

文章编号 1005-0388(2010)01-0077-06

压缩感知在超宽带雷达成像中的应用

黄 琼 屈乐乐 吴秉横 方广有

(中国科学院电子学研究所, 北京 100190)

摘 要 利用信号的先验稀疏性, 通过压缩感知(Compressive Sensing, CS)方法可以实现从少量的非适应性随机测量数据重建原始信号。将压缩感知理论应用到超宽带雷达高分辨率成像中, 提出基于 CS 理论的二维方位—距离向成像算法, 可以显著减少数据采集时间、数据量、处理时间以及节省信号带宽, 并利用矢量网络分析仪(Vector Network Analyzer, VNA)测量的实验数据验证了采用时间和空间减采样数据的 CS 算法可以实现与传统的延迟—求和波束形成方法(Delay-Sum Beamforming, DSBF)相当的成像质量和分辨率。

关键词 压缩感知; 超宽带; 雷达成像; 延迟—求和波束形成

中图分类号 TN957.51

文献标志码 A

1 引 言

超宽带雷达技术具有测距精度高、穿透能力强、分辨能力高、反隐身能力好、功耗低等优点, 已在商用和军用雷达探测中得到广泛应用。雷达成像如逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)和穿墙雷达(Through-the-Wall Radar, TWR)等需要有足够高的分辨率, 采用超宽带技术如无载波窄脉冲雷达、超宽带步进频率雷达或超宽带线性调频雷达等是较好的解决办法^[1-3]。穿墙雷达通过在空间各个位置发射和接收超宽带信号然后对成像区域进行高分辨率成像, 系统可采用移动天线方式或采用阵列天线实现合成孔径扫描成像。成像区域的距离向分辨率由发射信号带宽决定, 方位向分辨率由天线孔径决定。要实现高分辨率成像, 必须提高发射信号的带宽和天线的孔径, 这样势必增加数据量和处理时间。ISAR 和 TWR 系统都假设在雷达成像的数据采集时间内, 目标是静止的, 成像时间的增加意味着目标移动的可能性增加, 那么目标成像准确性降低。在获得同等的成像分辨率前提下, 减小数据采集时间和数据量不仅可以降低对系统硬件的要求, 也可以避免成像时产生目标图像模糊。

近年来, Donoho、Candes、Romberg 和 Tao 从信号分解和逼近理论发展了一种新的压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论^[4-5]。CS 理论指出: 利用随机测量矩阵可把一个稀疏的高维信号投影到低维(相对于高维)的空间上, 并证明了这样的随机投影包含了重建信号的足够信息, 即利用信号的稀疏性先验条件, 通过一定的线性或非线性的解码模型可以以很高的概率重建原始信号^[6]。国外已有部分学者将 CS 理论应用到雷达系统中, 文献[7]和文献[8]分别将 CS 应用于超宽带信道估计和宽带频谱估计, 文献[9]利用 CS 完成 SAR 原始数据的快速解码, 文献[10]和文献[11]在地震学中利用 CS 检测隧道和用于探地雷达成像, 文献[12]在小角度条件下 ISAR 系统中应用 CS 进行高分辨率成像, 但上述研究基本都处于仿真验证阶段, 本文基于超宽带步进频率雷达系统, 从算法原理上阐明了 CS 对于超宽带雷达高分辨率成像的可适用性, 并利用外场实验数据验证了算法的有效性。

第二部分介绍 CS 基本理论, 第三部分提出基于 CS 理论的高分辨雷达成像算法, 第四部分利用实验数据给出传统成像算法与基于 CS 成像算法成像结果比较, 第五部分是结论。

收稿日期: 2009-06-05

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(No. 2007AA12Z124)

