

# 基于绝对值负指数累加的稳健型频谱感知算法

赵季红<sup>1,2</sup>, 悦俊鹏<sup>1</sup>, 曲 桦<sup>2</sup>, 徐西光<sup>2</sup>, 王文科<sup>1</sup>

(1. 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 西安 710061; 2. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049)

**摘要:**针对拉普拉斯噪声环境中的大幅度冲击噪声干扰导致频谱检测性能降低的问题,提出了基于绝对值负指数累加的稳健型频谱感知算法。该算法首先通过对接收信号绝对值做负指数处理来抑制大幅度的冲击噪声,然后再将其进行累加作为检验统计量,并利用中心极限定理得出判决统计量的概率密度函数,求出判决门限,进而判断频谱是否被主用户占用。理论分析和仿真结果表明,所提算法在相同虚警概率及不同信噪比下的检测概率高于目前常用的绝对值累加算法、能量检测算法和绝对值开平方累加算法的检测概率。

**关键词:**认知无线电; 频谱感知; 拉普拉斯噪声; 理论判决门限; 检测概率

**中图分类号:** TN91      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1005-8788(2018)05-0063-06

## A Robust Spectrum Sensing Algorithm based on Exponential Absolute Value Cumulating

ZHAO Ji-hong<sup>1,2</sup>, YUE Jun-peng<sup>1</sup>, QU Hua<sup>2</sup>, XU Xi-guang<sup>2</sup>, WANG Wen-ke<sup>1</sup>

(1. School of Communications and Information Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710061, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Due to the large impulse noise interference in Laplace noise environment, the performance of spectrum detection is reduced. In order to solve the issue, a robust spectrum sensing algorithm based on exponential absolute value cumulating is proposed. Firstly, it manages the received signal with the exponential absolute value cumulating. This method can compress the impulse noise. It cumulates the signal as the decision statistics. And it can obtain the probability density function of the decision statistics using the central limit theorem and get the threshold. Then it judges whether primary user is using the spectrum. Theoretical analysis and simulation results show that under the same false alarm probability or different signal-to-noise ratio, the detection probability of the proposed algorithm is higher than the detection probability of the absolute value cumulating algorithm and the detection probability of the energy detection with Laplace noise algorithm and the detection probability of the modified absolute value cumulating algorithm.

**Key words:** cognitive radio; spectrum sensing; Laplace noise; theoretical detection threshold; the detection probability

## 0 引 言

随着无线通信技术和无线设备数量的快速增加,对无线频谱的需求越来越多,导致无线频谱资源供不应求。然而,根据伯克利无线研究中心的研究报告<sup>[1]</sup>发现,在现有的固定频谱分配策略下,70%的频谱资源没有得到充分利用。为了缓解频谱稀缺与频谱利用率低下之间的矛盾,认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术应运而生<sup>[2-3]</sup>。CR系统中非授权用户在不干扰授权用户通信的情况下能够机会地使用空闲频谱。在CR技术中,二级用户(Secondary User, SU)需要通过频谱感知算法检测主用户(Primary User, PU)的频谱是否被占用,当PU频谱空闲时, SU能快速地接入其频谱,当PU返回时, SU能迅速地释放当前频谱<sup>[4]</sup>。为了实现

这个目标, SU的频谱感知算法必须能够快速和准确地检测出PU频谱的使用状态。

常用的频谱感知算法主要有匹配滤波器检测<sup>[5]</sup>、循环频谱平稳特征检测<sup>[6]</sup>、能量检测<sup>[7]</sup>和熵检测法<sup>[8]</sup>,这些频谱感知算法大部分是在理想的高斯噪声环境下提出的。然而室外环境中存在大量的冲击干扰,如大气噪声、太阳噪声和银河噪声,以及汽车点火系统、电机电器和电力线等产生的电磁辐射造成的噪声<sup>[9]</sup>,该类噪声含有较大幅度的尖峰脉冲,因此用高斯噪声来描述这类噪声是不合理的<sup>[10-11]</sup>。在非高斯噪声环境下,如果直接使用传统的频谱检测算法,算法的检测性能就会降低<sup>[10-11]</sup>。

