



基于两步式融合重构的压缩频谱检测方法

闫盛楠

(燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004)

摘要:在宽带频谱检测技术中,针对传统分布式压缩感知方法(DCS)数据传输量大、能耗高的问题,提出了一种基于两步式融合重构的压缩频谱检测(TS-CSS)方法。该方法的数据重构过程分为先支撑集信息融合,后信号联合重构两步,通过支撑集信息融合获得的先验信息可指导信号的联合重构。仿真结果表明,联合重构时随机选择 50% 的用户参与,即可获得与传统 DCS 接近甚至更优的频谱检测性能,因而,该方法能够有效地降低系统数据传输量,节省频谱检测耗能。

关键词:认知无线电;频谱检测;压缩感知

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015064

A Two-Step Compressed Spectrum Sensing Scheme for Wideband Cognitive Radio

Yan Shengnan

(School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A two-step compressed spectrum sensing scheme for wideband cognitive radio was proposed in order to reduce the huge data transmission overhead of the traditional DCS scheme. The CS reconstruction of this scheme was divided into two steps, i.e. the information fusion for the support set and the joint recovery of multiple signals, and the prior information obtained from the former step can guide the joint recovery of the latter step. Simulation results show that this scheme can achieve better performance than the traditional DCS scheme as long as 50% of users are involved in the joint recovery, which means that this scheme can reduce the data transmission overhead and save energy consumed greatly.

Key words: cognitive radio, spectrum sensing, compressed sensing

1 引言

在认知无线电^[1](cognitive radio, CR)系统中,频谱检测技术是认知用户(secondary user, SU)识别“频谱空洞”的有

效手段。通常,CR 需要检测一个非常大的频带范围来找到可用的频带,称为宽带频谱检测。针对宽带信号的采样和分析,SU 需要采用非常高速的模拟数字转换器和数字信号处理器以及相当多的存储单元,功耗和代价较大。基于

收稿日期:2014-10-11;修回日期:2015-02-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51204145),秦皇岛市科学技术研究与发展计划项目(No. 201302A033)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No. 51204145), The Science and Technology Research and Development Program of Qinhuangdao(No. 201302A033)

论文引用格式:闫盛楠. 基于两步式融合重构的压缩频谱检测方法. 电信科学, 2015064

Yan S N. A Two-Step Compressed Spectrum Sensing Scheme for Wideband Cognitive Radio. Telecommunications Science, 2015064

宽带无线频谱利用率低所具备的稀疏性, 压缩感知(compressed sensing, CS)技术^[2]可使模拟宽带信号的采样直接以 sub-Nyquist 速率进行, 从而大大降低了传感器采样器件的压力, 节约了数据的存储空间, 因而, 基于 CS 的宽带频谱检测技术^[3]已成为目前研究的热点问题。

在协作频谱检测的场景下, 由于多用户检测信号群具有联合稀疏特性, 大量研究引入了分布式压缩感知(distributed compressed sensing, DCS) 技术。基于 DCS 的频谱检测方法, 主要思想是各个 SU 分布式测量, 于融合中心(fusion center, FC)处联合重构, 并对重构信号分析频谱占用情况。其意义在于利用信号群的联合稀疏性, 可以减少每个 SU 的测量数目, 从而能够有效降低单个 SU 的能耗和计算量。

根据信号群中共同稀疏部分的情况, 联合稀疏模型(joint sparsity model, JSM)分为 3 种, 分别是 JSM-1、JSM-2 和 JSM-3^[4]。目前, 基于 DCS 的频谱检测方法, 主要研究频谱检测场景与联合稀疏模型之间的对应关系, 并给出相应的联合重构方法。参考文献[5, 6]考虑的场符合 JSM-2, 假设不同 SU 检测到的宽带信号具有相同的频谱支撑集特征。针对这一模型, 参考文献[5]利用同步正交匹配追踪(simultaneous orthogonal matching pursuit, SOMP)算法实现了多个用户信号在 FC 处的联合重构; 而参考文献[6]则提出了一种同步压缩抽样匹配追踪(simultaneous compressive sampling matching pursuit, SCSMP)算法, 以实现信号的联合重构。在参考文献[7]中, Liang J H 等人构建了一种通用联合稀疏模型(general joint sparsity model, GJSM), 并给出了相应的联合重构算法——选择放弃 SOMP(select-discard SOMP, SD-SOMP)算法。参考文献[8]考虑到认知用户数据的空间相关性和频域稀疏性, 提出了一种基于空域和频域二维压缩感知模型, 全部用户的测量数据经二维压缩编码后传给 FC, 进行联合的解码重构过程。

