合成孔径雷达压缩感知成像方法

肖 鹏 李春升 于 泽

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

摘 要: 为解决大带宽、多通道空间雷达系统的数据量大导致数据无法存储和传输的问题,介绍了一种基于压缩感知理论(CS,Compressive Sensing)的、全新的合成孔径雷达数据获取体制和脉冲压缩方法.在观测场景满足一定稀疏特性的前提条件下,使用该方法取代传统的匹配滤波方法进行脉冲压缩处理,可以从远远低于常规雷达所获取的数据量中恢复出原始场景.压缩感知脉冲压缩是通过使用一种贪婪追踪算法解一个逆问题来重建脉冲压缩后的信号.给出了该方法的原理和过程,并通过计算机仿真验证了该方法的有效性.这种新方法可以简化雷达系统,有效降低存储和传输的数据量,将设计重点从昂贵的接收机硬件上转移到智能信号重建算法上去.

关 键 词: 压缩感知; 脉冲压缩; 合成孔径雷达

中图分类号: TN 95

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2011)11-1333-05

On compressive sensing applied to SAR imaging

Xiao Peng Li Chunsheng Yu Ze

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: State of the art radar systems apply a large bandwidth and an increasing number of channels produce huge amount of data. The data easily exceeds that be stacked in the sensor or downlinked to the ground station. In order to solve this trouble, a novel synthetic aperture radar (SAR) raw data retrieval and a corresponding pulse compression method based on compressive sensing (CS) theory were presented. Under the assumption that the observed scene shows characteristic of a sparse reflectivity distribution, traditional matched filter can be replaced by CS for pulse compression. Benefits from this substitution include much lower data amount for scenario reconstruction than traditional SAR. In this method, the pulse compressed signal was reconstructed by solving an inverse problem through a greedy pursuit. The principle and process of the algorithm were given, and the effectiveness was validated by computer simulation. The new approach greatly simplifies the radar system, effectively reduces the huge amount of data, thus shifting emphasis from expensive receiver design to smart signal recovery algorithms.

Key words: compressive sensing; pulse compression; synthetic aperture radar

合成孔径雷达(SAR,Synthetic Aperture Radar)成像是一种不受日照和天气条件限制的全天时、全天候对目标或场景进行观测的微波成像方法.现代雷达系统所追求的高分辨率、高成像幅宽,驱使人们去获取并处理越来越多的数据;基于奈奎斯特采样定理和经典数字信号处理理论的雷达系统设计规模越来越庞大,探测器成本也越来越昂贵.在处理庞大数据的过程中,人们发现所获取的数据和观测场景之间经常存在着很大的不平衡性:雷达获取庞大的数据,而最后由系统处理得

收稿日期: 2010-06-28; **网络出版时间**: 2011-11-23 15:05; **DOI**: CNKI:11-2625/V.20111123.1505.001

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20111123.1505.001.html

基金项目: 国家973计划资助项目(2010CB731902)

作者简介: 肖 鹏(1984-),男,黑龙江哈尔滨人,博士生,xiaopeng.email1984@gmail.com.

到的结果却只保留其中小部分有用的信息[1].

压缩感知(CS,Compressive Sensing)理论为以上矛盾的解决提供了一种方法. 它是近几年发展起来的建立在信号稀疏表示和逼近理论基础上的一个全新的研究领域. 其充分利用目标信号的稀疏特性,可以工作在欠奈奎斯特采样率上,并能较理想的恢复出与全奈奎斯特采样相近的结果[2]. 将压缩感知理论应用到合成孔径雷达成像中,是近年来越来越热门的一个研究方向.

纵观现有的相关文献,多数都是在进行常规的距离向脉冲压缩处理之后,在方位向上采取压缩感知方法进行恢复处理;或者干脆只对成像的最后结果进行处理;或将整个场景拉直成为一维向量进行恢复计算[3-4]. 这几种方法要么加大了飞行载体的负担,要么对处理器的要求十分苛刻,都没有起到直接降低处理系统复杂度的愿望.