针对非高斯噪声环境的频谱检测问题,文献[12]研究了拉普拉斯噪声环境中的能量检测(Energy Detection with Laplace Noise, LED)方法,并指

收稿日期:2018-04-08  
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61531013, 61371087)  
作者简介:赵季红(1963—),女,陕西西安人。教授,博士,主要研究方向为宽带通信网、新一代网络的管理与控制。  
通信作者:悦俊鹏,硕士。E-mail: 1098769277@qq.com

出LED的检测性能变差的原因是由于拉普拉斯噪声中带有较多的噪声尖峰,在检测时会引起较大的虚警概率。如果能够将这些噪声抑制在较低范围内就能提高频谱检测的概率。文献[12]和[13]提出了基于绝对值累加(Absolute Value Cumulating, AVC)的频谱感知算法,AVC算法通过对接收信号进行绝对值处理,抑制了大幅度冲击噪声的影响,得到了优于LED算法的检测概率。文献[14]提出了基于绝对值开平方累加(Modified AVC, MAVC)的频谱感知算法,MAVC算法对接收信号绝对值做开方处理,能够进一步抑制接收信号中的大幅度拉普拉斯冲击噪声的影响。然而,以上算法对更大幅度拉普拉斯噪声的抑制效果有限,不能将噪声尖峰抑制在较小的范围内。

针对以上问题,本文提出了基于绝对值负指数累加(Exponential AVC, EAVC)的频谱感知算法。EAVC算法通过对接收信号的绝对值做负指数处理,将接收信号中的大幅度冲击噪声抑制在较低范围内,避免了噪声尖峰对检测性能的影响,并将处理之后结果的累加作为检验统计量,利用中心极限定理得出判决统计量的概率密度函数,求出判决门限,进而判断频谱检测时PU是否占用频谱。

## 1 系统模型和常用频谱感知算法

### 1.1 检测模型

在CR网络中,SU在不干扰PU通信的情况下可以使用空闲频谱,从而提高频谱的利用率,实现这一目标的关键技术是频谱感知。下面给出频谱感知中的二元假设判决模型<sup>[12]</sup>。假设 $H_1$ 表示频谱检测时PU正在使用的频谱, $H_0$ 表示频谱检测时处于空闲状态的频谱。

SU接收到的信号 $y(t)$ 可以表示为

$$y(t) = \begin{cases} hs_p(t) + u(t), & H_1 \\ u(t), & H_0 \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $h$ 为PU到SU的信道增益; $s_p(t)$ 为PU信号,且假设为高斯信号;在传统频谱感知的研究中, $u(t)$ 为一个均值为0、功率为 $\delta^2$ 的高斯噪声。为了扩展频谱感知的应用场景,本文研究冲击噪声环境中的频谱感知,其中噪声是均值为0、功率为 $\delta_w^2$ 的拉普拉斯噪声,其概率密度<sup>[12]</sup>表示如下:

$$f_w(x) = \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{-\frac{\sqrt{2}|x|}{\delta_w}}. \quad (2)$$