现有的基于 DCS 的频谱检测方法中, FC 需要所有 SU 的测量数据进行联合重构, 在用户密集型网络中, 这意味着系统要承担相当大的数据传输量, 系统能耗必然增加。本文针对符合 JSM-2 的频谱检测场景, 提出一种两步式的融合重构方法, 以减少压缩频谱检测过程的数据传输量。FC 首先将各 SU 本地正交匹配追踪(OMP)的迭代结果部分融合, 获得联合支撑集信息, 然后以此作为先验信息, 为对应的系数变量确定权重因子, 并选取部分 SU 信号, 进行基于加权 SOMP(weighted SOMP, WSOMP)算法的联合重构。在第二步的联合重构过程中, 只需要传输部分 SU 的测量数据, 较之

传统 DCS 方法, 传输数据的能耗将大大降低。同时, 第一步融合过程中获得的支撑集信息, 能够指导信号的联合重构过程, 保证以较少的测量数据达到良好的重构效果。

2 系统模型

考虑如图 1 所示的认知无线电系统, J 个 SU 与 P 个 PU(primary user, 主用户)共享一段宽带频谱。假设宽带频段的带宽为 B , 并且被平均分割成 N_f 个子信道, 各子信道的带宽为 B/N_f 。在某一时刻, 每个活跃的 PU 占用一个子信道, 各 PU 占用的子信道互不相同。假设只有 X 个子信道被 PU 占用, 其余 $(N_f - X)$ 个子信道空闲。所有的 SU 联同 FC, 通过协作频谱检测获得空闲信道信息, 并利用空闲信道完成自身信息的传输。

假设同时处于活跃状态的 PU 数目较小, 只有少数子信道被占用, 因而, 宽带频谱呈现出稀疏性, SU 可以通过压缩感知实现对宽带信号的采样与重构。联合考虑所有 SU 的检测信号, 不同 SU 检测到的信号均在其频谱的相同位置被 PU 占用, 仅由于无线信号在传播过程中受衰落影响而造成信号的幅值和相位不同, 也就是说, 所有检测信号具有相同的稀疏支撑集, 该宽带频谱检测模型与联合稀疏 JSM-2 模型相吻合。图 1 给出了某时刻两个 SU 检测信号的频谱占用情况。

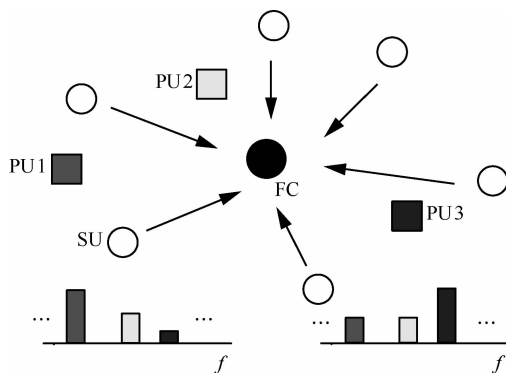


图 1 宽带频谱检测模型

3 基于传统 DCS 的频谱检测方法

假设在检测时间间隔内, 宽带频谱的稀疏支撑集保持不变(即 PU 的频谱占用情况不变)。由于不同 SU 检测的宽带信号具有相同的频谱支撑集特征, 可以采用 JSM-2 模型的 DCS 方法来降低频谱检测过程的采样率。基于 DCS 的频谱检测方法充分利用了各 SU 检测信号的“联合稀疏性”, 首先在各个 SU 进行分布式的压缩测量, 然后在 FC



