

## 基于压缩感知信道能量观测的协作频谱感知算法

顾彬\* 杨震 胡海峰

(南京邮电大学“宽带无线通信与传感网技术”教育部重点实验室 南京 210003)

**摘要:** 压缩感知为认知无线电宽带频谱感知提供了一种新思路。基于压缩感知原理, 该文提出一种不需要重构宽带频谱本身, 而是直接重构各信道能量的协作频谱感知方法。多个次用户使用宽带随机滤波器组获取信道能量的观测值。融合中心同步接收多个用户的能量观测, 并利用同步稀疏自适应匹配追踪协作重构算法重构所有次用户的信道能量。仿真结果表明加性高斯白噪声环境下该协作感知方法所需的滤波器数目仅为传统方法的 20% 左右, 瑞利衰落信道下也仅需传统方法的 40%, 有效降低了系统复杂度并改善感知性能。同时, 该文提出的同步稀疏自适应匹配追踪算法对比经典的同步正交匹配追踪算法在重构精度及算法复杂度两方面都有所提升。

**关键词:** 认知无线电; 宽带频谱感知; 压缩感知; 能量检测

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)01-0014-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00393

## Cooperative Wideband Spectrum Sensing Algorithm Based on Compressed Sensing Channel Energy Measurements

Gu Bin Yang Zhen Hu Hai-feng

(Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology,

Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Compressed sensing offers a new wideband spectrum sensing scheme in cognitive radio. This paper presents a cooperative sensing scheme based on compressed sensing to sense channel energies without reconstructing the wideband spectrum. Multiple secondary users employ a number of wideband random filters to achieve channel energy measurements. A centralized fusion center is used to collect simultaneously the measurements where a novel cooperative recovery algorithm named Simultaneous Sparsity Adaptive Matching Pursuit (SSAMP) is utilized to reconstruct all the channel energies. Simulations show that the cooperative scheme only needs 20% of the required number of filters in additive white Gaussian noise channel and needs 40% in Raleigh fading channel. SSAMP algorithm outperforms the Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit (SOMP) on both reconstruction quality and algorithm complexity.

**Key words:** Cognitive Radio (CR); Wideband spectrum sensing; Compressed sensing; Energy detection

### 1 引言

认知无线电(Cognitive Radio, CR)旨在不影响主用户(Primary User, PU)正常通信的前提下, 由次用户(Secondary User, SU)通过动态频谱接入的方式共享和使用空闲频谱, 解决频谱稀缺问题<sup>[1]</sup>。确保 PU 正常通信是认知无线电的前提, 因此, 频谱感知问题显得尤为重要。快速并准确感知整个频域段的信息是频谱感知的目标, 也依然是频谱感知面临的一个巨大难题。因为无论是基于能量的感知算

法或基于特征的感知算法, 获取信号时首先都需要在奈奎斯特采样定理的基础上对信号进行采样。然而, 需要感知的频谱宽度可能高达数 GHz, 这样高速的模/数转换器(Analog-to-Digital Converter, ADC)设计与海量信息处理, 无论从技术或是从成本角度都是难以实现的。另一种思路是在接收端构建窄带滤波器组, 每个滤波器感知不重叠的窄带信道进而实现宽带感知。显然, 这种方法在频谱范围较宽且需要感知的信道数目较多时, 所需要的滤波器数目等同于信道数目。

近年来, 信号信息处理的新技术压缩感知(Compressed Sensing, CS)提供了一种利用低维观测数据有效感知并重构稀疏信号的新方法<sup>[2,3]</sup>。根据 CS 理论, 只要信号在某个变换域是稀疏的, 那么就

2011-04-20 收到, 2011-10-09 改回

国家 973 计划项目(2011CB302903), 国家自然科学基金(60971129, 61071092)和江苏省“信息与通信工程”优势学科基金(YX002001)资助课题

