

利用 CM 分量的无噪声不确定度频谱感知算法

徐 偲 卢光跃 叶迎晖

(西安邮电大学无线网络安全技术国家工程实验室, 陕西西安 710121)

摘 要: 基于拟合优度检验的频谱感知算法检测性能较好但易受到噪声不确定度的影响。该文利用对方差偏离不敏感的 Cramer-von Mises (CM) 统计量第一分量, 设置了新的检验统计量, 并推导了频谱空闲时检验统计量的概率密度函数和判决门限, 从而提出了利用 CM 分量的频谱感知算法。在减小拟合优度检验 (GoF) 中的 CM 算法复杂度的同时, 克服了噪声不确定度对 CM 算法性能的影响。仿真结果表明所提算法有效解决了噪声不确定度对算法的影响。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 拟合优度检验; CM 统计量分量

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2016.08.09

Novel Anti-Noise-Uncertainty Spectrum Sensing Method Using the Component of Cramer-von Mises

XU Cai LU Guang-yue YE Ying-hui

(National Engineering Laboratory for Wireless Security, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China)

Abstract: The performance of the existing spectrum sensing algorithm based on goodness of fit (GoF) test is excellent, however, is sensitive to the noise uncertainty. In this paper, the first component of Cramer-von Mises, which is insensitive to variances shift, is used as test statistics in GOF test and a fast spectrum sensing based on component of Cramer-von Mises is proposed; the probability density functions (PDF) of test statistic under free of frequency channel is derived and then theoretical threshold is given. Finally, with comparison to conventional GOF algorithm, the proposed method is free of noise uncertainty with lower complexity. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: cognitive radio; spectrum sensing; goodness of fit test; component of Cramer-von Mises

1 引言

认知无线电 (Cognitive Radio, CR) 是一种动态频谱管理技术, 旨在解决当前日益严重的频谱资源匮乏、频谱利用率不高的问题。其核心思想是允许次用户 (Secondary User, SU) 在主用户 (Primary User, PU) 不使用授权频段时动态接入该频段, 而当 PU 重新使用授权频段时能够及时撤出, 以免干扰 PU 通信。可见, CR 的前提条件和首要任务是频谱感知。

经典的频谱感知方法主要有能量检测算法 (Energy Detection, ED)、循环平稳特征检测算法 (Cyclostationary Feature Detection, CFD)、匹配滤波检测算法 (Matched-Filtering, MF)、基于特征结构的感知算法和基于拟合优度检测 (Goodness of Fit, GoF) 的感知算法等。ED 算法^[1-2]实现简单且不需要任何先验信息, 但它对噪声不确定度敏感, 噪声不确定度往往会造成算法性能的急剧下降。CFD 算法^[3]复杂度高, MF 算法^[4]必须预知 PU 的先验知识 (如信号波形、调制方式等), 并且对于同步的要

求也比较高。基于特征结构的感知算法^[5-6]主要利用接收信号协方差矩阵特征值和特征矢量的性质进行感知,其中基于特征值的感知算法主要有最大最小特征值之比(MME)算法和最大最小特征值之差(DMM)等算法^[7-8],基于特征矢量的频谱感知算法主要有特征模板匹配(FTM)算法和子空间投影(SP)算法等^[9-10]。该类算法检测性能优于ED算法,不需要预知PU先验知识,缺点是复杂度较高。GoF类算法^[11-17]将频谱感知转化为一种拟合优度检测问题,即假设检验统计量服从某一特定分布,若感知频段不存在PU信号,则采样数据应服从该分布,否则采样数据将偏离特定的分布。一般地,假设噪声服从均值为0、方差为 σ^2 的高斯白噪声,频谱感知问题便转变为检验采样数据是否服从均值为0、方差为 σ^2 的正态分布问题。文献[16]中给出常用的GoF检测准则,包括Kolmogorov-Smirnov(KS)准则、Anderson-Darling(AD)准则和Cramer-von Mises(CM)准则等。文献[11]表明GoF类算法性能优于能量检测算法,但缺点是需要噪声方差先验知识,噪声不确定度对其有很大影响;为了克服了噪声不确定度的影响,文献[14]提出了基于特征函数的盲频谱感知CAD算法,通过计算接收到的样本经验特征函数与已知特征函数的距离,区分信道中是否存在PU信号,但遗憾的是这种算法的复杂度较高。