处实现信号的联合重构,最后根据重构信号判定宽带频谱的占用情况。

3.1 本地压缩测量

在每个 SU 频谱检测前端,利用模拟—信息转换器^[9](analog to information converter, AIC),实现模拟宽带信号的压缩采样。假设第 j 个 SU 的检测信号为 $x_j=[x_{j1} \ x_{j2} \ \cdots \ x_{jN}]^T \in R^N$,其中, $j=1, 2, \dots, J$,在傅里叶(Fourier)正交基 $\Psi^{N \times N}$ 下,其稀疏表示为:

$$x_j = \Psi v_j \quad (1)$$

其中, $v_j = [v_{j1} \ v_{j2} \ \cdots \ v_{jN}]^T$ 为 $N \times 1$ 维的系数向量。测量矩阵 Φ_j 选用 $M \times N$ 维的高斯随机矩阵,将其与原信号相乘,即得到测量向量 $y_j \in R^M$ 。结合原信号的稀疏表示过程,可得到测量方程:

$$y_j = \Phi_j x_j = \Phi_j \Psi v_j \quad (2)$$

根据式(2),可定义第 j 个用户的恢复矩阵为 $\Theta_j = \Phi_j \Psi \in R^{M \times N}$,以列向量的形式表示为 $\Theta_j = [\theta_{j,1}, \theta_{j,2}, \dots, \theta_{j,N}]$,其中,各列向量 $\theta_{ji} \in R^M (i=1, 2, \dots, N)$ 称为原子。

3.2 信号的联合重构

所有 SU 直接将测量向量传给 FC,由 FC 进行信号的联合重构。来自不同 SU 的信号具有通用的稀疏支撑集 Ω ,即:

$$\Omega = \text{supp}(v_j) \subset \{1, 2, \dots, N\}, j=1, 2, \dots, J \quad (3)$$

其中, v_j 仅在公共稀疏集 Ω 上面非零。根据 DCS 理论和 JSM-2 模型的应用,对于一组具有通用稀疏集的信号可以使用快速算法对所有信号进行联合恢复。Duarte M F 等人提出了一种这样的算法,称为 DCS-SOMP^[10]。该算法充分利用了 JSM-2 的联合稀疏性,在迭代过程中,FC 将不同用户的测量向量与对应的恢复矩阵求相关,并求和后获得新的相关值序列,进而按照贪婪方式选取相关值最大的原子索引,加入信号支撑集的候选集合中。以第 l 次迭代为例,原子索引的选取原则如式(4)所示:

$$n_l = \arg \max_{n=1, 2, \dots, N} \sum_{j=1}^J \frac{|\langle r_{j,l-1}, \theta_{j,n} \rangle|}{\|\theta_{j,n}\|_2} \quad (4)$$

其中, $r_{j,l-1}$ 表示第 $l-1$ 次迭代后 y_j 的残差, $\theta_{j,n}$ 表示恢复矩阵 Θ_j 的第 n 个列向量(原子)。选取的原子索引 n_l 加入支撑集的候选集合中,然后,基于匹配结果更新残差,并将其作为下一轮迭代待分解的信号,从而经过一定次数的迭代,最终获得原信号的重构结果。

3.3 能量检测

经过 DCS-SOMP 算法的联合重构,可以得到每个 SU

检测信号的频域重构信号 $\hat{v}_j (j=1, 2, \dots, J)$,因而,这里选用频域能量检测法来判定各子信道的占用情况。针对每一个子信道,统计所有用户检测信号在该信道能量的平均值。当在某子信道中的能量平均值高于判决门限 λ 时,则认为该子信道被 PU 占用;否则认为该子信道未被占用,是一个可供 SU 动态接入的频谱空洞。以第 q 个子信道为例,其能量检测过程可用数学表达式表示如下:

$$\hat{d}(q) = \begin{cases} 1, & \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sum_{i=(q-1)U+1}^{qU} |\hat{v}_{ji}|^2 \geq \lambda \\ 0, & \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sum_{i=(q-1)U+1}^{qU} |\hat{v}_{ji}|^2 < \lambda \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\hat{d}$ 是 $N_f \times 1$ 维向量,表示频谱占用情况的判定结果, $\hat{d}(q)=1$ 表示 PU 占用第 q 个子信道, $\hat{d}(q)=0$ 表示第 q 个子信道未被占用; U 为每个子信道的抽样点数。

