

## 基于功率谱分段对消频谱感知算法研究及性能分析

齐佩汉\* 司江勃 李赞 高锐

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 在实用的认知无线电系统中, 频谱感知技术必须具备在噪声电平高动态变化和无线信道严重衰落电磁背景下, 进行实时盲频谱感知的能力, 这为经典的频谱感知算法带来巨大的挑战。该文提出的功率谱分段对消频谱感知算法, 依据傅里叶变换的渐进正态性和相互独立性, 计算出功率谱的统计特性, 利用监测频带内部分谱线强度和与全部谱线强度和的比值作为检验统计量进行信号存在性的判断。该文推导了算法的虚警概率和不同信道模型下正确检测概率的数学表达式, 并依据 Neyman-Pearson 准则得到判决门限的闭式表达式。理论分析和仿真结果均表明: 功率谱分段对消频谱感知算法对噪声不确定度具有鲁棒性; 固定信噪比, 算法的频谱感知性能不受噪声电平改变的影响; 应用于高斯白噪声和平坦慢衰落信道中, 可在较宽的信噪比范围内获得较优越的频谱感知性能; 算法计算复杂度低, 可在微秒级时长内完成频谱感知。

**关键词:** 认知无线电; 频谱感知; 功率谱; 噪声不确定度; 平坦慢衰落

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)04-0769-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01091

## Research and Performance Analysis of Spectrum Sensing Algorithm Based on the Power Spectral Density Segment Cancellation

Qi Pei-han Si Jiang-bo Li Zan Gao Rui

(State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** In a valid cognitive radio system, the requirement for real-time spectrum sensing in the case of lacking priori information of primary user, fading channel and dynamically varying noise level, indeed poses a major challenge to the classical spectrum sensing algorithms. In this paper, a novel spectrum sensing algorithm based on the Power spectral density Segment Cancellation (PSC) is proposed. It makes use of asymptotic normality and independence of Fourier transform to get the stochastic properties of Power Spectral Density (PSD). The proposed algorithm takes the ratio of some PSD lines to all of them as the detection statistics to detect signals. The mathematical expression for probabilities of false alarm and correct detection in different channel models is derived. In accordance with the Neyman-Pearson criteria, the closed-form expression of decision threshold is calculated. The theoretical analysis and simulation results show that the PSC algorithm is robust to noise uncertainty, and spectrum sensing performance does not vary with the ambient noise level of secondary users when Signal to Noise Ratio (SNR) is fixed. Meanwhile, the PSC algorithm could offer high probability of detection at low probability of false alarm for a wide range of the SNR in the white Gaussian noise and flat slow fading channel. The PSC spectrum sensing algorithm has low computational complexity, which can be completed in a micro-seconds duration.

**Key words:** Cognitive radio; Spectrum sensing; Power Spectral Density (PSD); Noise uncertainty; Flat slow fading

### 1 引言

随着无线通信的快速发展, 射频设备类型和数量剧增, 频谱资源变得日益拥挤, 无线信道质量逐渐恶化, 在认知无线电<sup>[1]</sup>系统中, 认知用户需要在

没有主用户先验信息、无线信道衰落严重、噪声电平高动态变化的情况下, 以极短的感知时间, 找出频谱空穴, 为新的无线应用提供高效的动态接入, 这给经典的频谱感知算法带来了极大的挑战。

目前常用的频谱感知算法主要包括匹配滤波器检测法<sup>[2]</sup>、能量检测法<sup>[3-6]</sup>、循环平稳检测法<sup>[7,8]</sup>以及特征值检测法<sup>[9,10]</sup>。匹配滤波器检测法可以最优地判断主用户的存在, 但该算法不能进行盲频谱感知。能量检测法可分为时域能量检测算法和频域能量检测算法, 但两者均不能摆脱噪声不确定度的影响。

2013-07-23 收到, 2013-12-13 改回

国家新一代宽带无线移动通信网科技重大专项(2010ZX03006-002-04), 国家自然科学基金(61072070) 和教育部博士学科点基金(20110203110011)资助课题

\*通信作者: 齐佩汉 qipeihan@126.com

循环平稳检测法在未知主用户信号调制类型、码元速率和载波频率的情况下,需要计算出信号整个支集上的循环谱,算法计算复杂度高,不能满足实时频谱感知的要求。特征值检测算法以随机矩阵理论为原理,将接收信号相关矩阵最大与最小特征值的比值或者差值作为检验统计量,可以有效克服噪声不确定度的影响,但算法需要进行复杂的特征值分解运算,算法只能给出渐近的而非准确的判决门限。