针对传统GoF类算法对噪声不确定性敏感和CAD算法复杂度高的问题,本文提出了基于CM第一分量(CCM)为统计量的频谱感知算法。CCM统计量是一种对方差不敏感的低运算量的统计量,利用该统计量进行频谱感知,从原理上讲应该可以克服噪声不确定度的影响,同时降低了算法的复杂度。事实上,仿真也证明了这一点。本文其他部分组织如下:第2节给出论文所用的信号模型及GoF算法;第3节中将CM统计量分解,得到Component of Cramer-von Mises(CCM)统计量,接着利用CCM统计量进行频谱感知,可以有效克服噪声不确定度的影响;第4节给出算法仿真结果及分析;第5节对本文进行总结。

2 信号模型与GoF算法简介

通常,SS可以表述为一个二元假设检验问题,即存在两种假设: H_0 表示PU不存在,频谱空闲,SU

可接入该频谱; H_1 表示PU存在,频谱被占用,SU不可接入该频谱。因此,SS的数学模型^[13]可描述为:

$$\begin{cases} \tilde{y}_i = w_i, & H_0 \\ \tilde{y}_i = \sqrt{\rho}u + w_i, & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, \tilde{y}_i 表示SU第*i*时刻($i=1,2,\dots,n$)的接收数据, w_i 是均值为0、方差为 σ^2 的加性高斯白噪声, u 是PU发送的信号,不失一般性,假设 $u \in \{-1,1\}$ ^[14]。

变量 ρ 满足 $\text{SNR} = 10 \lg \frac{\rho u^2}{\sigma^2}$,SNR为信噪比。

GoF类算法利用 H_0 与 H_1 条件下接收数据概率分布函数之间的差异进行感知。假设采样点数为*n*,将SU接收数据 $\{\tilde{y}_i\}_{i=1}^n$ 升序排列得 $y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_n$,则其经验谱分布 $F_n(y)$ 为:

$$F_n(y) = \frac{r}{n}, \quad y_r \leq y \leq y_{r+1}, \quad r = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

显然, H_0 成立时采样数据服从均值为0、方差为 σ^2 的正态分布,其分布函数 $F_0(y)$ 为:

$$F_0(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^y e^{-x^2/2\sigma^2} dx \quad (3)$$

在 H_0 假设下,根据大数定律,当观测点数 $n \rightarrow +\infty$, $F_n(y)$ 依概率1收敛到 $F_0(y)$;在 H_1 假设下,由于有PU信号存在, $F_n(y)$ 必将偏离 $F_0(y)$ 。因此通过 $F_0(y)$ 和 $F_n(y)$ 之间的距离来判断 H_0 假设是否成立。相应地,频谱感知转化为如下的拟合优度检验问题:

$$\begin{cases} F_n(y) \cong F_0(y) & H_0 \\ F_n(y) \not\cong F_0(y) & H_1 \end{cases} \quad (4)$$

采用CM准则进行拟合优度检验, $F_n(y)$ 与 $F_0(y)$ 之间的距离 W_n^2 可以表示为^[16]:

$$W_n^2 = n \int_{-\infty}^{+\infty} [F_n(y) - F_0(y)]^2 dF_0(y) \quad (5)$$

文献[13]将 W_n^2 简化为:

$$W_n^2 = \sum_{i=1}^n [D_i - (2i-1)/2n]^2 + (1/12n) \quad (6)$$

其中, $D_i = F_0(y_i)$ 。取 W_n^2 为检验统计量,则当 W_n^2 大于等于门限 T 时,判断 H_1 成立,反之判断 H_0 成立。因此门限 T 可由下式确定:

$$\Pr\{W_n^2 > T | H_0\} = P_f \quad (7)$$

H_0 条件下 W_n^2 的分布与噪声分布无关且其极限分布为^[18]:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Pr\{W_n^2 \leq T | H_0\} = \frac{1}{\pi\sqrt{T}} \sum_{j=0}^{+\infty} (-1)^j a_j (4j+1)^{\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{(4j+1)^2}{16T}\right) K_{1/4}\left(\frac{(4j+1)^2}{16T}\right) \quad (8)$$

