

基于分布式压缩感知的双通道 SAR GMTI

胡文强 齐向阳

(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

摘要:地面动目标检测(GMTI)是合成孔径雷达(SAR)的基本功能之一。多通道 SAR 系统相比于单通道 SAR 系统在动目标检测方面具有很多的优势,但是它的原始数据量也相应成倍的增长。本文提出一种基于分布式压缩感知(DCS)的双通道 SAR GMTI 数据压缩方案。该方案主要是利用动目标信号的稀疏性来进行数据压缩,因此在观测场景不稀疏的情况下也能使用。仿真和实测数据的处理结果均表明,该方案不仅能有效地降低双通道 SAR GMTI 的数据量,所得动目标图像的信杂噪比相对于传统的 DPCA 方法也有所提高。

关键词:双通道 SAR;动目标检测;分布式压缩感知

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.50

Dual-channel SAR GMTI based on distributed compressive sensing

Hu Wenqiang Qi Xiangyang

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

Abstract: GMTI (ground moving target indication) is one of the basic functions for SAR (synthetic aperture radar) system. Compared with single-channel SAR system, multi-channel SAR system has a lot of advantages in GMTI. However, the corresponding original data needed by multi-channel SAR system would grow exponentially. This paper proposes a method to compress dual-channel SAR GMTI data, basing on DCS (distributed compressive sensing). The proposed method mainly utilizes the sparsity of moving target signals for data compression; therefore it is applicable when the observing scene is not sparse. The simulation and real measurement results have validated that the presented method can efficiently reduce the data size of dual-channel SAR GMTI. Also, the signal to clutter and noise ratio (SCNR) shows improvement compared with traditional DPCA GMTI.

Keywords: dual-channel SAR; ground moving target indication (GMTI); distributed compressive sensing (DCS)

1 引言

SAR GMTI 是一种将动目标检测技术和 SAR 成像技术相结合的工作模式。在单通道 SAR 系统中,慢速运动目标的回波频谱淹没在静止杂波中,很难检测出来。而在多通道 SAR GMTI 系统中,可以对多通道信号通过一定的处理抑制或消除静止目标杂波,保留动目标信息,即使是慢速运动的目标也容易检测^[1]。但是多通道 SAR 系统的原始回波数据量比单通道要大得多,带来了数据存储困难和传输受限等问题,给硬件造成了巨大的压力,因此寻求好的数据压缩方案具有重要的意义。

近年来,Donoho 提出的压缩感知理论(CS)^[2]成为数据压缩领域的一个研究热点。该理论表明,对于一个稀疏

信号,可以用远小于奈奎斯特采样率所要求的采样点来实现信号近似或精确的重构。对于单通道 SAR 系统,可以使用压缩感知进行成像^[3-6]或者动目标检测^[7]。其数据的压缩率很大程度上取决于观测场景的稀疏度,这也限制了压缩感知在 SAR 中的应用。BARON D 等人^[8]在压缩感知的基础上提出了分布式压缩感知理论(DCS),它针对的是多个相互关联的信号,通过信号自身的稀疏性和信号之间的相关性来构建一个联合的稀疏信号,从而来实现压缩重构,比如多个光场相机得到的图像,可以使用 DCS 来进行数据压缩^[9]。

文献[10]提出了一种基于压缩感知的方法来对双通道 SAR GMTI 数据进行压缩,该方法是利用方位向的稀疏信号,通过冗余字典构建基矩阵来进行压缩重构。由

收稿日期:2016-03

于双通道 SAR GMTI 中各个通道的回波信号含有大量相同的静止目标信息,相关性很强,且动目标信息是稀疏的,基于此,本文提出了一种基于分布式压缩感知的双通道 SAR GMTI 的数据压缩方案。该方案对距离向数据进行稀疏采样,利用 SAR 成像算子来代替基矩阵,最后利用稀疏数据重构出整个场景图像和对消后的动目标图像,从而进行动目标检测。通过仿真实验和实测数据处理对该方案进行了验证,相比于传统的 DPCA 动目标检测方法,不仅能有效地压缩数据,同时杂波对消的效果更好。

