

稀疏阶数估计压缩频谱感知宽带认知通信研究

聂书志¹, 叶邦彦², 李志勇³

(1 江门职业技术学院, 广东 江门 529090; 2 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640;
3 大众报业集团信息技术部, 山东 济南 250014)

摘 要: 由于信号的稀疏度通常未知, 因此需要按照样本数的上限进行采样. 为了解决这个问题, 提出一种稀疏阶数估计的方法压缩频谱感知宽带认知无线电通信技术, 该技术采用一种统计学习的方法在稀疏信号恢复以前, 利用极少的样本数据估计出信号的稀疏阶数. 采用极少部分样本估计出宽带谱的稀疏阶数, 然后根据估计的稀疏阶数调整所采集的样本数. 采用这种方法能够自适应的调整数据获取量, 从而减少数据获取代价而不会降低感知性能.

关键词: 稀疏阶数估计; 曲线拟合; 压缩感知; 认知无线电

中图分类号: TP319

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)04-0117-06

Compressive Spectrum Sensing Based Wideband Cognitive Radio

NIE Shu-zhi¹, YE Bang-yan², LI Zhi-yong³

(1 Depart. of Electronics and Information Technology, Jiangmen Polytechnic, Jiangmen 529090, China;
2 School of Mechanical and Automotive Eng., South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
3 Dazhong News Group, Jinan 250014, China)

Abstract: Compressive sampling techniques can effectively reduce the acquisition costs of high-dimensional signals by utilizing the fact that typical signals of interest are often sparse in a certain domain. For compressive samplers, the number of samples needed to reconstruct a sparse signal is determined by the actual sparsity order of the signal. However, the actual sparsity order is often unknown or dynamically varying in practice, and the practical sampling rate has to be chosen conservatively according to an upper bound. To circumvent such wastage of the sampling resources, this paper introduces the concept of sparsity order estimation, which aims to accurately acquire the actual sparsity order prior to sparse signal recovery, by using a very small number of samples. A statistical learning methodology is used. Capitalizing on this gap, this paper also develops a two-step compressive spectrum sensing algorithm for wideband cognitive radios as an illustrative application. The first step quickly estimates the actual sparsity order of the wide spectrum of interest using a small number of samples, and the second step adjusts the total number of collected samples according to the estimated signal sparsity order.

Key words: sparsity order estimation; curve fitting; compressive sensing; cognitive radio

1 引言

压缩感知理论是一种快速发展的稀疏信号处理理论^[1-2]. 在压缩感知理论中, 假如信号是稀疏的或者能够在某个域稀疏表示, 则重建信号所需要的样本数源小于 Nyquist 采用定量所要求的样本数. 在

压缩感知理论中, 重建信息所需要的最小样本数与信号的稀疏度相关, 稀疏度越低, 用于重建信息的样本数就越少. 然而, 在实际应用中, 信号的实际稀疏度通常是未知的或者是动态变化的, 这样在采样时就只能按照所样本数的上限进行采样, 这必然会造成采样资源的浪费. 一种改进方法就是采用顺序采

收稿日期: 2013-06-17; 修回日期: 2013-08-22

基金项目: 国家自然科学基金(51375178)

样的方法^[3]. 在文献[3]中, 一次只采样一个样本, 然后每一次都利用当前样本和过去样本对信号进行重建, 直到对信号的重建误差小于一定的门限值时才停止采样. 这种方法计算量非常大, 难以实际应用.

为了解决采样中的资源浪费以及降低计算量, 本文提出了一种信号的稀疏阶数估计方法. 当前关于压缩感知理论中重建信号的最小样本数的研究主要分为两类: 稀疏信号估计和系数支集估计. 前者的目标是准确重建信号, 包括信号中所有元素的位置和幅度; 后者的目标是确定非零元素的位置. 很明显, 两种方法所需要采样资源都大于信号的稀疏阶数估计方法, 因为后者只需要确定信号中非零元素的个数. 在本文中给出了不同采用矩阵下估计信号稀疏阶数所需的最小样本数. 采用了一种基于曲线拟合的仿真方法来描述对采样率的基本限制. 研究表明稀疏阶数估计问题所需要的样本数远小于稀疏信号估计问题和稀疏支集估计问题.

