

宽带认知无线网络分布式协作压缩频谱感知算法

张正浩¹, 裴昌幸¹, 陈南¹, 李虎生², 杨德鹏²

(1. 西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室, 710071, 西安; 2. 田纳西大学
电子工程与计算机科学系, 37996, 美国诺克斯维尔)

摘要: 针对宽带认知无线网络中压缩频谱感知算法在低信噪比环境下频谱检测性能下降的问题,提出了一种基于高斯过程的分布式压缩频谱感知(PBCS)算法. 首先应用层次化的正态分布概率模型来表示压缩频谱的重构,然后各个认知无线电用户交换模型参数并结合本地的压缩采样数据进行压缩频谱感知. 有别于其他直接融合频谱感知结果或检测数据的协作式算法,PBCS算法通过模型参数融合来进行协作,能有效减小信噪比低的协作用户的影响,从而提高算法的抗噪性. 仿真结果表明,PBCS算法可以在-5 dB的信噪比条件下达到检测概率大于0.9、误检概率为0.1的频谱检测性能.

关键词: 宽带认知无线网络;高斯过程;分布式压缩频谱感知;模型参数融合

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)04-0067-05

A Sensing Algorithm Based on Distributed Cooperative Compressed Spectrum for Wideband Cognitive Radio Networks

ZHANG Zhenghao¹, PEI Changxing¹, CHEN Nan¹, LI Husheng², YANG Depeng²

(1. State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Tennessee, Knoxville 37996, USA)

Abstract: A distributed probabilistic Bayesian compressed spectrum sensing algorithm (PBCS) is proposed based on Gaussian process to improve the detection performance of compressed spectrum sensing under low signal to noise ratio condition in wideband cognitive radio networks. A hierarchical normal distribution probabilistic model is applied to represent the compressed spectrum reconstruction. The model parameters are exchanged among the cognitive radios as cooperation information, and then are utilized to implement compressed spectrum sensing based on the local compressed sensing data. Being different from existing cooperative spectrum sensing methods, where the final sensing decisions or the rough sensing data are used as the cooperation information, model parameters fusion is conveyed among the cognitive radios in the proposed PBCS algorithm. Therefore, the negative effectiveness from those cooperated neighbors experiencing low signal to noise ratio sensing environment is effectively reduced and the detection performance is improved. Simulations show that PBCS achieves a detection rate over 0.9 while false alarm remains 0.1 when signal to noise ratio is -5 dB.

Keywords: wideband cognitive radio networks; Gaussian process; distributive probabilistic Bayesian compressed spectrum sensing; model parameters fusion

收稿日期: 2010-06-04. 作者简介: 张正浩(1982—),男,博士生;裴昌幸(联系人),男,教授,博士生导师. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61072067,60970119);美国国家自然科学基金资助项目(CCF-0830451);高等学校创新引智计划资助项目(B08038);国家重点实验室专项资金资助项目(ISN1001004);陕西省工业攻关计划资助项目(2009K01-46).

网络出版时间: 2011-01-10

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20110110.0856.html>

宽带认知无线电(wideband cognitive radio, WCR)^[1]能在宽频带范围内提高频谱的利用率,是一种解决频谱紧缺问题的有效技术. WCR的一个难点是在有限的检测时间内在宽频带范围检测出主用户(PU)的忙闲状态,以便 WCR 用户得知当前可用子信道信息,这要求射频前端模拟数字转换器(ADC)有较高的采样速率^[2]. 采用压缩感知^[3]能有效降低宽带模拟信号的采样速率^[4],因此压缩感知成为当前的一个研究热点.

基于压缩感知技术,文献[5-6]提出了压缩频谱感知算法,但这一类算法依赖于单用户压缩频谱重构的结果,而单用户的压缩重构算法抗噪性能低^[7],因而当接收信噪比下降时,这一类算法的检测性能严重下降. 文献[8]提出基于采样数据融合的协作式压缩频谱感知算法(MBCS),但对于某个接收信噪比低的 WCR 用户,该算法要求与其协作的 WCR 用户的信噪比大于-3 dB,而在实际中协作的用户很可能同时处于较低的信噪比检测环境中.

