

# 基于压缩感知的新型宽带频谱协作检测算法

陈磊<sup>1</sup>, 王红军<sup>1</sup>, 张旻<sup>1</sup>, 毕光国<sup>2</sup>

(1. 电子工程学院, 安徽合肥, 230037; 2. 东南大学国家移动通信研究实验室, 江苏南京, 210096)

**摘要** 针对认知无线电领域现有的宽带频谱检测技术在低信噪比情况下检测性能不足的问题, 提出了一种新型的基于压缩感知的宽带频谱协作感知算法。该算法依据无线通信信号在循环谱域具有独特的稀疏特性, 首先从信号相关函数的压缩采样中获取循环谱的观测值, 然后利用稀疏自适应同步匹配追踪协作重构算法重构出整个宽带内所有信号的循环谱。仿真结果表明: 该宽带检测算法在低信噪比和瑞利衰落信道条件下, 具有较好的检测性能。同时, 与以往经典的重构算法相比, 该算法中提出的稀疏自适应同步匹配追踪协作重构算法在重构精度和算法复杂度等方面都有较大的提高。

**关键词** 认知无线电; 压缩感知; 稀疏特性; 循环谱; 宽带检测

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.04.018

**中图分类号** TN92 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2013)04-0076-05

## A Novel Cooperative Wideband Spectrum Detection Algorithm Based on Compressed Sensing

CHEN Lei<sup>1</sup>, WANG Hong-jun<sup>1</sup>, ZHANG Min<sup>1</sup>, BI Guang-guo<sup>2</sup>

(1. PLA Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China;

2. National Mobile Communications Research Laboratory of Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** Aimed at the poor performance of the wideband spectrum detection under low SNR, a novel cooperative wideband spectrum detection algorithm is presented based on compressed sensing for cognitive radio. By using the algorithm, first the measurements of cyclic spectrum from the signals' cross-correlation function of compressive samples are achieved on the basis of the unique sparse property of wireless communication signals in cyclic spectra region. Then all signals' cyclic spectra are reconstructed in the entire wideband by adopting the Sparse Adaptive Simultaneous Matching Pursuit (SASMP) cooperative algorithm. Simulation results show that the algorithm proposed has a better performance under Raleigh fading channel and low SNR environment, and the SASMP cooperative algorithm is improved in reconstructing quality and algorithm complexity compared with other classical algorithms.

**Key words:** cognitive radio; compressed sensing; sparse property; cyclic spectrum; wideband detection

认知无线电以其较高的频谱利用率和自适应回避干扰的特性, 越来越得到广泛的重视。认知无线

电通信的首要技术就是频谱感知, 如何准确高效快速地实现弱信号检测是信号检测和信号估计领域一

收稿日期: 2013-01-23

基金项目: 国家“973”基金资助项目(2007CB310603); 国家自然科学基金资助项目(60972161)

作者简介: 陈磊(1987-), 男, 四川南充人, 硕士生, 主要从事认知无线电研究。

E-mail: 15255126845@163.com

直面临的难题。

随着信号处理技术的发展,一些学者利用压缩感知理论(Compressed Sensing, CS)<sup>[1]</sup>开展了宽带频谱检测的研究。Tian 等人<sup>[2]</sup>首先在宽带认知无线电中引入了CS理论,利用小波变换进行频谱边缘检测。但该方法依然需要高速的ADC进行宽带信号采样。文献[3]在此方面做出了改进,利用模拟/信息转换器(Analog-to-Information Converter, AIC)实现了宽带模拟信号信息获取方式,最后采样能量检测方法判断频谱占有情况。文献[4]在多跳的认知无线网络使用基于压缩感知的分布式协作宽带频谱检测的方法,它对本地频谱进行了估计,并采用了分布式一致优化算法提高了检测性能。然而,文献[2~4]分别利用CS理论重构出功率谱或频谱再进行检测,其不足之处在于受不确定噪声的影响,所提出的算法检测性能在低信噪比下将急剧下降,并且在信号重构时算法都是假设稀疏度  $K$  为已知,而在实际应用中,稀疏度  $K$  通常是未知的。

