

一种宽带频谱检测的空域频域压缩感知方法

王韦刚^{*①②} 杨震^① 胡海峰^③

^①(南京邮电大学教育部“宽带无线通信和传感网技术”重点实验室 南京 210003)

^②(南京邮电大学电子科学与工程学院 南京 210003)

^③(东南大学移动通信国家重点实验室 南京 210008)

摘要: 压缩感知(CS)技术使快速宽频检测成为可能,采用CS技术的WSN可为认知无线电用户提供频谱信息。针对WSN检测到的频谱数据,该文建立了一种基于空域和频域2维压缩的空频压缩感知(SFCS)模型,提出了相应的重构算法,并详细分析了SFCS的各种性能。仿真结果证实了在同一检测概率下,SFCS模型下比传统模型所需传输数据更少;在相同总压缩率下,该文算法下的ROC性能优于传统算法的性能。

关键词: 无线传感网; 认知无线电; 压缩感知; 频谱检测

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)02-0255-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00862

A Method of Space-frequency Compressed Sensing on Wideband Spectrum Detection

Wang Wei-gang^{*①②} Yang Zhen^① Hu Hai-feng^③

^①(Key Laboratory of "Wideband Wireless Communication and Sensor Network Technology", Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

^②(College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

^③(National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210008, China)

Abstract: Compressed Sensing (CS) technology paves the way for quick wideband spectrum detection and the WSN based on CS can provide Cognitive Radio (CR) users with the spectrum information. For the spectrum data detected in WSN, a two-dimensional compression Space-Frequency Compressed Sensing (SFCS) model is established in the space and frequency domain, and the corresponding algorithm for reconstruction is proposed and the performance of SFCS is analyzed. The simulation results show that SFCS needs less transmitted data than the traditional model on the same detection probability and the performance of Receiver Operating Characteristic (ROC) in the algorithm is better than that of traditional method on the same total compressed rate.

Key words: Wireless Sensor Network (WSN); Cognitive Radio (CR); Compressed Sensing (CS); Spectrum detection

1 引言

Mitola^[1]提出的认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术已公认为是解决频率资源匮乏问题的有效手段之一,频谱感知是CR中的关键技术。频谱感知研究已有很多重要的研究成果^[2],而如何利用无线传感网(WSN)进行频谱感知的课题最近兴起。由于

WSN应用时无需向ISM (Industrial Scientific and Medical)注册频率,因此利用WSN频谱感知能为公网提供频谱信息。之前有Granelli等人^[3]提出将WSN应用到CR的设想,随后出现了一些CR-WSN的研究^[4,5]。

由于CR中的待检频谱很宽,即使高速模拟数字转换(ADC)器件也很难实现宽频快速检测。压缩感知(Compressed Sensing, CS)是由Candès等人^[6]和Donoho^[7]提出的新技术,并迅速得到发展。Tropp等人^[8]给出了模拟信息转换器(Analog-to-Information Converter, AIC)的结构,使得快速宽带频谱感知成为可能。随着AIC的推广,很多学者对CS与CR相结合的频谱检测展开了研究^[9,10],但这

2012-07-09 收到, 2012-10-09 改回

国家自然科学基金(60971129, 61071092), 国家973计划项目(2011CB302903), 南京邮电大学青蓝计划(NY210038), 东南大学移动通信国家重点实验室开放研究基金(2011D04), 江苏省博士后科研资助计划(1101125C)和中国博士后科学基金面上项目(2012M511309)资助课题

*通信作者: 王韦刚 wangwg@njupt.edu.cn

些研究都只是考虑频域上的稀疏性,没有利用到认知节点数据之间的空间相关性。本文考虑到节点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2维压缩的SFCS模型,SFCS模型下所需传输数据比传统模型更少,其ROC性能比传统算法的性能更优。

2 系统模型

如图1所示,CR-WSN分成多个簇,每个簇选出一个节点作为簇头,在距离 h 范围内,各节点的频谱数据送到簇头。由于簇头的信号处理能力有限,数据还需送到融合中心进行融合,最后将判决结果送到公网。由于簇头与融合中心的传输距离较远,这就要求其间的通信载荷不能过大,因而要求这之间的传输数据能尽量压缩。