其中, $a_j = (-1)^j \Gamma(j+0.5) / (\Gamma(0.5)j!)$, Γ 为 Gamma 函数, $K_{1/4}(x)$ 是标准 Bessel 函数。事实上, 当 $N \geq 5$ 时上式即收敛, 因此若给定虚警概率 P_f , 即可求得相应的门限 T , 如 $P_f=0.01, T=0.743; P_f=0.05, T=0.462$ ^[11]。

由式(3)和(6)可以看出, W_n^2 的值与噪声方差 σ^2 有关。在实际通信环境中, 噪声方差 σ^2 也会随环境变化而随时变化, 即会存在噪声不确定度问题。因此, 当存在噪声不确定度时, CM 算法的性能必将受到影响; 而且, 基于 CM 统计量的检验仅利用 W_n^2 的值进行检验, 只能确定样本是否与原假设偏离, 而不能确定是什么原因引起和原假设的偏离, 因此, CM 是无向检验。

3 基于 CCM 算法的频谱感知

由于在式(4)频谱感知模型中, H_0 假设和 H_1 假设的差异是由于均值偏离造成的, 与方差无关; CM 统计量作为无向检验不能准确地区分这两种假设, 且由于噪声不确定度的引起噪声方差波动时, CM 统计量的值也会发生变化, 对算法的性能造成影响。因此, 式(4)频谱感知模型更适合一种对均值敏感而对方差不敏感的统计量。

为此, 文献[19]将 W_n^2 分解为若干分量, 即

$$W_n^2 = n \int_{-\infty}^{+\infty} [F_n(y) - F_0(y)]^2 dF_0(y) = \sum_{j=1}^{\infty} \frac{z_{nj}^2}{j^2 \pi^2} \quad (9)$$

其中, $z_{nj} = \sqrt{\frac{2}{n}} \sum_{i=1}^n \cos(j\pi F_0(\tilde{y}_i))$ 。

可见, W_n^2 可表示为分量 $z_{nj}(j=1, 2, \dots)$ 加权平方和的形式, 更重要的是, 其特定的某分量对某种偏离敏感, 例如 W_n^2 的第一分量 z_{n1} 只对均值偏离敏感, 对方差偏离不敏感^[19]。利用这一特性, 利用 CM 的第一分量定义 CCM 算法的检验统计量为:

$$z_{n1} = \sqrt{\frac{2}{n}} \sum_{i=1}^n \cos(\pi D_i) \quad (10)$$

其中, $D_i = F_0(\tilde{y}_i)$ 。由于 z_{n1} 对方差不敏感的特性, 所以在实际环境中, 即使噪声方差 σ^2 的值发生波动时, CCM 算法的性能不会受到影响。同时, 与 CM 算法不

同, 计算 D_i 时并不需要对 SU 接收数据 $\{\tilde{y}_i\}_{i=1}^n$ 进行排序, 在一定程度上降低了算法的运算量。

H_0 时 z_{n1} 的概率密度函数^[19]为:

$$h(z) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \left[J_0 \left\{ \sqrt{\frac{2}{n}} t \right\} \right]^n \cos(zt) dt \quad (11)$$

其中, J_0 是 Bessel 函数。可见, $h(z)$ 是偶对称的, 相应地, z_{n1} 的分布函数为:

$$H(z) = 0.5 + \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \left[J_0 \left\{ \sqrt{\frac{2}{n}} t \right\} \right]^n \frac{\sin(zt)}{t} dt \quad (12)$$

