

## 基于 OFDM 符号宽度的循环平稳频谱感知方法

王 俊<sup>①</sup> 尹佳佳<sup>①</sup> 黄凤英<sup>\*②</sup> 陈 喆<sup>①</sup> 徐 阳<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(福州大学电气工程与自动化学院 福州 350116)

<sup>②</sup>(厦门大学嘉庚学院 漳州 363105)

**摘 要:** 该文提出一种新的基于 OFDM 符号宽度的感知方法。该方法首先对接收到的每个 OFDM 符号在其符号周期内进行循环自相关函数的估计,然后利用多元统计理论计算判决量和判决门限,最后将判决量和判决门限进行比较从而得到判决结果。该方法是非参数化的,因而能够在噪声不确定的情况下有效工作,并且该方法能够极大简化目前循环平稳感知类算法的复杂度而只有细微的性能损失。此外,该文接着又提出一个非参数化多天线性加权合并感知方法。仿真结果表明,所提合并方法通过合理地非参数化优化加权系数,与传统循环平稳感知方法相比,在复杂度显著降低的同时,性能几乎与传统循环平稳感知方法一致。

**关键词:** 认知无线电; 频谱感知; 循环平稳; OFDM

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2018)02-0408-08

**DOI:** 10.11999/JEIT170577

## OFDM Symbol Duration Based Cyclostationary Spectrum Sensing Method

WANG Jun<sup>①</sup> YIN Jiajia<sup>①</sup> HUANG Fengying<sup>\*②</sup> CHEN Zhe<sup>①</sup> XU Yang<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

<sup>②</sup>(Tan Kah Kee College, Xiamen University, Zhangzhou 363105, China)

**Abstract:** This paper proposes a new OFDM symbol duration based cyclostationary spectrum sensing method. The method first estimates the cyclic autocorrelation function from every received OFDM symbol during its symbol period, then constructs the test statistic and the threshold by using multivariate statistical analysis, and finally gets the decision result by comparing the test statistic with the threshold. The method is nonparametric so that it is immune from noise uncertainty. Simulation results show that the method can significantly reduce the complexity at the cost of a little performance loss, compared with conventional cyclostationary spectrum sensing method. Moreover, this paper further proposes a multiple antenna based nonparametric linear weighted combination scheme. Simulation results also show that the performance of the proposed combination scheme is almost the same as that of conventional cyclostationary spectrum sensing method while the proposed combination scheme has the advantage of complexity by optimizing the nonparametric weights reasonably.

**Key words:** Cognitive radio; Spectrum sensing; Cyclostationarity; OFDM

### 1 引言

近年来,随着无线通信业务的不断增长,无线电频谱资源也变得越来越稀缺。为了解决这一问题,认知无线电技术就应运而生<sup>[1]</sup>。频谱感知是认知无线电关键技术之一,它的主要作用是当授权用户未占用授权频段时,认知用户通过频谱感知快速而准确

地感知到未被使用的空白频段,从而迅速接入并使用该频段;而在认知用户使用该频段时,频谱感知又能使认知用户迅速感知到授权用户的回归并及时退出该频段而不对授权用户造成干扰<sup>[2]</sup>。

目前的频谱感知方法有许多种,包括能量检测法、特征值检测法<sup>[3-5]</sup>、循环平稳检测法<sup>[6-10]</sup>等。能量检测法基于信号能量简单有效但却易受到噪声不确定的影响<sup>[11-13]</sup>,在实际应用当中鲁棒性较差。特征值检测方法是基于信号自相关的方法,可以克服噪声不确定的影响但是由于信号自相关性在实际中往往会受到编码、交织的影响而被削弱,因此本文主要研究基于循环平稳特性的频谱感知方法。

循环平稳是指信号的统计特性呈周期性平稳变

收稿日期: 2017-06-14; 改回日期: 2017-11-23; 网络出版: 2017-12-27

\*通信作者: 黄凤英 fyhuang@xujc.com

基金项目: 国家自然科学基金(61673116, 61301096), 福建省自然科学基金(2018J01789)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61673116, 61301096), The Natural Science Foundation of Fujian Province (2018J01789)

化。在通信系统当中，信号的循环平稳性可能来自于载波、导频、循环前缀、编码等方面。循环平稳特性往往是人们为了某种目的而特地给通信信号进行的额外添加，而这种特性一般是噪声所不具备的。因此，循环平稳特性可以用作信号提取的特征之一。OFDM 信号是当今无线通信系统当中的一种重要无线信号，被许多实际通信系统所广泛采用，比如 WLAN, DVB-T, LTE, WIMAX 等，因此对其的研究具有很重要的理论与实际意义。

循环平稳特性首先被文献[6]用于非参数化信号检测当中，文献[6]提出一种使用信号循环频率的非参数化信号检测方法。为了构建非参数化判决量，文献[6]采用了一种非常复杂的加窗谱估计算法。文献[7]在文献[6]的基础上，又接着提出了一种基于循环自相关函数绝对值的方法，通过比较循环平稳信号在循环频率上的循环自相关绝对值与不在循环频率上的循环自相关绝对值，来判断是否有授权用户信号出现，这种方法能够有效降低文献[6]所提方法的复杂度但在性能上遭受到了比较大的损失。文献[8]提出了先对接收信号进行 FRESH 滤波然后再进行非参数化循环平稳感知的方法。文献[9]提出了一种利用滑动平均模型进行谱估计的方法来降低复杂度，但是只适用于单个循环频率的情况。文献[10]提出了一种多用户合作非参数化循环平稳感知方法。文献[11]利用压缩感知理论在稀疏频域的情况下提出了一种基于循环前缀自相关的循环平稳感知方法。