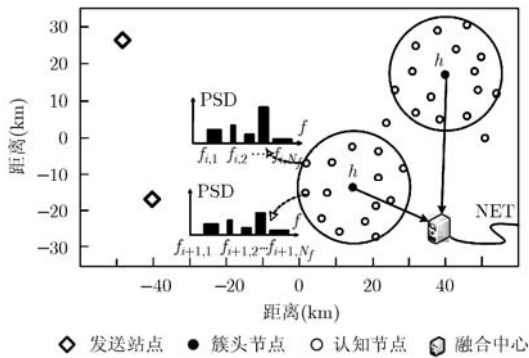


图1 WSN 频谱检测空间示意图

2.1 空间相关性与小波基

设接收信号的频谱由 N_f 个互不重叠的子带组成,各子带的边缘位置分别为 $f_1 \cdots f_{N_f}$,且有 $f_j < f_k$ ($j < k$, 其中 $j, k \in 1, \dots, N_f$),第 i 个节点检测到各子带上的平均功率为 $P_{i,1} \cdots P_{i,j} \cdots P_{i,N_f}$ 。根据文献[11],基站可以获得各用户到基站的距离参数。设基站的发送功率为 P_{pu} ,第 i 个节点检测到的功率为 P_i ,基站到节点的距离为 d_i , α 为路径损耗系数, β 为修正系数,则有式(1)的关系^[12]:

$$P_i = \frac{P_{pu}}{d_i^\alpha} \beta \quad (1)$$

由式(1)可知检测功率与距离有直接关系,节点在空间上的相关性依赖于距离,并可以从变差函数反映数据之间的相关性。设认知节点 $n_{(x,y)}$, $n_{(x_h,y_h)}$ 分别位于坐标 (x,y) , (x_h,y_h) ,其信息数据是 $S_{(x,y)}$, $S_{(x_h,y_h)}$,则变差函数定义为^[13]

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[(S_{(x,y)} - S_{(x_h,y_h)})^2] \quad (2)$$

其中 $(x-x_h)^2 + (y-y_h)^2 = h^2$, h 表示距离,该方程

表明变差函数越小,数据之间的相关性越强。

根据文献[14],中心节点与周围节点之间的相关性也可由极坐标来反映。设该中心节点 $n_{(0,0)}$ 的信息数据为 $S_{(0,0)}$,周围节点 $n_{(h,\theta)}$ 的信息数据为 $S_{(h,\theta)}$,中心节点和周围节点的信息数据有如下相关性:

$$S_{(0,0)} = I_{(U=T)} Y + I_{(U=H)} \int_{\theta} \int_h (S_{(h,\theta)} + Z) \cdot \delta(R=h) \delta(\Theta=\theta | R=h) h d h d \theta \quad (3)$$

在第1项中, $U=T$ 表示 $S_{(0,0)}$ 以 β 的概率从随机变量 Y 中获得;第2项中, $U=H$ 表示 $S_{(0,0)}$ 的另外一部分信息来自相邻节点 $n_{(h,\theta)}$ 上的信息数据 $S_{(h,\theta)}$,其概率为 $1-\beta$,其中随机变量 Y 和 Z 的分布密度函数分别为 $f_Y(y)$ 和 $f_Z(z)$,它们分别和 $S_{(h,\theta)}$ 相互独立。变量 Y 表现了相邻节点数据存在无关性特征的情况,而变量 Z 则表明在空间相关性情况下相邻节点数据之间的差异性。

利用节点数据的相关性,可构造空间小波基。设 r_{N_s} 对应某一时节点集合 $E_L: \{n_1, \dots, n_{N_s}\}$ 的感知数据,并有 $\lambda_L = r_{N_s}$ ($\lambda_L \in R^{N_s}$),根据节点的不同位置,把节点集合 $E_L: \{n_1, \dots, n_{N_s}\}$ 分裂成奇数 E_{L-1} 和偶数 O_{L-1} 集合,对应感知数据集合分别为 $\lambda_{L,E}$ 和 $\lambda_{L,O}$,用 T 表示提升小波变换,即: $T(\lambda_L) = \{\lambda_{L-1}, \gamma_{L-1}\}$ ^[15],且有

$$\gamma_{L-1} = \lambda_{L,O} - P(\lambda_{L,E}), \lambda_{L-1} = \lambda_{L,E} + U(\gamma_{L-1}) \quad (4)$$

