

基于压缩感知和 LBG 算法的 SAR 数据压缩与重构方法

朱 丰 张 群 段艳丽 顾福飞 孙凤莲 邓冬虎
(空军工程大学电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

摘 要: 针对如何大幅压缩 SAR 海量数据并获得有效的重构结果以完成 SAR 场景目标的高分辨成像问题, 本文提出利用压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 和 Linde-Buzo-Gray (LBG) 算法共同完成。对于 SAR 基带回波信号, 首先依据 CS 理论构造随机高斯噪声观测矩阵进行降维处理, 然后, 利用 LBG 算法对 CS 压缩后的数据再进行压缩编码以达到进一步大幅压缩的目的。对于数据重构问题, 同样分为两步: 一是利用 LBG 算法编码的逆过程进行解码恢复, 二是依据 CS 理论利用平滑 LO (smooth LO, SLO) 算法重构原始基带信号。在此基础上, 再利用传统频率变标 (Frequency Scaling, FS) SAR 成像算法进行高分辨成像。仿真结果证明了本文方法的有效性。

关键词: 合成孔径雷达数据; 压缩感知; Linde-Buzo-Gray 算法; 频率变标算法; 压缩倍数

中图分类号: TN958 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2012)06-0842-09

SAR Data Compressing and Reconstructing Method Based on Compressed Sensing and LBG Algorithm

ZHU Feng ZHANG Qun DUAN Yan-li GU Fu-fei SUN Feng-lian DENG Dong-hu
(Inst. of Telecommunication Engineering, AFEU, Shaanxi Xi'an 710077, China)

Abstract: Aimed at the issue of how to compress huge SAR data apparently and obtain reconstructed results to complete SAR high resolution imaging for scene target, in this paper, a new approach combined with Compressed Sensing (CS) and Linde-Buzo-Gray (LBG) algorithm together is proposed. For SAR returned signal in based band, firstly, according to CS theory, random Gauss noise matrix is designed as a measurement matrix to put forward data compressing. Secondly, LBG algorithm is employed to compress encode of every sample in order to complete diminishing data furthermore. What's more, data reconstruction process still contains the two ordinal steps. One is decode process which is the inverse encode process of LBG algorithm. The other is that the original signal in based band can be reconstructed by smooth LO (SLO) algorithm according to CS theory. On the basis of that, the traditional Frequency Scaling (FS) algorithm is executed to achieve the final SAR image. The effectiveness of the proposed approach can be validated by simulation results.

Key words: Synthetic aperture radar data; Compressed Sensing; Linde-Buzo-Gray algorithm; Frequency Scaling algorithm; compressing time

1 引言

合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 作为

一种经典的高分辨微波成像系统, 可以对大场景目标进行观测和成像^[1], 因此, 具有重要的军事和民用意义, 目前, SAR 成像技术已经得到了国内外专家和学者

的广泛关注和研究^[2]。

随着 SAR 技术的不断进步和发展, SAR 成像的分辨率要求越来越高, 以及场景目标的观测测绘带越来越宽, 这都会使 SAR 数据维数越来越大, 这些海量的 SAR 数据会给数字信号处理机的数字化采样、存储和传输等都带来很大的挑战, 因此, 如何有效地压缩与重构 SAR 数据是目前亟需解决的重要问题^[3]。

传统的数据压缩技术主要包括: 标量量化技术、矢量量化技术以及变换域编码技术这三大类^[4], 其中, 标量量化技术包括: BAQ^[5] (Block Adaptive Quantization)、AP (Amplitude Phase)^[6]、BFPQ^[7] (Block Floating Point Quantization)、FBAQ^[8] (Fuzzy BAQ)、ECBAQ (Entropy-Constrained BAQ)^[9]、FBAQ^[10] (Flexible Block Adaptive Quantization) 等; 矢量量化技术包括: VQ^[6] (Vector Quantization)、BA-VQ^[6] (Block Adaptive Vector Quantization)、TCVQ^[5] (Trellis Coded Vector Quantization)、Linde-Buzo-Gray (LBG)^[11] 等; 变换域编码技术包括: FFT-BAQ^[12]、WT (Wavelet Transform Based Compression)^[13] 等。目前的 SAR 数据压缩技术主要也都是围绕着这三类技术而展开的。

标量量化具有技术简单的特点, 但它每次仅孤立地考虑一个样本值, 没有考虑样本值之间的相关性, 因此, 标量量化技术的压缩性能极为有限^[14]。而矢量量化利用了样本之间的相关性, 对样本进行联合量化, 用一个值代替一组值, 降低了误差的同时也提高了压缩率, 因此, 矢量量化技术与标量量化技术相比, 可以更灵活地实现高压缩比^[4]。但是 SAR 原始数据具有很大的动态范围, 直接进行矢量量化, 需要很大的码书, 导致算法的复杂度很高, 因此矢量量化技术难以应用于实际。变换域编码技术是在标量量化技术和矢量量化技术的基础上提出的。该技术在减少 A/D 采样后数据的量化位数的基础上, 再实现 SAR 数据的有效压缩, 因此, 与标量量化技术与矢量量化技术相比, 变换域编码技术得到了更广泛的关注和研究^[15]。