为应对复杂电磁环境为频谱感知带来的新挑战,本文给出一种基于功率谱分段对消(Power spectral density Segment Cancellation, PSC)的频谱感知算法,该算法无需主用户的先验信息,具有克服噪声不确定度对信号检测性能影响的能力,适用于高斯白噪声和平坦慢衰落信道,可以为认知无线电系统实时提供频谱感知结果。本文余下内容组织如下:第2节给出PSC频谱感知算法的系统模型;第3节描述PSC算法的步骤;第4节在分析功率谱统计特性的基础上,推导出PSC算法的虚警概率、正确检测概率和判决门限的闭式表达式;第5节仿真验证PSC算法的性能,主要对PSC算法的抗噪声不确定度性能、衰落信道中的性能以及实时性进行了仿真和分析;第6节给出结论。

## 2 系统模型

认知无线电系统中,次级用户监测主用户可能出现的授权频段,利用授权频段中的空闲子带发送信息,次级用户接收到的信号<sup>[1]</sup>可表示为

$$x(t) = \begin{cases} w(t), & H_0 \\ h(t)s(t) + w(t), & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 $x(t)$ 是次级用户接收机感知到的信号, $w(t)$ 为加性噪声, $h(t)$ 表示信道系数, $s(t)$ 是主用户发射的未知确定性信号。假设 $w(t)$ 是循环对称复高斯(circular symmetric complex Gauss)变量,其均值为0, $\sigma_0^2$ 为噪声方差, $w(t) = w^r(t) + jw^i(t)$ , $w^r(t)$ 和 $w^i(t)$ 是独立同分布的高斯随机变量,它们的均值为0,方差为 $\sigma_0^2/2$ ; $h(t)$ 可以为常数或者随机变量,其均值和方差分别为 $\mu_h$ 和 $\sigma_h^2$ ,当发射信号经过加性高斯白噪声信道时, $h(t)$ 为常数;当发射信号经过平坦慢衰落信道时, $h(t)$ 为复随机变量,信号带宽小于信道带宽,信道的变化慢于基带信号的变化,在

发射信号的一个码元周期内, $h(t)$ 保持不变; $h(t)$ 和 $w(t)$ 相互独立; $H_0$ 和 $H_1$ 分别表示主用户不存在和主用户存在的情况。

## 3 PSC 算法步骤

PSC算法利用 $H_0$ 和 $H_1$ 假设下周期图估计功率谱谱线分布的不同,完成对授权信号的存在性检测,图1给出了利用PSC算法进行信号检测的频谱感知器的组成框图,算法的详细步骤如下:

步骤1 次级用户接收机感知空间中的信号 $x(t)$ ,经过抗混叠滤波器和模数转换器,模拟信号变成数字信号 $x(n)$ ,从数字序列 $x(n)$ 中连续取 $T$ 帧数据,记第 $t$ 帧为 $x_t(n)$ , $n = 0, 1, \dots, M-1$ , $t = 1, 2, \dots, T$ ,并分别对每帧数据进行周期图功率谱估计:

$$S_t(k) = \frac{1}{M} |X_t(k)|^2 = \frac{1}{M} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_t(n) e^{-j2\pi kn/M} \right|^2, \quad n = 0, 1, \dots, M-1, t = 1, 2, \dots, T \quad (2)$$

对 $T$ 帧数据的周期图估计进行时间平均以获得更平坦的功率谱,由于发射实信号的功率谱是对称的,每帧数据的功率谱只需正频率的点来表示,计算连续 $T$ 帧的功率谱的平均值得

$$S_{\text{avg}}(k) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T S_t(k), \quad k = 1, 2, \dots, M/2 \quad (3)$$

其中 $M$ 为每帧中的样本数, $T$ 为所用帧数;

步骤2 定义步骤1中得到的功率谱密度平均值 $S_{\text{avg}}(k)$ 所有谱线强度加和为 $S_{\text{all}}$ , $S_{\text{avg}}(k)$ 中的一段谱线强度加和为 $S_{\text{seg}}$ :

$$S_{\text{all}} = \sum_k S_{\text{avg}}(k), \quad k \in [1, M/2] \quad (4)$$

$$S_{\text{seg}} = \sum_k S_{\text{avg}}(k), \quad k \in [M'l/2 + 1, M'(l+1)/2], \quad l = 0, 1, \dots, L-1 \quad (5)$$

将式(4)和式(5)得到的每一组 $S_{\text{all}}$ 和 $S_{\text{seg}}$ 进行分段对消,对消的比值为算法的检验统计量:

$$r(l) = S_{\text{seg}}/S_{\text{all}}, \quad l = 0, 1, \dots, L-1 \quad (6)$$

其中 $M'$ 为分段内谱线数, $L = M/M'$ 为分段数;

