



一种基于子频带匹配选择的宽带压缩频谱感知方法

闫玉芝,李有明,余明宸,付彩梅,周桂莉

(宁波大学通信技术研究,浙江 宁波 315211)

摘要:基于压缩感知的宽带频谱感知技术能有效降低过高的采样率和频谱感知复杂度。为了增强频谱感知中频谱信号的重构性能,根据宽带频谱信号具有的块稀疏特性,利用宽带频谱子频带划分的边界信息,提出一种改进OMP(MOMP)子频带匹配选择的宽带频谱重构算法,该算法旨在减少传统的OMP算法在频谱重构中的迭代次数,增强频谱重构的稳定性。仿真结果表明,基于该算法的宽带频谱感知方法不仅提高了频谱重构的准确性,而且有效缩短了频谱重构时间,具有很好的宽带频谱感知性能。

关键词:宽带频谱感知;压缩感知;OMP算法

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016005

A wideband spectrum sensing approach based on sub-band matching selection

YAN Yuzhi, LI Youming, YU Mingchen, FU Caimei, ZHOU Guili

Institute of Communication Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: Wideband spectrum sensing technology based on compressed sensing can effectively reduce the high sampling rate and the complexity of spectrum sensing. During the sensing process, in order to enhance the reconstruction performance of the spectrum signal, a modified OMP sub-band matching selection algorithm for wideband spectrum reconstruction based on the prior knowledge of boundary information and the block sparse characteristics of wideband frequency signal was proposed. This method can reduce the number of iterations in spectrum reconstruction with OMP algorithm and enhance stability of spectrum reconstruction. Simulation results show that the proposed method can not only improve the accuracy of spectrum reconstruction, but also effectively shorten spectrum sensing time and achieve better wideband spectrum sensing performance.

Key words: wideband spectrum sensing, compressed sensing, orthogonal matching pursuit algorithm

1 引言

随着无线通信服务需求的增加,无线电可用频谱资源变得越来越紧缺;然而对于大部分已经授权的频带,其频谱并没有被充分利用,致使频谱利用率低下^[1]。基于这种现

象,认知无线电(cognitive radio,CR)^[2]技术应运而生,其主要思想是通过让感知用户——次用户(secondary user,SU)机会式接入空闲频段,实现频谱资源的有效利用。频谱感知作为认知无线电技术中的一项关键技术,主要目的是在不对授权用户——主用户(primary user,PU)通信产生干

收稿日期:2015-09-02;修回日期:2015-12-31

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No.61571250);宁波市自然科学基金资助项目(No.2015A610121)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.61571250), Ningbo Natural Science Foundation(No.2015A610121)

扰的前提下确定是否存在空闲频段,以便接入使用。在认知无线电宽带网络中,感知用户可以得到更多接入机会,因此宽带频谱感知技术变得尤为重要。由于宽带频谱较宽,往往高达数 GHz,而奈奎斯特采样的频谱感知方式需要具有高速采样的能力来确保感知准确性,这给硬件上实现高速的模拟数字转换器(analog-to-digital converter, ADC)带来了很大的困难;同时,为了满足实时性需求,感知用户必须对整个频带的占用状态信息进行快速感知,这会限制感知信号的采样数据量,降低宽带频谱感知性能。因而宽带频谱感知技术面临着巨大的技术挑战。

压缩感知(compressed sensing, CS)^[3,4]技术作为一种新的信号采样方式可以实现信号的低速采样,降低信号的采样数据量。压缩感知理论最先由 Donoho 和 Candès 等人提出,针对稀疏信号,其采样率不再依据信号的带宽,而是取决于信息在信号中的结构和内容,并能通过较少的采样数据精确地重构出原信号^[5]。由于实际的频谱利用率低下,宽带信号可以看作频域中的稀疏信号,这就为压缩感知技术应用到宽带频谱感知中提供了前提条件^[6,7]。最初 Tian Z 等人^[6]利用压缩感知理论,并结合小波边缘检测实现了宽带频谱感知。参考文献[8]中采用模拟信息转换器(analog-to-information converter, AIC)实现宽带模拟信号直接采样为少量离散信号的过程,并通过功率谱密度估计进行频谱感知。参考文献[9]中提出一种基于两步式融合重构的分布式压缩频谱感知方法,降低了频谱感知的复杂度。基于压缩感知理论,参考文献[7]提出了一致优化的分布式协作感知方式,提高了频谱感知性能。越来越多的研究把压缩感知理论应用到宽带频谱感知中,并取得了很大的进展;尤其在宽带压缩频谱感知信号重构算法的研究中,多种重构算法被应用,代表性的重构算法包括凸松弛算法中的基追踪(basis pursuit, BP)^[10]算法和贪婪迭代算法中的正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)^[11]算法。这些算法在一定条件下都可以取得很好的重构性能,同时也存在一些缺点,例如 BP 算法计算复杂度较高,消耗时间长,在快速感知整个宽带频谱方面尤显不足;OMP 算法若要达到较好重构效果,需要知道信号稀疏水平等先验信息,并且在信噪比低的环境中,重构效果较差。