## 1 模型与信号的表示

考虑由  $J$  个认知检测设备(Detection Equipment, DE)采用分布式技术协作检测一段较宽的频段,其频率范围为  $[-f_{\min}, f_{\max}]$ 。假设在该频段内有  $I$  个目标信号,其中第  $i$  个信号表示为  $x_i(t)$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, I\}$ 。信号的波形、带宽和载波频率等信息未知。假设每个检测设备都能够接收  $[-f_{\min}, f_{\max}]$  这个频段范围的所有信号。以单个DE为例说明其检测过程。单个DE接收到的信号表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^I h_i x_i(t) + \omega(t) \quad (1)$$

式中:  $h_i$  为信道增益;  $\omega(t)$  为加性环境噪声。  $S(\alpha, f)$  为  $x(t)$  的循环谱。其中  $f$  是频率,  $\alpha$  是循环频率,  $S(\alpha, f)$  仅在  $\alpha$  和  $f$  满足  $|f| + \alpha/2 \leq f_{\max}$  时非零<sup>[4]</sup>。在宽带检测过程中  $f_{\max}$  可以非常大,因此要求的采样速率  $f_s$  将非常高,这将造成很高的能量消耗和ADC的高硬件成本。因此,必须充分利用信号在循环谱域具有独特的稀疏特性,采用压缩感知技术来降低采样速率。

在CS中,  $x(t)$  不是直接的采样,而是以低速率  $f_{s,c} = 1/T_{s,c}$  采样之前先让信号先通过一系列适当设计的模拟滤波器  $\{a_m(t)\}_m$  产生  $z[m] = a_m(t) * x(t) \Big|_{t=mT_{s,c}}$  ( $*$  表示卷积)。根据CS理论只要  $\{a_m(t)\}_m$  满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)<sup>[1]</sup>。即使  $f_{s,c}$  小于奈奎斯特采样速率,  $x(t)$  仍可以较高的概率恢复<sup>[6]</sup>。

一个压缩采样器只需产生  $M$  个采样值,把这些压缩采样值收集到向量  $\mathbf{z}_t = [x[0], x[1], \dots, x[M-1]]^T$  中,  $M = T_B/T_{s,c}$ 。很明显实际的采样速率  $f_{s,c} = \frac{1}{T_{s,c}}$  只是  $f_s$  的一部分,  $f_{s,c} = (M/N)f_s$ 。  $\mathbf{z}_t$  是  $\mathbf{x}_t$  是通过一个线性采样矩阵  $\mathbf{A} \in R^{M \times N}$  建立关系,  $\mathbf{A}$  中行是由采样滤波器  $\{a_m(t)\}_m$  的相应数字表达式构成。因此,在离散的时域,压缩采样过程则可以表示为:

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{A} \mathbf{x}_t \quad (2)$$

需注意的是,采样值  $\mathbf{z}_t$  是  $x(t)$  以次奈奎斯特速率  $f_{s,c} = (M/N)f_s$  收集的,因此,需要解决两个方面的问题:一是在  $|f| + \alpha/2 \leq f_{\max}$  情况下如何直接从压缩测量向量  $\mathbf{z}_t$  重构出循环谱  $S(\alpha, f)$ ;二是根据恢复的循环谱,如何提取有用的特征估计出宽带频段的频谱占用情况。

## 2 稀疏循环谱的重构

### 2.1 向量之间的映射关系

考虑1个通信信号  $x(t)$ , 数字序列  $\mathbf{x}_t$  是零均值,具有循环平稳特性,由  $r_x(n, \nu)$  对于时间  $n$  的傅里叶序列可得出  $x(t)$  的循环协方差函数,由于  $\mathbf{x}_t$  是有限长度为  $N$  的序列,它的循环协方差可估计为:

$$\hat{r}_x^{(\alpha)}(a, \nu) = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-\nu} r_x(n, \nu) e^{-j\frac{2\pi}{N}an} \right\} e^{-j\frac{2\pi}{N}a\nu} \quad (3)$$

式中:  $a \in [0, N-1]$  表示循环频率  $\alpha = \frac{1}{NT_s}a$ , 调节项  $e^{-j\frac{2\pi}{N}a\nu}$  是为了使序列相对于  $a$  对称。

循环谱是循环协方差关于时延  $\nu$  的傅里叶变换,表示如下:

$$s_x^c(a, b) = \sum_{\nu=0}^{N-1} \hat{r}_x^{(\alpha)}(a, \nu) e^{-j\frac{2\pi}{N}b\nu} \quad (4)$$