然而, 这三类压缩技术都需要经过基于 Nyquist 定律的数字化采样以后, 才能实现进一步的数据压缩^[16]。因此, 这三类压缩技术均需要遵循 Nyquist 采样定律, 从某种意义上讲, 它们的压缩程度是有限的。那么, 如何能够从其他角度出发, 突破 Nyquist 采样定律, 在传统 SAR 数据压缩技术的基础上, 再进一步大幅压缩 SAR 数据并获得有效的重构结果, 是目前有待探索和研究的重大问题。

压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 是由数学家 D L Donoho 等人于 2006 年提出的一种新的数据压缩与重建理论与算法^[17]。近年来, 它作为一种新的信号获取与压缩重构方法被引入到信号处理领域中来^[18]。与此同时, 它在很多其他领域中的数据压缩与重构方面也都有着广泛的应用前景和发展潜力^[19]。CS 理论指出, 只要信号是可压缩的或在某个变换域是稀疏的, 那么就可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将变换所得高维信号投影到一个低维空间上, 以实现该信号的有效压缩, 然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量的投影中以高概率重构出原信号, 可以证明这样的投影包含了重构信号的足够信息。在该理论框架下, 采样速率不依赖于 Nyquist 定律, 不决定于信号的带宽, 而决定于信息在信号中的结构和内容。这样一来, 基于 CS 理论的数据压缩与重构, 并非必须经过寻常的基于 Nyquist 定律的数字化采样过程, 而是通过模拟-信息采样过程来有效突破传统 Nyquist 定律的束缚。从这个意义上讲, 利用 CS 理论可以在传统基于 Nyquist 定律的 SAR 数据压缩方法的基础上, 进一步压缩 SAR 数据。如果将 CS 理论与传统 SAR 数据压缩方法进行级联, 就可以进一步提高 SAR 数据压缩程度。

基于以上分析, 本文利用 CS 理论和传统 SAR 数据压缩方法来共同研究 SAR 数据的压缩与重构技术, 提出利用 CS 理论和一种典型的矢量量化技术—LBG 算法^[11]来共同完成 SAR 数据的压缩与重构。具体步骤阐述如下: 对于 SAR 场景目标的基带回波信号, 首先依据 CS 理论, 构造随机高斯噪声观测矩阵^[20]进行降维观测处理, 以达到 SAR 数据大幅压缩的目的, 然后, 利用 LBG 算法对 CS 压缩后的数据再进行压缩编码以完成 SAR 数据的进一步压缩。在 SAR 数据的重构方面, 首先利用 LBG 算法编码的逆过程进行解码恢复, 然后, 依据 CS 理论利用平滑 L0 (smooth L0, SL0) 算法^[21]来重构原始基带信号。在此基础上, 再利用传统的频率变标 (Frequency Scaling, FS) SAR 成像算法进行高分辨成像^[1]。仿真结果证明了本文方法的有效性。

2 已有理论和方法

2.1 压缩感知理论

对于一个有限长的一维信号 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$, 假设其在某规范正交基 $\Psi = \{\psi_l\}$ 上是 K 稀疏的 ($K \ll N$), 即

$$\mathbf{x} = \sum_{l=0}^{N-1} \theta_l \boldsymbol{\psi}_l = \sum_{l'=0}^{K-1} \theta_{l'} \boldsymbol{\psi}_{l'} \quad (1)$$

其中 θ_l 为投影系数。上式可以写为矩阵形式

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\theta} \quad (2)$$

其中 $\boldsymbol{\theta}$ 为 $N \times 1$ 维的列向量, $\boldsymbol{\theta}$ 中共有 K 个不为零的元素, $\boldsymbol{\Psi}$ 称为稀疏变换矩阵。

CS 理论指出,当信号 \mathbf{x} 稀疏或在某组正交基或紧框架 $\boldsymbol{\Psi}$ 上稀疏时,可用一个与 $\boldsymbol{\Psi}$ 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ ($M < N$) 对 \mathbf{x} 进行线性变换,得到观测集合 \mathbf{y} , 即

$$\mathbf{y}^{M \times 1} = \boldsymbol{\Phi}^{M \times N} \mathbf{x}^{N \times 1} = \boldsymbol{\Phi}^{M \times N} \boldsymbol{\Psi}^{N \times N} \boldsymbol{\theta}^{N \times 1} \quad (3)$$

