

一种聚束 SAR 回波数据压缩成像方法

顾福飞，池龙，张群，张磊，朱丰
(空军工程大学电讯工程学院，西安 710077)

摘要：针对聚束合成孔径雷达(SAR)成像中的海量数据问题,提出了一种基于压缩感知的聚束 SAR 回波数据压缩成像方法。首先对回波信号进行分析,利用波前匹配字典构造方法得到回波观测矩阵,其次通过构造二维离散余弦变换(2D-DCT)等效矩阵得到回波信号的稀疏变换矩阵,然后利用平滑 L0 算法重构得到观测场景的二维像。本文方法可以在采集远小于传统聚束 SAR 成像方法所需回波数据量的基础上实现准确成像,最后的仿真结果表明了方法的可行性和有效性。

关键词：压缩感知；SAR 成像；数据压缩；回波观测矩阵；2D-DCT 等效矩阵

中图分类号：TN957 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-1328(2013)01-0113-08

DOI：10.3873/j.issn.1000-1328.2013.01.016

An Imaging Method of Spotlight SAR with Compressed Echo Data

GU Fu-fei, CHI Long, ZHANG Qun, ZHANG Lei, ZHU Feng
(Inst. of Telecommunication Engineering, AFEU, Xi'an 710077, China)

Abstract: The amount of echo data is huge in spotlight SAR imaging. To solve this problem, the imaging method with compressed Spotlight SAR echo data based on Compressed Sensing is proposed. First, the echo measurement matrix is designed by the waveform-matched rules. Second, the sparse transformed matrix of the echo data can be obtained by constructing the 2D-DCT equivalent matrix. Then the smoothing L0 algorithm is utilized to reconstruct the target scene. The amount of raw data collected by the proposed method is much less than that of the conventional spotlight SAR imaging method. Finally, the feasibility and effectiveness of the proposed method are shown by the simulation results.

Key words: Compressed sensing; Spotlight SAR imaging; Data compression; Echo measurement matrix; 2D-DCT equivalent matrix

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)可实现全天候、全天时、高增益的地目标成像,具体为通过宽信号频带设计实现距离向高分辨;通过雷达载机平台的运动,等效地在空间形成很长的线性阵列从而实现方位向高分辨^[1]。聚束 SAR 可实现更高的分辨率成像,但是随着聚束 SAR 成像精度的不断提高,雷辔回波数据量急剧增加。庞大的数

据量对雷达系统的存储能力提出了很高的要求,同时对数据信道的传输能力也是一个很大的挑战。在保证高的成像质量的前提下,如何大幅减少原始回波数据量对于聚束 SAR 成像技术的发展和应用具有十分重要的意义。

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论是数学家 Donoho 于 2006 年提出的一种数据压缩与重建理论^[2]。近年来,CS 理论成为信号处理领域中的一个研究热点^[3-5]。该理论指出,若信号是稀疏的或

收稿日期:2011-12-27; 修回日期:2012-07-16

基金项目:国家自然科学基金(61172169);陕西省自然科学基金(2011JM8031);广西无线宽带通信与信号处理重点实验室 2011 年度开放基金(21102)

在某个变换域稀疏，则可用一个与变换基不相关的观测矩阵将高维信号投影到低维空间，通过求解优化问题即可从低维观测中以高概率重构原信号。可以说 CS 理论是利用信息采样代替传统的信号采样，因此采样速率不再由信号带宽决定，而是取决于信息在信号中的结构和内容。因此，将 CS 理论应用于聚束 SAR 成像系统，只需要采集观测场景回波的足够信息就能够完成成像处理，从而实现对雷达回波数据的压缩成像。

从目前国内外已发表的学术论文来看，CS 理论在 SAR 信号处理方面已有了初步的应用^[6-10]，文献[6-7]主要是针对 SAR 原始回波数据的压缩与重构，通过对回波数据的随机采样，直接减少原始回波的采样数目，再利用 CS 重构理论得到回波信号在稀疏变换空间（小波基或离散余弦基）的重要系数，然后通过逆变换得到原始数据，从而实现回波数据压缩，最后再利用传统的 SAR 成像算法进行成像处理；文献[8]主要通过发射新体制的信号形式（如随机噪声信号），针对具有稀疏特性的 SAR 场景进行原始回波数据的压缩，通过构造回波观测矩阵然后再利用 CS 重构理论直接进行成像处理；文献[9]主要基于实测数据的 SAR 稀疏成像，但是难以达到较高的数据降采样率；文献[10]提出了基于小波变换的条带式 SAR 数据压缩成像处理。由于 SAR 图像在离散余弦变换（Discrete Cosine Transform, DCT）下具有一定的稀疏特性^[11]，因此本文提出了基于 DCT 变换的聚束 SAR 回波数据压缩成像方法：首先对聚束 SAR 回波信号模型进行分析，利用波前匹配字典构造方法^[12]构造回波观测矩阵，其次利用文献[13]构造 2D-DCT 等效变换矩阵的方法构造了回波信号的稀疏变换矩阵，使得观测场景在其变换下满足稀疏性的要求。然后，利用观测矩阵与稀疏变换矩阵乘积得到的感知矩阵和压缩回波数据，通过平滑 L0 算法重构得到观测场景的稀疏表征，最后利用逆 DCT 处理得到观测场景的二维像。