稀疏阶数估计与稀疏信号重建所需要采样资源的差异能够在信号处理中得到应用. 本文给出了稀疏阶数估计在基于频谱压缩感知(TS-CSS)的宽带认知无线电(CRS)中的应用. TS-CSS 首先估计出未知频谱的稀疏阶数 S_{nc} , 然后利用估计的 $\hat{S}_{nc}$ 来确定需要额外增加的采样样本数; 最后利用在前两个步骤中的得到的样本数实现频谱的准确估计和做出频谱占用率的判断. TS-CSS 自适应地根据 $\hat{S}_{nc}$ 调整采样率, 这样 TS-CSS 的平均采样率就会远低于传统压缩感知采样方法. 仿真表明, 采用这种方法不仅能够降低采样资源, 而且能够保证感知的准确性.

2 稀疏阶数估计算法

稀疏阶数估计的目标是确定信号的非零元素的个数而不需要知道其幅度和位置. $N \times 1$ 的稀疏向量 θ 的稀疏阶数定义为其 l_0 范数 $S_{nc} = \|\theta\|_0$. 稀疏阶数的估计问题就是利用式(1)的压缩采样样本估计出 $\hat{S}_{nc}$:

$$x = \Phi s = \Phi \Psi \theta \quad (1)$$

稀疏阶数估计所需要的样本数不仅与 N 和 S_{nc} 相关, 而且与矩阵 Φ, Ψ 相关.

2.1 采样矩阵的选择

采样质量和估计性能受到采样过程中所采用的稀疏矩阵和采样矩阵的影响. 首先本文简要介绍几种常用的稀疏矩阵和采样矩阵. 理论上讲, 任何一个信号都能造某一个域上具有稀疏表示形式. 常用的稀疏基有傅里叶基, 小波基, DCT 等^[4-5]. 本文主要

关注频域稀疏信号, 因此在本文中采用的稀疏基为 $N \times N$ 的 DFT 矩阵构成的傅里叶基. 为了验证本文方法的广泛适用性, 在仿真中还采用了单位矩阵作为稀疏表示矩阵. 当信号自身稀疏时, 可以采用单位矩阵作为稀疏表示矩阵.

随机高斯矩阵和伯努力矩阵可以作为压缩感知理论中的采样矩阵^[6]. 采用随机高斯矩阵和伯努力矩阵所获得的样本, 在样本数相同的情况下比其他采样矩阵所获得的样本具有更高的重建概率. 在实际应用中有几种方法可以实现随机采样^[7-8]. 一种非常方便和实用的实现方法就是采用文献[7]提出的 AIC 结构.

本文给出一种通用的确定能够准确估计信号的 θ 稀疏阶数 S_{nc} 所需的最小样本数 M_r 的方法, 同时将准确重建信号本身所需要的样本数 M_r 作为一个参考. 这种方法是基于仿真的, 采用了大量的 Monte Carlo 仿真实验, 然后将实验结果用于拟合在给定测量矩阵 $\Phi \Psi$ 条件下的 M_r, M_r 与信号维数 N 以及信号的实际稀疏度 S_{nc} 之间的关系. 许多研究表明基于仿真的定量分析是一种有效的统计学习方法^[9]. 基于这个原因, 本文采用基于仿真和曲线拟合的方法来避开复杂的稀疏阶数估计的理论分析问题. 这种方法能够得到一个非常有效的关系式, 与仿真结果拟合的很好, 能够应用于大多数采样矩阵, 计算简单方便.