式中  $b \in [0, N-1]$  表示频率  $f = \frac{1}{NT_s}b$ , 现在的问题就是如何从压缩采样向量  $\mathbf{z}_t$  恢复循环谱出  $\{s_x^c(a, b)\}_{a,b=0}^{N-1}$ 。

为了便于分析,用  $\mathbf{R}_x$ ,  $\hat{\mathbf{R}}_x^{(\alpha)}$  和  $\mathbf{S}_x^{(\alpha)}$  来分别表示  $\{r_x(n, \nu)\}_{n,\nu=0}^{N-1}$ ,  $\{\hat{r}_x^{(\alpha)}(a, \nu)\}_{a,\nu=0}^{N-1}$  和  $\{s_x^c(a, b)\}_{a,b=0}^{N-1}$  的矩阵形式,它们都是  $N \times N$  的矩阵。限于篇幅的限制,具体的推导过程省略,根据文献[6]经推导可得出如下的关系:

$$\mathbf{r}_z = \mathbf{\Phi} \mathbf{H}^\dagger \mathbf{W} \mathbf{s}_x^{(\alpha)} = \mathbf{\Psi} \mathbf{s}_x^{(\alpha)} \quad (5)$$

式中  $\mathbf{\Psi} = \mathbf{\Phi} \mathbf{H}^\dagger \mathbf{W}$  大小为  $\frac{M(M+1)}{2} N \left[ \frac{N}{2} + 1 \right]$ 。

在获取易得到的协方差向量  $\mathbf{r}_z$  后,循环谱的恢复问题变成从式(5)中求解出  $\mathbf{s}_x^{(\alpha)}$ , 由于式(5)中的方程是一个欠定的线性方程,不容易求解,但由于在实

际的无线网络中频谱利用率较低,未知的循环频谱向量  $\mathbf{s}_x^{(c)}$  具有稀疏性,满足压缩感知的要求,可以通过求解  $l_1$  范数意义下的优化问题即可得到稀疏向量  $\mathbf{s}_x^{(c)}$ 。

$$\min_{\mathbf{s}_x^{(c)}} \|\mathbf{s}_x^{(c)}\|_1, \quad \text{s. t. } \mathbf{r}_z = \Psi \mathbf{s}_x^{(c)} \quad (6)$$

## 2.2 SASMP 协作重构算法

高重构精度及低计算复杂度的重构算法是 CS 的 2 个核心要求。在认知无线网中,为了克服无线通信过程中产生的多径衰落、阴影和隐终端等不利因素的影响,采用协作的频谱感知能够大大的提高检测性能。文献[8]的研究表明,在基于 CS 的频谱感知方法中,多个 DE 协作检测还可以减少观测数目,提高重构精度。经典的 SOMP (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, SOMP)<sup>[8]</sup> 是基于正

交匹配追踪算法<sup>[9]</sup>,每次迭代只选取一个原子,需要迭代的次数较多,算法复杂度较高,且在含噪环境下重构并不理想。然而,频谱检测往往需要对噪声具有一定的鲁棒性。因此,本文结合同步正交匹配追踪和稀疏自适应匹配追踪 (Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)<sup>[11]</sup> 算法的优点设计了一种改进的协作重构算法:稀疏自适应同步匹配追踪 (Sparsity Adaptive Simultaneous Matching Pursuit, SASMP) 算法。

定义矩阵  $\Psi_T$  表示满秩矩阵  $\Psi$  在索引集合  $T$  上由列向量构成的子矩阵,矩阵  $\Psi^T$  表示矩阵  $\Psi$  的伪逆矩阵,其表达式可以写成  $\Psi^T = (\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T$ 。假设每个 DE 的滤波器数目为  $M$ ,则 SASMP 算法的基本流程见表 1。

