



基于小波降噪的压缩感知—循环平稳检测技术

谭海峰¹, 鲁俊², 付璇¹, 张奇勋¹

(1. 北京邮电大学泛网无线通信教育部重点实验室 北京 100876;

2. 国家无线电监测中心检测中心 北京 100041)

摘要: 认知无线电技术通过次级用户动态接入空闲频谱来提高空闲频谱资源的利用效率, 是认知无线电的重要环节。在低信噪比环境下, 如何快速精确地进行频谱感知是频谱感知面临的重大挑战。提出了一种基于小波降噪的压缩感知—循环平稳特征检测器来实现低信噪比环境下的频谱检测。采用压缩感知技术提高了频谱感知的效率, 并进一步利用小波变换技术降低了压缩感知过程中引入的压缩噪声, 提高了低信噪比环境下的频谱感知准确度。仿真结果证明, 提出的基于小波降噪的压缩感知技术能够实现低信噪比环境下的频谱空洞检测。

关键词: 压缩感知; 循环平稳特征检测; 小波降噪

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015208

Cyclostationary Feature Detection Based on Compressed Sensing and Wavelet De-Noising

Tan Haifeng¹, Lu Jun², Fu Xuan¹, Zhang Qixun¹

(1. Key Laboratory of Universal Wireless Communications, Ministry of Education,
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. The State Radio_Monitoring_Center Testing Center, Beijing 100041, China)

Abstract: To improve the vacant spectrum utilization, ultra-wideband spectrum sensing is critical for cognitive radio (CR) as it enables secondary users to dynamically access the unoccupied spectrum bands. However, the fast and accurate spectrum sensing is still a challenge over an ultra-wide bandwidth in low signal to noise ratio (SNR) environment. A compressed sensing (CS)-feature detector based on wavelet de-noising was proposed to perform wideband detection in low SNR. CS was proposed to improve the efficiency of wideband spectrum sensing. And two dimensional wavelet transform was introduced to deal with the noise in spectral coherence function (SCF) by the CS process. As a result, the detection accuracy in low SNR was improved. It is found that the proposed technology can detect spectrum holes at a range of low SNR through simulation results.

Key words: compressed sensing, cyclostationary feature detection, wavelet de-noising

收稿日期: 2015-04-17; 修回日期: 2015-08-04

论文引用格式: 谭海峰, 鲁俊, 付璇等. 基于小波降噪的压缩感知—循环平稳检测技术. 电信科学, 2015208

Tan H F, Lu J, Fu X, *et al.* Cyclostationary feature detection based on compressed sensing and wavelet de-noising. Telecommunications Science, 2015208



1 引言

随着无线通信技术的飞速发展,无线频谱资源成为稀缺资源,但部分频段的利用率却非常低^[1]。为了解决频谱稀缺与频谱利用率低下的矛盾,认知无线电技术被提出并得到了广泛关注^[2]。如何快速准确地检测频谱空洞是认知无线电实现动态频谱接入面临的一个重大挑战。频谱感知的首要任务是获取频段占用状态信息,常用的频谱感知方法有:能量检测、匹配滤波和循环特征检测^[3]。能量检测对噪声非常敏感,在低信噪比(signal to noise rate, SNR)情况下性能较差;匹配滤波需要先验信息,这使得其在许多实际场景下不能应用;而循环特征检测在低信噪比情况下检测准确率较高且不需要主用户信号的先验信息,因此受到越来越多的学者和工程技术人员的关注。已经有许多研究成果^[4-6]提出了利用循环谱的形状实现信号检测和识别。

但传统的循环特征检测面临复杂度高的难题,究其原因主要来自于两个方面:高采样率,导致了较高的信号处理和存储开销;频谱相关函数计算复杂度。计算复杂度已成为循环特征检测技术应用的主要瓶颈。现代信号处理理论的基础是奈奎斯特采样定理,即采样速率至少是限带信号最高频率的二倍。无线业务的井喷式爆发,使得传统的模数转换器已不能满足当前采样速率的需求,压缩采样技术在通信领域的应用正是为了解决该难题。压缩采样理论的研究表明^[7],利用信号的稀疏特性,一个确定信号和图像可以从比奈奎斯特采样率更少的样本中重构。因此,基于压缩采样技术的频谱感知技术成为近来研究的热点^[8,9]。