\*通信作者: 顾彬 d0821@njupt.edu.cn

可以用一个与变换基不相关的观测矩阵，将变换所得高维信号投影到一个低维空间上，然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量的投影中以高概率重构出原信号。近年来，也有一些学者利用 CS 理论开展了频谱感知的研究，Tian 等人<sup>[4]</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。然而，该方法依然需要高速 ADC 进行宽带信号采样。文献[5]在该方面做出了改进，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，最后采用能量检测方法判断频谱占用情况。然而，文献[4,5]都需要重构出信号的频域表达形式，在获取原信号完整信息的基础上进行频谱感知。实际上，能量检测只需要利用各信道的能量对 PU 存在与否做出判决。因为宽带信号的频域稀疏系数远远大于信道数目，重构原信号大大增加了系统的复杂度。文献[6]给出一种利用滤波器组获取信道能量观测序列，进而直接重构信道能量的感知方法。由于该方法只重构了信道能量，系统复杂度大大降低。然而，尽管滤波器数目在系统实现上具有重要影响，文献[6]并没有进一步讨论有效降低所需滤波器数目的方法。

CS 频谱感知另一个需要考虑的问题是如何设计具有较高重构精度及较低计算复杂度的重构算法。文献[6]选用的线性规划 (Linear Programming, LP) 方法在重构的精确度方面具有优势，但算法复杂度较高。因此，在要求快速感知的 CR 系统中，基于迭代贪婪原理的正交匹配追踪<sup>[7]</sup> (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法由于比 LP 方法快速且易实现受到更多关注。在其基础上衍生出了正则正交匹配追踪<sup>[8]</sup> (Regularized Orthogonal Matching Pursuit, ROMP) 算法、子空间追踪<sup>[9]</sup> (Subspace Pursuit, SP) 算法及压缩采样匹配追踪<sup>[10]</sup> (Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP) 算法。尽管 SP 与 CoSaMP 算法具有较低的复杂度且提供了近似 LP 方法的重构性能，但算法中的重要参数稀疏度  $K$  在实际应用中难以获取。针对这一问题，文献[11]提出一种引入了 SP 算法回溯思想且不需要稀疏度作为先验知识的稀疏度自适应匹配追踪 (Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP) 算法。另一方面，文献[12]提出了一种分布式压缩感知方法，并采用了一种名为同步正交匹配追踪 (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, SOMP) 算法联合重构多个观测节点。实验结果表明，具有联合稀疏性的多个观测节点可利用该方法提高重构精确度，并能有效降低所需的观测数目<sup>[12]</sup>。

然而，SOMP 算法建立在 OMP 算法基础上，精确重构的理论保证性较差且需要进行的迭代次数较多。因此，设计一种结合 SOMP 和 SAMP 算法优点的协作重构算法在基于 CS 的频谱感知方法中显得尤为重要。

本文提出一种基于信道能量观测的协作频谱感知方法。该方法由多个 SU 分别构建宽带随机滤波器组并将接收的宽带信号输入滤波器组。根据 CS 理论分析，滤波器组输出信号的能量从物理意义上等价于对信道能量序列进行 CS 观测获取的观测向量。由于同一区域多个 SU 的信道能量具有联合稀疏性，利用分布式压缩感知方法可以有效降低观测数目并提高重构精度。因此，本文设计一种新的协作重构算法——同步稀疏自适应匹配追踪 (Simultaneous Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SSAMP) 算法。融合中心运用 SSAMP 算法将获取的能量观测向量联合重构为信道能量。最后通过能量检测器对宽带频谱各信道是否被占用做出判决。基于压缩感知原理，该方法可以减少观测信道所需的滤波器数目。同时，由于不需要重构宽带信号而只重构信道能量，该方法能够有效降低重构算法的复杂度，进而降低系统复杂度。本文第 2 节介绍了 CS 的背景知识及宽带感知模型，第 3 节介绍了 SSAMP 协作重构算法的具体实现，第 4 节是仿真和结果分析，第 5 节是本文的结束语。

## 2 系统模型

### 2.1 压缩感知

考虑一个实值的  $N \times 1$  维离散信号  $\mathbf{x}$ ，假定  $\mathbf{x}$  在列向量为  $\{\psi_i\}$  的  $N \times N$  维正交基矩阵  $\Psi$  上是  $K$  稀疏的，即信号  $\mathbf{x}$  可以表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N v_i \psi_i \quad \text{或} \quad \mathbf{x} = \Psi \mathbf{v} \quad (1)$$