显然观测集合 \mathbf{y} 的元素个数远小于 \mathbf{x} 的元素个数,从而实现了信号的压缩采样。

定义压缩倍数为

$$\eta = \frac{N}{M} \quad (4)$$

从观测集合 \mathbf{y} 重构信号 \mathbf{x} 实际上是一个求解欠定方程组的问题,可将其转化为 l_0 范数下的最优化问题

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_0, \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\theta} \quad (5)$$

为了保证 \mathbf{x} 可以被高概率精确重构, $\boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi}$ 必须满足有限等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP), 即要保证 $\boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi}$ 不会将两个不同的 K 稀疏信号映射到同一个采样集中。 l_0 最小范数下的最优化问题可化简为一个线性规划问题,求解该问题的算法有很多种。本文采用了折衷的 SLO 算法来完成原始信号的重构。

基于 CS 理论的信号压缩采样与重构过程如图 1 所示。

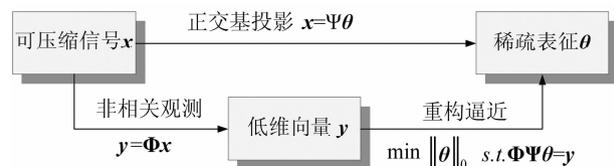


图1 压缩采样与重构过程框图

Fig. 1 The chart of compressive sampling and reconstruction processing

2.2 LBG 算法

LBG 算法是一种迭代算法,通过不断地迭代来确定最终的编码码书。具体步骤如下,

Step(1): 给定初始码书 $C^{(0)} = \{\nu_0^{(0)}, \nu_1^{(0)}, \dots, \nu_{M'-1}^{(0)}\}$, 其中 $\nu_i, i=0, 1, \dots, M'-1$ 为码书矢量, M' 为码书矢量维数。令迭代次数 $n'=0$, 平均失真 $D^{(-1)} \rightarrow \infty$, 给定相对误差门限 $\varepsilon \in (0, 1)$ 。

Step(2): 用码书 $C^{(n')}$ 中的各码字作为质心, 根据最佳划分原则, 即最近邻原则, 把 N' 维训练矢量集 X 划分为 M' 个胞腔 $R^{(n')} = \{R_0^{(n')}, R_1^{(n')}, \dots, R_{M'-1}^{(n')}\}$, 其中 $R_i^{(n')}$ 满足

$$R_i^{(n')} = \left\{ z \mid d(z, \nu_i^{(n')}) = \min_{0 \leq j \leq M'-1} d(u_i, \nu_j^{(n')}), z \in X \right\} \quad (6)$$

Step(3): 计算平均失真

$$D^{(n')} = \frac{1}{N'} \sum_{i=0}^{N'-1} \min_{0 \leq j \leq M'-1} d(u_i, \nu_j^{(n')}) \quad (7)$$

判断相对误差是否满足

$$\frac{D^{(n'-1)} - D^{(n')}}{D^{(n'-1)}} \leq \varepsilon \quad (8)$$

若满足, 则停止算法, 码书 $C^{(n')}$ 就是所求的码书; 否则, 转 Step(4)。

Step(4): 根据最佳码书条件, 计算各胞腔的质心, 即

$$\nu_i^{(n'+1)} = \frac{1}{\|R_i^{(n')}\|} \sum_{\nu \in R_i^{(n')}} \nu \quad (9)$$

由这 M' 个新质心 $\nu_i^{(n'+1)}, i=0, 1, \dots, M'-1$ 形成的新码书 $C^{(n'+1)}$, 令 $n'=n'+1$, 转 Step(2)。

依据上述分析, LBG 算法的流程图如图 2 所示。

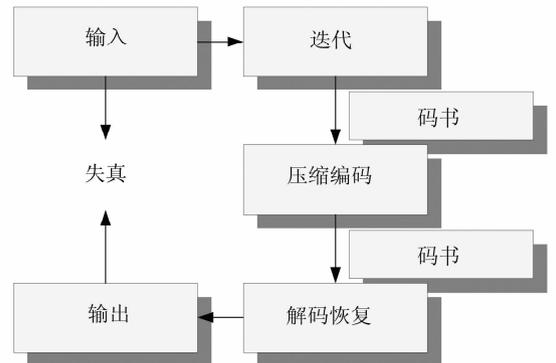


图2 LBG 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of LBG algorithm

LBG 算法的压缩倍数可以通过如下公式计算

$$\eta' = \frac{l \cdot B}{\log_2(N')} \quad (10)$$

其中, l 为码字长度, B 为每个采样数据的量化比特数, 对于 SAR 数据, 通常取 $B=8$ 。

3 本文方法

作为一种经典的矢量量化压缩技术-LBG 算法, 它的主要意义体现在将数字化采样后的 SAR 数据进行编码的过程中, 有效地优化设计矢量量化器以得到最佳划分和最佳码书, 从而实现 SAR 数据的压缩编码。 LBG 算法能够有效实施的前提条件依然是 Nyquist 采样定律, 必须在模拟信号进行基于 Nyquist 定律的数字