在 W_n^2 中, 由于 $[F_n(x) - F_0(x)]^2$ 项并不在乎 $F_n(x)$ 是左偏 $F_0(x)$ 还是右偏 $F_0(x)$, 所以在第二节的频谱感知模型中, 无论 u 等于 1 或者 -1 均适用^[14]。而 CCM 算法的统计量 z_{n1} 是在 u 为 1 和 -1 时得到的统计量是不一样的, 所以需要双边检验。根据 H_0 时 z_{n1} 的分布函数 $H(z)$, 虚警概率可以设置为:

$$P_f = \Pr\{z_{n1} \geq \gamma_{\text{right}} \text{ or } z_{n1} \leq \gamma_{\text{left}} | H_0\} = 1 - H(\gamma_{\text{right}}) + H(\gamma_{\text{left}}) \quad (13)$$

由式(11)可知, H_0 时 z_{n1} 的概率密度函数 $h(z)$ 是偶对称的, 因此 $\gamma_{\text{right}} = -\gamma_{\text{left}} = \gamma$, 故式(13)可以重写为:

$$P_f = 1 - H(\gamma_{\text{right}}) + H(\gamma_{\text{left}}) = 2H(-\gamma) \quad (14)$$

检测门限可以设置为:

$$\begin{cases} \gamma_{\text{right}} = H^{-1}(0.5P_f) \\ \gamma_{\text{left}} = -H^{-1}(0.5P_f) \end{cases} \quad (15)$$

综上, CCM 算法步骤如下:

- (1) 给定 P_f , 查表^[19] 或根据式(15) 计算门限 γ_{right} 及 γ_{left} ;
- (2) 得到接收数据, 并根据式(10) 计算检验统计量 z_{n1} ;
- (3) 如果 $z_{n1} > \gamma_{\text{left}}$ 或 $z_{n1} < \gamma_{\text{right}}$, 判决 H_0 , 否则判决 H_1 。

4 CCM 算法仿真分析

为了验证上述分析, 现给出 CCM 算法、ED 算法^[2]、CM 算法^[15] 与 CAD 算法^[14] 在零均值高斯信道下的仿真结果。若无特殊说明, 仿真中, PU 发送信号 $u = \{-1, 1\}$, $P_f=0.05, n=300$, 当存在噪声不确定度 α 时^[8], 真实的噪声方差在区间 $[B^{-1}\sigma^2, B\sigma^2]$ 取值, 其中 $B=10^{0.1\alpha}$ 。

表1描述了两种算法的复杂度,由表1可见,CCM算法和CM算法的复杂度都为 $O(n)$,但CCM算法不需要排序,因此运算量低于CM算法。在CPU配置为英特尔酷睿2,2.80GHz的硬件环境中使用matlab对两种算法进行10000次蒙特卡罗实验,设置信噪比为-8 dB,采样点数 $n=300$,统计运行时间。CCM算法的运算时间为2.197979秒,而CM算法的运算时间为2.633938秒,对比两种算法的运算时间,进一步验证了CCM算法的复杂度更低。

表1 CCM算法与CM的复杂度对比

Tab.1 Computational complexity comparison of CCM and CM

算法	是否需要排序	计算检验统计量的复杂度
CCM算法	否	$O(n)$
CM算法	是	$O(n)$

图1和图2分别给出信噪比为-15 dB时,CM和CCM算法在 $\alpha=0$ dB和 $\alpha=3$ dB时检验统计量的概率密度函数(Test Statistic PDF, TS-PDF)。为了说明噪声不确定度对两种算法的影响,首先给出了CM算法的TS-PDF,由图1可见,当不存在噪声不确定度($\alpha=0$ dB)时,CM算法在 H_0 时和 H_1 时其TS-PDF有一定的分离度,当 $\alpha=3$ 时,CM算法的TS-PDF变化较大,并且 H_0 时与 H_1 时的TS-PDF重叠部分增加,此时若仍采用原门限判决,将导致虚警概率超过预设门限,算法失效。由图2可见,当 $\alpha=3$ 时,CCM算法的TS-PDF与 $\alpha=0$ 时基本保持不变,因此当存在噪声不确定度时,CCM算法的虚警概率不会发生变化。从以上的仿真结果可以看出,CM算法受噪声不确定度的影响,而CCM算法不受其影响。