其中稀疏系数向量  $\mathbf{v}$  只包含  $K$  个非 0 元素，并且满足  $K \ll N$ 。用一个平稳的、与变换基  $\Psi$  非相干<sup>[13]</sup> 且大小为  $M \times N$  的观测矩阵  $\Phi$  对原信号进行线性观测。根据压缩感知理论，仅仅需要  $M$  次线性随机观测就能以极大概率精确重构出原信号  $\mathbf{x}$ <sup>[3]</sup>。实际环境中，信号通常混入噪声，接收端得到的是含噪观测值  $\mathbf{y}$

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{w} = \Phi \Psi \mathbf{v} + \mathbf{w} = \Theta \mathbf{v} + \mathbf{w} \quad (2)$$

其中  $\|\mathbf{w}\|_2 \leq \eta$ ， $\Theta = \Phi \Psi$  是一个大小为  $M \times N$  的压缩感知矩阵。给定误差门限值  $\eta$ ，通过求解  $\ell_1$  范数意义下的优化问题即可得出稀疏向量  $\hat{\mathbf{v}}$

$$\hat{\mathbf{v}} = \arg \min \|\mathbf{v}\|_{\ell_1}, \quad \text{s.t.} \quad \|\Theta \mathbf{v} - \mathbf{y}\|_2 \leq \eta \quad (3)$$

以 CoSaMP 重构算法为例，重构的稀疏系数向量  $\hat{\mathbf{v}}$

与原始系数向量  $\mathbf{v}$  的误差满足

$$\|\hat{\mathbf{v}} - \mathbf{v}\|_2 \leq C \max \left\{ \eta, \frac{1}{\sqrt{K}} \|\mathbf{v} - \mathbf{v}_K\|_1 \right\} \quad (4)$$

其中  $\mathbf{v}_K$  是  $\mathbf{v}$  在  $\ell_1$  范数上最优  $K$  稀疏估计<sup>[9]</sup>。显然, 具有稀疏性的含噪信号同样适用于压缩感知。

## 2.2 宽带频谱感知模型

本文考虑认知无线网络中存在认知次基站 (Secondary Base Station, SBS) 情况下的协作感知场景 (比如无线区域网 WRAN 就是这种情况), 其协作感知场景如图 1 所示。

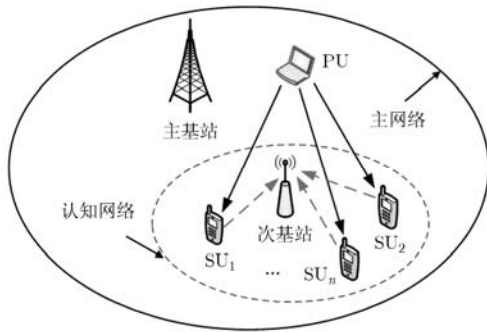


图1 协作宽带频谱感知场景图

假设认知无线网络总频宽为  $W$  Hz, 网络中共有  $J$  个 SU 用户, 每个 SU 需要  $B$  Hz 频宽的信道进行通信, 并定义  $N = W/B$  为可使用信道总数,  $f_n$  表示第  $n$  个信道的中心频率。显然, 如果采用传统的窄带滤波器组进行宽带频谱感知, 每个 SU 需要的滤波器数目等于总信道数  $N$ 。本文的宽带感知模型中, 假设每个 SU 使用宽带天线接收整个  $W$  Hz 频宽的信号  $x_j(t)$ ,  $j = 1, 2, \dots, J$ 。每个 SU 都独立生成一个  $M \times N$  大小的高斯随机矩阵  $\Phi_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, J$ , 并利用该矩阵产生  $M$  个宽带滤波器  $\{H_{j,m}(f)\}_{m=1}^M$

