

一种基于选择性测量的自适应压缩感知方法*

康荣宗[†] 田鹏武 于宏毅

(信息工程大学信息工程学院, 郑州 450002)

(2014年1月1日收到; 2014年6月6日收到修改稿)

针对低信噪比条件下现有压缩感知系统重构性能严重恶化的问题, 提出了一种基于选择性测量的自适应压缩感知结构. 首先推导并分析了经过压缩测量的噪声的统计特性及其对重构性能的影响; 然后基于输出能量最小化准则, 设计了一种压缩域投影滤波联合噪声检测的自适应感知器, 感知获得噪声子空间的位置信息; 进一步利用该信息构造选择性压缩测量矩阵, 智能选择测量信号, 同时“屏蔽”噪声分量, 极大提高了压缩测量值的信噪比. 仿真结果表明, 相对于现有压缩感知结构, 选择性测量的压缩感知结构明显改善了含噪稀疏信号的重构性能, 可更好地应用于吸波材料的前端特性分析、认知无线电的频谱感知等领域.

关键词: 频谱感知, 压缩感知, 信号重构, 选择性测量**PACS:** 07.50.Qx, 84.40.Ua, 07.05.Hd, 07.05.Kf**DOI:** 10.7498/aps.63.200701

1 引言

吸波材料在雷达探测、航天、微波通信、电子对抗等领域得到了广泛的应用, 其中智能吸波材料可根据环境变化调整自身结构和电磁特性并对环境做出最佳响应, 因而越来越受到人们的关注. 众所周知, 前端信号的频谱感知技术是智能吸波材料快速、准确实现吸波的前提, 然而随着感知带宽的日益增加, 高采样率以及高速率、大存储数据处理的需求与现有器件水平的矛盾, 成为制约传统基于奈奎斯特理论的频谱感知技术的瓶颈. 文献[1]在吸收层引入频率选择表面来增大吸波材料的工作带宽, 文献[2]基于阵列或者网状结构, 采用传统的磁性吸波材料设计实现了一种具有较宽工作频带的吸波器. 但是上述方法由于其工艺的限制, 吸波材料工作的带宽都有限. 压缩感知(compressed sensing, CS)^[3-5]是近几年来出现的一种结合信号稀疏分解与最优化方法重构信号的新颖信号获取理论, 其思想为基于信号是可压缩的或在某个变换域上是稀疏的前提, 通过构造一个与变换基不相关

的测量矩阵, 将变换所得的高维信号投影到一个低维空间上, 从而在保证信息不损失的情况下, 以远低于奈奎斯特采样率获取信号; 然后采用最优化的方法以较高的概率重构信号在稀疏域的系数, 进而最终恢复原信号. 在该理论框架下, 重构信号所需测量矩阵的维数(采样速率)不取决于信号的带宽, 而与信号的稀疏性密切相关, 从而极大地降低信号采样率以及数据存储和传输的资源. 因此, 压缩感知理论在吸波材料的前端特性分析、认知无线电的频谱感知等领域受到了越来越多的关注. 文献[6]针对频谱感知应用场景, 利用频带宽度先验信息, 提出一种面向信息带宽的自适应调制宽带转换器结构. 文献[7]基于标准的压缩感知理论, 提出了一种新的标志位频谱感知方法.

然而, 对于标准的压缩感知理论而言, 信号重构一般基于信号在某个变换空间的分解系数是严格稀疏的前提, 而吸波材料的前端特性分析或者认知无线电的频谱感知过程中, 信号在传输或获取过程中常会不同程度地受到各种噪声的污染, 从而破坏了信号在空间中的稀疏性, 严重影响了压缩感知算法的性能. 文献[8]在噪声分布已知的情

* 国家科技重大专项(批准号: 2008ZX03006)资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: laok_169@163.com

下, 通过利用“容噪” l_1 范数提出去噪基追踪 (basis pursuit denoising, BP) 算法对噪声进行抑制; 文献 [9] 在已知信号稀疏度条件下, 利用 LASSOS 算法完成对稀疏信号的重构; 而当信号和噪声都是未知时, 文献 [10] 将寻找稀疏解问题归结为带约束二次规划问题, 并通过梯度投影来有效求解. 此外, 贪婪算法 [11-18] 也是常用的信号重构方法之一, 在相同重构效果条件下, 此类算法通常要比 BP 算法所需的观测样本多. 上述算法对于噪声的抑制大都采用了 2-范数的约束形式, 而 2-范数并不能体现信号的稀疏性, 重构信号的稀疏度无法精确达到无噪信号的稀疏度, 且重构信号的幅度无法达到真正信号系数幅度值而造成幅度损失. 该问题是现有压缩感知理论的一个难点和公开问题, 成为了制约压缩感知应用的主要因素之一.

