

噪声功率不确定性区间估计和降低 SNR WALL 恶化的能量检测算法

谢显中 胡小峰* 马彬

(重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室/重庆邮电大学个人通信研究所 重庆 400065)

摘要: 能量检测是认知无线电系统中广泛采用的空闲频谱检测方案,但其性能受到噪声功率不确定性(NPU)的严重影响。该文提出一种新颖的复杂度较低的 NPU 区间估计算法,并且从理论上分析了估计的噪声功率对能量检测信噪比墙(SNR WALL)恶化的影响,得出了 SNR WALL 恶化性定理。进一步基于门限修正提出一种改进的能量检测算法以消除 SNR WALL 恶化。仿真结果表明,该算法能较为精确地估计 NPU 区间,并且验证了 SNR WALL 恶化性定理的正确性;同时,改进的能量检测算法性能要优于稳健的统计方案(RSA)能量检测的结果,并且改进后降低了 SNR WALL 恶化,提高了检测的鲁棒性。

关键词: 认知无线电; 噪声功率不确定性(NPU); NPU 区间估计; 信噪比墙恶化; 能量检测

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)02-0364-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00928

Estimation of Noise Power Uncertainty Interval and Energy Detector with Lowering SNR WALL Deterioration

Xie Xian-zhong Hu Xiao-feng Ma Bin

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology & Institute of Personal Communications, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Energy Detector (ED) is the most common way of idle spectrum sensing in cognitive radio. However, its performance may suffer seriously from the Noise Power Uncertainty (NPU). In this paper, a low computational algorithm is proposed to estimate the NPU interval, and the SNR WALL deterioration phenomenon with estimated noise power is analyzed theoretically. The SNR WALL deterioration theorems are obtained. In addition, a new ED algorithm based on modified threshold is proposed to eliminate SNR WALL deterioration. Numerical simulation results show that the proposed algorithm can estimate accurately the NPU interval, and verify the correctness of the SNR WALL deterioration theorems. Furthermore, both analytical and simulation results show that the proposed ED under NPU outperforms the ED of Robust Statistics Approach (RSA). The SNR WALL deterioration can be reduced effectively, hence improving the robustness of detection.

Key words: Cognitive Radio (CR); Noise Power Uncertainty (NPU); Estimation of NPU interval; SNR WALL deteriorating; Energy Detector (ED)

1 引言

在认知无线电(CR)^[1]技术中,能量检测因其简单和复杂度低等优点而被广泛应用。现有的文献^[2-4]大多数都假设噪声功率不变,且检测器已知噪声的瞬时功率,从而设定了精确的检测门限。在实际环境中,噪声仅仅是近似高斯分布,而且噪声功率在一定范围内波动,这个范围称为噪声功率不确定性(Noise Power Uncertainty, NPU)区间。造成 NPU 的主要因素有^[5]: 温度变化造成的热噪声变化,

温度变化导致的放大器增益变化,噪声功率估计误差以及干扰。

现有文献研究主要针对,不存在 NPU 时对噪声功率进行估计。当不存在 NPU 时,文献[5]探讨了估计的噪声功率对能量检测性能的影响。文献[6]分析了不考虑干扰的情况下,NPU 区间至少为 ± 1 dB。文献[7]采用自适应能量检测进行频谱感知。在多天线认知终端场景下,根据估计的噪声功率调整能量检测器的门限,使检测性能达到理论性能限。文献[8]提出在频域采用熵频谱检测,抵消 NPU 对检测性能的影响,该方案可以获得 4~6 dB 的性能增益。文献[9]提出当检测器对主用户(PU)信息未知且存在 NPU 时,采用 t 分布进行盲频谱感知。文献[10]系统地分析了低 SNR 和 NPU 对能量检测性能的影响。

2013-07-01 收到, 2013-10-11 改回

国家自然科学基金(61271259, 61301123), 重庆市自然科学基金(CTSC2011jjA40006), 重庆市教委科学技术研究项目(KJ120501, KJ120502, KJ130536)和重庆市教委项目(Kjzh11206)资助课题

*通信作者: 胡小峰 luxfcqpt@163.com

响,同时分析了虚警概率和漏检概率发生的可能性,并提出 SNR WALL 这一个概念。

本文提出一种新的 NPU 区间估计算法,当噪声功率在 NPU 区间内服从均匀分布时,给出了 NPU 区间的闭合表达式。同时,理论上分析了估计的噪声功率对能量检测性能的影响,给出了 SNR WALL 恶化性定理。最后,基于 SNR WALL 恶化性定理,提出了一种改进的能量检测方案,以消除 SNR WALL 恶化。仿真表明:(1)本文算法能较为精确地估计出噪声功率的上、下限值;(2)验证了本文提出的 SNR WALL 恶化性定理的正确性;(3)改进的能量检测能够可靠地消除 SNR WALL 恶化,提高检测性能的鲁棒性。