针对上述问题,本文基于压缩感知与循环特征检测各自的特点,分析了二者技术结合的可行性。针对调制后的通信信号具有周期性、在循环谱上有明显的唯一性特征,可利用循环特征检测算法进行有效检测,循环特征检测最大的难题是需要更多的样本。研究发现循环谱有较高的稀疏度,符合压缩采样的条件,可先对信号进行压缩采样,再利用压缩样本来还原循环谱。因此,本文创新性地提出了压缩感知—循环特征检测算法。考虑到利用压缩采样样本直接还原循环特征谱是个非线性过程,会引入大量的噪声,进而影响频谱感知的性能,如果不对还原后的循环谱数据进行降噪处理,会大大地提高漏检概率,误导次级用户接入,干扰主用户通信。因此,本文创新性地提出将还原后的循环谱看作一幅双频率的灰度图像,检测所需的特征点对应的小波降噪^[10-12]处理的边缘点,利用压缩因子处理

小波变换系数,将噪声的小波系数置为零,再通过小波逆变换还原成处理后的循环谱数据,最后进行频谱感知。

2 压缩感知—循环平稳检测

2.1 压缩感知

为了降低频谱感知的采样率,压缩感知技术被提出。压缩采样器(AIC)可以用来获取稀疏的带限信号。图1为压缩采样器的系统框架。其解调原理如下:先用一个高速伪随机序列扫描整个频谱,并与该信号相乘;然后通过一个低速锯齿滤波器,最后就得到了相对低速率采样的信号样点。该解调器的最大优点是不需要使用高速率的采样器,解调相对于采样来说更容易实现,而且可以使用低速率的模数转换器。因此,该系统由一些顽健的、低能耗的、可用的部件组成,可以比传统的采样硬件实现更高的带限采样。

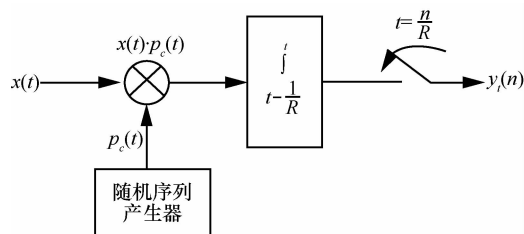


图1 随机解调器系统框架

压缩采样器的数学表达式为:

$$y_i(m) = \Phi x_i(n) \quad (1)$$

其中, Φ 表示压缩采样矩阵, 大小为 $M \times N (M \ll N)$; 向量 $y_i(m)$ 表示压缩采样后的采样值, 大小为 $M \times 1$; 向量 $x_i(n)$ 表示奈奎斯特采样值, 大小为 $N \times 1$, 信号 $x_i(n)$ 具有稀疏性, 其数学表达式为:

$$x = \Psi s \quad (2)$$

其中, 向量 s 为信号 x 在基矩阵 Ψ 上的稀疏表示, 大小为 $N \times 1$, 其非零元素的个数 $L_s \ll N$ 。

压缩率定义为:

$$C_r = M/N \quad (3)$$

显然, 压缩率 $C_r < 1$ 。因此, 压缩感知的采样率 $R = (M/N)2W$ 远远小于 $2W$ 。由于 $M < N$, 从压缩采样信号 y 恢复奈奎斯特采样信号 x 为欠定方程求解问题。通过求解 l_0 范数优化问题可以得到稀疏解。但该问题为联合优化问题, 复杂度随信号长度 N 呈指数增长。如果信号 x 是 K 阶稀疏的, 则 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M\}$ 独立同分布。另外, 如果压缩率 C_r 满足以下条件:

$$C_r \geq \frac{c \cdot K \cdot \lg(N/K)}{N} \quad (4)$$

其中, c 为常数, 则通过求解凸优化问题可得到 s 的解, 表示为:

$$\begin{aligned} \min_s \quad & \|s\|_1 \\ \text{s.t.} \quad & \Phi \Psi s = y \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\|s\|_1$ 表示 s 的 l_1 范数, 即 $\|s\|_1 = \sum_{i=1}^N |s_i|$ 。然后利用式(2)可求解奈奎斯特采样信号 x 。

