j)$ 升序排列,取排序后第 $\varphi/100$ 个作为 d_c 即可满足要求。以下推导中并未对频率进行归一化, $d_c = 1$ 表示的是在频域与特定 M 值对应的一个单位长度。

考察 φ 与 d_c 的关系,频率 f_i 为离散值,故 d_{ij} 的取值范围为 $\{0, 1, \dots, M-1\}$,而对于每个离散频率值 $k \in [0, M-1]$ 平均应有最大值的个数为 N/M 个。为便于分析,此处假设每个离散频率值恰有最大值 N/M 个,则对 $d_{ij} (i < j)$ 中非重复数据个数进行分析: $d_{ij} = 0$ 的数据共有 $N(N-M)/2M$ 个; $d_{ij} = 1$ 的数据共有 $(N/M)^2(M-1)$ 个; $d_{ij} = 2$ 的数据共有 $(N/M)^2(M-2)$ 个。由此可推广至 $d_{ij} = M-1$ 的数据共有 $(N/M)^2 \lceil M - (M-1) \rceil = (N/M)^2$ 个,所有数据总共有 G 个。将不同距离时数据的个数总和与 $\varphi G/100$ 联立,即可求出理论上高斯白噪声条件下, φ 与 d_c 的关系如下式所示

$$\left. \begin{aligned} d_c = 0, & \quad 0 \leq \varphi \leq \frac{100(N-M)}{M(N-1)} \\ d_c = 1, & \quad \frac{100(N-M)}{M(N-1)} < \varphi \leq \frac{100(N-M)}{M(N-1)} + \frac{200(M-1)N}{(N-1)M^2} \\ d_c = 2, & \quad \frac{100(N-M)}{M(N-1)} + \frac{200(M-1)N}{(N-1)M^2} < \varphi \leq \frac{100(N-M)}{M(N-1)} + \frac{200(2M-3)N}{(N-1)M^2} \\ & \quad \vdots \\ & \quad \frac{100(N-M)}{M(N-1)} + \frac{200(\eta-1)(M-\eta/2)N}{(N-1)M^2} < \varphi \leq \frac{100(N-M)}{M(N-1)} + \frac{100(2M-\eta-1)\eta N}{(N-1)M^2} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

当 $M=17$ 、 $N=3\ 400$ 、 $\varphi=1\% \sim 100\%$ 时,高斯白噪声仿真实验得到的 d_c 值与按式(7)计算的理论 $d_{c,th}$ 值的对比如图 2 所示。通过对比可知,实验结果与理论分析基本一致。需注意的是,在分析帧个数 N 有限的情况下,单次实验 φ 与 d_c 的对应关系在区间的交界处会有微小的波动,设计理论值 $d_{c,th}$ 时,使 φ 尽量取为对应区间的中点。

当 $d_c = \lfloor M/2 \rfloor + 1$ 时, f_i 包括的平均邻居个数应为与之距离 $d_{ij} = 0, 1, \dots, \lfloor M/2 \rfloor$ 的所有点,此时

图2 d_c 随 φ 的变化图

检测量 $\rho_{\max} = N$ 。当 d_c 继续增大, 仍有 $\rho_{\max} = N$, 故研究 $\rho_{\max}$ 的分布时仅需考虑使理论值 $1 \leq d_c \leq \lfloor M/2 \rfloor + 1$ 即可。

当 $d_c = 1$ 时, 对于每个点 f_i 计算的 ρ_i 为所有与之距离 $d_{ij} = 0$ 的点的个数之和。定义 $h_k^d = h_k^1, k = 0, 1, \dots, M-1$ 为序列 $\mathbf{F}$ 中 $f_i = k$ 的点的个数, 上标表示在 $d_c = 1$ 的条件下进行实验, 故 $\rho_{\max} = \max\{h_k^1, k = 0, 1, \dots, M-1\}$, $\sum_{k=0}^{M-1} h_k^1 = N$, 其物理意义为在 M 个离散频率值处进行直方图统计后的最大值个数。 $\rho_{\max}$ 服从的是极值分布, 研究极值分布的理论统称为极值理论。Fisher 指出不管样本数据的最初分布函数是什么, 极值的渐进分布存在 3 种形式: I 型为指数原始分布又称 Gumbel 分布; II 型为柯西型原始分布又称 Frechel 分布; III 型为有界型分布又称 Weibull 分布^[10]。Jenkinson 把它们统一起来从理论上证明了上述 3 种分布模型可概括成一个表达式, 即具有三参数的极值分布函数^[11]。作为经典极值分布的广义形式, 称为广义极值分布 (generalized extreme value distribution, GEVD), 解决了只能用一种极值分布的局限性。设 X 是服从 GEVD 的独立随机变量, x 为随机变量的取值, 则分布函数为