本文结构组织如下：第 1 部分分析了聚束 SAR 回波信号模型和压缩感知的基本理论；第 2 部分首先给出了回波观测矩阵的构造，其次详细阐述了基本压缩感知和 2D-DCT 变换的聚束 SAR 回波数据压缩成像的方法；第 3 部分根据本文方法进行了仿

真实验；最后一部分是结论。

1 聚束 SAR 回波信号模型及压缩感知基本理论

1.1 聚束 SAR 回波信号模型

聚束 SAR 成像系统与观测场景之间的相对位置关系如图 1 所示，假设雷达载机的飞行速度为 v 。观测场景中有 N 个散射点，第 n ($n = 1, 2, \dots, N$) 个散射点的坐标为 (x_n, y_n) ，对应的散射系数为 σ_n 。二维观测场景的面积为 $L_R \times L_C$ 。

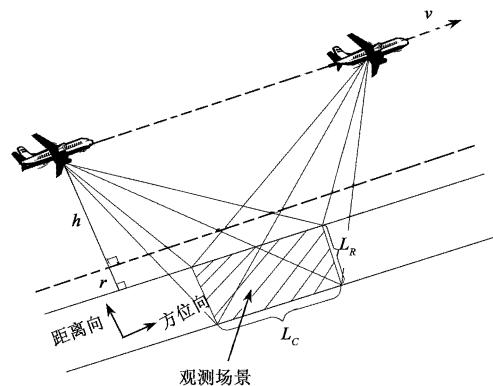


图 1 聚束 SAR 成像系统与观测场景几何示意图

Fig. 1 Sketch map of the spotlight SAR imaging system and the observed scene

雷达发射信号为随机二相码信号，记为 $s(t)$ ，其具体表达式为

$$s(t) = \exp(j2\pi f_0 t)p(t) \quad (1)$$

其中 f_0 为载频， $p(t)$ 为随机二相编码信号，其表达式为

$$p(t) = \exp(j\pi \cdot \sum_{m=1}^{\tilde{M}} C_{\tilde{m}} \cdot \text{rect}(t - \tilde{m}T_1)), \\ 0 < t < \tilde{M} \cdot T \quad (2)$$

其中， $C_{\tilde{m}}$ 是第 \tilde{m} 个子码元包络值，取值为 1 或者 0，服从随机分布， T_1 为子码元时宽，当 $0 \leq t \leq T_1$ 时，

$\text{rect}(t) = 1$ 。 \tilde{M} 为子码元数。在不考虑诸如多普勒频移等其它干扰的情况下，回波信号 $s_r(t)$ 可以由发射信号 $s(t)$ 通过时移进行线性相加来表示^[12]，即：

$$s_r(t) = \sum_{n=1}^N \sigma_n s(t - \tilde{n}_n \tau) \quad (3)$$

其中， τ 是信号的奈奎斯特采样时间单元， \tilde{n}_n 表示第 n 个目标散射点的延时单元数。

1.2 压缩感知基本理论

压缩感知理论是一种基于信号稀疏性或可压缩性的全新信号采集与编解码理论,与传统的奈奎斯特采样只关注局部信息不同,压缩感知关注的是全局信息。充分利用信号结构的稀疏特性,通过对信号进行全局的非相关“观测”以实现高维稀疏信号的感知,是对信号所含信息的直接采样^[14]。

对于一个有限长的一维信号 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N_1}$,假设其在某规范正交基 $\Psi = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{N_1}\}$ 下可表示为

$$\mathbf{H} = \sum_{l=1}^{N_1} \theta_l \psi_l \quad (4)$$

其中 θ_l 为投影系数。上式写为矩阵形式,即

$$\mathbf{H} = \Psi \Theta \quad (5)$$

其中 $\Theta = \{\theta_l\}$ 为 $N_1 \times 1$ 维的列向量,如果 Θ 中只有 K 个不为零的元素,且 $K \ll N_1$,则说明该信号 \mathbf{H} 是 K -稀疏的, Ψ 称为稀疏变换矩阵。CS 理论指出,对于 K -稀疏的信号可用一个大小为 $M_1 \times N_1$ 维的观测矩阵 Φ ($M_1 \ll N_1, M_1 \geq O(K \cdot \lg(N_1/K))$ ^[2]) 对其进行降维观测,得到观测集合 \mathbf{U} ,即

$$\mathbf{U}^{M_1 \times 1} = \Phi^{M_1 \times N_1} \mathbf{H}^{N_1 \times 1} = \Phi^{M_1 \times N_1} \Psi^{N_1 \times N_1} \Theta^{N_1 \times 1} \quad (6)$$