联系人: 黄琼 E-mail: qhuang1984@gmail.com

©1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

2 CS 基本理论

CS 理论的本质是一种非适应性的、非线性的重建系数信号(图像)的方法,其主要内容是:任意 N 采样的 S 稀疏信号 \mathbf{x} 可以通过它在空间 \mathbf{R}^N 中 $J = O(S \log N)$ 个随机向量上的线性投影以很高的概率精确重建,随机投影的过程用 $J \times N$ 维的矩阵 Φ 来描述,称 Φ 为 CS 测量矩阵。CS 依赖于两个原则:稀疏性和非一致性,前者由信号本身决定,后者由感知系统决定。很多自然信号是稀疏的或者是可压缩的,在合适的基 Ψ 下可以有稀疏的表达式,假设向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$,在正交基 $\Psi = [\psi_1 \ \psi_2 \ \dots \ \psi_n]$ 下展开

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \psi_i \tag{1}$$

式中, α 为 \mathbf{x} 的系数序列, $\alpha_i = \langle \mathbf{x}, \psi_i \rangle$ 。可以很容易将 \mathbf{x} 表示为 $\Psi \alpha$ (Ψ 是一个以 ψ_1, \dots, ψ_n 为列的 $n \times n$ 矩阵)。假设 α 中非零元素的个数和下标分别为 $S (S \leq N)$ 和 i_l , 其中 $l = 0, 1, \dots, S-1$, 那么 α 称为 S -稀疏的,有

$$\mathbf{x} = \sum_{l=0}^{S-1} \psi_{i_l} \alpha_{i_l} \tag{2}$$

假设利用一个 $J \times N$ 测量矩阵 Φ 采集数据,那么获取的数据为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \alpha \tag{3}$$

通常情况下,为了从 \mathbf{y} 中完全恢复 α , J 应该大于或等于 N 。但是当 α 稀疏时,它可以从 $J = C(\mu^2(\Phi, \Psi) \log N) S$ 次测量中以很高的概率精确重建,只需求解下列凸规划问题

$$\min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \Psi \alpha \tag{4}$$

其中, C 代表一个小常数, $\mu(\Phi, \Psi)$ 表示 Φ 和 Ψ 之间的最大相关性。上式表示在所有 $\mathbf{x} = \Psi \alpha$ 中,选择 l_1 范数最小的系数序列,即通过 l_1 范数最小法求解^[13],也有学者提出了其他方法比如贪婪算法 (greedy algorithm) 等。

3 基于 CS 的超宽带雷达成像算法

3.1 传统延迟一求和(Delay-Sum, DS)成像方法

在 ISAR 和 TWR 等应用中,雷达系统通过发射和接收超宽带信号来获得高距离分辨率,而方位向分辨率是通过在多个方位向位置重复上述操作得到的。假设采用超宽带步进频发射信号, $y[m, n]$ 为在第 m 个接收天线位置频率为 f_n 时接收信号

$$y[m, n] = \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p \exp\{-j2\pi \frac{f_n}{c} (R_1 + R_2)\}$$

$$= \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p \exp\left\{-j2\pi \frac{f_n}{c} \left[\sqrt{(x_p - x_m)^2 + (y_p - y_m)^2} + \sqrt{(x_p - x_m)^2 + (y_p - y_m)^2} \right] \right\} \tag{5}$$

式中: $m = 0, \dots, M-1, n = 0, \dots, N-1, M$ 和 N 分别代表收发天线对扫描位置总数和扫频点数; c 为电磁波传播速度; (x_p, y_p) 代表第 p 个目标位置; (x_m, y_m) 代表第 m 个发射天线位置; (x_{tm}, y_{tm}) 代表第 m 个接收天线位置; σ_p 代表第 p 个目标反射系数。传统成像方法利用下式的延迟一求和波束形成过程生成目标的二维图像

$$s[k, l] = s(x_k, y_l) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} y[m, n] \cdot \exp\left\{j2\pi \frac{f_n}{c} \left[\sqrt{(x_k - x_m)^2 + (y_l - y_{tm})^2} + \sqrt{(x_k - x_{tm})^2 + (y_l - y_m)^2} \right] \right\} \tag{6}$$