在认知无线电系统当中，由于不可能确知噪声功率、信道增益等随时间变化的动态参数，因此非参数化检测或者说不依赖于噪声功率、信道增益等动态参数的检测就成为认知无线电频谱感知的研究热点。虽然目前有许多基于循环平稳的频谱感知方法，但是大多数方法基本原理都是基于文献[6]的，具有非常高的复杂度，不利于实际应用。基于此，本文提出了一种新的基于 OFDM 符号宽度的感知方法。该方法首先针对每个 OFDM 符号在其符号周期内进行循环自相关函数的估计，然后利用多元统计数学工具构建判决量和判决门限，最后将判决量和判决门限进行对比从而得到判决结果。该方法能够大大简化目前频谱感知类算法的复杂度而只有细微的性能损失。在此基础上，本文又接着提出了一个非参数化多天线性加权线性合并感知方法，通过合理地优化加权系数，在多天线性情况下，本文所提方法基本已接近文献[6]所提非参数化循环频谱感知方法的性能，考虑到本文方法的复杂度优势，其效果是可以令人满意的。

## 2 循环平稳特性

### 2.1 循环自相关函数(CAF)

对于一个时间序列  $x(t)$ ，它在循环频率为  $\alpha$  处的循环自相关函数 (Cyclic Autocorrelation Function, CAF) 被定义为<sup>[6]</sup>

$$R_{x,\alpha}(\tau) \triangleq \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} x(t)x^*(t+\tau) \exp(-j2\pi\alpha t) \quad (1)$$

如果  $x(t)$  是循环平稳的，那么它的 CAF 就不为零；如果  $x(t)$  是非循环平稳的，CAF 就为零。因此，循环平稳特性可以用作信号提取的特征之一。在基于  $T$  个信号样本的情况下，CAF 可用式(2)估计<sup>[6]</sup>：

$$\hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau) \triangleq \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} x(t)x^*(t+\tau) \exp(-j2\pi\alpha t) \quad (2)$$

可以证明 CAF 估计子  $\hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau)$  是渐进无偏，均方一致收敛的，并且  $\sqrt{T}[\hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau) - R_{x,\alpha}^T(\tau)]$  是渐进复正态的，且其共轭和非共轭协方差为<sup>[6]</sup>

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow \infty} T \operatorname{cov} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau), \hat{R}_{x,\beta}^T(\rho) \right\} &\triangleq S_{f,\rho}^* (\alpha - \beta; -\beta), \\ \lim_{T \rightarrow \infty} T \operatorname{cov} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau), \hat{R}_{x,\beta}^{(*)T}(\rho) \right\} &\triangleq S_{f,\rho} (\alpha + \beta; \beta) \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中， $S_{f,\rho}^*(\alpha; w)$  和  $S_{f,\rho}(\alpha; w)$  为

$$\begin{aligned} S_{f,\rho}^*(\alpha; w) &\triangleq \lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{\xi=-\infty}^{+\infty} \operatorname{cov} \left[ x(t)x^*(t+\tau), \right. \\ &\quad \left. x(t+\xi)x^*(t+\xi+\rho) \right] \\ &\quad \cdot \exp(-j2\pi w\xi) \exp(-j2\pi\alpha t) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} S_{f,\rho}(\alpha; w) &\triangleq \lim_{T \rightarrow \infty} \sum_{t=0}^{T-1} \sum_{\xi=-\infty}^{+\infty} \operatorname{cov} \left[ x(t)x^*(t+\tau), \right. \\ &\quad \left. x^*(t+\xi)x(t+\xi+\rho) \right] \\ &\quad \cdot \exp(-j2\pi w\xi) \exp(-j2\pi\alpha t) \end{aligned} \quad (5)$$

### 2.2 OFDM 的循环平稳特性

一般来说，OFDM 信号可用式(6)表示<sup>[14]</sup>：

$$\begin{aligned} s(t) = &\sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=0}^{Q-1} c_{n,m} d(t - nT_s) \\ &\cdot \exp \left[ j2\pi \left( m - \frac{Q-1}{2} \right) \Delta f (t - nT_s) \right] \end{aligned} \quad (6)$$

其中， $n$  表示第  $n$  个 OFDM 符号， $m$  表示第  $m$  个子载波， $c_{n,m}$  表示在第  $n$  个符号第  $m$  个载波上的复值随机数字序列， $Q$  表示子载波总数量， $\Delta f$  表示子载波间隔， $d(t)$  表示宽度为  $T_s$  的脉冲成型函数。可以证明<sup>[14]</sup>，OFDM 信号的循环频率为  $k/T_s$  ( $k$  为大于 0 的正整数)。

## 3 基于 OFDM 符号宽度的频谱感知方法

频谱感知问题一般建模成式(7)所示的假设检

验问题:

$$\left. \begin{aligned} x(t) &= n(t), & \mathcal{H}_0 \\ x(t) &= s(t) + n(t), & \mathcal{H}_1 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中,  $s(t)$  为具有循环平稳特性的授权用户信号,  $n(t)$  为加性高斯白噪声,  $s(t)$  与  $n(t)$  彼此之间互为独立,  $x(t)$  为认知用户接收端接收到的信号, 假设其为零均值, 如果不是, 可以通过样本得到均值的估计量并减去这个估计量以使得  $x(t)$  为零均值,  $\mathcal{H}_0$  和  $\mathcal{H}_1$  分别为授权用户信号不出现和出现的两种假设。

本文所提的感知方法将接收到的信号以 OFDM 符号宽度为周期进行采样, 假设在每个 OFDM 符号宽度周期内采样样本数量为  $T$ , 对于式(7)两边分别取 CAF 估计, 式(7)就变为

$$\left. \begin{aligned} \hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau) &\sim \mathcal{N}(0, \Sigma/T), & \mathcal{H}_0 \\ \hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau) &\sim \mathcal{N}(R_{s,\alpha}(\tau), \Sigma/T), & \mathcal{H}_1 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中,  $\Sigma$  是  $\sqrt{T}\hat{R}_{x,\alpha}^T(\tau)$  的协方差矩阵。