2 压缩感知和分布式压缩感知概述

2.1 压缩感知理论概述

考虑一个离散信号 $x \in C^{N \times 1}$, 如果它有 k 个非零值, 则称其稀疏度为 k , 或者它在某个正交基 $\Psi \in C^{N \times N}$ 下的系数 a 是稀疏的, 即 $x = \Psi a$, 则可以设计满足一定条件的观测矩阵 $\Phi \in C^{M \times N}$, 记录 x 在 Φ 下的低维投影 $y \in C^{M \times 1} (M < N)$ 。

$$y = \Phi x \text{ or } y = \Phi \Psi a \quad (1)$$

定义感知矩阵 $\Theta = \Phi \Psi$, 如果 x 本身是稀疏的, 则 $\Theta = \Phi$ 。Donoho 指出: 如果感知矩阵满足受限等距 (RIP) 性质^[2], 同时观测量的个数满足 $M \geq ck \log(N/k)$ (c 为常数), 则可以通过观测信号 y 使用一定的重构算法将原始信号 x 近似或者精确地重构出来。 M/N 即为数据的压缩率。同时他也证明了如果观测矩阵 Φ 的列互不相关, 则感知矩阵 Θ 有很大概率满足 RIP 性质, 而不依赖于基矩阵 Ψ 。目前常见的观测矩阵都是一些随机矩阵, 如高斯随机矩阵、贝努利随机矩阵、傅里叶随机矩阵等。

如果感知矩阵满足 RIP 性质, 重构算法变成求解如下 l_1 范数最优问题:

$$\arg \min \|a\|_1, \text{ s. t } y = \Theta a \quad (2)$$

针对这个问题出现了很多重构算法, 如正交匹配追踪算法 (OMP)^[11]、稀疏梯度投影法 (GPSR)^[12]、迭代收缩阈值法 (IST^[13] 和 IHT^[14]) 等。

2.2 分布式压缩感知理论概述

压缩感知是利用单个信号的稀疏性进行压缩, 对于含有多个相互关联信号的系统而言, 其压缩的能力有限。为此, BARON D 等人^[8] 提出了分布式压缩感知理论。该理论利用多个信号自身的稀疏性和信号之间的相关性, 构造出一个联合的稀疏信号, 其稀疏性比整个原始信号的稀疏性更强, 从而能取得更好的压缩效果。

BARON D 提出了 3 种联合稀疏信号模型, 本文只对其中的一种模型进行分析。假设一个系统采集了 I 个信号 $x_i (i=1, \dots, I)$ 。在不同基 Ψ_i 下满足:

$$x_i = \Psi_i (z_c + z_i), i=1, \dots, I \quad (3)$$

式中: z_c 是信号包含的公共信息, 可以是稀疏的, 也可以是不稀疏的; z_i 是各个信号不同的信息, 它是稀疏的。对每个信号进行降维观测:

$$y_i = \Phi_i x_i = \Theta_i (z_c + z_i), \Theta_i = \Phi_i \Psi_i; i=1, \dots, I \quad (4)$$

那么就可以构造出一个联合稀疏模型:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_I \end{bmatrix}, Z = \begin{bmatrix} z_c \\ z_1 \\ \vdots \\ z_I \end{bmatrix}$$

$$\Theta = \begin{bmatrix} \Theta_1 & \Theta_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \Theta_2 & 0 & \Theta_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Theta_I & 0 & \cdots & \cdots & \Theta_I \end{bmatrix}$$

$$Y = \Theta Z \quad (5)$$

根据式(5)利用联合观测信号 Y 将 Z 重构出来, 再根据式(3)计算出 x_i 。设 z_c 的稀疏度为 k_c , z_i 的稀疏度为 k_i , 信号 x_i 的稀疏度可认为是 $k_c + k_i$, 则整个信号的稀疏度为 $I \times k_c + \sum_{i=1}^I k_i$, 而 Z 的稀疏度为 $k_c + \sum_{i=1}^I k_i$, 可见联合稀疏信号的稀疏度比原始信号低很多, 同时也注意到, 如果 z_c 不稀疏, z_i 是稀疏的, 那么原始信号 x_i 也是不稀疏的, 但是联合信号 Z 的稀疏性依然能得到保证。对应于多通道 SAR GMTI 信号, z_c 代表的是静止目标信息, z_i 代表的是动目标信息, 只要动目标是稀疏的, 那么就可以使用根据上述模型对其进行数据压缩。