式中: $k = 0, \dots, K-1, l = 0, \dots, L-1, k$ 和 l 分别代表图像的像素位置。

图像 $s[k, l]$ 的分辨率由频率带宽、频率步进以及天线孔径长度决定,因此,在要求较高的分辨率时,需要大带宽和大合成孔径,从而导致数据采集时间较长,数据量相应增大,成像时间变长,而雷达要求在每一次采集时间内,目标是静止的,否则会造成图像模糊,因此传统的 DS 成像方法在超宽带雷达成像应用中受到一定的限制。

3.2 基于 CS 成像方法

在 ISAR 和 TWR 得到的高分辨率图像中,目标的数目通常远远小于成像的像素数目。考虑成像区域中有 P 个点目标,在 $x-y$ 空间域图像为^[14]

$$s(x, y) = \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p \delta(x - x_p, y - y_p) \tag{7}$$

式中, $\delta(\cdot)$ 代表冲击函数; (x_p, y_p) 代表第 p 个目标的位置; σ_p 对应目标的反射系数。而对高分辨率成像来说,假设成像区域大小为 $K \times L$, 成像公式为

$$s[k, l] = \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p \delta[k - k_p, l - l_p] \tag{8}$$

式中: $k = 0, \dots, K-1, l = 0, \dots, L-1, k$ 和 l 分别代表图像的像素个数。如果目标附近的杂波忽略不计,则成像图像中目标的数目 P 与像素数目 $K \times L$ 相比很小,像素矩阵 $s[k, l]$ 是稀疏矩阵,满足 CS 理论中信号稀疏度条件,即可只利用少量原始采样数据重建图像。下面具体介绍 CS 成像方法。

3.2.1 生成投影基向量

将随机采样数据 \mathbf{y} 和上述稀疏矩阵 $s[k, l]$ 分

别采用行列堆叠过程写成列向量形式

$$\mathbf{s} = [\mathbf{s}_0^H \mathbf{s}_1^H \cdots \mathbf{s}_{L-1}^H]^H \quad (9)$$

$$\mathbf{y} = [\mathbf{y}_0^H \mathbf{y}_1^H \cdots \mathbf{y}_{M-1}^H]^H \quad (10)$$

令 $\mathbf{s}_n = [s[0, n] \ s[1, n] \ \cdots s[K-1, n]]^T$, $\mathbf{y}_n = [y[0, n] \ y[1, n] \ \cdots y[M-1, n]]^T$, 则有

$$\mathbf{y} = \Psi \mathbf{s} \quad (11)$$

Ψ 是一个大小为 $MN \times KL$ 的测量矩阵, 不失一般性, 假设 $MN = KL$, 其第 i 行第 j 列元素为

$$[\Psi]_{i,j} = \exp \left\{ -j2\pi \frac{f_a}{C} \left[\sqrt{(x_c - x_b)^2 + (y_d - y_b)^2} + \sqrt{(x_c - x_{rb})^2 + (y_d - y_{rb})^2} \right] \right\} \quad (12)$$

式中: $a = i/N$ 余数; $b = \lfloor i/N \rfloor$; $c = j/K$ 的余数; $d = \lfloor j/K \rfloor$; $f_a = f_0 + a\Delta f$, f_0 为起始频率, Δf 为扫频间隔; (x_b, y_b) 和 (x_{rb}, y_{rb}) 分别代表第 b 对发射和接收天线的坐标位置。

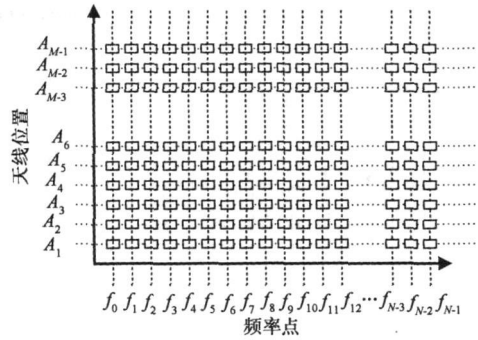
3 2 2 数据获取

标准步进频率雷达原始采集数据为一个大小为 $M \times N$ 的复数矩阵, 采用行列堆叠过程得到一个 $MN \times 1$ 的列向量, 在 CS 中, 我们只需采集 $J (< MN)$ 个数据, 即将 \mathbf{y} 随机投影到基向量集 Φ 上, 采用矩阵形式表示即是:

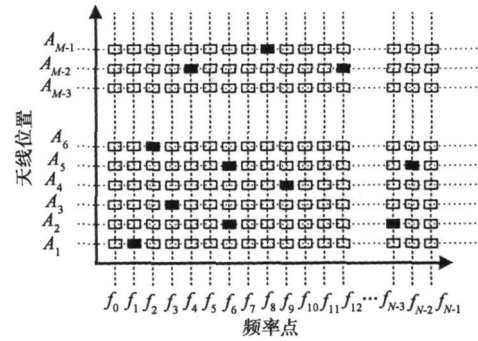
$$\mathbf{z} = \Phi \mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{s} \quad (13)$$

Φ 的选择应该使 Φ 和 Ψ 的互相关 $\mu(\Phi, \Psi)$ 尽可能小, 这样可以利用尽可能少的随机测量数据来重建图像。文献[12]提出 Φ 可以选择为一个 $J \times MN$ 的矩阵 Φ_1 , 其每一行只有一个非零元素 1, 其他元素均为零, 而每一行的非零元素的位置是随机的, 这意味着测点位置和频点位置都是随机的, 系统实现起来较复杂。

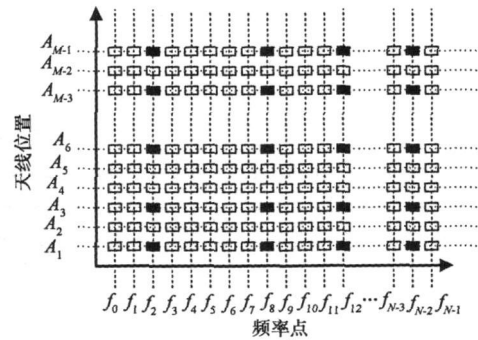
本节提出另一种测量矩阵 Φ_2 , 首先在 M 个测点中随机选择 R 个位置, 在 N 个频点中随机选择 T 个频点, 采集数据时在 R 个测点中的每一个位置均采集 T 个频点的数据, 即总共采集 $J = TR$ 个数据。图 1(a)(b)(c) 分别给出了传统方法、采用 Φ_1 作为测量矩阵的 CS 方法和采用 Φ_2 作为测量矩阵的 CS 方法的数据采集示意图, 其中, 横坐标表示采集频率点 f_n , 纵坐标表示天线接收位置 A_m , 可见, 基于 CS 理论的成像方法只需在原来的 M 个天线位置中的部分位置采集数据, 而且在每一个位置只需选择 M 个频点中的少量频点采集数据, 即总共采样 J 个数据, 远远小于传统方法所需的 MN 个数据, 在时间和空间上均实现了减采样, 大幅度减少了采集时间和数据量, 从而减少了后处理成像时间。而采用 Φ_2 作为测量矩阵明显优于 Φ_1 , 实现起来较为简便。



(a) 传统方法



(b) CS 方法(Φ_1)



(c) CS 方法(Φ_2)

图 1 数据采集示意图

3 2 3 CS 成像

由于投影基向量与采样数据均为复数, 而采用 l_1 范数最小法求解式(4)要求所有变量均为实数, 需要进行一个转换, 令

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\Phi\Psi\} & -\text{Im}\{\Phi\Psi\} \\ \text{Im}\{\Phi\Psi\} & \text{Re}\{\Phi\Psi\} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{z}} = [\text{Re}\{\mathbf{z}\}^T \ \text{Im}\{\mathbf{z}\}^T]^T \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{s}} = [\text{Re}\{\mathbf{s}\}^T \ \text{Im}\{\mathbf{s}\}^T]^T \quad (16)$$

则 CS 图像重建问题转换为下式

$$\min \|\hat{\mathbf{s}}\|_{l_1} \quad \text{s.t.} \quad \hat{\mathbf{z}} = \Gamma \hat{\mathbf{s}} \quad (17)$$

