

## 基于观测矩阵优化的自适应压缩频谱感知

王伟刚<sup>1,2</sup>, 杨震<sup>1</sup>, 顾彬<sup>1</sup>, 胡海峰<sup>1,3</sup>

(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, 江苏 南京 210003;  
2. 南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003; 3. 东南大学 移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210008)

**摘要:** 推导了自适应压缩感知中的重构估算误差, 研究了如何降低观测矩阵列向量之间的自相关性, 分析了观测矩阵优化对压缩感知重构算法的影响。将观测矩阵优化与压缩感知自适应过程相结合, 提出了基于观测矩阵优化的自适应压缩频谱感知算法。仿真结果证实, 所提算法比传统算法重构时产生的均方误差(MSE)更低, 在同一观测次数下检测概率更高, 在达到同等接收操作性能(ROC)时所需观测次数更少。

**关键词:** 认知无线电; 压缩感知; 频谱检测; 观测矩阵

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)08-0033-07

## Adaptive compressed spectrum sensing based on optimized measurement matrix

WANG Wei-gang<sup>1,2</sup>, YANG Zhen<sup>1</sup>, GU Bin<sup>1</sup>, HU Hai-feng<sup>1,3</sup>

(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:** The estimation error of reconstruction by adaptive compressed sensing was derived, and the column vector autocorrelation of the observation matrix was reduced, and the impact of optimization process on compressed sensing reconstruction algorithm was analyzed. Combining the observation matrix optimization and adaptive process, the spectrum sensing algorithm of optimized adaptive compression based on observation matrix was proposed. The simulation results show that the mean square error (MSE) of proposed algorithm is lower than traditional algorithm, and the probability of detection of proposed algorithm is higher on the same number of observations, and the required number of observations is fewer when achieving the same receiver operating performance (ROC).

**Key words:** cognitive radio; compressed sensing; spectrum detection; measurement matrix

### 1 引言

认知无线电(CR, cognitive radio)技术是解决频谱资源匮乏问题的有效手段<sup>[1]</sup>, 其核心思想是在保证主用户(PU, primary user)不被干扰的前提下, 次

用户(SU, secondary user)可以动态地使用空闲频段进行通信, 实现频谱资源共享。频谱感知是认知无线电的关键技术之一, 传统频谱感知方法是将宽带频谱划分成多个子频带进行检测, 通过可调谐滤波器分时地对子频带检测, 其缺点是复杂度高、灵活

收稿日期: 2013-04-20; 修回日期: 2013-06-16

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(“973”计划)基金资助项目(2011CB302903); 国家自然科学基金资助项目(60971129, 61071092, 61271335); 南京邮电大学青蓝计划基金资助项目(NY210038); 东南大学移动通信国家重点实验室开放研究基金资助项目(2011D04); 江苏省博士后科研基金资助项目(1101125C); 中国博士后科学基金面上基金资助项目(2012M511309)

**Foundation Items:** The National Basic Research Program of China(973 Program) (2011CB302903); The National Natural Science Foundation of China (60971129, 61071092, 61271335); Nanjing University of Posts and Telecommunications Blue Plan (NY210038); Southeast University State Key Laboratory of Mobile Communications Research Fund (2011D04); The Post-Doctoral Research of Jiangsu Province Funding Schemes (1101125C); The Post-Doctoral Science Foundation of China (2012M511309)

度低,无法实时快速检测;另外也有采用高速模拟数字转换器(ADC)进行宽频检测,但它在面对频宽范围高达数千 MHz 的情况下,会带来采集数据过大以及器件实现困难的问题。