2.2 循环平稳检测

对于数据, 如果它的时变自相关函数 $r_x(n, v) = E\{x(nT_s)x(nT_s + vT_s)\} = E\{x_s(n)x_s(n+v)\}$ 满足等式 $r_x(n, v) = r_x(n+kT_0, v)$, 其中 $T_0 \neq 0$, 那么就说它是循环平稳的。既然 $r_x(n, v)$ 是周期性的, 且 $x_s(n)$ 的长度为 N , 那么循环自相关函数就可以扩展为傅里叶系数形式, 表示为:

$$\tilde{r}_x^{(c)}(a, v) = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-v} r_x(n, v) e^{-j \frac{2\pi}{N} an} \right\} e^{-j \frac{\pi}{N} av} \quad (6)$$

其中, $a \in [0, N-1]$ 。循环频谱是循环自相关函数对于变量 v 的傅里叶变换, 可写为:

$$s_x^{(c)}(a, b) = \sum_{v=0}^{N-1} \tilde{r}_x^{(c)}(a, v) e^{-j \frac{2\pi}{N} \left(b - \frac{N-1}{2}\right) v} \quad (7)$$

其中, $f = \frac{1}{NT_s} \left(b - \frac{N-1}{2}\right)$, $b \in [0, N-1]$ 。

得到循环谱后便可利用熵估计算法对频谱空洞进行估计。首先, 将二维循环谱 SCF(spectral coherence function, 谱相干函数)映射到循环频域, 表示为:

$$S(\alpha) = \max_f (s_x^{(c)}(f, \alpha)) \quad (8)$$

其中, $\alpha = \frac{1}{NT_s} a$ 为循环频率, $f \in \left(-\frac{f_s}{2}, \frac{f_s}{2}\right)$ 为频率。

然后, 利用式(9)计算得到峰值因子 Γ_R 为:

$$\Gamma_R = \max(S(\alpha)) / \sqrt{\left(\sum_{\alpha=0}^N S^2(\alpha) / N \right)} \quad (9)$$

其中, N 表示选取的循环频率的个数。通过式(10)判断频谱空洞的有无, 表示为:

$$\begin{cases} H_0: \Gamma_R \leq \Gamma_{TH} \\ H_1: \Gamma_R > \Gamma_{TH} \end{cases} \quad (10)$$

其中, H_0 表示频谱空洞存在, H_1 表示主用户存在, Γ_{TH} 为预设的门限。

2.3 压缩感知与循环平稳检测的结合

利用循环平稳检测方法对频谱空洞进行检测并不需要重构奈奎斯特采样信号, 因此可以通过公式推导省去奈奎斯特采样信号的重构过程, 从而降低压缩感知—循环平稳检测算法的复杂度。简化过程主要有 3 步: 首先, 推导出循环谱与奈奎斯特采样信号之间的关系; 然后, 推导出奈奎斯特采样信号与压缩采样信号之间的关系; 最后, 通过循环谱与奈奎斯特采样信号之间的关系以及奈奎斯特采样信号与压缩采样信号之间的关系, 推导出循环谱与压缩采样信号之间的关系。

为了方便说明, 将时变的协方差 $\{r_x(n, v)\}_{n,v=0}^{N-1}$ 、循环协方差 $\{r_x^{(c)}(a, v)\}_{a,v=0}^{N-1}$ 及循环谱 $\{s_x^{(c)}(a, b)\}_{a,b=0}^{N-1}$ 用矩阵形式表示为 R 、 $R_x^{(c)}$ 及 $S_x^{(c)}$, 当奈奎斯特采样信号为实信号时, R 为对称矩阵, 可以表示为下述向量形式:

$$R = E\{x x_i^T\} = \begin{bmatrix} r_x(0,0) & r_x(0,1) & \cdots & r_x(0,N-1) \\ r_x(1,0) & r_x(1,1) & \cdots & 0 \\ r_x(2,0) & r_x(2,1) & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ r_x(N-1,0) & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$r_x = [r_x(0,0), r_x(1,0), \cdots, r_x(N-1,0), r_x(0,1), r_x(1,1), \cdots, r_x(N-2,1), \cdots, r_x(0,N-1)]^T \quad (12)$$