将解出的列向量 $\hat{\mathbf{s}}$ 按 K 行 L 列展开即为目标成像图。以上是当采样数据不包含噪声时的成像方法, 当考虑噪声存在时, 即 $\mathbf{z} = \Phi \mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{s} + \boldsymbol{\mu}$

$N(0, \sigma^2)$, 此时 CS 图像重建问题由式(17)变化为

$$\min \|\hat{s}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\Gamma(\hat{z} - \hat{z})\|_\infty < \epsilon \quad (18)$$

式中: ϵ 的取值由噪声方差 σ 和采集的数据量决定, 选择 $\epsilon = \sigma \sqrt{2\log(KL)}$ 可以以较高的概率重建出 s 。

当成像区域、测点位置、发射信号频率、带宽等参数均确定后, 可预先计算出投影基向量 Ψ , 根据所选择的随机测量矩阵 Φ 记录测量数据 z , 然后利用式(17)或式(18)即可生成目标的方位—距离向二维图像。

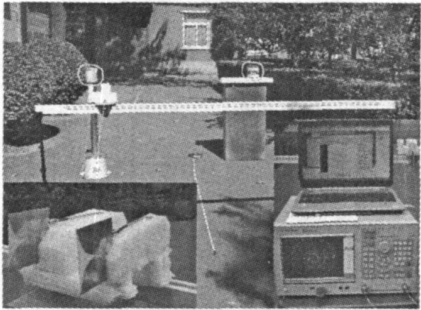


图 2 实验场景

4 实验结果与讨论

本节利用外场实验验证上节所述成像算法。实验环境如图 2 所示, 利用 E5071C 型矢量网络分析仪(Vector Network Analyzer, VNA)(图 2 右下角所示)和 Vivaldi 收发天线对(图 2 左下角所示)构建步进频率雷达系统, 并由计算机采集软件实时保存测量数据。

实验参数设置如下: 发射信号起始频率 $f_0 = 2$ GHz, 终止频率 $f_H = 4$ GHz, 扫频带宽 $B = 2$ GHz, 扫频点数 $N = 51$, 扫频间隔 $\Delta f = 40$ M, 距离向分辨率 $\Delta y = 0.075$ m, 天线极化方式为垂直极化, 收发天线间距 0.1 m, 沿方位向移动扫描共 51 个测点, 测点间距 0.04 m, 横向移动长度 2 m, 方位向分辨率 0.118 m。以天线孔径中心为坐标原点, 成像距离向范围为 $[1.125 \text{ m}, 4.875 \text{ m}]$, 方位向范围为 $[-2.96 \text{ m}, 2.96 \text{ m}]$, 两个目标分别位于 $(-1.1 \text{ m}, 1.95 \text{ m})$ 、 $(0.72 \text{ m}, 2.4 \text{ m})$ 处, 由于目标为直径较小的圆柱目标, 在本实验中可以近似为点目标。利用采集软件记录的大小为 51×51 的原始数据矩阵经由延迟一求和波束形成方法成像结果如图 3 所示(见 202 页), 可以看到, 存在小旁瓣、颜色较深的两处显示了目标所在位置。

由用户任意设定所需记录的扫频点频率值, 此时测点位置不再是 51 个点, 扫频点数也不再是 51 个点, 而是根据预先生成的随机测量矩阵决定测点位置以及设置 VNA 在选择各个测点位置需要记录数据的频率点。方便起见, 直接从 DS 方法的原始数据矩阵中提取随机测量数据, 按照 CS 算法, 从原始测量数据矩阵中(即 2601 个数据)抽取 100 个数据, 目标成像结果如图 4(a)所示, 可见, 虽然存在一些残余噪声点, 但仍然可以清晰看到两个目标, 并且消除了旁瓣, 图 4(b)为利用 CS 算法从原始数据中抽取 200 个随机数据的成像结果, 噪声点明显少于采用 100 个数据的成像结果。与图 4 不同, 图 5 选择的是基于测量矩阵 Φ_2 的数据, 此时, 随机选择 51 个测点中的 15 个测点, 图 5(a)是在每个测点选择随机的 7 个频率测点数据即总共 105 个数据的成像结果, 图 5(b)是在每个测点选择随机的 14 个频率测点数据即总共 210 个数据的成像结果。在图 3、图 4(见 202 页)和图 5(见 202 页)中, $(0.72 \text{ m}, 2.4 \text{ m})$ 处的目标回波幅度较小, 因此, 在成像中显示的灰度值也稍小, 但仍然可以分辨出来。