本文以 CS 理论为基础,针对具有稀疏特性的观测区域,结合合成孔径雷达系统中脉冲压缩的工作机理,提出一种全新的距离向脉冲压缩和成像方法:在直接大幅降低距离向获取的数据量的同时可以较为理想的恢复出脉压后的信号. 文章第 2 节简单介绍压缩感知原理;第 3 节结合压缩感知理论提出一种新的距离向采样和脉冲压缩算法;最后第 4 节先对理想点目标进行仿真验证,之后针对一艘水面上的舰船进行回波仿真,模拟真实情况进行仿真成像实验,证明该方法的可行性.

1 压缩感知基本理论

本节是对压缩感知(CS)的简单介绍,在文献[2,5-6]中有更加详细的说明. 对一个感知目标 $\boldsymbol{x}\in\mathbf{R}^N$,对其进行 M 次测量,每一次的测量向量为 $\boldsymbol{\varphi}_m = m = 1,2,\cdots,M$,这样就得到了 M 个测量结果 $\boldsymbol{y}_m = \boldsymbol{\varphi}_m^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}$. 将所有的测量向量组成一个 $M\times N$ 的矩阵 $\tilde{\boldsymbol{\Phi}} = (\boldsymbol{\varphi}_1,\cdots,\boldsymbol{\varphi}_M)^{\mathrm{T}}$,整个感知过程的结果可以表示成 $\boldsymbol{y} = \tilde{\boldsymbol{\Phi}}\boldsymbol{x}$. 对于这个感知目标,如果可以找到一个表示基 $\boldsymbol{\Psi}_n, n = 1,2,\cdots,N$,使得 $\boldsymbol{x} = \sum_{n=1}^{N}\alpha_n\boldsymbol{\Psi}_n$,那么可以使用系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 和一个 $N\times N$ 矩阵 $\boldsymbol{\Psi} = (\boldsymbol{\Psi}_1,\cdots,\boldsymbol{\Psi}_N)$ 表示这个目标 $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{\Psi\alpha}$. 若系数 α_n 中只有 S 个或者更少的非零值,这个感知目标就称作 S 稀疏的. 这样的话,测量结果可以由 $\boldsymbol{\alpha}$ 表示为

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A\alpha}\quad \boldsymbol{A} = \tilde{\boldsymbol{\Phi}}\boldsymbol{\Psi} \tag{1}$$

若式(1)是一个欠采样过程,也就是测量次数 M 远远小于信号的维数 N,这种情况下该式是一个欠定公式,无法通过解方程得到确定解. 但是,如果感知目标是稀疏的话,使用这些测量次数重建 $\boldsymbol{x}$ 也许就足够了. 在这种情况下,对于给定的测量结果 $\boldsymbol{y}$,一种比较成功的估计参数向量的方法是通过解最优化问题[5]:

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \arg\min\{\|\alpha'\|_1 : \alpha'\in\mathbf{R}^N, \boldsymbol{y} = \boldsymbol{Ax}'\} \tag{2}$$

在式(2)中,$\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 表示对 $\boldsymbol{\alpha}$ 的估计结果;$\|\boldsymbol{x}'\|$ 表示 $\ell 1$ 范数,即 x_n' 绝对值的和. 这个方程可以通过一个线性过程得到结果,该结果不一定是最符合原始感知目标的但一定是最稀疏的结果,而对于一个稀疏性很强的目标,这个结果有很大的概率是正确的.

文献[2]中提到,在一些情况下,这种方法在以下特定的感知目标条件中会得到较为符合的结果:①假设表示基是正交的,即 $\boldsymbol{\Psi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Psi} = \boldsymbol{I}_N$,$\boldsymbol{I}_N$ 定义为 $N\times N$ 的单位矩阵. ②令 $\tilde{\boldsymbol{\Phi}}$ 是一个 $N\times N$ 矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 的一部分(这个矩阵也假定是正交的),也就是 $\tilde{\boldsymbol{\Phi}} = \boldsymbol{J\Phi}$,其中 $\boldsymbol{J}$ 是一个只包含 0 和 1 的 $M\times N$ 阶的行抽取矩阵,经过这样的运算可以从由 N 行组成的 $\boldsymbol{\Phi}$ 中选出 M 行组成 $\tilde{\boldsymbol{\Phi}}$,当然 $\tilde{\boldsymbol{\Phi}}$ 的各行也是正交的.