其中 γ_{L-1} 和 λ_{L-1} 分别表示小波系数集和尺度系数集, P 和 U 表示线性预测算子和更新算子。由数据相关性, $\lambda_{L,E}$ 可以准确地预测 $\lambda_{L,O}$,而 γ_{L-1} 只包含很少的信息量。 λ_i ($i \in \{1, \dots, L\}$)经 $L-1$ 次递归提升小波变换,可得

$$T^L(\lambda_L) = \{\lambda_0, \gamma_0, \dots, \gamma_{L-1}\} \quad (5)$$

小波系数集 γ_i ($i \in \{0, \dots, L-1\}$)中存在多个近似零项,通过设定阈值将这些项置零后得到 $\hat{\gamma}_i$, $\hat{\gamma}_i$ 具有良好的稀疏性。为了表示数据的重构过程,设 $T^{-L}(\cdot)$ 为提升小波逆变换,由于预测和更新算子都为线性运算,因此 $T^L(\cdot)$ 和 $T^{-L}(\cdot)$ 也都是线性变换,可得

$$T^{-L}(\lambda_0, \hat{\gamma}_0, \dots, \hat{\gamma}_{L-1}) = \hat{\lambda}_L \quad (6)$$

式(5)和式(6)为空域频谱数据提供了小波变换和逆变换,使频谱数据在小波基上可以稀疏表示。

2.2 空域压缩模型

设WSN中总共存在 N_s 个节点,向量 $\mathbf{r}_j^{N_s \times 1} = [r_{1,j}, r_{2,j}, \dots, r_{i,j}, \dots, r_{N_s,j}]^T \in R^{N_s}$ 表示某时刻所有节点在第 j 个子带上的感知数据。根据上节中的提升小波技术,感知数据可在小波基 Ψ 上表示:

$$\mathbf{r}_j^{N_s \times 1} = \Psi_{N_s \times N_s} \boldsymbol{\theta}_j^{N_s \times 1} \quad (7)$$

其中,变换系数向量 $\boldsymbol{\theta}_j = [\lambda_{j,0}, \hat{\gamma}_{j,0}, \dots, \hat{\gamma}_{j,L-1}]^T$,小波

提升的次数与节点个数相同, 即 $L = N_s$ 。 θ_j 呈现 k -稀疏性: $\|\lambda_0\|_0 + \sum_{l=0}^{L-1} \|\hat{\gamma}_l\|_0 = k$, 该式表示系数向量 θ_j 只有 k 个非零项, 其它项都近似为零。当簇头获得感知数据 $\mathbf{r}^{N_s \times N_f}$ 后, 对各子带上数据分别压缩, 将随机矩阵 Φ_s 乘以各子带上长度为 N_s 的数据, 可获得 M_s ($M_s = ck_s < N_s, 2 \leq c \leq 4$) 个观测数据 $\mathbf{Y}_j^{M_s \times 1} = [Y_{1,j}, Y_{2,j}, \dots, Y_{M_s,j}]^T \in R^{M_s}$, 即

$$\mathbf{Y}_j^{M_s \times 1} = \Phi_s \mathbf{r}_j = \Phi_s \Psi \theta_j = \Xi_s \theta_j^{N_s \times 1} \quad (8)$$

其中 $\Phi_s = [\varphi_1, \dots, \varphi_i, \dots, \varphi_N]$ ($\varphi_i \in R^{M_s}, i = 1, \dots, N_s$) 与 Ψ 互不相关。从式(8)看出, $\Xi_s = \Phi_s \Psi$ 构成压缩感知矩阵, 稀疏向量 θ_j 可由式(9)解出:

$$\min \|\theta_j\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{Y}_j = \Xi_s \theta_j \quad (9)$$

由式(9)获得最优稀疏解 $\hat{\theta}_j$ 之后, 利用原小波基可进一步重构出全部节点在子带 j 上的感知数据: $\hat{\mathbf{r}}_j = [\hat{r}_{1,j}, \hat{r}_{2,j}, \dots, \hat{r}_{i,j}, \dots, \hat{r}_{N_s,j}]^T = \Psi \hat{\theta}_j$, 经过重复运算可获得各子带上的感知数据。

2.3 频域压缩模型

设待检频段的带宽为 B , 并且被分割成 N_f 个子带, 各子带的带宽为 B/N_f , 则第 i 个节点检测到的子带上的感知数据为: $\mathbf{r}_i = [r_{i,1}, r_{i,2}, \dots, r_{i,j}, \dots, r_{i,N_f}] \in R^{N_s \times N_f}$, 其中 $r_{i,j}$ 表示第 i 个节点上第 j 个子带的自相关函数值。设节点的接收信号为 $x(t)$, 对应奈奎斯特采样率下的离散值为 $x(n)$, 其自相关函数为 $r(n) = E[x(m)x^*(m-n)]$, 其傅里叶变换 $r(f)$ 对应着功率谱密度。通常主用户只占用少数子带, $r(f)$ 具有一定的稀疏性。频谱数据在空域上压缩后获得数据 $\mathbf{Y}^{M_s \times N_f}$, 由于在作空域压缩感知时, 空白子带经压缩后仍然为空白频带, 数据 $\mathbf{Y}^{M_s \times N_f}$ 在频域上仍具有稀疏性, 在频域上继续作压缩。

