



基于功率谱密度中段平均的频谱感知算法

赵知劲^{1,2}, 吕曦¹, 郑仕链²

- (1. 杭州电子科技大学浙江省数据存储传输及应用技术研究重点实验室, 浙江 杭州 310018;
2. 中国电子科技集团第36研究所通信系统信息控制技术国家级重点实验室, 浙江 嘉兴 314001)

摘要: 根据有、无主用户信号时接收信号功率谱最大、最小值差值不同的特点, 提出了一种基于功率谱密度中段平均的频谱感知算法。针对估计的信号功率谱在最小值附近波动多、最小值难以根据单个点准确给出的问题, 利用接收信号功率谱中段平均值估计功率谱的最小值, 降低最小值的随机性对频谱感知算法性能的影响。理论推导了检测门限和检测概率的表达式, 并对算法进行了仿真分析。仿真结果表明, 在 AWGN 信道和 Rayleigh 衰落信道中, 本文算法性能都优于已有的功率谱密度频谱感知算法。该算法无需主用户信息, 不用进行复杂的特征值分解。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 功率谱密度; 最小值

中图分类号: TN925

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016196

Spectrum sensing algorithm based on average value of middle part of power spectral density

ZHAO Zhijin^{1,2}, LV Xi¹, ZHENG Shilian²

1. Zhejiang Provincial Key Lab of Data Storage and Transmission Technology,
Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

2. State Key Lab of Information Control Technology in Communication System of No.36 Research Institute,
China Electronic Technology Corporation, Jiaxing 314001, China

Abstract: The difference between maximum and minimum value of the received signal power spectrum is distinct when the primary user signal is present or absent. Using this characteristic, the spectrum sensing algorithm based on the average of the middle part of power spectral density was proposed. Since the minimum of the signal power spectral density fluctuated, the minimum couldn't be accurately estimated from a frequency point. The minimum value of the power spectrum was estimated by using the average value of the middle part of the received signal power spectrum to reduce the effect of the randomness of minimum value on spectrum sensing performance. The expressions of detection threshold and detection probability were derived. Simulation results show that performance of the algorithm is better than those of the present spectrum sensing algorithms based on power spectrum density under the AWGN channel and the Rayleigh fading channel. The algorithm didn't need the primary user information and complicated eigenvalue decomposition.

Key words: cognitive radio, spectrum sensing, power spectral density, minimum value



1 引言

认知无线电(cognitive radio, CR)^[1]能合理利用空闲的无线信道资源,是解决无线频谱匮乏问题的重要途径之一,频谱感知^[2-4]是认知无线电的关键技术之一,根据检测频段的带宽不同,分为窄带频谱感知和宽带频谱感知。常用的宽带频谱感知算法主要有基于多分辨率的宽带频谱感知算法、多信道宽带频谱感知算法以及基于压缩感知的宽带频谱感知算法等。常用的窄带频谱感知算法主要有能量检测法^[5]、匹配滤波器检测法^[6]、循环平稳特征检测法^[6]、基于随机矩阵理论(random matrix theory, RMT)的频谱感知算法^[7-9]以及基于功率谱密度的频谱感知算法^[10-14]等。能量检测法实现简单,不需要主用户的先验信息,但检测性能受噪声不确定性影响大;匹配滤波器检测法在 AWGN 信道中性能最优,但需已知主用户各种信息;循环平稳检测法能获得较佳的盲检测性能,但其计算复杂度高、检测时间较长;基于 RMT 的频谱感知算法强健性强、稳定性好,但需要复杂的特征值分解运算,且只能给出渐进而非准确的判决门限。相比于其他几种算法,基于功率谱密度的频谱感知算法物理意义明确,更容易分析,判决门限和正确检测概率的表达式能准确给出,且不需要进行复杂的特征值分解,算法复杂度较低,近年来受到研究者的关注^[10-14]。参考文献[10]的基于功率谱密度的信号检测算法(简称 PMME 算法)以功率谱最大、最小值之比作为算法的判决统计量,但其性能受功率谱最小值估计准确性的影响;参考文献[11-13]都采用功率谱分段对消的思想,仅检测统计量选取不同,但比 PMME 算法复杂;参考文献[14]分析了构成参考文献[13]算法检测统计量的随机变量相关时的检测性能。本文提出的基于功率谱密度中段平均算法(algorithm based on average value of middle part of power spectral density, PSMA)以接收信号功率谱最大值与最小值之差作为检测统计量,利用接收信号功率谱中段的平均值估计最小值,降低最小值的随机性对频谱感知算法性能的影响,复杂度低于参考文献[11-13],且具有更好的检测性能。

2 PSMA 算法

在认知无线电系统中,主用户的基带信号为 $s(n)$, 次用户接收到的基带信号的 N 个采样样本为 $y(0), y(1), y(2), \dots, y(n-1), y(n)$ 可表示为 $y(n)=x(n)+v(n)$ 。其中, $v(n)$ 为加性噪声, $x(n)$ 是接收到的有用信号 $x(n)=h(n)s(n)$, 与噪声 $v(n)$ 相互独