3 双通道 SAR GMTI 模型

如图 1 所示为两个通道条带 SAR GMTI 模型。其中整个天线发射线性调频信号, 天线 1 和 2 接收回波信号, 相位中心间距为 d , 雷达速度为 v_a 。

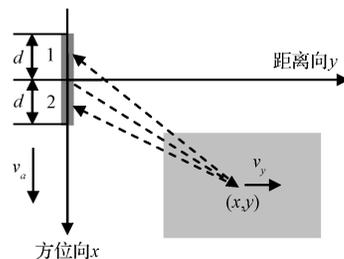


图 1 双通道 SAR GMTI 模型

设点目标坐标为 (x, y) , 由于其方位向速度对两个通道的影响相同, 暂不考虑, 设其距离向速度为 v_y , 则两个通道的回波延迟分别为:

$$\begin{cases} \varepsilon_1(\eta) = (\sqrt{(y + v_y \eta)^2 + (v_a \eta - d/2 - x)^2} + \sqrt{(y + v_y \eta)^2 + (v_a \eta - x)^2})/c \\ \varepsilon_2(\eta) = (\sqrt{(y + v_y \eta)^2 + (v_a \eta + d/2 - x)^2} + \sqrt{(y + v_y \eta)^2 + (v_a \eta - x)^2})/c \end{cases} \quad (6)$$

式中: η 表示方位向时间, c 表示光速。将两个通道接收到的回波信号解调至基带, 其表达式为:

$$\begin{cases} S_1(\tau, \eta) = A_0 \omega_r(\tau - \epsilon_1) \omega_a(\eta - \eta_c) \cdot \\ \quad \exp\{-j2\pi f_0 \epsilon_1\} \exp\{j\pi k_r(\tau - \epsilon_1)^2\} \\ S_2(\tau, \eta) = A_0 \omega_r(\tau - \epsilon_2) \omega_a(\eta - \eta_c) \cdot \\ \quad \exp\{-j2\pi f_0 \epsilon_2\} \exp\{j\pi k_r(\tau - \epsilon_2)^2\} \end{cases} \quad (7)$$

式中: τ 表示距离向时间, A_0 为复常数, ω_r 和 ω_a 分别为距离和方位包络, η_c 为波束中心偏离时间, f_0 为雷达中心频率, k_r 为距离调频率。从式(6)很容易推出:

$$\begin{cases} \epsilon_1\{\eta + d/(4v_a)\} = \epsilon_2\{\eta - d/(4v_a)\}, v_y = 0 \\ \epsilon_1\{\eta + d/(4v_a)\} \neq \epsilon_2\{\eta - d/(4v_a)\}, v_y \neq 0 \end{cases} \quad (8)$$

于是可以对式(7)中的 S_1 和 S_2 进行配准, 在方位向时间分别延迟 $d/(4v_a)$ 和 $-d/(4v_a)$, 在实际中等价处理为在多普勒域补偿相应的相位, 则静止目标的信息几乎相同, 从而可以相减抑制静止杂波。

配准后分别进行 SAR 成像操作, 假设得到的复图像为 G_1 和 G_2 , 由文献[15]可知:

$$|G_1(n) - G_2(n)| = 2 \left| \sin\left(2\pi \frac{v_y d}{v_a \lambda}\right) \right| |G(n)| \quad (9)$$

式中: $G(n)$ 表示的是第 n 个点目标的成像, λ 表示发射脉冲的载波波长, 由式(9)可见, G_1 与 G_2 相减, 静止目标可以相消, 动目标一般可以保留(某些速度时也会对消, 称为盲速)。此时的静止目标和动目标分别对应于 2.2 节中联合稀疏模型中的公共部分 z_c 和不同部分 z_d , 由于动目标一般是稀疏的, 所以可以使用分布式压缩感知对其进行压缩。

4 压缩和重构方案设计

结合上面的分布式压缩感知理论和双通道 SAR GMTI 模型, 下面来设计整体的压缩和重构方案, 整个方案分为 3 个部分: 信号的稀疏采样、构建联合稀疏模型和重构算法的选择。