2 基于 CS 理论的脉冲压缩方法

假设雷达发射的是线性调频脉冲信号,这实际上也是 SAR 系统最常见的信号形式. 传统距离多普勒(RD,Range-Doppler)算法先将该信号通过一个匹配滤波器,得到距离向脉冲压缩后的信号. 在数学推导中,如果雷达可以做到足够理想,一维距离向脉冲压缩后的信号应该是一个冲击函数,也就是距离向回波信号应该为在此处进行距离压缩后的距离向强点与一维线性调频信号的卷积. 但是,在实际应用中这种系统是无法实现的,只能用 sinc 来近似表示冲击.

2.1 观测矩阵的构建

试图构建一个可以实现一维离散卷积计算的矩阵.

假设需要进行的运算是一个线性调频信号 $s(t)$ 与一个已知信号 $x(t)$ 的卷积运算. 该线性调频信号为

$$s(t) = \exp\{\mathrm{j}\pi Kt^2\} \tag{3}$$

式中 $|t|\leqslant\tau_{\mathrm{p}}/2$,$K$ 为调频率,将其离散化有

$$s(i) = \exp\{\mathrm{j}\pi K(i/F_s)^2\} \tag{4}$$

$|i|\leqslant\tau_{\mathrm{p}}F_s/2$,$F_s$ 为采样频率. 同样,对 $x(t)$ 进行离

散化得到一个一维列向量

$$\boldsymbol{x} = [x(1),\cdots,x(N)]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

由线性调频信号的对称性,有

$$\boldsymbol{y}_N = \boldsymbol{s}\boldsymbol{x} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{s} = \begin{bmatrix} s(k/2) & s(k/2-1) & \cdots & 0 \\ s(k/2+1) & s(k/2) & & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & s(k/2) \end{bmatrix}_{N\times N}$$

$$k = \tau_{\mathrm{p}}/F_s$$

这样,就得到了一个可以达到一维卷积效果的距离向回波矩阵 $\boldsymbol{s}$.

下面讨论构建出的卷积矩阵 $\boldsymbol{s}$ 的正交性. 可知,线性调频信号的频率随着时间高速变化,每两个不同时刻的频率都不相同. 定义一个矩阵的相干系数为

$$\boldsymbol{R}(i,j) = \frac{C(i,j)}{\sqrt{C(i,i)C(j,j)}} \tag{7}$$

$C(i,j)$ 为该矩阵中第 i 行向量和第 j 行向量的协方差. 对一个 $N=1\,024$ 的矩阵 $\boldsymbol{s}_{N\times N}$,可以通过式(7)及该阵的归一化特性,得到 $\boldsymbol{s}$ 的相干矩阵 $\boldsymbol{R}_s(i,j)=\boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}$ 的值,如图 1.

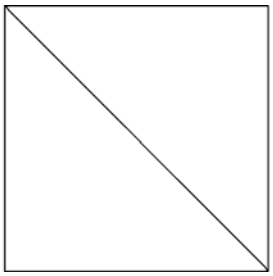


图 1　线性调频卷积矩阵相关系数 $\boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}$

这是一个标准的单位矩阵,由第 2 节中关于矩阵正交性的讨论可知,这个矩阵的正交性是非常好的,可以作为式(1)中的观测矩阵.

2.2　脉冲压缩信号的恢复

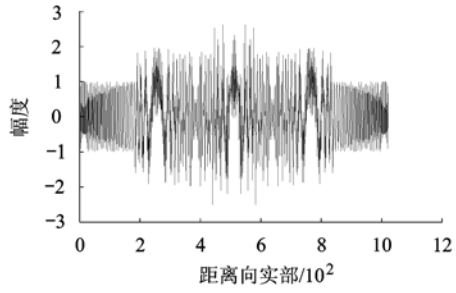
如果脉冲压缩后距离向上的强点满足稀疏特性,将被卷积的距离向强点向量定义为压缩感知方程(1)中的 $\boldsymbol{\alpha}$,将上节讨论的回波矩阵 $\boldsymbol{s}$ 定义为 $\boldsymbol{\Psi}$,再定义一个随机采样矩阵 $\tilde{\boldsymbol{\Phi}}$. 这样,$\boldsymbol{y}_M$ 就是在某一维距离向上,从 N 个奈奎斯特全采样数据 $\boldsymbol{y}_N=\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\alpha}$ 中随机抽取 M 个数据组成的向量. 可以根据式(2)复原距离向上的强点 $\boldsymbol{\alpha}$. 如果这种方法可以恢复出距离压缩后的信号,那么雷达系统可以不需要很高速率的 A/D 采样系统,可以不需要很高速率的信号传输系统,可以提高成像效果……,取而代之的只是在地面成像时所需要进行的庞大运算.