假设输入的信号一共包含有  $L$  个 OFDM 符号, 由于 OFDM 的数字序列  $c_{n,m}$  都是随机的, 因此根据式(7)就可以得到  $L$  个独立的 CAF 估计, 同时为了充分利用 OFDM 的循环平稳性, 本文定义一个使用到多个循环频率的  $1 \times 2M$  维 ( $M$  为用到的循环频率个数)CAF 向量如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T}) &\triangleq \left[ \text{Re} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_1}^{T(i)}(\tau_1^1) \right\}, \dots, \text{Re} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_1}^{T(i)}(\tau_1^{n_1}) \right\}, \dots, \right. \\ &\quad \text{Re} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_n}^{T(i)}(\tau_n^1) \right\}, \dots, \text{Re} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_n}^{T(i)}(\tau_n^{n_n}) \right\}, \\ &\quad \text{Im} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_1}^{T(i)}(\tau_1^1) \right\}, \dots, \text{Im} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_1}^{T(i)}(\tau_1^{n_1}) \right\}, \dots, \\ &\quad \left. \text{Im} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_n}^{T(i)}(\tau_n^1) \right\}, \dots, \text{Im} \left\{ \hat{R}_{x,\alpha_n}^{T(i)}(\tau_n^{n_n}) \right\} \right] \quad (9) \end{aligned}$$

其中, 上标  $i$  表示第  $i$  个 OFDM 符号,  $\mathbf{T}$  表示延时向量  $[\tau_1^1, \dots, \tau_1^{n_1}, \tau_2^1, \dots, \tau_2^{n_2}, \dots, \tau_n^1, \dots, \tau_n^{n_n}]$ ,  $\text{Re}\{\cdot\}$  表示取实部而  $\text{Im}\{\cdot\}$  表示取虚部,  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  为给定的循环频率而  $M$  为用到的循环频率个数。

因此, 式(8)就变化为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T}) &\sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma_c/T), & \mathcal{H}_0 \\ \hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T}) &\sim \mathcal{N}(\mathbf{r}_S(\mathbf{T}), \Sigma_c/T), & \mathcal{H}_1 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中,  $\Sigma_c$  为  $\sqrt{T}\hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T})$  的协方差矩阵, 而  $\mathbf{r}_S(\mathbf{T})$  为

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_S(\mathbf{T}) &\triangleq \left[ \text{Re} \left\{ R_{s,\alpha_1}^T(\tau_1^1) \right\}, \dots, \text{Re} \left\{ R_{s,\alpha_1}^T(\tau_1^{n_1}) \right\}, \dots, \right. \\ &\quad \text{Re} \left\{ R_{s,\alpha_n}^T(\tau_n^1) \right\}, \dots, \text{Re} \left\{ R_{s,\alpha_n}^T(\tau_n^{n_n}) \right\}, \\ &\quad \text{Im} \left\{ R_{s,\alpha_1}^T(\tau_1^1) \right\}, \dots, \text{Im} \left\{ R_{s,\alpha_1}^T(\tau_1^{n_1}) \right\}, \dots, \\ &\quad \left. \text{Im} \left\{ R_{s,\alpha_n}^T(\tau_n^1) \right\}, \dots, \text{Im} \left\{ R_{s,\alpha_n}^T(\tau_n^{n_n}) \right\} \right] \quad (11) \end{aligned}$$

这  $L$  个 CAF 向量的均值和方差可按式(12)计

算<sup>[15]</sup>:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{r}}_X^T(\mathbf{T}) &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T}), \\ \mathbf{S} &= \frac{1}{L-1} \sum_{i=1}^L \left( \hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T}) - \bar{\mathbf{r}}_X^T(\mathbf{T}) \right) \\ &\quad \cdot \left( \mathbf{r}_X^{T(i)}(\mathbf{T}) - \bar{\mathbf{r}}_X^T(\mathbf{T}) \right) \quad (12) \end{aligned}$$

此时, 频谱感知问题实际上转化为检测  $\sqrt{T}\hat{\mathbf{r}}_X^{T(i)}(\mathbf{T})$  的均值是否为  $\mathbf{0}$  的问题。对于这样的均值检验问题, 可以引用定理 1 来求解<sup>[15]</sup>:

**定理 1** 如果  $1 \times p$  维向量  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$  服从多元正态分布  $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ , 令  $\Delta = N(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_0) \boldsymbol{\Psi}^{-1}(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_0)'$ , 其中  $\bar{\mathbf{x}}$  为均值估计,  $\boldsymbol{\Psi}$  为方差估计, 而  $\boldsymbol{\mu}_0$  为任一常向量, 那么  $[\Delta/(N-1)][(N-p)/p]$  就服从非中心化参数为  $N(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_0) \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_0)'$  的非中心化  $F_{p, N-p}$  分布; 如果  $\boldsymbol{\mu}_0$  为  $\mathbf{0}$ , 那么该变量就服从中心化  $F_{p, N-p}$  分布。

根据定理 1, 该问题的判决统计量为

$$\Delta = \frac{L(L-2M)}{(L-1)2M} \bar{\mathbf{r}}_X^T(\mathbf{T}) \mathbf{S}^{-1} \bar{\mathbf{r}}_X^T(\mathbf{T}) \quad (13)$$

且判决统计量  $\Delta$  的分布为

$$\Delta \sim \begin{cases} F_{2M, L-2M}, & \mathcal{H}_0 \\ F_{2M, L-2M} \left( TL \mathbf{r}_S(\mathbf{T}) \boldsymbol{\Sigma}_c^{-1} \mathbf{r}_S(\mathbf{T})' \right), & \mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (14)$$