$$H_{j,m}(f_n) = [\Phi_j]_{jm}, \quad m = 1, 2, \dots, M, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中滤波器数目  $M \ll N$  并且与信道的稀疏度有关,  $H_{j,m}(f)$  表示第  $j$  个 SU 中第  $m$  个滤波器的传输函数, 随机矩阵  $\Phi_j$  的生成方法可以一次性生成后存储在 SU 中。假设  $\mathbf{x}_j$  是第  $j$  个 SU 对宽带信号  $x_j(t)$  进行采样获得的离散采样序列, 则宽带信号输入滤波器组后得到的第  $m$  个滤波器输出  $z_{j,m} = \mathbf{x}_j * \mathbf{h}_{j,m}$ , 其中  $*$  表示卷积运算,  $\mathbf{h}_{j,m}$  表示第  $j$  个 SU 中第  $m$  个滤波器的脉冲响应序列。因此, 利用  $M$  个滤波器输出信号的能量可以构建长度为  $M$  的能量观测向量  $\mathbf{y}_j$ 。定义  $E_{j,n}$  表示宽带信号  $x_j(t)$  在第  $n$  个窄带信道中包含的能量

$$E_{j,n} = \int_{f_m - B/2}^{f_m + B/2} \|\mathbf{F}[x_j(t)]\|^2 df, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

式(6)中  $\mathbf{F}$  表示信号的连续傅里叶变换。假设每个 SU 第  $m$  个滤波器在第  $n$  个信道的频率响应函数保持不变, 即  $H_{j,m}(f_n) = [\Phi_j]_{jm}$ , 第  $m$  个滤波器输出信号的能量也可以表示为

$$y_{j,m} = \sum_{n=1}^N |H_{j,m}(f_n)|^2 E_{j,n}, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

变换为矩阵或向量形式, 将上式改写成

$$\mathbf{y}_j = \bar{\Phi}_j \mathbf{E}_j, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (8)$$

其中  $\bar{\Phi}_j$  中每个元素的取值是高斯随机矩阵  $\Phi_j$  中每个元素绝对值的平方和<sup>[6]</sup>, 向量  $\mathbf{E}_j = [E_{j,1}, E_{j,2}, \dots, E_{j,N}]^T$  表示第  $j$  个 SU 接收的宽带信号  $x_j(t)$  在每个信道中的能量。不难看出, 长度为  $M$  的向量  $\mathbf{y}_j$  即为长度为  $N$  的信道能量向量  $\mathbf{E}_j$  在矩阵  $\bar{\Phi}_j$  上的线性随机观测。假设每个感知周期内, 只有少量信道被 PU 占用, 这意味信道能量向量  $\mathbf{E}_j$  具有稀疏性。根据 CS 理论, 利用  $M$  个滤波器得到信道能量观测向量  $\mathbf{y}_j$ , 就可以通过求解一个  $\ell_1$  范数最优化问题重构出信道能量向量  $\mathbf{E}_j$

$$\hat{\mathbf{E}}_j = \arg \min \|\mathbf{E}_j\|_{\ell_1}, \quad \text{s.t.} \quad \|\bar{\Phi}_j \mathbf{E}_j - \mathbf{y}_j\|_2 \leq \eta_j \quad (9)$$

本文利用重构的信道能量向量  $\hat{\mathbf{E}}_j$  计算整个系统的检测概率  $P_d$  和误警概率  $P_f$ 。定义  $H_1^n$  和  $H_0^n$  分别表示信道  $n$  被 PU 占用和信道空闲。由于宽带频谱感知要求感知整个宽带频谱中所有的频谱空穴, 定义检测概率为多用户多信道检测概率的平均值

$$P_d = \frac{1}{J} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N \Pr(\hat{E}_{j,n} > \lambda | H_1^n) \quad (10)$$

与传统的频谱感知方法相对比, 本文提出的基于信道能量观测的协作感知方法有两方面的优点。首先, 传统的 CS 频谱感知方法需要重构信号在频域变换域的稀疏系数向量<sup>[4,5]</sup>, 假设需要感知的宽带频域有  $N$  个等宽信道,  $B$  表示每个信道在频域上的采样点个数, 传统方法需要重构的向量维数  $W = BN$ 。与传统方法不同, 基于信道能量观测的感知只需要重构各信道的能量, 需要重构的向量维数为  $N$ 。显然, 伴随数据维数的降低, 重构算法的复杂度也大大降低。