4 两步式融合重构方法

传统 DCS 方法的联合重构过程中,所有 SU 都要向 FC 传输压缩采样数据,若 SU 数目较多或者存在距离 FC 较远的 SU,就会导致系统数据传输的能耗大幅增加;另外,FC 对所有用户数据进行联合重构,计算量较大,容易发生信息拥塞。本文提出一种基于两步式融合重构的压缩频谱检测(two-step compressed spectrum sensing, TS-CSS)方法,应用于压缩频谱检测过程中,能够在保证检测性能的前提下,降低系统的数据传输量,节省频谱检测的耗能。

本方法包含两大步骤,第一步先进行部分支撑集信息的融合过程,第二步在第一步融合结果的基础上,进行 SU 检测信号的联合重构。具体过程如下:首先,各 SU 通过本地的 OMP 迭代获得部分支撑集信息,经 FC 融合后获取可靠性较高的联合支撑集信息;然后,FC 根据支撑集信息融合的结果为各系数变量确定权重因子,并选取部分 SU 信号,进行基于加权 SOMP 算法的联合重构。与传统的 DCS 方法相比,该方法联合重构时只需小部分 SU 传输测量数据,虽然需要增加第一步的本地支撑集信息传输,但较之大幅减少的测量数据传输,系统传输数据量仍会大大减少,相应的能耗也将有效降低。

4.1 部分支撑集信息融合

与传统的 DCS 方法不同,该方法在本地压缩测量阶段,要进行部分的信号重构过程。根据压缩感知理论,信号的重构问题可转化为以下的凸优化问题:

$$\hat{v}_j = \arg \min \|v_j\|, \text{ s.t. } y_j = \Phi_j \Psi v_j \quad (6)$$

求解这个问题可选用 OMP 算法, 但这里并不需要进行完整的重构过程, 而只是通过少量的 OMP 迭代, 选出稀疏支撑集的部分元素。对于单用户的本地压缩重构来说, 在测量数据不是足够多的情况下, 选取的支撑集元素并不完全准确, 因而, 需要 FC 融合所有 SU 的本地信息, 以获取可靠性较高的联合稀疏支撑集信息。

假设每个 SU 经过 G 次 OMP 迭代, 各自选中 G 个索引 (位置序号) 加入本地支撑集的候选集合中, 并将这 G 个索引上报给 FC; FC 统计在收到的共 JG 个数据中, 各索引出现的次数。假设索引 $n (n \in \{1, 2, \dots, N\})$ 出现的次数为 s_n , 若 $s_n \geq 2$, 则意味着索引 n 被两个或两个以上 SU 选中为支撑集元素, 其属于联合稀疏支撑集的概率非常大; 且 s_n 越大, 索引 n 属于联合稀疏支撑集的概率也越大。也就是说, 通过对各 SU 本地支撑集信息进行融合, FC 能够找到系数向量中非零概率相对高的某些位置。

4.2 基于加权 SOMP 算法的联合重构

基于第 4.1 节获得的部分高概率非零系数的位置信息, 考虑在联合重构过程中引入加权的方法, 以提高信号重构的概率。对于单用户来说, 加权重构问题可建模为:

$$\hat{v}_j = \arg \min (w_1 |v_{j1}| + w_2 |v_{j2}| + \dots + w_N |v_{jN}|), \text{ s.t. } y_j = \Phi_j \Psi v_j \quad (7)$$