$$F_X(x) = P(X < x) = \begin{cases} \exp\{-[1 - k(x - \xi)/\alpha]^{1/k}\}, & k \neq 0 \\ \exp\{-\exp[-(x - \xi)/\alpha]\}, & k = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: k 、 α 和 ξ 分别为形状参数、尺度参数和位置参数。 $k = 0$ 时为 I 型分布, $k < 0$ 时为 II 型分布, 而 $k > 0$ 时为 III 型分布。 X 的概率密度函数为

$$f(x) = \begin{cases} [1 - k(x - \xi)/\alpha]^{1/k-1} \exp\{-[1 - k(x - \xi)/\alpha]^{1/k}\} / \alpha, & k \neq 0 \\ \exp[-(x - \xi)/\alpha - \exp(-(x - \xi)/\alpha)] / \alpha, & k = 0 \end{cases} \quad (9)$$

对式(8)求逆, 即可由给定的概率 P 得到分位数

$$x(P) = \begin{cases} \xi + \alpha[1 - (-\ln P)^k] / k, & k \neq 0 \\ \xi - \alpha \ln(-\ln P), & k = 0 \end{cases} \quad (10)$$

在给定虚警概率 P_f 的情况下, 将 $P = 1 - P_f$ 代入式(10)即可求得门限 T_h 。当 $d_c = 2$ 时, $\rho_{\max} = \max\{h_k^2, k = 0, 1, \dots, M-1\}$, $\sum_{k=0}^{M-1} h_k^2 = 3N - 2N/M$ 仍然服从广义极值分布, 其中

$$h_k^2 = \begin{cases} h_k^1 + h_{k+1}^1, & k = 0 \\ h_{k-1}^1 + h_k^1 + h_{k+1}^1, & k = 1, 2, \dots, M-2 \\ h_{k-1}^1 + h_k^1, & k = M-1 \end{cases} \quad (11)$$

同理, 当 $d_c = D, 1 \leq D \leq \lfloor M/2 \rfloor + 1$ 时, $\rho_{\max} = \max\{h_k^D, k = 0, 1, \dots, M-1\}$, $\sum_{k=0}^{M-1} h_k^D = (2D-1)N - 2(D-1)N/M$, 服从广义极值分布, 其中

$$h_k^D = \begin{cases} h_k^{D-1} + h_{k+1}^{D-1}, & k = 0 \\ h_{k-1}^{D-1} + h_k^{D-1} + h_{k+1}^{D-1}, & k = 1, 2, \dots, M-2 \\ h_{k-1}^{D-1} + h_k^{D-1}, & k = M-1 \end{cases} \quad (12)$$

实际应用中, 根据用户要求设置参数, 通过对得到的实验数据进行参数估计得到 k 、 α 和 ξ 后, 即可由式(10)计算门限 T_h 。

2.4 算法步骤

(1) 取接收信号 $x(k)$ 作为分析帧, 用 MTSE 估计功率谱, 取幅度最大值对应的频率, 记为 f_i 。

(2) 重复第 1 步 N 次, 得到足够数量的频谱峰值序列作为判决帧, 记为 $\mathbf{F} = \{f_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。为减少算法对检测数据量的要求, 分析帧在选取的时候每段可重叠。

(3) 计算 $\mathbf{F}$ 中各点的绝对值距离 d_{ij} 。

(4) 设定 φ , 利用步骤 3 中的 d_{ij} 可计算得到 d_c 。如果 d_c 小于式(7)中高斯白噪声的理论值 $d_{c,th}$, 则说明在所设定的 φ 下, 当前数据集的频谱峰值序列更集中, 可直接判定存在信号, 无需计算 $\rho_{\max}$ 。否则, 按式(6)计算 ρ_i 得到判决统计量 $\rho_{\max}$ 。