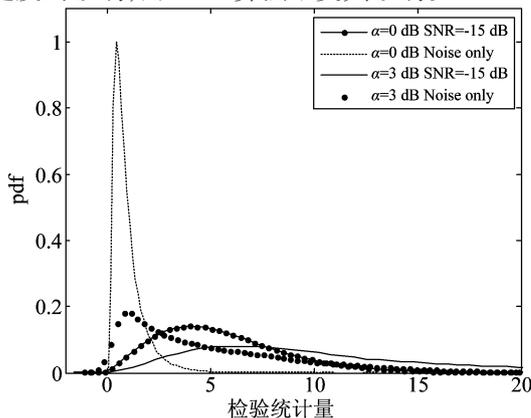


图1 CM算法的TS-PDF

Fig.1 TS-PDF of CM algorithm

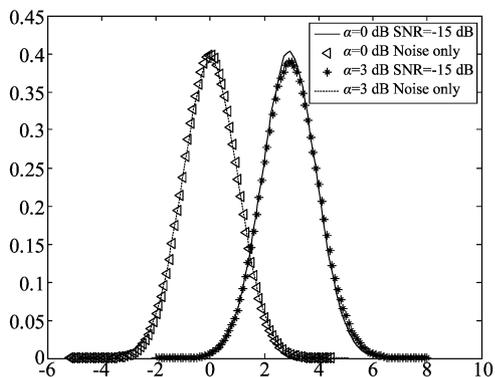


图2 CCM算法的TS-PDF

Fig.2 TS-PDF of CCM algorithm

图3、图4分别是CCM算法、ED算法以及CM算法在 $\alpha=0, \alpha=3$ 时的检测性能比较图。由图3可以看出,CCM算法与CM算法的性能基本相当,但是运算量低于CM算法。对比图3、图4可知,当 $\alpha=3$ 时采用CCM算法得到的 P_d, P_f 和 $\alpha=0$ 时得到的 P_d, P_f 相同,而采用CM算法、ED算法得到的 P_d, P_f 发生了明显变化。比如在SNR=-14 dB时,采用CM算法、ED算法的 P_f 分别从0.05变为0.2538、0.05变为0.5684,显然,此时 P_f 未达到预设的要求(即 $P_f=0.05$),算法失效。由此可见,CM算法、ED算法受噪声不确定度影响,而CCM算法可以克服噪声不确定度的影响。

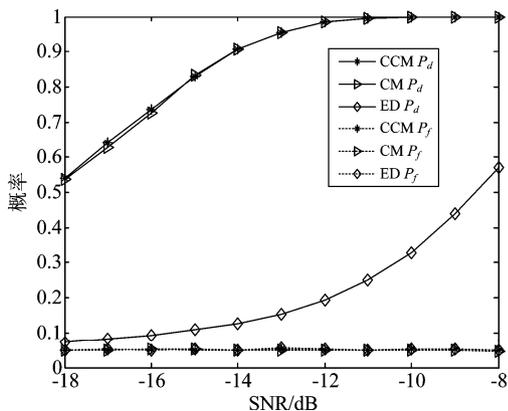


图3 $\alpha=0$ 时CM、AD、CCM检测性能比较

Fig.3 Detection performance comparison of CM, AD and CCM with $\alpha=0$

图5为 $\alpha=3$ dB时CCM算法与CAD算法^[14]的检测性能曲线,这两种算法都可以克服噪声不确定度的影响。可以看出,要使检测概率达到0.9,CCM算法要求信噪比仅是-14 dB即可,而CAD算法则要求信噪比达到-13 dB,CCM算法的性能比CAD算法约有1 dB的增益。

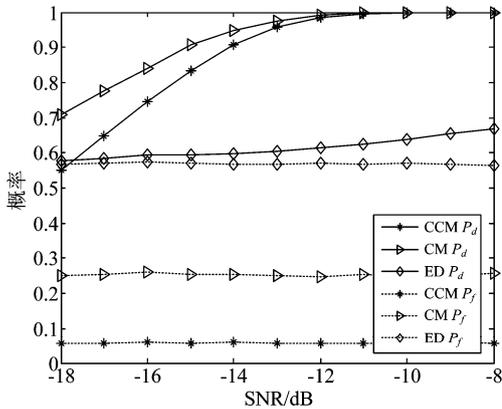


图 4 $\alpha=3$ 时 CM、AD、CCM 检测性能比较
Fig. 4 Detection performance comparison of CM, AD and CCM with $\alpha=3$