其中, $w = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_N]^T$ 是 $N \times 1$ 维的权重向量。大于 1 的权重因子增加了其对应系数变量对目标函数的影响, 因而, 为了最小化目标函数, 应尽量避免选择这样的变量作为非零变量。小于 1 的权重因子则正好相反, 其对应的系数变量被选为非零变量的概率更高。基于此, 在为各系数变量确定权重因子时, 若已知某系数变量非零的概率较大, 应降低其权重, 以促使重构算法迅速收敛。按照这一原则, 可利用第 4.1 节支撑集信息融合的结果, 即各索引被选中的次数 s_n , 为每个系数变量确定对应的权重因子, 如式 (8) 所示:

$$w_n = \begin{cases} 1, & s_n \leq 1 \\ K/s_n, & s_n > 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, K 为常数, 且 $0 < K < 2$ 。 s_n 越大, 其指向的系数变量 v_{jn} 对应的权重因子 w_n 越小, 从而越容易被选为非零变量。

在各系数变量权重因子确定的前提下, 考虑多用户的联合重构问题, 提出一种改进的同步正交匹配追踪算法——加权 SOMP 算法。假设选定 I 个 SU 的测量数据进行联合重构, 将这些 SU 重新编号为 $i = 1, 2, \dots, I$ 。根据各系

数的权重因子, 可为每个 SU 定义加权恢复矩阵, $\Xi_i = \Theta_i W^{-1}$, $i = 1, 2, \dots, I$, 其中, W 为 N 阶对角矩阵, 对角线上元素分别是各系数变量的权重因子 $w_1, w_2, \dots, w_N$ 。与传统的 SOMP 算法不同, WSOMP 算法根据加权恢复矩阵与测量向量的相关性选取原子, FC 将不同的测量向量与对应的加权恢复矩阵求相关, 并求和后获得新的相关值序列, 进而贪婪选取最匹配的原子索引参与迭代。下面对该算法进行详细的描述。

输入: 测量向量 y_i , 恢复矩阵 $\Theta_i = \Phi_i \Psi = [\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \dots, \theta_{i,N}]$, 权重矩阵 W , 其中, $i = 1, 2, \dots, I$ 。

输出: 系数向量 v_i 、信号 x_i 的重构值。

具体步骤如下。

步骤 1 令迭代次数 $l = 1$ 。对于每一个信号索引 $i \in \{1, 2, \dots, I\}$, 将正交化的系数向量 $\hat{\beta}_i$ 初始化为零, 同时初始选中的索引集 $\hat{\Omega} = \emptyset$; 令 $r_{i,l}$ 表示测量值 y_i 经过 l 次迭代后的残差, 初始化 $r_{i,0} = y_{i,0}$ 。

步骤 2 利用加权恢复矩阵与测量向量的相关性选取原子, 并将其索引加入 $\hat{\Omega}$ 中, 即:

$$n_l = \arg \max_{n=1,2,\dots,N} \sum_{i=1}^I \frac{|\langle r_{i,l-1}, w_n^{-1} \theta_{i,n} \rangle|}{\|\theta_{i,n}\|_2} \quad (9)$$

$$\hat{\Omega} = [\hat{\Omega}, n_l] \quad (10)$$

步骤 3 正交化处理, 使所选的原子与之前选中的所有原子相互正交:

$$\gamma_{i,l} = \theta_{i,n_l} - \sum_{t=0}^{l-1} \frac{\langle \theta_{i,n_l}, \gamma_{i,t} \rangle}{\|\gamma_{i,t}\|_2^2} \gamma_{i,t} \quad (11)$$

步骤 4 更新选中原子对应的系数及残差:

$$\hat{\beta}_i(l) = \frac{\langle r_{i,l-1}, \gamma_{i,l} \rangle}{\|\gamma_{i,l}\|_2^2} \quad (12)$$

$$r_{i,l} = r_{i,l-1} - \frac{\langle r_{i,l-1}, \gamma_{i,l} \rangle}{\|\gamma_{i,l}\|_2^2} \gamma_{i,l} \quad (13)$$

步骤 5 判断收敛条件。若对于所有的 i 取值, 均满足 $\|r_{i,l}\|_2 > \varepsilon \|y_i\|_2$, 则 l 加 1 且返回步骤 2; 否则, 进入步骤 6。参数 ε 决定算法的目标误差水平。注意, 算法至多能运行 M 次迭代。