表 1 SASMP 算法流程

Tab. 1 The SASMP algorithm flow path

输入: $J$ 个观测矩阵 $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_J]$ , $J$ 个循环谱观测向量 $\mathbf{r}_z = [r_z^1, r_z^2, \dots, r_z^J]$ , 算法步长 $S_F$ , 误差门限 $\zeta$ ;
输出: $J$ 个观测信道循环谱向量 $\mathbf{s}_x^{(c)} = [s_{x,1}^{(c)}, s_{x,2}^{(c)}, \dots, s_{x,J}^{(c)}]$ ;
初始化: 迭代次数 $k=1$ , 支撑集 $T_0 = \emptyset$ , 支撑集初始大小 $\xi = S_F$ , 阶段索引 $i=1$ , 残差 $\mathbf{r}_j^0 = \mathbf{r}_z^j$ ;
算法步骤:
步骤 1: 计算 $S_k = \max \left( \sum_{j=1}^J  \Psi_j \mathbf{r}_j^{(k-1)} , \xi \right)$ , 取最大的 $\xi$ 个值对应的索引, 存入集合 $S_k$ , 得到候选集合 $C_k = T_{k-1} \cup S_k$ ;
步骤 2: 计算 $T = \max \left( \sum_{j=1}^J  \Psi_{k,j}^T \mathbf{r}_z^j , \xi \right)$ 取最大的 $\xi$ 个值对应的索引, 存入支撑集 $T$ , 计算残差 $\mathbf{r}_j = \mathbf{r}_z^j - \Psi_{T,j} \Psi_{T,j}^T \mathbf{r}_z^j$ ;
步骤 3: 对每一个 DE, 判断是否满足迭代终止条件 $\ \mathbf{r}_j\ _2 \leq \zeta$ , 如果任意 $j$ 满足条件, 则停止循环, 执行步骤 7, 否则执行步骤 4;
步骤 4: 对每一个 DE, 判断是否满足 $\ \mathbf{r}_j\ _2 \geq \ \mathbf{r}_j^{(k-1)}\ _2$ , 如果任意 $j$ 满足条件, 执行步骤 5, 否则执行步骤 6;
步骤 5: 更新阶段索引 $i = i+1$ , 更新支撑集大小 $\xi = iS_F$ , 保持原有支撑集和残差, 进入下一个循环 $k = k+1$ ;
步骤 6: 更新支撑集 $T_k = T$ , 更新残差 $\mathbf{r}_j^k = \mathbf{r}_j$ , 进入下一个循环 $k = k+1$ ;
步骤 7: 满足终止条件, 输出重构向量 $\mathbf{s}_{x,j}^{(c)} = \Psi_{T,j}^T \mathbf{r}_z^j$ 。

## 3 宽带频谱检测算法

在重构出稀疏的循环谱  $S(\alpha, f)$  的向量形式  $\mathbf{s}_x^{(c)}$  后, 下一步希望能够估计出一段宽频段内的所有子信道的信号频谱情况, 即估计个具体频率位置  $f^{(n)}$  是否被目标信号所占用。文中采用一种基于多个循环频率的广义似然比 (Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT) 的宽带频谱检测方法。

根据式(4)离散循环谱  $\mathbf{s}_x^{(c)}(a, b)$  频率分辨率, 设  $f^{(n)} = \frac{n}{N} f_s, \forall n \in [0, N/2]$ 。

现在以一个子信道  $f^{(n)}$  占用与否判决为例, 假设在此子信道被一个目标信号占用, 那么, 此目标信号的循环谱会占据一个区域  $\mathbf{I}^{(n)}$ , 这个区域是由循环频率和频率对  $(\alpha, f)$  构成<sup>[5]</sup>:

$$f + \alpha/2 = f^{(n)} \text{ 且 } |f| + |\alpha|/2 \leq f_{\max}, \quad \forall (\alpha, f) \in \mathbf{I}^{(n)} \quad (7)$$

在离散时域, 此区域由离散点  $(\alpha_i, f_i) \in \mathbf{I}^{(n)}$  表示, 对应的一个整数值集  $(a_i, b_i)$ , 即  $S(\alpha_i, f_i) = \mathbf{s}_x^{(c)}(a_i, b_i), \forall i \in \mathbf{I}^{(n)}$ 。因为  $\alpha_i = 1/N T_s a_i$  和  $f_i = 1/N T_s b_i$ , 则集合  $\mathbf{I}_d^{(n)}$  能够由式(7)推出:

$$b_i + \frac{a_i}{2} = n, \text{ 和 } |b_i| + \frac{|a_i|}{2} \leq \frac{f_{\max} N}{f_s} \leq \frac{N}{2}, \quad \forall i \in \mathbf{I}_d^{(n)} \quad (8)$$