针对上述压缩频谱感知存在的问题,本文提出一种基于高斯过程^[9]的分布式压缩频谱感知(PBCS)算法. PBCS 算法首先应用层次化正态分布概率模型^[10]提取各个 WCR 用户在前一时刻压缩频谱感知的模型参数,然后各个 WCR 用户通过交换模型参数进行协作式压缩频谱重构,最后通过重构的频谱检测出可用子信道. 本文算法能有效减小处于低信噪比的协作用户的协作信息对其他用户的影响,从而提高协作频谱检测的性能.

1 系统模型

1.1 频谱稀疏性模型

WCR 和 PU 在某一频率范围内共存,整个共享频带被划分为 M 个非重叠的窄带子信道. 假设主用户对子信道的划分是固定的,且 WCR 已知子信道的划分方法. 定义子信道忙闲状态指示向量 $\mathbf{D} = [d_1, d_2, \dots, d_M]$, 其中对于 $1 \leq m \leq M$, $d_m = 1$ 表示第 m 个子信道正在被 PU 占用,而 $d_m = 0$ 则表示第 m 个子信道处于空闲状态. 定义频谱的稀疏度为

$$\rho = 1 - \frac{\|\mathbf{D}\|_0}{M} \quad (1)$$

式中: $\|\mathbf{D}\|_0$ 表示在信道状态向量 $\mathbf{D}$ 中非 0 元素的个数; $\rho \in [0, 1]$, 当 $\rho = 0$ 时表示所有子信道全被 PU 占用,因而此时的频谱的稀疏度为 0.

1.2 宽带协作压缩频谱检测模型

设 WCR 网络中共有 L 个 WCR 用户参与协作

压缩频谱感知,而且它们在频谱检测期内一同保持静默同时进行频谱感知. 图 1 给出单用户压缩频谱感知的模型框图. 宽带模拟信号首先通过模拟-信息化转换(AIC)系统^[11]压缩采样,然后进行频谱信息的压缩重构,最后根据重构的频谱在频域上作能量检测,从而判断出主用户各子信道的忙闲状态.

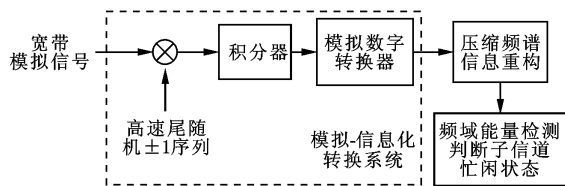


图1 压缩频谱感知系统框图

ADC 以低于信号的奈奎斯特采样速率进行欠采样, AIC 系统的输出信号可以表示为

$$y(k) = \int_0^T x(t) p(t) h(kR - t) dt \quad (2)$$

式中: $p(t)$ 为高速伪随机 ± 1 序列; $h(kR - t)$ 为积分器时域冲击响应函数的卷积表达式; R 为 ADC 的采样间隔; T 为一个 WCR 用户的频谱检测周期. 接收到的宽带信号 $x(t)$ 根据文献[12]可以在频域表示为

$$x(t) = \sum_{j=1}^{MB} w_j \phi_j(t) + n(t) \quad (3)$$

式中: $\phi_j(t)$ 为傅里叶基函数; B 为单个子信道包含基函数的个数; w_j 为第 j 个基函数的系数,它是接收信号在压缩变换空间的投影; $n(t)$ 为接收信号中的噪声. 将式(3)代入式(2)并化简为矩阵形式

$$\mathbf{Y}_l = \mathbf{\Theta} \mathbf{w}_l + \tilde{\mathbf{n}}_l, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

