

基于 DCS 的发射分集 MIMO 雷达参数估计

王海青, 朱晓华, 李彧晟

(南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 针对目标在多角度观测下的散射系数估计问题, 研究了基于分布式压缩感知 (distributed compressed sensing, DCS) 的发射分集多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 雷达参数估计方法。在分析发射分集 MIMO 雷达信号模型的基础上, 构建了其联合稀疏表示模型; 在分析正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法实现结构的基础上, 提出了一种新的基于迭代式正交匹配追踪的 DCS 算法。仿真结果表明该方法的估计精度高于 DCS-SOMP 和幅度相位估计 + Capon 的算法, 重构概率也高于 DCS-SOMP 算法。

关键词: 多输入多输出雷达; 发射分集; 分布式压缩感知; 参数估计

中图分类号: TN 957

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.12.10

Parameter estimation for transmit diversity MIMO radar based on distributed compressed sensing

WANG Hai-qing, ZHU Xiao-hua, LI Yu-sheng

(School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology,
Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To solve the problem of scattering coefficient estimation of the target observed by multiple angles, the parameter estimation method based on distributed compressed sensing (DCS) is investigated for transmit diversity multiple-input multiple-output (MIMO) radar. The signal model of the transmit diversity MIMO radar is analyzed and its joint sparse representation model is constructed correspondingly. Based on analyzing the realization construction of the orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm, a new DCS algorithm is proposed by using iterative OMP method. Simulation results show that the proposed method has a better accuracy than the DCS-SOMP and amplitude phase estimation (APES) + Capon algorithms and higher reconstruction probability than the DCS-SOMP algorithm.

Keywords: multiple-input multiple-output radar; transmit diversity; distributed compressed sensing; parameter estimation

0 引言

多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 雷达是近年来雷达界研究的一种新体制雷达, 由于其融合了空间分集与波形分集两大技术, 受到普遍重视。MIMO 雷达模型可分为统计 MIMO 和共址 MIMO 两大类: 统计 MIMO 采用大间距的发射和接收阵元获得空间分集, 从而克服由目标雷达散射截面 RCS 起伏引起的检测性能下降^[1-2]; 共址 MIMO 类似传统阵列, 采用小阵元间距和波形

分集技术, 可实现相干发射和接收处理^[3-4]。

发射分集 MIMO 雷达融合了统计和共址 MIMO 的两大优点, 在发射端采用满足空间分集条件的阵元, 接收端使用阵元间距为半波长的线性均匀阵列 (uniform linear array, ULA), 利用发射信号的正交性可分离不同发射阵元的回波信号, 然后通过合并这些回波信号以抑制目标雷达散射截面 (radar cross section, RCS) 的起伏, 提高波达方向 (direction of arrival, DOA) 估计精度。文献 [5-6] 对发射分集 MIMO 雷达的目标 DOA 估计性能进行了深入研究,

收稿日期: 2011-11-25; 修回日期: 2012-08-06。

基金项目: 国家自然科学基金 (61071163, 61201367); 江苏省自然科学基金 (BK2012382); 中国博士后科学基金 (20100481143); 江苏省博士后基金 (1101093C) 资助课题

作者简介: 王海青 (1976-), 女, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为 MIMO 雷达和压缩感知技术。E-mail: haiqingw@126.com

分别提出了基于最大似然(maximum likelihood, ML)和特征子空间的 DOA 估计方法。但上述方法在 DOA 估计过程中并未考虑各个发射阵元到目标角度不同带来的多角度散射系数问题。文献[7]采用 Capon 波束形成和幅度相位估计(amplitude and phase estimation, APES)的方法可先后实现目标 DOA 和目标多角度散射系数的估计,由于受到 Capon 角度分辨瑞利限的限制, APES 的估计精度很难保证。