步骤3 将每一组分段对消的比值 $r(l)$ , $l=0, 1, \dots, L-1$ 与预设门限 $\gamma$ 比较,门限计算的闭式表达式在后续章节给出,若 $r(l) \geq \gamma$ ,则该分段对应的频隙被占用,判决数组元素 $R(l) = 1$ ,反之,该分



图1 功率谱分段对消频谱感知器

段对应的频隙空闲,  $R(l) = 0$ , 如果判决数组元素的累积和大于零, 则判定  $H_1$  成立, 反之, 则判定  $H_0$  成立。

## 4 PSC 算法性能分析

### 4.1 功率谱的统计特性

为方便分析次级用户接收信号周期图谱估计的统计特性, 首先给出两条引理。

**引理 1** 傅里叶变换  $X_t(k)$  具有渐进正态性和相互独立性<sup>[12]</sup>:

(1) 若主用户发射信号的傅氏变换  $P(k)$  确定,  $X_t(k)$  服从复高斯分布;

(2) 傅氏变换数据  $X_t(k)$  和  $X_{t'}(k')$  是相互独立的, 其中,  $t = 1, 2, \dots, T, k, k' = 0, 1, \dots, M-1, k \neq k'$ ;

(3) 傅氏变换数据  $X_t(k)$  和  $X_{t'}(k)$  是相互独立的, 其中,  $k = 0, 1, \dots, M-1, t, t' = 1, 2, \dots, T, t \neq t'$ 。

**引理 2** 互不相关随机变量的连续函数仍然互不相关<sup>[13]</sup>。

认知用户接收信号经过模数转换器, 变成数字序列  $x(n), n = 0, 1, \dots$ , 其统计特性为

$$x(n) \sim \begin{cases} CN(0, \sigma_0^2), & H_0 \\ CN(\mu_h s(n), \sigma_h^2 s^2(n) + \sigma_0^2), & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中  $s(n)$  为主用户发射的未知确定性信号的数字样本序列。从  $x(n)$  中连续取  $N$  点样本, 并将其等分为  $T$  组样本长度为  $M$  的序列帧, 每帧样本序列的周期图估计可进一步表示为

$$S_t(k) = \frac{|X_t(k)|^2}{M} = \frac{(X_t^r(k))^2 + (X_t^i(k))^2}{M}, \quad k = 0, 1, \dots, M-1, t = 1, 2, \dots, T \quad (8)$$

由引理 1 性质(1)可知  $X_t(k)$  服从复高斯分布, 并且 DFT 是线性变换, 则  $X_t(k)$  的实部  $X_t^r(k)$  和虚部  $X_t^i(k)$  服从相互独立的高斯分布<sup>[14]</sup>。当主用户存在时, 由于发射信号的载波频率和信号带宽未知, 认知用户对接收信号进行采样时, 通常以抗混叠滤波器的通带带宽为依据, 容易造成认知用户对主用户发射信号的过采样, 这使得同一码元内的数字样本  $x(n)$  之间不再相互独立性产生影响, 考虑样本之间的相关性,  $X_t^r(k)$  和  $X_t^i(k)$  的分布函数可表示为  $X_t^r(k) \sim$

$$\begin{cases} N(0, M\sigma_0^2/2), & H_0 \\ N(\mu_{hr} P^r(k) + \mu_{hi} P^i(k), M\sigma_0^2/2 + G(k)\sigma_h^2/2), & H_1 \end{cases} \quad (9)$$

$X_t^i(k) \sim$

$$\begin{cases} N(0, M\sigma_0^2/2), & H_0 \\ N(\mu_{hr} P^r(k) - \mu_{hi} P^i(k), M\sigma_0^2/2 + G(k)\sigma_h^2/2), & H_1 \end{cases} \quad (10)$$

其中, 式(9)和式(10)中的  $G(k)$  由式(11)给出,  $P(k), k = 0, 1, \dots, M-1$  为  $s(n), n = 0, 1, \dots, M-1$  的傅里叶变换,  $P(k)$  的实部和虚部分别为  $P^r(k)$  和  $P^i(k)$ ,  $\mu_{hr}$  和  $\mu_{hi}$  分别为信道系数均值的实部和虚部,  $p$  为过采样倍数, 不失一般性, 假设  $p$  为正整数,  $p \ll M$ 。

$$G(k) = \sum_{m=0}^{M/p-1} \left| \sum_{n=0}^{p-1} s(pm+n) \exp\left(-j\frac{2\pi}{M}kn\right) \right|^2 \quad (11)$$