式中: $\mathbf{Y}_l = [y_l(1), y_l(2), \dots, y_l(3)]^T$ 表示第 l 个 WCR 用户的 N 点压缩采样点数据; $\mathbf{w}_l = [w_{l,1}, w_{l,2}, \dots, w_{l,MB}]^T$ 和 $\tilde{\mathbf{n}}_l$ 分别为接收到经过信道衰落的信号在压缩变换空间中的基函数系数和噪声; 每个子信道包含 B 个基函数,因而 $\mathbf{\Theta}$ 是 N 行 MB 列的压缩变换矩阵,它的第 i 行第 j 列的元素表示为 $\Theta_{i,j} = \int_0^T \phi_j(t) p(t) h(iR - t) dt$. 当主用户只占用部分子信道时,接收信号在压缩变换空间中具有稀疏性,因而可以通过压缩重构算法从式(4)求解 $\mathbf{w}_l$. 第 l 个 WCR 用户进一步可以通过以下的二元假设检测来判断第 $m(m=1, 2, \dots, M)$ 子信道的忙闲状态

$$\left. \begin{aligned} d_m^l &= 1, & \sum_{j=(m-1)B+1}^{mB} |w_{l,j}|^2 &\geq \tau \\ d_m^l &= 0, & \sum_{j=(m-1)B+1}^{mB} |w_{l,j}|^2 &< \tau \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: τ 为判决门限. 假设信道矩阵 $\mathbf{H}_l$ 已知, $\mathbf{w}_l$ 可以进一步表示为 $\mathbf{w}_l = \mathbf{H}_l \tilde{\mathbf{w}}_l$, 其中 $\tilde{\mathbf{w}}_l$ 表示未经信道衰落的主用户信号在频域中基函数的系数. 不失一般性, 本文提出的压缩频谱检测算法是基于信道矩阵未知的情况下推导的. 如果信道矩阵 $\mathbf{H}_l$ 已知, 则将 $\tilde{\mathbf{w}}_l = \mathbf{H}_l^{-1} \mathbf{w}_l$ 作为最终的压缩变换空间的基函数系数代入式(5)进行二元假设检测.

2 基于高斯过程的压缩信号重构

由于各个 WCR 用户均采用相同的重构方法, 因此为了简化表示可省略 WCR 用户的标号 l . 设各个基函数系数 $w_i (i=1, 2, \dots, MB)$ 之间统计独立, 服从均值为 0、方差为 α_i^{-1} 的高斯分布. 引入参数 $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{MB}]^T$ 控制基函数系数 $\mathbf{w}$ 的分布, 该参数反映各子信道的忙闲概率. 设式(4)中的噪声 $\tilde{\mathbf{n}}_l$ 是均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声. 变量 $\boldsymbol{\alpha}$ 、 $\mathbf{w}$ 、 $\mathbf{Y}$ 之间的关系可由图 2 所示的层次化概率模型表示.

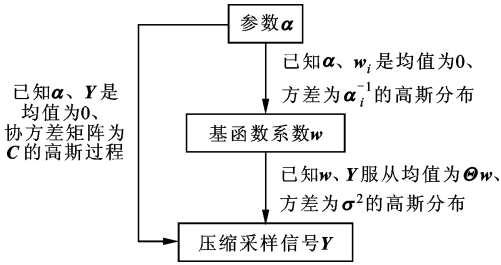


图2 层次化先验概率模型

根据图 2 所示的先验概率模型, 条件概率密度函数 $p(\mathbf{Y}|\mathbf{w})$ 和 $p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\alpha})$ 分别表示如下

$$p(\mathbf{Y}|\mathbf{w}) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} \exp(-\|\mathbf{Y} - \boldsymbol{\Theta}\mathbf{w}\|^2/2\sigma^2) \quad (6)$$

$$p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{i=1}^{MB} (2\pi\alpha_i^{-1})^{-1/2} \exp(-\alpha_i \|\mathbf{w}_i\|^2/2) \quad (7)$$