因此, 给定虚警概率  $P_{fa}$ , 所提方法的门限为

$$\gamma = F_{2M, L-2M}^{P_{fa}} \quad (15)$$

其中,  $F_{2M, L-2M}^{P_{fa}}$  表示右尾概率为  $P_{fa}$  时, 自由度为  $(2M, L-2M)$  的中心化  $F$  分布的值。注意到该方法判决量  $\Delta$  和判决门限  $\gamma$  都只依赖于给定参数和接收信号样本, 与噪声功率无关, 因此该方法是非参数化的, 不会遭受噪声不确定的影响。

当信号出现时, 利用高斯分布去逼近式(14)中的非中心化  $F$  分布, 可得

$$\begin{aligned} \Delta &\sim \mathcal{N} \left( \frac{(L-2M)(2M+\lambda)}{2M(L-2M-2)}, \right. \\ &\quad \left. 2 \frac{(2M+\lambda)^2 + (2M+2\lambda)(L-2M-2)}{(L-2M-2)^2(L-2M-4)} \left( \frac{L-2M}{2M} \right)^2 \right), \mathcal{H}_1 \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)中,  $\lambda \triangleq TL \mathbf{r}_S(\mathbf{T}) \boldsymbol{\Sigma}_c^{-1} \mathbf{r}_S(\mathbf{T})'$ 。

此时, 可计算得到检测概率  $P_d$ :

$$P_d = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left[ \frac{\frac{M\gamma}{L-2M} - \frac{2M+\lambda}{2(L-2M-2)}}{\sqrt{\frac{(2M+\lambda)^2 + (2M+2\lambda)(L-2M-2)}{(L-2M-2)^2(L-2M-4)}}} \right] \quad (17)$$

其中,  $\operatorname{erfc}()$  为互补误差函数。

因此, 总结本文所提方法步骤如下:

步骤 1 给定循环频率  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  (对于 OFDM 信号, 其循环频率为其符号宽度的整数倍), 对于接收到的  $L$  个 OFDM 符号, 利用式(9)计算每个 OFDM 符号的 CAF 向量  $\hat{\mathbf{r}}_{\mathbf{X}}^{T(i)}(\mathbf{T})(i=1, 2, \dots, L)$ ;

步骤 2 利用式(12)计算  $\hat{\mathbf{r}}_{\mathbf{X}}^{T(i)}(\mathbf{T})(i=1, 2, \dots, L)$  的均值  $\bar{\mathbf{r}}_{\mathbf{X}}^T(\mathbf{T})$  和方差  $\mathbf{S}$ , 并进一步利用式(13)构建判决统计量  $\Delta$ ;

步骤 3 给定虚警概率  $P_{\text{fa}}$ , 利用式(15)计算门限  $\gamma$ ;

步骤 4 将判决统计量  $\Delta$  与门限  $\gamma$  进行对比, 当  $\Delta > \gamma$  时, 判授权用户信号出现, 否则判为不出现。

在复杂度上, 所提方法首先需要  $2MTL + ML$  次乘法和  $MTL - ML$  次加法来计算  $\hat{\mathbf{r}}_{\mathbf{X}}^{T(i)}(\mathbf{T})(i=1, 2, \dots, L)$ , 其次需要 1 次乘法和  $L - 1$  次加法来得到  $\bar{\mathbf{r}}_{\mathbf{X}}^T(\mathbf{T})$ ,  $L - 1$  次乘法和  $3L - 1$  次加法得到  $\mathbf{S}$ , 6 次乘法和 2 次加法得到  $\Delta$ , 因此共需要  $2MTL + ML + L + 6$  次乘法和  $MTL - ML + 4L$  次加法。而对于传统方法<sup>[6]</sup>而言, 如果谱估计窗长度为  $W$ , 则大致需要  $(4TLW + 2W + 1) \times (M(M + 1)/2) + 4 + 2MTL + M$  次乘法和  $(2TLW - W - 1) \times (M(M + 1)/2) + 4 + MTL - M$  次加法。由于  $M$  是在进行循环平稳感知时用到的循环频率个数, 通常是个较小的数, 比如 1 或 2, 而  $TL$  是样本总数一般远大于  $M$ , 考虑到乘法是复杂度主要因素, 因此所提方法的复杂度大约是传统方法的复杂度的  $1/(WM + M + 1)$  左右。这是由于所提方法将接收到的信号以 OFDM 符号宽度为基础分割成了一个个小段, 然后在每个小段上进行处理,

$$\Delta_T \sim \begin{cases} \mathcal{N} \left\{ \frac{L - 2M}{L - 2M - 2} \sum_{i=1}^N K^i, \frac{(L - 2M)^2 (L - 2)}{M(L - 2M - 2)^2 (L - 2M - 4)} \right\}, & \mathcal{H}_0 \\ \mathcal{N} \left\{ \frac{(L - 2M) \sum_{i=1}^N K^i (2M + \lambda^i)}{2M(L - 2M - 2)}, \frac{\sum_{i=1}^N \left[ (K^i)^2 (2M + \lambda^i)^2 + 2 \left( \frac{L - 2M}{2M} \right)^2 (K^i)^2 (2M + 2\lambda^i) (L - 2M - 2) \right]}{(L - 2M - 2)^2 (L - 2M - 4)} \right\}, & \mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (19)$$