结合  $X_t^r(k)$  和  $X_t^i(k)$  的统计特性可得, 在  $H_0$  情况下,  $S_t(k)$  服从自由度为 2 的中心卡方分布, 在  $H_1$  情况下,  $S_t(k)$  服从自由度为 2 的非中心卡方分布, 即

$$\begin{cases} S_t(k) \sim \chi_2^2, & H_0 \\ S_t(k) \sim \chi_2^2(\varsigma), & H_1 \end{cases} \quad (12)$$

其中  $\varsigma$  为非中心参数,  $\varsigma = \mu_h^2 |P(k)|^2$ ,  $E(\chi_2^2) = \sigma_0^2$ ,  $D(\chi_2^2) = \sigma_0^4$ ,  $E(\chi_2^2(\varsigma)) = (\mu_h^2 + G(k)\sigma_h^2) |P(k)|^2 / M + \sigma_0^2$ ,  $D(\chi_2^2(\varsigma)) = (G(k)\sigma_h^2 + M\sigma_0^2)^2 / M^2 + 2\mu_h^2 |P(k)|^2 \cdot (G(k)\sigma_h^2 + M\sigma_0^2) / M^2$ 。

由引理 1 性质(2)可知不同频点上的傅氏变换数据  $X_t(k), k = 0, 1, \dots, M-1$  是相互独立的, 而周期图估计  $S_t(k), k = 0, 1, \dots, M-1$  是  $X_t(k), k = 0, 1, \dots, M-1$  具有有限间断点的连续函数, 由引理 2 可得不同频点上的周期图估计  $S_t(k), k = 0, 1, \dots, M-1$  是互不相关的。

$$\text{cov}(S_t(p), S_t(q)) = 0, \quad p, q \in [0, M-1], p \neq q \quad (13)$$

由引理 1 性质(3)可知不同分帧数据在相同频点上的傅氏变换具有相互独立性, 时间平均周期图谱估计  $S_{\text{avg}}(k)$  的均值和方差可由  $S_t(k)$  的均值和方差通过线性运算得到, 在  $H_0$  情况下,  $S_{\text{avg}}(k)$  的均值和方差分别为  $\mu_{\text{avg}, H_0} = E(\chi_2^2)$  和  $\sigma_{\text{avg}, H_0}^2 = D(\chi_2^2) / T$ , 在  $H_1$  情况下,  $S_{\text{avg}}(k)$  的均值和方差分别为  $\mu_{\text{avg}, H_1} = E(\chi_2^2(\varsigma))$  和  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2 = D(\chi_2^2(\varsigma)) / T$ 。

### 4.2 PSC 算法虚警概率和判决门限

在  $H_0$  假设下, 认知用户接收信号周期图功率谱估计值  $S_{\text{avg}, H_0}(k), k = 1, 2, \dots, M/2$  的均值和方差分别为  $\mu_{\text{avg}, H_0} = \sigma_0^2$ ,  $\sigma_{\text{avg}, H_0}^2 = \sigma_0^4 / T$ , 由式(13)得,  $S_{\text{avg}, H_0}(k)$  中不同频点上的功率谱是互不相关的, 构造随机变量  $X = S_{\text{seg}}$  和  $Y = S_{\text{all}}$ , 根据中心极限定理, 参与加和的功率谱频点足够多时(点数大于 20),

$X, Y$  可近似为服从高斯分布的随机变量, 都大于零, 并且  $\mu_{X, H_0} = M'\mu_{\text{avg}, H_0}/2$ ,  $\sigma_{X, H_0}^2 = M'\sigma_{\text{avg}, H_0}^2/2$  和  $\mu_{Y, H_0} = M\mu_{\text{avg}, H_0}/2$ ,  $\sigma_{Y, H_0}^2 = M\sigma_{\text{avg}, H_0}^2/2$ 。PSC 算法一组分段对消的虚警概率  $P_{\text{fa}}$  可表示为

$$P_{\text{fa}} = P\left(\frac{X}{Y} > \gamma | H_0\right) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \Phi \left[ \frac{\mu_{X, H_0}/\gamma - \mu_{Y, H_0}}{\sqrt{2(\sigma_{X, H_0}(1/\gamma - 1))^2 + 2(\sigma_{Y, H_0} - \sigma_{X, H_0})^2}} \right] \quad (14)$$