不同于现有压缩感知理论对测量值进行去噪重构的后端处理思路, 本文首先分析了导致压缩感知性能恶化的原因是由于其压缩测量过程的非自适应性, 即模拟测量过程主要基于信号的稀疏性而未利用信号空间的位置信息, 即没有利用数字端处理的相关信息, 使得经过测量之后非信号位置的噪声在测量值中混叠, 从而导致低信噪比下重构性能急剧恶化. 基于以上分析, 本文提出了一种基于选择性测量的自适应压缩感知 (adaptive selective compressed sensing, AS-CS) 结构. 该结构基于模拟和数字混合处理的思想, 采用压缩域空间投影和噪声联合检测算法, 根据“带外”噪声分布自适应调整选择性测量因子, 然后在模拟压缩测量阶段利用该测量因子, 直接感知信号子空间, 而不选择噪声子空间进行测量, 从“源头”上避免了噪声的混叠问题, 极大地改善了低信噪比条件下压缩感知的重构性能. 另外, 该结构无须预知稀疏信号的位置信息, 能够根据信号和噪声在稀疏基上的不同位置分布信息自适应调整压缩测量因子, 具有较强的灵活性.

值得注意的是, 近期有一些研究者 [19-22] 为尽可能减小压缩感知的测量个数和改善传统压缩感知的性能, 针对稀疏信号的估计 [19,20] 和分类 [21,22] 问题亦提出了相应的自适应压缩感知算法, 然而这些方法大多是基于压缩采样后的数字信号的处理前提, 并没有给出具体的实现方法. 而本文基于模拟和数字混合处理的思想, 结合模拟信息转换器 (analog to information converter, AIC) 的具体实现, 在诸如频谱感知、宽带信号检测与估计等实际

的工程实现中具有更直接的指导意义.

2 压缩感知基本原理

压缩感知理论主要涉及信号的稀疏表示、测量矩阵的设计以及信号的重构三个关键技术, 其结构如图 1 所示.

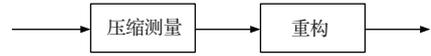


图 1 压缩测量过程

假定某信号 x 可以表示成 N 维实数空间内的 $N \times 1$ 维列向量, 该向量的元素可由 $x[n]$ 表示, 其中 $n = 1, 2, \dots, N$. 构造一个矩阵 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$, 其列向量组成 N 维实数空间内的一个 (正交) 基或框架. 则信号 x 可按 (1) 式表达为

$$x = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i \quad \text{或} \quad x = \Psi s, \quad (1)$$

其中, s 是一个 $N \times 1$ 维列向量, 表示将信号 x 投影到基 Ψ 上得到的权系数向量 (简称为系数向量), 该向量的元素可由 $s_i = \langle x, \psi_i \rangle$ 表示, 其中 $\langle \rangle$ 表示向量内积计算.

如果信号 x 可以仅由基 Ψ 中 K 个基向量的线性组合良好地重构或近似, 就称 x 为“ K -稀疏”的或称系数向量 s 呈现“ K -稀疏”特性. 也即, (1) 式中的系数向量 s 中仅有 K 个非零值 (或极大的值), 而有 $(N - K)$ 个零值 (或极小的值).

下面, 考虑对信号 x 的一个广义线性测量过程. 令 Φ 是一 $M \times N$ 维的测量矩阵, 则压缩测量值 y 可由计算 x 与 Φ 行向量之间的 M 个内积获取, 也即 $y_j = \langle x, \phi_j \rangle$, 矩阵表示形式为

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s. \quad (2)$$

一种典型的压缩测量结构 [23] 如图 2 所示, 它由三个基本模块组成: 伪随机数发生器 (pseudo-random number generator)、低通滤波器 (LPF) 以及低速率采样器 (low rate sampler).