由式(6)和式(7)可以推导出条件概率密度函数 $p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha})$ 的表达式

$$p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha}) = \int_{-\infty}^{\infty} p(\mathbf{Y}|\mathbf{w}) p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\alpha}) d\mathbf{w} = (2\pi)^{-N/2} |\mathbf{C}|^{-1/2} \exp(-\mathbf{Y}^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Y}/2) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{C} = \sigma^2 \mathbf{I} + \sum_{j=1}^{MB} \alpha_j^{-1} \boldsymbol{\theta}_j \boldsymbol{\theta}_j^H$, $\mathbf{I}$ 表示单位阵. 由式(8)可知压缩采样数据 $\mathbf{Y}$ 在给定的参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 下是一个以 0 为均值、 $\mathbf{C}$ 为协方差矩阵的高斯过程, 表示为 $\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha} \sim \text{GP}(\mathbf{0}, \mathbf{C})$, 条件概率密度函数 $p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha})$ 称为边缘似然函数. 重构算法的关键是求使边缘似然函数 $p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha})$

最大化的参数 $\boldsymbol{\alpha}^*$. 为了简化运算, 根据文献[9]将对数边缘似然函数 $\ln(p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha}))$ 分别对 $\alpha_i (i=1, 2, \dots, MB)$ 求导并令其等于 0, 如下式所示

$$\frac{\partial \ln(p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha}))}{\partial \alpha_i} = \frac{\alpha_i^{-1} (\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i)^2 - ((\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{Y})^2 - \boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i)}{2(\alpha_i + \boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i)^2} = 0 \quad (9)$$

由式(9)可以得到 α_i^* 的表达式

$$\alpha_i^* = \frac{(\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i)^2}{(\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{Y})^2 - \boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i} \quad (10)$$

注意到 α_i 表示的是方差, 因而需要加上约束条件 $\alpha_i > 0$, 这表示当 $(\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{Y})^2 > \boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i$ 时, 可以通过式(10)计算 α_i , 而当 $(\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{Y})^2 \leq \boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{C}_i^{-1} \boldsymbol{\theta}_i$ 时, 令 $\alpha_i^* = +\infty$. 此时, $p(w_i = 0) = 1$, 第 i 个基函数系数等于 0. 在得到 $\boldsymbol{\alpha}^*$ 以后, 由贝叶斯公式可得到压缩变换空间基函数系数的条件概率密度函数

$$p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{Y}) = \frac{p(\mathbf{Y}|\mathbf{w}) p(\mathbf{w}|\boldsymbol{\alpha})}{p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha})} = (2\pi)^{-MB/2} \cdot |\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2} \exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})^H \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{w} - \bar{\mathbf{w}})) \quad (11)$$

式中

$$\boldsymbol{\Sigma} = (\sigma^{-2} \boldsymbol{\Theta}^H \boldsymbol{\Theta} + \text{diag} \boldsymbol{\alpha})^{-1} \quad \bar{\mathbf{w}} = \sigma^{-2} \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\Theta}^H \mathbf{Y} \quad (12)$$

其中 $\text{diag} \boldsymbol{\alpha}$ 表示以向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 中的元素为对角线元素的对角矩阵. 由式(11)和(12)可知, 基函数系数 $\mathbf{w}$ 是以 $\bar{\mathbf{w}}$ 为均值、 $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差的高斯过程. 继而将所求得的 $\boldsymbol{\alpha}$ 代入式(12), 便可以得到在边缘似然函数 $p(\mathbf{Y}|\boldsymbol{\alpha})$ 最大化时基函数系数的期望 $\bar{\mathbf{w}}$, 最后将 $\bar{\mathbf{w}}$ 代入式(5)以实现各子信道的忙闲状态的检测.