压缩感知(CS, compressive sensing) 技术为解决宽频实时检测这一难题提供了新途径。压缩感知技术最早由 Candes<sup>[2]</sup>, Romberg, Tao<sup>[3]</sup>和 Donoho<sup>[4]</sup>等人提出,是一种将稀疏信号压缩与采样同步进行,通过信号非自适应线性投影并重构的技术。到目前为止,已有众多学者研究了 CS 技术在频谱检测中的应用。Tian<sup>[5]</sup>通过小波边缘检测算法确定子频带边缘位置,利用 CS 技术对其压缩并重构,需要完全重构信号才能确定频带的占用位置;Polo 在文献[6]中将信号的自相关函数值与子频带边缘系数建立对应关系,通过重构边缘系数以直接获得自相关函数值,它对应着频域的功率谱密度(PSD, power spectral density),该方法在不重构信号本身的前提下检测频谱;Fanzi 提出了认知网络中多跳协作下的分布式宽带频谱感知方案<sup>[7]</sup>,该方案考虑了主用户和相邻次用户的同时占用频谱情况,但该方法需要将发送信号完全重构;针对频域上循环自相关值的稀疏性,Khalaf<sup>[8]</sup>提出了盲频谱压缩检测的方案,但该方法局限于具有循环平稳特征的信号;Ariananda<sup>[9]</sup>提出了在最小稀疏准则下的一种新的 multicoset 采样方式,能够不重构信号本身而估计出 PSD;Lagunas<sup>[10]</sup>等人也在 multicoset 采样基础上加入了相关匹配过程,通过该方法能获得信号的功率和频谱,但该方法没有考虑观测长度的自适应调整。另外,Li<sup>[11]</sup>等人针对在主用户频谱信息完全未知情况下,提出了  $l_p$ -范数( $0 < p < 1$ )最小化的重构方法。然而,这些研究都没有针对观测矩阵进行优化的过程,因此重构的效果不是最优,基于 CS 技术的频谱检测性能没有达到最佳。如何让频谱检测时压缩感知过程自适应实现,并结合观测矩阵优化过程,基于观测矩阵优化的自适应压缩频谱感知实现是本文的研究目的。

## 2 压缩频谱感知

### 2.1 宽带频谱模型

IEEE 802.22 协议确定其频谱工作范围为 54~862 MHz,在该频段上主用户可以任意地占用,而次用户在使用前需进行频谱感知。设认知用户需检测的总频宽为  $B$  Hz,它可以被连续均匀地划分成  $L$

个互不重叠的子频带,每个子频带的边缘位置频率分别为  $f_0, \dots, f_{L+1}$ , 且有  $f_i < f_j$  ( $i < j$ , 其中  $i, j \in 1, \dots, L+1$ )。由于主用户可任意占用子频带,子频带未占用时的 PSD 近似为零,因此 PSD 在宽频上呈现一定的稀疏性。

设待测信号为  $\mathbf{x}(t)$ ,它在奈奎斯特抽样率下离散值为  $\mathbf{x}(n)$ ,其自相关函数值为  $\mathbf{r}(n) = E[\mathbf{x}(m)\mathbf{x}^*(m-n)]$ , $\mathbf{r}(n)$ 对应的傅立叶变换值  $\mathbf{r}(f)$ ,它表示功率谱密度,其对应关系为

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{F}^{-1}\mathbf{r}(f) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{F}^{-1}$ 表示傅立叶逆变换。利用小波边缘检测算法可获得子频带边缘位置的幅度差值

$$\mathbf{Z}(f) = \mathbf{W}\mathbf{r}(f) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{Z}(f)$ 为边缘位置的幅度差值, $\mathbf{W}$ 为小波变换矩阵,由于宽带频谱中的占用子频带的幅度比较平坦,而未占用子频带幅度接近于零,因此  $\mathbf{Z}(f)$  是一个比  $\mathbf{r}(f)$  更稀疏的向量,用它作压缩感知的重构向量时将更准确。由式(1)和式(2)可得

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{F}^{-1}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{Z}(f) = \mathbf{G}\mathbf{Z}(f) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{G} = \mathbf{F}^{-1}\mathbf{W}^{-1}$ 为傅立叶逆变换矩阵与小波逆变换矩阵的乘积,通过它将边缘幅值  $\mathbf{Z}(f)$  直接变换到  $\mathbf{r}(n)$ 。压缩感知过程中,待测信号自相关函数值  $\mathbf{r}_x(n)$  在随机高斯矩阵  $\Phi$  上投影后得到  $\mathbf{r}_y(n)$ ,可简写为

$$\mathbf{r}_y = \Phi\mathbf{r}_x = \Phi\mathbf{G}\mathbf{Z} = \Psi\mathbf{Z} \quad (4)$$

其中, $\Psi = \Phi\mathbf{G}$  定义为压缩感知矩阵,由式(4)可知,只要在测量值  $\mathbf{r}_y$  中重构出稀疏向量  $\mathbf{Z}$ ,就能获得待测信号的频谱信息,其中,稀疏向量  $\mathbf{Z}$  可通过式(5)求解  $l_1$  范数的最优化问题得到。

$$\hat{\mathbf{Z}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{Z}\|_{l_1} \text{ 满足 } \|\Psi\mathbf{Z} - \mathbf{r}_y\|_2 \leq \eta \quad (5)$$