PSC 算法的虚警概率  $P_{\text{fa}, \text{PSC}}$  由  $L$  组相同的分段对消虚警概率  $P_{\text{fa}}$  按“或”规则组合得到

$$P_{\text{fa}, \text{PSC}} = 1 - (1 - P_{\text{fa}})^L \quad (15)$$

依据 Neyman-Pearson 准则, 由预先设定的目标虚警概率  $P_{\text{fa}, \text{PSC}}$  求出每一组分段对消的虚警概率  $P_{\text{fa}}$ , 将  $P_{\text{fa}}$  代入式(14), 并令  $M = LM'$  可以得到 PSC 算法门限值  $\gamma$  为

$$\gamma = \frac{1}{L} + \left\{ 2(TM(L-1)[\Phi^{-1}(1-2P_{\text{fa}})]^2 - 4(L-1)[\Phi^{-1}(1-2P_{\text{fa}})]^4 \right\}^{1/2} / (TML - 4L[\Phi^{-1}(1-2P_{\text{fa}})]^2) \quad (16)$$

其中  $\Phi(\bullet)$  为误差函数,  $\Phi^{-1}(\bullet)$  为误差函数的逆函数。由式(16)可知, PSC 检测算法的门限值与参与运算的虚警概率  $P_{\text{fa}}$ 、帧数  $T$ 、帧长  $M$  以及分段数  $L$  有关, 与噪声方差  $\sigma_0^2$  无关, 因此, PSC 检测算法门限值的确定与噪声电平无关, 这给出算法不受噪声不确定度影响的理论分析。

### 4.3 PSC 算法检测概率

在  $H_1$  假设下, 功率谱平均值  $S_{\text{avg}, H_1}(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, M/2$  的均值为  $\mu_{\text{avg}, H_1} = (\mu_h^2 + G(k)\sigma_h^2)|P(k)|^2/M + \sigma_0^2$ , 方差为  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2 = (G(k)\sigma_h^2 + M\sigma_0^2)^2/TM^2 + 2\mu_h^2|P(k)|^2(G(k)\sigma_h^2 + M\sigma_0^2)/TM^2$ , 其中  $G(k)$  由式(11)给出。构造随机变量  $X = S_{\text{seg}}$  和  $Y = S_{\text{all}}$ , 由式(13)得,  $S_{\text{avg}, H_1}(k)$  中不同频点上的功率谱是互不相关的, 根据中心极限定理,  $X, Y$  可近似为服从高斯分布的随机变量, 均值和方差分别为

$$\left. \begin{aligned} \mu_{X, H_1} &= \sum_k \mu_{\text{avg}, H_1}, \sigma_{X, H_1}^2 = \sum_k \sigma_{\text{avg}, H_1}^2, \\ k &\in [M'l/2 + 1, M'(l+1)/2] \\ \mu_{Y, H_1} &= \sum_k \mu_{\text{avg}, H_1}, \sigma_{Y, H_1}^2 = \sum_k \sigma_{\text{avg}, H_1}^2, k \in [1, M/2] \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

PSC 算法一组分段对消的正确检测概率  $P_{d,l}$  为

$$P_{d,l} = P\left(\frac{X}{Y} > \gamma | H_1\right) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \Phi \left[ \frac{\mu_{X, H_1}/\gamma - \mu_{Y, H_1}}{\sqrt{2(\sigma_{X, H_1}(1/\gamma - 1))^2 + 2(\sigma_{Y, H_1} - \sigma_{X, H_1})^2}} \right] \quad (18)$$

PSC 算法的检测概率  $P_{d, \text{PSC}}$  由  $L$  组分段对消的虚警概率  $P_{d,l}$  按照“或”规则组合而成。

$$P_{d, \text{PSC}} = 1 - \prod_{l=0}^{L-1} (1 - P_{d,l}) \quad (19)$$

在 AWGN 信道模型中, 信道系数  $h$  为常数 1, 将  $\mu_h = 1$  和  $\sigma_h^2 = 0$  代入  $\mu_{\text{avg}, H_1}$  和  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2$  的表达式中, 可以得到  $\mu_{\text{avg}, H_1} = |P(k)|^2/M + \sigma_0^2$ ,  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2 = \sigma_0^4/T + 2|P(k)|^2\sigma_0^2/TM$ 。将 AWGN 信道模型对应的  $\mu_{\text{avg}, H_1}$  和  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2$  代入到式(17)和式(18)可知, 正确检测概率  $P_{d,l, \text{AWGN}}$  与运算帧数  $T$ 、帧长  $M$ 、分段数  $L$ 、分段内信噪比以及监测频带内信噪比有关, 因此, PSC 算法在不同噪声电平下, 采用相同的判决门限, 变化信噪比, 可以获得基本一致的检测性能曲线。