4.1 信号稀疏采样

由于 SAR 信号是二维信号, 即距离向信号和方位向信号, 对于信号的稀疏采样方法可以分为对距离向信号稀疏采样、对方位向信号稀疏采样, 或者同时进行稀疏采样。由于前面双通道 SAR GMTI 的配准操作需要在多普勒域进行相位补偿, 因此方位向没有稀疏采样, 只在距离向进行稀疏采样。

具体操作: 对原始信号 S_1 和 S_2 , 在距离向随机抓取采样点, 没有抓取的采样点直接丢弃, 这样存储的原始数据量就会降低。距离向稀疏采样如图 2 所示。

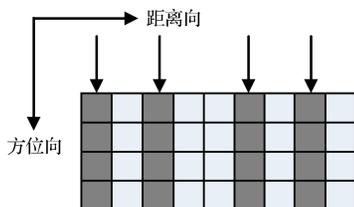


图 2 距离向稀疏采样

记稀疏采样后的信号为 S_{c1} 和 S_{c2} , 则有

$$S_{c1} = S_1 \times \Phi_r, S_{c2} = S_2 \times \Phi_r \quad (10)$$

式中: Φ_r 为随机抓取矩阵, 两个通道的随机抓取矩阵一样。

4.2 构建联合稀疏模型

首先对稀疏采样信号 S_{c1} 和 S_{c2} 进行配准, 即变换到多普勒域进行相位补偿(对实测数据进行处理时, 还应有通道均衡操作, 这里暂不考虑)。用 FFT_a 表示方位向傅里叶变换, 根据第 3 章中的分析, 记相位补偿后的信号为:

$$\begin{cases} S_{d1}(\tau, f_\eta) = FFT_a(S_{c1}) \exp\{j2\pi f_\eta d/(4v_a)\} \\ S_{d2}(\tau, f_\eta) = FFT_a(S_{c2}) \exp\{-j2\pi f_\eta d/(4v_a)\} \end{cases} \quad (11)$$

假设原始信号 S_1 和 S_2 经过相位补偿后的信号为 S_{d1} 和 S_{d2} , 易得到:

$$S_{c1} = S_{d1} \times \Phi_r, S_{c2} = S_{d2} \times \Phi_r \quad (12)$$

S_{d1} 和 S_{d2} 变成了 2.2 节中分布式压缩感知模型中的信号 x_i , S_{c1} 和 S_{c2} 是观测信号。根据 2.2 节中的模型, 需要找到基矩阵 Ψ_i , 使得 S_{d1} 和 S_{d2} 在对应基矩阵下的系数有公共部分和不同部分。但是 S_{d1} 和 S_{d2} 是二维信号, 且存在方位向和距离向的耦合, 很难找到这样的基矩阵, 文献[16]提出了一种针对单通道 SAR 信号使用成像算子代替基矩阵的解决方案, 本文将扩展到双通道信号中。目前主流的 SAR 成像算法, 如 RD 算法、CS 算法、 wK 算法, 都可以当作一个线性的成像算子 T , 记:

$$G_1 = T(S_{d1}), G_2 = T(S_{d2}) \quad (13)$$

式中: G_1 和 G_2 表示两个通道经过配准后所成的复图像, 它们含有公共部分和不同部分, 分别对应静止目标点和动目标点。由于线性算子 T 代替了基矩阵, 所以要求它是可逆的。这里选择 CS 成像算法作为线性算子 T , 因为 CS 成像算法只有傅里叶变换、傅里叶逆变换和点乘相位操作, 它们的逆操作都很好实现。这时有:

$$S_{d1} = T^{-1}(G_1), S_{d2} = T^{-1}(G_2) \quad (14)$$

注意由于 S_{d1} 和 S_{d2} 已经是变换到多普勒域, 所以 CS 成像算子 T 中第一步操作方位向 FFT 需要略去。

联合式(12)和(14), 可以得到:

$$S_{c1} = T^{-1}(G_1) \times \Phi_r, S_{c2} = T^{-1}(G_2) \times \Phi_r \quad (15)$$

由于 T 是线性算子, 故 T^{-1} 也是线性算子, 于是有:

$$S_{c1} - S_{c2} = T^{-1}(G_1 - G_2) \times \Phi_r \quad (16)$$

联合式(15)和(16), 有:

$$[S_{c1} \ S_{c1} - S_{c2}] = [T^{-1}(G_1) \ T^{-1}(G_1 - G_2)] \times \begin{bmatrix} \Phi_r & 0 \\ 0 & \Phi_r \end{bmatrix} \quad (17)$$