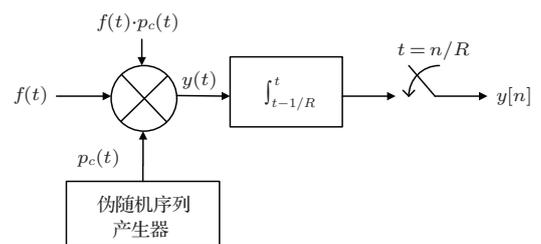


图 2 随机解调器结构框图

显然, 如果测量过程损失了信号 x 中的信息, 信号重构是无法完成的. 因此测量矩阵的设计是压缩感知理论的关键. Candes 等 [5] 从数学上给出并证明了测量矩阵 Φ 要满足阶数为 K 的受限等距性质 (restricted isometry property, RIP), 使得 (3) 式成立:

$$(1 - \delta_s)\|x\|_2^2 \leq \|\Phi x\|_2^2 \leq (1 + \delta_s)\|x\|_2^2, \quad (3)$$

其中 δ_s 为等距常数, 即存在某个 $\delta_s \in (0, 1)$, $s = 1, 2, \dots, K$. 当测量矩阵 Φ 满足 RIP 性质时, 可以从 $M \geq K \log_2(N/K)$ 个采样中精确或以较高概率重构原信号, 也即, RIP 性质保证以少量的采样成功重构原信号的一个充分条件, K 值越小, 信号越稀疏, 所需要的采样点数越少.

信号的重构即从得到的观测值 y 中恢复原始信号 x , 即求解 (2) 式, 在信号具有稀疏性的前提下, 可将 (2) 式转换为最小 l_0 范数问题:

$$\min \|x\|_0 \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi \Psi s. \quad (4)$$

而求解 l_0 范数问题是一个 NP 问题 [24], 且 l_0 范数对噪声特别敏感, Donoho 等 [25] 将该问题转换为求解一个 l_1 范数的优化问题, 相关研究者由此提出了一系列相关的解优化问题的算法 [26, 27].

3 高斯噪声对压缩感知性能的影响

信号在传输过程中不可避免地受到噪声的影响, 在现有非自适应压缩感知测量结构下, 噪声经过压缩测量之后的统计特性直接影响到压缩感知重构的性能.

我们知道, 压缩感知的测量矩阵必须满足 RIP, 该性质的等价条件要求测量矩阵 Φ 和稀疏表示的基 Ψ 相关系数要尽量低, 但并没有对测量矩阵的行向量做出约束, 为了分析问题的方便, 本文针对测量矩阵进一步做以下两个假设 [5].

假设 1 测量矩阵 Φ 的各行之间相互正交, 即

$$\sum_{i \neq j, k=1}^N \phi_{ik} \phi_{jk} = 0. \quad (5)$$

假设 2 测量矩阵 Φ 的每一行具有相等的能量, 即对于所有的 $i \in \{1, 2, \dots, M\}$ (6) 式成立:

$$\sum_{j=1}^N \phi_{ij}^2 = \|\phi_i\|_2^2 = \|\phi_1\|_2^2, \quad (6)$$

其中 ϕ_{ij} 表示矩阵 Φ 的元素, ϕ_i 表示矩阵 Φ 的第 i 行向量. 当然, 我们知道上述假设不能保证测量矩阵 Φ 一定满足受限等距性质, 然而对于假设 1, 因为我们希望能够以尽量少的测量个数进行测量, 那么每个测量值就需要提供尽可能多的关于信号的新信息, 这就需要 Φ 的各行之间尽可能是正交的. 对于假设 2, 现有压缩测量矩阵中满足伯努利分布的 ± 1 矩阵、局部哈德玛矩阵等均可满足该假设. 因此, 上述假设具有合理性.

考虑信号 x 在加性高斯白噪声 (AWGN) 条件下, 噪声 $n \in R^N$ 服从均值为 0, 方差为 σ^2 , 经过压缩测量之后, 得到压缩测量值 y ,

$$y = \Phi(x + n) = \Phi x + \Phi n = \Phi x + w. \quad (7)$$

压缩测量之后的噪声分量 w 的均值

$$E(w) = E(\Phi n) = \Phi E(n) = 0. \quad (8)$$

下面推导噪声经过测量之后的二阶矩.

$$\begin{aligned} E(w w^T) &= E(\Phi n (\Phi n)^T) \\ &= E(\Phi n n^T \Phi^T) \\ &= \Phi E(n n^T) \Phi^T \\ &= \Phi \sigma^2 I \Phi^T \\ &= \sigma^2 \Phi \Phi^T, \end{aligned} \quad (9)$$