化采样后才能进行。然而,CS 理论可以突破 Nyquist 定律的数字化采样过程,可在 LBG 算法压缩 SAR 数据的基础上,进一步进行 SAR 数据压缩,以进一步提高 SAR 数据压缩倍数。因此,本文提出将 CS 理论与 LBG 算法进行级联,来进一步完成 SAR 数据的压缩与重构,具体实施步骤如下:

假设 SAR 发射线性调频(chirp)信号进行场景目标的观测和成像。发射信号可以写为

$$f(\hat{t}) = \text{rect}\left[\frac{\hat{t}}{T_p}\right] \cdot \exp\left(j2\pi\left(f_c \hat{t} + \frac{1}{2}\gamma \hat{t}^2\right)\right) \quad (11)$$

其中 f_c 是 SAR 载波频率, T_p 是 chirp 信号脉宽, γ 是 chirp 信号调频斜率, \hat{t} 表示快时间上的自变量。 $\text{rect}[\cdot]$ 表示矩形窗函数,

$$\text{rect}[\hat{t}] = \begin{cases} 1, & -\frac{T_p}{2} \leq \hat{t} \leq \frac{T_p}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

则 SAR 接收到的基带回波信号可以写为^[1]

$$s(\Delta K_R, X_a) = \{A(\Delta K_R, X_a) \cdot \exp[-j\Delta K_R R_\Delta]\} \otimes \exp\left[-j\frac{\Delta K_R^2}{2b}\right] \quad (13)$$

其中, \otimes 表示卷积积分运算, R_Δ 是散射点与参考点之间的距离,

$$A(\Delta K_R, X_a) = \sigma \cdot \text{rect}\left[\frac{X_a}{L}\right] \cdot \text{rect}\left[\frac{2\Delta K_R}{bcT_p}\right] \quad (14)$$

式中,

$$\Delta K_R = \frac{4\pi\gamma}{c} \hat{t} \quad (15)$$

$$X_a = V \cdot t_m \quad (16)$$

$$b = 8\pi\gamma/c^2 \quad (17)$$

其中, c 是电磁波传播速度, L 是合成孔径长度, V 是 SAR 平台的运动速度, t_m 表示慢时间上的自变量。

下面进行 SAR 数据压缩:

首先是基于 CS 理论的 SAR 数据压缩。假设 SAR 所接收到的基带回波信号在 T_p 时间内依据 Nyquist 采样定律可获得 N 个采样值。依据 CS 理论,构造 $M \times N$ 维的随机高斯噪声矩阵 Φ 作为降维观测矩阵来进行压缩处理,其中,随机高斯噪声矩阵 Φ 中的每个元素均服从 $\mathbb{N}(0,1)$ 分布。这样,可进行如下观测处理

$$y = \Phi \cdot s(\Delta K_R, X_a) \quad (18)$$

该观测处理过程可如图 3 所示。从图 3 中可以看出,通过利用随机高斯噪声矩阵 Φ 对基带回波信号 s 进行观测可以获得观测结果 y , y 的维数已经明显小于 s 的

维数,达到了对基带回波信号 s 进行压缩的目的。

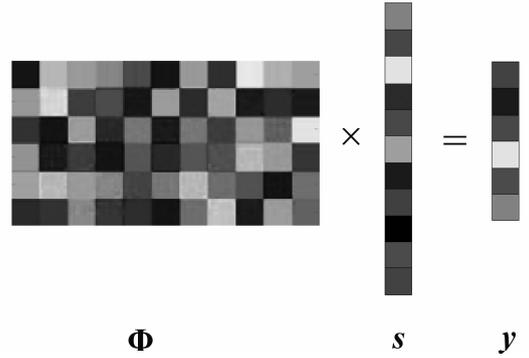


图 3 随机高斯噪声矩阵观测示意图

Fig. 3 Sketch of measurement by using random Gauss noise matrix

其次,依照第 3 节中所论述的 LBG 算法再进行压缩编码以达到进一步压缩的目的,

$$G = LBG[y] \quad (19)$$

到此,完成了 CS 理论和 LBG 算法级联的压缩过程,即经历了 CS 理论中的降维观测和基于 LBG 算法的压缩编码两次压缩过程。

下面进行 SAR 数据恢复与重构:

首先利用 LBG 算法进行解码恢复,

$$\hat{y} = LBG^{-1}[G] \quad (20)$$

再进一步利用 SLO 算法来完成 SAR 基带信号数据的重构。构造 $N \times N$ 维的离散傅立叶(DFT)矩阵 Ψ 作为稀疏变换矩阵来实现 SAR 基带回波信号的稀疏化表征。

$$\Psi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & W_N^1 & W_N^2 & \cdots & W_N^{(N-1)} \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \cdots & W_N^{2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & W_N^{(N-1)} & W_N^{2(N-1)} & \cdots & W_N^{(N-1)^2} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

$$W_N = \exp\left(-j\frac{2\pi}{N}\right)$$

由于高斯噪声矩阵 Φ 与 DFT 矩阵 Ψ 线性无关,因此,他们的乘积 $\Phi\Psi$ 满足 RIP 性质^[22]。这样,可以建立如下数学模型,

$$\hat{S} = \arg\left\{\min \|\Psi^H s(\Delta K_R, X_a)\|_0\right\} \\ \text{s.t. } \hat{y} \approx \Phi s(\Delta K_R, X_a) \quad (22)$$

对重构结果 \hat{S} 做逆傅立叶变换,即可获得 SAR 原始基带信号的重构结果 $\hat{s}(\Delta K_R, X_a)$ 。

在此基础上,进一步利用 FS 算法来获得最终的 SAR 场景目标成像结果。本文方法的具体流程图如图 4 所示。图中,

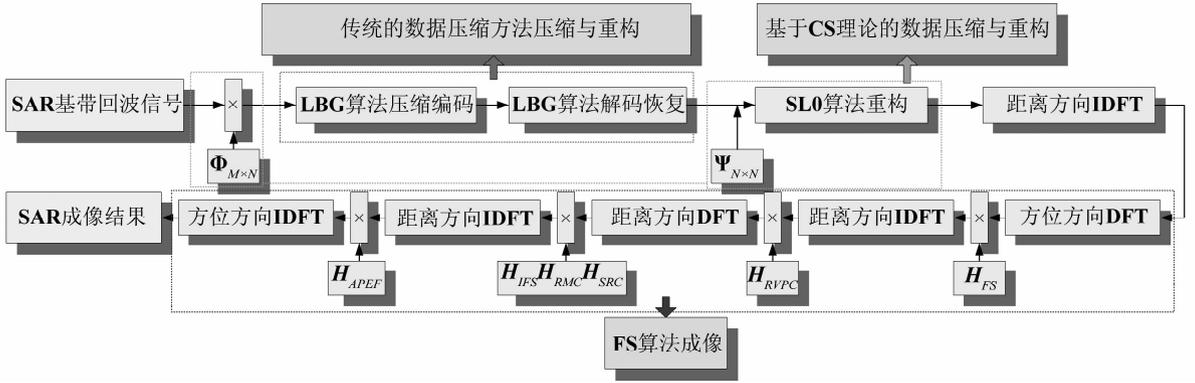


图4 本文方法流程图

Fig. 4 Flow chart of the proposed approach

$$H_{FS}(\Delta K_R, K_X) = \exp \left[j \frac{\Delta K_R^2}{2b} (1 - A_X) \right] \quad (23)$$

$$H_{RVPC}(Y, K_X) = \exp \left[-j \frac{bY^2}{2A_X} \right] \quad (24)$$

$$H_{IFS}(\Delta K_R, K_X) = \exp \left[j \frac{A_X \Delta K_R^2}{2b} (A_X - 1) \right] \quad (25)$$

$$H_{RMC}(\Delta K_R, K_X) = \exp \left[-j (A_X R_{ref} - R_s) \Delta K_R \right] \quad (26)$$

$$H_{SRC}(\Delta K_R, K_X) = \exp \left[-j \frac{R_B K_X^2 \Delta K_R^2}{2K_{Rc}^3 A_X} \right] \exp \left[j \frac{R_B K_X^2 \Delta K_R^3}{2K_{Rc}^4 A_X^2} \right] \quad (27)$$

$$H_{AREF}(K_X; R_B) = \exp(jA_X K_{Rc} R_B) \quad (28)$$

其中, Y 和 K_X 分别表示对 ΔK_R 和 A_X 进行 DFT 后的自变量。 R_B 是一个常数, 表示目标与 SAR 的初始距离, R_s 和 R_{ref} 分别表示当 SAR 平台运动起来后, 散射点和参考点距 SAR 之间的距离, 其他变量如下

$$A_X = \sqrt{1 - \left(\frac{K_X}{K_{Rc}} \right)^2} \quad (29)$$

$$K_{Rc} = \frac{4\pi f_c}{c} \quad (30)$$

4 计算机仿真实验

4.1 数据来源

假设条带模式 SAR 载波频率 10GHz, 发射 chirp 信号带宽为 100MHz, 可获得距离分辨率为 1.5m, 脉宽为 $5\mu s$, 调频率为 2×10^{13} , 发射信号的时频关系可如图 5 所示。 SAR 所观测的场景目标以加拿大星载 RADAR-SAT-2 所观测的海面场景目标为例来模拟产生原始 SAR 回波信号, 假设场景目标与 SAR 之间的距离为 10Km, SAR 平台运动速度 100m/s, 脉冲重复频率为