因此给定虚警概率  $P_{\text{fa}}$ , 可得门限和检测概率为

$$\gamma_T = \operatorname{erfc}^{-1}(2P_{\text{fa}}) \sqrt{\frac{2(L - 2M)^2 (L - 2)}{M(L - 2M - 2)^2 (L - 2M - 4)}} + \frac{L - 2M}{L - 2M - 2} \sum_{i=1}^N K^i \quad (20)$$

$$P_{d,T} = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left( \frac{2 \operatorname{erfc}^{-1}(2P_{\text{fa}}) \sqrt{2M(L - 2)} - \sqrt{L - 2M - 4} \sum_{i=1}^N K^i \lambda^i}{\sqrt{2 \sum_{i=1}^N \left[ (K^i)^2 (2M + \lambda^i)^2 + (K^i)^2 (2M + 2\lambda^i) (L - 2M - 2) \right]}} \right) \quad (21)$$

与把接收到的信号进行统一处理的传统方法进行对比, 计算数据量较小, 因此能够简化复杂度。然而也必须看到, 由于各个分段处理的信息并不是完整的, 因此性能上也可能会遭到相应的损失。此外, 对于文献[7]所提另一种简化复杂度方法 CAF 绝对值方法而言, CAF 绝对值方法大概需要  $2MTL + 1$  次乘法和  $2MTL - 2M$  次加法, 相比本文所提方法, 文献[7]所提方法的复杂度较低。但本文所提方法是严格地基于统计判决理论的, 而文献[7]所提方法并没有严格遵循统计判决理论, 其判决量和判决方法是否是最优的还无法确定。

#### 4 非参数化线性加权多天线合并感知

对于认知无线电系统来说, 考虑到其环境复杂性, 合并方法应当也是非参数化的, 即不依赖于信道增益或信号和噪声功率等参数。传统的等增益合并方法是一种非参数化合并方法, 但等增益合并不能将信号信息充分利用, 因此本文在所提方法的基础上, 又提出一种非参数化多天线线性加权合并方法。当认知用户装备  $N$  根天线时, 可以首先利用式(14)在每根天线上计算单天线的判决统计量  $\Delta^i$  (本文用上标  $i$  表示第  $i$  根天线), 然后构建式(18)所示线性加权总判决量  $\Delta_T$ :

$$\Delta_T = \sum_{i=1}^N K^i \Delta^i \quad (18)$$

式中,  $K^i (i=1, 2, \dots, N)$  是待优化的加权系数并满足方差归一化条件  $\sum_{i=1}^N (K^i)^2 = 1$ 。

同样用高斯分布去逼近式(14)中  $\Delta^i$  的  $F$  分布, 并进行相应的加法运算, 可得总判决量  $\Delta_T$  近似分布:

此时, 为了得到最优的  $K^i (i = 1, 2, \dots, N)$  使得  $P_{d,T}$  最大, 就转变成式(22)所示约束求极值问题,

$$\begin{aligned} & \arg \max_{K^1, \dots, K^N} P_{d,T} (K^1, K^2, \dots, K^N), \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N (K^i)^2 = 1 \end{aligned} \quad (22)$$

对式(22)中  $\text{erfc}$  函数中的参数求取一阶导数, 并令其为零, 可得

$$K^i = \frac{\Gamma \lambda^i}{(2M + \lambda^i)^2 + (2M + 2\lambda^i)(L - 2M - 2)} \quad (23)$$

其中,

$$\begin{aligned} \Gamma = & \left[ \sum_{i=1}^N \left[ (K^i)^2 (2M + \lambda^i)^2 + (K^i)^2 \right. \right. \\ & \left. \left. \cdot (2M + 2\lambda^i)(L - 2M - 2) \right] \sqrt{2L - 4M - 8} \right] \\ & \left[ \sqrt{L - 2M - 4} \sum_{i=1}^N K^i \lambda^i - 2\text{erfc}^{-1}(2P_{fa}) \right. \\ & \left. \cdot \sqrt{2M(L - 2)} \right] \end{aligned}$$

进一步地, 由于  $\sum_{i=1}^N (K^i)^2 = 1$ , 可以得到

$$\Gamma = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \left[ \frac{\lambda^i}{(2M + \lambda^i)^2 + (2M + 2\lambda^i)(L - 2M - 2)} \right]^2}}$$

因此, 最优的加权系数  $K_{\text{opm}}^i$  就是  $K_{\text{opm}}^i = \Xi^i / \sqrt{\sum_{i=1}^N (\Xi^i)^2}$ , 其中  $\Xi^i = \lambda^i / \left[ (2M + \lambda^i)^2 + (2M + 2\lambda^i)(L - 2M - 2) \right]$ 。

实际当中, 由于  $K_{\text{opm}}^i$  包含  $\lambda^i$  这样不可能被准确得到的未知参量, 因此必须要进行估计。注意到  $\mathbf{r}_s(\mathbf{T})$ ,  $\Sigma_c / T$  可分别由  $\hat{\mathbf{r}}_x^T(\mathbf{T})$  和  $\mathbf{S}$  估计得到, 因此  $\lambda^i$  的估计量就是  $\hat{\lambda}^i = \frac{(L-1)2M}{L-2M} \Delta^i$ , 将此式再代入最优加权系数  $K_{\text{opm}}^i$ , 可得  $K_{\text{opm}}^i$  的估计就是  $\hat{K}_{\text{opm}}^i = \hat{\Xi}^i / \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{\Xi}^i)^2}$ , 其中  $\hat{\Xi}^i = \hat{\lambda}^i / \left[ (2M + \hat{\lambda}^i)^2 + (2M + \hat{\lambda}^i)(L - 2M - 2) \right]$ 。注意到这个系数也可以通过给定参数和接收信号样本估计出来, 因此是非参数化的。

将  $\hat{K}_{\text{opm}}^i$  代入式(20), 多天线合并的最优加权系数下的门限  $\hat{\gamma}_T$  为

$$\begin{aligned} \hat{\gamma}_T = & \text{erfc}^{-1}(2P_{fa}) \sqrt{\frac{2(L-2M)^2(L-2)}{M(L-2M-2)^2(L-2M-4)}} \\ & + \frac{L-2M}{L-2M-2} \sum_{i=1}^N \hat{K}_{\text{opm}}^i \end{aligned} \quad (24)$$