在 Rayleigh 衰落信道模型中, 信道系数  $h$  为零均值复高斯随机变量,  $h \sim CN(0, \sigma_h^2)$ , 实部  $h^r$  和虚部  $h^i$  服从相互独立的高斯分布, 其均值为 0, 方差为  $\sigma_h^2/2$ , 取归一化  $\mu_h = 0$  和  $\sigma_h^2 = 1$ , 并将  $\mu_h$  和  $\sigma_h^2$  分别代入  $\mu_{\text{avg}, H_1}$  和  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2$  表达式中, 可以得到  $\mu_{\text{avg}, H_1} = G(k)|P(k)|^2/M + \sigma_0^2$ ,  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2 = (G(k) + M\sigma_0^2)^2/TM^2$ , 其中  $G(k)$  由式(11)给出。在 Rice 衰落信道模型中, 信道系数  $h$  为非零均值复高斯随机变量,  $h \sim CN(\mu_h, \sigma_h^2)$ ,  $h$  的实部服从  $h_r \sim N(\mu_h, \sigma_h^2/2)$ , 虚部服从  $h_i \sim N(0, \sigma_h^2/2)$ , 莱斯因子可表示为  $\kappa = \mu_h/\sigma_h^2$ , 归一化选取  $\mu_h = \sqrt{\kappa/\kappa+1}$  和  $\sigma_h^2 = 1/\kappa+1$ , 并将它们分别代入  $\mu_{\text{avg}, H_1}$  和  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2$  的数学表达式中, 可以得出  $\mu_{\text{avg}, H_1} = (\kappa/(\kappa+1) + G(k)/(\kappa+1))|P(k)|^2/M + \sigma_0^2$ ,  $\sigma_{\text{avg}, H_1}^2 = (G(k)/(\kappa+1) + M\sigma_0^2)^2/TM^2 + 2\kappa|P(k)|^2(G(k)/(\kappa+1) + M\sigma_0^2)/TM^2(\kappa+1)$ 。

## 5 算法仿真与结果分析

### 5.1 抗噪声不确定度性能

依据第 2 节描述的系统模型采用 Monte Carlo 方法对 PSC 算法进行性能仿真, 并将其性能与能量检测算法性能进行对比。假设在 AWGN 信道下, 主用户发射调制信号, 信号带宽为 1.28 MHz, 载波频率为 5.12 MHz, 次级用户未知主用户的调制类型和特征参数等先验信息, 只能确定主用户会在  $0 \sim 6.4$  MHz 内出现, 因此, 以采样速率 12.8 Msps 对接收信号进行采样; 定义噪声不确定度  $\rho > 1$  时,

噪声方差在区间 $(\sigma_0^2/\rho, \rho\sigma_0^2)$ 内均匀分布, 不存在噪声不确定度时, 噪声方差为定值, 此时 $\rho = 1.0$ ; 对比能量检测(Energy Detection, ED)算法和功率谱分段对消(PSC)算法的检测性能时, 采用恒虚警准则, 预先设定虚警概率为 0.01。

图 2 对比了不存在噪声不确定度 $\rho = 1.0$ 和噪声不确定度 $\rho=1.1$ 时, ED 算法和 PSC 算法在信噪比变化范围 $-12 \sim 0$  dB 下的正确检测概率。仿真时, 两种算法使用的样本长度均为 4000, 且设定 PSC 算法帧数 $T=1$ , 每帧长度 $M = 4000$ , 分段数 $L = 4$ 。由图可见, 不存在噪声不确定度时, 两种算法的检测概率仿真值曲线和理论值曲线重合, ED 算法的检测性能优于 PSC 算法的检测性能; 在噪声不确定度 $\rho=1.1$ 时, PSC 算法的检测性能变得明显优于 ED 算法。ED 算法受噪声不确定度影响严重, 而 PSC 算法可以有效对抗噪声不确定度, 与式(16)理论分析相符合。

### 5.2 衰落信道下 PSC 算法性能

图 3 对比了 AWGN 信道模型和平坦慢衰落 Rayleigh 信道模型下, 经典能量检测(ED)算法功率谱分段对消(PSC)算法的接收机性能(ROC)曲线, 仿真参数配置为: 接收序列帧数 $T = 1$ , 每帧长度为 $M = 4000$ , 固定 $\text{SNR} = -7$  dB。图 4 仿真了平坦慢衰落 Rice 信道下, 分别取莱斯因子 $\kappa = 0.1$ ,  $\kappa = 1$  和  $\kappa = 10$ , ED 算法和 PSC 算法的 ROC 曲线, 仿真参数配置与图 3 一致。

由图 3 和图 4 可见, ED 算法和 PSC 算法在 Rayleigh 信道模型下的频谱感知性能略差于算法在 AWGN 信道模型下的感知性能, 而在 Rice 信道模型下的频谱感知性能居于 Rayleigh 信道模型和