2 系统模型

2.1 噪声功率不确定性区间模型

图 1 描述了 NPU 区间,显然实际噪声功率 $\delta_a^2 \in [\delta_L^2, \delta_H^2] = [\delta_n^2 - \Delta_2, \delta_n^2 + \Delta_1]$, δ_n^2 为噪声标称功率, δ_L^2 和 δ_H^2 分别为噪声功率的下限值和上限值。根据文献[10],当 $\delta_a^2 = \delta_n^2 + \Delta_1$ 时,实际的噪声功率足够高,使得检测器错误地认为主用户(PU)信号存在,即虚警发生;当 $\delta_a^2 = \delta_n^2 - \Delta_2$ 时,实际的噪声功率比接收机估计的噪声功率要低很多,使得检测器不能检测到 PU 存在,即漏检发生。文献[11]给出了定量描述 NPU 区间的方法,引入 NPU 系数 ρ , $\rho = 10 \lg(\delta_H^2 / \delta_n^2) = 10 \lg(\delta_n^2 / \delta_L^2)$, 单位 dB。从而可以得出 $\delta_a^2 \in \left[10^{-\frac{\rho}{10}} \delta_n^2, 10^{\frac{\rho}{10}} \delta_n^2 \right]$ 。通常,噪声功率在 NPU 区间内服从均匀分布^[6],即 $\delta_a^2 \sim U(\delta_L^2, \delta_H^2)$ 。在实际环境中, ρ 很难预知,导致 δ_L^2 和 δ_H^2 未知。本文提出 NPU 区间估计算法,在 ρ 未知的情况下,估计 δ_L^2 和 δ_H^2 。

2.2 稳健的统计方案

为了达到 CR 系统的目标检测性能,即达到系统的目标虚警概率 P_f^{DES} 和目标漏检概率 $P_{\text{md}}^{\text{DES}}$,系统要求 $(P_f < P_f^{\text{DES}}, P_{\text{md}} < P_{\text{md}}^{\text{DES}})$ ^[10],为了方便起见,用组合 $(P_f^{\text{DES}}, P_{\text{md}}^{\text{DES}})$ 表示目标检测性能。文献[11]采用稳健的统计方案(RSA),使用 δ_a^2 的上限值来计算虚警概率 P_f ,使用 δ_a^2 的下限值来计算漏检概率 P_{md} 。

$$\left. \begin{aligned} P_f &= P_r(T > \gamma | H_0) = Q\left(\frac{\gamma - \delta_H^2}{\sqrt{2/N\delta_H^2}}\right) \\ P_{\text{md}} &= P_r(T < \gamma | H_1) = 1 - Q\left(\frac{\gamma - (\delta_S^2 + \delta_L^2)}{\sqrt{2/N(\delta_S^2 + \delta_L^2)}}\right) \end{aligned} \right\} (1)$$

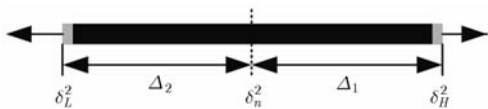


图 1 噪声功率不确定性区间

其中 γ 为能量检测的判决门限, δ_S^2 为主用户信号功率, $Q(\cdot)$ 为标准正态累积分布函数, T 为接收信号的能量统计, N 为能量检测的采样点数, H_0 和 H_1 分别为 PU 不存在和存在的二元假设^[12]。

3 一种新的噪声功率不确定性区间估计算法

3.1 算法步骤

为了提高 NPU 环境下能量检测的性能,类似 IEEE802.22 草案,采用两步感知方案^[13],包括精确感知和快速感知。在本文算法中精确感知周期担任两个功能角色:第一,执行比较精确的、复杂度较高的检测算法,以精确判断 PU 频段是否空闲;第二,当被检测频谱空闲时,利用本文提出的噪声功率估计算法,对功率上、下限值进行估计。由于噪声功率在数分钟内是保持不变的^[5],因此,在精确感知周期中估计的噪声功率可以应用于快速感知周期能量检测门限的设定。算法具体步骤如下:

步骤 1 精确感知周期将接收噪声信号 $y(t)$ 进行 A/D 变换,得到抽样样本 $Y_1, Y_2, \dots, Y_{K \times M}$, 相应的样本值为 $y_1, y_2, \dots, y_{k \times m}$ 。然后对样本值进行分组,得到 K 组,每组 M 个样本值,为步骤 2 对每组样本进行方差估计做准备。这样任意一组样本值为: $y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jM}$ ($j=1, 2, \dots, K$)。