立, $h(n)$ 表示信道系数。假设 $v(n)$ 为复高斯白噪声, 其均值为 0, 方差为 σ_v^2 , $v(n)=v^R(n)+jv^I(n)$ 。R 和 I 分别表示信息的实部和虚部, $v^R(n)$ 和 $v^I(n)$ 是独立同分布的高斯噪声, 它们的均值为 0, 方差为 $\sigma_v^2/2$ 。 $h(n)$ 可以是常数或者随机变量, 其均值和方差分别为 u_h 和 σ_h^2 。当发射信号经过加性高斯白噪声信道时, $h(n)$ 为 1, 其均值为 $u_h=1$, 方差为 $\sigma_h^2=0$; 当经过 Rayleigh (瑞利) 衰落信道时, $h(n)$ 为 0, 均值为复高斯随机变量, 即 $h(n) \sim CN(0, \sigma_h^2)$, 其实部和虚部服从相互独立的高斯分布, 均值为 0, 方差为 $\sigma_h^2/2$ 。 $h(n)$ 和噪声 $v(n)$ 相互独立。分别将接收信号、有用信号和噪声表示成向量形式, 为:

$$y=[y(0), y(1), \dots, y(N-1)]^T \quad (1)$$

$$x=[x(0), x(1), \dots, x(N-1)]^T \quad (2)$$

$$v=[v(0), v(1), \dots, v(N-1)]^T \quad (3)$$

其中, $(\cdot)^T$ 表示向量的转置。分别对 $y(n)$ 、 $x(n)$ 和 $v(n)$ 进行傅里叶变换, 可得:

$$Y(w)=\sum_{n=0}^{N-1} y(n)e^{-jwn}=w^H y \quad (4)$$

$$X(w)=\sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-jwn}=w^H x \quad (5)$$

$$V(w)=\sum_{n=0}^{N-1} v(n)e^{-jwn}=w^H v \quad (6)$$

其中, $w=[1, e^{jw}, \dots, e^{j(N-1)w}]^H$ 。

2.1 检测原理

假设 H_0 表示主用户不存在, H_1 表示主用户存在, 则检测主用户是否存在的二元假设检验模型可表示为:

$$y(n)=\begin{cases} v(n), & H_0 \\ x(n)+v(n), & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

本文研究利用 $y(n)$ 功率谱的频谱感知算法。利用 $x(n)$ 与 $v(n)$ 的统计独立性, 用功率谱密度表示的检测主用户是否存在的二元假设检验模型为:

$$P_y(w)=\begin{cases} P_v(w), & H_0 \\ P_x(w)+P_v(w), & H_1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, $P_y(w)$ 、 $P_x(w)$ 和 $P_v(w)$ 分别是 $y(n)$ 、 $x(n)$ 和 $v(n)$ 的功率谱密度。由周期图法可得功率谱估计为:

$$\hat{P}_y(w)=\frac{1}{N}|Y(w)|^2=\frac{1}{N}w^H(\gamma\gamma^H)w=\frac{1}{N}w^H\hat{R}_y w \quad (9)$$

$$\hat{P}_x(w)=\frac{1}{N}|X(w)|^2=\frac{1}{N}w^H(xx^H)w=\frac{1}{N}w^H\hat{R}_x w \quad (10)$$

$$\hat{P}_v(w)=\frac{1}{N}|V(w)|^2=\frac{1}{N}w^H(vv^H)w=\frac{1}{N}w^H\hat{R}_v w \quad (11)$$

$\hat{R}_y$ 、 $\hat{R}_x$ 和 $\hat{R}_v$ 则是自相关矩阵 R_y 、 R_x 和 R_v 的瞬时估计。对自相关矩阵 $\hat{R}_y$ 进行特征值分解,得到的 N 个特征值按从大到小顺序排列为: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ 。下文为表述简单起见,将 $\hat{P}_y(w)$ 、 $\hat{P}_x(w)$ 和 $\hat{P}_v(w)$ 直接用 $P_y(w)$ 、 $P_x(w)$ 和 $P_v(w)$ 表示。

当功率谱 $P_y(w)$ 是 w 的连续函数时,根据 Rayleigh 熵的定义^[15],如果:

$$Q(w) = \frac{w^H \hat{R}_y w}{w^H w} = \frac{NP_y(w)}{w^H w} \quad (12)$$

则有 $Q(w)|_{\max} = \lambda_1$, $Q(w)|_{\min} = \lambda_N$ 。又因为 $w^H w = N$, 可得:

$$\lambda_N \leq P_y(w) \leq \lambda_1 \quad (13)$$

在 H_0 假设下, $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_N$ 。所以 $P_y(w)|_{\min} = P_y(w)|_{\max} = P_y(w)$; 在 H_1 假设下 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$, $P_y(w)|_{\max} = \lambda_1 > P_y(w)|_{\min} = \lambda_N$ 。令 $w = w_m$ 时, $P_y(w_m) = P_y(w)|_{\max}$, 则当 $w_1 \neq w_m$ 时, $P_y(w_1) < P_y(w_m)$ 成立。因此可得频谱感知的判决统计量 T 为:

$$T = P_y(w_m) - P_y(w_1) \quad (14)$$

由上述分析可得频谱感知的检测规则为:

$$\begin{cases} T=0, & H_0 \\ T>0, & H_1 \end{cases} \quad (15)$$

2.2 检测方法与门限

根据上述检测规则,为了降低噪声对功率谱估计的影响,提高频谱感知性能,首先平滑估计功率谱。将 $y(n)$ 的 N 个样本等分为 L 组样本长度为 M 的序列帧:

$$y_i(n) (i=0, 1, \dots, L-1, n=0, 1, \dots, M-1) \quad (16)$$

则由式(9)可得信号 $y(n)$ 的离散功率谱估计为:

$$\begin{aligned} P_y(k) &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L P_i(k) = \frac{1}{ML} \sum_{i=1}^L |Y_i(k)|^2 \\ &= \frac{1}{ML} \sum_{i=1}^L \left| \sum_{n=0}^{M-1} y_i(n) e^{-jn \frac{2\pi k}{M}} \right|^2, \quad k=0, 1, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $Y_i(k)$ 表示第 i 帧信号 $y_i(n)$ 的 M 点离散傅里叶变换。由于 $y(n)$ 是基带信号,其中心频率在零频率处,则功率谱密度函数的最大值在零频率处,可得:

$$P_y(k)|_{\max} = P_y(0) = \frac{1}{ML} \sum_{i=1}^L |Y_i(0)|^2 \quad (18)$$

为了降低检测统计量随机性对频谱感知性能的影响,选取:

$$\bar{P} = \frac{1}{K} \sum_{k=K_0}^{K_0+K-1} P_y(k) \quad (19)$$

其中, K 表示所选取的中段功率谱长度, K_0 表示选取

的功率谱的起始点。在 H_1 假设下,当 $k \neq 0$ 时,由于 $P_y(k) < P_y(0)$, 所以 $\bar{P} < P_y(0)$; 在 H_0 假设下, $\bar{P} = P_y(0)$ 。修正判决统计量为:

$$T_1 = P_y(0) - \bar{P} \quad (20)$$

式(15)的检测规则可表示为:

$$\begin{cases} T_1=0, & H_0 \\ T_1>0, & H_1 \end{cases} \quad (21)$$

选择合适的 K_0 和 K , 以保证在 H_1 假设下 T_1 显著大于零, 同时降低噪声影响。

实际应用中,需要根据给定虚警概率 P_f 确定合适的检测门限 γ , 然后根据式(22)进行频谱检测。因此首先推导判决统计量 T_1 的概率密度函数。

$$\begin{cases} T_1 < \gamma, & H_0 \\ T_1 > \gamma, & H_1 \end{cases} \quad (22)$$

对复信号,令 $y_i(n) = y_i^R(n) + jy_i^I(n)$, $x_i(n) = x_i^R(n) + jx_i^I(n)$, $v_i(n) = v_i^R(n) + jv_i^I(n)$, 则 $Y_i(k)$ 可表示为:

$$Y_i(k) = \sum_{n=0}^{M-1} y_i(n) e^{-jn \frac{2\pi k}{M}} = Y_i^R(k) + jY_i^I(k) \quad (23)$$

其中:

$$Y_i^R(k) = \sum_{n=0}^{M-1} \left\{ [x_i^R(n) + v_i^R(n)] \cos\left(\frac{2\pi kn}{M}\right) + [x_i^I(n) + v_i^I(n)] \sin\left(\frac{2\pi kn}{M}\right) \right\} \quad (24)$$

$$Y_i^I(k) = \sum_{n=0}^{M-1} \left\{ [x_i^I(n) + v_i^I(n)] \cos\left(\frac{2\pi kn}{M}\right) - [x_i^R(n) + v_i^R(n)] \sin\left(\frac{2\pi kn}{M}\right) \right\} \quad (25)$$

由式(17)可得,欲求功率谱密度 $P_y(k)$ 的概率密度函数,得先求 $Y_i(k)$ 的概率密度函数。由式(24)、式(25)可见, $Y_i^R(k)$ 和 $Y_i^I(k)$ 均是高斯随机变量的线性组合,因此它们也是高斯随机变量。

在 H_1 情况下, $Y_i(k)$ 的均值为:

$$E\{Y_i(k) | H_1\} = \sum_{n=0}^{M-1} s_i(n) e^{-jn \frac{2\pi k}{M}} u_h = S_i(k) u_h \quad (26)$$

其中, $S_i(k)$ 为 $s_i(n)$ 的 M 点离散傅里叶变换, $k=0, 1, \dots, M-1, i=1, 2, \dots, L$ 。令:

$$u_h = [u_h^R + ju_h^I] \quad (27)$$

$$S_i(k) = [S_i^R(k) - jS_i^I(k)] \quad (28)$$

可得在 H_1 情况下, $Y_i(k)$ 实部和虚部的均值分别为:

$$E\{Y_i^R(k) | H_1\} = u_h^R S_i^R(k) + u_h^I S_i^I(k) \quad (29)$$



$$E\{Y_i^l(k)|H_1\}=u_h^l S_i^R(k)-u_h^R S_i^l(k) \quad (30)$$

$Y_i(k)$ 的方差为:

$$\begin{aligned} \text{Var}\{Y_i(k)|H_1\} &= E\{|Y_i(k)-S_i(k)u_h|^2|H_1\} \\ &= E\{|Y_i(k)-S_i(k)u_h\}[Y_i(k)-S_i(k)u_h]^*|H_1\} \\ &= \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} s_i(n)s_i^*(m)e^{-j\frac{2\pi k(n-m)}{M}} E\{|h_i(n)-u_h\}[h_i^*(m)-u_h^*]\} + \\ &\quad \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} E\{v(n)v_i^*(m)\}e^{-j\frac{2\pi k(n-m)}{M}} + \\ &\quad \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} s_i^*(m)E\{v_i(n)[h_i^*(m)-u_h^*]\}e^{-j\frac{2\pi k(n-m)}{M}} + \\ &\quad \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} s_i(n)E\{v_i^*(m)[h_i(n)-u_h]\}e^{-j\frac{2\pi k(n-m)}{M}} \end{aligned} \quad (31)$$

若每个码元采样 p 点, 则 M 个样本中有 $\left\lfloor \frac{M}{p} \right\rfloor$ 个码元。

因此当 $n=m$ 时, 则有:

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} s_i(n)s_i^*(m)e^{-j\frac{2\pi k(n-m)}{M}} &= \\ \sum_{l=0}^{\left\lfloor \frac{M}{p} \right\rfloor - 1} \left| \sum_{n=0}^{p-1} s_i(pl+n)e^{-j\frac{2\pi k n}{M}} \right|^2 &= G_i(k) \end{aligned} \quad (32)$$

$$E\{|h_i(n)-u_h\}[h_i^*(m)-u_h^*]\} = \sigma_h^2 \quad (33)$$

$$\sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} E\{v_i(n)v_i^*(m)\}e^{-j\frac{2\pi k(n-m)}{M}} = M\sigma_v^2 \quad (34)$$

又因为 $v_i(n)$ 与 $s_i(n)$ 和 $h_i(n)$ 相互独立且 $v_i(n)$ 的均值为 0, 所以式(31)的后两项为零。因此可得:

$$\text{Var}\{Y_i(k)|H_1\} = G_i(k)\sigma_h^2 + M\sigma_v^2 \quad (35)$$

则在 H_1 情况下, $Y_i(k)$ 实部和虚部的方差为:

$$\text{Var}\{Y_i^R(k)|H_1\} = \text{Var}\{Y_i^l(k)|H_1\} = \frac{G_i(k)\sigma_h^2 + M\sigma_v^2}{2} \quad (36)$$

在 H_0 情况下, 因为 $s_i(n)=0$, 所以 $S_i(k)=0, G_i(k)=0$, 因此可得 $E\{Y_i^R(k)|H_0\}=0, \text{Var}\{Y_i^R(k)|H_0\}=M\sigma_v^2$ 。同理可得, 在 H_0 情况下 $Y_i^R(k)$ 和 $Y_i^l(k)$ 的均值为零, 方差为 $\frac{M\sigma_v^2}{2}$, 综上所述, $Y_i^R(k)$ 和 $Y_i^l(k)$ 服从式(37)、式(38)所示的概率密度分布。

$Y_i^R(k)$ 和 $Y_i^l(k)$ 服从的概率分布如下:

$$Y_i^R(k) \sim \begin{cases} N\left(0, \frac{M\sigma_v^2}{2}\right), & H_0 \\ N\left(u_h^R S_i^R(k) + u_h^l S_i^l(k), \frac{M\sigma_v^2 + G_i(k)\sigma_h^2}{2}\right), & H_1 \end{cases} \quad (37)$$

$$Y_i^l(k) \sim \begin{cases} N\left(0, \frac{M\sigma_v^2}{2}\right), & H_0 \\ N\left(u_h^l S_i^l(k) + u_h^R S_i^R(k), \frac{M\sigma_v^2 + G_i(k)\sigma_h^2}{2}\right), & H_1 \end{cases} \quad (38)$$

因为:

$$P_i(k) = \frac{1}{M} |Y_i(k)|^2 = \frac{1}{M} |Y_i^R(k)|^2 + \frac{1}{M} |Y_i^l(k)|^2 \quad (39)$$

所以可得在 H_0 情况下, $P_i(k)$ 是自由度为 2 的中心卡方分布, 在 H_1 情况下, $P_i(k)$ 是自由度为 2 的非中心卡方分布, 非中心参数 $\varsigma = u_h^2 |S_i(k)|^2$ 。根据卡方分布定理^[16]且假设每帧发射信号 $s_i(n)$ 的傅里叶变换 $S_i(k)$ 和 $G_i(k)$ 基本相同, 分别为 $S(k)$ 和 $G(k)$, 则可得在 H_0 和 H_1 假设下, $P_i(k)$ 的均值和方差分别为:

$$E(P_i(k)|H_0) = \sigma_v^2 \quad (40)$$

$$D(P_i(k)|H_0) = \sigma_v^4 \quad (41)$$

$$E(P_i(k)|H_1) = \frac{1}{M} \{M\sigma_v^2 + G(k)\sigma_h^2 + |u_h|^2 |S(k)|^2\} \quad (42)$$

$$D(P_i(k)|H_1) = \frac{1}{M^2} \{[M\sigma_v^2 + G(k)\sigma_h^2]^2 + 2|u_h|^2 |S(k)|^2 [G(k)\sigma_h^2 + M\sigma_v^2]\} \quad (43)$$

因为功率谱估计为:

$$P_y(k) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L P_i(k) = \frac{1}{ML} \sum_{i=1}^L |Y_i(k)|^2 \quad (44)$$

且不同帧数据在相同频点上的离散傅里叶变换具有相互独立性, 当平均次数 L 足够大时, 根据中心极限定理, 功率谱估计 $P_y(k)$ 近似服从高斯分布, 其均值和方差分别为:

$$E(P_y(k)) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L E(P_i(k)) \quad (45)$$

$$D(P_y(k)) = \frac{1}{L^2} \sum_{i=1}^L D(P_i(k)) \quad (46)$$

因此可得 $P_y(k)$ 服从的概率分布为:

$$P_y(k) \sim \begin{cases} N\left(\sigma_v^2, \frac{\sigma_v^4}{L}\right), & H_0 \\ N(m_p(k), \sigma_p^2(k)), & H_1 \end{cases} \quad (47)$$

其中, $m_p(k) = E(P_i(k)|H_1), \sigma_p^2(k) = D(P_i(k)|H_1)/L$ 。

在 H_0 假设下, 可得 $P_y(0) \sim N\left(\sigma_v^2, \frac{\sigma_v^4}{L}\right), \bar{P} \sim N\left(\sigma_v^2, \frac{\sigma_v^4}{KL}\right)$,