(5) 给定虚警概率 P_f , 计算门限值 T_h 。

(6) 将判决统计量 $\rho_{\max}$ 与门限值 T_h 比较, 得到判决结果。

3 仿真实验

以下所有仿真实验如无说明, 均是在采样率 $f_s = 400$ kHz、多窗谱估计 $L = 256$ 、频谱分辨率 $\Delta f = 3.125$ kHz、 $W = \Delta f / f_s = 7.8125 \times 10^{-3}$ 、 $C_0 = LW = 2$ 、每个分析帧重叠 $L/2$ 的环境下进行的。信噪比的定义为 $R_{SN} = 10 \lg(P_S / P_N)$, P_S 、 P_N 分别为信号总功率与噪声总功率。检测概率均是对载频 f_c

=100 kHz、码元速率 $f_B=100$ kB/s、滚降系数 0.5 的 QPSK 在 $P_f=10^{-2}$ 时的仿真结果。

3.1 $\rho_{\max}$ 拟合优度检验

对均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声计算 $\rho_{\max}$ ，验证对其分布推导的正确性。参数设置为 $N=1\ 000$ 、 $M=33$ 、 $\varphi=5\%$ 。共进行 10 000 次独立实验，应用最大似然估计法得到 GEVD 参数分别为 $k=-0.074\ 9$ 、 $\alpha=2.932\ 1$ 、 $\xi=43.742\ 4$ ，由于 $k<0$ ，故 $\rho_{\max}$ 服从的是 II 型分布，对 $\rho_{\max}$ 进行直方图统计与拟合的分布概率进行对比，结果如图 3 所示。可以直观地看出，直方图统计结果与计算得到的分布概率曲线拟合完好。同时，利用 χ^2 拟合检验进行定量检测，计算结果如表 1 所示。 $\chi^2=10\ 006.641\ 2-10\ 000=6.641\ 2$ ，通过查表得 $\chi^2_{0.05}(6)=12.592>6.641\ 2$ ，故在显著性水平 0.05 下， $\rho_{\max}$ 服从极值分布。

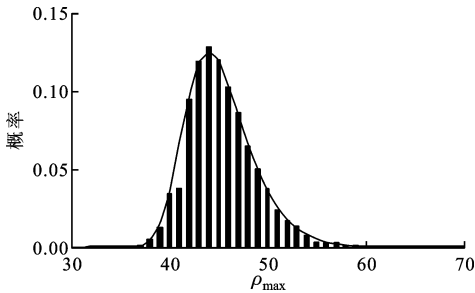


图 3 局部密度最大值直方图统计与分布概率对比

表 1 χ^2 拟合检验计算表

统计区间	X	Y	$X^2 \cdot Y^{-1}$
[34.5,37.5]	5	8.988 6	2.781 3
[37.5,40.5]	629	628.081 0	629.920 3
[40.5,43.5]	2 962	2 992.107 4	2 932.195 5
[43.5,46.5]	3 482	3 441.840 2	3 522.628 4
[46.5,49.5]	1 896	1 898.119 2	1 893.883 2
[49.5,52.5]	744	726.668 0	761.745 4
[52.5,55.5]	202	226.652 6	180.028 8
[55.5,58.5]	59	60.578 7	57.462 5
[58.5,64.5]	21	16.964 3	25.995 8
合计	10 000	10 000	10 006.641 2

注：X 为实际出现次数；Y 为理论出现次数。

3.2 本文算法对 $d_{c,th}$ 的适应性

通过改变 φ 研究在不同理论截断距离 $d_{c,th}$ 取值时 $\rho_{\max}$ 的分布参数变化情况，对均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声计算 $\rho_{\max}$ ， $N=1\ 000$ ，共进行 10 000 次独立实验。不同理论截断门限对 $\rho_{\max}$ 分布参数的影响如表 2 所示。由表 2 可知，对于高斯白噪声按