r_x 与 R 的关系为 $r_x = B_p \text{vec}\{R\}$ 。其中, $\text{vec}\{\}$ 表示将矩阵的所有列连接起来形成的向量。循环协方差矩阵 $R_x^{(c)}$ 和 $S_x^{(c)}$ 循环谱矩阵能通过傅里叶变换与时变的协方差矩阵 R 联系起来, 表示为:

$$\tilde{R}_x^{(c)} = \sum_{v=0}^{N-1} G_v R D_v \quad (13)$$

$$S_x^{(c)} = \tilde{R}_x^{(c)} F \quad (14)$$

其中, $F = [e^{-j \frac{2\pi}{N} v \left(b - \frac{N-1}{2}\right)}]_{(v,b)}$ 表示 N 阶快速傅里叶变换矩阵, $G_v = \left[\frac{1}{N} e^{-j \frac{2\pi}{N} v \left(b - \frac{N-1}{2}\right)} \right]_{(a,n)} \in \mathbf{C}^{N \times N}$, D_v 为 $N \times N$ 维矩阵, 该矩阵第 (v, v) 个元素为 1, 其余元素均为 0。

令 $S_x^{(c)} = \text{vec}\{S_x^{(c)}\}$, 可得:

$$S_x^{(c)} = \text{vec}\{\tilde{R}_x^{(c)} F\} = (I \otimes F) \sum_{v=0}^{N-1} (D_v^T \otimes G_v) \text{vec}\{R\} = T r_x \quad (15)$$

其中, I 为 $N \times N$ 维的单位矩阵, $\otimes$ 表示 Kronecker 积。通过上述推导可获得循环谱与奈奎斯特采样信号之间的



关系。

压缩采样信号的时变的协方差矩阵为 $R_y = E\{y y^T\} \in R^{M \times M}$ 。

类似地, R_y 能被表示成向量形式:

$$r_y = Q_M \text{vec}\{R_y\} \quad (16)$$

其中, $Q_M \in \left\{0, \frac{1}{2}, 1\right\}^{\frac{M(M+1)}{2} \times M^2}$ 。由式(1)可得:

$$R_y = \Phi R_x \Phi^T \quad (17)$$

将式(17)代入式(16)得:

$$r_y = Q_M \text{vec}\{\Phi R_x \Phi^T\} = Q_M (\Phi \otimes \Phi) \text{vec}\{R_x\} = \Lambda r_x \quad (18)$$

联立式(15)、式(18)可得到压缩采样矩阵与循环谱矩阵的线性关系表达式为:

$$r_y = \Lambda T^* s_x^{(c)} = H s_x^{(c)} \quad (19)$$

其中, $\Psi = Q_M (\Phi \otimes \Phi) \text{vec}\{R\}$, 大小为 $\frac{M(M+1)}{2} \times \frac{N(N+1)}{2}$ 。

由于二维循环谱高度稀疏, $s_x^{(c)}$ 的重构问题能够通过下述非约束最小 l_1 范数—最小二乘法(LR-LS)解决:

$$\min_{s_x^{(c)}} \|r_y - \Psi s_x^{(c)}\|_2^2 + \lambda \|s_x^{(c)}\|_1 \quad (20)$$

在实现过程中, 每个采样器都配置一个二进制无进位加法器。在加法器中, 有个状态可用, 本文考虑不使用状态, 剩余个状态的状态转移如图2所示。

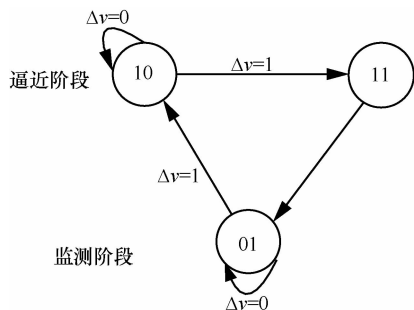


图2 状态转移

如图2所示, 状态是初始化状态, 状态是个暂态。状态变量的第一个值表示所处的采样阶段, 第二个值用来推进状态转移, 触发状态转移的校正量 Δv 由 DCSR 算法得出。

DCSR 算法将整个检测过程分为两个阶段: 逼近阶段和监测阶段。逼近阶段是初始化阶段, 它的主要目标是逐步求出保证检测性能所需的最小采样数。监测阶段是第二个阶段, 主要用来监控频谱状态是否发生变化, 算法表示如下。