存储估计的  $\{\mathbf{s}_x^{(c)}(a_i, b_i)\}_{i \in \mathbf{I}_d^{(n)}}$  到一个大小为  $|\mathbf{I}_d^{(n)}|$  的向量  $\mathbf{e}^{(n)}$ ,  $\mathbf{e}^{(n)}$  由循环谱向量  $\mathbf{s}_x^{(c)}$  满足  $i \in \mathbf{I}_d^{(n)}$  的元素构成:

$$\mathbf{e}^{(n)}[i] = \mathbf{s}_x^{(c)}(a_i, b_i), \quad i \in \mathbf{I}_d^{(n)} \quad (9)$$

为了能够检测在频率  $f^{(n)}$  处的目标信号是否存在, 可以根据如下的二元假设进行检测:

$$H_1: \mathbf{e}^{(n)} = \mathbf{c}^{(n)} + \boldsymbol{\varepsilon}; \quad H_0: \mathbf{e}^{(n)} = \boldsymbol{\varepsilon} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{c}^{(n)}$  是循环谱的非随机的真实向量值;  $\boldsymbol{\varepsilon}$  是服从渐进高斯分布, 例如,  $\lim_{LN \rightarrow \infty} \sqrt{LN} \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \Sigma^{(n)})$ , 其中  $\Sigma^{(n)}$  为渐进协方差矩阵。由于  $\Sigma^{(n)}$  很难获得, 可以通过使用压缩采样值  $\{\mathbf{z}_t(l)\}_{l=0}^{L-1}$ <sup>[6]</sup> 来盲估计  $\Sigma^{(n)}$ , 因此, 在 GLRT 检测器中用  $\hat{\Sigma}^{(n)}$  代替  $\Sigma^{(n)}$ 。

根据式(10)可以得到基于 GLRT 的检测器的检测统计量如下:

$$\mathbf{I}^{(n)} = (\mathbf{e}^{(n)})^T (\hat{\Sigma}^{(n)})^{-1} \mathbf{e}^{(n)} \quad (11)$$

根据奈曼-皮尔逊准则,选择一个满足恒虚警概率的检测门限  $\eta^{(n)}$ 。然后把  $\mathbf{I}^{(n)}$  与  $\eta^{(n)}$  作对比判决出在频率  $f^{(n)}$  处子信道是否被占用。由于  $\mathbf{e}^{(n)}$  包含了多个循环频率  $\alpha_i, i \in \mathbf{I}_d^{(n)}$ , 因此,本文的检测器是一个多循环频率的 GLRT 检测器。把所有的子信道的判决结果结合起来,就可得到单个 DE 对整个宽带频谱占用情况的检测结果。

### 4 仿真实验结果与分析

利用 Matlab 仿真平台对所提出的基于压缩感知的协作宽带频谱检测算法的性能进行了蒙特卡洛仿真实验。仿真中需要感知一段 100~200 MHz 范围内频谱占用情况,并将 100 MHz 的频宽划分为  $N_c=50$  个不重叠的等带宽的子信道,每个子信道的带宽为 2 MHz。传播环境为混杂有高斯白噪声的瑞利衰落信道。假设在一个检测周期内这段频谱范围内的频谱占用情况不变,设总的检测时间为  $T=3$  ms,并划分总的时间为  $L$  个时间块,则每块的时间长度  $T_b=T/L$ 。在每个感知周期内,随机选取 10 个子信道被目标信号占用,其余子信道为空闲信道。重构算法误差门限值  $\zeta=10^{-2}$ 。每个仿真实验都独立运行 1 000 次。

基于压缩感知的协作宽带频谱检测的一个重要特点是通过压缩采样来减轻对宽带采样负担和 DE 的能量消耗。但是随着压缩比不断减小,算法的检测性能会不断降低。因此,下面研究随着压缩采样比  $M/N$  的降低对本文利用 SASMP 恢复循环谱(Cyclic Spectrum, C-S)的算法的影响。它的性能的度量选取重构的循环谱  $\mathbf{s}_x^{(M/N)}$  的归一化的均方误差 (NMSE),其定义如下:

$$NMSE = E \{ \|\mathbf{s}_x^{(M/N)} - \mathbf{s}_x^{(o)}\|_2^2 / \|\mathbf{s}_x^{(o)}\|_2^2 \} \quad (12)$$