与高斯噪声相比,拉普拉斯噪声具有明显的噪声尖峰,当 $\delta^2 = \delta_w^2 = 3$ 时,两种噪声的对比如图1所示。

示。

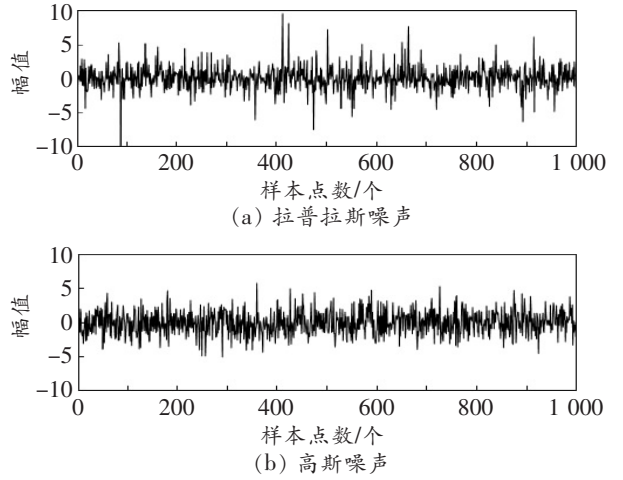


图1 拉普拉斯噪声和高斯噪声的对比图

为不失一般性,本文中假设 $s_p(t)$ 和 $u(t)$ 相互独立,且信号均为实信号。

### 1.2 常用的频谱感知算法

在拉普拉斯噪声下,最常用的频谱感知算法有LED算法、AVC算法和MAVC算法。3种算法的判决统计量分别为

$$M_{LED} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2, \quad (3)$$

$$M_{AVC} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|, \quad (4)$$

$$M_{MAVC} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{|y(n)|}, \quad (5)$$

式中: $N$ 为频谱检测时的采样点数; $y(n)$ 为频谱检测时的采样信号。

对于上述3种检测算法,依据文献[12]~[14]的推导可以得出其判决门限分别如下:

$$\epsilon_{LED} = \frac{1}{\sqrt{N}} (Q^{-1}(P_f) \sqrt{5} + \sqrt{N}) \delta_w^2, \quad (6)$$

$$\epsilon_{AVC} = \frac{1}{\sqrt{2N}} (Q^{-1}(P_f) + \sqrt{N}) \delta_w, \quad (7)$$

$$\epsilon_{MAVC} = \left( Q^{-1}(P_f) \sqrt{\frac{1}{N}} \sqrt{1 - \Gamma^2\left(\frac{3}{2}\right)} + \Gamma\left(\frac{3}{2}\right) \right) \times \sqrt{\frac{\delta_w}{\sqrt{2}}}, \quad (8)$$

式中: $P_f = P_r\{H_1 | H_0\}$ 为虚警概率; $Q(x)$ 的表达式为

$$Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt; \quad (9)$$

$\Gamma(x)$ 的表达式为

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt. \quad (10)$$

## 2 基于 EAVC 的频谱感知算法模型

### 2.1 算法原理

首先对接收到的信号进行采样,对采样信号取模得到  $|y(n)|$ ,然后对取模之后的变量进行负指数处理(负指数处理运算是为了将接收信号中的噪声尖峰抑制到较小的范围),并将处理结果累加得到检验统计量  $M$ ,最后将检验统计量  $M$  与预先设定的判决门限进行比较(由于负指数函数对采样信号进行了非线性映射处理,所以  $M$  与判决门限比较正好相反),得到判决结果。所提算法的检验统计量和判决准则可以表示为

$$M = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \begin{cases} \leq \epsilon & H_1 \\ > \epsilon & H_0 \end{cases}, \quad (11)$$

式中,  $\epsilon$  为判决门限;  $a$  为形状参数。

图 2 描述了不同形状参数  $a$  下负指数函数对采样信号进行非线性映射的结果。当接收信号受到拉普拉斯中大幅度的冲击噪声影响时,采样信号会非常大,经过非线性映射后可将其抑制在较小范围内。对于接收信号中的 PU 信号和较小的拉普拉斯噪声,经过非线性映射后则依然保留了其原有特征。所以需要根据信号的大小选择合适的形状参数  $a$ 。

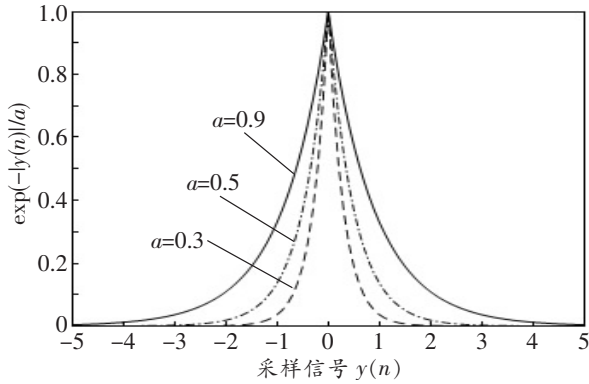


图 2 采样信号基于负指数处理后的曲线图

根据中心极限定理<sup>[15]</sup>,当  $N$  足够大时,判决统计量  $M$  服从高斯分布:

$$M \sim \begin{cases} \mathbb{N}(\beta_0, \delta_0), H_0 \\ \mathbb{N}(\beta_1, \delta_1), H_1 \end{cases}, \quad (12)$$