所以检测统计量 T_1 的分布为:

$$T_1 \sim N\left(0, \frac{(K+1)\sigma_v^4}{KL}\right) \quad (48)$$

所以可得虚警概率 P_f 的表达式为:

$$P_i = P(T_1 > \gamma | H_0) = P\left(\frac{T_1 \sqrt{KL}}{\sqrt{K+1} \sigma_v^2} > \frac{\gamma \sqrt{KL}}{\sqrt{K+1} \sigma_v^2}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\gamma \sqrt{KL}}{\sqrt{K+1} \sigma_v^2}\right) \quad (49)$$

其中, $\Phi(t)$ 为标准正态分布的累积函数。给定虚警概率 P_i , 可得检测门限为:

$$\gamma = \frac{\sqrt{K+1} \sigma_v^2 \Phi^{-1}(1-P_i)}{\sqrt{KL}} \quad (50)$$

2.3 检测概率

在 H_1 假设下, $P_y(0)$ 和 $\bar{P}$ 相互统计独立, 且分别服从 $N(m_p(0), \sigma_p^2(0))$ 和 $N(\bar{m}_p, \bar{\sigma}_p^2)$ 的高斯随机变量, 其中:

$$\bar{m}_p = E(\bar{P}) = E\left(\frac{1}{K} \sum_{k=K_0}^{K+K_0-1} P_y(k)\right) = \frac{1}{K} \sum_{k=K_0}^{K+K_0-1} m_p(k) \quad (51)$$

$$\bar{\sigma}_p^2 = D(\bar{P}) = D\left(\frac{1}{K} \sum_{k=K_0}^{K+K_0-1} P_y(k)\right) = \frac{1}{K^2} \sum_{k=K_0}^{K+K_0-1} \sigma_p^2(k) \quad (52)$$

所以式(20)表示的检测统计量 T_1 服从 $N(m_T, \sigma_T^2)$, 其中:

$$m_T = m_p(0) - \bar{m}_p \quad (53)$$

$$\sigma_T^2 = \sigma_p^2(0) + \bar{\sigma}_p^2 \quad (54)$$

因此可得检测概率 P_d 为:

$$P_d = P(T_1 > \gamma | H_1) = 1 - \Phi\left(\frac{\gamma - m_T}{\sigma_T}\right) \quad (55)$$

3 算法仿真与性能分析

本节仿真分析本文算法(PSMA)、参考文献[10]算法(PMME)和参考文献[12]算法(PSC)的频谱感知性能。仿真中主用户信号采用 QPSK 调制信号, 虚警概率 $P_i=0.01$, 每个码元的采样点数(又叫过采样倍数) $p=8$, 2 000 次的 Monte Carlo 模拟仿真各种算法。

(1) K_0 和 K 对本文算法性能影响

功率谱 $P_y(k)$ 关于 $\frac{M}{2}$ 点对称, 所以应合理选择 K_0 和 K 组合, 才能正确估计式(19)所示的 $\bar{P}$, 得到较好的频谱感知性能。

当码元数为 1 000, 帧长 $M=48$, 起始点 $K_0=12$, 长度 K 取值不同时, 本文算法在加性高斯白噪声(AWGN)信道的检测概率随信噪比变化曲线如图 1 所示。由图 1 可见, 当 K 在一定范围内时, 取值越大, 算法性能越好; 且当 K 值足够大时, 算法的检测性能就不再提高。这是因为 K_0 确定后, K 越大, 参与平均的样本越多, 估计越准确。

码元数为 1 000, 帧长 $M=48$, 取值长度 $K=12$, 起始点

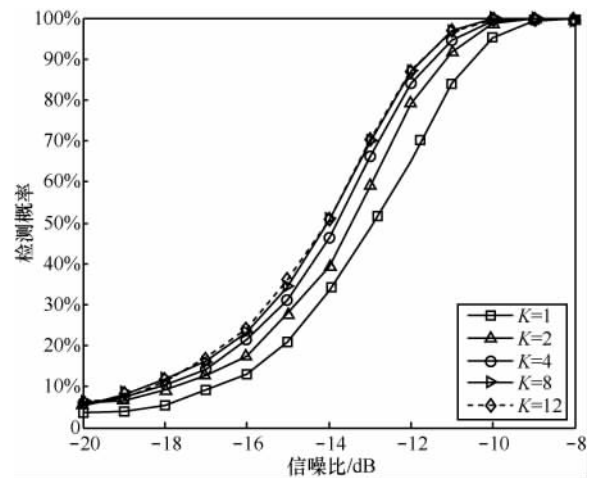


图 1 不同 K 值时, 检测概率随信噪比变化曲线

K_0 取值不同时, 本文算法在 AWGN 信道的检测概率随信噪比变化曲线如图 2 所示。由图 2 可见, 当 K_0 在一定范围内, 取值越大, 算法性能越好; 且当 K_0 值足够大时, 算法的检测性能就不再提高。这是因为 K_0 越大, 式(19)的估计范围越处于噪声区域, 最小值估计就越准确。

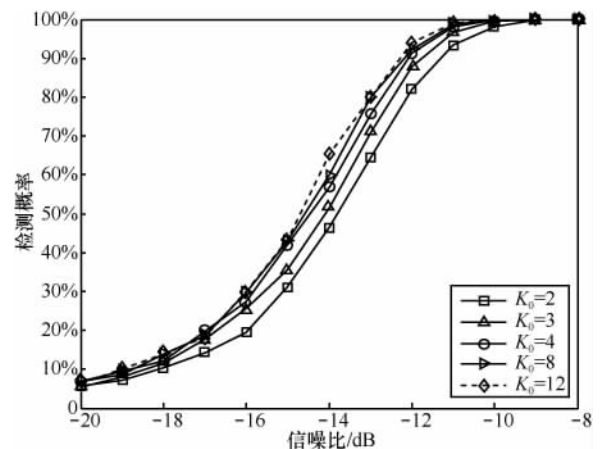


图 2 不同 K_0 值时, 检测概率随信噪比变化曲线

(2) 帧长 M 对本文算法性能影响

码元数为 500, 帧长 $M=16, 24$ 和 48 时, $K=K_0=\left\lceil \frac{M}{4} \right\rceil$,

本文算法在 AWGN 信道的检测概率的理论值和仿真值与信噪比关系曲线如图 3 所示。由图 3 可见, 在 3 种情况下, 检测概率的理论值和仿真值基本一致, 减小帧长 M 可提高算法的检测概率。