显然观测集合 \mathbf{U} 的元素个数远小于 \mathbf{H} 的元素个数,从而实现了对信号 \mathbf{H} 的压缩采样。从观测集合 \mathbf{U} 重构信号 \mathbf{H} 实际上是一个求解欠定方程组的问题,无法直接求解。压缩感知理论指出,当感知矩阵 $\Phi \Psi$ 满足约束等距性 (Restricted Isometry Property, RIP) 条件时^[15],信号 \mathbf{H} 的稀疏表示 Θ 可以通过求解最小 l_0 范数问题得到:

$$\Theta = \arg \min \|\Theta\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{U} = \Phi \Psi \Theta \quad (7)$$

通常情况下判定 $\Phi \Psi$ 是否具有 RIP 性质是一个组合复杂度问题,为了降低问题复杂度,文献[16]指出,如果观测矩阵 Φ 和稀疏变换矩阵 Ψ 不相干,则 $\Phi \Psi$ 在高概率条件下满足 RIP 性质,通过判定 Φ 与 Ψ 之间的相干性可等效判定 $\Phi \Psi$ 是否具有 RIP 性质。对于式(7)的求解是 CS 理论中的重要问题。由于 l_0 范数的高度不连续性,在此范数约束下采用梯度法等优化方法求解式(7)较为困难。文献[17]提出用连续高斯函数逼近 l_0 范数的平滑 l_0 范数 (Smoothed L0, SL0) 算法实现对(7)式的求解,避免了应用优化方法求解式(7)时不连续函数求导的问题,该算法的速度较快,解的精度高。

2 基于压缩感知理论的 SAR 成像方法

2.1 回波观测矩阵的构造

对于面积为 $L_R \times L_C$ 的二维场景目标进行一定的划分,在距离向上按照距离分辨率进行划分,假设得到 A 个散射点,在方位向上按照方位分辨率进行划分,假设得到 B 个散射点,则这 $A \times B$ 个散射点对应的散射系数可以写为

$$\boldsymbol{\sigma}_{A \times B} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{1B} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{A1} & \cdots & \sigma_{AB} \end{bmatrix}_{A \times B} \quad (8)$$

其中, $\boldsymbol{\sigma}_{A \times B}$ 的每一列表示同一方位向上的不同散射点对应的散射系数,每一行表示同一距离向上的不同散射点对应的散射系数。

将 $\boldsymbol{\sigma}_{A \times B}$ 的各列连接起来并转置形成一个长度为 $A \times B$ 的行向量 $\boldsymbol{\sigma}' = \{\sigma_{ab}\}, ab = 1, 2, \dots, A, A+1, A+2, \dots, A \cdot B$, 即

$$\boldsymbol{\sigma}' = [\sigma_{11} \cdots \sigma_{A1} \sigma_{12} \cdots \sigma_{A2} \cdots \cdots \sigma_{1B} \cdots \sigma_{AB}]_{1 \times A \cdot B} \quad (9)$$

设观测场景的每个散射单元的延时单元数为 $\tilde{n}_n (n = 1, 2, \dots, A \cdot B)$,那么根据文献[12]的波前匹配字典构造方法,构造变换矩阵 $\Phi = \{\psi_n(t) | \psi_n(t) = s(t - \tilde{n}_n \tau), n = (1, 2, \dots, A \cdot B)\}$,这样公式(3)可重新写为

$$s_r(t) = \sum_{n=1}^{A \cdot B} \sigma_n s(t - \tilde{n}_n \tau) = \Phi \boldsymbol{\sigma}' \quad (10)$$

然而,对于二维的 SAR 场景,雷达发射一次信号后,利用所接收到的回波信号是无法将每个散射点都准确重构的,因此需要利用合成孔径的概念,使雷达载机运动起来,在不同位置发射信号,并在不同位置所获得的所有回波信号收集起来一起处理,才能将二维场景目标中所有散射点全部准确地区分和重构。为了完成对观测场景的二维成像,假设雷达一共接收到 L 次回波,回波信号长度均为 Q ,则将这些回波信号依次排列在一起,可形成长度为 $L \cdot Q$ 的回波向量 S_r ,可写为

$$S_r = \begin{bmatrix} s_{r,1}^H(t) \\ \vdots \\ s_{r,L}^H(t) \end{bmatrix} \quad (11)$$

由于接收每次回波时均可得到一个变换矩阵

Φ ,因此,同样地将这些变换矩阵按回波接收次序依次排列,即可得到回波观测矩阵 Φ' ,即

$$\begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \cdots \\ \Phi_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s^H(t - \tilde{n}_{1,1} \cdot \tau), & \cdots, & s^H(t - \tilde{n}_{1,A \cdot B} \cdot \tau) \\ s^H(t - \tilde{n}_{2,1} \cdot \tau), & \cdots, & s^H(t - \tilde{n}_{2,A \cdot B} \cdot \tau) \\ \cdots \\ s^H(t - \tilde{n}_{L,1} \cdot \tau), & \cdots, & s^H(t - \tilde{n}_{L,A \cdot B} \cdot \tau) \end{bmatrix} \quad (12)$$