3 参数传递协作式频谱感知

由于不同的 WCR 之间的接收信号在空间上存在很大的相关性, 另一方面前后 2 次频谱感知的时间间隔较短, 因此在时间上也具有相关性. 处于低信噪比环境中的 WCR 可以通过与其他 WCR 协作来提高它的检测性能. 假设各 WCR 用户之间存在理想的公共控制信道, 那么 WCR 之间交换协作信息不会出现错误, 各个 WCR 用户执行压缩重构算法, 并从中提取模型参数 $\boldsymbol{\alpha}_l^* (l=1, 2, \dots, L)$, 然后通过公共控制信道传递参数 $\boldsymbol{\alpha}^*$. 图 3 给出了 2 个 WCR 用户之间的先验信息的交换示意图.

图中 GP 代表高斯过程, 由于各个 WCR 用户使用相同的种子产生伪随机 ± 1 序列, 因而具有相

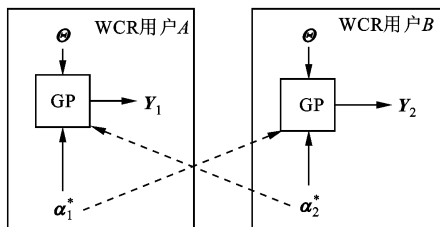


图3 层次化先验概率模型

同的压缩变换矩阵 Θ 。在求第 i 个基函数系数 α_i 时, 从其他协作 WCR 用户获得参数 $\{\alpha_i^{(l)}\} (l=1, 2, \dots, L-1)$, 同时根据本地的压缩采样数据, 由式(10)计算得到 $\alpha_i^{(\text{local})}$ 。当 $\alpha_i^{(\text{local})} \neq +\infty$ 时, 通过求解以下优化问题得到最优的 α_i^* , 如下式所示

$$\alpha_i^* = \arg \max_{\{\alpha_i^{(l)}\} \cup \alpha_i^{(\text{local})}} \left(\ln \alpha_i + \ln(\alpha_i + \theta_i^H C_{-i}^{-1} \theta_i) + \frac{|\theta_i^H C_{-i}^{-1} Y|^2}{\alpha_i + \theta_i^H C_{-i}^{-1} \theta_i} \right), \quad i = 1, 2, \dots, MB \quad (13)$$

将高斯过程的参数作为协作信息的分布式压缩频谱感知(PBCS)算法描述如下:

(1) 首轮频谱感知, 各个 WCR 用户根据式(10)计算出本地的 $\alpha_i^{(\text{local})}$;

(2) WCR 之间互相交换先验信息 $\alpha_i^{(l)} (l=1, 2, \dots, L-1)$;

(3) 下一轮频谱感知中, 各个 WCR 用户根据式(10)计算出本地的 $\alpha_i^{(\text{local})}$ 和 $(\theta_i^H C_{-i}^{-1} Y)^2 - \theta_i^H C_{-i}^{-1} \theta_i$;

(4) 当 $(\theta_i^H C_{-i}^{-1} Y)^2 - \theta_i^H C_{-i}^{-1} \theta_i > 0$ 时, 结合其他 WCR 的先验信息 $\alpha_i^{(l)} (l=1, 2, \dots, L-1)$, 通过式(13)计算 α_i^* ;

(5) 当 $(\theta_i^H C_{-i}^{-1} Y)^2 - \theta_i^H C_{-i}^{-1} \theta_i \leq 0$ 时, $\alpha_i^* = +\infty$;

(6) 令 $\alpha_i^{(\text{local})} = \alpha_i^*$, 并根据式(12)计算出 $\bar{w}$;

(7) 计算当前对数边缘似然函数 $\ln(p(Y|\alpha))$, 并与前一轮计算所得的对数边缘似然函数进行比较, 其差值大于设定的门限值则重复执行步骤 2~6, 否则终止程序。

当算法收敛时, 将最后所求得的 $\bar{w}$ 代入式(5)进行各子信道的忙闲状态判决。

4 仿真实验

仿真实验场景设置: PU 和 WCR 用户共享一段总带宽为 500 MHz 的宽频带, 整个共享频带被划分为 50 个等带宽的子信道。PU 随机占用其中一部分的子信道进行通信, 平均子信道占用率为 20%, 这