算法1 DCSR。

初始化: 设置信道稀疏度 $K=N$, 加法器状态 $s_{1s_2}=0$, 迭代次数 $i=0$, 特征统计量的绝对值变化量 $\Delta\Gamma=0$ 。

if $s_1=1$ then

if $\Delta\Gamma \leq 0.1$ then

$K=K-2^i, i=i+1, \Delta v=0$, 计算出最新的 $\Delta\Gamma$;

else if

进入监测阶段, 且设置 $K=K+1, \Delta v=1$, 计算出最新的 $\Delta\Gamma$;

end if

else

if $\Delta\Gamma < 0.15$ then

$K=K, \Delta v=0$, 计算出最新的 $\Delta\Gamma$;

else

$K=N, i=0$, 重新启动算法, 且设置 $\Delta v=1$ 。

end if

end if

返回采样速率值: $R=1.7 \times K \times \lg(W/K+1)$

使用 DCSR 算法, 频谱检测所需的采样数为 $R = \sum 1.7 \times$

$K_i \times \lg(W/K_i+1)$, 由于 $K_i \ll N$, 所以比精确重构信号所需采样数 $R=1.7 \times N \times \lg(W/N+1)$ 小很多。采用 DCSR 算法, 进一步估计采样样本数 R 与稀疏度 K 、限带带宽 W 的关系。在 500 次重复实验中, 发现达到一定检测性能所需的最小样本数大致符合该界限 $R=1.1 \times K \times \lg(W/K+1)$ 。

3 基于小波降噪的压缩感知—循环平稳特征检测器

提出一种基于小波降噪的压缩感知—循环平稳特征检测器, 提出的检测器按以下 3 个步骤进行频谱感知: 利用次奈奎斯特采样率采样传输信号并还原得到循环谱; 应用二维小波变换进行降噪处理; 根据处理后的结果计算特征统计量, 并根据判决门限给出结果, 判定信道是否为空。因此, 主要的研究工作为: 引入小波变换对信号进行降噪处理, 提升压缩感知—循环特征检测算法的检测性能; 分析压缩还原过程中引入的噪声及其对信号检测的影响; 将特征检测器用数学矩阵进行定量表征和描述。

提出的特征检测器的系统架构如图3所示。首先, 实现压缩采样, 以次奈奎斯特速率对天线接收端的信号进行采样, 然后利用压缩采样样本, 通过非线性优化算法直接还原循环谱, 并分析该过程引入的噪声, 为了确保检测性能, 需要采取一定的措施来减少噪声; 接着, 通过将谱相关函数看作一幅灰度图像, 利用二维小波变化对其进行降噪

处理;最后,利用处理后的矩阵数据得到一个特征统计量,与判决门限对比得出最终的判定结果。

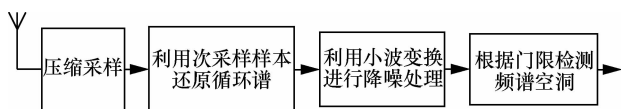


图 3 基于小波降噪的压缩感知—循环平稳特征检测器的系统架构

调制信号的特征频率点对应 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 相应的特征频谱线,如果将 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 看作一幅灰度图像,那么循环频率点对应图像的边缘。因此,可以有效利用小波降噪处理技术。 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 被分解为水平和垂直两个方向的细节图像,选取一个合适的可导平滑函数 $\theta(x, y)$, $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 的二阶小波变化可表示成 $s=2^j$ 形式:

$$\Psi^i(x, y) = \frac{\partial}{\partial x} \theta(x, y) = \frac{1}{s^2} \Psi^i\left(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}\right), i=1, 2 \quad (21)$$

因此, $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 的小波系数可用矩阵表示为:

$$W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha) = \begin{pmatrix} W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^1(f, \alpha) \\ W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^2(f, \alpha) \end{pmatrix} \quad (22)$$

式(22)实际上对应平滑后函数的 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 在 s 的梯度,梯度的边缘幅度值可以通过式(23)计算得到:

$$W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha) = \sqrt{|W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^1(f, \alpha)|^2 + |W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^2(f, \alpha)|^2} \quad (23)$$