本文仿真验证的主要步骤如下:

(1) 产生稀疏信号: 根据通用随机模型产生一个维数为 N , 稀疏度为 S_{nc} 的向量 θ . 假定 $S_{nc} \ll N$ 为预先确定的整数, 向量 θ 的稀疏支集满足:

$$\text{Supp}(\theta) = \left\{ \{k_1, \dots, k_{S_{nc}}\} \mid \theta_{k_i} \neq 0, \right. \\ \left. k_i \in \{1, \dots, N\} \right\} \quad (2)$$

其中,

$$\Pr(k_i \in \text{Supp}(\theta)) = S_{nc}/N, i = 1, \dots, N \quad (3)$$

同时, θ 中个元素的幅度值满足如下某一种分布:

$$\text{Binary: } \theta_{k_i} = \begin{cases} 1 & k_i \in \text{Supp}(\theta) \\ 0 & k_i \notin \text{Supp}(\theta) \end{cases} \quad (4)$$

Gaussian:

$$\theta_{k_i} = \begin{cases} \sim N(1, 0.01) & k_i \in \text{Supp}(\theta) \\ 0 & k_i \notin \text{Supp}(\theta) \end{cases} \quad (5)$$

Uniform: $\theta_{k_i} =$

$$\begin{cases} \sim U(0.8, 1.2) & k_i \in \text{Supp}(\theta) \\ 0 & k_i \notin \text{Supp}(\theta) \end{cases} \quad (6)$$

(2) 数据采集:根据产生的稀疏信号以及所选择的稀疏矩阵和采样矩阵采样得到 M 个测量样本 $\mathbf{x}$ 。

(3) 重建稀疏信号:由样本数据 $\mathbf{x}$,采用BP算法得到 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{x} = \boldsymbol{\Phi}\Psi\boldsymbol{\theta} \quad (7)$$

在包含噪声的情况下可以采用 LASSO 方法求解^[10]:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\Phi}\Psi\boldsymbol{\theta}\|_2 \leq \epsilon \quad (8)$$

(4) 稀疏阶数估计:在得到估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 后,可以根据下式估计稀疏阶数:

$$\hat{S}_{nc} = \sum_{i=1}^N (|\hat{\boldsymbol{\theta}}(i)| \geq \lambda) \quad (9)$$

式中, $\lambda > 0$ 为预先设定的门限。根据经验,在没有噪声的情况下可以将 λ 设置为 $\lambda = \mu/2$;在包含噪声的情况下可以设置为 $\lambda = (\mu + \sigma_n)/2$ 。其中 μ 为 $\boldsymbol{\theta}$ 中 S_{nc} 个非零元素的绝对值的平均值, σ_n 为噪声的标准差。如图1所示, $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 的非零元素的幅度值与零值元素的幅度值明显区分开来,使得式(9)中的判决对 λ 值具有稳健性。采用式(9),当估计的稀疏度与真实稀疏度相同时变得到了稀疏度的准确估计。

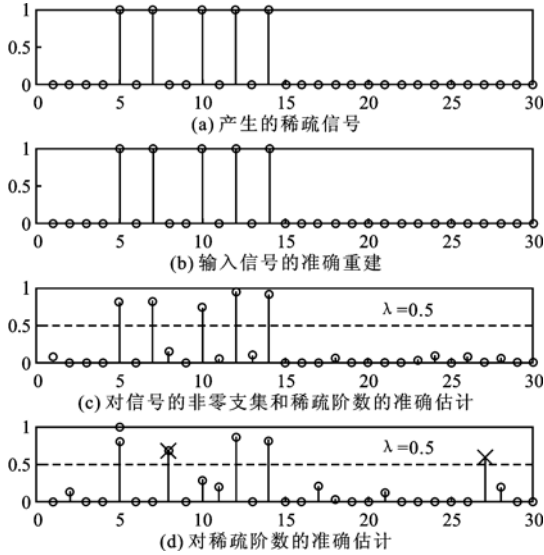


图1 信号的稀疏阶数估计示意图

为了确定稀疏阶数估计所需要的最小样本数 M_e ,可以变化 M 的值进行不同的验证。 M_e 的值确定为在 500 次试验中有 99% 能够准确估计信号的稀疏阶数 S_{nc} 时所对应的最小 M 。

基于仿真的方法同样能够用来估计准确重建信号时所需要的最小样本数 M_r 。在那种情况下,当估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 与真实值 $\boldsymbol{\theta}$ 之间的差异足够小时就认为实现