根据文献[9], 在第 i 个节点上自相关函数与功率谱之间的关系为

$$(\mathbf{r}_i^{1 \times N_f})^T = F_{N_f}^{-1} \mathbf{r}_i^T(f) \quad (10)$$

其中 F^{-1} 为傅里叶反变换。为了提高重构概率, 可利用小波边缘检测法将频谱数据进一步稀疏化, 先求自相关函数 $r(f)$ 边缘值:

$$\mathbf{Z}_i(f) = \mathbf{W}_{N_f} \mathbf{r}_i(f) \quad (11)$$

其中 \mathbf{W}_{N_f} 为小波变换矩阵。将式(11)代入式(10)后, 可简写成式(12):

$$\mathbf{r}_i = F_{N_f}^{-1} (\mathbf{W}_{N_f}^{-1} \mathbf{Z}_i)^T \quad (12)$$

由于数据 $\mathbf{Y}^{M_s \times N_f}$ 存在空白频带, 其边缘向量依然具有良好的稀疏性。将式(8)的数据继续在频域上压缩, 则第 i 行上的压缩数据可表示为

$$\begin{aligned} (\mathbf{G}_i^{1 \times M_f})^T &= \Phi_f^{M_f \times N_f} (\mathbf{Y}_i^{1 \times N_f})^T \\ &= \Phi_f^{M_f \times N_f} F_{N_f}^{-1} \mathbf{W}_{N_f}^{-1} (\mathbf{Z}_i^{1 \times N_f})^T \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $\Phi_f^{M_f \times N_f} F_{N_f}^{-1} \mathbf{W}_{N_f}^{-1} = \Xi_f$ 为压缩感知矩阵。重复式(13) M_s 次, 簇头最终压缩后的数据为 $\mathbf{G}^{M_s \times M_f}$, 此数据相比原始感知数据 $\mathbf{r}^{N_s \times N_f}$ ($M_s < N_s, M_f < N_f$) 得到大幅度地压缩。簇头将此数据送到上级融合中心, 通过相关算法重构出所需数据, 其中第 i 行 l_i 范数下最优解:

$$\min \|\mathbf{Z}_i\|_{l_i}, \text{ s.t. } (\mathbf{G}_i^{1 \times M_f})^T = \Xi_f (\mathbf{Z}_i^{1 \times N_f})^T \quad (14)$$

通过 $(\hat{\mathbf{Y}}_i^{1 \times N_f})^T = F_{N_f}^{-1} \mathbf{W}_{N_f}^{-1} (\hat{\mathbf{Z}}_i^{1 \times N_f})^T$ 计算出第 i 行的 $(\hat{\mathbf{Y}}_i^{1 \times N_f})^T$, 重复进行 N_s 次后, 重构出各个节点上的感知数据 $\hat{\mathbf{r}}^{N_s \times N_f}$, 最终融合中心通过该数据利用软判决方法进行判决^[16]。

3 空频压缩感知算法

CR-WSN 感知的频谱数据在空域和频域上均具有稀疏性, 由于这两个域的正交性, 频谱数据在空域上压缩后并不影响频域上的稀疏性。在空频压缩模型中, 簇头收集全部节点的感知数据并进行 2 维压缩编码, 经压缩后的数据传给融合中心作解码重构, 融合中心将重构后的数据进行软合并, 判决结果送到公网上提供给所需用户使用, 整个模型的关键是感知数据的压缩与重构过程。

图 2 为空频压缩感知 (Space Frequency Compressed Sensing, SFCS) 的频谱检测方案图, 综上所述, 空频压缩感知算法表示如表 1 所示。

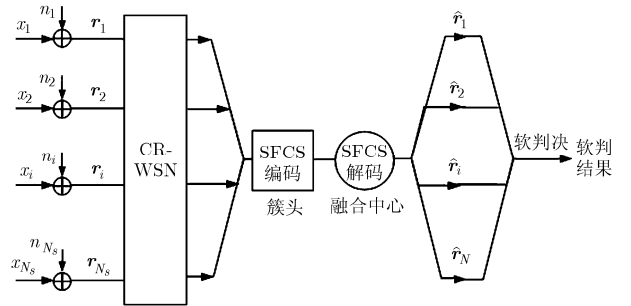


图2 空频压缩感知的频谱检测方案

根据文献[7], BP(Basis Pursuit)算法的重构复杂度为 $O(N^3)$, 本算法在频域和空域上的重构均采用 BP 算法, 二者运算时先后顺序执行, 满足复杂度计算的加法规则, 因此 SFCS 算法重构复杂度也为 $O(N^3)$ 。