边缘被定义为梯度模值在梯度方向的最大值。由于存在噪声,有些边缘无法被检测出来,因此原始 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 的小波系数需要进行修正,修正后的 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 尖峰值相对于噪声会更明显。因此,需要一个修正函数 $g_i(f, \alpha)$,消除由噪声引起的小波系数,保留与实际 SCF 相关的小波系数。系数可以通过式(24)进行修正:

$$UW_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^i(f, \alpha) = W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^i(f, \alpha) g_i M_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha), i=1, 2 \quad (24)$$

$\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 被高斯噪声污染, $M_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha)$ 的概率分布可近似表示为:

$$\begin{aligned} p_j(r) &= w_{noise}^j p_j(r|noise) + (1 - w_{noise}^j) p_j(r|edge) \\ &= w_{noise}^j \frac{r}{[\sigma_{noise}^j]^2} e^{-r^2/[2\sigma_{noise}^j]^2} + \\ &\quad (1 - w_{noise}^j) \frac{r}{[\sigma_{edge}^j]^2} e^{-r^2/[2\sigma_{edge}^j]^2} \end{aligned} \quad (25)$$

其中, w_{noise}^j 是噪声相关的梯度幅度值分布的先验概率, $1 - w_{noise}^j$ 是边缘相关的梯度幅度分布的先验概

率,噪声相关和边缘相关的梯度幅度分布均可近似为瑞利过程。

根据小波系数的多分辨率累计相乘特性,推导出一个收缩因子 $g_i(f, \alpha)$ 。这个方法虽表现出优秀的性能,但是噪声估计以及 $g_i(f, \alpha)$ 在各个阶数的迭代计算有点复杂。因此,使用了一个更简单的硬门限判决方法来提取信号的小波系数。提出的压缩因子 $g_i(f, \alpha)$ 可表示为:

$$g_j(f, \alpha) = \begin{cases} W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^i(f, \alpha) \left(1 - \left| \frac{\gamma}{W_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}^i(f, \alpha)} \right|^n\right), & M_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha) \geq \gamma \\ 0, & M_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha) < \gamma \end{cases} \quad (26)$$

其中, 门限值 γ 可通过 $\gamma = \sigma \sqrt{2 \lg N}$ 计算得到, N 是该阶求导小波系数的个数, σ 是方差。

小波系数可以通过比较门限值 γ 与 $M_{2^j \hat{S}_x^{(e)}}(f, \alpha)$ 进行更新,这里基于的条件是:如果小波系数的模值比既定门限大,则认为它是信号相关的小波系数;否则,则认为它是噪声相关的小波系数,将其置为零。由式(26)可知,当 $n \rightarrow \infty$ 时,该判决方法相当于硬判决;当 $n=1$ 时,该判决方法相当于软判决。 n 越小,函数曲线越光滑。由于 $\hat{S}_x^{(e)}(f, \alpha)$ 比较光滑,将 n 值设为 3。

最后,利用更新后的小波系数执行反小波变化,得到降噪处理后的矩阵 $S'(f, \alpha)$ 。

4 仿真结果与分析

为了凸显 DCSR 算法的优势,对 AWGN 信道环境下的二进制相移调制(BPSK)信号进行了大量仿真。采用检测概率 P_d 和虚警率 P_{fa} 来表征检测性能。在仿真中,所设置的检测性能必须达到 $P_d > 0.9$ 、 $P_{fa} < 0.05$ 。

图 4 对比了能量检测算法、提出的 DCSR 算法、传统的循环特征检测算法的检测性能。设置虚警率 $P_{fa} = 0.05$,观测检测概率 P_d 随信噪比 SNR 的变化。结果表明,提出的 DCSR 算法在 SNR = -17 dB 时,仍有非常不错的检测性能 $P_d > 0.9$,而且,虽然 DCSR 算法用了较少的样本数,但是和传统循环特征检测算法在检测性能上没有太大差别。随着 SNR 的增大,检测性能提升,直至逼近 1。

为了验证提出的 WT-CS 特征检测器的性能,对典型的调制信号如 BPSK、QPSK 和最小频移(MSK)信号在高斯白噪声信道下进行了仿真。用参数 $SNR_{improvement}$ 评估降噪性