类似的,文献[2]中的提出的重构功率谱(Power Spectral Density, PSD)的 NMSE 性能定义如下:

$$NMSE = E \{ \|\bar{\mathbf{s}}_x^{(M/N)} - \bar{\mathbf{s}}_x^{(o)}\|_2^2 / \|\bar{\mathbf{s}}_x^{(o)}\|_2^2 \} \quad (13)$$

式中  $\bar{\mathbf{s}}_x^{(M/N)}$  表示从在压缩比为  $M/N$  的压缩采样恢复出的功率谱,  $\bar{\mathbf{s}}_x^{(o)}$  表示未被压缩的功率谱。

图 1 描述了  $DE=5$  在时间块  $L=40, 200$  和 400 重构的循环谱,以及  $L=200$  文献[2]重构的功率谱与压缩比的关系。从图 1 可以看出,当使用  $L=200$  取代  $L=40$  取得的重构循环谱的 NMSE 性能有较大的提高。然而,  $L=400$  与  $L=200$  的性能

比较接近,这表明额外的平均没有更多的改善性能。由于  $L=200$  相对于  $L=400$  对应了更少的检测时间,因此,在性能损失在一定的容忍范围内  $L=200$  是一个更合理的选择。同时也可以看出,当  $M/N \geq 0.4$  时,重构的循环谱的 NMSE 曲线开始比较平坦,说明重构的循环谱对压缩比降低有较强的鲁棒性,即相对于重构的功率谱可以以更低的压缩采样速率对宽带信号进行采样,降低了算法复杂度,缩减了检测时间。

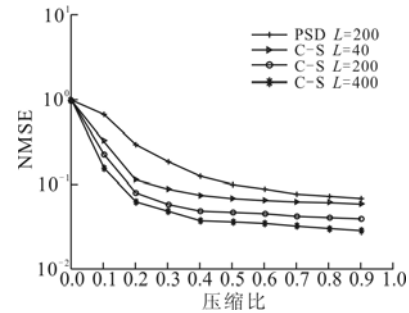


图 1 重构的 PSD 和 C-S 的 NMSE 性能对比  
Fig. 1 NMSE performance comparison of PSD and C-S

图 2 和图 3 描述了  $DE=5, L=200$  时,本文提出的 SASMP 重构算法与其它 3 种经典的重构算法 MP<sup>[10]</sup>、OMP、SAMP 在不同压缩比 ( $M/N$ ) 情况下 NMSE 性能和重构出循环谱所需要花费的平均感知时间的对比。由图 2 可以看出本文提出 SASMP 重构算法与其它 3 种经典的重构算法相比重构精度有较大的提高。由图 3 可以看出 SASMP 重构算法与其它 3 种经典的重构算法相比重构速度更快。由图 2 和图 3 可以得出本文提出的 SASMP 重构算法在重构质量与重构速度上相比于其它 3 种经典的重构算法均有较大的提高,同时,由于 SASMP 重构算法不需要把稀疏度  $K$  作为先验知识,它是一个稀疏度自适应的重构算法。因此,本文提出的 SASMP 重构算法可以作为宽带频谱检测中的一种有效的重构算法。

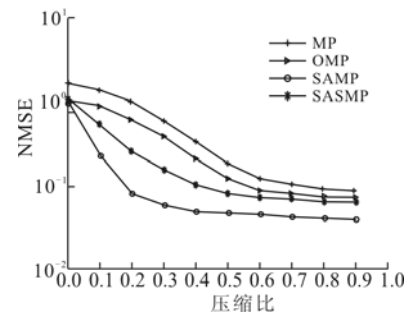


图 2 4 不同重构算法的 NMSE 性能对比  
Fig. 2 Performance comparison of four different algorithms