在宽带频谱感知中,算法的重构性能会直接影响到频谱感知性能。为了获得更好的感知性能,有代表性的一类算法是将宽带频谱特性作为先验条件来提高频谱

感知性能。参考文献[12]根据一些授权用户占用频谱的块稀疏特性及授权用户占用子带边界划分信息来改进频谱重构 OMP 算法,但在采样数据较少时,重构误差较大;同样先验条件下,参考文献[13,14]通过迭代重加权 l_2/l_1 -norm 最小算法提高宽带频谱感知性能,但计算复杂度较大。由此可知,一些授权用户通信占用的频谱往往是一些特定的区间而不是单个频点^[15],并且授权用户占用的频段一般是固定分配并且授权用户之间的边界可知^[12-14],或通过小波边缘检测^[6]等方法得到子频带边界作为先验信息。为此,根据宽带网络中一些授权用户占用子频带的边界信息及呈现的块稀疏特性,本文提出了一种改进的 OMP 子频带匹配选择的重构算法,并在此基础上进行宽带频谱感知。该算法的目的在于减少 OMP 算法在频谱重构中的迭代次数,增强频谱重构的稳定性。仿真结果表明,基于子频带匹配选择的宽带压缩频谱感知方法可以显著降低频谱精确重构需要的采样点数,缩短感知时间,并且在低采样数据量和低信噪比环境中仍然保持较好的感知性能。

2 系统模型

考虑在一个认知无线电宽带网络中,感知用户可以机会式接入空闲频段。在图 1 中,假设频域中可利用的总带宽为 B Hz,整个频带依次分配给 J 个授权用户,每个授权用户占用的子频带带宽为 B_j Hz,边界为 f_{j-1} 和 f_j ,其中 $B_j = f_j - f_{j-1}$, $\sum B_j = B$, $j=1,2,3,\dots,J$ 。在特定的时间和区域,只有部分子频带(例如图中灰色的子频带)被授权用户占用,暂时未被占用的空闲频段可被感知用户感知并接入使用。假设在每次感知时间内,只有授权用户进行通信,其他感知用户都处于静默状态,不对感知过程产生干扰。由于宽带授权用户的频谱利用率普遍较低,在频域中,宽带频谱信号可以看作稀疏信号,因此结合压缩感知技术可实现频谱感知^[6,7]。

在频谱感知阶段,单个感知用户通过模拟信息转换器对接收到的模拟信号 $x(t)$ 进行压缩采样,获得少量采样数

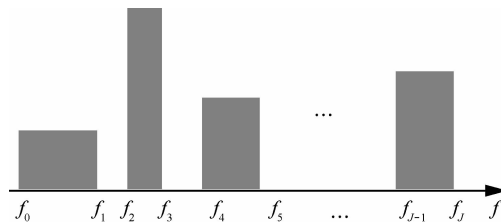


图1 宽带频带上不同授权用户占用子频带模型



据,其中模拟信息转换器可以等效为先经过奈奎斯特采样,再进行压缩采样过程,其数学模型为:

$$y_t = \Phi x_t \quad (1)$$

其中, y_t 为感知用户在接收端采样的 $M \times 1$ 数据, Φ 为 $M \times N$ 测量矩阵, x_t 为 $N \times 1$ 离散信号, 满足 $x(n) = x(t)|_{t=nT_0}$, $n = 1, \dots, N$, T_0 为奈奎斯特采样间隔, N 为奈奎斯特率采样下的数据量。由式(1)可知, 当测量矩阵 Φ 为 $N \times N$ 的单位矩阵, 式(1)等效为奈奎斯特均匀采样方式; 当 $M < N$ 时, 则为压缩采样方式。由傅里叶变换可知 $x_f = F x_t$, 式(1)可以写为:

$$y_t = \Phi x_t = \Phi F^{-1} x_f \quad (2)$$

x_f 为 x_t 的离散傅里叶变换, 且 x_f 为 $N \times 1$ 频域稀疏信号, F 是 $N \times N$ 单位离散傅里叶变换矩阵, F^{-1} 为其逆变换矩阵。根据压缩感知理论, 可以求解式(3)获得频谱信号 $\hat{x}_f$ [3]。

$$\hat{x}_f = \arg \min_{x_f} \|x_f\|_0 \quad \text{s.t. } \Phi F^{-1} x_f = y_t \quad (3)$$

式(3)是一个优化组合问题, 很难求解。当测量矩阵 Φ 与变换基矩阵 F^{-1} 满足不相关性 [5], 式(3)松弛为:

$$\hat{x}_f = \arg \min_{x_f} \|x_f\|_1 \quad \text{s.t. } \Phi F^{-1} x_f = y_t \quad (4)$$

例如选择随机高斯矩阵作为测量矩阵可高概率满足这种性质 [5]。然而, 接收端信号不可避免受噪声干扰, 在这种情况下, 则有:

$$\hat{x}_f = \arg \min_{x_f} \|x_f\|_1 \quad \text{s.t. } \|\Phi F^{-1} x_f - y_t\|_2 \leq \varepsilon \quad (5)$$

ε 为噪声误差上界, 可以通过重构算法或者求解式(5)获得频域信号 $\hat{x}_f$ 。

基于压缩感知技术的宽带频谱感知结构如图2所示, 感知用户通过模拟信息转换器获取少量采样数据 y_t , 经过重构算法重构出频谱信号 $\hat{x}_f$, 最后感知用户通过能量检测法对 $\hat{x}_f$ 上各个子频带占用状态进行判定。

由于授权用户占用部分的子频带, 对应子频带上的能量高于未被占用时的能量, 所以可以通过能量比较确定各个子频带上的占用状态信息。如下所示:

$$\hat{d}(j) = \begin{cases} 1, & E_j \geq \lambda_j \\ 0, & E_j < \lambda_j \end{cases} \quad (6)$$

其中, 对应第 j 个子频带上的能量为:

$$E'_j = \sum_{i>j-1}^{f_j} |\hat{x}_{f_i}|^2 \quad (7)$$

$\hat{d}$ 表示宽带 J 个子频带占用状态信息, 1 代表子频带被授权用户占用, 即该频带上的能量大于能量门限 λ_j , 0 则表示该频带未被授权用户占用, 是空闲频带, 感知用户可以接入使用。

3 基于子频带匹配选择的宽带频谱重构算法

根据宽带频谱子频带边界信息, 子频带总数为 J , 各个子频带带宽为 $B_j = f_j - f_{j-1}$, 传感矩阵 $A = \Phi F^{-1}$, A 中每一列向量为原子, 第 j 个子频带在传感矩阵 A 中体现为集合:

$$u_j = \{a_i | n_{j-1} < i \leq n_j\}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, J, 0 = n_0 < n_1 \leq N \quad (8)$$

其中, a_i 为 A 中第 i 列向量。在压缩频谱感知中, OMP 重构算法因为复杂度小、实现简单, 成为一种常用的重构算法。OMP 算法在重构频谱信号的过程中, 通过不断的迭代实现对原始频谱信号的最小二乘逼近, 每一次迭代主要有两个关键环节: 第一步是信号支撑集索引 Λ_k 的选择, 残差 r_{k-1} 与传感矩阵 A 中所有原子内积取模, 选出最大值对应的原子序号 i^k 放入支撑集索引 Λ_k , 并求得支撑集矩阵 A_{Λ_k} , 具体为:

$$i^k = \arg \max_{i=1, \dots, N} |\langle r_{k-1}, a_i \rangle| \quad (9)$$

$$\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \{i^k\} \quad (10)$$

$$A_{\Lambda_k} = A_{\Lambda_{k-1}} \cup \{a_{i^k}\} \quad (11)$$

其中, 支撑集索引 Λ_k 用于存放 k 次迭代获得的原子序号, 残差 r_k 是 k 次迭代信号残量。第二步是残差的更新, 根据得到的支撑集矩阵 A_{Λ_k} , 通过最小二乘法更新残差。

$$s_k = \arg \min_s \|A_{\Lambda_k} s - y_t\|_2^2 \quad (12)$$

$$r_k = y_t - A_{\Lambda_k} s_k \quad (13)$$

并准备下一次迭代过程, 支撑矩阵 A_{Λ_k} 是由支撑集索引对应传感矩阵 A 中的原子组成的矩阵。

当采样的带宽较宽, 采样数据量较大时, 由于每次迭代只能选择一个原子序号放入支撑索引 Λ_k , 所以 OMP 算法在支撑集索引选择环节将消耗大量时间, 导致重构速度缓慢; 在残差更新环节, 当采样的数据量较少, 采用最小二

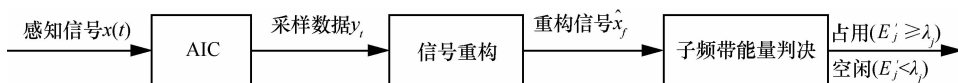


图2 宽带压缩频谱感知结构

乘法更新残差不稳定,重构频谱误差较大。基于频谱信号具有块稀疏特性及各个子频带边界信息,提出基于OMP算法改进的子频带匹配选择重构算法。首先,每次迭代支撑集索引 Λ_k 选择环节把每个子频带作为一个整体处理,即对每个子频带,该频带上的频点在传感矩阵 A 中对应原子与残差 r_{k-1} 内积取模相加,消去各个子频带带宽不同的影响,然后选出最大值对应子频带序号,则表明残差与该子频带上的频点的总体匹配最好,选择过程为:

$$j^k = \arg \max_{j=1, \dots, J} \frac{1}{n_j - n_{j-1}} \sum_{i > n_{j-1}}^{n_j} |\langle r_{k-1}, a_i \rangle| \quad (14)$$

$$\Lambda k = \Lambda k - 1 \cup \{j\}, \text{ s.t. } n_{j-1} < i \leq n_{j^k} \quad (15)$$

$$A_{\Lambda_k} = A_{\Lambda_{k-1}} \cup u_{j^k} \quad (16)$$

针对残差更新过程,为了增强最小二乘法在低采样数据下的求解稳定性和精度,对式(12)进行正则化处理,其中 δ 为正则化参数。

$$s_k = \arg \min_s \|A_{\Lambda_k} s - y_i\|_2^2 + \delta \|s\|_2^2 \quad (17)$$

根据式(17),进一步求得 s_k 为:

$$s_k = (A_{\Lambda_k}^H A_{\Lambda_k} + \delta I)^{-1} A_{\Lambda_k}^H y_i \quad (18)$$

I 为单位矩阵,参数 δ 的选取是为了保证矩阵 $Q = A_{\Lambda_k}^H A_{\Lambda_k} + \delta I$ 有好的条件数^[7],并通过式(13)更新残差。最后,在重构终止环节,由于迭代过程中,残差所含能量 E_k 不断减小,其中 E_k 为:

$$E_k = r_k^H r_k \quad (19)$$

当 E_k 不大于压缩采样噪声 x_{no} 包含的能量时,即 $E_k \leq x_{no}^H x_{no}$,重构迭代终止。由于支撑集索引选择是块状选取,当采样数据较少时,支撑集索引选择错误不仅会引起本次迭代重构出错,而且会导致后续迭代出错,为了避免这种现象产生,把本次迭代残差所含能量不小于上一次残差中能量($E_k \geq E_{k-1}$)作为另一迭代终止条件。只要任一条件满足,频谱重构过程终止。不必估计宽带频谱信号的稀疏水平,就可以实现频谱信号的精确重构。基于以上所述,可形成如下算法。