式(7)设置不同的 φ 可以得到不同的截断门限 $d_{c,th}$ ，随着 $d_{c,th}$ 的增大， $\rho_{\max}$ 的分布参数会相应变化但仍然服从 II 型极值分布。为验证算法性能，当 $M=9$ 时设置 φ 使理论截断门限 $d_{c,th}$ 变化，检测率曲线如图 4 所示。由图 4 可见，虽然设计的理论截断门限取值范围为 $1 \leq d_{c,th} \leq \lfloor M/2 \rfloor + 1$ ，实际中建议在 $\lfloor M/4 \rfloor$ 处选取。

表 2 不同理论截断门限对 $\rho_{\max}$ 分布参数的影响

$\varphi/\%$	$d_{c,th}$	k	α	ξ
14	1	-0.068 0	6.162 9	151.204 6
48	2	-0.106 9	10.180 3	424.368 3
66	3	-0.196 3	12.937 8	689.015 6
80	4	-0.267 8	7.490 7	951.332 6

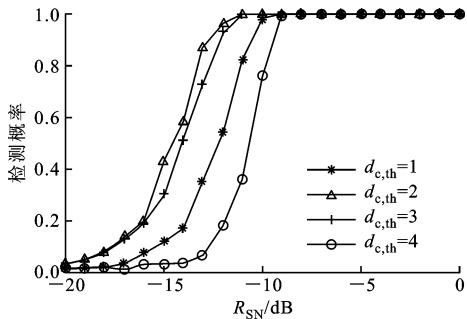


图 4 $d_{c,th}$ 对检测性能的影响

3.3 本文算法对分析帧长度的适应性

令 L 分别为 256、128、64，由 $C_0=LW=2$ 和 $W=\Delta f/f_s$ 可知，频谱分辨率 Δf 分别为 3.125、6.25、12.5 kHz，对应的 M 分别为 33、17、9，在 3 种条件下对均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声计算 $\rho_{\max}$ ， $N=1\ 000$ ，设置 φ 使 d_c 均为一个单位长度，共进行 10 000 次独立实验。不同分析帧长度对 $\rho_{\max}$ 分布参数的影响如表 3 所示，检测率曲线如图 5 所示。

表 3 不同分析帧长度对 $\rho_{\max}$ 分布参数的影响

$\varphi/\%$	L	M	k	α	ξ
5	256	33	-0.068 7	2.897 3	43.539 1
7	128	17	-0.065 7	4.157 5	79.121 9
13	64	9	-0.068 0	6.162 9	151.204 6

由图 5 可见：分析帧的长度并不影响检测的性能；随着分析帧长度减小，频谱分辨率降低，对载频的估计精度下降，但是需要的数据量减小，检测速度变快。因此，在实际应用中参数的设置应折中考虑。

3.4 本文算法对信号个数的适应性

考察信号个数对本文算法性能的影响，分以下

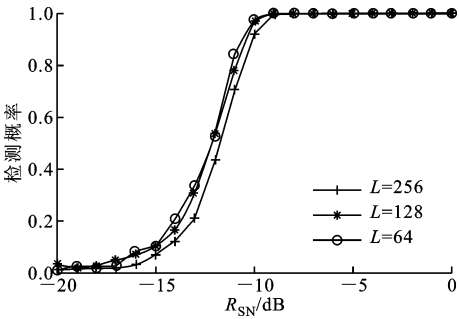


图 5 分析帧长度对检测性能的影响

4 种情况:①单个信号;②2 个信号频谱无重叠,功率比为 1:2;③2 个信号频谱无重叠,功率比为 1:1;④2 个信号频谱有重叠。详细参数如下。情况 1:载频为 $f_c=50\text{ kHz}$;情况 2、3:2 个信号的载频分别为 $f_{c1}=50\text{ kHz}$ 、 $f_{c2}=150\text{ kHz}$;情况 4:2 个信号的载频分别为 $f_{c1}=50\text{ kHz}$ 、 $f_{c2}=55\text{ kHz}$ 。4 种情况下均产生码元速率 $f_B=20\text{ kB/s}$ 、滚降系数 0.5 的 QPSK 信号。在 $M=33$ 、 $\varphi=5\%$ 、 $N=1\ 000$ 的条件下进行对比,结果如图 6 所示。由图 6 可知,对于 2 个频谱混叠的信号,其检测性能与单个信号的情况下检测性能相近,因为其频谱峰值序列相对集中并不影响检测量 $\rho_{\max}$ 的计算。对于 2 个分开的信号,检测性能则严重下降,因为在它们功率相同的条件下,提取的频谱峰值序列会平均到 2 个载频处,使检测量 $\rho_{\max}$ 变为单个信号情况下的 1/2,而检测门限不变因此检测性能严重下降。2 个信号频谱不重叠时,情况 2 的性能好于情况 3,因为其频谱峰值序列聚集在强信号的载频处,弱信号的存在不会对检测量 $\rho_{\max}$ 造成很大的影响,说明在频谱无重叠的条件下,算法性能取决于带内功率最强的信号。如果遇到窄带内同时等功率地存在多个信号,则随着信号个数的增多,算法的性能降低。