分布式压缩感知(distributed compressed sensing, DCS)^[8-10]是压缩感知(compressed sensing, CS)理论的新拓展,它将单个信号的稀疏推广到一组信号的联合稀疏中,并利用相关性进行多个信号的联合表示和重构。文献[9]针对环境检测、MIMO 通信和语音信号处理等应用情景构造了不同的联合稀疏模型(joint sparsity model, JSM),设计了相应的联合重构算法;在此基础上,文献[11]改进了联合解码算法,提高了数据压缩率;文献[12]将 DCS 应用于无线传感器网络,阐述了 DCS 无线传感器网络的安全性、容错性和信道容量的自适应性等优点。

在发射分集 MIMO 雷达目标观测场景中,每个发射通道可看作对目标的一个独立观测通道,每个观测通道对应的稀疏基是空间目标的导向矢量,且同一个目标在稀疏基中的位置又相同,因此发射分集 MIMO 雷达的接收回波不但是相关的,而且在同一个变换域具有稀疏性,这恰恰对应于 3 种联合稀疏模型中的 JSM-2 模型。因此,可以充分利用回波信号共有的结构信息,实现对目标场景的联合重构。本文将 DCS 理论应用到发射分集 MIMO 雷达参数估计中,重点解决目标 DOA 和多角度散射系数的联合估计问题。考虑到现有的 DCS 的算法框架基于正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP),存在重构精度不高的缺陷,本文将迭代化正交匹配追踪(iterative-OMP)算法拓展到 DCS 中,提出 DCS-IOMP 算法,用于 DCS-MIMO 雷达参数的快速高精度估计。本文首先分析了发射分集 MIMO 雷达模型,然后在建立 MIMO 雷达的联合稀疏表示模型的基础上,提出 DCS-IOMP 算法,最后进行计算机仿真与分析。

2 发射分集 MIMO 雷达模型

假设 MIMO 雷达的发射和接收阵列阵元数分别为 M 和 N ,发射阵列采用空间分集模式配置,阵元间距 d_T ,接收阵列采用间距为 d_R 的均匀线阵, d_T 满足如下约束条件

$$d_T \geq \frac{\lambda R_p}{D} \quad (1)$$

式中, λ 为波长; R_p 是目标 p 到发射阵元的距离; D 为目标切向尺寸。发射分集 MIMO 雷达的结构如图 1 所示。

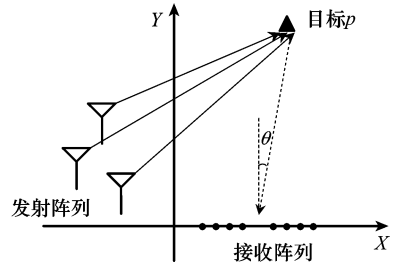


图 1 发射分集 MIMO 雷达的结构示意图

MIMO 雷达系统的每个发射阵元发射一组正交编码脉冲信号,其中第 m 个阵元的发射信号记为

$$s_m = [s_m(1), s_m(2), \dots, s_m(L)]^T \quad (2)$$

式中, L 为每个脉冲的码元数; $(\cdot)^T$ 代表转置。

为了数学表示的简便,假设目标 p 满足远场条件,且位于同一距离单元,不考虑多普勒频移。 $\mathbf{a}_R(\theta)$ 为接收阵列的导向矢量,定义为

$$\mathbf{a}_R(\theta) = [1, e^{-j2\pi d_R \sin \theta / \lambda}, \dots, e^{-j2\pi(N-1)d_R \sin \theta / \lambda}]^T \quad (3)$$

当发射天线各阵元仅发射一个脉冲信号时,接收阵列接收到的信号表达式为

$$\mathbf{X} = \mathbf{a}_R(\theta)\boldsymbol{\beta}\mathbf{S} + \mathbf{Z} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{S}=[s_1, s_2, \dots, s_M]$; $\boldsymbol{\beta}=[\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M]$, β_m 为第 m 个阵元与目标之间形成的散射系数; \mathbf{Z} 为 $N \times L$ 维噪声矩阵,其列向量服从零均值的复高斯分布。

由于发射信号相互正交,则其相关矩阵为

$$\mathbf{R}_{ss} = \frac{1}{L}\mathbf{S}\mathbf{S}^H = \mathbf{I}_M \quad (5)$$

式中, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置; \mathbf{I}_M 为 M 维单位矩阵。