另一方面, 与基于窄带滤波器组的宽带感知方法相比, 本文提出的感知方法虽然需要额外运算 CS 重构算法, 但从整体复杂度上考虑依然具有明显优势。首先, 传统滤波器组宽带感知需要  $N$  个窄带滤波器同时感知  $N$  个窄带信道, 而本文的方法只需要  $M$  ( $M \ll N$ ) 个滤波器。其次, 宽带滤波器对应较短的脉冲响应函数。理论上说, 滤波器带宽与复杂度成反比, 因此宽带滤波器在设计复杂度上低于窄带滤波器。综合考虑以上两方面因素, 本文提出的方

法对比传统方法在滤波器设计方面的复杂度为  $(M/N) \times (1/N) = M/N^2$ 。

### 3 SSAMP 协作重构算法

CR 网络中的协作频谱感知通常用于克服无线通信过程产生的多径衰落、阴影衰落等不利因素影响，提高检测性能<sup>[1]</sup>。文献[12]的研究成果表明，在基于 CS 的频谱感知方法中，多用户联合观测还可以减少观测数目，提高重构精确度。该方法的核心问题是设计可以重构多个信号源的协作重构算法。然而，经典的 SOMP 算法基于 OMP 算法，每次迭代只选取一个原子，需要的迭代次数较多，算法复杂度较高。此外，SOMP 算法由于理论保证相对较弱，含噪环境下重构效果并不理想。频谱感知系统往往处于低信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)环境下，需要对噪声具有一定鲁棒性。因此，本文提出一种能利用联合稀疏性减少观测数目的同时，还具有较低的复杂度和更好的检测性能的协作重构算法——SSAMP 算法。

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

匹配追踪算法的重构性能分析往往建立在有限等距特性(Restricted Isometry Property, RIP)参数

表 1 SSAMP 算法流程

<p>输入： <math>J</math> 个观测矩阵 <math>\bar{\Phi} = [\bar{\Phi}_1, \bar{\Phi}_2, \dots, \bar{\Phi}_J]</math>， <math>J</math> 个能量观测向量 <math>\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_J]</math>，算法步长 <math>S_F</math>，误差门限 <math>\zeta</math>；</p> <p>输出： <math>J</math> 个信道能量向量 <math>\hat{\mathbf{E}} = [\hat{\mathbf{E}}_1, \hat{\mathbf{E}}_2, \dots, \hat{\mathbf{E}}_J]</math>；</p> <p>初始化：迭代次数 <math>\ell = 1</math>，支撑集 <math>T_0 = \emptyset</math>，支撑集初始大小 <math>\xi = S_F</math>，阶段索引 <math>i = 1</math>，残差 <math>\mathbf{r}_j^0 = \mathbf{y}_j</math>；</p> <p>循环执行步骤 1-步骤 6</p> <p>步骤 1 计算 <math>S_\ell = \text{Max}(\sum_{j=1}^J  \bar{\Phi}_j \mathbf{r}_j^{(\ell-1)} , \xi)</math>，取最大的 <math>\xi</math> 个值对应的索引，存入集合 <math>S_\ell</math>，得到候选集合 <math>C_\ell = T_{\ell-1} \cup S_\ell</math>；</p> <p>步骤 2 计算 <math>T = \text{Max}(\sum_{j=1}^J  \bar{\Phi}_{C_\ell}^\dagger \mathbf{y}_j , \xi)</math>，取最大的 <math>\xi</math> 个值对应的索引，存入支撑集 <math>T</math>，计算残差 <math>\mathbf{r}_j = \mathbf{y}_j - \bar{\Phi}_{T,j} \bar{\Phi}_{T,j}^\dagger \mathbf{y}_j</math>；</p> <p>步骤 3 对每一个 SU，判断是否满足迭代终止条件 <math>\ \mathbf{r}_j\ _2 \leq \zeta</math>，如果任意 <math>j</math> 满足条件，停止循环，执行步骤 7，否则，执行步骤 4；</p> <p>步骤 4 对每一个 SU，判断是否满足 <math>\ \mathbf{r}_j\ _2 \geq \ \mathbf{r}_j^{(\ell-1)}\ _2</math>，如果任意 <math>j</math> 满足条件，执行步骤 5，否则执行步骤 6；</p> <p>步骤 5 更新阶段索引 <math>i = i + 1</math>，更新支撑集大小 <math>\xi = i \times S_F</math>，保持原有支撑集和残差，进入下一循环 <math>\ell = \ell + 1</math>；</p> <p>步骤 6 更新支撑集 <math>T_\ell = T</math>，更新残差 <math>\mathbf{r}_j^\ell = \mathbf{r}_j</math>，进入下一循环 <math>\ell = \ell + 1</math>；</p> <p>步骤 7 满足终止条件，输出重构向量 <math>\hat{\mathbf{E}}_j = \bar{\Phi}_{T,j}^\dagger \mathbf{y}_j</math>。</p>
--