(3) 码元对本文算法性能影响

帧长 $M=24$, $K=K_0=\left\lceil \frac{M}{4} \right\rceil$, 码元数为 250、500 和 1 000



时,本文算法在 AWGN 信道的检测概率的理论值和仿真值与信噪比关系曲线如图 4 所示。由图 4 可见,在 3 种码元数情况下检测概率的理论值和仿真值基本一致,接收信号中包含的发送码元个数越多,算法的检测概率越高。

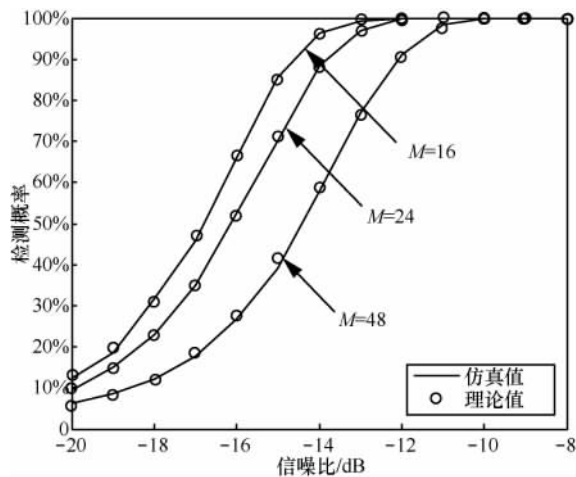


图 3 不同帧长时,检测概率理论值和仿真值对比

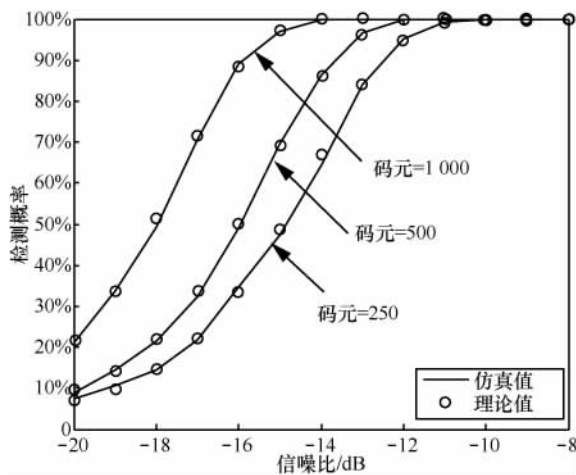


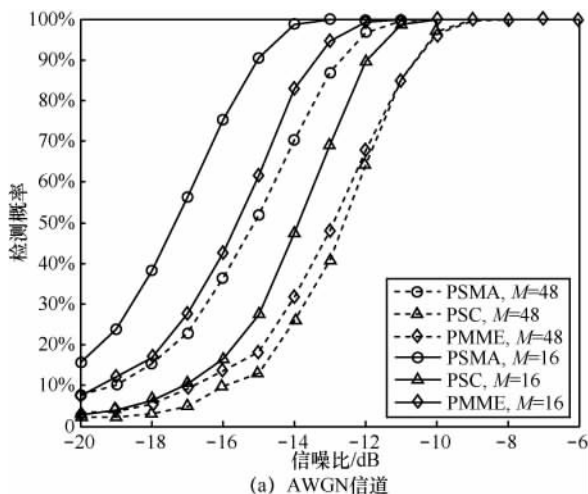
图 4 不同码元数时,检测概率理论值和仿真值对比

(4) 算法性能对比

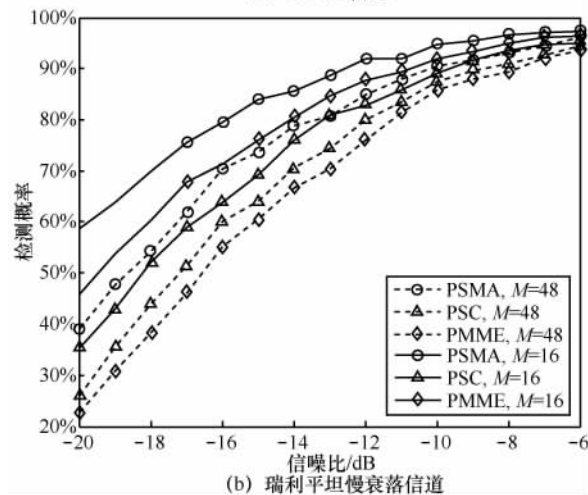
码元数为 500, 帧长 $M=16$ 和 48, $K=K_0=\left\lceil \frac{M}{4} \right\rceil$ 时, 3 种

算法 AWGN 信道和瑞利衰落信道中的检测概率随信噪比变化曲线如图 5 所示。由图 5(a) 和图 5(b) 可见, 在两种信道中, 不同帧长情况下本文算法检测性能都比其他两种算法好得多。高斯信道下, 当帧长为 16, 要达到 90% 检测概率, PSMA、PMME 和 PSC 所需信噪比分别为 -14.59 dB、-13.25 dB 和 -12 dB; 当帧长为 48, 要达到 90% 检测概率,