由于这个过程是一个复数运算过程,而恢复算法只能针对可以比较大小的实数进行运算,所以对式(1)中的矩阵进行如下的变换[1]:

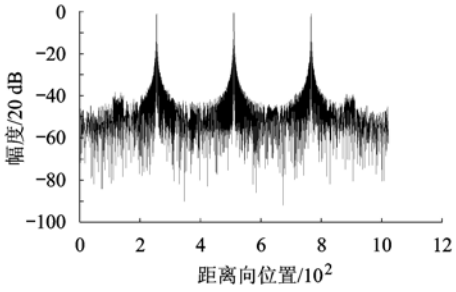
$$\left.\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{A}} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}(\boldsymbol{A}) & -\boldsymbol{I}(\boldsymbol{A}) \\ \boldsymbol{I}(\boldsymbol{A}) & \boldsymbol{R}(\boldsymbol{A}) \end{bmatrix} \\ \tilde{\boldsymbol{y}} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}(\boldsymbol{y}) \\ \boldsymbol{I}(\boldsymbol{y}) \end{bmatrix} \\ \tilde{\boldsymbol{\alpha}} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}(\boldsymbol{\alpha}) \\ \boldsymbol{I}(\boldsymbol{\alpha}) \end{bmatrix} \end{aligned}\right\} \tag{8}$$

其中 $\boldsymbol{R}$ 和 $\boldsymbol{I}$ 是进行取实部和取虚部运算. 这样经过扩展变换后,原来的压缩感知方程(1)各矩阵维数就扩展成了原来的二倍,同时都变成了实数矩阵,对 $\tilde{\boldsymbol{y}}=\tilde{\boldsymbol{A}}\boldsymbol{\alpha}$ 进行恢复运算就可以得到复数结果.

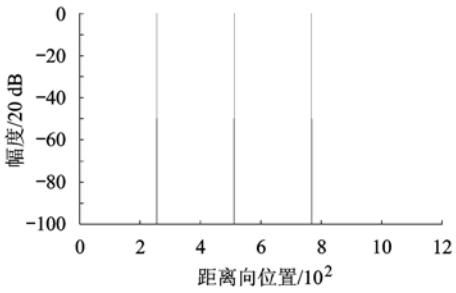
图 2c 所示的就是根据这种方法,只用卷积后信号(图 2a)25% 的数据量恢复出来的原始信号;与传统的匹配滤波方法(图 2b)得到的结果对照,可以看出:CS 方法不但可以在较低数据量的情况下进行脉冲压缩,而且能得到更加理想的脉冲压缩效果. 因为理想状态下,这种恢复方法得到不是 sinc 函数,而是单位冲击.



a　3 个点卷积 Chirp 信号后的数据



b　传统匹配滤波



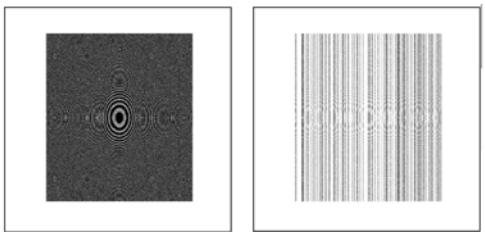
c　CS 方法恢复

图 2　Chirp 信号的恢复

3 SAR 压缩感知成像处理结果

3.1 理想单点仿真

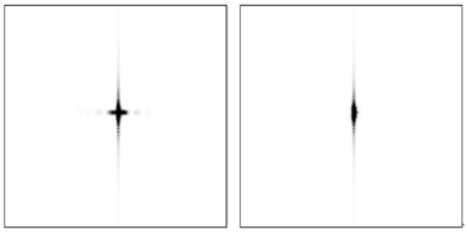
为了验证这种方法的可行性及效果,首先仿真了一套机载情况下(与目标距离为 5 000 m,飞行速度 150 m/s,PRF(Pulse Repetition Frequency)为 500 Hz、发射信号带宽 60 MHz)的理想单点目标回波数据,并在距离向上随机抽取 25% 的数据(见图 3),对其进行 CS 脉冲压缩,之后进行常规的方位向压缩处理. 并将该结果与常规 RD 算法得到的结果进行对比.