步骤 2 通常假定当 M ($M > 50$) 较大时^[14],由中心极限定理可知,每组样本值近似服从正态分布。将第 j ($j=1, 2, \dots, K$) 组样本值单独进行 MLE 求其方差 $\delta_j^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |y_{ji}|^2$ 。这样可以得到 K 个 δ^2 的估计值 $\tilde{\delta}_1^2, \tilde{\delta}_2^2, \dots, \tilde{\delta}_K^2$ 。

步骤 3 根据弱大数定理, $\tilde{\delta}_1^2, \tilde{\delta}_2^2, \dots, \tilde{\delta}_K^2$ 是相互独立的,服从 $U(\delta_L^2, \delta_H^2)$ 分布,具有数学期望 $E(\tilde{\delta}_j^2) = (\delta_L^2 + \delta_H^2)/2$,则对于任意 $\varepsilon > 0$,有 $\lim_{K \rightarrow \infty} P\left\{ \left| \bar{\delta}^2 - \frac{\delta_L^2 + \delta_H^2}{2} \right| < \varepsilon \right\} = 1$,其中 $\bar{\delta}^2 = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \tilde{\delta}_j^2$ 。所以得到当 K 趋于无穷时,有

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \tilde{\delta}_j^2 = \frac{\delta_L^2 + \delta_H^2}{2} \quad (2)$$

由 ρ 定义可得

$$(\delta_n^2)^2 = \delta_L^2 \cdot \delta_H^2 \quad (3)$$

将式(3)代入式(2)可以得到 δ_H^2 和 δ_L^2 :

$$\left. \begin{aligned} \delta_H^2 &= \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \tilde{\delta}_j^2 + \sqrt{\left(\frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \tilde{\delta}_j^2 \right)^2 - (\delta_n^2)^2} \\ \delta_L^2 &= \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \tilde{\delta}_j^2 - \sqrt{\left(\frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \tilde{\delta}_j^2 \right)^2 - (\delta_n^2)^2} \end{aligned} \right\} (4)$$

但在实际中 K 不能取无限大。因为 K 越大, 复杂度越高, 检测时间就越长, 留给认知用户(SU)传输的时间就越短。为此, 假设 $K=W$ 时, 式(4)近似为

$$\begin{aligned} \hat{\delta}_H^2 &= \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W \tilde{\delta}_j^2 + \sqrt{\left(\frac{1}{W} \sum_{j=1}^W \tilde{\delta}_j^2 \right)^2 - (\delta_n^2)^2} \\ \hat{\delta}_L^2 &= \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W \tilde{\delta}_j^2 - \sqrt{\left(\frac{1}{W} \sum_{j=1}^W \tilde{\delta}_j^2 \right)^2 - (\delta_n^2)^2} \end{aligned} \quad (5)$$

3.2 算法复杂度分析

式(5)为 NPU 上、下限的闭合表达式。从算法步骤来看, 本文算法的时间复杂度为 $O(K \times M)$ 。算法中 M 选取为大于 50 的值即可, 本文中选取 $M=100$ 。因此算法的复杂度直接由 K 决定。在理想状态下, K 值越大算法结果越精确, 但复杂度也相应提高。为此, 本文提出了改进的能量检测算法, 在降低 K 值的情况下, 提高检测性能。从仿真分析部分可以看出, 改进后 $K=1000$ 的检测性能要比未改进前 $K=10000$ 的检测性能高, 可见算法的复杂度有了一个数量级的降低。并且本文算法在单天线的移动终端中即可实现, 相对于文献[7]中的算法复杂度要低。

4 SNR WALL 恶化性定理与理论性能

4.1 信噪比及门限常数

根据式(1)可以得到采用 RSA 方案情况下, 能量统计判决量近似服从正态分布:

$$T \sim \begin{cases} N \left\langle \delta_H^2, \frac{2}{N} \delta_H^4 \right\rangle, & H_0 \\ N \left\langle \delta_S^2 + \delta_L^2, \frac{2}{N} (\delta_S^2 + \delta_L^2)^2 \right\rangle, & H_1 \end{cases} \quad (6)$$

采用恒定虚警概率(CFAR)策略, 由式(1)可以得到 $\gamma = \left[Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\frac{2}{N} + 1} \right] \delta_H^2$ 。用估计的 $\hat{\delta}_H^2$ 去设定

检测门限, 则 $\gamma = \kappa \hat{\delta}_H^2$, 其中把 $\kappa = \left[Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\frac{2}{N} + 1} \right]$ 称为门限常数。由于有限采样, 造成 $\hat{\delta}_H^2$ 在 δ_H^2 的某一范围内上下波动。当 K 和 M 值较大时, 根据中心极限定理, $\hat{\delta}_H^2$ 近似服从高斯分布, 即 $\hat{\delta}_H^2 \sim N \left\langle \delta_H^2, \text{var}(\hat{\delta}_H^2) \right\rangle$ 。采用估计的 $\hat{\delta}_H^2$ 来设定检测门限