在接收端,每个接收阵元所接收到的回波信号经过 M 路匹配滤波器进行处理,其中每路滤波器与其中一种发射正交波形相匹配,则输出数据矩阵为

$$\mathbf{Y} = \frac{1}{L}\mathbf{X}\mathbf{S}^H = \mathbf{a}_R(\theta)\boldsymbol{\beta} + \tilde{\mathbf{Z}} \quad (6)$$

式中, $\tilde{\mathbf{Z}} = \frac{\mathbf{Z}\mathbf{S}^H}{L}$ 为脉压后的噪声矩阵。

为了对散射系数矢量 $\boldsymbol{\beta}$ 和波达角 θ 进行联合估计,对式(6)进行简化

$$\mathbf{y}_m = \beta_m \mathbf{a}_R(\theta) + \tilde{z}_m, m = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

这里将对式(6)中散射系数矢量 $\boldsymbol{\beta}$ 和波达角 θ 的估计化解为对每个独立发射阵元的散射系数 β_m 和波达角 θ 的估计。按照文献[7]的做法,可以采用 Capon+APES 的联合方法实现对每个观测通道的散射系数和波达角估计,但这种方法没有充分利用每个观测通道数据间的关联性。注意到每个观测通道数据的基其实是一样的,区别只在于散射系数。本文下面考虑采用 DCS 实现联合高精度估计。

从观测值 \mathbf{y}_m 中恢复原信号,对求解欠定方程组式(7)是无解的。文献[13-15]指出:针对可压缩信号,求解欠定

方程组的问题转换为最小 l_0 范数问题。但是求解 l_0 范数问题是一个 NP 问题^[15], 文献[16]指出: 求解更简单的 l_1 优化问题会产生同等的解, 即

$$\min \|\boldsymbol{\beta}\|_1, \text{ s. t. } \|\mathbf{Y} - \mathbf{a}_R(\theta)\boldsymbol{\beta}\|_\infty < \mu \quad (8)$$

式中, μ 为常数。需要求的参数为 $\boldsymbol{\beta}$ 和波达角 θ , 即原信号 \mathbf{Y} 在 $\mathbf{a}_R(\theta)$ 构成的稀疏基上表达式可以简化为线性规划, 解该类问题可以使用: 局部最优的贪婪追踪算法, 包括匹配追踪、正交匹配追踪、树型匹配追踪; 以及全局最优的基追踪等。

3 基于 DCS 的发射分集 MIMO 雷达参数估计

3.1 联合稀疏表示模型的建立

DCS 中信号群有不同形式的相关性, 因而采用不同的联合稀疏模型来表示。文献[8]中提出了适用于不同场景的 3 种模型, 考虑到每个观测通道的稀疏基一致, 发射分集 MIMO 雷达的接收信号可用 JSM-2 模型表示。

在 JSM-2 模型中, 所有的信号具有相同的稀疏结构, 即它们在同一组变换基下具有稀疏性, 而且由相同的基向量稀疏表示, 只是由不同的系数组成。将式(7)中的模型推广到多目标情况下, 式(7)可重新表示为

$$\mathbf{y}_m = \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\sigma}_m \quad (9)$$

式中, $\boldsymbol{\Psi}$ 为已知的稀疏变换基, 这里可由接收导向矢量 $\mathbf{a}_R(\theta)$ 根据观测角范围进行构造; $\boldsymbol{\sigma}_m$ 是 \mathbf{y}_m 在 $\boldsymbol{\Psi}$ 上的投影系数构成的稀疏向量。在该模型下, 每个 $\boldsymbol{\sigma}_m$ 中非零元素的位置相同, 它反映了信号群中所有信号共有的结构信息, 将非零元素位置记为 Ω , 若多目标个数为 K , 则有 $\|\boldsymbol{\sigma}_m\|_0 = K$ 。

在获得脉压分离数据后可采用观测矩阵对数据进一步压缩, 通常可采用随机高斯矩阵, 但该方法对这里的接收数据量并不能改善, 因此不采用观测矩阵进行压缩。根据式(9)中的模型进行排重, 可以获得发射分集 MIMO 雷达的 JSM-2 模型形式