那么回波信号向量 S_r 可写为矩阵表示形式,如下式

$$S_r = \Phi' \sigma' \quad (13)$$

假设依照奈奎斯特定律对原始发射信号 $s(t)$ 以及回波信号 $s_r(t)$ 在 $[0, T_p]$ 上进行数字化采样,

$$\tilde{\Phi}_l = \begin{bmatrix} s^H(1 - \tilde{n}_{l,1} \cdot \tau), & s^H(1 - \tilde{n}_{l,2} \cdot \tau), & \cdots, & s^H(1 - \tilde{n}_{l,A \cdot B} \cdot \tau) \\ s^H(2 - \tilde{n}_{l,1} \cdot \tau), & s^H(2 - \tilde{n}_{l,2} \cdot \tau), & \cdots, & s^H(2 - \tilde{n}_{l,A \cdot B} \cdot \tau) \\ \cdots \\ s^H(M' - \tilde{n}_{l,1} \cdot \tau), & s^H(M' - \tilde{n}_{l,2} \cdot \tau), & \cdots, & s^H(M' - \tilde{n}_{l,A \cdot B} \cdot \tau) \end{bmatrix} \quad (16)$$

本文成像所需的回波观测矩阵可写为:

$$\tilde{\Phi}' = \begin{bmatrix} \tilde{\Phi}_1 \\ \tilde{\Phi}_2 \\ \cdots \\ \tilde{\Phi}_L \end{bmatrix} \quad (17)$$

那么降采样的回波信号向量 S'_r 可表示为:

$$S'_r = \tilde{\Phi}' \sigma' \quad (18)$$

2.2 成像方法

通常情况下 SAR 场景不满足稀疏性的要求,即 σ' 不具有稀疏性,因此当采用远低于奈奎斯特定理的采样率对回波信号进行压缩采样,无法直接通过求解(18)式得到观测场景的二维信息。由于 SAR 场景图像在 DCT 变换下具有一定的稀疏特性^[11],因此可考虑利用压缩感知重构理论首先得到目标场景在 DCT 下的稀疏表征,再利用稀疏表征做逆离散余弦变换(IDCT)得到 SAR 场景的二维像。不过根据上述回波观测矩阵的构造,本文已经将二维 SAR 场景按照雷达成像的分辨率转变为一维的反射系数向量 σ' ,

其中 $T_p = \tilde{M} \cdot T_1$ 为发射信号的时宽。那么需要采到 M 个值,即 $s(m)$ 和 $s_r(m)$, $m = 1, 2, \dots, M$ 。而这里利用压缩感知理论对 $s(t)$ 进行随机降采样,即为 $s(m')$ 和 $s_r(m')$, $m' = 1, 2, \dots, M'$, 其中 M' 为利用压缩感知理论采样得到的点数,则 $M' \ll M$,从而实现对回波数据的压缩,即

$$s^H(m) = \hat{\Phi} \odot s^H(t) \quad (14)$$

$$s_r^H(m) = \hat{\Phi} \odot s_r^H(t) \quad (15)$$

其中,“ \odot ”表示低于奈奎斯特定律的模拟-数字均匀降采样处理过程, $\hat{\Phi}$ 为广义单位阵,其大小为 $M' \times M$ 。这样降采样的第 l 次回波的变换矩阵可写为:

因此传统的 DCT 方法已经无法运用。

这里需要构造一个 2D-DCT 等效矩阵,使得其与一维的反射系数向量 σ' 相乘得到的系数仍然与直接利用传统 DCT 得到的系数一致。对于上述 SAR 场景 $\sigma_{A \times B}$, DCT 矩阵记为 $\mathbf{T}(\cdot)$,那么 SAR 场景的稀疏表征 $\Theta = \mathbf{T}(\sigma)$ 。假设构造的 2D-DCT 等效矩阵为 \mathbf{T}_c ,那么我们就有 $\mathbf{T}_c \cdot \sigma' = \Theta'$,其中 Θ' 与 Θ 按列排列得到的结果一致。2D-DCT 等效变换示意图如图 2 所示。

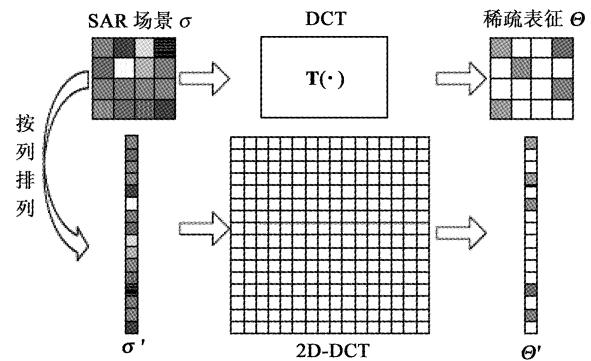


图 2 2D-DCT 等效变换示意图

Fig. 2 Sketch map of 2D-DCT equivalent transform

传统的图像离散余弦变换的公式为

$$\Theta(u, v) = \alpha_u \alpha_v \sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^B \sigma_{a,b} \beta_u \beta_v \quad (19)$$