作如下定义:

$$S_c := [S_{c1} \ S_{c1} - S_{c2}] \ G := [G_1 \ G_1 - G_2]$$

$$T_R^{-1}(G) := [T^{-1}(G_1) \ T^{-1}(G_1 - G_2)]$$

$$\Phi_R := \begin{bmatrix} \Phi_r & 0 \\ 0 & \Phi_r \end{bmatrix} \quad (18)$$

则有:

$$S_c = T_R^{-1}(G) \times \Phi_R \quad (19)$$

这就是最终要构建的联合稀疏模型。与式(1)或式(5)对比, S_c 就相当于对数据进行压缩的观测量; T_R^{-1} 是可逆的线性算子, 相当于基矩阵; Φ_R 相当于观测矩阵; G 是待重构的量, 包含整个场景图像 G_1 和对消静止目标后的图像 $G_1 - G_2$ 。 $G_1 - G_2$ 中基本只含有动目标, 且动目标点比较少, 其在距离向是聚焦的, 所以 $G_1 - G_2$ 在距离向是稀疏的, 于是 G 在距离向也是稀疏的, 如果场景 G_1 本身就是稀疏的, 则 G 在距离向的稀疏性更强。

4.3 重构算法的选择

得到了式(19)中的联合稀疏模型, 下面就是选择重构算法通过 S_c 重构出 G 。由于实际信号采集过程中不可避免存在噪声, 于是式(19)可扩展为:

$$S_c = T_R^{-1}(G) \times \Phi_R + e \quad (20)$$

式中: e 表示噪声。假设 G 的稀疏度为 k , 则重构 G 就是求解下面的最优问题:

$$\min_G \| S_c - T_R^{-1}(G) \times \Phi_R \|_2^2, \| G \|_0 \leq k \quad (21)$$

由于上式中用线性算子代替了感知矩阵, 很多重构算法如匹配追踪(MP)、正交匹配追踪(OMP)等算法均无法使用。本文选择了 IHT(Iterative hard thresholding)^[14] 算法来求解。

IHT 算法本来是为了解决如下问题而提出的:

$$\min_x \| y - \Phi x \|_2^2, \| x \|_0 \leq k \quad (22)$$

式中: y 是观测量, Φ 为感知矩阵, x 为原始信号, 其稀疏度为 k , IHT 具体求解 x 的流程如下:

- 1) 初始化: $x_0 = 0, for i = 0 to I_{max}$;
- 2) 按梯度步进: $d_{i+1} = x_i + \Phi^H(y - \Phi x_i)$;
- 3) 阈值收缩: $x_{i+1} = H_k(d_{i+1})$ 。

式中: $H_k(d_{i+1})$ 算子进行如下阈值判断: 对 d_{i+1} 所有元素取绝对值, 从大到小排列, 找出第 k 个最大值, 将 d_{i+1} 的每个元素的绝对值与这个值进行对比, 如果小于它, 则变为 0, 如果大于它, 则不变。

上述算法中 Φ 是一个矩阵, Φ^H 为其共轭转置矩阵, 如果 Φ 为一个线性算子, 则 Φ^H 就是其伴随算子, 可以证明 T_R^{-1} 的伴随算子就是 $T_R^{[16]}$, 于是对 IHT 算法进行如下修改以求解式(21):

- 1) $G_0 = 0, for i = 0 to I_{max}$;
- 2) $D_{i+1} = G_i + T_R((S_c - T_R^{-1}(G) \times \Phi_R) \times \Phi_R^T)$;
- 3) $G_{i+1} = H_k(D_{i+1})$ 。

$H_k(D_{i+1})$ 阈值收缩中的 k 值设定: 假设 G 的元素个数为 N , 取 $k = N/q$, 通过仿真分析, q 取 2~5 之间效果较好, 可根据观测场景的稀疏度适当调整。

用上述方法重构出 G , 同时也就得到 G_1 和 $G_1 - G_2$, 前者是整个场景的图像, 后者是静止目标对消后只剩动目标的图像, 通过一定的阈值判断就可以检测出动目标。