时, 理论漏检概率为: $P_{\text{md}} = P_r(T - \kappa \hat{\delta}_H^2 < 0 | H_1)$ 。

由于 T 和 $\kappa \hat{\delta}_H^2$ 相互独立, 在 H_1 假设下 $T - \kappa \hat{\delta}_H^2 \sim N \left\langle \delta_S^2 + \delta_L^2 - \kappa \delta_H^2, \frac{2}{N} (\delta_S^2 + \delta_L^2)^2 + \kappa^2 \text{var}(\hat{\delta}_H^2) \right\rangle$, 所以

$$P_{\text{md}} = 1 - Q \left[\frac{\kappa 10^{\frac{\rho}{10}} - \left(\text{SNR} + 10^{-\frac{\rho}{10}} \right)}{\sqrt{\frac{2}{N} \left(\text{SNR} + 10^{-\frac{\rho}{10}} \right)^2 + \left(\kappa 10^{\frac{\rho}{10}} \right)^2 \nabla}} \right] \quad (7)$$

其中 SNR 为标称信噪比, $\nabla = \text{var}(\hat{\delta}_H^2 / \delta_H^2)$ 。将 κ 带入式(7), 可以计算到满足 $(P_f^{\text{DES}}, P_{\text{md}}^{\text{DES}})$ 的 SNR 为

$$\begin{aligned} &= 10^{\frac{\rho}{10}} \left[Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\frac{2}{N} + 1} \right] \left[-1 + Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}}) \right. \\ &\quad \cdot \left. \sqrt{\frac{2}{N} + \nabla - \frac{2 \left[Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}}) \right]^2}{N} \nabla} \right] \\ &\quad \left/ \left(\frac{2 \left[Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}}) \right]^2}{N} - 1 \right) - 10^{-\frac{\rho}{10}} \right. \end{aligned} \quad (8)$$

同时, 定量分析估计的噪声功率对门限常数的影响, 可以从 H_0 假设出发, $P_f = P_r(T - \kappa \hat{\delta}_H^2 > 0 | H_0)$, 其中 $T - \kappa \hat{\delta}_H^2 \sim N \left\langle \delta_H^2 - \kappa \delta_H^2, \frac{2}{N} \delta_H^4 + \kappa^2 \text{var}(\hat{\delta}_H^2) \right\rangle$ 。

因此, 虚警概率的理论表达式为

$$P_f = Q \left((\kappa - 1) \sqrt{\frac{2}{N} + \kappa^2 \nabla} \right) \quad (9)$$

采用 CFAR 策略可以得到用估计的噪声功率去设定门限, 门限常数变为

$$\begin{aligned} \tilde{\kappa} &= \left\{ 1 + Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\frac{2}{N} + \nabla - \frac{2 \left[Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \right]^2}{N} \nabla} \right\} \\ &\quad \left/ \left\{ 1 - \left[Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \right]^2 \nabla \right\} \right. \end{aligned} \quad (10)$$

4.2 NPU 下 SNR WALL 恶化性定理

在 NPU 下采用估计的 $\hat{\delta}_H^2$ 来设定检测门限, 对能量检测性能的影响可以从 SNR WALL 恶化角度进行理论分析。为此, 本文从最小 SNR 和 $\tilde{\kappa}$ 角度进行分析, 提出了 SNR WALL 恶化性定理。

由式(8)可以得出, SNR 是关于 N, ∇ 和 ρ 的函数, 记作 $\text{SNR} = f(N, \nabla, \rho)$ 。尽管由式(5)知, $\hat{\delta}_H^2$ 是关于 K 和 M 的函数, 但 M 较大是采用 MLE 对每组样本进行方差估计的先决条件, 所以最终影响 $\text{var}(\hat{\delta}_H^2)$ 的是 K 的值, 记作 $\hat{\delta}_H^2 = f(K)$ 。

定理 1 (完美估计 NPU 上限值): 如果 $K \rightarrow \infty$, 则 $\text{var}(\hat{\delta}_H^2)$ 是 δ_H^4 的高阶无穷小, 此时 $\lim_{N \rightarrow \infty} \text{SNR} = f(\rho) = 10^{\frac{\rho}{10}} - 10^{-\frac{\rho}{10}}$, 不存在 SNR WALL

恶化, $f(\rho)$ 为理论最小 SNR WALL。

定理 2 (非完美估计 NPU 上限值): 由于有限采样导致噪声功率估计存在误差, 即 $K = W$, $\text{var}(\hat{\delta}_H^2)$ 是 δ_H^4 的同阶无穷小, 此时 $\lim_{N \rightarrow \infty} \text{SNR} = f(\nabla, \rho) = 10^{\frac{\rho}{10}} [1 - Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] - 10^{-\frac{\rho}{10}}$, 存在 SNR WALL 恶化现象, $f(\nabla, \rho)$ 为 SNR WALL 的理论表达式, 且 $f(\nabla, \rho) > f(\rho)$ 。