可见, 在随机采样数据量相近时, 采用图 1(b)和(c)两种数据获取方式利用 CS 算法达到的成像质量是相当的, 但在实际应用时, 更倾向于采用第 2 种更为简便的数据采集方式。数据采集时间与所需数据量是成正比的, 因此, 采用 CS 算法的采集时间减少的倍数与其减采样的倍数是一致的。在处理速度方面, 传统 DS 算法在 P4 3.07GHz, 512M 内存的兼容机上成像时间为 132.8s, 同样配置下抽取 105 个数据和 210 个数据的 CS 算法成像所需时间分别为 31.5s 和 69.9s。

从以上结果可以看出, CS 算法仅需利用 DS 成像算法所需数据的 7.7%即可获得与 DS 方法几乎相当的成像质量与分辨率, 并且有较好的旁瓣抑制性能, 而数据量的减少使采集时间大幅度降低, 处理速度得到相应提高。

5 结 论

CS 理论在信号分析和信号重构方面有重要的理论和应用价值, 进而可以应用到超宽带雷达信号获取与高分辨率成像等领域。验证了在目标空间稀疏的先验条件下, 能降低系统在采样上的要求, 利用少量采样数据可以很好地重建目标二维图像。尽管 CS 理论在超宽带雷达中显示出良好的应用前景, 但也存在一些亟待解决的问题: (1) 如何选择更合适的

随机测量矩阵,使得用尽可能少的采样数据达到尽可能高的重建概率以及在硬件上实现随机测量;(2)研究针对CS中凸规划问题更加快速的解法;(3)由于CS成像结果中噪声点是无规则的,当存在多个目标并且目标反射率相差较大时,真实目标与噪声分离问题等。这些问题将是下一步工作的研究重点。

参考文献

- [1] 徐玉清, 张国进, 高攀. 冲击脉冲雷达探雷[J]. 电波科学学报, 2001, 16(4): 546-550.
XU Yuqing, ZHANG Guojin, GAO Pan. Land-mine detection with impulse radar[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2001, 16(4): 546-550. (in Chinese)
- [2] 李述为, 高梅国, 傅雄军. 步进频穿墙雷达成像算法[J]. 现代雷达, 2007, 29(12): 8-11.
LI Shuwe, GAO Meiguo, FU Xiongjun. Imaging arithmetic based on stepped frequency through-wall radar[J]. Modern Radar, 2007, 29(12): 8-11. (in Chinese)
- [3] 方广有, 佐藤源之. 频率步进探地雷达及其在地雷探测中的应用[J]. 电子学报, 2005, 33(3): 436-439.
FANG Guangyou, SATO Motoyuki. Stepped-frequency ground penetrating radar and its application for landmine detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 436-439. (in Chinese)
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] CANDLES E, ROMBERG J, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Comm. on Pure and Applied Math, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [6] 方红, 章权兵, 韦穗. 基于非常稀疏随机投影的图像重建方法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(22): 25-27.
FANG Hong, ZHANG Quan-bing, WEI Sui. Method of image reconstruction based on very sparse random projection[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(22): 25-27. (in Chinese)
- [7] TIAN Z, GIANNAKIS G B. Compressed sensing for wideband cognitive radio[C] // ICASSP, IEEE International Conference. Honolulu, HI, 2007, 4: 1357-1360.