110Hz, SAR 天线实孔径为 2m, 因此, 可以获得方位分辨率为 1m。 这样, SAR 所接收到的原始基带回波信号可如图 6 所示。

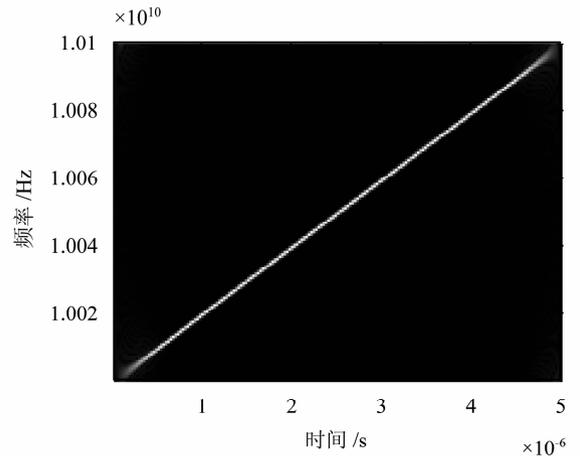


图5 chirp 信号时频关系图

Fig. 5 Sketch of frequency variety as a function of time for chirp signal

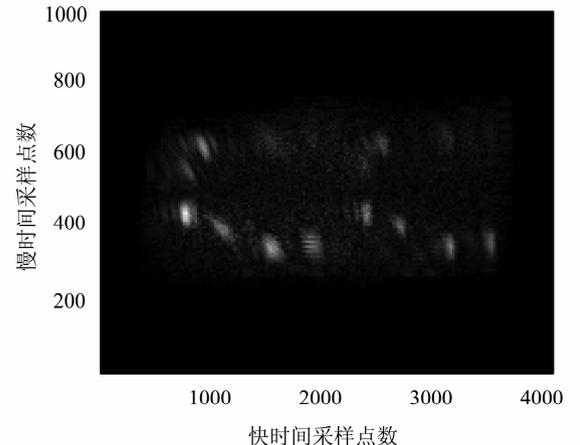


图6 基带回波信号图

Fig. 6 Echoed signal in based band

4.2 评测标准

为了更好地比较 SAR 数据压缩与解压缩结果,可利用数据压缩倍数和解压后信号失真度来衡量。定义解压后的基带信号失真度(单位:dB)如下^[23]:

$$SDNR = 10 \lg \left[\frac{MS}{\sigma_s^2} \right] \quad (31)$$

其中, MS 为解压后的基带信号与原信号之间的均方误差,定义为

$$MS = \frac{1}{I \times J} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} (s - \hat{s})^2 \quad (32)$$

σ_s^2 为原信号的功率,定义为

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{I \times J} \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} (s)^2 \quad (33)$$

其中, I 和 J 分别表示原信号矩阵的行数和列数。

通常情况下,数据压缩倍数越大,解压后信号失真度 dB 数为正数,且数值越大,数据压缩与解压缩效果越好。

在此基础上,为了更进一步比较成像结果,可利用重构结果与原始图像之间的均方误差(MSE)以及峰值信噪比(PSNR)(单位:dB)来衡量^[24],分别定义如下

$$MSE = \frac{1}{P \times Q} \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{q=0}^{Q-1} [\sigma(p, q) - \hat{\sigma}(p, q)]^2 \quad (34)$$

其中, $\sigma(p, q)$ 、 $\hat{\sigma}(p, q)$ 分别表示 $P \times Q$ 维原图像和 $P \times Q$ 维重构图像的像素值。

$$PSNR = -10 \lg \left[\frac{255^2}{MSE} \right] \quad (35)$$

通常情况下,均方误差值越小,峰值信噪比值越大,重构图像的质量越好。

4.3 实验结果

下面针对三种情况展开相关的验证。(1)只利用 LBG 算法对 SAR 数据进行压缩编码和解码恢复,其中压缩倍数为 6.4,码字长度取为 8;(2)只利用基于 CS 理论的数据压缩与重构方法,其中压缩倍数分别为 4 和 8;(3)利用本文方法,即综合利用基于 CS 理论的数据压缩与重构方法和 LBG 算法,其中 LBG 算法压缩倍数为 6.4,码字长度取为 8,CS 理论压缩倍数分别为 4 和 8。

由于 SAR 数据通常为两通道的数据,因此,我们将每个 SAR 数据分为实部、虚部以及取模值后的数据来分别计算解压后的信号失真度。通过计算,可以得到不同压缩比下解压后信号失真度比较的结果,如表 1 所示。

表 1 不同压缩比下解压后信号失真度比较

Tab. 1 Comparison of distortion of decompression signal at different compressing time