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Psi} & & \mathbf{0} \\ & \boldsymbol{\Psi} & \\ & & \ddots \\ \mathbf{0} & & \boldsymbol{\Psi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\sigma}_1 \\ \boldsymbol{\sigma}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\sigma}_M \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{y}_m (m=1, 2, \dots, M)$ 构成了具有相同稀疏结构的信号群, 这些 JSM-2 模型是一致的。

3.2 DCS-IOMP 算法

针对 JSM-2 模型的优化重构问题, 文献[8-9]中介绍了两种重构方法: 一步贪婪算法(one stage greedy algorithm, OSGA)和同时正交匹配追踪算法(simultaneous orthogonal matching pursuit, SOMP)。OSGA 实现简单, 运算量小, 但精度不高。SOMP 以稀疏基个数作为迭代次数, 采用贪婪迭代的方法选择相关的稀疏基, 使得在每次迭代过程中所选择稀疏基与观测信号最大程度相关, 然后从观测信号中减去相关部分并反复迭代。由于每次迭代过程中观测

残差都需与所有稀疏基进行相关, 因此 SOMP 框架下的 DCS 算法运算量较大。IOMP 算法在每次迭代过程中选择多个稀疏基, 对于 K 稀疏信号, 经过 K 次迭代后得到精确的估计值。故与 SOMP 相比, 运算量进一步减小。IOMP 算法的另一个优点是重构精度高, 与凸优化相当, 高于 SOMP。

为了实现对稀疏基分量的快速高精度估计, 从而实现对发射分集 MIMO 雷达散射系数和波达角的联合估计, 提出一种改进的 DCS 算法——DCS-IOMP 算法, 具体过程如下:

步骤 1 初始化

ℓ 表示迭代次数, 令 $\ell=1; \Omega=[]; \mathbf{r}_{m,\ell}$ 表示 ℓ 次迭代后测量值 \mathbf{y}_m 的剩余值, 且有 $\mathbf{r}_{m,0} = \mathbf{y}_m$ 。

步骤 2 稀疏基的选择

$$m_\ell = \arg \max_{j=1,2,\dots,J} \sum_{m=1}^M \frac{|\langle \mathbf{r}_{m,\ell-1}, \boldsymbol{\Psi}_j \rangle|}{\|\boldsymbol{\Psi}_j\|_2} \quad (11)$$

$$\Omega = [\Omega \quad m_\ell] \quad (12)$$

步骤 3 稀疏基的正交化

由最小二乘得到

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_m = \arg \min \|\mathbf{r}_{m,\ell-1} - \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\sigma}_m\|_2 \quad (13)$$

步骤 4 更新残差

$$\mathbf{r}_{m,\ell} = \mathbf{r}_{m,\ell-1} - \boldsymbol{\Psi}\hat{\boldsymbol{\alpha}}_m \quad (14)$$

$$\ell = \ell + 1 \quad (15)$$

步骤 5 迭代系数的更新

$$\hat{\boldsymbol{\sigma}}_m = \hat{\boldsymbol{\sigma}}_m + \hat{\boldsymbol{\alpha}}_m \quad (16)$$

步骤 6 判断是否终止迭代, 如果 $\ell > P, P$ 为迭代最大次数, 则终止迭代过程; 若不满足, 则重复步骤 2~步骤 6。

4 计算机仿真与性能分析

考虑如下配置的发射分集 MIMO 雷达, 发射和接收阵列阵元数分别为 $M=3$ 和 $N=30, d_R = \frac{\lambda}{2}$ 。空间内有 3 个目标, 接收方位角分别为 $30^\circ, 52^\circ, 70^\circ$, 3 个发射天线在不同观测角度下对 3 个目标的反射信号幅度分别为 $1, 3, 2; 3, 1, 2; 2, 1, 3$ 。