其中

$$\Phi \Phi^T = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^N \phi_{1k}^2 & \sum_{k=1}^N \phi_{1k} \phi_{2k} & \cdots & \sum_{k=1}^N \phi_{1k} \phi_{mk} \\ \sum_{k=1}^N \phi_{2k} \phi_{1k} & \sum_{k=1}^N \phi_{2k}^2 & \cdots & \sum_{k=1}^N \phi_{2k} \phi_{mk} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{k=1}^N \phi_{mk} \phi_{1k} & \sum_{k=1}^N \phi_{mk} \phi_{2k} & \cdots & \sum_{k=1}^N \phi_{mk}^2 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

而压缩感知测量矩阵满足 RIP 性质, 其定义重写为

$$(1 - \delta_s) \leq \frac{\|\Phi x\|_2^2}{\|x\|_2^2} \leq (1 + \delta_s). \quad (11)$$

假定 x 为 1-稀疏时, 即 $\|x\|_0 = 1$, 那么对于任何的稀疏位置 j , (12) 式成立:

$$(1 - \delta_s) \leq \sum_{i=1}^M \phi_{ij}^2 \leq (1 + \delta_s). \quad (12)$$

则

$$N(1 - \delta_s) \leq \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M \phi_{ij}^2 \leq N(1 + \delta_s), \quad (13)$$

也即

$$N(1 - \delta_s) \leq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \phi_{ij}^2 \leq N(1 + \delta_s). \quad (14)$$

由于 (6) 式成立, 则 (14) 式可化为

$$N(1 - \delta_s) \leq M \sum_{j=1}^N \phi_{1j}^2 \leq N(1 + \delta_s). \quad (15)$$

将 (15) 式两边除以 M , 可得

$$(1 - \delta_s) \frac{N}{M} \leq \|\phi_1\|_2^2 \leq (1 + \delta_s) \frac{N}{M}. \quad (16)$$

进一步, 由 (8) 和 (9) 式, 得到经过压缩测量之后的噪声分量的方差为

$$\begin{aligned} \tilde{\sigma}^2 &= E(\mathbf{w}\mathbf{w}^T) - E^2(\mathbf{w}) \\ &= E(\mathbf{w}\mathbf{w}^T) \\ &= \sigma^2 \|\phi_1\|_2^2, \end{aligned} \quad (17)$$

也即

$$(1 - \delta_s) \frac{N}{M} \sigma^2 \leq \tilde{\sigma}^2 \leq (1 + \delta_s) \frac{N}{M} \sigma^2. \quad (18)$$

一般地, $M \ll N$, 所以噪声经过测量之后, 其方差约增大为原噪声分量的 N/M 倍. 分析其原因, 主

要因为噪声分量本身并不是稀疏的, 在现有的压缩测量结构中, 测量过程没有对其进行滤波, 导致非信号位置上的噪声经过压缩测量之后产生了噪声的混叠, 使得测量噪声功率被放大. 而根据压缩感知的 RIP 性质, 稀疏信号分量经过压缩测量之后其功率基本不变^[5], 因此压缩测量值信噪比急剧降低, 严重影响压缩感知重构算法的性能.

4 自适应选择压缩感知 (AS-CS)

通过上面的分析, 经过压缩测量之后, 压缩测量值信噪比严重恶化, 而基于后端处理的重构算法抑制噪声的性能有限, 无法满足压缩感知在低信噪比条件下的应用要求. 为了从“源头”上抑制掉噪声, 类似 Nyquist 采样框架理论的带通采样机制, 在采样之前通过前端抗混叠滤波器对通带之外的噪声进行滤除, 从而消除带外噪声分量对信号采样值的影响. 借鉴该思想我们设计了一种基于选择性测量的模数混合自适应压缩测量结构, 在模拟测量过程中利用数字模块提供的测量因子, 不对噪声进行测量, 同样达到了消除噪声分量对测量值的目的, 从而避免了第 3 节分析的测量过程中的噪声混叠问题. 基于选择性测量的自适应压缩感知结构如图 3 所示.

AS-CS 系统分为模拟选择性测量和数字自适应投影感知反馈两部分, 具体步骤如下.