PSMA、PMME 和 PSC 所需信噪比分别为 -11.2 dB、-9.21 dB 和 -10.56 dB。瑞利衰落信道下, 当帧长为 16, 要达到 90% 检测概率, PSMA、PMME 和 PSC 所需信噪比分别为 -12.94 dB、-11.69 dB 和 -9.38 dB; 当帧长为 48, 要达到 90% 检测概率, PSMA、PMME 和 PSC 所需信噪比分别为 -11.71 dB、-8.29 dB 和 -8.54 dB。在相同条件下, 比较在 AWGN 信道和瑞利衰落信道中的算法检测性能, 在低信噪比情况下, 瑞利衰落信道中 3 种算法性能反而要优于加性高斯信道中算法性能, 这是由于在低信噪比情况下, 瑞利衰落信道的起伏反而增大了信号能量, 从而提高了信噪比; 在高信噪比情况下, 则刚好相反。



(a) AWGN 信道



(b) 瑞利平坦慢衰落信道

图 5 AWGN 信道和瑞利平坦慢衰落信道中 3 种算法性能与帧长关系

帧长 $M=24, K=K_0=\left\lceil \frac{M}{4} \right\rceil$, 码元数分别为 250 和 1 000, 3 种

算法在 AWGN 信道和瑞利衰落信道中检测概率随信噪比

变化曲线如图6所示。由图6可见,两种信道中,在不同码元数情况下本文算法性能都要优于其他两种算法。高斯信道下,当码元数为250,要达到90%检测概率,PSMA、PMME和PSC所需信噪比分别为-11.25 dB、-9.24 dB和-10.52 dB;当码元数为1000,要达到90%检测概率,PSMA、PMME和PSC所需信噪比分别为-14.63 dB、-13.23 dB和-12 dB。瑞利衰落信道下,当码元数为250,要达到90%检测概率,PSMA、PMME和PSC所需信噪比分别为-10.59 dB、-8.33 dB和-8.54 dB;当码元数为1000,要达到90%检测概率,PSMA、PMME和PSC所需信噪比分别为-12.94 dB、-11.69 dB和-9.38 dB。因为当过采样倍数一定时,发送码元数越多,得到的采样点数就越多,从而提高了频谱感知算法的感知性能。

帧长 $M=24$, $K=K_0=\left\lceil \frac{M}{4} \right\rceil$, 码元数为250, 进行20000次

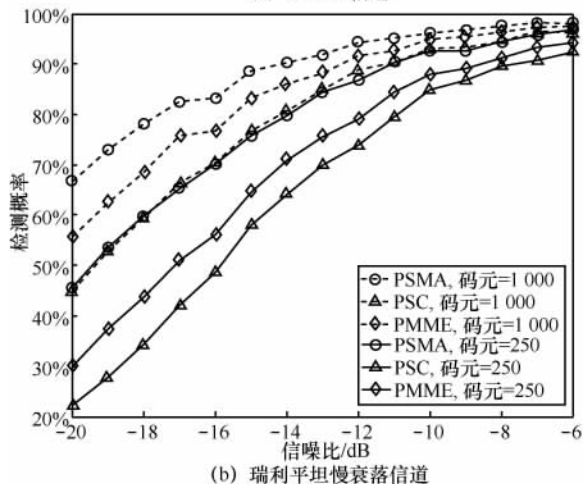
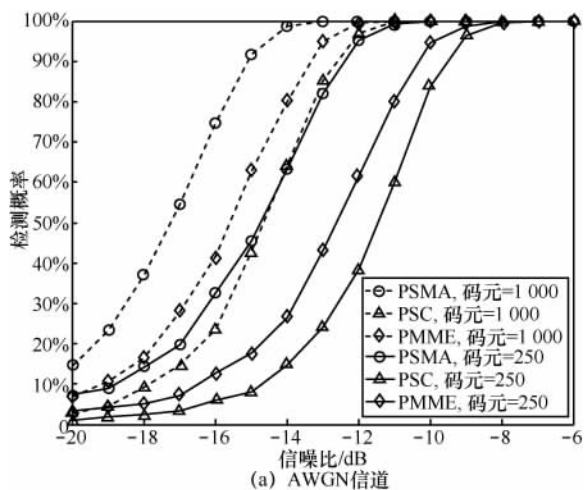


图6 AWGN信道和瑞利平坦慢衰落信道中3种算法性能与码元关系

的 Monte Carlo 模拟仿真,在 AWGN 信道和瑞利衰落信道中,信噪比分别为-13 dB 和-11 dB 时3种算法的 ROC (receiver operating characteristics) 曲线如图7所示。由图7可见,在两种信道中,PSMA 性能最优,PMME 次之,PSC 最差;在 AWGN 信道中,PSMA 信噪比为-13 dB 时性能优于信噪比为-11 dB 时 PMME 算法和 PSC 算法的性能;在瑞利衰落信道中,PSMA 信噪比为-13 dB 时性能略优于信噪比为-11 dB 时 PMME 算法的性能,优于信噪比为-11 dB 时的 PSC 算法性能。