4 仿真与实验结果

本文实验的检测目标为频宽在 300-460 MHz 的广播电视信号, 各子带的带宽为 5 MHz, 共有 32 个子带, 主用户占用子带的位置随机出现, 其余子带为空白频带。发送站点的坐标位置为 (-48, 26) km

表1 空频压缩感知算法

输入: 授权用户基站的位置及各节点的位置。
输出: 融合中心的重构数据 $\hat{\mathbf{r}}_{N_s \times N_f}$, 频带占用判决结果。
步骤 1 根据式(1)可确定 WSN 中各节点 $n_i (i = 1, \dots, N_s)$ 的分布半径, 并选出簇头 n_c , 确定簇头随机种子 $\mathbf{s}_{M_s}: \{s_1, \dots, s_{M_s}\}$;
步骤 2 簇头生成观测矩阵 $\Phi_s = \text{randn}(\mathbf{s}_{M_s}, \tau_{N_s})$, 其中 randn 为伪随机数发生函数, $\tau: \{\tau_1, \dots, \tau_{N_s}\}$;
步骤 3 节点获得第 j 个子带的数据 $\mathbf{r}_j^{N_s \times 1} = [r_{1,j}, r_{2,j}, \dots, r_{i,j}, \dots, r_{N_s,j}]^T \in R^{N_s}$, 利用步骤 2 产生的随机矩阵进行压缩 $\mathbf{Y}_j^{M_s \times 1} = \Phi_s \mathbf{r}_j^{N_s \times 1}$, 产生 M_s 个观测数据 $\mathbf{Y}_j^{M_s \times 1} = [Y_{1,j}, Y_{2,j}, \dots, Y_{M_s,j}]^T \in R^{M_s}$;
步骤 4 根据步骤 3 重复 N_f 次, 完成所有子带上的压缩过程, 获得压缩数据 $\mathbf{Y}^{M_s \times N_f}$;
步骤 5 簇头节点将 $\mathbf{Y}^{M_s \times N_f}$ 在频域上作进一步压缩, 随机矩阵 $\Phi_f^{M_f \times N_f}$ 乘以 $\mathbf{Y}^{M_s \times N_f}$ 中行向量的转置, 获得压缩数据 $\mathbf{G}_i^{1 \times M_f}$, 重复该过程完成 M_s 个行向量的压缩, 将全部节点的各子带上的感知数据压缩至 $\mathbf{G}^{M_s \times N_f}$;
步骤 6 融合中心产生同步观测矩阵 $\Phi_f^{M_f \times N_f}$, 利用该矩阵对 $\mathbf{G}^{M_s \times N_f}$ 进行解压缩。根据式(14)可获得稀疏向量 \mathbf{Z}_i , 通过 $(\hat{\mathbf{Y}}_i^{1 \times N_f})^T = F_N^{-1} \mathbf{W}_N^{-1} (\hat{\mathbf{Z}}_i^{1 \times N_f})^T$ 重构出 $\hat{\mathbf{Y}}_i^{1 \times N_f}$, 重复该解压缩过程获得 M_s 个频域向量 $\hat{\mathbf{Y}}_i^{M_s \times N_f}$;
步骤 7 将 $\hat{\mathbf{Y}}_i^{M_s \times N_f}$ 中各列向量代入式(9), 获得最优稀疏解 $\hat{\theta}_j$, 求得各节点在第 j 个子带感知数据为 $\hat{\mathbf{r}}_j = [\hat{r}_{1,j}, \hat{r}_{2,j}, \dots, \hat{r}_{i,j}, \dots, \hat{r}_{N_s,j}]^T = \Psi \hat{\theta}_j$, 重复该过程获得全部节点上各子带的感知数据 $\hat{\mathbf{r}}_{N_s \times N_f}$ 。

和(-40, -22) km, 簇头的坐标为(15, -15) km, 簇内节点随机分布在 15 km 半径范围内。设定 $P_{pu} = 1$ kW, 路径损耗系数 $\alpha = 3.5$, 各子信道中高斯白噪声方差为 $\sigma^2 = 0.1$, 调整系数 β 使得节点的平均信噪比可在 0-5 dB 范围内, 其中噪声为基站到节点传输过程中所带来的传输噪声。

首先考察 SFCS 模型的均方误差性能, 定义均

方误差为 $\text{MSE} = \frac{E\left(\sum |\hat{r}_{i,j} - r_{i,j}|^2\right)}{E\left(\sum |r_{i,j}|^2\right)}$, 表示融合中心