式(5)具体求解的算法有贪婪匹配追踪算法如 match pursuit(MP)、orthogonal match pursuit (OMP)、sparsity adaptive match pursuit(SAMP)等;另一类为凸优化算法,有 basis pursuit(BP)、gradient projection for sparse reconstruction(GPSR)等。其中,匹配追踪算法收敛较快、耗时短,本文后面的实验将采用此类算法。

### 2.2 自适应频谱检测

自适应压缩感知是指信号稀疏度未知的情况下使观测矩阵大小自适应调整,其关键技术是停止

门限的确定。自适应压缩感知已经出现了一些研究，Sun<sup>[12]</sup>等人利用确立 $l_2$ -范数的方法，研究了在频谱恢复概率未知下的信号检测停止条件。Dmitry<sup>[13]</sup>研究了序贯压缩感知，利用增加 $T$ 次测量构造仿射空间的办法确定停止门限。

在实际通信环境下，由于无法预知向量 $\mathbf{Z}$ 的稀疏度，因此也无法保证式(5)以极大概率成功重构。为了选取最优的观测次数，可采用序贯压缩感知算法来估算稀疏向量 $\hat{\mathbf{Z}}$ 的重构误差。首先可根据经验值假设一个初始的观测次数 $M_0$ ，该值表示初始观测矩阵的行向量数。设观测次数增加的步长为 $T$ ，通过接收额外的 $T$ 次观测， $M_0$ 次观测的重构向量 $\hat{\mathbf{Z}}^{M_0}$ ，它与 $M_0+T$ 次观测形成的仿射空间 $H_{M_0+T}$ 之间的距离可由式(6)表示<sup>[14]</sup>。

$$d(\hat{\mathbf{Z}}^{M_0}, H_{M_0+T}) = \left\| (\Psi^{M_0+T})^\dagger (\Psi^{M_0+T} \hat{\mathbf{Z}}^{M_0} - \mathbf{r}_y^{M_0+T}) \right\|_2 \quad (6)$$

其中， $\Psi^\dagger = \Psi^T (\Psi \Psi^T)^{-1}$  定义为 $\Psi$ 的伪逆。根据文献[13]中的式(4)，式(7)成立。

$$\left\| \mathbf{Z} - \hat{\mathbf{Z}}^{M_0} \right\|_2 \leq C_T d(\hat{\mathbf{Z}}^{M_0}, H_{M_0+T}) \quad (7)$$

其中， $E[C_T] \approx \sqrt{L/T}$ ， $L = N - M_0$ ， $E[C_T]$ 表示 $C_T$ 的均值， $N$ 为信号的长度。由式(7)可知，在待测信号稀疏度未知的情况下，可由前 $M_0$ 次的重构值和当前的观测值估算出来，如果边缘幅度差值向量 $\mathbf{Z}$ 的重构误差没有达到停止门限的条件，则以 $T$ 为步长继续增加观测序列；否则停止接收观测序列，可计算出重构值 $\hat{\mathbf{Z}}$ 。

### 3 观测矩阵的优化

在经典的压缩感知理论中，稀疏信号重构成功与否取决于它是否满足约束等距性(RIP, restricted isolated property)条件。通常保证式(5)中稀疏向量 $\mathbf{Z}$ 能成功重构的条件为

$$(1 - \delta) \frac{M}{N} \leq \frac{\|\mathbf{Z}\|_2^2}{\|\mathbf{Z}\|_1^2} \leq (1 + \delta) \frac{M}{N} \quad (8)$$

另外，Michel 在文献[15]中给出了一种相比式(8)更为简洁的表达式如式(9)所示。

$$\|\mathbf{Z}\|_0 < \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{1}{\mu(\Psi)} \right) \quad (9)$$

稀疏向量 $\mathbf{Z}$ 只要能满足式(9)的条件，那么就能保证压缩感知重构算法以高概率重构该向量。其

中， $\mu(\Psi)$ 定义为 $\Psi$ 的互相关系数，当 $\mu(\Psi)$ 的值越小时，则 $\|\mathbf{Z}\|_0$ 越容易满足该条件。 $\mu(\Psi)$ 的定义为

$$\mu(\Psi) = \max_{\substack{1 \leq i, j \leq k \\ i \neq j}} \frac{|\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_j|}{\|\boldsymbol{\varphi}_i\| \|\boldsymbol{\varphi}_j\|} \quad (10)$$