a 理想单点回波实部 b 距离向抽取 25% 数据

图 3 回波仿真图像

图 4、图 5 所示最后的成像结果,可以看到使用 CS 脉冲压缩方法得到的像的距离向几乎没有旁瓣. 可见,在理论上,CS 脉冲压缩方法不但可以大幅降低数据量,同时也能得到更好的成像效果.

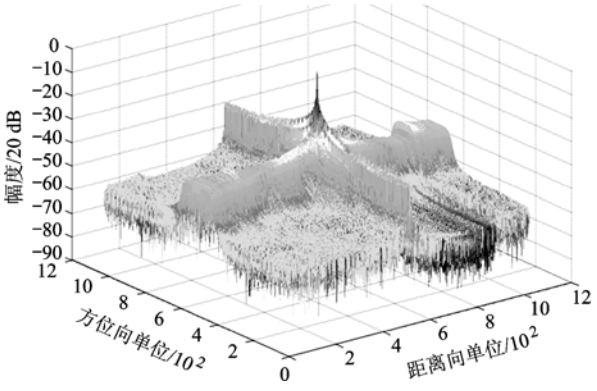


a RD 算法成像(局部放大) b CS 脉冲压缩后成像(局部放大)

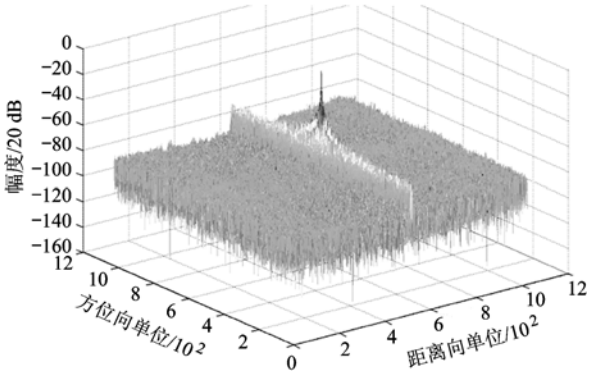
图 4 成像对比图

使用传统插值方法对这 2 种方法成出的像进行质量评估:传统 RD 方法的距离向分辨率为 2.22 m,而压缩感知脉冲压缩方法得到的像的距离向分辨率为 2.01 m. 但是对于点来说,使用压缩感知方法得到的像与传统方法相比,从视觉上来说是要高于理论分辨率上的差别的. 为了更加直观地说明这个结论,在距离向上放置 2 个很近的理想单点,对其分别进行传统匹配滤波脉冲压缩和 CS 脉冲压缩,比较二者之间的效果,见图 6.

通过比较二者发现:传统脉压方法虽然可以分辨出 2 条线,但是在 2 点交接和边缘处已经变得模糊不清;而 CS 方法的结果却依然可以清晰分辨出 2 条线,这是因为压缩感知方法得到的结果不是 sin c 函数,而是单位冲击,其没有旁瓣.

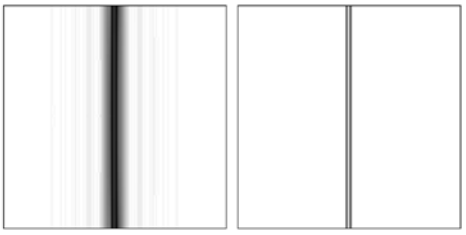


a RD 算法成像



b CS 脉冲压缩后成像

图 5 成像三维对比图



a 传统方法 b CS 方法

图 6 近距离双点脉压比较

3.2 模拟实际数据处理

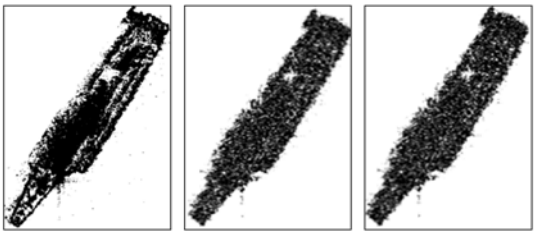
本文使用传统方法模拟一艘在广阔水面上的舰船的机载回波信号(与目标距离为 5 000 m、飞行速度 300 m/s、PRF 为 500 Hz、发射信号带宽 50 MHz). 因为水面可以近似看成无反射体,所以在距离向上来看场景中的大部分内容是没有反射体、散射系数为 0 的空白部分,而船上的一些反射点只占了很小的部分,如图 7a. 从压缩感知理论来说:每个距离向的向量中的非 0 值很少,在距离向空间上是满足稀疏特性的,因此可以使用压缩感知方法对其进行恢复.