- 1) 将图 1 的 AIC 结构进行改进, 原随机数发生器改为选择性测量矩阵产生器 $\mathbf{H} = \Phi\Psi^{-1}$, Ψ 为稀疏基矩阵, 根据数字部分反馈的位置信息自适应调整其测量矩阵 Φ 的产生. 当第 i 支路上的选择因子为 1 时, 测量矩阵 Φ 中第 i 列向量 φ_i 置零, 否则正常产生随机序列.

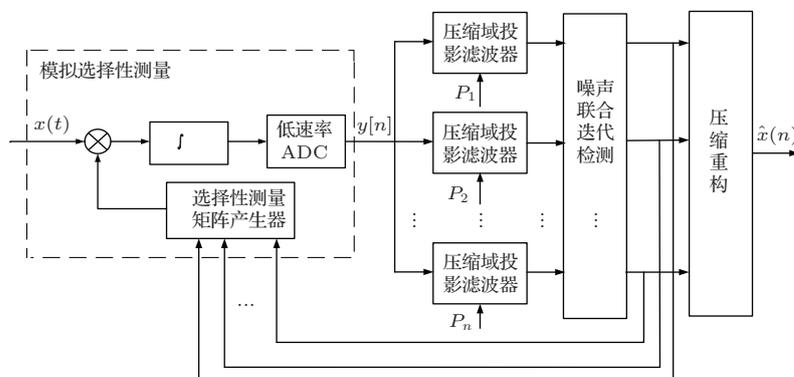


图 3 AS-CS 测量结构框图

2) 经过测量之后的测量值中, 包含了信号和噪声分量的相关信息. 然而由于压缩测量矩阵向量之间的非正交性, 不同列的测量值之间相互干扰. 为获得各个分量的相关信息, 消除各列信号之间的投影干扰, 本文以每一列的期望投影的能量输出最小化为原则, 设计了一种压缩域投影滤波器, 具体的原理推导如下.

假定每一列的压缩域投影滤波向量为 $\mathbf{P}_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 压缩测量值 y 经过投影滤波之后输出为 z_i , 即 $z_i = \langle \mathbf{P}_i, y \rangle = \mathbf{P}_i^H y$, 定义投影滤波器的平均输出能量为

$$E\{\langle \mathbf{P}_i, y \rangle^2\} = E\{|\mathbf{P}_i^H y|^2\} = \mathbf{P}_i^H \mathbf{R}_{yy} \mathbf{P}_i, \quad (19)$$

\mathbf{R}_{yy} 为经过压缩测量值向量的自相关矩阵,

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{yy} &= E\{y(n)y^H(n)\} \\ &= E\{\Phi_{ss}^H \Phi^H\} \\ &= \Phi_{R_{ss}} \Phi^H, \end{aligned} \quad (20)$$

则

$$\begin{aligned} E\{\langle \mathbf{P}_i, y \rangle^2\} &= \mathbf{P}_i^H \mathbf{R}_{yy} \mathbf{P}_i \\ &= \mathbf{P}_i^H \Phi_{R_{ss}} \Phi^H \mathbf{P}_i. \end{aligned} \quad (21)$$

这里定义该投影滤波器的平均输出能量为代价函数, 而我们的目的是求解压缩域投影加权向量, 使得滤波器的输出中包含最少的其他列的干扰值并接近期望, 即使得输出能量最小, 用下式表示:

$$\min_{\mathbf{P}_i} E\{\langle \mathbf{P}_i, y \rangle^2\}. \quad (22)$$

对于上式, 显然当 $\mathbf{P}_i = 0$ 时, 代价函数最小, 为了避免这种平凡解, 需要加上一定的约束条件, 即

$$\mathbf{P}_i^H \boldsymbol{\theta}_i = \boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{P}_i = 1, \quad (23)$$

其中, $\boldsymbol{\theta}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为全息矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$ 的列向量, 该约束条件可以保证期望信号在输出端不被抵消, 同时抑制输出端的干扰信号和噪声的能量.