	LBG $\eta'=6.4$	CS 理论 $\eta=4$	CS 理论 $\eta=8$	LBG 算法和 CS 理论 $\eta'=6.4 \eta=4$	LBG 算法和 CS 理论 $\eta'=6.4 \eta=8$
实部 SDNR	1.5435dB	0.0360dB	0.0253dB	6.8895×10^{-6} dB	5.2181×10^{-6} dB
虚部 SDNR	1.5811dB	0.0349dB	0.0243dB	6.6906×10^{-6} dB	5.0122×10^{-6} dB
取模值 SDNR	1.5622dB	0.0354dB	0.0248dB	6.7908×10^{-6} dB	5.1160×10^{-6} dB

进一步利用本文方法获得的成像结果如图 7 所示,其中,图 7(a)所示为利用传统 FS 算法对无任何压缩的 SAR 数据直接进行成像的结果,图 7(b)对应于第一种情况。图 7(c)、(d)对应于第二种情况。图 7(e)、(f)对应于第三种情况。表 2 所示即为不同压缩比条件下的成像结果比较,其中均以图 7(a)为基准。

4.4 实验结果分析

从表 1 所示结果中可以看出,综合利用 CS 理论和 LBG 算法对 SAR 数据进行压缩与解压缩的结果与单独利用 LBG 算法或者单独利用 CS 理论所获得的结果相比,解压后信号失真度会有一定程度的下降,但下降的并不特别明显。

分析图 7 和表 2 中所示的结果可以看出,图 7(e)的成像结果与图 7(b)、图 7(c)的成像结果相当;图 7

(f)的成像结果与图 7(b)、图 7(d)的成像结果相当,而且,这些结果中都可以有效地判别出海面场景中不同的 7 只舰船目标。这说明,利用 CS 理论可以在传统的 LBG 算法压缩 SAR 数据的基础上,进一步大幅压缩 SAR 数据,同时获得有效的重构结果,进而获得高质量的 SAR 场景目标像。进一步分析可以看出,基于 CS 理论的 SAR 数据压缩方法与传统 LBG 算法在压缩倍数上基本构成乘积的关系,即在利用传统 LBG 算法将 SAR 数据压缩 6.4 倍的基础上,利用 CS 理论可以将 SAR 数据再进一步压缩 8 倍,综合两类算法,可以将 SAR 数据压缩大约 50 倍,这对于 SAR 场景目标的海量数据存储、处理和传输等具有重要的意义。