在仿真过程中假设信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)在 $-4 \sim 16$ dB 之间变化, 采用 1 000 次蒙特卡罗仿真计算每个目标的重构概率和均方根(root mean square, RMS)误差, 对单个目标在不同观测角度下的反射信号幅度估计 RMS 误差定义为

$$\text{RMS}_m = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\boldsymbol{\sigma}_m - \boldsymbol{\beta}_m\|_2^2}$$

图 2~图 4 给出了对目标 1~3 进行参数估计时采用 DCS-SOMP、APES+Capon 以及本文提出的 DCS-IOMP 算法的结果。由图可见, DCS-IOMP 算法与 DCS-SOMP 相比, 大大提高了 CS 理论框架下算法的可重构概率, 使 CS

算法能够以较高的概率运行;与 DCS-SOMP 和 APES + Capon方法相比,DCS-IOMP 由于采用迭代式的运算方法,

同样提高了算法的重构精度,为高精度地实现 MIMO 雷达参数估计提供了一种新思路。

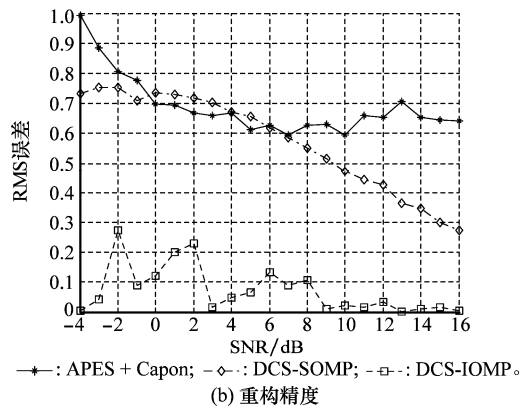
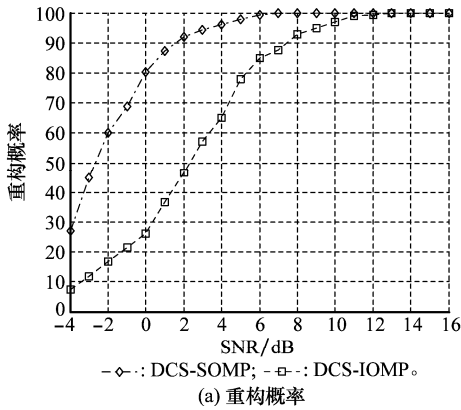


图 2 目标 1 的重构概率与重构精度

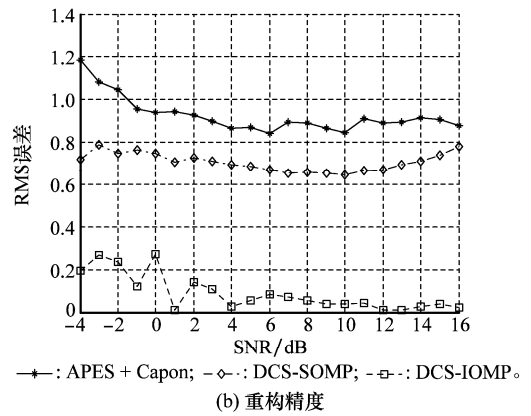
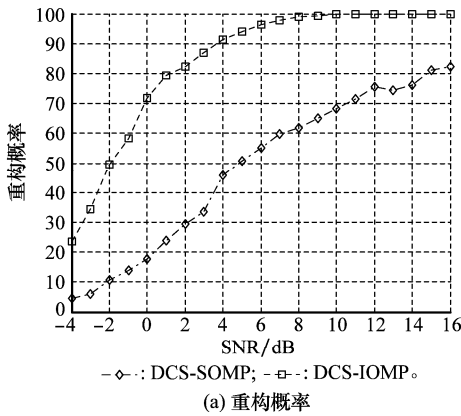