利用 Lagrange 乘法求解该优化问题:

$$\begin{aligned} J(\mathbf{P}_i) &= \mathbf{P}_i^H \mathbf{R}_{yy} \mathbf{P}_i + \lambda[1 - \mathbf{P}_i^H \boldsymbol{\theta}_i] \\ &= \mathbf{P}_i^H \Phi_{R_{ss}} \Phi^H \mathbf{P}_i + \lambda[1 - \mathbf{P}_i^H \boldsymbol{\theta}_i]. \end{aligned} \quad (24)$$

由 $\partial J(\mathbf{P})/\partial \mathbf{P}^H = 0$, 使得 $\Phi_{R_{ss}} \Phi^H \mathbf{P} - \lambda \boldsymbol{\theta}_i = 0$, 从中得到输出能量最小化的加权向量为

$$\mathbf{P}_{\text{iopt}} = \lambda(\Phi_{R_{ss}} \Phi^H)^{-1} \boldsymbol{\theta}_i. \quad (25)$$

将此条件代入约束条件, 可得

$$\lambda = \frac{1}{\boldsymbol{\theta}_i^H (\Phi_{R_{ss}} \Phi^H)^{-1} \boldsymbol{\theta}_i}. \quad (26)$$

而 Lagrange 乘子 λ 是个实数, 代入上式得

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\text{iopt}} &= \lambda(\Phi_{R_{ss}} \Phi^H)^{-1} \boldsymbol{\theta}_i \\ &= \frac{(\Phi_{R_{ss}} \Phi^H)^{-1} \boldsymbol{\theta}_i}{\boldsymbol{\theta}_i^H (\Phi_{R_{ss}} \Phi^H)^{-1} \boldsymbol{\theta}_i}. \end{aligned} \quad (27)$$

则在约束条件下的最小均值输出能量为

$$\begin{aligned} E\{\langle \mathbf{P}_{\text{iopt}}, y \rangle^2\} &= E\{|\mathbf{P}_{\text{iopt}}^H y|^2\} \\ &= (\boldsymbol{\theta}_i^{-1} (\Phi_{R_{ss}} \Phi^H)^{-1} \boldsymbol{\theta}_i)^{-1}. \end{aligned} \quad (28)$$

通过上面的推导, 我们获得了低维压缩测量值在压缩测量矩阵向量各列上的压缩域投影值 $z_i (i = 1, 2, \dots, N)$.

3) 将获得的投影 z_i 进行噪声联合检测, 对各个支路上输出的投影值进行逐个比较, 获得最小值 $g_j = \min(z_i, i = 1, 2, \dots, N)$, 并记录该位置信息 $\mathbf{I} = \{\mathbf{I}, j\}$.

4) 当位置信息 \mathbf{I} 的长度 $L = N - M$ 时, 将该位置信息向量作为选择性测量因子反馈至模拟选择性测量模块, 进入步骤 5), 否则进入步骤 3).

5) 模拟测量模块根据所获得的选择性测量因子 $\mathbf{I} = \{\mathbf{I}, j\}$, 将随机测量矩阵对应的列向量元素置零, 对输入数据进行选择测量.

6) 压缩投影值进入压缩重构模块, 利用现有的重构算法完成选择性测量之后的稀疏信号测量值的原始信号的恢复.

5 性能仿真分析

为了验证 AS-CS 结构的可行性和有效性, 利用 Matlab 建立该结构的仿真模型, 对其重构性能进行仿真. 图 4 和图 5 分别给出了测量信号长度 $N = 60$, 测量个数 $M = 30$ 以及测量信号长度 $N = 200$, 测量个数 $M = 40$ 时, AS-CS 和 CS 两种不同结构的重构性能信噪比变化的性能. 其他仿真条件相同: 信号稀疏度 $K = 4$, 测量矩阵 Φ 采用高斯随机矩阵, $\Psi = \mathbf{I}$, 在重构算法上, 采用算法复杂度较低、易于实现的正交匹配追踪 (OMP) 算法.

从图 4 和图 5 可以看出, 本文提出的自适应压缩感知结构的重构性能优于非自适应压缩感知结构, 且信号越稀疏, 则该结构提升的性能越多. 该结构在低信噪比条件下, 在同样的重构 MSE 条件下, 改善的信噪比接近于 $10 \log(N/M)$, 改善效果明显, 基本消除了噪声混叠对于重构性能的影响. 另外, 随着信噪比的增加, 改善的性能有所下降, 这

是由于噪声水平的降低, 混叠的噪声对于信号造成的影响有限.