表示频谱的平均稀疏度 $\bar{\rho} = 0.8$ (频谱的稀疏度由式(1)定义)。仿真实验共有 4 个 WCR 用户协作检测频谱, 假设各个 WCR 在上层协议的控制下, 在频谱检测期一同保持静默, 各 WCR 用户通过理想的公共控制信道来交换频谱协作检测信息 α^* 。仿真中信噪比定义为在整个共享频带中 PU 在各子信道上的信号能量之和除以共享频带内的噪声功率, 如下式所示

$$R_{\text{SN}} = 10 \lg \frac{\left[\sum_{j=1}^{MB} w_j \phi_j(t) \right]^2}{\sigma^2} \quad (14)$$

式中: σ^2 为共享频带内的噪声功率; $\phi_j(t)$ 为傅里叶基函数。仿真中设置噪声功率在各子信道上相等的, 而且主用户在所占用的子信道上的信号功率也是相等的。为了检验本文所提出的协作式压缩重构算法受其他处于不同信噪比检测环境的 WCR 用户所提供的协作信息的影响, 在仿真中设置其他 3 个协作 WCR 用户的 R_{SN} 分别为 -3 dB、3 dB 和 6 dB, 他们分别代表来自较低信噪比、中等信噪比和较高信噪比检测环境中的协作用户。

首先比较某个 WCR 用户在 $R_{\text{SN}} = -5$ dB 的检测环境下, 在其他 3 个 WCR 用户的协助下, 应用不同压缩重构算法得到的接收机工作特性(ROC)曲线。压缩采样速率设为信号奈奎斯特采样速率的 60%。仿真实验比较了非协作式基追踪压缩信号重构算法(BP 算法)、文献[8]提出的 MBCS 算法和本文提出的 PBCS 算法, 此外还比较了在信道矩阵 H_i 已知和未知 2 种情况下的频谱检测性能, 仿真结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出, PBCS 算法明显优于其他算法。此外, 在信道矩阵 H_i 未知的情况下, PBCS 算法的性能略有下降, 但与其他算法相比仍有一定的性能增益, 说明 PBCS 算法能有效利用其他 WCR 用户所提供的协作信息来提高频谱检测性能。

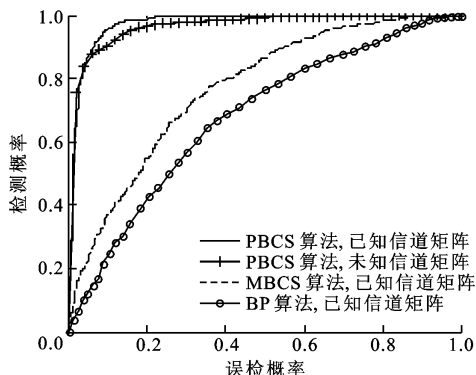


图4 不同压缩重构算法的 ROC 曲线比较

图5比较了当信噪比 $R_{\text{SN}} = -3$ dB时,PBCS算法和MBCS算在不同的频谱稀疏度条件下频谱检测的性能. 频谱的稀疏度 ρ 由式(1)给出. 从图中可以看出,检测性能随频谱的稀疏性减小而降低. 本文提出的算法在子信道被占用50%的情况下仍有超过90%的检测概率(误检概率等于10%). 图6给出了在不同采样率下,PBCS算法和MBCS算法的检测性能的比较. 从图中可以看出,在相同信噪比和相同压缩采样速率的检测环境下,本文提出的PBCS算法明显优于MBCS算法.