分析的基础上<sup>[7-11]</sup>，然而证明一个观测矩阵满足 RIP 条件是十分困难的<sup>[3]</sup>，所以通常选择高斯随机矩阵进行简化分析。在 CR 系统中，由于无线通信过程本身的复杂性，原来高斯观测矩阵的 RIP 特性也受到很大影响，因此 CR 系统中重构算法的定量分析过程也更为困难，这也是今后研究的一个主要方向。从算法原理的定性角度分析，SSAMP 算法综合了 SOMP 算法和 SAMP 算法的优点。相比于 SOMP 算法，SSAMP 算法复杂度较低，对精确重建和稳定性有强有力的理论保证。同时，SSAMP 算法利用了多个观测源的联合相关性，可以有效降低观测次数。特殊情况下，当协作感知的 SU 个数  $J = 1$  即单用户感知模型下，SSAMP 算法等效为 SAMP 算法，当算法步长  $S_F = 1$  时，SSAMP 算法可以看作引入回溯思想的广义 SOMP 算法。增加  $S_F$ ，算法所需的迭代次数降低，但重构性能也可能有所下降<sup>[11]</sup>。因此，步长  $S_F$  的大小提供了算法复杂度与重构性能的平衡点。当算法步长  $S_F = K$  且  $J = 1$  时，SSAMP 算法与 SP 算法具有同样的重构性能。

### 4 仿真与结果比较分析

本文利用 Matlab 平台进行仿真实验，分别在非衰落加性高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)信道及瑞利衰落(Rayleigh-fading)信道环境下，对多用户协作感知降低滤波器数目的有效性，系统的频谱感知性能以及 SSAMP 算法的重构性能进行仿真分析。需要感知的宽度信号频宽范围从 100~200 MHz，并将 100 MHz 的频宽划分为  $N = 100$  个子信道，每个子信道的带宽为 1 MHz。每个感知周期内，随机选取 10 个信道被 PU 占用，其余信道为空闲信道。重构算法误差门限值设定为  $\zeta = 10^{-2}$ 。每个仿真实验都独立运行 1000 次。

图 2 显示了 SSAMP 算法成功重构信道能量的前提下，信噪比 SNR 与 SU 所需最小滤波器数目间的关系，仿真环境分别为 AWGN 信道及瑞利衰落信道，SU 接收信噪比 SNR 的取值范围为 0~10 dB。图中可以看出，AWGN 信道重构效果较为理想，在低信噪比环境下为了保证成功重构的概率，每个 SU 需要更多数目的滤波器。而信噪比环境的改善则可以有效减少所需的滤波器数目。同时，采用多用户协作感知模型可以进一步降低所需的滤波器数目。当 SNR=10 dB 且 SU 不使用协作方式即  $J = 1$  时，滤波器数约为 40，当协作用户  $J = 5$  时，所需的滤波器数低于 20，大约只有单用户感知所需数目的一半，远远小于信道数目  $N = 100$ 。瑞利衰落信道环