输入: 传感矩阵 $A = \Phi F^{-1}$, 压缩采样数据 y_i , 压缩采样噪声信号 x_{no} 。

输出: 重构频谱信号 $\hat{x}_f$ 。

算法步骤具体如下。

(1)初始化变量:残差 r_k 、重构信号 s_k 、支撑集索引 Λ_k 、支撑集矩阵 A_{Λ_k} 。 k 表示迭代次数,初始值 $r_0 = y_i, s_0 = 0, \Lambda_0 = \emptyset$,

$$A_{\Lambda_0} = \emptyset, \hat{x}_f = 0。$$

(2)迭代过程: $k = k + 1$

· 支撑集索引选择:通过求解式(14)得到 j^k ,然后通过式(15)、式(16)更新支撑集索引 Λ_k 及支撑集矩阵 A_{Λ_k} 。

· 更新残差值:根据支撑矩阵 A_{Λ_k} ,通过求解式(18)、式(13)更新残差 r_k ,并计算此时残差中剩余能量 E_k 。

(3)终止条件:如果 $E_k > x_{no}^H x_{no}$ 且 $E_k < E_{k-1}$,继续执行步骤(2)中迭代过程;否则,迭代终止。若 $E_k < E_{k-1}$,获得重构频谱信号 $\{\hat{x}_f[i] | i \in \Lambda_k\} = s_k$;若 $E_k \geq E_{k-1}$,获得重构频谱信号 $\{\hat{x}_f[i] | i \in \Lambda_{k-1}\} = s_{k-1}$ 。

由上述算法可知,所提算法把单个频点匹配选择变为子频带匹配选择,不仅可以确定存在授权用户的子频带,而且能大大减少算法在频谱重构中的迭代次数,降低频谱重构时间,加快频谱感知的速度。同时,由于残差值更新采用正则化最小二乘法,可以进一步降低重构错误的可能,提高频谱重构的准确性和稳健性,改善宽带频谱感知性能。

4 仿真分析

假设一段宽带频带依次分配给 J 个授权用户,第 j 个授权用户占用子频带带宽为 B_j 。仿真中,设置每个子频带带宽 $B_j \in [2 \ 30]$ MHz,共有 64 个子频带,总带宽为 1 024 MHz,其中随机生成 7 个授权用户,频谱占用率为 5%~17%。 M 为压缩采样数据量, N 为奈奎斯特率下采样点数, M/N 表示压缩率。信噪比(signal to noise ratio, SNR)为整个宽带信号功率与环境噪声功率之比,环境噪声为高斯白噪声,采用归一化均方误差(normalized mean square error, NMSE) $E\{\|\hat{x}_f - x_j\|^2 / \|x_j\|^2\}$ 衡量频谱信号重构的准确性。同时可以通过检测概率和虚警概率来分析本文算法在宽带频谱感知中的性能,检测概率为 $P_d = E\{d^T(d=\hat{d}) / (1^T d)\}$,虚警概率为: $P_f = E\{(1-d)^T(d \neq \hat{d}) / (J - 1^T d)\}$,其中 d 为宽带子频带真实占用状态信息向量,1 为元素全为 1 的 $J \times 1$ 向量。本文算法(MOMP)不仅与基于原有 OMP 算法的频谱感知作比较,并且在同等先验条件下与参考文献[14]中基于迭代重加权的 l_2/l_1 -norm 最小(WL2/L1)算法的频谱感知方法以及利用参考文献[16]中的块 OMP(BOMP)算法的频谱感知方法进行比较。以下通过蒙特卡洛仿真来验证本文提出算法在 NMSE、消耗时间、检测概率和虚警概率方面的性能。



图3给出在信噪比为8 dB时4种算法的信号重构NMSE性能随压缩率变化的关系。可以看出,在信噪比为8 dB时,随着压缩采样数据不断增加,4种算法的重构误差不断减小。在采样数据量较低时,文中所提MOMP算法相比WL2/L1算法性能略差,但是相比于其他两种重构算法性能优势明显;并且随着采样数据量的增加,重构性能比其他3种算法的性能好。