重构后数据与压缩感知前数据的误差, 定义总压缩率为经过空域和频域压缩后的数据与原始数据的比值。图 3(a)中取 60 个节点, 设置总压缩率 M/N 从 0.05 到 1 之间变化, 节点的平均信噪比为 5 dB, 选取经典的 OMP(Orthogonal Match Pursuit), PFP(Polytope Faces Pursuit), LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)以及 BP 重构算法作比较, 每种压缩比下重复运行 500 次得出平均值。从图中可看出, BP 和 LASSO 的性能很接近, OMP 算法的重构性能不如其它算法。另外, BP 算法在总压缩率为 1(即无压缩)的情况下 MSE 接近于零, 这是由于 MSE 中分子分母中均含有噪声而抵消

的结果。根据图 3(a)的结论, 本文选取 BP 算法作为本实验中的重构算法。

图 3(b)中分别选取 30, 60 和 90 个节点, 节点的平均信噪比为 5 dB, 从图中可看出在同一总压缩率下, 30 个节点的 MSE 最大, 90 个节点的 MSE 最小, 这是由于在同一半径范围内节点个数越多时数据之间的相关性越强, 则经小波变换后稀疏性越好, 因而能获得更准确的重构数据。图 3(c)为不同频带占用数 5、10、15 和 20 对 MSE 影响的结果, 选取了 60 个节点, 节点的平均信噪比为 5 dB, 从图中可看出, 在同一总压缩率下 5 个频带占用时 MSE 最小, 20 个频带占用时 MSE 最大, 这是由于频域上的稀疏度直接影响到 MSE, 当频带占用数增加时其稀疏性变差, 则重构准确度也下降, 符合压缩感知的一般规律。

实验另一方面考察 SFCS 中检测概率(P_d)性能, 软判决采用线性加权算法, 即 $S = \sum_{i=1}^{N_s} \omega_i P_i$, 其中 ω_i 为第 i 个节点的权值, 采用等增益合并方式。设定虚警概率 $P_f = 0.1$, 节点数目分别为 30, 60 和 90 个, 节点的平均信噪比在 5 dB, 其它实验条件与上一实验相同, 检测结果如图 4 所示。

从图 4(a)可看出, 在同一总压缩率下, 90 个节点的检测概率最高, 30 个节点的检测概率最低, 从检测概率的角度上再次验证了节点数越多重构数据越准确的规律, 与前面 MSE 实验结果表现一致。图 4(b)表现了频域稀疏度对检测概率的影响, 节点的平均信噪比为 5 dB, 节点数目为 60 个, 分别选取 5, 10, 15 和 20 个频带占用数, 从图中可看出, 在相同的总压缩率下 5 个频带占用时检测概率最高, 20 个频带占用时检测概率最低。

最后考察最重要的 ROC(Receiver Operating Characteristic)性能, 即检测概率-虚警概率($P_d - P_f$)

的性能。根据文献[10], 定义 $P_d = E\left\{\frac{\mathbf{D}^T(\mathbf{D} - \hat{\mathbf{D}})}{\|\mathbf{D}\|_1}\right\}$,

$P_f = E\left\{\frac{\overline{\mathbf{D}}^T(\mathbf{D} \neq \hat{\mathbf{D}})}{N_f - \|\mathbf{D}\|_1}\right\}$, 其中 \mathbf{D} 为由“1”和“0”表

示的主用户频带占用情况向量, 其长度为 N_f , $\hat{\mathbf{D}}$ 为判决出的占用数, $\overline{\mathbf{D}}$ 是表示 \mathbf{D} 的取反。

先考察 SFCS 中不同信噪比下的 ROC 性能, 设定节点数目 60 个, 子带占用数 5 个, 节点的平均信噪比分别为 0 dB, 3 dB 和 5 dB, 设定空域和频域压缩率分别为 $M_s/N_s = 0.7$, $M_f/N_f = 0.7$ (总压缩率 $M/N = 0.49$) 和 $M_s/N_s = 0.8$, $M_f/N_f = 0.8$ (总压缩率 $M/N = 0.64$), 仿真结果如图 5(a)所示。从图中可看出, 在同一信噪比下总压缩率大时检测概率高, 这是由于测量次数增加时, 重构准确度提