了准确重建,此时所对应的样本数即为准确重建信号所需要的最小样本数 M_r 。

2.2 量化方法

如文献[7]中描述的那样,在本文的验证中也发现 M_r 和 M_e 呈现出对数关系,因此本文将这种对数关系式描述为 $AS_{nc}\log(N/S_{nc} + B) + C$,然后利用实验结果和曲线拟合的方法来确定其中的参数值。

首先本文在固定 N 的情况下找出 M_r 和 M_e 与 S_{nc} 之间的关系。考虑 $N = 128$,稀疏矩阵为 DFT 矩阵的情况,改变 S_{nc} 的值从 1 到 20。采用不同的采样矩阵利用统计回归的方法得到的拟合曲线如图2所示。用于稀疏阶数估计的最小样本数 M_e 的拟合表达式为 $M_{e,\min} \approx 1.2S_{nc}\log(N/S_{nc} + 2) + 3.2$ 。同时,当采样矩阵为 AIG 时 M_r 的拟合表达式为 $M_{e,\min} \approx 1.71S_{nc}\log(N/S_{nc} + 1) + 0.9$;当采样矩阵为高斯矩阵和伯努力矩阵时的拟合表达式为 $M_{e,\min} \approx 1.32S_{nc}\log(N/S_{nc} + 4) + 2.6$ 。很明显,为了得到相同的重建精度,采用 AIC 结构需要的样本数略多于采用高斯矩阵时,但是其实现结构更简单。

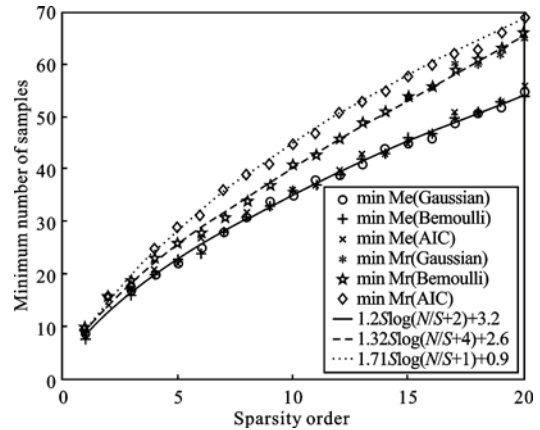


图2 在固定 N 的情况下找出 M_r 和 M_e 与 S_{nc} 之间的关系

接下来本文固定 S_{nc} ,找出 M_r 和 M_e 与 N 之间的关系。图3所示为 $S_{nc} = 10$ 时的拟合结果, N 的变化范围为 64 到 1024。图2和图3的拟合表达式非常相近。

根据以上的拟合结果,本文得出如下的结论:

(1) 当样本数满足如下条件时,稀疏阶数估计的精度能够达到 99% 以上:

$$M_e \geq 1.2S_{nc}\log(N/S_{nc} + 2) + 3 \quad (10)$$

(2) 当样本数满足如下条件时,信号准确重建的概率的能够达到 99% 以上:

$$M_r \geq 1.32S_{nc}\log(N/S_{nc} + 4) + 3 \quad (11)$$

$$M_r \geq 1.71S_{nc}\log(N/S_{nc} + 1) \quad (12)$$

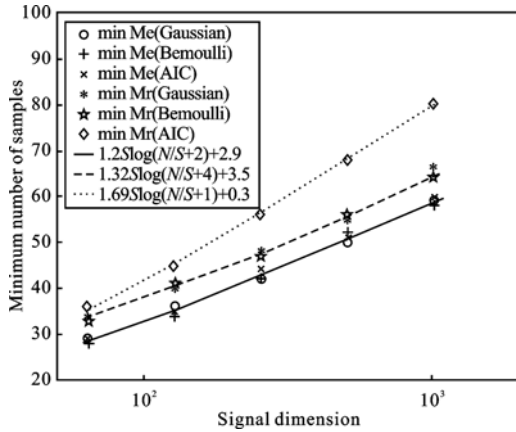


图3 固定 S_{nc} 时, M_r 和 M_e 与 N 之间的关系

其中,式(11)的采样矩阵为高斯矩阵;式(12)的采样矩阵为 AIC 结构。

(3) 对于给定的 S_{nc} 和 N , $M_r > M_e$ 。

3 频谱压缩感知在 CRs 中的应用

作为一种高效的稀疏信号获取和处理方法,压缩感知理论在许多领域得到了应用,包括图像处理、医学成像、无线网络、频谱感知等^[11-13]。本节本文介绍稀疏阶数估计在基于频谱压缩感知的认知无线电中的应用。