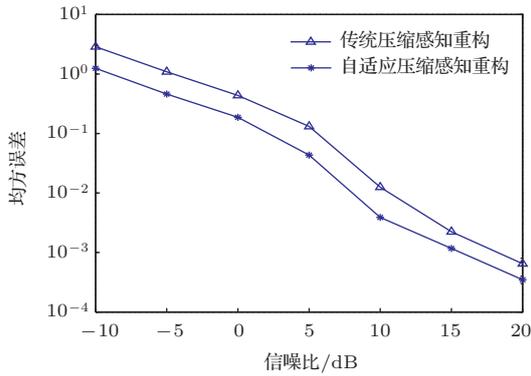


图4 $N = 60, M = 30$ 时自适应压缩感知和传统压缩感知重构性能比较

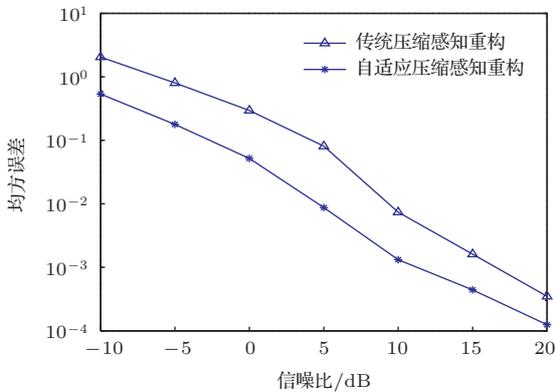


图5 $N = 200, M = 40$ 时自适应压缩感知和传统压缩感知重构性能比较

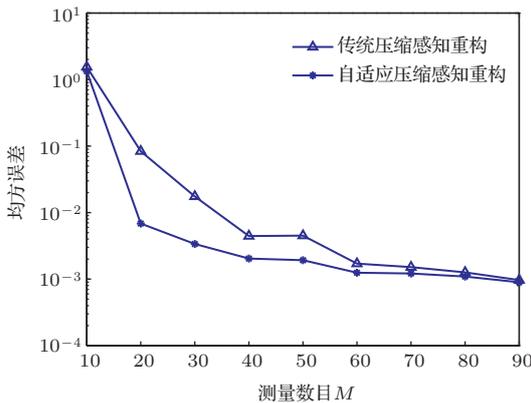


图6 AS-CS 和 CS 重构性能与测量数目 M 的关系

图6给出了在信噪比 $SNR = 5$ dB 条件下, AS-CS 系统和 CS 在不同测量值向量长度下的性能比较. 其中, 信号长度 $N = 100$, 信号稀疏度 $K = 4$, 采用 OMP 信号重构算法. 从图中可以看出, 在 M/N 值越小时, 性能改善效果更加明显, 更有利于极稀疏下 CS 的应用. 当 M 接近于 N 时, 两种结构

的重构性能也接近, 这也证明了该结构的有效性.

6 结 论

本文针对现有压缩感知理论存在的低信噪比条件下信号重构性能差的问题, 提出了一种基于选择性测量的自适应压缩感知结构. 首先推导分析了噪声经过压缩测量的统计特性以及测量值信噪比恶化的原因, 通过压缩投影滤波和噪声联合迭代检测获得噪声分量的位置信息; 并采用选择性测量的思想, 直接在模拟测量端“屏蔽”了非稀疏的噪声分量的测量采样, 从而避免了测量之后的噪声混叠问题. 仿真实验结果表明, 所提出的 AS-CS 结构在低信噪比条件下性能比 CS 结构有明显的改善, 且信号越稀疏改善效果越明显, 较好地解决了现有的压缩感知结构抗噪性能差的问题. 基于本文提出的选择性测量结构, 可更好地应用于隐形设备的吸波材料的前端特性分析以及认知无线电中的频谱感知等领域.

需要指出的是, 本文仅是在理论上对噪声条件下如何改善压缩感知重构性能这一问题给出了一种可行的思路和方法, 在实际电路设计和实现过程中存在一些具体的问题, 比如在模拟端的选择性测量矩阵产生过程中存在一定的时延, 如何在原支路增加相应的存储器或者延时器来减弱时延带来的性能下降问题, 以及在进一步确定数字端的选择性测量个数和重构性能改善上界等问题, 需要在下一步的工作中予以研究和关注.