式中:  $\beta_i$  ( $i=0,1$ ) 为判决统计量  $M$  的均值;  $\delta_i^2$  ( $i=$

$$\begin{cases} \beta_0 = E\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \mid H_0\right] = E\left[e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \mid H_0\right] = \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \\ \delta_0 = D\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \mid H_0\right] = \frac{1}{N} D\left[e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \mid H_0\right] = \frac{1}{N} \left[ \frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a} - \left( \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \right)^2 \right] \end{cases}, \quad (18)$$

于是有:

0,1) 为判决统计量的  $M$  的方差。

### 2.2 理论门限

在频谱资源空闲时, SU 接收到的信号  $y(t)$  只包含拉普拉斯噪声,所以  $y(t)$  服从均值为 0、方差为  $\delta_w^2$  的拉普拉斯分布。为了预先设定虚警概率,需要知道判决统计量  $M$  的概率密度函数,此时需要知道  $e^{\frac{-|y(n)|}{a}}$  的均值和方差。为了求解  $e^{\frac{-|y(n)|}{a}}$  的均值和方差,给出如下推论,并用  $E[\cdot]$  和  $D[\cdot]$  分别表示均值和方差。

推论 1 若  $x \sim \text{Laplace}(0, \delta_w)$ , 则  $e^{\frac{-|x|}{a}}$  的均值和方差可以表示为

$$\begin{cases} E\left[e^{\frac{-|x|}{a}}\right] = \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \\ D\left[e^{\frac{-|x|}{a}}\right] = \frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a} - \left( \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \right)^2 \end{cases}. \quad (13)$$

证明如下:

随机变量  $e^{\frac{-|x|}{a}}$  的均值可以表示为

$$E\left[e^{\frac{-|x|}{a}}\right] = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{-|x|}{a}} \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\frac{-\sqrt{2}|x|}{\delta_w}} dx = \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a}, \quad (14)$$

随机变量  $e^{\frac{-2|x|}{a}}$  的均值可以表示为

$$E\left[e^{\frac{-2|x|}{a}}\right] = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{-2|x|}{a}} \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\frac{-\sqrt{2}|x|}{\delta_w}} dx = \frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a}, \quad (15)$$

于是有

$$\begin{aligned} D\left[e^{\frac{-|x|}{a}}\right] &= E\left[e^{\frac{-2|x|}{a}}\right] - E^2\left[e^{\frac{-|x|}{a}}\right] = \\ &= \frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a} - \left( \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \right)^2, \end{aligned} \quad (16)$$

故推论 1 成立。

由推论 1 可知,在  $H_0$  时,  $e^{\frac{-|y(n)|}{a}}$  的均值和方差分别为

$$\begin{cases} E\left[e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \mid H_0\right] = \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \\ D\left[e^{\frac{-|y(n)|}{a}} \mid H_0\right] = \frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a} - \left( \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \right)^2 \end{cases}. \quad (17)$$

判决统计量  $M$  的均值和方差可以分别表示为

$$M \sim \mathbb{N}\left(\frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a}, \frac{1}{N}\left[\frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a} - \left(\frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a}\right)^2\right]\right) \quad (19)$$

因此虚警概率可表达为

$$P_f(\epsilon) = P_r\{H_1 | H_0\} = 1 - Q\left(\frac{\epsilon - \beta_0}{\delta_0}\right) \quad (20)$$