因此, 本文所提合并方法为: 首先在每根天线上计算单天线判决量  $\Delta^i$ , 然后分别计算每根天线的加权系数  $\hat{K}_{\text{opm}}^i$  并得到总判决量  $\Delta_T$  和门限  $\hat{\gamma}_T$ , 并将  $\Delta_T$  与  $\hat{\gamma}_T$  进行比较以判断授权用户是否出现。

对于本文所提基于 OFDM 符号宽度的线性加权多天线合并方法的复杂度, 首先需要  $4N$  次乘法和  $2N$  次加法得到所有的  $\hat{\lambda}^i (i = 1, 2, \dots, N)$ , 然后需要  $N$  次开方运算,  $4N^2 + N$  次乘法和  $7N^2 - N$  次加法得到所有的  $\hat{K}_{\text{opm}}^i (i = 1, 2, \dots, N)$ , 最后需要  $N$  次乘法和  $N-1$  次加法得到判决量  $\Delta_T$  以及 1 次开方运算, 9 次乘法和  $N+9$  次加法得到门限  $\hat{\gamma}_T$ , 因此总计需要  $N+1$  次开方运算,  $4N^2 + 6N + 9$  次乘法和  $7N^2 + 3N + 8$  次加法。相比仅需要  $N-1$  次加法运算的等增益合并方法的复杂度, 显然本文所提线性加权多天线合并方法的复杂度增加了。但是由于在多天线合并的情况下, 复杂度只和天线数量  $N$  有关, 而天线数量  $N$  往往只是几个到几十个; 而在单天线情况下, 复杂度和样本数量有关系, 为了能够有效地进行感知, 样本数量往往是很大的, 从几千到几万不等。因此总体来说, 虽然在多天线情况下, 本文所提合并方法的复杂度有所增加, 但由于在单天线情况下在复杂度上的优势, 综合来看, 本文所提方法依然具有较为明显的优势。

## 5 仿真结果

本文假设授权用户信号为 WLAN OFDM 信号, 其调制方式为 64QAM-OFDM, 符号宽度  $4 \mu\text{s}$ , 循环前缀长度  $0.8 \mu\text{s}$ , FFT 周期  $3.2 \mu\text{s}$ , FFT 变换点数为 64, 采用 52 个子载波包括 48 个数据子载波和 4 个导频子载波。采用的循环频率为  $\alpha_1 = 1/80$ ,  $\alpha_2 = 1/40$ 。在图 1-图 4 中, 对于文献[6]中所提的传统循环平稳感知方法, 假设其采用的谱估计窗为  $\beta = 10$ , 长度为 201 ( $W = 201$ ) 的 Kaiser 窗, 用“传统方法”标记。对于文献[7]中所提的循环自相关绝对值方法, 用 ABS-CAF 标记。对虚警概率曲线, 用“ $P_{fa}$ ”标记。此外, 对于能量检测器而言, 假设名义噪声功率为  $\sigma_n^2$  而真实噪声功率为  $\sigma^2$ , 并假设  $\sigma_n^2 = 10^{x/10} \sigma^2 (x \geq 0)$  [12], 那么 EG- $x$  dB 就表示具有  $x$  dB 噪声不确定的能量感知方法。在图 1-图 4 中, 对于能量检测器, 都采用这样的标注方法。

由于 WLAN OFDM 信号的 FFT 周期为  $3.2 \mu\text{s}$ , FFT 变换点数为 64, 那么对于该信号而言最低的采样频率至少为  $1/(3.2 \mu\text{s}/64) = 20$  MHz。假设样本总数为 6400, 分别用 20 MHz, 40 MHz 和 80 MHz 对信号进行采样的话, 对于单个 OFDM 符号可以分别采集到 80, 160, 320 个数据样本即  $T$  分别为 80, 160,