步骤 6 以选取的所有原子为列向量组成矩阵 $\Theta_{i,\hat{\Omega}} = [\theta_{i,n_1}, \theta_{i,n_2}, \dots, \theta_{i,n_M}]$, 对其进行 QR 分解 $\Theta_{i,\hat{\Omega}} = Q_i R_i^{[M]}$, 则存在以下关系式:



$$\hat{\mathbf{v}}_{i, \hat{\Omega}} = \mathbf{R}_i^{-1} \hat{\beta}_i \quad (14)$$

$\hat{\mathbf{v}}_{i, \hat{\Omega}}$ 是由 $\hat{\mathbf{v}}_i$ 的非零元素组成的子集,各元素在 $\hat{\mathbf{v}}_i$ 中的索引由 $\hat{\Omega}$ 给出,因而,由 $\hat{\mathbf{v}}_{i, \hat{\Omega}}$ 可直接得到系数向量 $\hat{\mathbf{v}}_i$,进而可以得到信号 x_i 的估计值为 $\hat{x}_i = \Psi \hat{\mathbf{v}}_i$ 。

该算法复杂度主要集中在步骤2的相关最大化操作,每次迭代找到最大相关原子的计算复杂度为 $O(NMI)$;若算法迭代次数为 L ,则算法复杂度为 $O(LNMI)$ 。考虑到算法最多迭代 M 次,总算法复杂度可控制在 $O(NM^2I)$ 以下。相比于传统SOMP算法(复杂度为 $O(NM^2J)$),由于参与联合重构用户数 $I < J$,WSOMP算法复杂度有所降低。

5 仿真结果

下面通过蒙特卡洛(Monte-Carlo)仿真,对本文提出的频谱检测方法——TS-CSS方法,进行性能分析。仿真场景参照图1,以FC为中心,在半径为1 km的范围内,随机分布6个PU和20个SU。PU的授权频段带宽为40 MHz,等分为 $N_f=40$ 个互不重叠的子信道,每个子信道的带宽为1 MHz。各PU占用不同的子信道进行通信,设定发射信噪比均为 $SNR=10$ dB,路径损耗系数 $\alpha=3$,各子信道中高斯白噪声方差为 $\sigma^2=0.1$ 。所有SU对宽带频谱进行检测,假设在检测时间间隔内,PU频带占用情况不发生变化。

首先采用均方误差(mean squared error, MSE)来衡量压缩频谱检测方法在信号重构方面的性能。定义单用户的均方误差为 $MSE = E\left\{\left\|\hat{x}_i - x_i\right\|_2^2 / \left\|x_i\right\|_2^2\right\}$, E 表示取期望值,通过重复运行500次取平均获得。图2在不同测量数情况下,比较了TS-CSS方法和传统DCS检测(DCSS)方法的均方误差性能。仿真时,设定DCSS方法中所有SU参与重构,而TS-CSS方法中考虑参与重构的SU数量分别为 $I=10$ 和 $I=8$ 的两种情况(从20个SU中随机选取10个和8个的情况),仿真结果采用参与重构的所有用户信号的均方误差的平均值。从结果中可以看出,3种情况的均方误差均随着测量数的增加而下降,在测量数足够多时趋于稳定。比较TS-CSS($I=8$)、TS-CSS($I=10$)两条曲线可发现,参与联合重构的SU数量越多,重构性能越好;再将TS-CSS($I=10$)与DCSS曲线相比较,发现二者性能接近($M>33$)或者TS-CSS更优($M<33$),说明较之DCSS方法,TS-CSS方法只需约一半用户参与,即可获得良好的重构性能,这是由于TS-CSS方法在联合重构之前,已通过各用户支撑集信息的融合过程,得到了部分非零系数的位置信