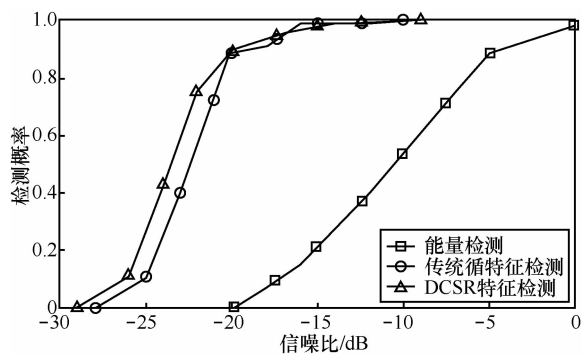


图4 不同算法检测性能对比

能,采用检测概率 P_d 和 P_{fa} 虚警率两个指标来衡量检测性能。

QPSK 信号降噪处理前后效果对比如图 5 所示。降噪处理前的 QPSK 信号的 SCF 函数如图 5(a)所示,在 α 轴上除了一些固有尖峰点外,还存在一些噪声尖峰点。然而,经过小波降噪后的噪声尖峰点被很好地抑制了,图 5(b)为降噪处理后的 QPSK 信号的 SCF 函数,证明了小波降噪处理的有效性。因此,降噪处理后的 SCF 数据的信噪比大大地提高了,增强了检测的准确性。