定理 3 (完美估计 NPU 上限值): 如果 $K \rightarrow \infty$, $\text{var}(\hat{\delta}_H^2)$ 是 δ_H^4 的高阶无穷小, 由定理 1 可知, 不存在 SNR WALL 恶化, 此时 $\lim_{N \rightarrow \infty} \tilde{\kappa} = 1$ 。

定理 4 (非完美估计 NPU 上限值): 由于有限采样导致噪声功率估计存在误差, 即 $K = W$, $\text{var}(\hat{\delta}_H^2)$ 是 δ_H^4 的同阶无穷小, 由定理 2 可知, 存在

$$P_{\text{md}} = 1 - Q \left[\frac{\kappa 10^{\frac{\rho}{10}} [1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] - \left(\text{SNR} + 10^{-\frac{\rho}{10}} \right)}{\sqrt{\frac{2}{N} \left(\text{SNR} + 10^{-\frac{\rho}{10}} \right)^2} + \left\{ \kappa [1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] 10^{\frac{\rho}{10}} \right\}^2 \nabla} \right] \quad (12)$$

由式(12)可以得到满足 $(P_f^{\text{DES}}, P_{\text{md}}^{\text{DES}})$ 的 SNR 为

$$\text{SNR} = 10^{\frac{\rho}{10}} [1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] \frac{\left[Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\frac{2}{N}} + 1 \right] \left[-1 + Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}}) \sqrt{\frac{2}{N} + \nabla} - \frac{2 [Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}})]^2}{N} \nabla \right]}{2 [Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}})]^2 - 1} - 10^{-\frac{\rho}{10}} \quad (13)$$

改进之后能量检测的 SNR WALL 为

$$f(\rho, \nabla) = 10^{\frac{\rho}{10}} [1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] \cdot [1 - Q^{-1}(1 - P_{\text{md}}^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] - 10^{-\frac{\rho}{10}} \quad (14)$$

6 性能仿真与分析

设噪声功率在 NPU 区间内服从均匀分布, PU 信号采用 BPSK 调制, 调制信号平均功率 δ_s^2 为 0.5 W, 载波频率为 500 MHz, 采样频率为 50 MHz。取 $M=100$, $K=50000$, SNR 分别为 0 dB, -5 dB, -8 dB, ρ 为 0.5~2.5 dB, 对本文提出的 NPU 区间估计算法进行仿真, 得到图 2 结果。从图 2 可以看出, 当 K 取值很大时, 本文算法可以很精确地估计出 NPU 区间的上下限, 从而为能量检测门限的设定提供了可靠的理论依据。

在实际的检测过程中, K 取值越大, 检测时间就越长, 消耗的能量就越多。为此, 我们研究 K 的取值对 SNR 和 SNR WALL 的影响。取 $P_f^{\text{DES}} = 0.1$, $P_{\text{md}}^{\text{DES}} = 0.1$, ρ 为 1.0 dB, N 取 $10 \sim 10^6$, K 取值由小到大为 300, 1000, 10000, 50000, 100000, 得到图 3

SNR WALL 恶化, 此时 $\lim_{N \rightarrow \infty} \tilde{\kappa} = f(\nabla) = 1/[1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] > 1$ 。

5 改进的能量检测算法

由定理 3 和定理 4 可知, 当 N 趋于很大时, 造成 SNR WALL 恶化的根本原因是用估计的 $\hat{\delta}_H^2$ 去设定检测门限时, 造成了门限不匹配, 理论上表现为门限常数是 ∇ 的函数。为此, 我们通过对门限进行修正, 消除 SNR WALL 恶化。改进后的检测方案如下:

$$\left. \begin{aligned} T &> \kappa [1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] \hat{\delta}_H^2, & H_1 \\ &< \kappa [1 - Q^{-1}(P_f^{\text{DES}}) \sqrt{\nabla}] \hat{\delta}_H^2, & H_0 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