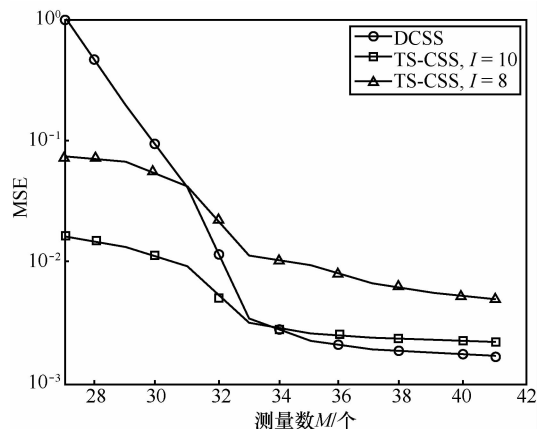


图2 TS-CSS方法与DCSS方法的MSE性能比较

息,从而能以较少的测量数据获得较好的性能。

图3比较了不同的算法迭代次数下,TS-CSS方法($I=10$)和DCSS方法的均方误差性能,反映出WSOMP算法与SOMP算法的收敛性。由图可见,两种方法的均方误差均随着迭代次数的增加而下降,但TS-CSS方法比DCSS方法更快地收敛到稳定误差水平,这是因为在WSOMP算法权重因子的调节作用下,更容易找到准确的支撑集元素。

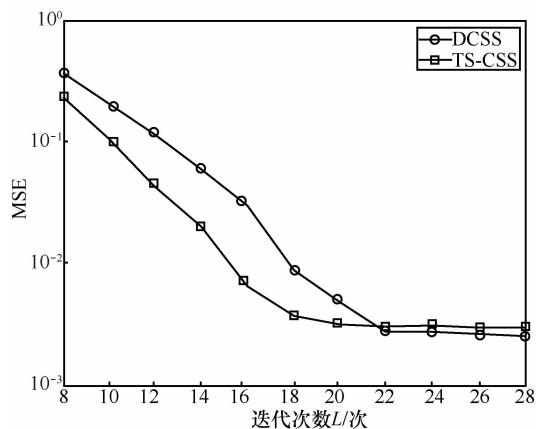


图3 TS-CSS方法和DCSS方法的收敛过程

然后,利用ROC(receiver operating characteristic)性能,即检测概率-虚警概率($P_d - P_f$)来衡量频谱检测性能。根据参考文献[12],定义宽带频谱检测概率为 $P_d = E\left\{\frac{d^T(d=\hat{d})}{1^T d}\right\}$,虚警概率为 $P_f = E\left\{\frac{(1-d)^T(d \neq \hat{d})}{N_f - 1^T d}\right\}$,其中, d 是由“1”和“0”组成的 $N_f \times 1$ 维向量,表示主用户频带的实际占用情况,1表示全1向量。

图4在不同测量数 M 情况下,比较了TS-CSS方法与传统DCSS方法的ROC性能。注意仿真TS-CSS方法时,参与联合重构的SU数量仍然设定为 $I=10$ 。如图4所示,两

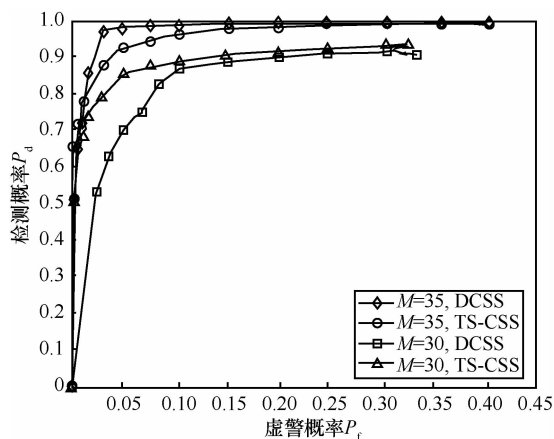


图4 TS-CSS方法与DCSS方法的ROC性能比较

种方法的性能均随着测量数 M 的增加而改善；而在同样的测量数条件下，二者的性能十分接近， $M=35$ 时 DCSS 方法略优， $M=30$ 时 TS-CSS 方法略优。由此可见，本文提出的 TS-CSS 方法，联合重构时只需 50% 的用户参与，即可获得与 DCSS 方法相近的检测性能。因而，该方法能够有效地降低系统数据传输量，节省频谱检测耗能。