参考文献

- [1] Sun L K, Cheng H F, Zhou Y J, Wang J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 055201
- [2] Zhou Y J, Pang Y Q, Cheng H F 2013 *Chin. Phys. B* **22** 015201
- [3] Donoho D L 2006 *IEEE Trans. Inform. Theory* **52** 1289
- [4] Candes E J 2006 *Proceedings of the International Congress of Mathematicians* Madrid, Spain, August 22–30, 2006 p1433
- [5] Candes E J, Romberg J, Tao T 2006 *IEEE Trans. Inform. Theory* **52** 489
- [6] Zhang J C, Fu N, Qiao L Y, Peng X Y 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 030701 (in Chinese) [张京超, 付宁, 乔立岩, 彭喜元 2014 物理学报 **63** 030701]
- [7] Sun B, Jiang J J 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 110701 (in Chinese) [孙彪, 江建军 2011 物理学报 **60** 110701]
- [8] Donoho D L, Tsaig Y 2006 *Signal Process.* **86** 533
- [9] Tibshirani R 1996 *J. Roy. Stat. Soc. B* **58** 267

- [10] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J 2007 *IEEE J. Sel. Top. Sig. Proc.* **1** 586
- [11] Gorodnitsky I F, Rao B D 1997 *IEEE Trans. Sig. Proc.* **45** 600
- [12] Rao B D, Engan K, Cotter S F 2003 *IEEE Trans. Sig. Proc.* **51** 760
- [13] Neff R, Zakhov A 1997 *IEEE Trans. Circ. Syst. Vide.* **7** 158
- [14] Needell D, Vershynin R 2010 *IEEE Trans. Sel. Top. Sig. Proc.* **4** 310
- [15] Donoho D L, Tsaig Y, Drori I 2012 *IEEE Trans. Inform. Theory.* **58** 1094
- [16] Davenport M A, Wakin M B 2010 *IEEE Trans. Inform. Theory* **56** 4395
- [17] Tropp J A, Gilbert A C 2007 *IEEE Trans. Inform. Theory* **53** 4655
- [18] Varadarajan B, Khudanpur S, Trac T D 2011 *IEEE Sig. Proc. Lett.* **18** 27
- [19] Haupt J, Castro R M, Nowak R 2011 *IEEE Trans. Inform. Theory* **57** 6222
- [20] Davenport M A, Arias-Castro E 2012 *Proceedings of the IEEE International Symposium on Information Theory* Massachusetts Ave, USA, July 1–6, 2012 p1827
- [21] Hanneke S 2011 *Ann. Stat.* **39** 333
- [22] Koltchinskii V 2010 *J. Mach. Learn. Res.* **11** 2457
- [23] Laska J N, Kirolos S, Duarte M F 2007 *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems* New Orleans, Louisiana, USA, May 27–30, 2007 p1959
- [24] Baraniuk R 2007 *IEEE Sig. Proc. Mag.* **24** 118
- [25] Donoho D L 2006 *Commun. Pur. Appl. Math.* **59** 797
- [26] Eldar Y C, Kuppinger P, Bolcskei H 2010 *IEEE Trans. Sig. Proc.* **58** 3042
- [27] Daubechies I, Devore R, Fornasier M, Gunturk C S 2010 *Comm. Pure Appl. Math.* **63** 1

An adaptive compressed sensing method based on selective measure*

Kang Rong-Zong[†] Tian Peng-Wu Yu Hong-Yi

(College of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

(Received 1 January 2014; revised manuscript received 6 June 2014)

Abstract

An adaptive compressed sensing architecture based on selective measure is proposed in this paper, in order to reduce the effects of non-sparse noise component on the performance of existing compressed sensing reconstruction algorithm. Firstly, in this paper we analyze and deduces the statistics characteristic of the measured noise and its influence on the reconstruction performance; then we propose a compressive-domain projection filter combined with iterative noise detector method to obtain the location information of noise subspace based on minimal output energy criteria; thirdly, we measure matrix adaptively with the location information, and focus on the signal subspace directly without sensing the noise component in analog part. Simulation results show that compared with the existing compressed sensing procedures, our method can obviously improve the performance of reconstruction of signals with noise, and can be used to perform the front-end spectrum analysis of absorbing materials and better detect the active channels in cognitive radio.

Keywords: spectrum sensing, compressed sensing, signal reconstruction, selective measure

PACS: 07.50.Qx, 84.40.Ua, 07.05.Hd, 07.05.Kf

DOI: [10.7498/aps.63.200701](https://doi.org/10.7498/aps.63.200701)

* Project supported by the National Science and Technology Major Projects of China (Grant No. 2008ZX03006).

† Corresponding author. E-mail: laok_169@163.com