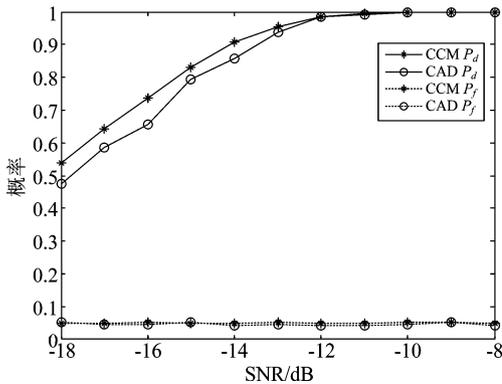


图 5 $\alpha=3$ 时 CAD 算法、CCM 算法性能比较
Fig. 5 Detection performance comparison of CAD and CCM algorithm with $\alpha=0$

图 6 为 $\alpha=0$ dB 时 CCM 算法在小采样点时的检测性能曲线。可以看出算法 P_f 始终能够满足给定的要求,而 P_d 的性能随 n 的增加而增加。如 $n=300$ 时的性能比 $n=100$ 时的性能好 5 dB,比 $n=50$ 时的性能好 8 dB。

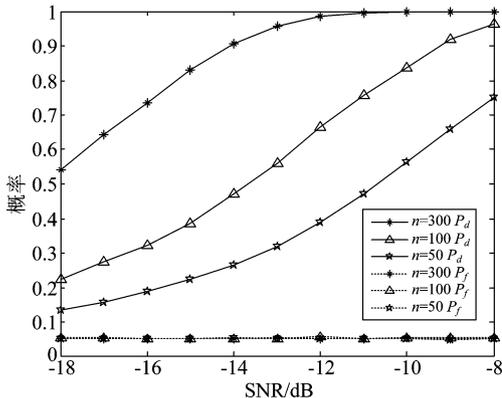


图 6 采样点不同时 CCM 算法检测性能
Fig. 6 Detection performance of CCM algorithm with different sample points

5 结论

快速有效的频谱感知算法是认知无线电的研究重点,已有的基于拟合优度频谱感知算法能用较小的样本点数实现较理想的感知效果,但其受噪声不确定度的影响。本文提出一种改进的拟合优度检测算法,通过利用对 CM 统计量分解的第一分量对均值偏离敏感,对方差偏离不敏感的特点,进而对采样数据做适当处理以解决噪声不确定度对 CM 算法性能的影响。同时,相比与 CM 算法,不需要对 SU 接收数据进行排序,从而减少了运算量。仿真结果表明 CCM 算法不受噪声不确定度的影响,且相同条件下算法性能优于 CAD 算法和 ED 算法,与 CM 算法性能相当;同时在小采样情况下,所提算法能够以较小的感知时延而保持较理想性能。

参考文献

- [1] Digham F F, Alouini M S, Simon M K. On the Energy Detection of Unknown Signals Over Fading Channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 1967, 5(1):21-24.
- [2] Cabric D, Tkachenko A, Brodersen R W. Experimental Study of Spectrum Sensing based on Energy Detection and Network Cooperation[C]// in Proc. of the ACM 1st International Workshop on Technology and Policy for Accessing Spectrum (TAPAS2006), New York, USA, 2006.
- [3] Cabric D, Mishra S M, Brodersen R W. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios[C]// Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on. IEEE, 2004, 1:772-776.
- [4] Dandawte A V. Statistical tests for presence of cyclostationarity[J]. IEEE Trans Signal Process, 1994, 42(9): 2355-2369.
- [5] 卢光跃, 弥寅, 包志强, 等. 基于特征结构的频谱感知算法[J]. 西安邮电大学学报, 2014, 19(2):1-12.
Lu Guangyue, Mi Yin, Bao Zhiqiang, et al. The Cooperative Spectrum Sensing Algorithms Based on Eigenvalue Structure of the Received Signal[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2014, 19(2):1-12. (in Chinese)
- [6] 弥寅, 卢光跃, 关璐. 特征值类频谱感知算法的仿真分析[J]. 西安邮电大学学报, 2014, 19(5):27-33.
Mi Yin, Lu Guangyue, Guan Lu. Simulation and analysis of eigenvalue-based cooperative spectrum sensing algorithms[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Tel-