其中, $\alpha_u = \begin{cases} 1/\sqrt{A}, & u = 1 \\ \sqrt{1/A}, & 2 \leq u \leq A \end{cases}$

$$\alpha_v = \begin{cases} 1/\sqrt{B}, & v = 1 \\ \sqrt{2/B}, & 2 \leq v \leq B \end{cases}$$

$$\beta_u = \cos \frac{\pi(2a+1)(u-1)}{2A}$$

$$\beta_v = \cos \frac{\pi(2b+1)(v-1)}{2B}$$

假设构造的 2D-DCT 等效矩阵 \mathbf{T}_c 的第 i 行, j 列记为 $\mathbf{T}_c(i, j)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, AB$, $j = 1, 2, \dots, AB$ 。那么根据文献[13]构造 2D-DCT 等效矩阵的方法, 可得

$$\mathbf{T}_c(i, j) = \alpha_u \alpha_v \beta_u \beta_v \quad (20)$$

其中, u, v, a 和 b 的取值为:

$$u = \begin{cases} A, & \text{mod}(i, A) = 0 \\ \text{mod}(i, A), & \text{mod}(i, A) \neq 0 \end{cases}$$

$$v = |i/A|,$$

$$a = \begin{cases} A, & \text{mod}(j, A) = 0 \\ \text{bmod}(j, A), & \text{mod}(j, A) \neq 0 \end{cases}$$

$$b = |j/A|.$$

将 2D-DCT 等效矩阵 \mathbf{T}_c 的逆变换矩阵记为 \mathbf{IT}_c , 这样可得

$$\boldsymbol{\sigma}' = \mathbf{IT}_c \cdot \boldsymbol{\Theta}' \quad (21)$$

因此, 将公式(21)代入公式(18), 可以得到

$$S_r = \tilde{\Phi}' \cdot \mathbf{IT}_c \cdot \boldsymbol{\Theta}' \quad (22)$$

由于本文的发射信号为随机二相码信号, 因此

3.1 节中构造的回波观测矩阵 $\tilde{\Phi}'$ 具有随机特性, 而 \mathbf{IT}_c 是稀疏变换矩阵, 因此回波观测矩阵 $\tilde{\Phi}'$ 与 \mathbf{IT}_c 满足不相干的要求^[16], 从而 $\tilde{\Phi}' \cdot \mathbf{IT}_c$ 满足 RIP 性质。那么根据 CS 理论, 就可以通过求解下述表达式得到目标场景在 DCT 下的稀疏表征 $\boldsymbol{\Theta}'$, 即

$$\boldsymbol{\Theta}' = \arg \min \|\boldsymbol{\Theta}'\|_0 \quad \text{s. t.} \quad S_r = \tilde{\Phi}' \cdot \mathbf{IT}_c \cdot \boldsymbol{\Theta}' \quad (23)$$

对得到的稀疏表征 $\boldsymbol{\Theta}'$ 进行逆 DCT 处理, 即可得到目标场景一维向量 $\boldsymbol{\sigma}'$, 将 $\boldsymbol{\sigma}'$ 按列重新排成大小

为 $A \times B$ 的二维矩阵即为目标场景的二维像, 从而实现了 SAR 场景的压缩成像。综上所述, 基于压缩感知的 SAR 回波数据压缩成像方法步骤可归纳为:

(1) 对观测场景按照成像雷达设定的分辨率进行划分, 得到大小为 $A \times B$ 的场景二维反射系数矩阵;

(2) 对回波信号采用远低于奈奎斯特采样定理的采样率对回波信号进行采样, 并构造回波观测矩阵;

(3) 利用平滑 L0 算法对公式(23)进行重构处理, 即可得到目标场景的稀疏表征, 平滑 L0 算法的具体流程为^[17]:

步骤 1. 初始化:

① 令 $\boldsymbol{\Omega} = \tilde{\Phi}' \cdot \mathbf{IT}_c$, $\boldsymbol{\Theta}'_0 = \boldsymbol{\Omega}^+ S_r$, $\boldsymbol{\Omega}^+$ 为 $\boldsymbol{\Omega}$ 的广义逆;

② 选择递减序列 $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_J]$, 一般 θ_1 设为 $\max(|\boldsymbol{\Theta}'_0|)$ 的二至四倍, θ_J 为 0.001。

步骤 2. 外部循环 $j = 1 \sim J$

① 令 $\theta = \theta_j$, $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Theta}'_{j-1}$;