在 CR 网络中,用户动态共享频谱,CRs 需要迅速准确的确定宽带范围的频谱占用与否。受制于 A/D 器件的限制,CS 技术能够很好的应用于宽带频谱的检测,因为在 CR 网络中具有很多频谱空闲。到目前为止,已有一些文献研究了基于压缩感知理论的频谱占用率问题^[14]。这些方法都假定频谱的稀疏阶数已知,然而实际应用中,频谱的稀疏阶数是动态变化的。因此, S_{nc} 通常都是未知的,而只能用一个上限值代替。这样必然会带来采样资源的浪费。

为了解决采样资源的浪费问题,以及减轻重建信号的计算负担,本文提出了一种基于两步频谱压缩感知的宽带认知无线电方法。假设 CR 的带宽为 B Hz,包含相同带宽的 N 个不重叠信道。在特定的时间和地点,网络中只有 $S_{nc} \ll N$ 使用,而其余信道空闲,可以被其他用户使用。很明显,本文感兴趣的信号在频域上表现出稀疏性。然而,不管是占用的 S_{nc} 个信道的位置还是稀疏阶数 S_{nc} 都未知。实际上只能得到稀疏阶数 S_{nc} 的上限值 S_{max} 。CR 检测器的任务就是在已知带宽为 B Hz 的接收信号 $r(t)$ 和 S_{max} 的基础上得到 N 个不重叠信道的占用情况。空闲的信道只有在被准确检测的情况下才能够提供给新的用户使用。

在基于 CS 的 CR 检测器中采用 AIC 采样器得到 M 个 $r(t)$ 的离散样本。在频谱感知过程中,每一个采样窗与信道的相关时间和用户的动态变化时间相比都必须足够小,这样才能够频谱占用情况变化之前利用空闲信道传递信号。因此本文假设每一个采样窗的未知频谱是块静态的,且时间长度为 $T = N/R_{Nq}$ 。频谱感知分块进行,目的是为了恢复出 $N \times 1$ 的未知频谱响应向量 r_f ,以及每一块的 S_{nc} 。因此每一个 CR 检测器处的接收到的 $r(t)$ 的离散时间 CS 样本可以表示为

$$x_t = \Phi r_t = \Phi F^{-1} r_f \quad (13)$$

式中, x_t 表示长度为 M 的压缩采样样本, r_t 为长度为 N 的 $r(t)$ 的离散时间表示, F^{-1} 为 $N \times N$ 的逆 DFT 矩阵, Φ 为 $M \times N$ 的 AIC 采样矩阵。

接下来本文给出在存在未知 S_{nc} 情况下的宽带频谱感知 TS-CSS 算法。这种方法的基本思想是利用稀疏阶数估计与稀疏信号重建所需样本数的差异,如图 4 所示。每一个采样时间块所得到的样本被分为长度为 T_1 和 T_2 的两部分,一部分用于稀疏阶数估计,一部分用于稀疏信号检测。整个 TS-CSS 算法主要包括如下一些步骤。