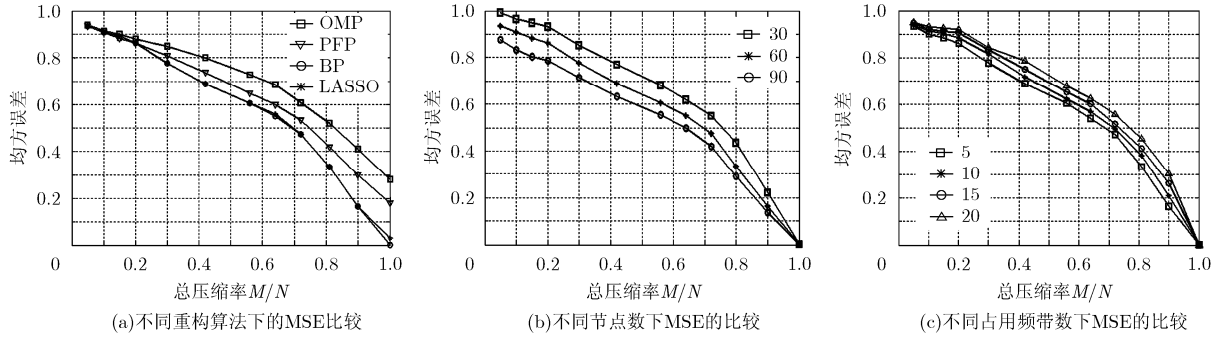


图 3 SFCS 模型中不同指标下的 MSE 性能比较

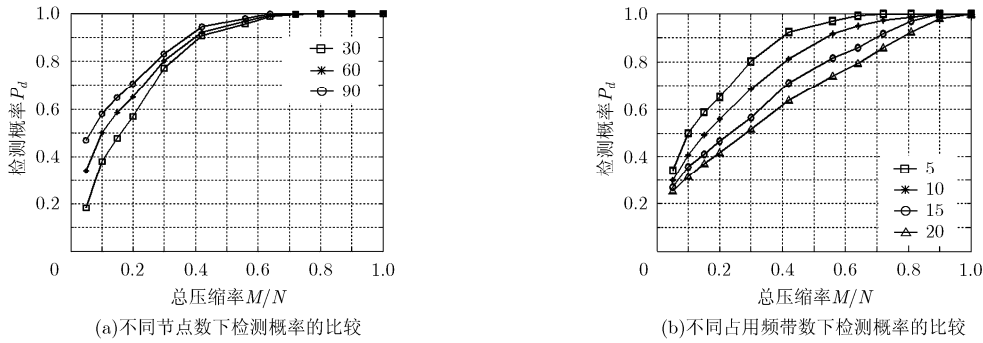


图 4 SFCS 模型中不同指标下检测概率的比较

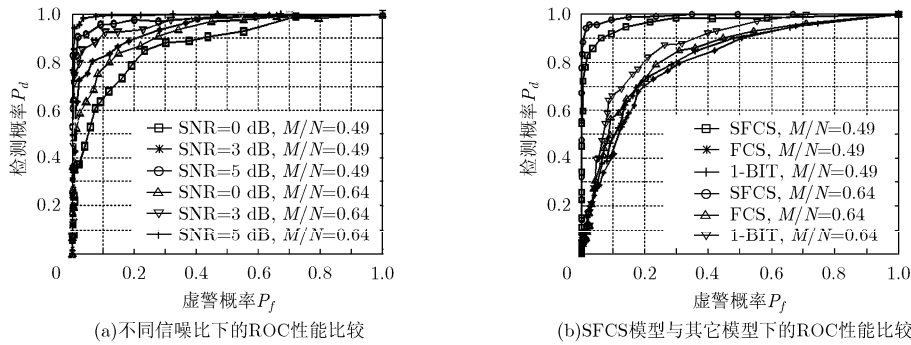


图 5 各种 ROC 性能的比较

高会使得系统判决更为准确；在同一总压缩率下，信噪比高时其检测概率也高。

图 5(b)比较了 SFCS 和传统 FCS 以及 1-BIT 模型^[17]的 ROC 性能,节点平均信噪比为 5 dB,设 SFCS 空域和频域压缩率分别为 $M_s/N_s = 0.7$, $M_f/N_f = 0.7$ (总压缩率 $M/N = 0.49$),由于 FCS 模型下空域未做压缩,因而其空域压缩率为 $M_s/N_s = 1$,为了与 SFCS 有相同的总压缩率, FCS 频域压缩率应设为 $M_f/N_f = 0.49$,这样二者总压缩率均为 $M/N = 0.49$ 。另一组总压缩率设为 $M/N = 0.64$, SFCS 的空域和频域压缩率为 $M_s/N_s = 0.8$ 和 $M_f/N_f = 0.8$, FCS 空域和频域压缩率为 $M_s/N_s = 1$ 和 $M_f/N_f = 0.64$,总压缩率均为 $M/N = 0.64$,其中