境下由于受到多径效应以及加性噪声的双重影响,信道能量在频域上的稀疏性相对较弱,因此信道能量的重构效果较差,当信噪比低于 4 dB 且不进行协作时,重构算法已经无法准确重构原信号。伴随信噪比的提升,频域稀疏性也逐渐得到改善,因此准确重构信道能量所需的滤波器数目也明显降低。利用多用户协作感知方法,可以实现低信噪比环境下的压缩感知,高信噪比环境下对滤波器数目的减少也更为显著。

图 3 描述了利用蒙特卡洛仿真法获得滤波器数目与检测概率  $P_d$  间的关系,仿真环境同样为 AWGN 信道及瑞利衰落信道。滤波器数目设定在 20~70 之间,每个 SU 的信噪比环境在 8~10 dB 间随机变化。根据能量检测原理,当 PU 不占用信道时,式(13)中的信道能量  $\hat{e}_{j,n}$  服从中心卡方分布<sup>[1]</sup>。因此,本文设定每个 SU 的虚警概率  $P_f = 0.05$ , 给定虚警概率  $P_f$  求取每个 SU 的判决门限  $\lambda_j$ 。从图 3 中可以看出,AWGN 信道环境下随着协作用户个数的增加,检测概率逐渐提升,当滤波器数目较低时尤为明显。换言之,给定相同的检测概率,本文的协作感知方法可以有效降低滤波器数目,这与图 2 的结论相符。另一方面,瑞利衰落信道的检测性能弱于 AWGN 信道,这也说明精确重构概率的降低会显著影响检测性能。单用户检测环境下,即使滤波器数目较多,检测概率也只能保证在 95%左右,而多用户协作检测则可以在滤波器数目  $M = 50$  环境下实现精确检测。结合图 2 的分析结果可以发现,协作频谱感知能够有效克服无线通信过程由衰落信道产生的不利影响。

图 4 和图 5 分别从重构均方误差及感知时间两个方面对 SSAMP 算法和 SOMP 算法进行对比,仿真环境为 AWGN 信道,参与协作的 SU 个数  $J = 5$ 。