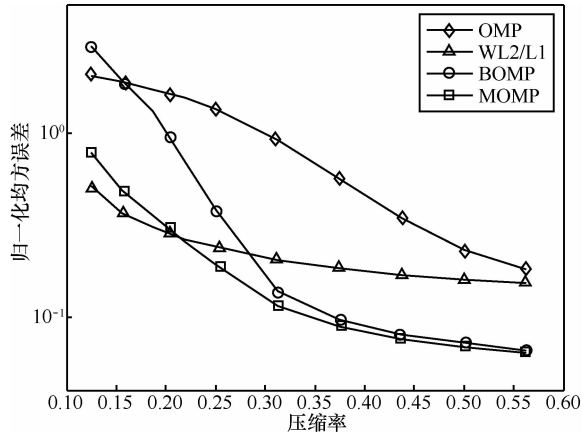


图3 不同算法重构性能随压缩率变化的关系

图4给出压缩率为0.25时4种算法的信号重构NMSE性能随信噪比变化的关系。随着信噪比不断增大,本文MOMP算法和BOMP算法及WL2/L1算法的性能不断提升,并且本文算法性能要优于后两者;而原有OMP算法由于采样数据量较少,信噪比变化对其性能影响不大。

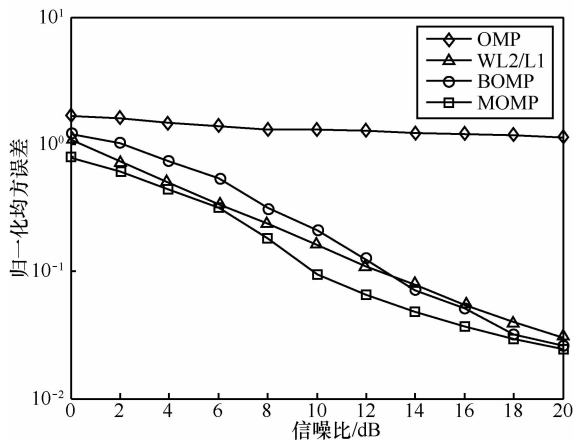


图4 不同算法重构性能随信噪比变化的关系

表1给出了在压缩率为0.125、0.25、0.375和0.5条件下频谱重构平均消耗时间。尽管压缩采样数据不断增加,本文算法和BOMP算法在重构信号中消耗时间增加并不明显,并且本文算法相对后者的消耗时间稍短;而OMP和

表1 不同算法消耗时间

算法/时间/压缩率	0.125	0.25	0.375	0.5
OMP	0.551	2.034	4.374	6.271
WL2/L1	54.017	173.279	366.645	613.272
BOMP	0.147	0.250	0.278	0.347
MOMP	0.083	0.157	0.221	0.297

WL2/L1两种算法重构消耗时间不断增加,尤其WL2/L1算法消耗时间远远大于本文算法的消耗时间。由于本文算法和BOMP算法在重构中每次支撑集索引选择是放入整个子频带对应的原子序号,迭代次数减少,对应消耗时间降低,加快频谱感知的速度。

图5给出信噪比为8 dB条件下频谱感知性能随压缩采样数据变化的关系。在采样数据量较少时,利用本文算法的频谱感知可以达到较高的检测概率,对应的虚警概率极低,具有很好的频谱感知性能;虽然基于WL2/L1算法的频谱感知性能最优,但从表1中可以看出,其计算复杂度极大,在宽带频谱感知中实时性较差;而利用BOMP和OMP两种算法的频谱感知存在较高的虚警概率,会导致频谱利用率降低。因此,本文算法的宽带频谱感知比其他3种算法的宽带频谱感知性能好。

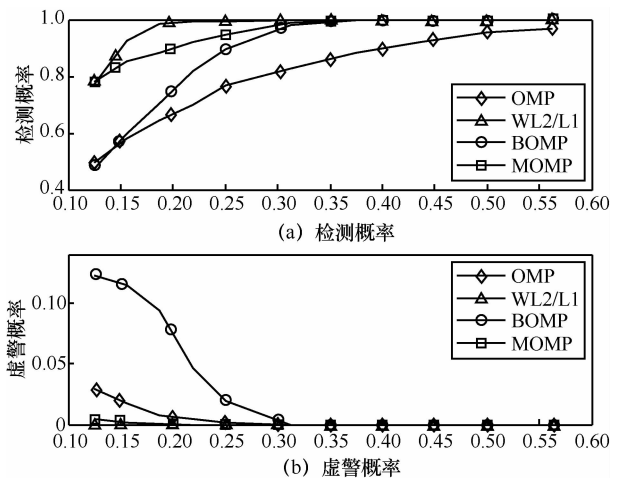


图5 不同算法的频谱感知性能随压缩率变化的关系

5 结束语

本文利用压缩感知技术进行宽带频谱感知,有效降低频谱感知过高的采样速率,并结合宽带频谱子频带的边界信息,提出一种改进的OMP子频带匹配选择的宽带频谱重构算法。仿真结果表明,基于子频带匹配选择的宽带频谱重构算法在低采样数据和低信噪比的条件下,具有较好的频谱重构性能。可以看出,在宽带频谱感知中,充分利用