图 3 目标 2 的重构概率与重构精度

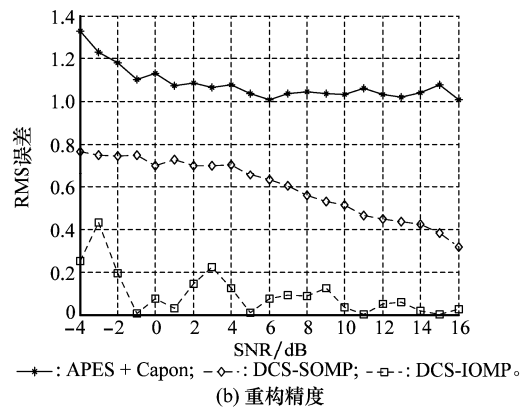
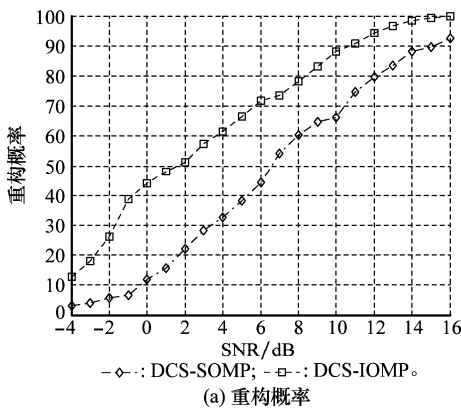


图 4 目标 3 的重构概率与重构精度

5 结 论

分布式压缩感知作为压缩感知理论的重要拓展,为实现发射分集 MIMO 雷达多角度联合有效观测提供了一种有效的理论解决方法。通过构建 MIMO 雷达联合稀疏表示模型,使得发射分集 MIMO 雷达的目标参数估计问题归结为约束下的 1 范数最小化问题。传统 DCS 算法存在估

计精度不高的问题,本文通过采用迭代式的 DCS 算法实现了目标参数的高精度估计和高概率重构,在拓展了现有 DCS 算法的基础上,为解决 DCS-MIMO 参数估计提供了一种新方法。

参考文献:

[1] Fishler E, Haimovich A, Blum R S, et al. Spatial diversity in

- radar models and detection performance[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(3): 823 - 838.
- [2] 何子述, 韩春林, 刘波. MIMO 雷达概念及其技术特点分析[J]. 电子学报, 2005, 33(12A): 2441 - 2445. (He Z S, Han C L, Liu B. MIMO radar and its technical characteristic analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(12A): 2441 - 2445.)
- [3] Li J, Stocia P. MIMO radar with colocated antennas[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(5): 106 - 114.
- [4] Robey F C, Coustts S, Weikle D. MIMO radar theory and experimental results[C]// *Proc. of the Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2004: 300 - 304.
- [5] Lehmann N H, Fisher E, Haimovich A M, et al. Evaluation of transmit diversity in MIMO radar direction finding[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2007, 55(5): 2215 - 2225.
- [6] Xia W, He Z S, Liao Y. Subspace-based method for multiple-target localization using MIMO radars[C]// *Proc. of the IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2007: 715 - 720.
- [7] 夏威, 何子述. APES 算法在 MIMO 雷达参数估计中的稳健性研究[J]. 电子学报, 2008, 36(9): 1804 - 1809. (Xia W, He Z S. On the robustness of the APES algorithm in the parameter estimation of MIMO radar[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(9): 1804 - 1809.)
- [8] Baron D, Wakin M B, Duarte M, et al. Distributed compressed sensing [EB/OL]. <http://www.dsp.rice.edu/~rorb/pdf/CS112005.pdf>.
- [9] Duarte M F, Sarvotham S, Baron D, et al. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals[C]// *Proc. of the 39th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2005: 1537 - 1541.
- [10] Hormati A, Vetterli M. Distributed compressed sensing: Sparsity models and reconstruction algorithms using annihilating filter[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2008: 5141 - 5144.
- [11] Wakin M B, Sarvotham S, Duarte M F, et al. Recovery of jointly sparse signals from few random projections[C]// *Proc. of the Workshop on Neural Information Processing Systems*, 2005: 1435 - 1442.
- [12] Tropp J, Gilbert A C, Strauss M J. Simultaneous sparse approximation via greedy pursuit[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2005: 721 - 724.
- [13] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289 - 1306.
- [14] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies[J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406 - 5425.
- [15] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 171 - 181.
- [16] Chen S S, Donoho D L, Saundar M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Review*, 2001, 43(1): 129 - 159.