整个 DCS 方案的流程如图 3 所示。

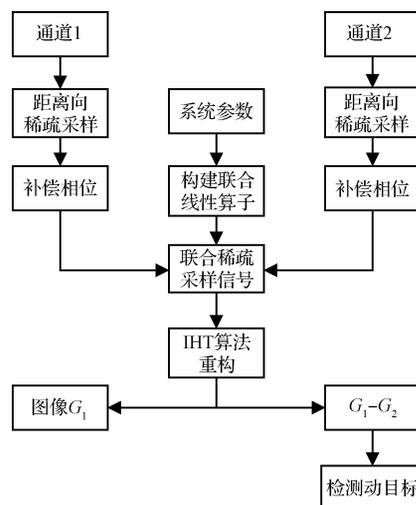


图 3 基于分布式压缩感知的双通道 SAR GMTI

5 仿真与实测结果

5.1 仿真实验

对稀疏的点目标场景进行双通道 SAR GMTI 仿真。采用的仿真参数如表 1 所示, 动目标参数如表 2 所示。表 2 中距离向、方位向位置以场景中心点为参考。

表 1 仿真参数

| 参数名称 | 数值 | 参数名称 | 数值 |
|----------------------------|-----|------------|-----|
| 景中心斜距/km | 20 | 调频信号带宽/MHz | 50 |
| 雷达速度(m · s ⁻¹) | 150 | 距离采样率/MHz | 60 |
| 方位采样率/Hz | 100 | 载波频率/GHz | 5.3 |
| 波束斜视角/(°) | 3.5 | 相位中心间距/m | 2 |

表 2 运动目标参数

| 目标序号 | 距离向位置/s | 方位向位置/s | 距离向速度(m · s ⁻¹) | 方位向速度(m · s ⁻¹) |
|------|---------|---------|-----------------------------|-----------------------------|
| 1 | 0 | 0 | 2.3 | 5 |
| 2 | 100 | 0 | 0.5 | 0 |

仿真结果如图 4(横向: 距离向, 纵向: 方位向) 所示。正方形外围的 8 个点为静止目标, 中间两点为动目标。图 4(a) 为原始数据所成通道 1 图像, 图 4(c) 为原始数据 DPCA 方法得到的动目标图像。图 4(b) 和 4(d) 为数据压缩 50% 后重构出来的通道 1 图像和动目标图像。直观上观测, DCS 方法得到的通道 1 图像、动目标图像和原始数据所成通道 1 图像、原始数据 DPCA 方法得到的动目标图像几乎无差别。

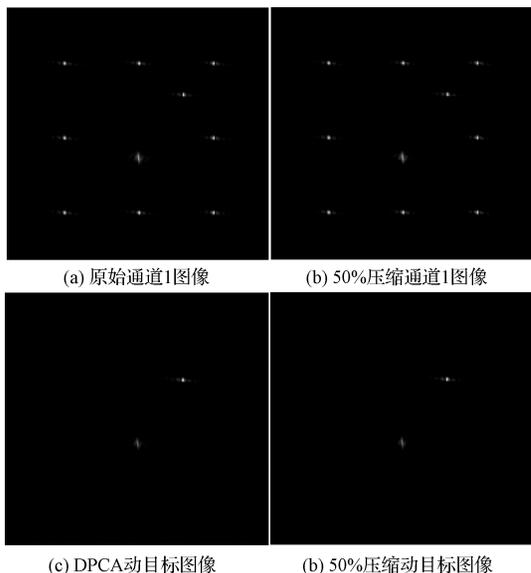


图4 点目标场景仿真

抽取图4(c)和4(d)中间动目标点所在的距离列,画出其幅度按方位向的分布,如图5所示,对比两种方法得到的动目标信杂噪比 SCNR(动目标功率与静止杂波残留功率、噪声功率之和的比值)。可以看出,DCS方法把噪声都滤掉了,降低了噪声的功率;两条曲线的主峰基本重合,说明DCS方法很好地保留了动目标的信息,所以DCS方法比DPCA方法得到的信杂噪比更高。