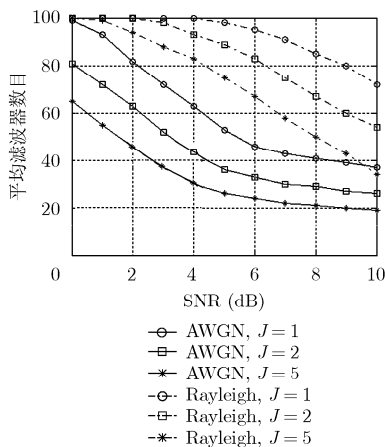


图 2 不同信噪比环境下协作感知所需的最小滤波器数

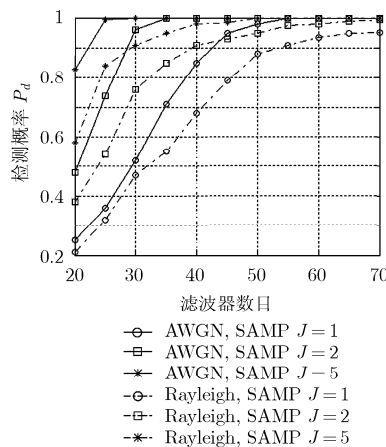


图 3 滤波器数目与检测概率  $P_d$  的关系曲线

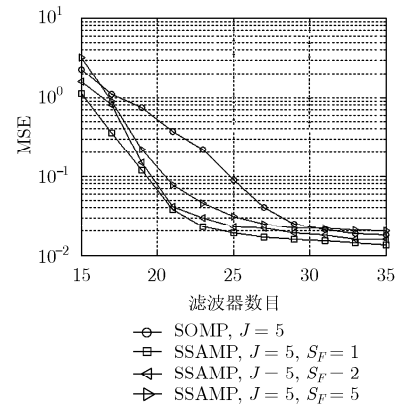


图 4 SSAMP 算法与 SOMP 算法的重构误差性能比较

SSAMP 算法的步长  $S_F = 1, 2, 5$ 。当滤波器数目增加时,使用 SSAMP 算法的重构质量比使用 SOMP 算法提升效果更为明显。这也意味着 SSAMP 算法相对 SOMP 算法具有更好的检测性能。当滤波器数目  $M = 20$  时,SSAMP 重构误差仅为 SOMP 算法的  $1/8$  左右。同时注意到当  $S_F = 1$  且  $J = 1$  时,SSAMP 算法可以看作引入回溯思想的 SOMP 算法,但由于每次迭代需要两次测试,因此当滤波器数目较大时,算法复杂度略高于 SOMP 算法。当  $S_F > 1$  时,SSAMP 的迭代流程与  $K = S_F$  的 SP 算法类似,因此 SSAMP 算法复杂度低于 SOMP 算法。显然,通过调节步长  $S_F$ ,SSAMP 算法可以根据实际情况均衡重构质量及算法时间两方面的需求。

## 5 结束语

CR 中的频谱感知往往需要对较宽频域范围进行分析,以便判断各信道是否被 PU 占用。CS 提供了一种将高维稀疏信号映射到低维观测空间的新方法,根据这一原理,本文提出一种基于信道能量观测的协作宽带频谱感知方法,利用随机滤波器组实现信道能量的随机观测。由于不需要重构宽带信号而只重构信道能量,该方法有效减低了重构算法的复杂度。同时,利用多个 SU 信道能量具有联合稀疏性,本文提出 SSAMP 协作重构算法用于改进经典的 SOMP 算法。仿真结果证明,多用户协作感知相对单用户感知方法可以有效降低每个 SU 所需的最小滤波器数目,提升频谱感知性能。相比于 SOMP 算法,本文提出的 SSAMP 算法具有更好的检测性能及更快的感知速度,在要求快速且准确的认知无线电频谱感知中具有重要的实际意义。

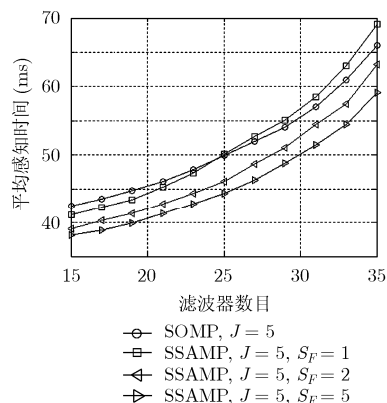


图 5 SSAMP 算法与 SOMP 算法的感知时间性能比较

### 参 考 文 献

- [1] Haykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. *IEEE Journal on Selected Area in Communication*, 2005, 23(2): 201-220.
  - [2] Candes E, Romberg J, and Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
  - [3] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
  - [4] Tian Z and Giannakis G B. Compressed sensing for wideband cognitive radios [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Honolulu, HI, USA, Apr. 15-20, 2007: 1357-1360.
  - [5] Polo Y L, Wang Y, Pandharipande A, et al. Compressive wide-band spectrum sensing [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, San Diego, CA, USA, Feb. 8-13, 2009: 178-183.
  - [6] Havary-Nassab V, Hassan S, and Valaee S. Compressive detection for wide-band spectrum sensing [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Dallas, TX, USA, Mar. 14-19, 2010: 3094-3097.
  - [7] Tropp J A and Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
  - [8] Needell D and Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 310-316.
  - [9] Dai W and Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(5): 2230-2249.
  - [10] Needell D and Tropp J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 26(3): 301-321.
  - [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, USA, Oct. 26-29, 2008: 581-587.
  - [12] Duarte M F, Sarvotham S, and Baron D, et al. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals [C]. Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, USA, Oct. 28-Nov. 1, 2005: 1537-1541.
  - [13] Candes E and Romberg J. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 969-985.
- 顾 彬： 男，1983 年生，博士生，研究方向为无线通信与网络信号处理。
- 杨 震： 男，1961 年生，南京邮电大学校长，教授，博士生导师，研究方向为无线通信与网络信号处理、语音信号处理。
- 胡海峰： 男，1973 年生，副教授，硕士生导师，研究方向为无线传感器网络通信中的关键技术。