可以获知的宽带频谱信息作为先验条件,可以在很大程度上提升宽带感知性能。本文方法在利用子频带边界信息作为先验条件的基础上,通过改进频谱重构算法进而取得很好的频谱感知效果,并通过实验仿真验证了基于子频带匹配选择的宽带压缩频谱感知方法的有效性和实时性。

参考文献:

- [1] KOLODZY P. Spectrum policy task force: findings and recommendations [C]//Proceedings of International Symposium on Advanced Radio Technologies, March 4-7, 2003, Boulder, Colo, USA. Washington DC: NTIA Special Publications, 2003: 168-239.
- [2] MITOLAIH J, MAGUIREJRG Q. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] DONOD L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] CANDEE J, WAKINM B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [5] 石光明,刘丹华,高大化,等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5):1070-1081.
SHI G M, LIU D H, GAO D H, et al. Advances in theory and application of compressed sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [6] TIAN Z, GIANNAKIS B. Compressed sensing for wideband cognitive radios [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, April 15-20, 2007, Honolulu, HI, USA. New Jersey: IEEE Press, 2007: 1357-1360.
- [7] ZENG F, LI C, TIAN Z. Distributed compressive spectrum sensing in cooperative multihop cognitive networks [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5 (1): 37-48.
- [8] POLOY L, WANG Y, PANDHARIPANDE A, et al. Compressive wide-band spectrum sensing [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, April 19-24, 2009, Taipei, Taiwan, China. New Jersey: IEEE Press, 2009: 2337-2340.
- [9] 闫盛楠. 基于两步式融合重构的压缩频谱检测方法[J]. 电信科学, 2015, 31(3): 83-88.
YAN S N. A two-step compressed spectrum sensing scheme for wideband cognitive radio[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(3): 83-88.
- [10] CHENS S, DONOHOD L, SAUNDERSM A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [11] TROPPIJ, GILBERTA C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [12] 吴宏林,王殊. 利用组稀疏特性的宽带压缩频谱感知[J]. 信号处理, 2014, 30(3): 355-362.
WU H L, WANG S. Compressive wideband spectrum sensing using group sparsity[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(3): 355-362.
- [13] LIU Y, WAN Q. Enhanced compressive wideband frequency spectrum sensing for dynamic spectrum access [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012(1): 1-11.
- [14] ZEINALKHANI Z, BANIHASHEMIA H. Iterative recovery algorithms for compressed sensing of wideband block sparse spectrums [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC), June 10-15, 2012, Ottawa, On, Canada. New Jersey: IEEE Press, 2012: 1630-1634.
- [15] ZHOU L, MAN H. Wide-band spectrum sensing using neighbor orthogonal matching pursuit [C]//Proceedings of IEEE Sarnoff Symposium (SARNOFF), May 21-22, 2012, Newark, NJ, USA. New Jersey: IEEE Press, 2012: 1-5.
- [16] ELDARY C, KUPPINGER P, BOLCSKEI H. Block-sparse signals: uncertainty relations and efficient recovery [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(6): 3042-3054.
- [17] GOLUBG H, VANLOANC F. Matrix Computations [M]. Baltimore and London: JHU Press, 2012: 208-270.

[作者简介]



闫玉芝(1989-),男,宁波大学硕士生,主要研究方向为认知无线电频谱感知技术、压缩感知技术。

李有明(1963-),男,宁波大学教授、博士生导师,主要研究方向为宽带通信、电力线通信、协作中继、认知无线电等。

余明宸(1991-),男,宁波大学硕士生,主要研究方向为电力线中脉冲干扰技术、认知无线电技术。

付彩梅(1990-),女,宁波大学硕士生,主要研究方向为电力线中资源分配技术、认知无线电技术。

周桂莉(1992-),女,宁波大学硕士生,主要研究方向为认知无线电中资源分配和频谱感知技术。