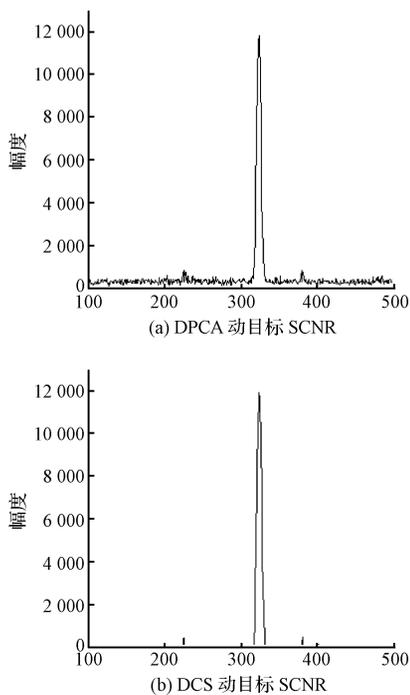


图5 点目标场景信杂噪比分析

5.2 实测数据处理

本文也对实测数据进行了处理,数据来自于中国科学院电子学所航天微波遥感系统部,为机载双通道条带SAR数据。场景选择的是公路和运动车辆,该场景是不稀疏的,雷达的参数如表3所示。数据压缩到70%后的处理结果如图6所示。

表3 仿真参数

| 参数名称 | 数值 | 参数名称 | 数值 |
|--------------------------|-------|------------|-------|
| 景中心斜距/km | 15.5 | 调频信号带宽/MHz | 210 |
| 雷达速度($m \cdot s^{-1}$) | 138.7 | 距离采样率/MHz | 26 |
| 方位采样率/KHz | 1.8 | 载波频率/GHz | 5.4 |
| 波束斜视角($^{\circ}$) | -0.93 | 相位中心间距/m | 0.312 |

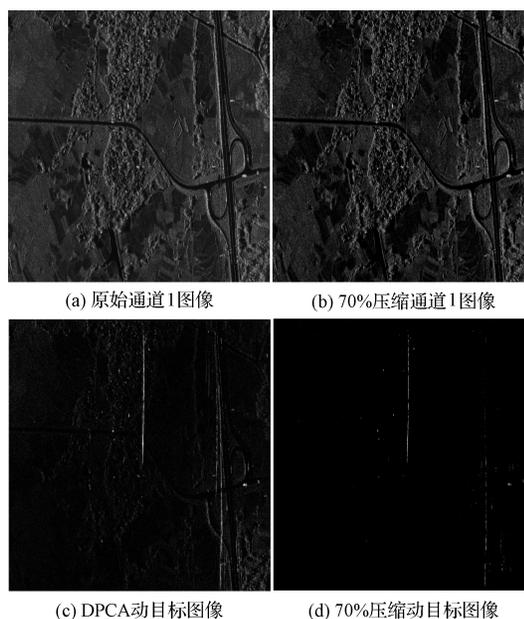
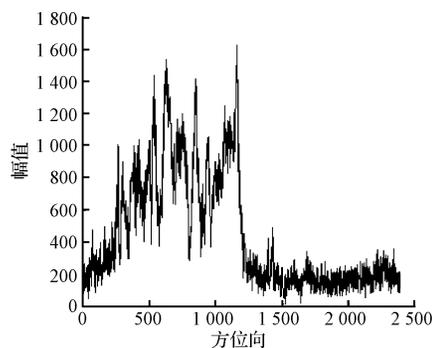


图6 实测数据处理结果

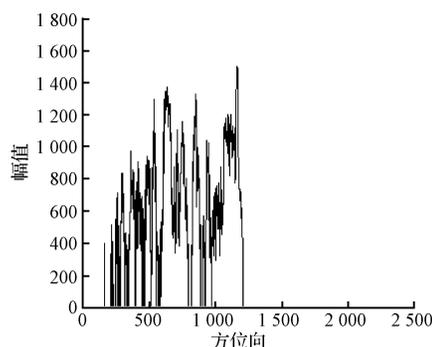
通过表3的数据可以计算出原始SAR数据距离向的过采样率为 $266/210=1.27$,数据压缩率为70%, $1.27 \times 0.7=0.89$,可见压缩后的数据已经相当于欠采样了,按照通常的方法是不能成像的,但是通过观测图6(a)和(b)可知,DCS方法得到的通道1图像效果和原始图像差别很小。同时对比观察图6(c)和(d),可以看出DPCA方法所得的动目标图像中静止目标对消后的残留信息还是比较明显的,而DCS方法的动目标图像中残留信息较少。