其中， $\boldsymbol{\varphi}$ 为矩阵 $\Psi$ 中的列向量，式(10)反映了这些列向量之间的相似程度，当列向量之间的相似程度越高时，重构算法中的匹配追踪能力就越弱，因此要设法降低 $\Psi$ 中列向量的稀疏度。 $\Psi$ 的互相关系数也有其它表示方法，定义格莱姆矩阵 $\mathbf{G} = \Psi^T \Psi$ ， $\tilde{\Psi}$ 表示 $\Psi$ 经列向量归一化后的矩阵， $\mathbf{G}$ 中非主对角线上最大值的元素即为式(10)的互相关系数。另外，也可由平均互相关系数值来表示互相关程度，定义 $t$ 为门限值，对所有大于门限值的求取平均值。

$$\mu(\Psi) = \frac{\sum_{\substack{1 \leq i, j \leq k \\ i \neq j}} (|g_{i,j}| \geq t) |g_{i,j}|}{\sum_{\substack{1 \leq i, j \leq k \\ i \neq j}} (|g_{i,j}| \geq t)} \quad (11)$$

显然，当 $t=0$ 时，该值为 $\mathbf{G}$ 中所有非主对角线上元素的平均值。由式(12)可看出，通过调整 $t$ 值和循环迭代的方法能降低自相关系数值。

$$\hat{g}_{i,j} = \begin{cases} \gamma g_{i,j} & |g_{i,j}| \geq t \\ \gamma t \text{sign}(g_{i,j}) & t \geq |g_{i,j}| \geq \gamma t \\ g_{i,j} & \gamma t > |g_{i,j}| \end{cases} \quad (12)$$

其中， $g_{i,j}$ 为 $\mathbf{G}$ 中的元素， $\gamma$ 为衰减因子，通常取值范围为 $0 < \gamma < 1$ 。

### 4 观测矩阵优化的自适应压缩感知

通过前面的分析可以得到这样的结论：当观测矩阵中观测次数过小时，重构的频谱数据因重构误差大而达不到检测要求；当观测矩阵中观测次数选取过大时，没有达到压缩采样数据的目的，造成处理器运算困难<sup>[16]</sup>。由于观测矩阵 $\Phi$ 与变换矩阵 $\mathbf{G}$ 结合后存在一定的冗余度，因此反靠自适应的过程确定观测矩阵大小并非是最优的，只有将压缩感知的自适应过程与观测矩阵的优化过程结合起来，才能确定出最优的观测矩阵，在实际频谱检测应用中，可达到最佳的频谱检测效果。因此，本文提出了观测矩阵优化与自适应压缩感知联合的算法。

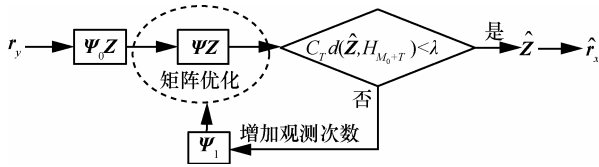


图 1 观测矩阵优化与自适应压缩感知联合

图 1 所示为基于观测矩阵优化的自适应压缩感知过程，图中的输入为式(4)中的欲重构的  $r_y$ ，其中， $Z$  的稀疏度未知， $\Psi_0$  为初始观测矩阵，它由  $M_0 \times N$  的随机高斯矩阵  $\Phi_0$  与变换矩阵  $G$  相乘后得到。 $\Psi_0$  通过式(12)的方法优化后得到  $\Psi_1$ ，在重构过程中，根据式(7)的估算误差设定停止门限，当达到接受条件时可重构出估计值  $\hat{Z}$ ，当不满足接受条件时则增加观测值，产生新的观测矩阵  $\Phi_1$  和  $\Psi_1$ ，重新进行优化。

综合前面的描述，提出宽频检测中的稀疏自适应匹配追踪—优化(SAMP-OP, sparsity adaptive matching pursuit - optimized)算法，算法描述如下。