图 5 仿真了不同信噪比条件下 TS-CSS 方法的 ROC 性能。设定参与联合重构的 SU 数量 $I=10$ ，主用户发射信噪比分别取 $SNR=10$ dB、 $SNR=5$ dB，单用户测量数分别取 $M=30$ 、 $M=35$ 。从仿真图中可看出，在同一信噪比下测量数大时检测概率高，这是由于测量数增加时，重构准确度提高会使得系统判决更为准确；在同样的测量数情况下，信噪比高时其检测概率也高。

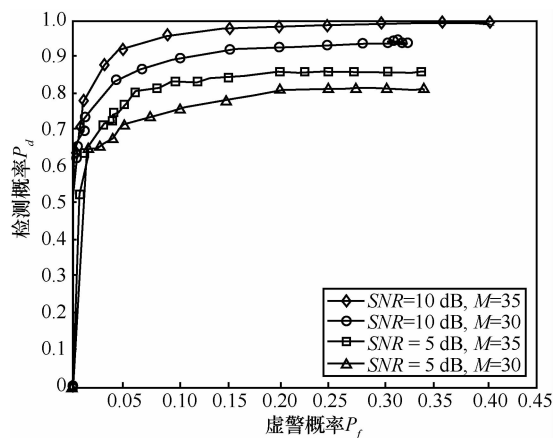
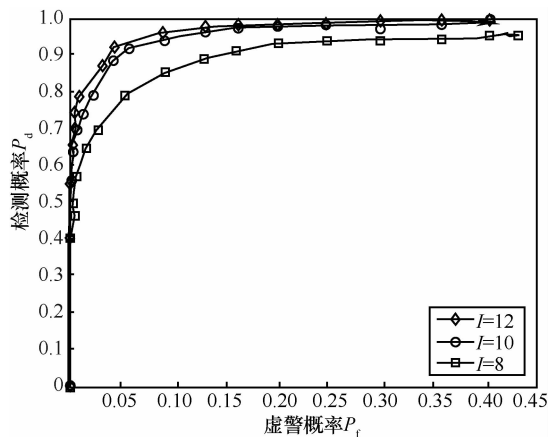


图5 TS-CSS方法在不同信噪比条件下的ROC性能

图 6 反映了参与联合重构的 SU 数量 I 对 TS-CSS 方法 ROC 性能的影响。设定测量数 $M=35$ ，通过仿真得到 $I=12$ 、 $I=10$ 、 $I=8$ 这 3 种情况下的 ROC 曲线，结果显示，参

图6 联合重构用户数 I 对 TS-CSS 方法 ROC 性能的影响

与联合重构的 SU 数量越大，检测性能越好。然而，通过 SU 数量加大来提升检测性能的方法，是以能耗增加为代价的，因此，在实际应用时，应综合考量性能与能耗之间的关系，在达到性能要求的前提下，尽可能降低系统耗能。

6 结束语

本文旨在研究宽带频谱检测有效的 DCS 解决方案。由于联合重构需要的测量数据量大，传统 DCS 方法必然因数据传输消耗过多的能量。针对这一问题，本文提出一种基于两步式融合重构的压缩频谱检测方法，在联合重构之前先通过简单的支撑集信息融合来获得先验信息，然后利用先验信息指导联合重构，减少对测量数据的需求量。仿真结果表明，该方法要获得与传统 DCS 方法相近的检测性能，所需的数据传输量大约是传统 DCS 方法的一半，这对于能量受限的 CR 网络具有重要的实际意义。

参考文献

- Haykin S. Cognitive radio: brain-inspired wireless communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(2): 201~220
- Donoho D L. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289~1306
- Sun H J, Nallanathan A, Wang C X, *et al.* Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(2): 74~81
- Baron D, Duarte M F, Wakin M B, *et al.* Distributed compressed sensing. <http://dsp.rice.edu/research/compressive-sensing/distributed-compressive-sensing>, 2014

(2015064-7 接排在 2015073-9 后)