按照前面仿真实验时分析信杂噪比的方法,观察图6(c)和6(d)中间动目标所在距离单元的平均幅度分布,结果如图7(a)和7(b)所示。

图7中,由于场景中动目标的方位向速度比较大,成像时方位向严重散焦,所以动目标占据的方位向单元比较多(大概在300~1200像素位置)。对比两条曲线可以看出,这些位置上的幅度分布基本一样,说明分布式压缩感



(a) DPCA 动目标 SCNR



(b) DCS 动目标 SCNR

图7 实测数据信杂噪比分析

知(DCS)方法很好地重构了动目标信息,而把幅值较低的静止目标信息和噪声略掉了,这样就提高了信杂噪比,动目标看起来也更加明显(从图6(c)和6(d)中也可看出)。这与压缩感知理论是相符的,因为压缩感知重构的时候是尽量恢复原始信号中较大值的点,剩下较小值的点则置为零,重构出来的必须是一个稀疏信号。在本次的实测数据中,由于场景的不稀疏性,静止目标残留信息分布比较平均,和噪声混在一起被认为是那些较小值的点,所以被置为零。

实测数据的处理证实了在场景不稀疏的情况下,本文提出的分布式压缩感知方案依然可以达到70%的压缩比而不影响甚至是提高了动目标检测性能,同时根据点目标仿真实验,在稀疏场景下压缩率大概能达到50%。

6 结论

针对双通道 SAR GMTI 数据量过大的问题,本文提出一种基于分布式压缩感知的数据压缩方案。该方案是根据场景中动目标的稀疏性以及整个场景的稀疏性,使用距离向稀疏采样后的 SAR 数据来重构出整个场景和动目标图像,仿真实验和实测数据的处理都表明了该方案能有效地降低数据量,对比传统的 DPCA 方法,其动目标的信杂噪比也有所提高。更进一步,该方案也可扩展到更多通道的 SAR GMTI 中。

参考文献

[1] 郑明洁. 合成孔径雷达动目标检测和成像研究[D].

北京:中国科学院电子学研究所,2003.

- [2] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans. inform. theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [3] LIU Z, LI G, ZHANG H, et al. SAR imaging of dominant scatterers using cascading StOMP[C]. 2011 IEEE CIE International Conference on Radar (Radar), 2011:1676-1679.
- [4] KELLY S I, DU C, RILLING G, et al. Advanced image formation and processing of partial synthetic aperture radar data[J]. Iet Signal Processing, 2012, 6(6):511-520.
- [5] PENG X, YU Z, LI C S. Compressive sensing SAR range compression with chirp scaling principle[J]. Sciece China Information Sciences, 2012, 55(10):2292-2300.
- [6] 王康,叶伟,劳国超,等. 一种基于压缩感知的宽带 SAR 信号侦察方法[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(4):40-43.
- [7] 史洪印,赵欣悦. 基于 CS 的 SAR 旋转微动目标检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6):1342-1349.
- [8] BARON D, DUARTE M F, WAKIN M B, et al. Distributed compressive sensing[C]. IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2009:2886-2889.
- [9] 周颖,尹艳鹏,雷蕊,等. 基于光场的联合稀疏分布式压缩感知[J]. 电子测量技术, 2015, 38(6):108-112.
- [10] 王伟伟,廖桂生,朱圣棋. 基于压缩感知的双通道 SAR 地面运动目标检测方法研究[J]. 电子与信息学报, 2012(3):587-593.
- [11] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 53(12):4655-4666.
- [12] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[C]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007,1(4):586-597.
- [13] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm with application to wavelet-based image deblurring[C]. IEEE International Conference on Acoustics, 2009:693-696.
- [14] BLUMENSATH T, DAVIES M E. Iterative hard thresholding for compressed sensing[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2009, 27(3):265-274.
- [15] LIN Y G, ZHANG B C, HAI J, et al. Multi-channel SAR imaging based on distributed compressive sensing[J]. Sciece China Information Sciences, 2012, 55(2):245-259.

(下转第33页)