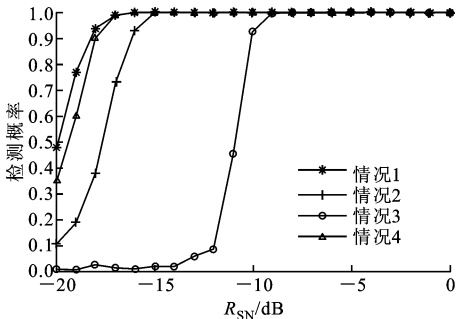


图 6 信号个数对检测性能的影响

3.5 本文算法对不同调制方式的适应性

对几种常见的调制方式如 BPSK、QPSK、8PSK、

16QAM 和 2FSK 等进行检测,仿真参数设置如下:载频 $f_c=50\text{ kHz}$,MPSK 与 QAM 码元速率 $f_B=20\text{ kB/s}$,滚降系数 0.5;FSK 码元速率 $f_B=5\text{ kB/s}$,调制指数 $h=2$ 。在 $\varphi=5\%$ 、 $N=1\ 200$ 的条件下,每种调制方式每个信噪比下分别进行 500 次实验,结果如图 7 所示。可见,本算法对调制方式不敏感,对于 PSK 与 QAM 类信号,利用公式 $E_s/N_0=10\lg(0.5\times f_s/f_B)+R_{SN}$ 可计算出,在相同的符号信噪比 $E_s/N_0=-7\text{ dB}$ 时,均达到了 100% 的正确率。

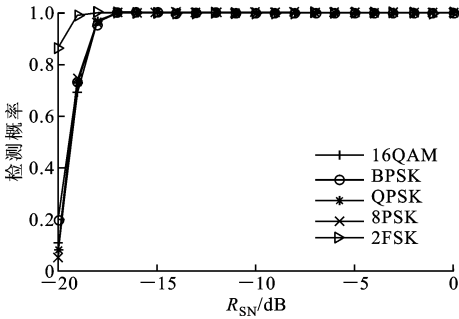


图 7 不同调制方式对检测性能的影响

3.6 本文算法对不同信道的适应性

考察本文算法在多径衰落信道下的性能,在信道抽头系数 $h=[0.4, 1, -0.7, 0.6, 0.3, -0.4, 0.1]$ 的信道下对载频 $f_c=50\text{ kHz}$ 、码元速率 $f_B=20\text{ kB/s}$ 、滚降系数 0.5 的 QPSK 信号进行测试。在 $\varphi=5\%$ 、 $N=1\ 000$ 的条件下,2 种信道下的检测性能对比曲线如图 8 所示。由图 8 可知,算法在不同信道条件下的检测性能不受影响,能够适应多径衰落信道。

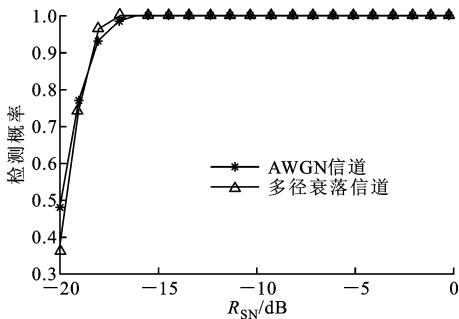


图 8 不同信道对检测性能的影响

3.7 与现有算法的性能对比

选取能量检测法^[1]和基于接收信号自相关矩阵的特征值能量法(eigenvalue energy, EE)^[4]、最大最小特征值法(maximum-minimum eigenvalue, MME)^[5]进行对比。实验中能量检测法分别在已知噪声功率、噪声不确定性为 0.5 dB 和 1 dB 的条件下进行,