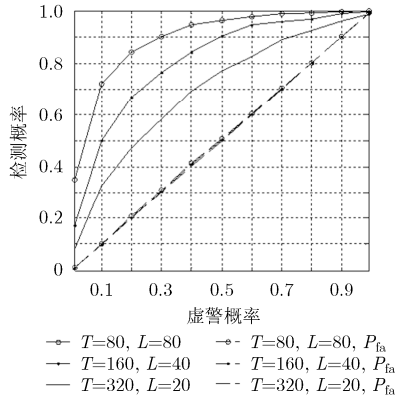


图 1 单天线下所提方法在不同  $T, L$  下的 ROC 曲线图

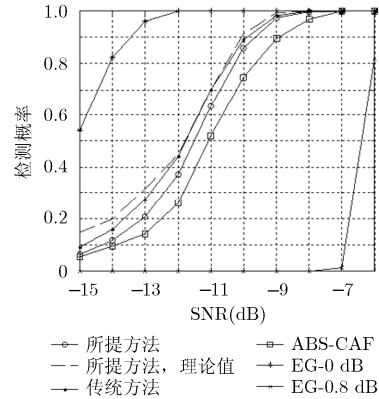


图 2 单天线下不同感知方法的检测概率曲线图

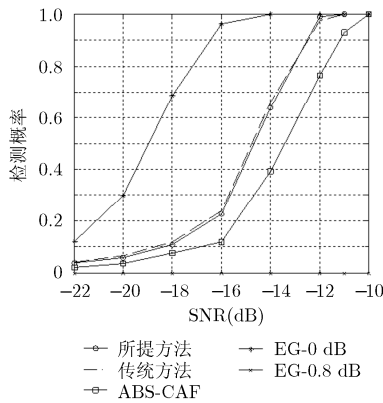


图 3 在 AWGN 信道下 5 根天线合并时不同感知方法的检测概率曲线图

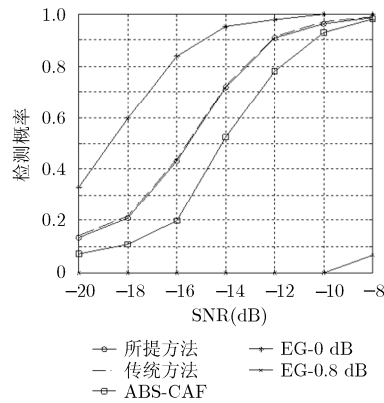


图 4 在平坦瑞利衰落信道下 5 根天线合并时不同感知方法的检测概率曲线图

320, 而对应的 OFDM 符号个数即  $L$  分别为 80, 40, 20。

首先对复杂度进行分析, 由于用到两个循环频率, 因此  $M = 2$ 。对于所提方法而言, 当  $T = 80, L = 80$  的时候需要 25846 次乘法和 12960 次加法; 当  $T = 160, L = 40$  的时候需要 25726 次乘法和 12880 次加法; 当  $T = 320, L = 20$  的时候需要 25666 次乘法和 12840 次加法。对于 ABS-CAF 方法则需要 25601 次乘法和 25596 次加法, 而对于传统方法而言需要 15463615 次乘法和 7730596 次加法。考虑到乘法为复杂度主要因素, 因此在复杂度上, 所提方法仅略逊于 ABS-CAF 方法, 但相比传统方法大约下降到  $1/598$  左右, 其结果如表 1 所示。

表 2 给出了本文所提基于 OFDM 符号宽度的线性加权多天线合并方法和等增益合并方法的复杂度对比。从表 2 中可以看到, 相比等增益合并方法, 本文所提合并方法的复杂度增加了 6 次开方运算, 139 次乘法, 194 次加法, 显然复杂度有所增加。但是考虑到表 1 中单天线情况下, 相比传统方法, 本文所提方法的巨大优势, 总体来看, 在多天线合并时增加的复杂度是非常有限也是可以接受的。

表 1 所提方法、传统方法及 ABS-CAF 方法的复杂度对比

	乘法次数	加法次数
所提方法, $T = 80, L = 80$	25846	12960
所提方法, $T = 160, L = 40$	25726	12880
所提方法, $T = 320, L = 20$	25666	12840
ABS-CAF 方法	25601	25596
传统方法	15463615	7730596

表 2 5 根天线合并时, 所提线性加权合并方法及等增益合并方法的复杂度对比

	开方次数	乘法次数	加法次数
所提多天线合并方法	6	139	198
等增益多天线合并方法	0	0	4

接着进行性能分析, 图 1 给出了单天线条件下所提方法在样本数量为 6400 的时候, 当  $(T = 80, L = 80)$ ,  $(T = 160, L = 40)$  及  $(T = 320, L = 20)$  这三种情况下的接收机性能特性曲线 (Receiver Of Characteristics, ROC)。图 1 设定信噪比为  $-12$  dB,

样本总数为 6400。从图 1 中可以看到,随着 OFDM 符号数  $L$  的增多,检测性能显著提高,然而采样频率的增加即  $T$  的增加带来的性能增加并不十分明显。因此,对于所提方法而言,可以得到结论,当采样频率足够的时候,继续增加采样频率并不会再带来显著的性能增益,而此时应该适当增加接收到的 OFDM 符号个数。因此在接下来的性能比较当中,对于所提方法本文都采用样本总数为 6400,采样频率为 20 MHz,符号个数为 80 即  $T = 80, L = 80$  的情况进行比较。另外,图 1 还给出了不同  $T$  和  $L$  情况下所提方法的仿真虚警概率曲线,仿真虚警概率曲线与 ROC 图理论虚警曲线(对角线)非常吻合,从而也证明所提方法中判决量设置式(13)及门限设置式(15)的正确性。

图 2 给出单天线条件下所提方法、传统方法、ABS-CAF 方法以及具有不同噪声不确定能量检测信噪比曲线图。假设样本总数为 6400,虚警概率  $P_{fa}$  设为 0.01。根据图 1 的结论,对于所提方法,设定  $T = 80, L = 80$ 。从图 2 中看到,在  $T = 80, L = 80$  情况下,所提方法的性能已经非常接近于传统方法了,只有约 0.2~0.5 dB 左右的性能差距。而文献[7]所提 ABS-CAF 方法性能却远落后于本文所提方法及传统方法,大约有 1 dB 左右的性能差距。究其原因,本文所提方法是严格地根据统计判决理论进行推导,得到的是最优的判决量和判决方法;而 ABS-CAF 方法的判决量并不是基于统计判决理论推导出来的,其是否是最优判决量仍属未知,因此 ABS-CAF 方法的性能无法得到保障。同时,在图 2 中我们还给出了所提方法检测概率的理论值曲线,可以看出理论值曲线与仿真结果基本一致,从而可以证明式(18)的正确性。而对于能量检测器而言,无噪声不确定的能量检测器性能是所有方法里最好的,但是如果存在 0.8 dB 左右的噪声不确定,能量检测器的性能都将下降到非常糟糕的地步。

图 3、图 4 给出了多天线时不同感知方法的信噪比曲线图。图 3、图 4 中,传统方法、ABS-CAF 方法和能量检测器,都采用等增益合并的方式,而所提方法则采用本文所提线性加权合并方法。同时图 3、图 4 中,对于所提方法,我们依然设定样本总数 6400,采用的采样频率为 20 MHz,OFDM 符号个数为 80 个,即  $T = 80, L = 80$ 。