s.t. $N \rightarrow \infty$

改进之后的漏检概率为

和图 4 结果, 其中两图中的“理想”曲线分别为式(8)和式(9)中 $\nabla = 0$ 时的曲线。从图 3 中可以看出, 随着 N 取值的不断变大, 能量检测所能达到 $(P_f^{\text{DES}}, P_{\text{md}}^{\text{DES}})$ 的 SNR 先是不不断变小, 然后收敛于某一个 SNR 值, 此时发生 SNR WALL 现象。对不同的 K , 最后收敛的 SNR 值不同且均大于理想曲线的收敛值, 此时发生 SNR WALL 恶化现象。随着 K 值的不断变大, SNR 曲线越来越接近理想曲线。图 3 验证了定理 1 和定理 2 的正确性。从图 4 中可以看出在理想情况下, 当 N 趋于无穷时, $\tilde{\kappa}$ 最终收敛到 1, 此时不发生 SNR WALL 恶化现象。但 K 的取值不同, 严重影响 $\tilde{\kappa}$ 的最终收敛值。图 4 验证了定理 3 和定理 4 的正确性。对比图 3 和图 4 可知, K 的取值不仅影响 $\tilde{\kappa}$, 也影响 SNR WALL 恶化。当 K 取值很大时, 如 $K > 10000$, $\tilde{\kappa}$ 曲线越来越趋于理想曲线, 此时在图 3 中表现为 SNR 曲线越来越接近理想曲线, 降低了 SNR WALL 恶化。

当 N 趋于无穷时, 图 5 给出了理想情况和 K 取不同值时, SNR WALL 随 NPU 系数 ρ 的变化曲线。 K 的取值严重影响着达到 $(P_f^{\text{DES}}, P_{\text{md}}^{\text{DES}})$ 的最小 SNR,

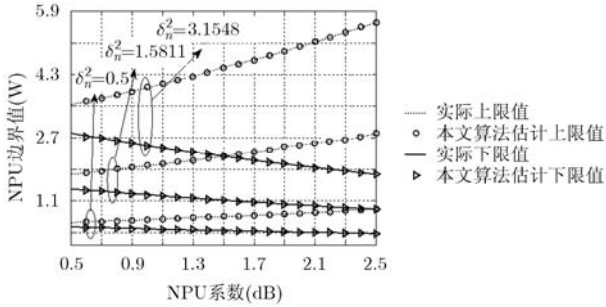


图 2 NPU 区间估计算法性能评估

即 SNR WALL 值。随着 K 取值的变大, 能量检测的性能越来越接近于理想情况。但无论 K 取值多么大, SNR WALL 恶化总存在, 即 $f(\nabla, \rho) > f(\rho)$, 只是 K 的取值大小影响着 SNR WALL 恶化程度。

取 SNR 为 $-10 \sim 0$ dB, $M=100$, $K=10000$, N 分别取 1000, 10000, 100000, 1000000, 设定不同程度的 ρ 为 0.5 dB, 1.0 dB, 1.5 dB, 采用本文算法估计的 $\hat{\delta}_H^2$ 去设置检测门限, 得到实际仿真 P_{md} 和理论 P_{md} (式(7))的比较图, 如图 6~图 9。从图中可以看出, 实际仿真 P_{md} 和理论 P_{md} 曲线吻合, 验证了本文 NPU 区间估计算法的实用性。同时, 当 N 由 1000 增大到 10000 时, 检测性能有了明显的提高, 此时没有发生 SNR WALL 现象。当 N 值继续增大, 由 100000 增大到 1000000 时, 图 8 和图 9 的变化极小。也就是说, 在现有的条件下, 无论怎样无限制地提高采样点数目, 也不可能提高检测性能, 此时发生了 SNR WALL 现象。若系统要求 $P_{md}^{DES} = 0.1$, 从图

9 可以看出, 3 种 ρ 情况下, SNR WALL 的仿真值为 -6.08 dB, -3.14 dB, -1.40 dB, 这 3 个值和图 5 中 $K=10000$, ρ 为 0.5 dB, 1.0 dB, 1.5 dB 时的理论 SNR WALL 值基本相同。验证了本文提出的 SNR WALL 恶化性定理的正确性。

图 10 给出了改进之后的 SNR WALL(式(14))随 ρ 的变化。从图中可以很清楚地看出, 不同 K 的 SNR WALL 曲线和理想曲线几乎重合。可以发现本文提出的改进能量检测算法可以很好地克服估计的噪声功率误差对检测性能的影响, 即消除了 K 的取值对 SNR WALL 的恶化影响。

取 K 分别为 1000 和 10000, N 取 100000(从上文分析可得, $N > 100000$ 时, 对能量检测的性能几乎没有影响), 比较改进前后能量检测算法的性能, 得到图 11 和图 12 结果。首先, 从两个图中可以看出, 理论 P_{md} 和实际仿真 P_{md} 曲线吻合, 验证了改进检测方案理论分析的正确性; 其次, 改进的能量检测器的性能要优于 RSA 方案, ρ 越小, 获得的 SNR 增益越大。