- ecommunications, 2014, 19(5):27-33. (in Chinese)
- [7] Zeng Y, Liang Y C. Maximum-Minimum Eigenvalue Detection for Cognitive Radio [C] // Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2007. PIMRC 2007. IEEE 18th International Symposium on IEEE, 2007:1-5.
- [8] 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): 2572-2574.
Wang Yingxi, Lu Guangyue. DMM Based Spectrum Sensing Method for Cognitive Radio Systems[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(11): 2572-2574. (in Chinese)
- [9] Hou S, Qiu R C. Kernel Feature Template Matching for Spectrum Sensing [J]. Vehicular Technology IEEE Transactions on, 2014, 63(5):2258-2271.
- [10] 孙宇, 卢光跃, 弥寅. 子空间投影的频谱感知算法研究[J]. 信号处理, 2015, 31(4):483-489.
Sun Yu, Lu Guangyue, Mi Yin. The Research of Spectrum Sensing Method Based on Subspace Projection[J]. Journal of Signal Processing, 2015, 31(4):483-489. (in Chinese)
- [11] Wang Haiquan, Yang Enhui, Zhao Zhijin, et al. Spectrum sensing in cognitive radio using goodness of fit testing [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(11):5427-5430.
- [12] Tegui D, Nir V L, Scheers B. Spectrum sensing method based on goodness of fit test using chi-square distribution [J]. Electronics Letters, 2014, 50(9):713-715.
- [13] Arshad K, Moessner K. Robust spectrum sensing based on statistical tests [J]. Iet Communications, 2013, 7(9):808-817.
- [14] 沈雷, 王海泉, 赵知劲, 等. 认知无线电中基于拟合优度的频谱盲检测算法研究[J]. 通信学报, 2011, 32(11):27-34.
Shen Lei, Wang Haiquan, Zhao Zhijin, et al. Blind spectrum sensing based on goodness of fit test for cognitive radio in noise of uncertain power [J]. Journal on Communications, 2012, 32(11):27-34. (in Chinese)
- [15] Lei Shaoting, Wang Haiquan, Shen Lei. Spectrum sensing based on goodness of fit tests [C] // Electronics, Communications and Control (ICECC), 2011 International Conference on IEEE, 2011:485-489.
- [16] Stephens M A. EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons [J]. Journal of the American Statistical Association, 1974, 69(347):730-737.
- [17] 叶迎晖, 卢光跃, 弥寅. 利用样本特征的盲频谱感知算法[J]. 信号处理, 2016, 32(4):444-450.
Ye Yinghui, Lu Guangyue, Mi Yin. Employing sample features for blind spectrum sensing algorithm [J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(4):444-450. (in Chinese)
- [18] Anderson T W, Darling D A. Asymptotic Theory of Certain "Goodness of Fit" Criteria Based on Stochastic Processes [J]. Ann. Math. Statistics, 1952, 23(1):143-143.
- [19] Durbin J, Knott M. Components of Cramer-von Mises Statistics. I [J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 1972, 34(2):290-307.

作者简介



徐 恩 男, 1994年生, 安徽合肥人。西安邮电大学, 通信与信息工程学院, 在读研究生, 研究方向为认知无线电。
E-mail: houstonxc@163.com



卢光跃 男, 1971年生, 河南南阳人。西安邮电大学, 通信与信息工程学院, 教授, 主要研究方向为现代移动通信中信号处理。
E-mail: tonylugy@163.com



叶迎晖 男, 1991年生, 浙江丽水人。西安邮电大学, 通信与信息工程学院, 在读研究生, 研究方向为认知无线电。
E-mail: connectyih@126.com