AWGN 信道模型的感知性能之间, 莱斯因子 $\kappa$  越小, 算法的频谱感知性能越接近于 Rayleigh 信道模型下的频谱感知, 莱斯因子 $\kappa$  越大, 算法的频谱感知性能越接近于 AWGN 信道模型下的频谱感知。利用式(17)–式(19)可以计算出 PSC 算法 Rayleigh 信道模型和 Rice 信道模型下正确检测概率的理论值, 通过仿真验证, 仿真值与理论值基本一致。

### 5.3 PSC 算法实时性分析

功率谱分段对消频谱感知器主要由模数转换单元、FFT 变换单元、模平方运算单元、分段对消单元以及检测判决单元组成。模拟输入信号经过模数变换单元变成离散样本序列, 每个样本点的转换时间为 1 clk, 4096 个样本点需要 4096 clk, 而 FFT 变换单元调用 Altera 公司的 FFT IP 核<sup>[15]</sup>, 采用 Streaming Data Flow Engine Architecture 架构, 变换时间仅需要 4096 clk, 每个复数的模平方运算需要 1 clk, 4096 点的模平方运算需要 4096 clk, 分段对消单元需要 4096 clk 完成各分段功率谱以及所有功率谱的累加, 检测判决单元需要 2 clk 给出判决结果, 其中 1 clk 进行对消计算, 1 clk 完成检验统计量与门限的比较, 其中 1 clk 为一个主时钟周期。

若仅执行一次帧数为 1, 帧长为 4096 的功率谱分段对消检测, 大约需要 8196 clk, 以 FPGA EP5SGXEA7H3F35C2 为硬件平台, 采用频率为 370 MHz 主时钟, 则需要执行时间大约为 22.16  $\mu\text{s}$ , 若连续执行功率谱分段对消检测, 在 FPGA 内部采用流水线架构, 各运算单元并行处理数据, 除了首次运行 PSC 频谱感知器, 大约需要 8196 clk, 以后的每次感知, 只需要 4096 clk, 采用主时钟为 370 MHz, 则执行需要时间大约为 11.08  $\mu\text{s}$ 。类似于 PSC

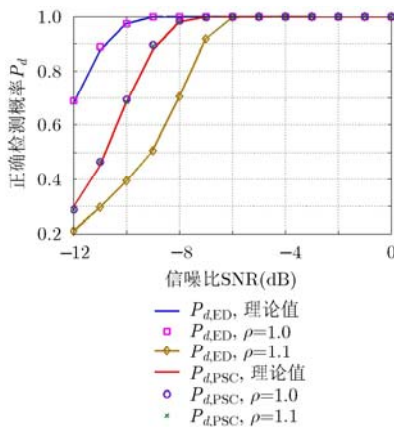


图 2 PSC 检测算法和 ED 算法正确检测概率对比示意图

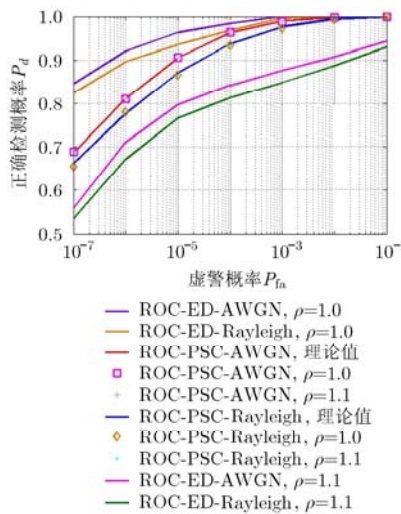


图 3 PSC 检测算法、ED 算法在 AWGN 和 Rayleigh 信道下正确检测概率对比示意图

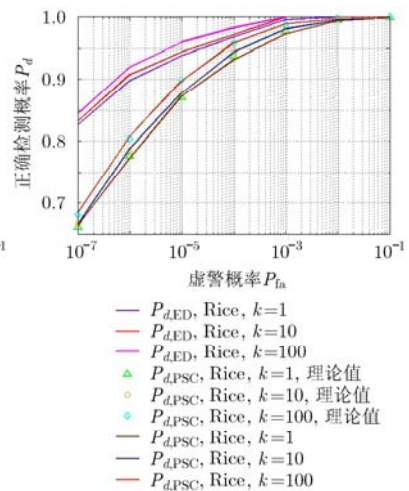


图 4 PSC 检测算法和 ED 算法在 Rice 信道下正确检测概率对比示意图

频谱感知算法时间开销的分析, 执行一次帧数为 1, 帧长为 4096 的经典能量频谱感知, 需要时间大约为 11.08  $\mu\text{s}$ 。经典能量频谱感知算法具有良好的实时性, 而分段对消频谱感知算法采用 FFT IP 核以及流水线架构, 也可以达到实时频谱感知的要求, 但这是以增加空间复杂度、占用大量硬件资源为代价。