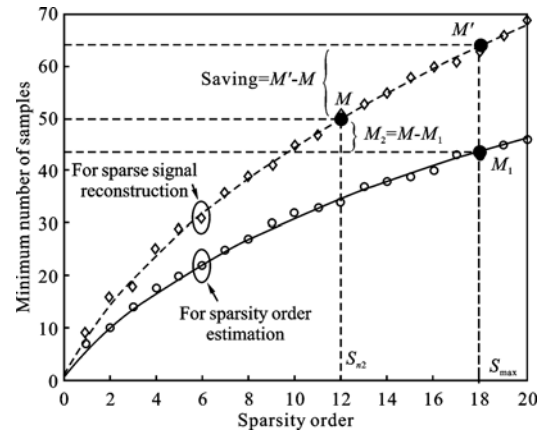


图4 稀疏阶数估计与稀疏信号重建所需样本数的差异示意图

首先是估计稀疏阶数。在已知 S_{max} 及图 4 所示的 M_e 的基础上,首先需要确定时隙 T_1 稀疏阶数估计所需要的样本数。利用式(10),并将 S_{nc} 替换为 S_{max} 可以得到

$$M_1 \geq 1.2 S_{max} \log(N/S_{max} + 2) + 3 \quad (14)$$

在这里本文根据 S_{max} 来确定稀疏阶数估计所需样本数,这样能够保证准确的估计出任何 $S_{nc} \leq S_{max}$ 的信号的稀疏阶数。

由于 M_1 个样本是在 $r(t)$ 的前半个周期内获得的,因此在第一步中的采样过程可以表示为

$$\mathbf{x}_{t_1} = [\Phi_1 \ 0] \mathbf{r}_t = [\Phi_1 \ 0] \mathbf{F}^{-1} \mathbf{r}_f \quad (15)$$

在已知 $\mathbf{x}_{t_1}$ 的情况下, TS-CSS 需要估计 $\mathbf{r}_f$ 的稀疏阶数 $\hat{S}_{nc}$. 首先以式(15)作为线性限制条件由式(7)估计出 $\hat{\mathbf{r}}_f$, 然后由式(9)得到 $\hat{S}_{nc}$ 的表达式:

$$\hat{S}_{nc} = \sum_{i=1}^N (|\hat{\mathbf{r}}_f(i)| \geq \lambda) \quad (16)$$

TS-CSS 的第二步是确定 $r(t)$ 的后半个周期需要的采样样本数. 采样过程可以表示为

$$\mathbf{x}_{t_2} = [0 \ \Phi_2] \mathbf{r}_t = [0 \ \Phi_2] \mathbf{F}^{-1} \mathbf{r}_f \quad (17)$$

在第二步中首先需要确定下半个周期所需的采样样本数 M_2 以使得利用 $M = M_1 + M_2$ 个样本能够实现 $\mathbf{r}_f$ 的准确估计. 利用式(12), 将 S_{nc} 替换为 $\hat{S}_{nc}$, M 可以表示为

$$M = 1.7 \hat{S}_{nc} \log(N/\hat{S}_{nc} + 1) \quad (18)$$

如果 $S_{\max}$ 足够宽松, 使得 $M_1 > M$, 则第一步中采样得到的 M_1 个样本就能够实现频谱的重建, 因此不需要进行第二步的采样.

接下来就需要由压缩采样的样本数实现信号频谱的重建. 重建过程可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{r}}_f &= \arg \min \|\mathbf{r}_f\|_1, \\ \text{s. t. } \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{t_1} \\ \mathbf{x}_{t_2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \Phi_1 & 0 \\ 0 & \Phi_2 \end{bmatrix} \mathbf{F}^{-1} \mathbf{r}_f \end{aligned} \quad (19)$$

由式(19)得到 $\hat{\mathbf{r}}_f$ 的估计值以后, CR 检测器可以将每一频段的信号能量与门限 γ 相比, 从而做出信道空闲与否的判断:

$$\hat{\mathbf{d}} = (|\mathbf{r}_f|^2 \geq \gamma) \quad (20)$$

$\hat{\mathbf{d}} = 0$ 则判定对应频段空闲, 否则认为对应频段忙碌.

4 仿真验证与结果分析

本文通过仿真来验证本文所提出方法的性能和采样资源的消耗情况, 并且将 TS-CSS 的结果与传统的基于 CS 的方法相比. 假设一个宽带 CR 系统, $N = 1024$, $S_{\max} = 20$, $S_{nc} = 15$. 稀疏支集的选择由式(3)确定, 非零元素的幅度满足高斯分布. 采用 AIC 结构作为采用矩阵, 重建算法为 LASSO. 算法中的主要参数 M_1 由式(14)确定, M 由式(18)确定, $M_2 = M - M_1$.