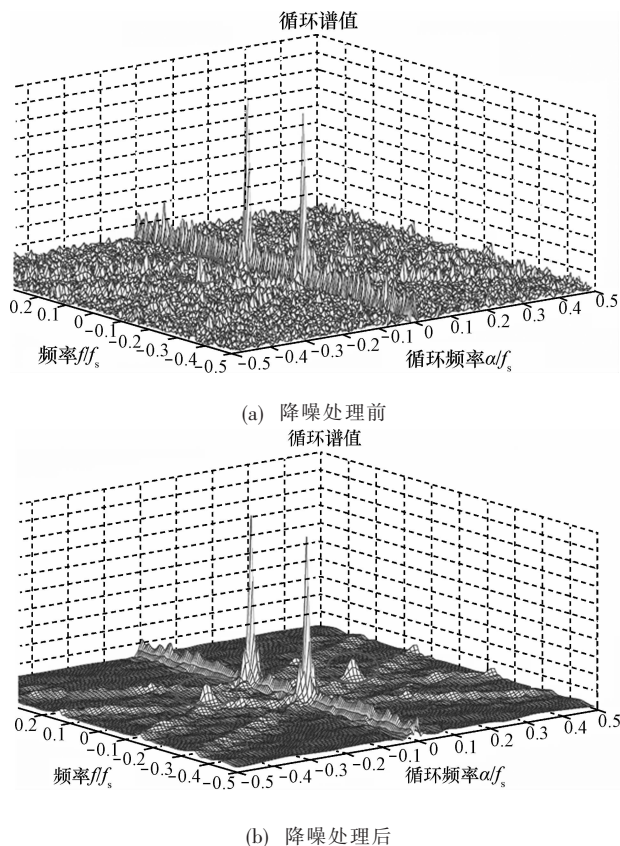


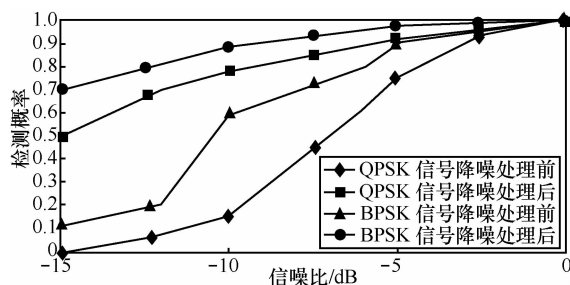
图5 QPSK 信号降噪处理前后效果对比

对其他调制信号也进行了仿真,降噪性能统计结果见表 1。输入的信号是不添加任何噪声的纯信号。

表 1 降噪性能统计结果

调制类型	信噪比提升 $SNR_{improvement}$ /dB
BPSK	8
QPSK	17
BFSK	6
MSK	9
QAM	10

除此之外,还对比了 QPSK 信号和 BPSK 信号在不同输入信噪比条件下降噪处理前后的检测性能,如图 6 所示,虚警率设置为 $P_{fa}=0.05$ 。

图6 BPSK、QPSK 信号不同信噪比情况下
降噪处理前后检测性能

由表 1 可知,小波降噪处理提高了 SCF 的信噪比,尤其是对 QPSK 信号。研究表明:QPSK 信号的 SCF 函数的特征谱线最少,因此对非线性过程引入的噪声更加敏感,因而其降噪处理的效果也最明显。其他调制信号如二进制频移键控(BFSK)、MSK、正交调幅(QAM)等信号有比较明显的区别于噪声的特征谱线,在信噪比达到 -5 dB 以上时仍然能够与噪声有效地区别开来。然而,当信噪比低于 -5 dB 时,这些调制信号的检测性能会受到非线性还原引入的噪声的影响。因此,在低信噪比情况下,小波降噪处理对这类信号十分有效。

5 结束语

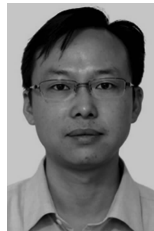
针对低信噪比环境下无法实现信号的快速精确检测的问题,本文提出了一种基于小波降噪的压缩感知—循环平稳特征检测器。提出采用压缩感知的方法解决检测效率问题,利用小波变换技术来降低压缩感知过程带来的压缩噪声,从而提高低信噪比环境下的检测准确度。仿真结果表明,通过小波变换能够降低压缩感知带来的噪声,从而更有效地提取信号的特征。总之,本文提出的压缩感知—

小波降噪的循环平稳检测方法实现了高效精确的频谱感知,为次级用户更加快速地接入未授权频带和提高频谱利用效率提供了技术保证。

参考文献

- 1 Federal Communications Commission. Notice of Proposed Rule Making and Order: Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient, and Reliable Spectrum Use Employing Cognitive Radio Technologies. ET Docket No.03~108, 2005
- 2 Yucek T, Arslan H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2009, 11(1): 116~130
- 3 Bhargavi D, Murthy C R. Performance comparison of energy, matched-filter and cyclostationarity-based spectrum sensing. Proceedings of IEEE Eleventh International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), Marrakech, Morocco, 2010: 1~5
- 4 Kyouwoong K, Akbar I A, Bae K K, *et al.* Cyclostationary approaches to signal detection and classification in cognitive radio. Proceedings of IEEE 2nd International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN), Dubli, Republic of Ireland, 2007: 212~215
- 5 Adoum B A, Jeoti V. Cyclostationary feature based multiresolution spectrum sensing approach for DVB-T and wireless microphone signals. Proceedings of 2010 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE), Kuala Lumpur, Malaysia, 2010: 1~6
- 6 Dandawate A V, Giannakis G B. Statistical tests for presence of cyclostationarity. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(9): 2355~2369
- 7 Tian Z, Giannakis G B. Compressed sensing for wideband cognitive radios. Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Honolulu, HI, USA, 2007
- 8 Leus G, Tian Z. Recovering second-order statistics from compressive measurements. Proceedings of 4th IEEE Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP), San Juan, Argentina, 2011: 337~340
- 9 Tian Z. Cyclic feature based wideband spectrum sensing using compressive sampling. Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Communications (ICC), Tyoto, Japan, 2011: 1~5
- 10 Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 617~643
- 11 Karthik D, Manikandan P N, Hari R R S, *et al.* A novel algorithm for spectrum sensing using adaptive wavelet edge detection scheme. Proceedings of 3rd International Conference on IEEE Electronics Computer Technology (ICECT), Kanyakumari, India, 2011: 118~122
- 12 Li W S, Zhao J. Application of wavelet transform in edge detection. Proceedings of 4th International Congress on image and Signal Processing (CISP), Shanghai, China, 2011: 2173~2176

[作者简介]



谭海峰,男,北京邮电大学博士生,主要研究方向为无线电频谱工程、频谱管理、无线电监测等。



鲁俊,男,国家无线电监测中心检测中心工程师,主要从事无线电设备检测及相关标准管理工作。



付璇,男,北京邮电大学硕士生,主要研究方向为认知无线电、频谱感知、压缩感知等。



张奇勋,男,北京邮电大学副教授,主要研究方向为异构无线网络融合、认知无线网络、超密集部署网络优化等。