输入：宽带频谱信号

输出：各子频带占用信息

**步骤 1** 产生维数为  $M_0 \times N$  的随机矩阵  $\Phi_0$ ，通过傅立叶基和小波基，可得式(7)中的  $\Psi_0$ 。

**步骤 2** 计算格莱姆矩阵  $G = \tilde{\Psi}_0^T \tilde{\Psi}_0$ ， $\tilde{\Psi}_0$  为  $\Psi_0$  的列向量归一化后的矩阵。

**步骤 3** 设定迭代次数  $Q$ 、门限  $t$  与  $\gamma$ ，根据式(12)对矩阵  $G$  的元素值进行奇异值分解(SVD)，将对角阵中  $M_0 + 1 : N$  个元素置零，并重复  $Q$  次完成。

**步骤 4** 将最终的矩阵  $\hat{G}$  进行 SVD 分解，并构造出矩阵  $D = \sqrt{S_0} U_0^T$ ，其中  $S_0$  为 SVD 分解值中  $S$  只保留前  $M_0$  项值， $U_0$  为  $U$  中保留前  $M_0$  列，令新的  $\Psi_1 = D$ ，即为优化的压缩感知矩阵。

**步骤 5** 判断是否满足接收条件  $C_T d(\hat{Z}^{M_0}, H_{M_0+T}) < \lambda$ ，如果满足则跳转到步骤 7；不满足则进入步骤 6。

**步骤 6** 按一定的步长  $T$  增加观测值，产生新的观测矩阵  $\Phi_1$  并得到压缩感知矩阵  $\Psi_1$ ，根据步骤 3 对  $\Psi_1$  进行优化处理。

**步骤 7** 重构出稀疏向量  $\hat{Z}$ ，通过式(3)得到检测信号的自相关函数值  $r(n)$ ，变换到频域可获得功率谱，并根据功率谱的值对子频带占用情况分析。

根据文献[17]可知，SAMP 的复杂度为  $d(PMN)$ ，其中  $P$  为迭代次数，与设定的停止门限值有关。在观测矩阵优化过程中，其复杂度由迭代次数  $Q$  以及

观测矩阵  $G$  的观测次数决定，其优化过程的复杂度为  $d(QM^2)$ ，在相同的迭代次数下，它小于 SAMP 的复杂度。由于矩阵优化过程是在数据压缩与重构之前的步骤，因此观测矩阵优化与 SAMP-OP 算法总的复杂度满足加法运算原则，仍然取 SAMP 的复杂度  $d(PMN)$  即可。在实际重构运算中，由于 SAMP-OP 算法增加了优化过程这一步骤，因此其运行时间略长些，本文实验中 SAMP 的平均运行时间为 0.968 s，SAMP-OP 的平均运行时间为 1.016 s，比 SAMP 增加的时间长度远小于它本身所耗时间。

### 5 实验与仿真结果

本文算法采用 Matlab 平台进行仿真验证，为了对本文自适应算法中判决门限的合理性进行验证，首先针对式(7)中的门限估算值与误差的实际计算值相比较，实际计算值为重构信号与原始信号之间差值。实验中产生长度为 100 的信号，该信号包含 10 个非零项，其余各项的值为零，对该信号加上高斯白噪声，使其信噪比为 10 dB，采用 SAMP 算法，实验结果如表 1 所示。

表 1 不同观测次数下的门限估计值与实际计算值

| 观测次数 | 门限估计值 | 实际计算值 |
|------|-------|-------|
| 50   | 0.467 | 0.369 |
| 55   | 0.258 | 0.216 |
| 60   | 0.154 | 0.136 |
| 65   | 0.139 | 0.131 |
| 70   | 0.132 | 0.127 |
| 75   | 0.120 | 0.119 |
| 80   | 0.109 | 0.107 |
| 85   | 0.099 | 0.091 |

从表 1 可以看出，估算值与计算值均随观测次数增加而减小，二者的减小幅度基本一致，估算值与计算值的差值与式(7)相符合，因此可以用估算值作为停止门限。

接下来进行宽带频谱检测实验，设检测目标为频宽在 300~428 MHz 的广播电视信号，各子频带的带宽为 8 MHz，共有 16 个子频带，设定 5 个子频带被主用户随机占用，其余子频带为空白频带，并对幅度归一化处理。设待测信号的维数为  $N=128$ ，该长度对应着观测周期内奈奎斯特采

样数目。

为了比较各算法的重构准确度，定义均方误差(mean square error)为  $MSE = \frac{E\left(\sum |\hat{r}(n) - r(n)|^2\right)}{E\left(\sum |r(n)|^2\right)}$ ，它表示自

相关函数值重构前后的相对误差。由于 BP 系列算法复杂度高，OMP 系列的算法耗时相对较短，而观测矩阵优化过程本身需要耗时，因此本实验采用 OMP 算法、SAMP 算法以及各自观测矩阵优化后的算法作比较。