感知性能的衡量标准为漏检概率 P_m 和虚警概率 P_f . 这两个衡量标准分别表示对在线用户的干扰和对 CRs 频谱使用机会的浪费. 在给定目标宽带频谱的状态向量 $\mathbf{d} \in \{0, 1\}^N$ 时, P_m 和 P_f 分别定义为

$$P_m = E \left[\frac{\mathbf{d}^T (\mathbf{d} \neq \hat{\mathbf{d}})}{1^T \mathbf{d}} \right] \quad (21)$$

$$P_f = E \left[\frac{(1 - \mathbf{d})^T (\mathbf{d} \neq \hat{\mathbf{d}})}{N - 1^T \mathbf{d}} \right] \quad (22)$$

在实际 CR 应用中, IEEE 802.22 关注共同存在的系统的服务质量(QoS). 关于这一点, 在一定的 P_f 值下, P_m 不能超过预先规定的基于 QoS 的门限 $P_{m,th}$. 因此, 感知性能可以通过下式来评估:

$$\Pr(P_m \leq P_{m,th}), \text{ s. t. } P_f = \text{Constant} \quad (23)$$

在式(23)中, 两种感知衡量标准 P_m 和 P_f 同意起来了. 在本文的仿真中, 设定 P_m 和 P_f 值为 0.1.

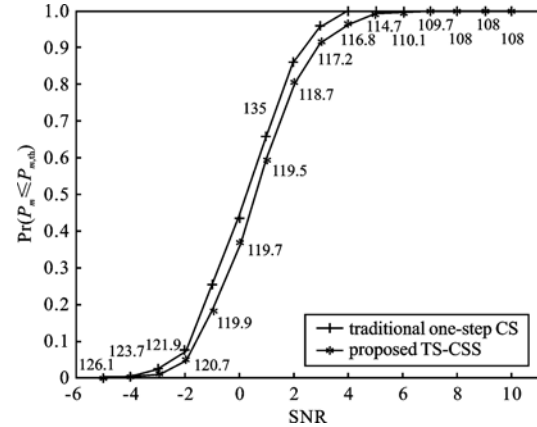


图5 TS-CSS方法和传统CS方法在不同SNR情况下满足QoS标准的概率比较

图5所示为 TS-CSS 方法和传统 CS 方法在不同 SNR 情况下的感知性能比较. SNR 定义为宽带信号的总能量与白噪声的能量的比值. 在特定 SNR 值下, 给出了 500 次 Monte Carlo 实验中使用的平均样本总数. 从图5中可以看出, 当两种方法均采用相同的预先知道的 $S_{\max}$, TS-CSS 方法满足 QoS 标准的概率与传统的 CS 方法非常相近. 当 SNR 增加时, 两种方法满足 QoS 标准的概率均接近于 1. 同时, TS-CSS 中的总样本数为 $M = 108$, 对应的平均采样率为 $R = (108/1024) R_{Nq}$; 而基于 CS 的方法在整个过程中的平均采样率均为 $R = (135/1024) R_{Nq}$. 样本数的降低意味着采样资源的减少和能量消耗的减少, 这两者在 CR 检测器中都非常重要.

图6所示为不同 S_{nc} 和 $S_{\max}$ 情况下, TS-CSS 方法相对于 CS 方法的采样资源节约比例. 采样资源节约比例定义为

$$\eta = \frac{M - \max(M_1, M)}{M} \times 100\% \quad (24)$$

从图6可以看出, 当 S_{nc} 和 $S_{\max}$ 差异较大时, 采样资源节约比例非常明显. 当 $S_{\max} - S_{nc}$ 很大时, 关于稀疏阶数的先验知识非常宽泛, 从而使得用于重建信号的样本数与稀疏阶数估计的样本数的差异非常大, 这为采样资源的节约提供了空间, 而 TS-CSS 方法正是