② 内部循环 L 次, $l = 1 \sim L$ (L 通常选为 3):

a) 计算梯度:

$$\delta = [\Theta_1 \exp(-\|\Theta_1\|^2/2\theta^2), \dots, \Theta_N \exp(-\|\Theta_N\|^2/2\theta^2)];$$

b) 梯度下降法: $\boldsymbol{\Theta} \leftarrow \boldsymbol{\Theta} - \beta \delta$, 其中 β 为小的正常数;

c) 梯度投影: $\boldsymbol{\Theta} \leftarrow \boldsymbol{\Theta} - \boldsymbol{\Omega}^T (\boldsymbol{\Omega} \boldsymbol{\Omega}^T)^{-1} (\boldsymbol{\Omega} \boldsymbol{\Theta} - S_r)$ 。

$$\textcircled{3} \quad \boldsymbol{\Theta}_j = \boldsymbol{\Theta}.$$

(4) 对重构得到的稀疏表征 $\boldsymbol{\Theta}'$ 进行逆 DCT, 并且按列排成大小为 $A \times B$ 的二维矩阵即为目标场景的二维像。

3 仿 真

为了验证所提方法的可行性和有效性, 下面利用 SAR 场景模拟回波数据进行仿真实验。SAR 成像系统与观测场景之间位置关系如图 1 所示, 观测场景如图 3(a)所示, 场景的大小为 $150m \times 150m$, 雷达发射信号的载频 f_0 为 $10GHz$, 随机二相编码信号子码元时宽 $T_1 = 10ns$, 那么获得的距离向分辨率 $\delta_r = cT_1/2 = 1.5m$, 子码元数 $M = 128$ 。载机与地面观测场景之间的距离为 $10km$, 载机沿着方位向运动的速度 $v = 100m/s$, 成像时间为 $1s$, 获得的横向距离分辨率 $\delta_c = 1.5m$ 。图 3(b)所示的是观测场景在 DCT 下的结果, 可以看出该结果具有一定的稀疏特

性,满足 CS 理论中的稀疏性要求。

图 3(c)是在全采样的条件下利用 Chirp Scaling 成像算法得到的结果,图 3(d)是对回波信号利用本文 CS 采样,回波信号的采样率为奈奎斯特定理所需采样率的 1/4,即回波数据的压缩比 η 为 1/4,得

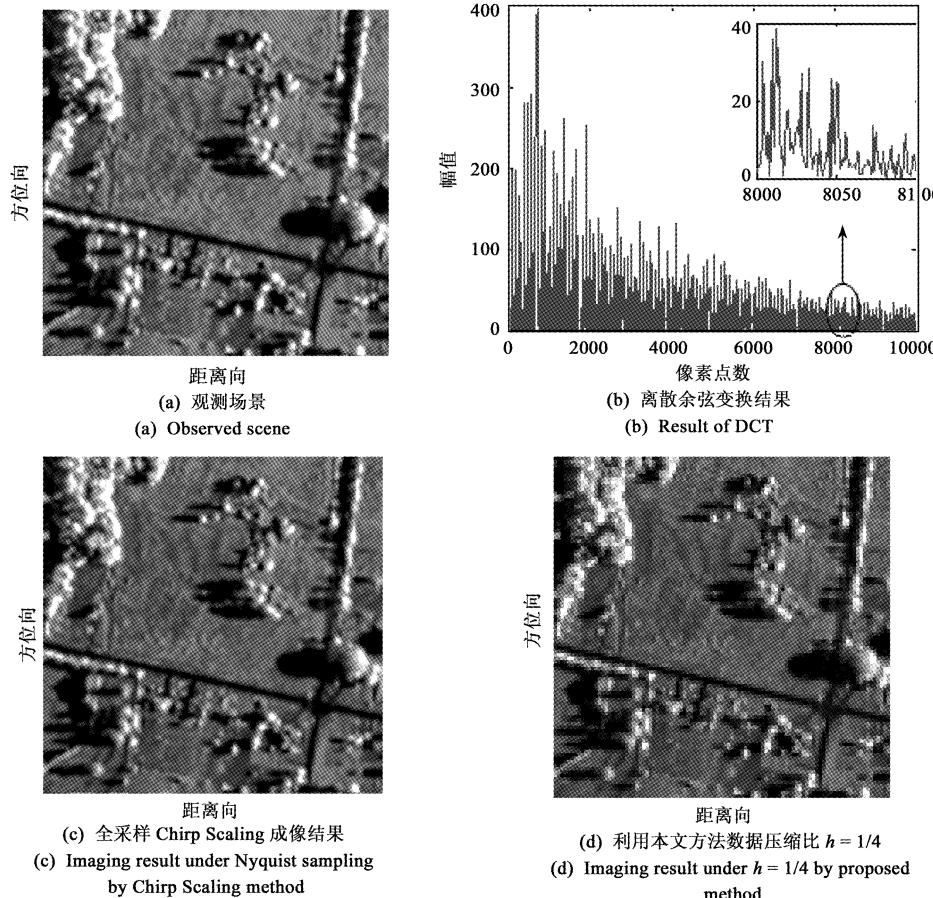


图 3 全采样成像与本文压缩成像结果比较

Fig. 3 Comparison of results obtained via different methods

为了更客观地反映本文方法的有效性,我们对成像得到结果的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)进行比较,PSNR 由下式给出^[18]:

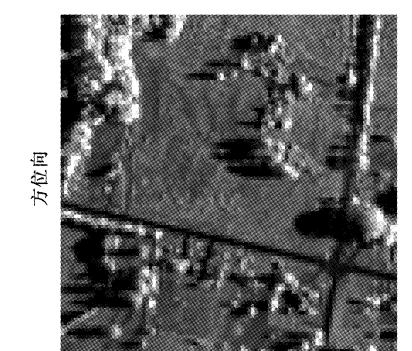
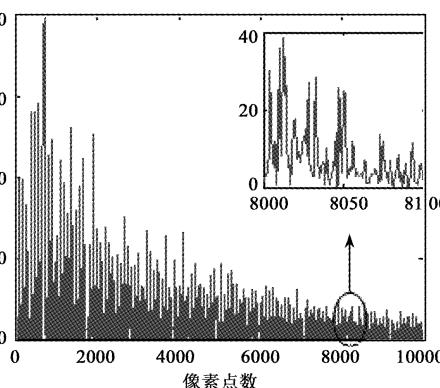
$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{(255)^2}{\text{MSE}} \right) \quad (24)$$

其中均方误差 MSE 可以表示为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{A} \frac{1}{B} \sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^B [\hat{\sigma}(a, b) - \sigma(a, b)]^2 \quad (25)$$

其中 $\hat{\sigma}(a, b)$ 表示利用本文方法得到的图像结果, $\sigma(a, b)$ 表示原始场景图像。PSNR 值越大说明成像质量越好。从表 1 首先可以看出,全采样得到结果

到的结果。从这两幅图可以看出,利用本文方法对回波数据进行大幅压缩仍然可以清晰得出观测场景的特征,与全采样的成像结果基本一致,从而表明了本文方法的有效性。



的峰值信噪比比压缩采样的要高,说明了全采样成像结果要好于压缩采样的结果,但是两个值只相差 0.4084,因此成像结果差别很小基本不影响图像的识别。其次通过成像结果与原始观测场景的相对误差也可以说明利用本文压缩成像方法得到的成像结果与传统全采样的成像结果差别不大。

下面分析本文方法在不同的回波数据压缩比情况下的成像质量。回波数据的采样率分别为奈奎斯特定理所需采样率的 $1/6, 1/8$ 和 $1/10$,即回波数据的压缩比 η 为 $1/6, 1/8, 1/10$ 。然后利用本文成像方法得到的结果如图 4(a) – (c) 所示。从这三幅结果图可以看出,当回波数据压缩比 $\eta = 1/6$ 时,可以

准确分辨 SAR 场景的特征,但随着压缩比 η 的减小,即回波数据压缩的越来越多,成像质量逐渐变得不太理想。这与 CS 理论是相吻合的:观测值越少重构效果越不理想。但即使 $\eta = 1/8$ 时如图 4(b)所示,还是能够获得目标场景的大致特征,不影响对场景的识别。

表 1 全采样成像与压缩成像结果量化比较

Table 1 Quantitative comparison of imaging results via different methods

	图像峰值信噪比/dB	相对误差
全采样 Chirp Scaling 成像	28.1650	0.0101
回波数据压缩比 $\eta = 1/4$	27.7566	0.0122

同样,对上述重构结果进行定量分析比较。从

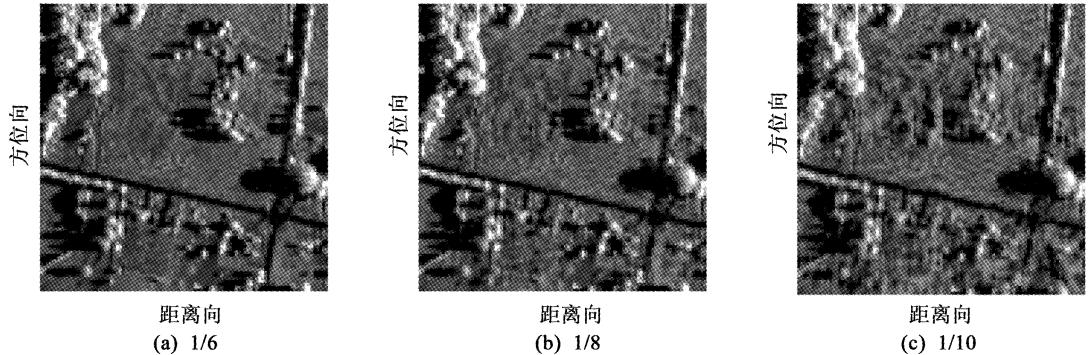


图 4 不同压缩比条件下成像结果图

Fig. 4 Imaging results under different compression ratios

4 结 论

针对聚束 SAR 成像原始回波数据量较大不便于数据存储和传输的问题,提出了基于压缩感知的聚束 SAR 回波数据压缩成像的方法。首先详细分析了回波观测矩阵的构造方法,其次通过构造 2D-DCT 等效变换矩阵得到回波信号的稀疏变换矩阵,然后利用压缩感知重构算法得到观测场景的稀疏表示,进而得到观测场景的二维像。仿真结果表明了本文方法在大幅压缩回波数据量的基础上,能够实现对观测场景的有效成像。因此,所提方法对于聚束 SAR 回波数据的传输与成像处理具有一定的意义。