先对满采样数据进行稀疏化处理,模拟本文介绍的方法所接收到的回波数据,即随机从原始的 1 024 组距离向数据中随机取出 256 组数据,等

效成在快时间上进行随机欠采样;然后对每一个距离向上的欠采样回波进行第 2 节提到的 CS 脉冲压缩处理,得到脉冲压缩后的数据;接下来对脉压后的数据进行常规 RD 算法中的方位向压缩处理,得到最后的成像结果. 图 7 的 3 幅图展示出了该流程的最后结果以及使用满采样 RD 算法成像的最后结果.



a　全部仿真模拟场景



b　原始模型　　c　传统 RD 方法成像结果　　d　CS 脉冲压缩方法成像结果(局部放大)

图 7　面目标仿真成像对比

从图 7 可见水面中心的强散射体舰船被很好的恢复出来,成像结果和 RD 方法相比差别并不明显. 证明这种方法在一些特定的观测情况下可以得到很好的结果. 因为可以大大降低数据量,这种方法对于大场景中稀疏目标的监测和发现有一定的优势.

4　结 束 语

压缩感知并非是否定了奈奎斯特采样准则,而是绕开了这个限制:奈奎斯特采样的目的是毫无损失地保留下模拟信号中的信息;压缩感知则是只对感兴趣的信息内容进行采样和恢复. 在雷达的实际应用中,经常会遇到观测场景含有大量无效的信息,比如第 3 节中所处理的场景——不关心水面和两岸,只是想知道水上是否有船行过. 在这种情况下,将压缩感知与雷达结合,就可以得到很好的效果.

CS 脉冲压缩方法是一种基于压缩感知理论的、全新的脉冲压缩方法. 该方法可以在获取回波数据的同时降低数据量,并不需要在现有雷达系统上进行大幅改造,且对高分辨成像研究提供了一种新的思路.

当然,这种方法还存在一些有待解决的问题,最大的一个就是噪声的影响:噪声的熵值很高,它均匀的分布在各个信息点上,所以噪声的存在会破坏压缩感知应用的基本限定条件——信号在某个基上具有稀疏特性. 当噪声达到一定强度,算法无法分辨出有用信息和噪声时,压缩感知恢复就会失去准确性;如果提高算法的抗噪性能,又会降低恢复精度和对弱散射体的敏感程度. 如何在这二者之间寻找到一个平衡点,以及如何通过提高接收机硬件质量来控制噪声的强度,如何提高脉压恢复信号的准确性进而在方位压缩上得到更加理想的结果,这些都是需要继续研究的问题.

参考文献(References)

[1] Joachim H G Ender. On compressive sending applied to radar [J]. Signal Processing,2010,90(5):1402 - 1414

[2] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactionson Information Theory,2006,52(4): 1289 - 1306

[3] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging[C]//IEEE Radar Conference. Boston, MA:IEEE,2007:128 - 133

[4] Bhattacharya S, Blumensath T, Mulgrew B, et al. Fast encoding of synthetic caperture radar raw data using compressed sensing [C]//Statistical Signal Processing,2007, SSP'07. Madison, WI, USA:IEEE,2007:448 - 452

[5] Romberg J, Wakin M. Compressed sensing: a tutorial[EB/OL]. Madison, Wisconsin. IEEE Statistical Signal Processing Workshop,2007,[2007-08-27]. http://dsp. rice. edu/cs

[6] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2008,25(2):21 - 30

[7] Gurbuz A C, McClenllan J H, Scott Jr W R. Compressive sensing for subsurface imaging using ground penetrating radar[J]. Signal Processing,2009,89(10):1959 - 1972

(编　辑:娄　嘉)