式中,  $\epsilon$  为 PU 的判决门限。

选择合适的  $P_f$ , 可推出相应的理论判决门限  $\epsilon$ :

$$\epsilon = Q^{-1}(1 - P_f)\delta_0 + \beta_0 = Q^{-1}(1 - P_f) \times \sqrt{\frac{1}{N}\left[\frac{a}{\sqrt{2}\delta_w + a} - \left(\frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a}\right)^2\right]} + \frac{\sqrt{2}a}{\delta_w + \sqrt{2}a} \quad (21)$$

### 2.3 理论检测概率

在频谱资源被占用时, SU 接收到的信号包括

$$E[e^{\frac{-|z|}{a}}] = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{-|z|}{a}} \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\gamma_P} \left[ e^{\frac{-\sqrt{2}z}{\delta_w}} \left(1 - Q\left(\frac{\delta_w z - \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right)\right) + e^{\frac{\sqrt{2}z}{\delta_w}} Q\left(\frac{\delta_w z + \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right) \right] dz \quad (23)$$

随机变量  $e^{\frac{-2|z|}{a}}$  的均值可以表示为

$$E[e^{\frac{-2|z|}{a}}] = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{-2|z|}{a}} \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\gamma_P} \left[ e^{\frac{-\sqrt{2}z}{\delta_w}} \left(1 - Q\left(\frac{\delta_w z - \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right)\right) + e^{\frac{\sqrt{2}z}{\delta_w}} Q\left(\frac{\delta_w z + \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right) \right] dz \quad (24)$$

于是随机变量  $e^{\frac{-|z|}{a}}$  的方差可以表示为

$$D[e^{\frac{-|z|}{a}}] = E[e^{\frac{-2|z|}{a}}] - E^2[e^{\frac{-|z|}{a}}] \quad (25)$$

PU 信号和拉普拉斯噪声, 即 SU 接收到的信号是拉普拉斯噪声和高斯信号的线性组合。均值为 0、方差为  $\delta_w^2$  的拉普拉斯噪声和均值为 0、方差为  $\gamma_P \delta_w^2$  的高斯信号的线性组合的概率密度函数<sup>[16]</sup> 可以表示为

$$f_z(z) = \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\gamma_P} \left[ e^{\frac{-\sqrt{2}z}{\delta_w}} \left(1 - Q\left(\frac{\delta_w z - \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right)\right) + e^{\frac{\sqrt{2}z}{\delta_w}} Q\left(\frac{\delta_w z + \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right) \right] \quad (22)$$

式中,  $\gamma_P$  为 PU 到 SU 之间的信噪比。

与上一节的分析相同, 要求出  $H_1$  下的判决统计量  $M$  的概率密度函数, 同样需要知道  $e^{\frac{-|y(n)|}{a}}$  的均值和方差。

当  $z$  的概率密度函数如式 (22) 所示时, 随机变量  $e^{\frac{-|z|}{a}}$  的均值可以表示为

判决统计量  $M$  的均值和方差可以表示为

$$\left\{ \begin{aligned} \beta_1 &= E\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{\frac{-|y(n)|}{a}} | H_1\right] = E[e^{\frac{-|y(n)|}{a}} | H_1] = \\ &\int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{-|z|}{a}} \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\gamma_P} \left[ e^{\frac{-\sqrt{2}z}{\delta_w}} \left(1 - Q\left(\frac{\delta_w z - \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right)\right) + e^{\frac{\sqrt{2}z}{\delta_w}} Q\left(\frac{\delta_w z + \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right) \right] dz \\ \delta_1 &= D\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{\frac{-|y(n)|}{a}} | H_1\right] = \frac{1}{N} D[e^{\frac{-|y(n)|}{a}} | H_1] = \\ &\frac{1}{N} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{-2|z|}{a}} \frac{1}{\sqrt{2}\delta_w} e^{\gamma_P} \left[ e^{\frac{-\sqrt{2}z}{\delta_w}} \left(1 - Q\left(\frac{\delta_w z - \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right)\right) + e^{\frac{\sqrt{2}z}{\delta_w}} Q\left(\frac{\delta_w z + \sqrt{2}\gamma_P \delta_w^2}{\sqrt{\gamma_P} \delta_w^2}\right) \right] dz - \beta_1^2 \right\} \end{aligned} \right. \quad (26)$$