现在重点分析改进后的检测性能。从图 11 和图 12 中, 可以发现, 随着 K 取值的变大, 改进后的 P_{md} 曲线几乎没有变化。说明通过对门限进行修正, 很好地消除了噪声功率估计误差对检测性能的影响; 相反, RSA 方案的检测性能有了提高, 具体在图 5 中已经解释。但 K 的取值增大导致算法的运行时间变长, 消耗的能量变多。从以上分析可以得到, 改

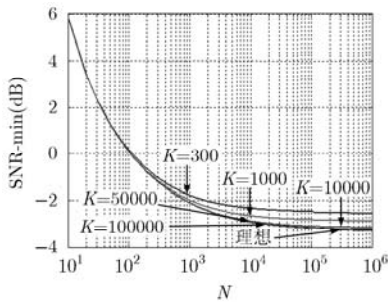


图 3 最小信噪比随 N 的变化

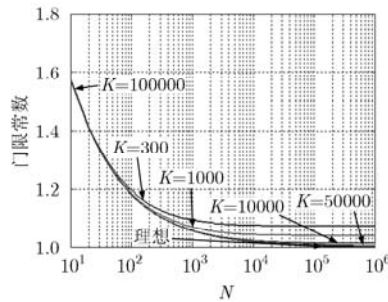


图 4 门限常数随 N 的变化

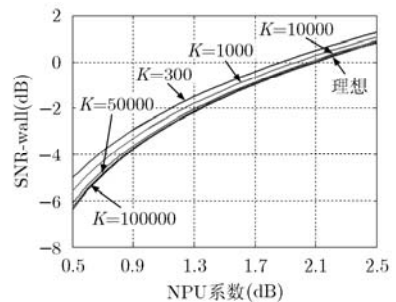


图 5 SNR WALL 随 ρ 的变化

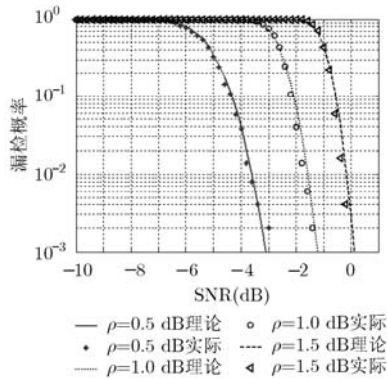


图 6 P_{md} 随 SNR 的变化($N=1000$)

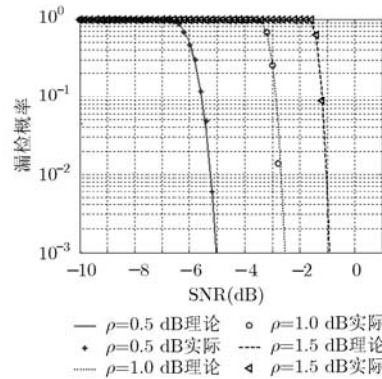


图 7 P_{md} 随 SNR 的变化($N=10000$)

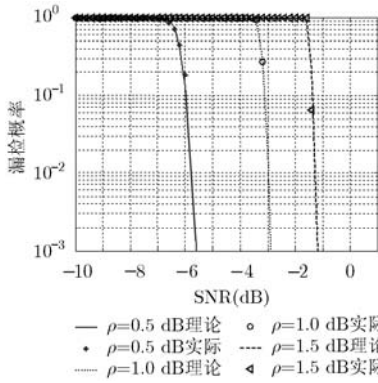


图 8 P_{md} 随 SNR 的变化($N=100000$)

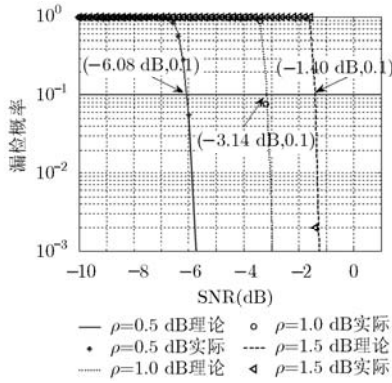


图 9 P_{md} 随 SNR 的变化($N=1000000$)

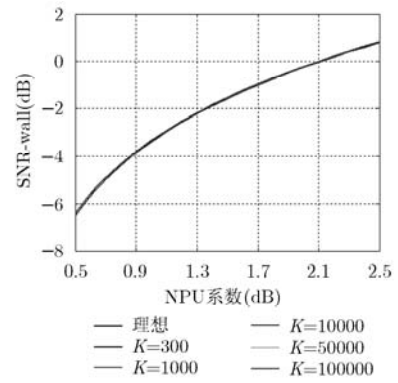


图 10 改进方案 SNR WALL 随 ρ 的变化

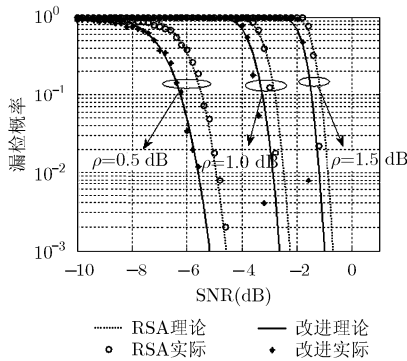


图 11 改进前后 P_{md} 随 SNR 的变化($K=1000$)