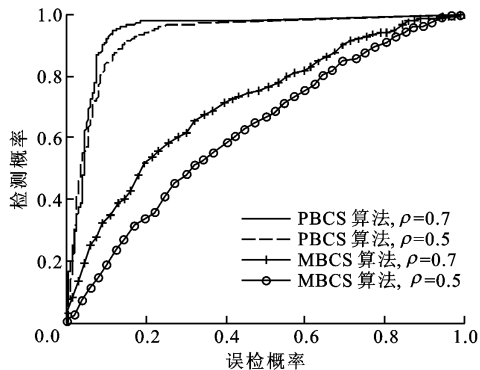
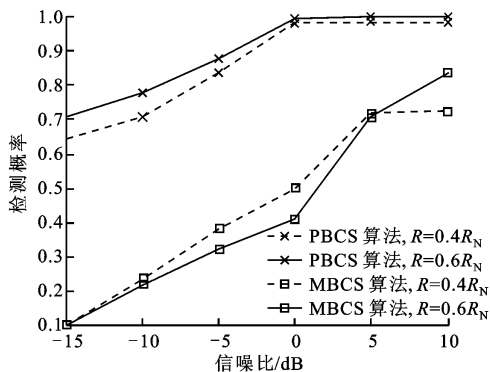


图5 频谱稀疏性对压缩信号重构的影响



R 表示压缩采样速率; R_N 表示信号的奈奎斯特采样速率

图6 不同采样率下的检测性能比较

仿真结果表明,PBCS算法通过模型参数进行协作能有效融合来自不同信噪比检测环境的协作信息,提高协作的有效性. 此外,作为先验信息的模型参数除了取自其他协作用户以外,还可以取自本地前一个频谱检测周期,这意味着算法除了利用空间相关性,还利用了时间相关性,因而本文算法性能更优,但各个WCR用户的运算量需要增加. 运算量的增加主要是由于增加了对式(13)的求解,算法需要比较 K 个协作用户提供的模型参数,运算量增加了 K 倍. 然而,与所得的性能增益相比,所增加的运算量是可以接受的.

5 结 论

本文提出了一种分布式压缩频谱感知算法——PBCS算法,通过互相传递层次化概率模型参数进行协作,能有效减小处于低信噪比检测环境的WCR用户对整体协作性能的影响,同时基于模型参数融合的协作方式能有效利用WCR用户之间在空间和时间上的相关性,提高协作式压缩频谱感知的性能.

参考文献:

- [1] AKYILDIZ I F, LEE W Y, VURAN M C, et al. Next generation dynamic spectrum access cognitive radio wireless network: a survey [J]. Computer Networks, 2006, 50(13): 2127-2159.
- [2] GHASEMI A, SOUSA E S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design tradeoffs [J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 32-39.
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] 张先玉,刘郁林,王开. 超宽带通信压缩感知信道估计与信号检测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(2): 88-91,124.
ZHANG Xianyu, LIU Yulin, WANG Kai. Ultra wideband channel estimation and signal detection through compressed sensing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(2): 88-91,124.
- [5] TIAN Zhi. Compressed wideband sensing in cooperative cognitive radio networks [C] // Proc of IEEE GLOBECOM 2008. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-5.
- [6] POLO Y L, WANG Ying, PANDHARIPANDE A, et al. Compressive wideband spectrum sensing [C] // Proc of IEEE ICASS 2009. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 2337-2340.
- [7] CANDÈS E J, ROMBERG J K, TAO G T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [8] 汪振兴,杨涛,胡波. 基于互信息的分布式贝叶斯压缩感知 [J]. 中国科学技术大学学报, 2009, 39(10): 1045-1051.
WANG Zhenxing, YANG Tao, HU Bo. Distributed Bayesian compressed spectrum sensing based on mutual information [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2009, 39(10): 1045-1051.
- [9] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the rele-

- vance vector machine [J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.
- [10] JI Shihao, XUE Ya, CARIN L. Bayesian compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [11] RAGHEB T, KIROLOS S, LASKA J, et al. Implementation models for analog-to-information conversion via random sampling [C]//Pro of 50th Midwest Symposium on Circuits and Systems. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2007: 325-328.
- [12] BAZERQUE J A, GIANNAKIS G B. Distributed spectrum sensing for cognitive radio networks by exploiting sparsity [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1847-1862.

(编辑 刘杨)