于是, 理论检测概率的表达式为

$$P_d(\epsilon) = 1 - Q\left(\frac{Q^{-1}(1 - P_f)\delta_0 + \beta_0 - \beta_1}{\delta_1}\right) \quad (27)$$

### 3 仿真及结果分析

使用 Matlab 软件来仿真验证上述理论分析和检测 EAVC 算法的性能。在不同虚警概率  $P_f$  条件下得出检测概率  $P_d$ , 同时与 LED 算法、AVC 算法

和 MAVC 算法进行比较。仿真中拉普拉斯噪声的均值为 0、方差为 1, 每个时隙的采样点数  $N = 300$ 。

首先对判决门限选取的正确性进行验证。图 3 所示为仿真虚警概率和理论虚警概率在不同信噪比下的关系图。图中, 理论虚警概率是预先设置的, 仿真虚警概率是利用式 (21) 的判决门限求得的。由图可知, 仿真虚警概率在理论虚警概率附近波动, 表明式 (21) 所表示的理论判决门限是正确的。

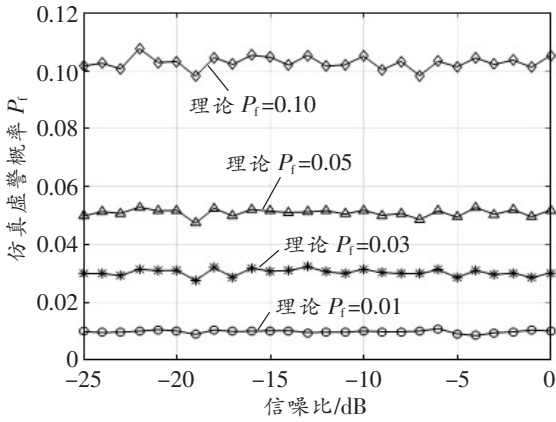


图3 仿真虚警概率和理论虚警概率的关系

图4给出了 $\gamma_P = -10$  dB条件下4种算法在不同虚警概率下的检测概率。图中,理论检测概率是由式(27)计算求得的,仿真检测概率是利用式(21)的判决门限求得的。由图可知,检测概率的理论值与仿真值几乎重合,证明了所提算法的理论推导是正确的。此外,从图中还可以看出,在相同虚警概率下,所提算法在 $\alpha = 0.4$ 时的检测概率高于 $\alpha = 0.1$ 和 $\alpha = 0.7$ 时,这是因为在 $\alpha = 0.1$ 时,所提算法不但对噪声进行了抑制,对信号也进行了抑制,而当 $\alpha = 0.7$ 时,所提算法没有很好地抑制噪声,因此需要根据信号的大小选取适合的 $\alpha$ 值。同时, $\alpha = 0.4$ 时,所提算法的检测概率高于LED算法、AVC算法和MAVC算法的检测概率。

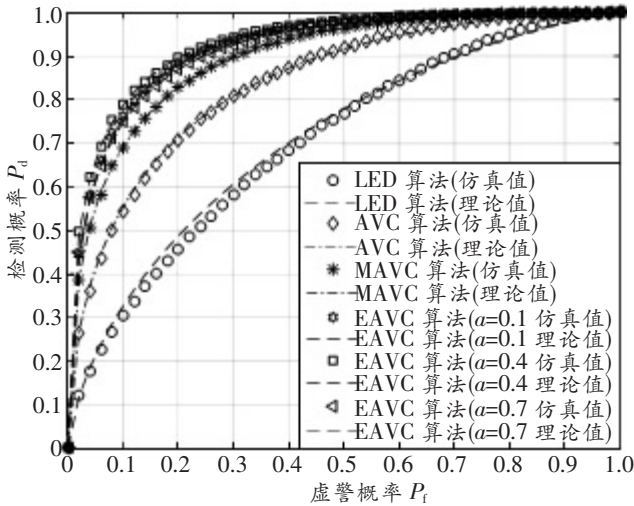
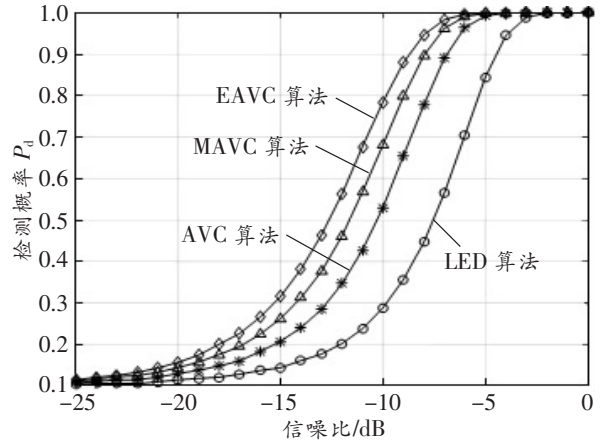