结合上述章节 PSC 频谱感知算法与 ED 频谱感知算法在抗噪声不确定度、衰落信道感知性能、时间复杂度(实时性)以及空间复杂度(逻辑资源开销)分析, 将两种算法的对比结果汇总如表 1 所示。

## 6 结束语

功率谱分段对消算法是为应对认知无线电系统

频谱感知技术面临的新挑战而提出的一种算法, 该算法的判决门限与参与运算的帧数、分段内的谱线数以及虚警概率有关, 与噪声方差和噪声电平无关, 其检测性能不受噪声不确定度的影响, 该算法适用于加性高斯白噪声和平坦慢衰落信道模型, 可以通过执行快速 FFT 运算达到实时检测的要求, 因此, 功率谱分段对消频谱感知算法可广泛应用于复杂电磁环境下的认知无线电系统中。利用功率谱分段对消算法进行频谱感知不仅可以获得带宽内是否存在主用户, 还可以获得带宽内各频率子带的占用情况, 该算法可为认知无线电系统在超宽带范围内进行多主用户频谱感知提供一种解决方案。

表 1 PSC 检测算法和 ED 算法分析对比表

算法	盲频谱感知	感知性能	抗噪声不确定度	时间复杂度	空间复杂度	平坦衰落信道	子带占用情况
经典能量检测 (ED)	支持	优	否	实时性强	占用少量逻辑资源	适用	不能提供
功率谱分段对消 (PSC)	支持	较优	是	可满足实时性要求	占用较多逻辑资源	适用	可提供

## 参 考 文 献

- [1] Sun Hong-jian and Nallanathan A. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(2): 74-81.
  - [2] Eldar Y and Oppenheim A. Orthogonal matched filter detection[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing-Proceedings*. Saltlake, USA, 2001: 2837-2840.
  - [3] Kyungtae K, Yan Xin, and Sampath R. Energy detection based spectrum sensing for cognitive radio: an experimental study[C]. *Proceedings 2010 IEEE Global Communications Conference*, Miami, USA, 2010: 1-5.
  - [4] Sofotasios P and Rebeiz E. Energy detection based spectrum sensing over  $\kappa - \mu$  and  $\kappa - \mu$  extreme fading channels[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(3): 1031-1040.
  - [5] Gismalla E. A generalized system model and performance analysis for the periodogram-based energy detector[C]. *IEEE Global Communications Conference*, Piscataway, USA, 2011: 1-5.
  - [6] Alsusa E. An accurate model for periodogram-based energy detection over Nakagami fading[C]. *IEEE International Conference on Communications*, Ottawa, Canada, 2012: 1614-1618.
  - [7] Enserink S and Cochran D. A cyclostationary feature detector[C]. *Conference Record of the 28th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Los Alamitos, USA, 1994: 806-810.
  - [8] Rebeiz E, Urriza P, and Cabric D. Experimental analysis of cyclostationary detectors under cyclic frequency offsets [C]. *Conference Record of the 46th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Piscataway, USA, 2012: 1031-1035.
  - [9] Kortun A, Ratnarajah T, and Sellathurai M. Throughput analysis using eigenvalue based spectrum sensing under noise uncertainty[C]. *International Wireless Communications and Mobile Computing Conference*, Piscataway, USA, 2012: 395-400.
  - [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.  
Wang Ying-xi and Lu Guang-yue. DMM based spectrum sensing method for cognitive radio systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(11): 2571-2575.
  - [11] Herath S, Rajatheva N, and Tellambura C. Energy detection of unknown signals in fading and diversity reception[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2011, 59(9): 2443-2453.
  - [12] Chung Pei-jung and Bohme J. Detection of the number of signals using the Benjamini-Hochberg procedure[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(6): 2497-2508.
  - [13] Oppenheim A. *Discrete-Time Signal Processing*[M]. 3rd Ed, Upper Saddle River: Prentice Hall, 2010: 559-572.
  - [14] Zhang Ya-lin, Zhang Qin-yu, and 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.
  - [15] Altera. FFT MegaCore Function User Guide[OL]. [www.altera.com](http://www.altera.com). 2012.11.
- 齐佩汉: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为频谱感知、压缩感知和分布式协作信号处理。  
司江勃: 男, 1980 年生, 副教授, 研究方向为协作传输、认知无线电和自适应传输技术。  
李 赞: 女, 1975 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为认知无线电、数字信号处理和信号检测等。  
高 锐: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为信号检测和认知无线电技术。