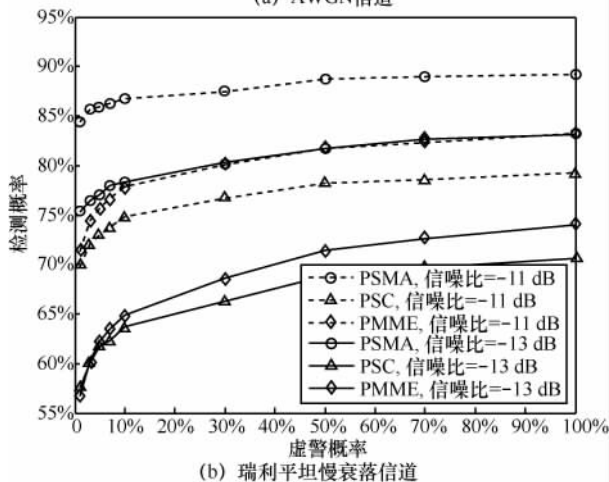
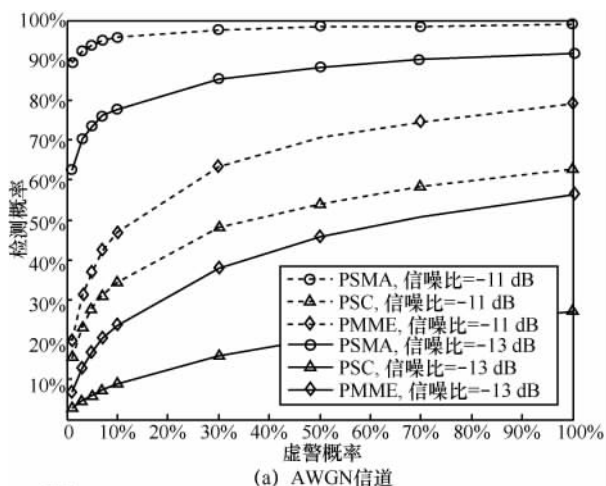


图7 AWGN信道和瑞利平坦慢衰落信道中3种算法 ROC 曲线

比较本文算法和参考文献[11-13]算法可知,参考文献[11-13]算法比本文算法要多执行多次的分段功率谱之和计算,计算复杂度大于本文算法。

4 结束语

本文提出了一种基于功率谱密度中段平均的频谱感



知算法,从理论上推导了本文算法的检测门限和检测概率表达式,该算法能更加准确地估计功率谱密度函数的最小值,从而提高算法的频谱感知性能。仿真结果表明,本文算法的频谱感知性能要优于参考文献[10]、参考文献[12]算法。

参考文献:

- [1] MITOLA J I, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 张昊晔, 包志华, 张士兵. 基于循环谱能量的自适应频谱检测算法[J]. 通信学报, 2011, 32(11): 95-103.
ZHANG H Y, BAO Z H, ZHANG S B. Adaptive spectrum sensing algorithm based on cyclostationary spectrum energy [J]. Journal on Communications, 2011, 32(11): 95-103.
- [6] 孙璇. 基于压缩感知的认知无线电频谱感知算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.
SUN X. Research on spectrum sensing algorithm for cognitive radio based on compressed sensing [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [7] 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.
MI Y, LU G Y. Cooperative spectrum sensing algorithm based on limiting eigenvalue distribution [J]. Journal on Communications, 2015, 36(1): 88-93.
- [8] ZENG Y H, LIANG Y C. Eigenvalue based spectrum sensing algorithms for cognitive radio [J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [9] LI Q W, LI Z, SHEN J. A novel spectrum sensing method in cognitive radio based on suprathreshold stochastic resonance [C] //IEEE International Conference on Communications, June 10-15, 2012, Ottawa, Canada. New Jersey: IEEE Press, 2012: 4426-4430.
- [10] 孙哲. 特征值频谱感知算法的研究及改进 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
SUN Z. Research and improvement on eigenvalue based spectrum sensing algorithm [D]. Xi'an: Xi'an Electronic and Science University, 2014.
- [11] 齐佩汉, 司江勃, 李赞. 新型抗噪声不确定度谱分段对消频谱感知算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2013, 40(6): 19-24.
QI P H, SI J B, LI Z. Novel anti-noise-uncertainty spectrum sensing algorithm based on power spectral density segment cancellation [J]. Journal of Xidian University, 2013, 40(6): 19-24.
- [12] 齐佩汉, 司江勃, 李赞. 基于功率谱分段对消频谱感知算法研究及性能分析[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(4): 769-774.
QI P H, SI J B, LI Z. Research and performance analysis of spectrum sensing algorithm based on the power spectral density segment cancellation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(4): 769-774.
- [13] GAO R, LI Z, QI P, et al. A robust cooperative spectrum sensing method in cognitive radio networks [J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(11): 1987-1990.
- [14] BOMFIN R C D V, GUIMARAES D A, SOUZA R A A D. On the probability of false alarm of the power spectral density split cancellation method [J]. IEEE Wireless Communication Letters, 2016, 5(2): 164-167.
- [15] 金明, 李有明, 高洋. 基于广义特征值的合作频谱感知方法[J]. 通信学报, 2013, 34(1): 105-110, 120.
JING M, LI Y M, GAO Y. Cooperative spectrum sensing detector based on generalized eigenvalue [J]. Chinese Journal of Communications, 2013, 34(1): 105-110, 120.
- [16] 齐佩汉, 李赞, 司江勃. 用于认知跳频的归一化谱双向搜索感知算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(12): 2510-2517.
QI P H, LI Z, SI J B. Bidirectional search of normalized power spectrum based sensing algorithm for cognitive frequency hopping [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(12): 2510-2517.

作者简介



赵知劲(1959-),女,博士,杭州电子科技大学教授、博士生导师,通信工程学院党委书记,主要研究方向为认知无线电、通信信号处理、自适应信号处理等。

吕曦(1992-),男,杭州电子科技大学硕士生,主要研究方向为认知无线电及频谱感知算法。

郑仕链(1984-),男,博士,现就职于中国电子科技集团第36研究所通信系统信息控制技术国家级重点实验室,主要研究方向为认知无线电、进化算法、压缩感知。