其中 $L=256$, $C_0=LW=2$, 每个分析帧重叠 $7L/8$, $\varphi=40\%$, $N=400$, $\rho_{\max}$ 服从 $k=-0.1464$, $\alpha=9.8355$, $\xi=187.322$ 的极值分布, 对比实验结果如图9所示。图中 ED- x dB 表示能量检测法中噪声不确定性为 x dB。由图可知, 能量检测法在已知噪声功率的条件下性能最好, 但随着噪声不确定性的加入其性能急剧下降。本文算法的检测性能在 -10 dB 以上与 EE 法和 MME 法性能相同, 随着信噪比的降低性能比 EE 法提高了 1 dB, 与 MME 法性能接近。但是, 本文算法不但能够感知信号是否存在还能对载频进行估计, 而且所提取的频谱峰值序列特征还可以用来对 FSK 类信号进行识别与码元速率估计, 为后续的信号处理提供了更多的可用信息。

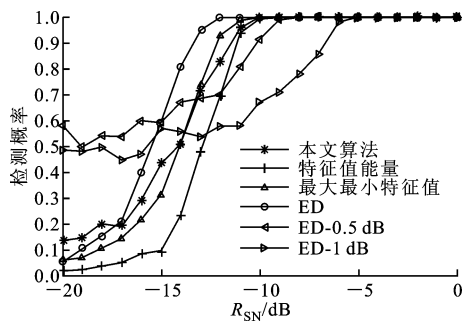


图9 本文算法和现有算法的性能对比

4 结 论

本文提出了一种基于频谱峰值局部密度的频谱感知方法, 所构造的检测量不受噪声方差的影响, 可以在全盲的条件下完成窄带频谱感知。算法的检测性能比 EE 法提高了 1 dB, 在窄带内仅有一个信号的情况下, 提取的频谱峰值序列还可用于估计载频和 FSK 类信号的识别与码元速率估计等。因此, 相比于 EE 法能够为后续的调制识别、参数估计提供更多的可用信息。本文算法也存在着一一定的不足, 如多窗谱估计需要对同一段数据用多个正交窗求谱再叠加, 工程中为提高检测速度可用 FFT 代替; 如果窄带内等功率地存在多个信号, 则检测性能随着信号个数的增加而降低, 因此在工程中需根据感知频段合理选择检测带宽。

参考文献:

- [1] 于文连. 认知无线电中的频谱感知算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [2] ELDAR Y C, OPPENHEIM A V. Orthogonal matched

filter detection [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 2837-2840.

- [3] REBEIZ E, URRIZA P, CABRIC D. Experimental analysis of cyclostationary detectors under cyclic frequency offsets [C]//Record of the 46th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 1031-1035.
- [4] 于宁宇, 马红光, 石荣, 等. 基于特征值能量的盲信号检测方法 [J]. 电路与系统学报, 2011, 16(5): 107-112.
- YU Ningyu, MA Hongguang, SHI Rong, et al. Blind signal detection method based on eigenvalue energy [J]. Journal of Circuits and Systems, 2011, 16(5): 107-112.
- [5] ZENG Y H, LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio [J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [6] 赵春晖, 马爽, 杨伟超. 基于分形盒维数的频谱感知技术研究 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 475-478.
- ZHAO Chunhui, MA Shuang, YANG Weichao. Spectrum sensing in cognitive radio based on fractal box dimension [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(2): 475-478.
- [7] THOMSON D J. Spectrum estimation and harmonic analysis [J]. Proceedings of the IEEE, 1982, 70(9): 1055-1096.
- [8] WANG J, ZHANG Q T. A multitaper spectrum based detector for cognitive radio [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Wireless Communications and Networking. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 488-492.
- [9] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks [J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [10] FISHER R A, TIPPETT L H. Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample [J]. Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, 1928, 24(2): 180-190.
- [11] JENKINSON A F. The frequency distribution of the annual maximum(or minimum) values of meteorological elements [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1955, 81(348): 158-171.

(编辑 刘杨)