图 3 给出了 AWGN 信道下,在 5 根天线合并时,不同感知方法在不同信噪比下检测概率曲线图。图 3 中样本总数 6400,  $T = 80, L = 80$ ,虚警概率  $P_{fa}$  为 0.01。从图 3 中可以看到,由于线性加权的效果,

本文所提合并方法性能几乎与使用等增益合并的传统方法的性能一致。与此同时,由于多天线分集的效果,ABS-CAF 方法与所提方法仍然有 1 dB 左右甚至更大的性能差距。而对于能量检测器而言,无噪声不确定的能量检测器性能依然是最好的,但是一旦存在即使 0.8 dB 左右的噪声不确定,其检测性能几乎都下降到无法工作的地步。图 4 则给出了在平坦瑞利衰落信道下,5 根天线合并时不同感知方法在不同信噪比下检测概率曲线图。由于衰落的影响,所有方法的性能都遭受到一定程度的削弱,但本文所提合并方法性能依然与使用等增益合并的传统方法的性能近乎一致且依然比 ABS-CAF 方法优越,证明在衰落信道下所提合并方法依然有良好的效果。

## 6 结束语

本文提出了一种新的基于 OFDM 符号宽度的感知方法。该方法首先对接收到的每个 OFDM 符号在其符号周期内进行循环自相关函数的估计,然后计算判决量和判决门限并将两者进行比较从而得到判决结果。在使用 80 个 OFDM 符号,采样速率 20 MHz 的情况下,该方法针对 WLAN OFDM 信号能够显著地降低传统循环平稳感知方法的复杂度,而性能只受到 0.2~0.5 dB 左右的损失。接着在所提基于 OFDM 符号宽度感知方法的基础上,本文又提出了一种非参数化多天线线性加权合并方法,通过合理地优化非参数化加权系数,在多天线情况下,该合并方法的性能几乎能与传统方法一致,从而证明了本文所提合并方法的正确性和有效性。

## 参考文献

- [1] MITOLA J and MAGUIRE G Q. Cognitive radio: Making software radios more personal[J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18. doi: 10.1109/98.788210.
  - [2] ABDELMOHSEN A and WALAA H. Advances on spectrum sensing for cognitive radio networks: Theory and applications [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(2): 1277-1304. doi: 10.1109/COMST.2016.2631080.
  - [3] ZENG Y and LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2009, 57(6): 1784-1793. doi: 10.1109/TCOMM.2009.06.070402.
  - [4] 曹开田, 杨震. 一种新型的基于最大特征值的合作频谱感知算法[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(6): 1367-1372. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.01091.
- CAO Kaitian and YANG Zhen. A novel cooperative spectrum sensing algorithm based on the maximum eigenvalue[J]. *Journal of Electronics & Information*

- Technology*, 2011, 33(6): 1367–1372. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.01091.
- [5] SAEID S, ABBAS T, SAEED G, *et al.* Eigenvalue-based multiple antenna spectrum sensing: Higher order moments[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(2): 1168–1184. doi: 10.1109/TWC.2016.2640299.
- [6] DANDAWATE A V and GIANNAKIS G B. Statistical tests for presence of cyclostationarity[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(9): 2355–2369. doi: 10.1109/78.317857.
- [7] AREZUMAND H, AZMI P, and SADEGHI H. Cooperative spectrum sensing based on a low-complexity cyclostationary detection method for cognitive radio networks[C]. 2011 1st International eConference on Computer and Knowledge Engineering, Mashhad, Iran, 2011: 308–313. doi: 10.1109/ICCKE.2011.6413370.
- [8] CHOPRA R, GHOSH D, and MEHRA D K. Performance evaluation of FRESH filter based spectrum sensing for cyclostationary signals[J]. *Physical Communication*, 2016, 20: 17–32. doi: 10.1016/j.phycom.2016.04.004.
- [9] ANDREA T, ROMANO F, and DANIA M. A low-complexity cyclostationary spectrum sensing for interference avoidance in femtocell LTE-A-based networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(4): 2747–2753. doi: 10.1109/TVT.2015.2419877.
- [10] WANG J, HUANG J, CHEN R, *et al.* Near-optimum nonparametric combination scheme for cyclostationarity-based spectrum-sensing method[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2017, 36(2): 867–878. doi: 10.1007/s00034-016-0321-8.
- [11] SENER D, ZOBIA I, PASCHALIS C S, *et al.* Sparse frequency domain spectrum sensing and sharing based on cyclic prefix autocorrelation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(1): 159–172. doi: 10.1109/JSAC.2016.2633058.
- [12] TANDRA R and SAHAI A. SNR Walls for signal detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 4–17. doi: 10.1109/JSTSP.2007.914879.
- [13] GAO F, QIAN C, QIAN H, *et al.* Sensing and recognition for multiple-primary-power-level scenario with noise uncertainty [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(3): 2289–2300. doi: 10.1109/TVT.2016.2574873.
- [14] PREMA G and GAYATRI P. Blind spectrum sensing method for OFDM signal detection in cognitive radio communications[C]. 2014 International Conference on Communication and Network Technologies, Sivakasi, 2014: 42–47. doi: 10.1109/CNT.2014.7062722.
- [15] ANDERSON T W. An Introduction to Multivariate Statistical Analysis[M]. Hoboken NJ: Wiley, 2004: 67–70, 176–178.
- 王 俊: 男, 1982年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为认知无线电、宽带无线通信、统计与自适应信号处理等.
- 尹佳佳: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为统计与自适应信号处理、无线传感器网络等.
- 黄凤英: 女, 1989年生, 讲师, 研究方向为数字集成电路设计、无线传感器网络等.
- 陈 喆: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为认知无线电、无线传感器网络等.
- 徐 阳: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为无线传感器/执行器网络、无线信号接入及定位等.