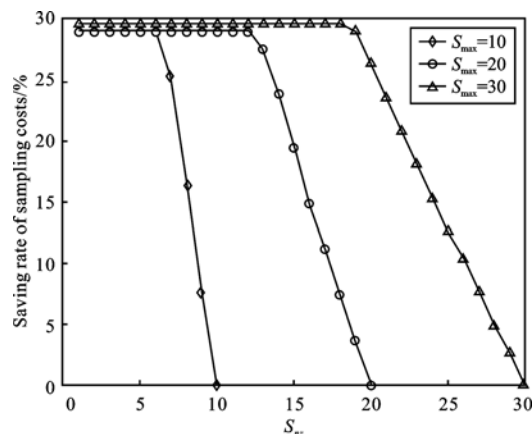


图6 采样资源节约比例随 S_{nz} 和 S_{max} 的变化情况比较

利用了这种差异. 当 $S_{nz} \ll S_{max}$ 时, 采样资源节约比例基本保持不变. 这是因为在第一步中得到的用于估计 $\hat{S}_{nz}$ 的样本数 M_1 已经足够满足准确重建信号的条件. 相反, 当 S_{nz} 与 S_{max} 相近时, $\eta \rightarrow 0$. 这意味着当稀疏阶数的先验知识与真实稀疏阶数接近时, 采样资源节约比例有限.

5 结束语

本文提出了一种基于频谱压缩感知的认知无线电方法——TS-CSS. TS-CSS 主要包含两个步骤: 首先采用极少部分样本估计出宽带谱的稀疏阶数, 然后根据估计的稀疏阶数调整所采集的样本数. 采用这种方法能够自适应的调整数据获取量, 从而减少数据获取代价而不会降低感知性能. 仿真表明当稀疏阶数的先验知识与真实稀疏阶数异较大时, 采样资源节约比例非常明显.

参考文献:

- [1] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Process Mag, 2008, 25(2): 21-30.
- [2] 王伟刚, 杨震, 胡海峰. 一种宽带频谱检测的空域频域压缩感知方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(2): 255-260.

- [3] Malioutov D M, Sanghavi S, Willsky A S. Compressed sensing with sequential observations[C]//2008 IEEE ICASSP Conf. LAS VEGAS; IEEE, 2008: 3357-3360.
- [4] Candes E J, Romberg J K, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans Inf Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [5] Baraniuk R, Davenport M, DeVore R, et al. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices[J]. Const Approx, 2008, 28(3): 253-263.
- [6] Tropp J A, Laska J N, Duarte M F, et al. Beyond nyquist: efficient sampling of sparse bandlimited signals[J]. IEEE Trans Inf Theory, 2010, 56(1): 520-544.
- [7] Mishali M, Eldar Y C. From theory to practice: sub Nyquist sampling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE J Sel Topics Signal Process, 2010, 4(2): 375-391.
- [8] Robert C P, Casella G. Monte Carlo Statistical Methods [M]. 2nd. Berlin: Springer-Verlag, 2012.
- [9] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. J Roy Statist Soc Ser B, 2009, 58(1): 267-288.
- [10] Trzasko J, Manduca A, Borisch E. Highly undersampled magnetic resonance image reconstruction via homotopic l_0 -minimization[J]. IEEE Trans Med Imag, 2009, 28(1): 106-121.
- [11] Bazerque J A, Giannakis G B. Distributed spectrum sensing for cognitive radio networks by exploiting sparsity[J]. IEEE Trans Signal Process, 2010, 58(3): 1847-1862.
- [12] Polo Y, Wang Y, Pandharipande A, et al. Compressive wideband spectrum sensing[C]//Proc 2009 IEEE ICASSP Conf. Taipei; IEEE, 2009: 2337-2340.

作者简介:

- 聂书志 男, (1977-), 博士, 讲师. 研究方向为计算机应用.
- 叶邦彦 男, (1949-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为先进制造技术及其计算机应用.
- 李志勇 男, 硕士. 研究方向为无线通信.