图4 不同虚警概率下4种算法的检测性能曲线

为进一步说明所提算法的检测性能优于其他3种算法,图5给出了 $P_f = 0.1, \alpha = 0.4$ 时4种算法在不同信噪比下的检测概率。由图可知,在相同信噪比下,所提算法的检测概率高于LED算法、AVC算法和MAVC算法。

图5  $P_f = 0.1, \alpha = 0.4$ 时4种算法的检测性能曲线图

## 4 结束语

为避免拉普拉斯噪声的冲击特性对频谱检测的干扰,提高SU的检测概率,本文提出一种基于EAVC的稳健型频谱感知算法。所提算法首先通过对接收信号的绝对值做负指数处理抑制了大幅度的冲击噪声,然后再对其进行累加作为检验统计量,并利用中心极限定理得出判决统计量的概率密度函数,求出判决门限,进而判断频谱是否被PU占用。理论分析和仿真结果表明,所提算法在相同虚警概率及不同信噪比下的检测概率高于目前常用的AVC算法、LED算法和MAVC算法。

### 参考文献:

- [1] Shankar N S, Cordeiro C, Challapali K. Spectrum Agile Radios: Utilization and Sensing Architectures[C]// First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. Baltimore, Maryland USA:IEEE, 2005:160-169.
- [2] Haykin S. Cognitive Dynamic Systems: Perception - Action Cycle, Radar and Radio [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2012.
- [3] Marcus M J. Unlicensed Cognitive Sharing of TV Spectrum; the Controversy at the Federal Communications Commission [J]. IEEE Communications Magazine, 2005, 43(5):24-25.
- [4] 谭学治,姜靖,孙洪剑. 认知无线电的频谱感知技术研究[J]. 信息安全与通信保密, 2007, (3):61-63.
- [5] Theiler J, Foy B R. Effect of Signal Contamination in Matched-filter Detection of the Signal on a Cluttered Background [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2006, 3(1):98-102.
- [6] Sadeghi H, Azmi P, Arezumand H. Cyclostationarity-based Soft Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks[J]. IET Communications, 2008, 6(1): 29-38.

[7] Chen Y. Improved Energy Detector for Random Signals in Gaussian Noise [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(2):558—563.

[8] Zhang Y L, Zhang Q Y, Melodia T. A Frequency-Domain Entropy-based Detector for Robust Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Communications Letters, 2010, 14(6):533—535.

[9] Chavali V G. Signal Detection and Modulation Classification in Non-Gaussian Noise Environments [D]. State Univ, Blacksburg, VA, USA: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2012.

[10] 高锐, 李赞, 吴利平, 等. 基于随机共振的复杂电磁环境下频谱感知方法及其性能分析[J]. 高技术通讯, 2013, 23(8):811—818.

[11] Beaulieu N C, Young D J. Designing Time-hopping Ultrawide Bandwidth Receivers for Multiuser Interference Environments [J]. Proceedings of the IEEE, 2009, 97(2):255—284.

[12] Gao R, Li Z, Li H, et al. Absolute Value Cumulating based Spectrum Sensing with Laplacian Noise in Cognitive Radio Networks[J]. Wireless Personal Communications, 2015, 83(2):1387—1404.