表 2 可以看出,当 $\eta = 1/6$ 时得到的 PSNR 值最大,说明了 $\eta = 1/6$ 的成像质量最好;其次随着回波数据压缩比 η 逐渐变小,图像的 PSNR 值逐渐减小,说明数据量压缩得越多,重构效果越不理想,这与上述图像效果是吻合的。但总的来看 $\eta = 1/8$ 时得到的峰值信噪比还是较高的,说明即使回波数据压缩到原始数据的 $1/8$,仍然可以得到较为理想的成像结果,从而验证了利用本文方法可大幅压缩回波数并能够实现有效成像。

表 2 不同压缩比条件下成像结果量化比较

Table 2 Quantitative comparison of imaging results under different compression ratios

回波数据压缩比 η	1/6	1/8	1/10
图像峰值信噪比/dB	26.3576	24.9057	21.1205

参 考 文 献

- [1] 吴晓芳, 刘阳, 王雪松, 等. 旋转微动目标的 SAR 成像特征分析[J]. 宇航学报, 2010, 31(4): 1181–1189. [Wu Xiaofang, Liu Yang, Wang Xue-song, et al. Analysis of SAR imaging characteristics of targets with rotational micro-motion[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(4): 1181–1189.]
- [2] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [3] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging[C]. IEEE Radar Conference, Boston, MA, April 17–20, 2007.
- [4] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070–1081. [Shi Guangming, Liu Dan-hua, Gao Da-hua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronics Sinica, 2009, 37(5): 1070–1081.]
- [5] Li J, Xing M D, Wu S J. Application of compressed sensing in

- sparse aperture imaging of radar[C]. APSAR, Xi'an, China, Oct 26–30, 2009.
- [6] Sujit B, Thomas B, Bernard M, et al. Synthetic aperture radar raw data encoding using compressed sensing[C]. IEEE Radar Conference, Rome, Italy, May 26–30, 2008.
- [7] Wang M. Raw SAR data compression by structurally random matrix based on compressive sampling [C]. APSAR, Xian, China, Oct 26–30, 2009.
- [8] 江海, 林月冠, 张冰尘, 等. 基于压缩感知的随机噪声成像雷达[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(3): 672–676. [Jiang Hai, Lin Yue-guan, Zhang Bing-chen, et al. Random noise imaging radar based on compressed sensing [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011 33 (3) : 672 – 676.]
- [9] Parel V M, Easley G R, Healy D M, et al. Compressed synthetic aperture radar[J]. IEEE Journal of Selected Topic in Signal Processing, 2010, 4(2): 244–254.
- [10] 王伟伟, 廖桂生, 吴孙勇, 等. 基于小波稀疏表示的压缩感知 SAR 成像算法研究[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1440–1446. [Wang Wei-wei, Liao Gui-sheng, Wu Sun-yong, et al. A compressive sensing imaging approach based on wavelet sparse representation[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(6) : 1440 – 1446.]
- [11] 陈帅, 李刚, 张颢, 等. SAR 图像压缩采样恢复的 GPU 并行实现[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(3): 610–615. [Chen Shuai, Li Gang, Zhang Hao, et al. A GPU-based parallel implementation of compressive sampling reconstruction for SAR image compression [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011 33 (3) : 610 – 615.]
- [12] Shi G M, Lin J. Uwb echo signal detection with ultra-low rate sampling based on compressed sensing [J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems, 2008, 55(4): 379–383.
- [13] 刘巍, 赵春晖. 基于 2D-DCT 等效矩阵的压缩成像[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(7): 1576–1582. [Liu Wei, Zhao Chun-hui. Compressive imaging using 2D-DCT equivalent matrix [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(7) : 1576 – 1582.]
- [14] 金坚, 谷源涛, 梅顺良. 压缩采样技术及其应用[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 470–475. [Jin Jian, Gu Yuan-tao, Mei Shun-liang. An introduction to compressive sampling and its application [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2010 32(2) : 470 – 475.]
- [15] Candès E. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathematic, 2006, 246 (9): 589–592.
- [16] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118–121.
- [17] Mohimani G H, Babaie Z M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed norm[J]. IEEE Trans. Signal Processing, 2009, 57(1): 289–301.
- [18] Yang S Y, Peng D L, Wang M. SAR image compression based on bandelet network[C]. IEEE Fourth International Conference on Natural Computation, Ji'nan, China, Oct 18–20, 2008.

作者简介:

顾福飞(1987–),男,博士研究生,空军工程大学通信与信息系统专业,工学硕士,研究方向为压缩感知理论与雷达成像。通信地址:陕西省西安市沣镐路一号空电院研究生15队(710077)

电话:13474536786。

E-mail:gffpan@126.com

(编辑:余 未)