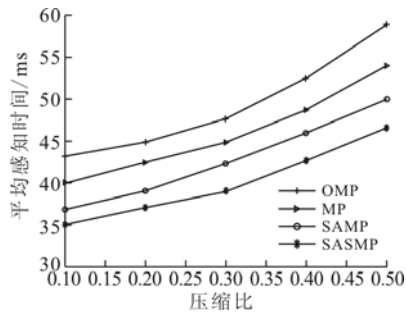


图3 4种不同重构算法的平均感知时间对比

Fig. 3 Average detection time comparison of four algorithms

在重构出循环谱后,基于多个循环频率的 GL-RT 方法用来检测宽带频谱占用情况。仿真理论值与实际工程测试性能的比较见图 4。图 4 描述了在  $L=200$ ,  $CFAR=0.01$  时,多个 DE 参与协作检测的检测概率在不同信噪比下的检测性能。定义检测概率为多用户多信道检测概率的平均值:

$$p_d = \frac{1}{J} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \Pr(\Gamma_j^{(n)} > \eta_j^{(n)} | H_1^{(n)}) \quad (14)$$

由图 4 可以看出随着参与协作检测的数的增加,检测性能也逐步提高。在  $DE=5$ ,  $SNR=-4$  dB 时,检测概率  $p_d$  能够达到 95% 以上。这是由于随着参与协作检测的数的增加,在重构循环谱阶段协作的 SASMP 重构算法能够提高重构精度,并且循环谱自身具有良好的抗噪特性。因此,本文提出基于压缩循环谱的协作宽带频谱检测算法可以实现低信噪比下有效和可靠地检测。

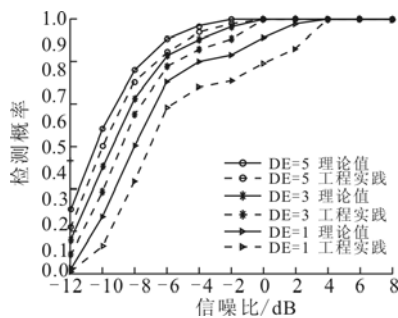


图4 基于多个循环频率的 GLRT 算法的协作检测性能

Fig. 4 Cooperative detects performance of GLRT algorithm based on multi cyclic frequency

## 5 结语

本文根据循环谱检测技术对不确定噪声有很好的鲁棒性,利用分布式多设备采用压缩感知技术对宽带频谱进行协作检测,并在重构循环谱阶段利用 SASMP 协作重构算法实现对循环谱快速准确的恢复。在重构出循环谱后,采用基于多个循环频率的

GLRT 算法用来估计宽带频谱信道占用情况。仿真结果表明:本文提出的宽带协作检测算法可以实现低信噪比情况下目标信号的可靠有效的检测,并对压缩采样速率降低有较强的鲁棒性,而 SASMP 重构算法具有更好的重构质量及更快的重构速度。算法在无线电频谱检测设备中得到了有效的应用。

### 参考文献(References):

- [1] CANDES E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE signal processing magazine, 2008, 25(2):21-30.
- [2] Tian Z, Giannakis G B. Compressed sensing for wide-band cognitive radios [C]//International conference on acoustics, speech, and signal processing. Honolulu, HI:[s. n.], 2007: 1357-1360.
- [3] Polo Y L, Wang Y, Pandharipande A, et al. Compressivewide-band spectrum sensing [C]//International conference on acoustics, speech, and signal processing, San Diego, CA:[s. n.], 2009: 178-183.
- [4] LI Z, RICHARD F, HUANG M. A distributed consensus-based cooperative spectrum sensing scheme in cognitive radios [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2010, 59(1): 383-393.
- [5] Gardner W. Exploitation of spectral Redundancy in cyclostationary signals [J]. IEEE signal processing magazine, 1991, 8(2):14-36.
- [6] Chen X, Yu Z, Hoyos S, et al. A sub-nyquist rate sampling receiver exploiting compressive sensing [J]. IEEE trans circuits sys I, 2011, 58(3):507-520.
- [7] Tian Z. Cyclic feature based wideband spectrum sensing using compressive sampling [C]//Proc IEEE int conf common. [S. l.]: IEEE press, 2011: 1-5.
- [8] Duarte M F, Sarvotham S, Baron D, et al. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals [C]//Thirty-ninth asilomar conference on signals, systems and computers. Pacific Grove, CA: [s. n.], 2005: 1537-1541.
- [9] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE transactions on information theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [10] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projection: universal encoding strategies [J]. IEEE transactions on information theory, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [11] Do T T, Gan L, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]//Asilomar conference on signals, systems and computers. Pacific Grove, CA: [s. n.], 2008: 581-587.