1-BIT 模型在空域和频域的压缩率与 FCS 模型设定相同。从图中可看出,在 $P_f = 0.1$ 的情况下,当总压缩率 $M/N = 0.49$ 时, SFCS 的检测概率 P_d 比 1-BIT 的检测概率高约 0.4,比 FCS 的检测概率 P_d 高约 0.5;当总压缩率 $M/N = 0.64$ 时, SFCS 的检测概率 P_d 比 1-BIT 的检测概率高约 0.3,比 FCS 的检测概率 P_d 高约 0.4,说明在同样的总压缩率下, SFCS 模型下的检测概率明显高于另外两种模型的检测概率。另外从图中还可看出, SFCS 在总压缩率 $M/N = 0.49$ 时的性能也好于另外两种模型在总压缩率 $M/N = 0.64$ 时的性能,即 SFCS 能以较低总压缩率获得较高检测概率,显示出空频 2 维压缩的优越性。

5 结束语

CR-WSN 的频谱感知技术正在迅速发展, 基于压缩感知的频谱检测方法为其开启了另一扇门, 频谱数据的空间相关性为压缩感知的应用创造了条件。本文提出了一种寻找空间小波基的方法, 建立了基于空域和频域的 SFCS 模型, 并对该模型的各项性能进行了分析和比较, 表明了 SFCS 模型的优势。CR-WSN 除了具有空间相关性外, 还具有时间相关性的特点, 如何综合有效地利用这些信息, 是今后课题研究的方向。

参 考 文 献

- [1] Mitola J. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18.
 - [2] Stotas S and Nallanathan A. On the throughput and spectrum sensing enhancement of opportunistic spectrum access cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(1): 97-107.
 - [3] Granelli F, Zhang H, Zhou X, *et al.* Research advances in cognitive ultra wideband radio and their application to sensor networks[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(4): 487-499.
 - [4] Zhong L L, Shan F, Zhao D M, *et al.* Delay performance analysis for supporting real-time traffic in a cognitive radio sensor network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(1): 325-335.
 - [5] Oto M C and Akan O B. Energy-efficient packet size optimization for cognitive radio sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(4): 1544-1553.
 - [6] Candès E and Romberg J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions[J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2006, 6(2): 227-254.
 - [7] Donoho D. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
 - [8] Tropp A, Laska N, Duarte F, *et al.* Beyond Nyquist: efficient sampling of sparse bandlimited signals[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(1): 520-544.
 - [9] Polo Y, Wang Y, Pandharipande A, *et al.* Compressive wide-band spectrum sensing[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, San Diego, 2009: 178-183.
 - [10] Zeng Fan-zi, Chen Li, and Tian Zhi. Distributed compressive spectrum sensing in cooperative multihop cognitive networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(1): 37-48.
 - [11] Chen Hong-yang, Wang Gang, Wang Zi-zhuo, *et al.* Non-line-of-sight node localization based on semi-definite programming in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(1): 108-116.
 - [12] Edward P and Ying L. Optimization for cooperative sensing in cognitive radio networks[C]. *IEEE Communications Society in the Wireless Communications and Networking Conference*, Kowloon, 2007: 27-32.
 - [13] Hu Hai-feng, Yang Zhen, and Bao Jian-min. Wavelet transform-based distributed compressed sensing in wireless sensor networks[J]. *China Communications*, 2012, 9(2): 1-12.
 - [14] Wagner S and Baraniuk G. An architecture for distributed wavelet analysis and processing in sensor networks [C]. *Information Processing in Sensor Networks*, Tennessee, 2006: 243-250.
 - [15] Sweldens W. The lifting scheme: a new philosophy in bi-orthogonal wavelet constructions[J]. *Proceedings of SPIE*, 1995, 2569: 68-79.
 - [16] Unnikrishnan J and Veeravalliv V. Cooperative sensing for primary detection in cognitive radio[J]. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, 2008, 2(1): 18-27.
 - [17] Doohwan L, Sasaki T, Yamada T, *et al.* Spectrum sensing for networked system using 1-bit compressed sensing with partial random circulant measurement matrices[C]. *IEEE 75th Vehicular Technology Conference*, Yokosuka, 2012: 1-5.
- 王伟刚: 男, 1975 年生, 博士生, 讲师, 研究方向为无线通信与网络技术。
- 杨 震: 男, 1961 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为语音信号处理与无线通信技术。
- 胡海峰: 男, 1973 年生, 副教授, 研究方向为无线传感网络中的信号处理技术。