- [8] GURBUZ A C, MCCLELLAN J H, ROMBERG J et al. Compressive sensing of parameterized shapes in images[C] // ICASSP, IEEE International Conference. Las Vegas, NV, 2008: 1949-1952.
- [9] BHATTACHARYA S, BLUMENSATH T, MUGREW B et al. Fast encoding of synthetic aperture radar raw data using compressed sensing[C] // Statistical Signal Processing, IEEE/SP. Madison, WI, USA, 2007: 448-452.
- [10] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z. Ultra-wide-band compressed sensing; channel estimation[J]. Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal, 2007, 1(3): 383-395.
- [11] GURBUZ A C, MCCLELLAN J H, SCOTT Jr W R. Compressive sensing for GPR imaging[C] // Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, 2007: 2223-2227.
- [12] YOON Y-S, AMIN M G. Compressed sensing technique for high-resolution radar imaging[C] // Proc. of SPIE Orlando, Florida, 2008, 69681A: 1-7.
- [13] ROMBERG J. l1-magic[OL]. <http://www.acm.caltech.edu/llmagic/>, 2008-10-16.
- [14] 黎海涛, 徐继麟. 超宽带线性调频雷达回波模型[J]. 电波科学学报, 1999, 14(4): 440-444.
LI Haitao, XU Jilin. Modeling of ultra-wide band linear frequency modulated radar[J]. Chinese Journal of Radio Science, 1999, 14(4): 440-444. (in Chinese)



黄琼 (1984—), 女, 湖北人, 中国科学院电子学研究所博士生, 主要从事超宽带穿墙雷达动目标检测、快速成像技术等方面的研究工作。

屈乐乐 (1983—), 男, 河南人, 博士生, 从事频率步进探地雷达系统设计及信号处理等方面的研究工作。

吴秉横 (1982—), 男, 河北人, 博士生, 从事超宽带天线等方面的研究工作。

方广有 (1963—), 男, 河南人, 研究员, 博士生导师, 主要从事超宽带电磁场理论及其工程应用、超宽带成像雷达技术、微波成像新方法和新技术等方面的研究工作。

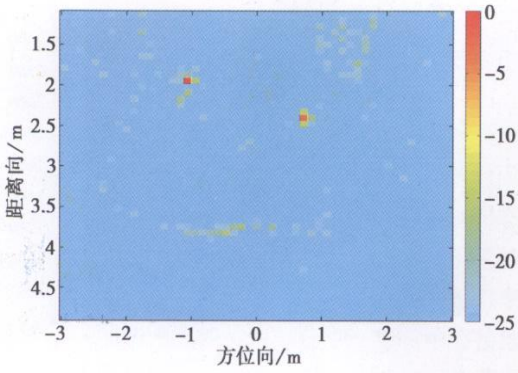
Compressive sensing for ultra-wideband radar imaging

HUANG Qiong QU Le-le WU Bing-heng FANG Guang-you

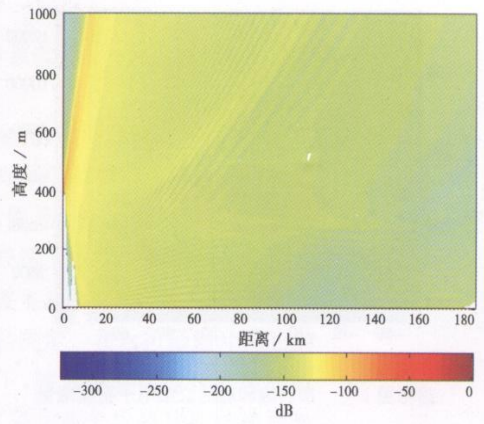
(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract Compressive sensing (CS) asserts that one can recover original signals from far fewer nonadaptive and random samples or measurements under the condition of sparse signals. This paper introduces the CS theory into the UWB radar high-resolution imaging, then presents a 2-D cross-range imaging algorithm based on CS, which can reduce the acquisition time, data storage, processing time and save signal bandwidth. Using actual experimental data of vector network analyzer (VNA), it is shown that the proposed algorithm using the temporal and spatial undersampling data can retain almost equal imaging quality and resolution compared to conventional delay-sum beamforming algorithm.