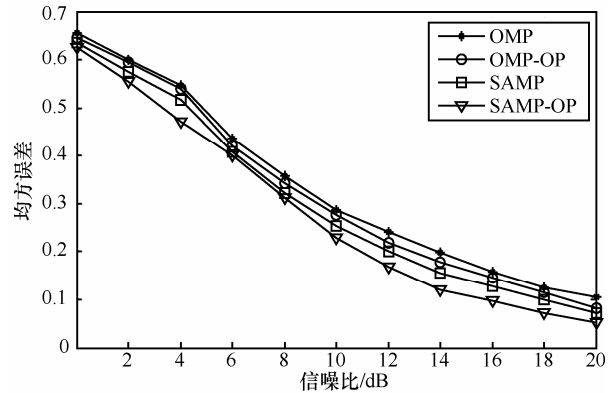
图 2(a)为各算法在不同信噪比下的均方误差，设定观测次数  $M = 64$ ，信噪比的变化范围为 0~20 dB，在每个信噪比下重复运行 500 次取平均值；图 2(b)为针对不同观测次数下的观察结果，由于设定观测次数过低时重构性能都很低，比较起来没有实质意义，因此选取观测次数的范围为 30~120 之间，信噪比为 10 dB，每个观测次数下重复运行 500 次取平均值。从图 2(a)可以看出，各曲线随信噪比增加而降低，SAMP 的重构性能好于 OMP 算法，二者在观测矩阵经过优化后的性能都得到改善。图 2(b)中，各均方误差曲线随着观测次数的增加而降低，在观测次数较多时，SAMP 算法比 OMP 算法有明显的优势，在观测次数  $M=100$  时前者比后者的性能提高了约 0.1。总体而言，图 2(a)和图 2(b)中观测矩阵经过优化后重构的 MSE 比未经优化的 MSE 低，它说明了观测矩阵经优化后重构会更准确。一方面，这是由于 SAMP 算法具有自适应的能力，相比 OMP 算法它能找到所需最佳的观测序列长度；另一方面，由于二者的观测矩阵经优化后其列向量之间的相似程度进一步减少，因此重构性能得到改善，MSE 随之降低，这与之前的理论分析一致。

为了进一步验证矩阵优化对频谱空穴检测性能的改善，接下来的实验对检测概率与观测次数之间的关系以及接收操作性能(ROC, receive operator character)进行分析。本实验采用与图 2 实验中相同的数据源，实验次数与上一实验保持一致，设定信噪比为 10 dB，频谱空穴的判定采用能量检测法，在图 3(a)中设定虚警概率  $P_f=0.1$ ，根据 SAMP-OP 算法中步骤 7 可求得各子频带的能量，将能量值与预设门限值比较，可判断出频谱占用情况。在图 3(b)中设定观测次数  $M = 64$ ，随着门限值变化得到不同的检测概率和

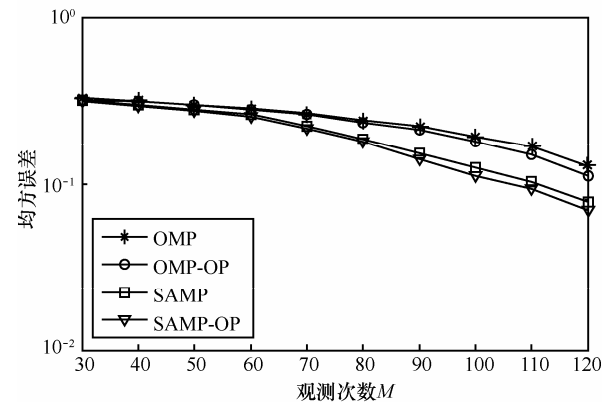
虚警概率，频谱检测概率  $P_d$  与虚警概率  $P_f$  的定义为

$$P_d = E\left\{\frac{\mathbf{S}^T(\mathbf{S} = \hat{\mathbf{S}})}{\|\mathbf{S}\|_{l_1}}\right\}, P_f = E\left\{\frac{\bar{\mathbf{S}}^T(\mathbf{S} \neq \hat{\mathbf{S}})}{N - \|\mathbf{S}\|_{l_1}}\right\},$$

其中， $\mathbf{S}$  表示的频带占用状态向量， $\hat{\mathbf{S}}$  为判决出的占用子频带数， $\bar{\mathbf{S}}$  是表示  $\mathbf{S}$  的取反。