[13] Ye Y, Li Y, Lu G, et al. Performance of Spectrum Sensing based on Absolute Value Cumulation in Laplacian Noise[C]// IEEE, Vehicular Technology Conference, Toronto, Canada:IEEE, 2017:1—5.

[14] 何智勇. 认知无线电中一种改进的 AVC 频谱感知算法[J]. 电信科学, 2017, 33(2):98—103.

[15] 林正炎, 陆传荣, 陆传赉. 平稳随机过程随机和的中心极限定理[J]. 数学学报, 1980, 23(4):566—571.

[16] 钱泽平.  $Z = X + Y$  概率密度的拉氏变换解法[J]. 大学数学, 2002, 18(2):97—98.

(上接第 28 页)

可用于分析基于分布式拉曼放大的超长跨距光纤通信系统,模拟光信噪比随光纤传输的演化过程,为系统的配置优化提供理论和仿真依据。

参考文献:

[1] Bromage J. Raman Amplification for Fiber Communications Systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2004, 22(1): 79—93.

[2] Chang D, Pelouch W, Perrier P, et al. 150×120 Gb/s Unrepeated Transmission over 409.6 km of Large Effective Area Fiber with Commercial Raman DWDM System [J]. Optics Express, 2014, 22(25): 31057—31062.

[3] 蒋亮, 巩稼民, 邢仁平, 等. 多波长泵浦的增益补偿型拉曼光纤放大器 [J]. 光通信研究, 2015, (5):46—50.

[4] Turitsyn S K, Babin S A, El-Taher A E, et al. Random Distributed Feedback Fibre Laser [J]. Optics Express, 2012, 20(27): 28033.

[5] Chen L, Zhu T, Bao X, et al. Distributed Vibration Sensor based on Coherent Detection of Phase-OTDR [J]. Journal of Lightwave Technology, 2010, 28 (22):3243—3249.

[6] Kalavally V, Rukhlenko I D, Premaratne M. Combined Effect of ASE and DRBS on Noise in Pulse-Pumped Fiber Raman Amplifiers [J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30(18): 2983—2987.

[7] Wan P, Conradi J. Impact of Double Rayleigh Backscatter Noise on Digital and Analog Fiber Systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 1996, 14(3): 288—297.

[8] Okusaga O, Cahill J, Docherty A, et. al. Guided Entropy Mode Rayleigh Scattering in Optical Fibers [J]. Optics Letters, 2012, 37(4): 683—685.

[9] Fleyer M, Heerschap S, Cranch G A, et al. Noise Induced in Optical Fibers by Double Rayleigh Scattering of a Laser with a  $1/(f\nu)$  Frequency Noise [J]. Optics Letters, 2016, 41(6): 1265—1268.

[10] Agrawal G P. 非线性光纤光学原理与应用[M]. 贾东方, 余震虹, 译. 第二版. 北京:电子工业出版社, 2010.

[11] Deventer M V. Polarization Properties of Rayleigh Backscattering in Single-Mode Fibers [J]. Journal of Lightwave Technology, 1993, 11(12): 1895—1899.

(上接第 51 页)

[7] Blow K J, Wood D. Theoretical Description of Transient Stimulated Raman Scattering in Optical Fibres[J]. IEEE Journal of Quantum Electronics, 1989, 25(12): 2665—2673.

[8] Perlín V E, Winful H G. Optimal Design of Flat-gain Wide-band Fiber Raman Amplifiers [J]. Journal of Lightwave Technology, 2002, 20(2):250—254.

[9] 孟超, 潘炜, 罗斌, 等. 反向多波长泵浦宽带 FRA 泵浦配置的一种优化方法[J]. 激光与红外, 2007, 37(4): 329—331.

[10] 李勇男, 盛秋琴, 张婷, 等. 分布式光纤喇曼放大器优化算法[J]. 光电子技术, 2004, 24(3):184—188.

[11] 姜海明, 谢康, 王亚非. 基于粒子群算法的拉曼光纤放大器的多抽运源优化[J]. 光电子·激光, 2004, 15(10):1190—1193.