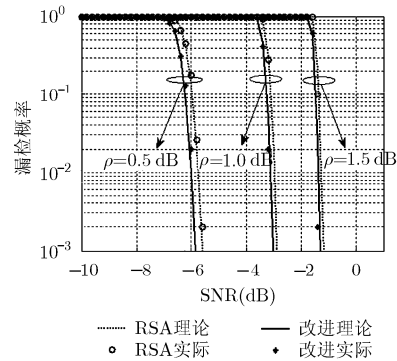


图 12 改进前后 P_{md} 随 SNR 的变化($K=10000$)

进之后的能量检测可以可靠地消除噪声功率估计误差对检测性能的影响；同时，可以在不降低检测性能的情况下，降低 K 的取值，达到降低算法复杂度的效果。

7 结束语

针对能量检测受噪声功率不确定性(NPU)的影响，本文提出一种新的 NPU 区间估计算法，并且分析了 NPU 情况下噪声功率估计对能量检测性能的影响，给出了 SNR WALL 恶化性定理。通过设定门限常数，分析了 SNR WALL 恶化的原因，提出一种基于门限修正的能量检测算法，以克服噪声功率估计误差对检测性能的影响。仿真表明，本文理论分析和实际仿真结果一致，验证了本文理论分析的正确性；同时，本文提出的能量检测算法可以有效地消除 SNR WALL 恶化，提高了检测性能的鲁棒性。

参考文献

[1] 衡玉龙, 黄天聪, 冯文江, 等. 有限用户数多认知网络部分信道共享性能分析[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(2): 267-272.
Heng Yu-long, Huang Tian-cong, Feng Wen-jiang, et al. Performance analysis on partial channel sharing of cognitive networks with finite user population[J]. *Journal of Electronics*

& *Information Technology*, 2013, 35(2): 267-272.
[2] Hongjian S, Nallanathan A, Wang Cheng-xiang, et al. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(2): 74-81.
[3] Lopez-benitez M and Casadevall F. Signal uncertainty in spectrum sensing for cognitive radio[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 64(4): 1231-1241.
[4] Huang S, Chen H, Zhang Y, et al. Sensing-energy tradeoff in cognitive radio networks with relays[J]. *IEEE Systems Journal*, 2013, 7(1): 68-76.
[5] Andrea M, Andrea G, and Marco C. Effects of noise power estimation on energy detection for cognitive radio applications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2011, 59(12): 3410-3420.
[6] Shellhammer S and Tandra R. Performance of the power detector with noise uncertainty [OL]. http://www.ieee802.org/22/Meeting_documents/2006_July/22-06-0134-00-0000_Performanceof-the-power-detector-with-Noise-Uncertainty.ppt. 2013.
[7] Lim C H. Adaptive energy detection for spectrum sensing in unknown white gaussian noise[J]. *IET Communications*, 2012, 6(13): 1884-1889.
[8] Zhang Y, Zhang Q, and Wu S. Entropy-based robust

- spectrum sensing in cognitive radio[J]. *IET Communications*, 2010, 4(4): 428-436.
- [9] Shen Lei, Wang Hai-quan, Zhang Wei, *et al.* Blind spectrum sensing for cognitive radio channels with noise uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(6): 1721-1724.
- [10] Tandra R and Sahai A. Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty[C]. Proceedings of International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing, Maui, 2005: 464-469.
- [11] Tandra R and Sahai A. SNR walls for signal detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 4-17.
- [12] 刘义贤, 季飞, 余华. 认知无线网络中基于噪声功率估计的能量检测性能[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1487-1491.
Liu Yi-xian, Ji Fei, and Yu Hua. Performance of energy detection based on estimated noise power in cognitive radio networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(6): 1487-1491.
- [13] IEEE Std P1900.6a/D0.5. IEEE draft standard for spectrum sensing interfaces and data structures for dynamic spectrum access and other advanced radio communication systems amendment: procedures, protocols and data archive enhanced interfaces [S]. 2013: 1-49.
- [14] Kay S. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory[M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1998: 20-35.
- 谢显中: 男, 1966年生, 博士, 教授, 研究方向为认知无线电、干扰对齐、预编码技术、通信信号处理等。
- 胡小峰: 男, 1987年生, 硕士生, 研究方向为认知无线电、协作通信、移动通信技术等。
- 马彬: 男, 1978年生, 博士生, 副教授, 研究方向为认知无线电、车载通信技术等。