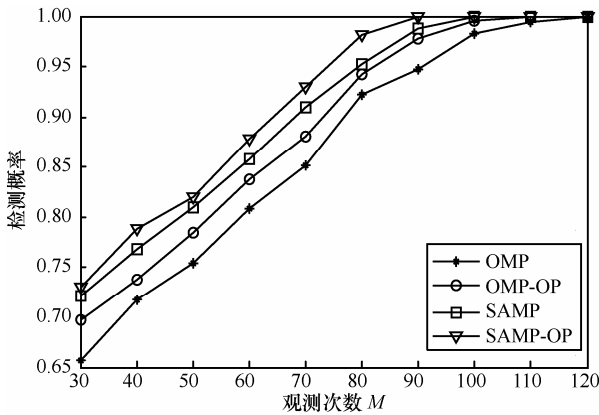
(a) 不同信噪比下的均方误差



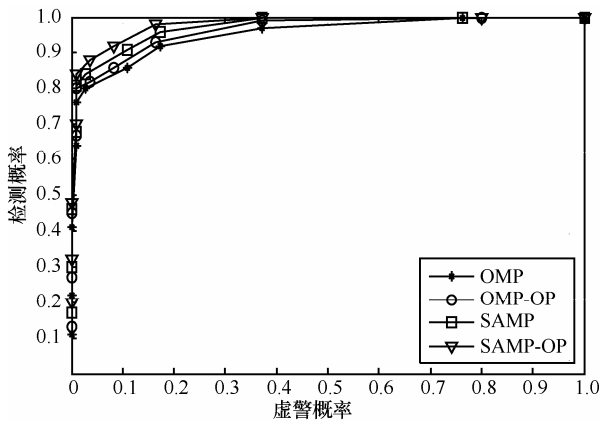
(b) 不同观测次数下的均方误差

图 2 观测矩阵优化前后均方误差的比较

从图 3(a)可以看出，随着观测次数的增加各曲线的检测概率都随之提高，在同一重构算法下，观测矩阵经过优化后的检测概率比矩阵未经优化的检测概率要高，在压缩率为  $M/N=0.5$  处，经优化后的检测概率比未优化的高约 0.03。在图 3(b)中，随着虚警概率增加各曲线的检测概率都增加，从图中可看出，OMP-OP 的 ROC 性能优于 OMP，SAMP-OP 的 ROC 性能优于 SAMP，其中 SAMP-OP 在 4 种重构算法中最优。因此，由于观测矩阵经过优化处理，减小了观测矩阵列向量之间的相似程度，当列向量之间的相似程度越小时，重构算法中的匹配追踪能力就越强，重构数据就越准确，使系统在较低的观测次数下获得高检测概率。



(a)不同观测次数下的检测概率



(b)系统的ROC性能比较

图 3 观测矩阵优化前后检测概率的比较

图 4 显示了基于观测矩阵优化的自适应压缩频谱感知效果，横坐标为广播电视信号占用的频带范围，本实验中选取 300~428 MHz，纵坐标为进行了归一化处理后的功率谱密度 PSD，设定观测次数  $M=64$ ，信噪比为 10 dB。从图 4 可看出，与原始的待测信号相比，OMP 重构信号图的频带占用情况区分度不明显，经观测矩阵优化后的 OMP-OP 算法的

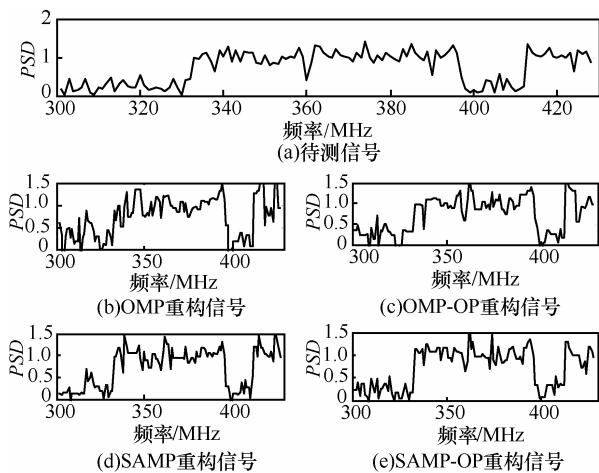


图 4 待测信号频谱重构效果

效果有所改善；SAMP 算法的频带占用情况区分较为明显，但在其边缘处仍有些毛刺突起，属于重构频谱数据偏差的现象，应用 SAMP-OP 算法的重构效果在部分频段克服了这一现象，该算法既考虑了观测长度的自适应性，又对观测矩阵进行了优化处理，使压缩感知在最佳观测长度下将矩阵列向量相关性降到最低，此时重构性能达到最佳，因此总体效果更好。