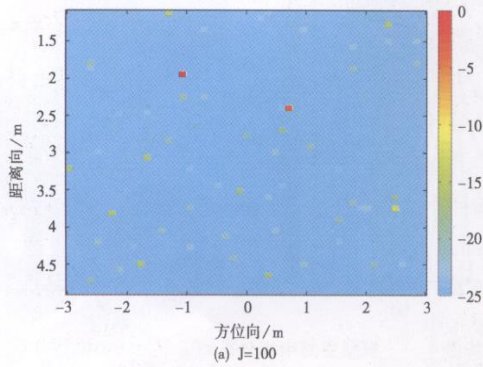
Key words compressive sensing (CS); ultra-wideband (UWB); radar imaging; delay-sum (DS) beamforming



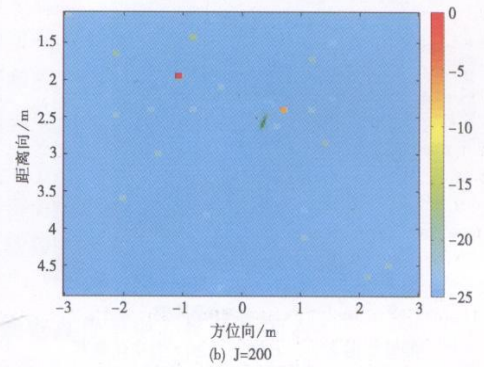
黄琼图 3 DS 成像结果



胡绘斌图 4 大气波导条件下, 雷达波在 AB 路径上的传播损耗分布

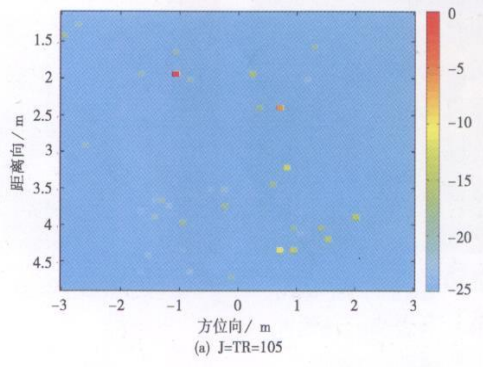


(a) J=100

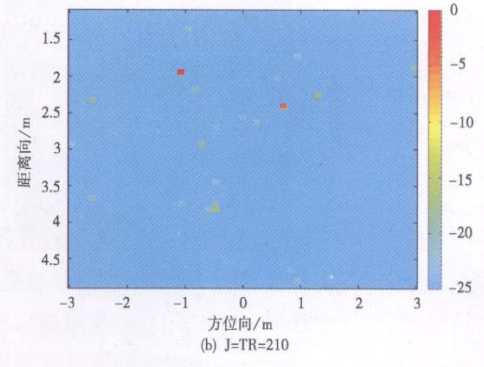


(b) J=200

黄琼图 4 CS 成像结果 ($\Phi 1$)

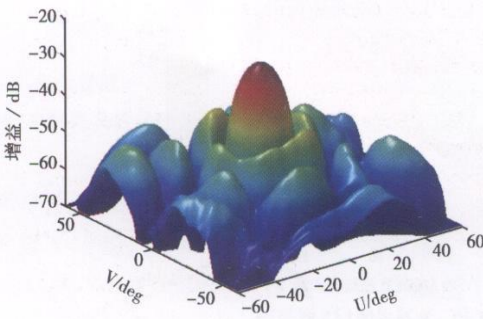


(a) J=TR=105

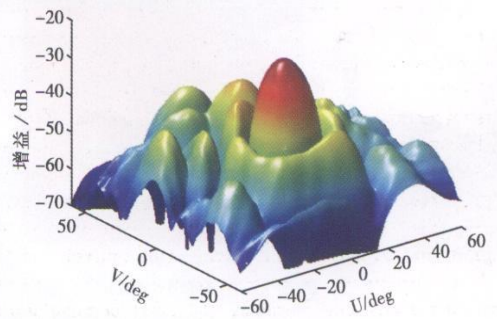


(b) J=TR=210

黄琼图 5 CS 成像结果 ($\Phi 2$)



梁广图 4 0 度角扫描三维效果图



梁广图 5 20 度角扫描三维效果图