### 6 结束语

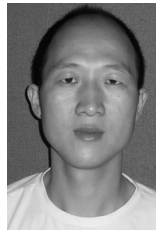
自适应压缩感知技术日益受到重视，本文通过减少观测矩阵列向量之间的相似程度来提高重构性能，通过估算稀疏向量的重构误差的方法实现观测长度的自适应调整，并且将二者综合运用使其性能进一步得到提高。本文将该技术用于认知无线电中的宽带频谱检测，并提出了相应的技术解决方案与重构算法，仿真结果也证实了其有效性。然而，认知无线电环境中往往存在多个次用户，在基于共享优化观测矩阵情况下，如何利用多个次用户进行协作自适应检测，这些都是值得进一步探讨的课题。

### 参考文献:

- [1] MITOLA J. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4):13-18.
- [2] CANDÈS E, ROMBERG J, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8):1207-1223.
- [3] CANDÈS E, ROMBERG J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions[J]. Foundations of Compute Math, 2006, 6 (2): 227 - 254.
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [5] TIAN Z, GIANNAKIS G B. Compressed sensing for wideband cognitive radios[A]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Honolulu, USA, 2007. 1357-1360.
- [6] POLO Y L, WANG Y, PANDHARIPANDE A. Compressive wide-band spectrum sensing[A]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. San Diego, USA, 2009. 178-183.
- [7] FANZI Z, TIAN Z, CHEN L. Distributed compressive wideband spectrum sensing in cooperative multi-hop cognitive networks[A]. IEEE International Conference on Communications[C]. Cape Town, South Africa, 2010.1-5.
- [8] KHALAF Z, NAFKHA A, PALICOT J. Blind spectrum detector for cognitive radio using compressed sensing[A]. Global Telecommunications Conference[C]. Huston, USA, 2011. 1-5.

- [9] ARIANANDA D, LEUS G. Compressive wideband power spectrum estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(9): 4775-4789.
- [10] LAGUNAS E, NAJAR M. Sparse correlation matching-based spectrum sensing for open spectrum communications[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012, 31:1-14.
- [11] LI S, WANG X H, ZHOU X, WANG J. Efficient blind spectrum sensing for cognitive radio networks based on compressed sensing[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012, 306:1-10.
- [12] SUN H J, CHI W Y, NALLANATHAN A. Adaptive compressive spectrum sensing for wideband cognitive radios[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(11):1812-1815.
- [13] MALIOUTOV D M, SANGHAVI S R, WILLISKY A S. Sequential compressed sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2):435-444.
- [14] 顾彬, 杨震, 胡海峰. 基于序贯压缩感知的自适应宽带频谱检测[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6):1272-1277.
- GU B, YANG Z, HU H F. Adaptive wide-band spectrum detection based on sequential compressed sensing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6):1272-1277.
- [15] MICHAEL E. Optimized projections for compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(12):5695-5702.
- [16] 肖小潮, 郑宝玉, 王臣昊. 一种基于最优观测矩阵的自适应贝叶斯压缩信道感知联合机制[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(10):2299-2305.
- XIAO X C, ZHENG B Y, WANG C H. A joint mechanism of adaptive Bayesian compressed channel sensing based on optimized measurement matrix[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(10):2299-2305.
- [17] DO T T, LU G, NGUYEN N, TRAN T D. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[A]. The 42nd Conference on Signals, Systems and Computers[C]. Asilomar, USA, 2008. 581-587

## 作者简介:



王伟刚(1975-), 男, 江西安福人, 南京邮电大学博士生、副教授, 主要研究方向为压缩感知在认知无线电中的应用技术。



杨震(1961-), 男, 江苏苏州人, 博士, 南京邮电大学教授, 主要研究方向为无线通信与网络信号处理以及现代语音通信技术。



顾彬(1983-), 男, 江苏扬州人, 南京邮电大学博士生, 主要研究方向为认知无线电中的频谱感知技术。



胡海峰(1973-), 男, 安徽六安人, 博士, 南京邮电大学副教授, 主要研究方向为面向网络的信号处理以及无线传感网技术。