以上这些实验结果可以充分地证明本文方法的有效性。

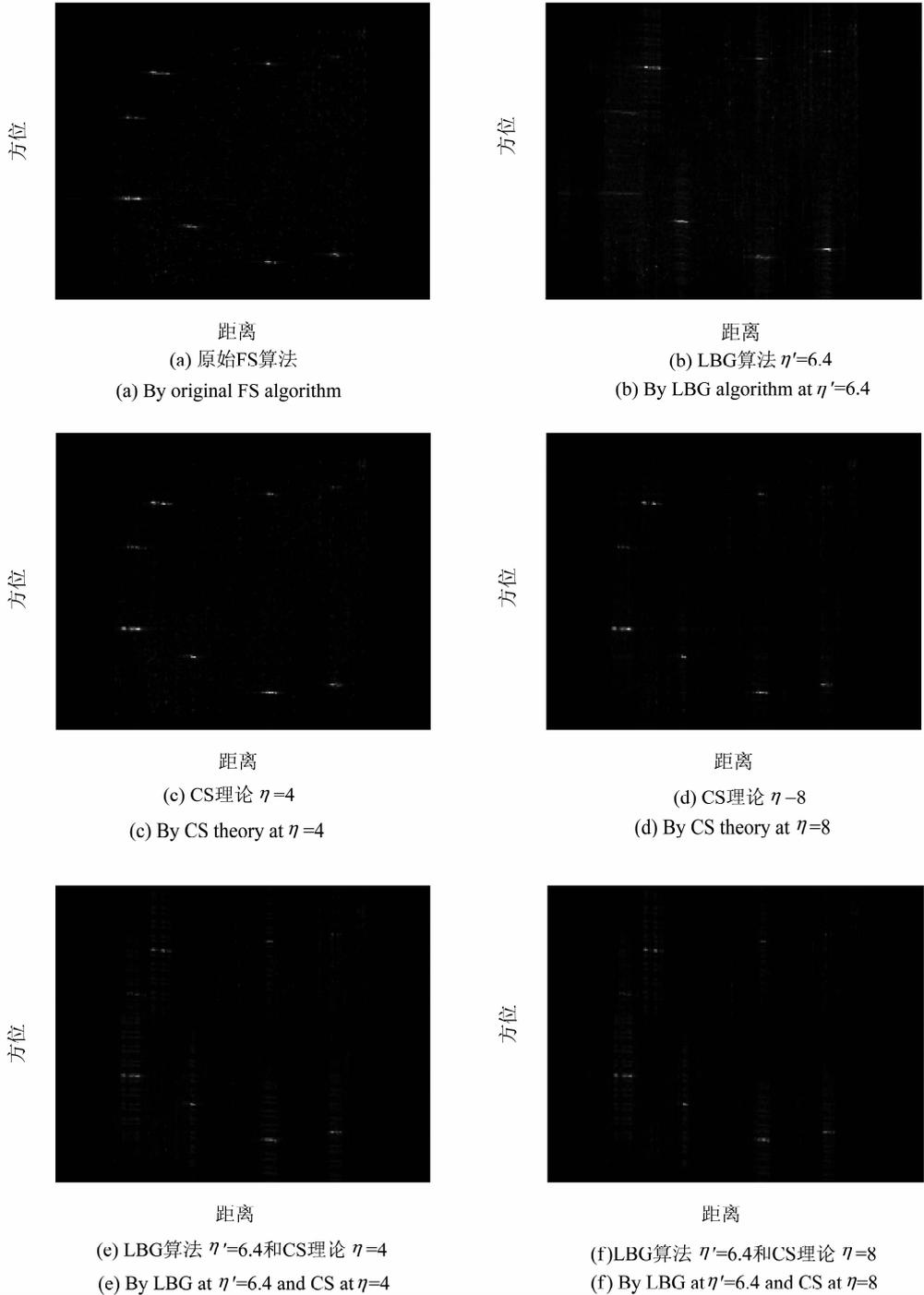


图7 不同处理方式下 SAR 场景目标成像结果图

Fig. 7 Imaging results of SAR scene target by different processing

表2 不同压缩比下重构结果比较

Tab. 2 Comparison of reconstructed results at different compressing time

	图7(b)	图7(c)	图7(d)	图7(e)	图7(f)
MSE	2.1554×10^8	1.4819×10^8	1.6767×10^8	2.5511×10^8	2.6552×10^8
PSNR	31.0221dB	32.6492dB	32.1129dB	30.2901dB	30.1164dB

5 结论

压缩感知是目前国内外学术界研究的热点问题,它可以为数据的压缩与重构提供新的思路和方法。本文针对传统 SAR 数据压缩方法对 SAR 数据压缩能力

有限的问题,将CS理论引入进来,综合利用CS理论和传统LBG算法共同来完成SAR数据的压缩与重构,在此基础上,再利用经典的FS算法进行高分辨SAR成像。依据这个思想,本文给出了详细的处理步骤和流程。仿真实验结果表明,本文方法可以在传统LBG算法压缩SAR数据的基础上,再进一步大幅压缩SAR数据,且传统LBG算法和CS理论这两类压缩技术对SAR数据的压缩倍数基本上构成乘积关系,可将SAR数据压缩大约50倍,并获得有效的重构结果和高分辨SAR场景目标像。本文的研究工作可为SAR场景目标海量数据的进一步大幅压缩与有效重构提供一个新思路 and 途径。

参考文献

- [1] 保铮,邢孟道,王彤. 雷达成像技术[M]. 电子工业出版社,2006.
Bao Z., M. D. Xing, T. Wang, Radar Imaging Technique [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006. (in Chinese)
- [2] A. S. Khwaja, J. W. Ma. Applications of Compressed Sensing for SAR Moving-target velocity estimation and image compression [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(8):2848-2860.
- [3] 赵宇鹏. 合成孔径雷达原始数据实用压缩算法研究[D]. 中国科学院研究生院硕士学位论文,北京,2003年6月.
Zhao Y. P.. Research on practical compressing algorithm for SAR saw data [D]. Graduate University of Chinese Academy of Sciences Master Thesis, Beijing, June, 2003. (in Chinese)
- [4] 祈海明,禹卫东,陈曦. SAR饱和原始数据分段线性映射压缩算法[J]. 中国科学F辑, 2009, 39(6):628-634.
Qi H. M., W. D. Yu, X. Chen, Block linear mapping compressing algorithm for SAR saturated saw data [J]. Science in Chinese, 2009, 39(6):628-634. (in Chinese)
- [5] Kwok R, Johnson W T. Block adaptive quantization of Magellan SAR data [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1989, 27(4):375-383.
- [6] Navneet A, Venugopalan K. Analysis of complex SAR raw data compression [C]. Progress in Electromagnetic Research Symposium, Cambridge, USA, 2008:155-160.
- [7] Rolando L, Bryan L H, et al. The SIR-C/X-SAR synthetic aperture radar system [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1995, 33(4):829-839.
- [8] Boustani A E, Branham K, Kinsner W. A review of current raw SAR data compression [C]. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Canada: Toronto, 2001:925-930.
- [9] Benz U, Strodl K, Moreria A. A comparison of several algorithms for SAR raw data compression [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 1994, 33(5):1266-1276.
- [10] Kuduvalli G, Dutkiewicz M, Cumming I. Synthetic aperture radar signal data compression using block adaptive quantization [C]. GSFC Space Earth Science Data Compression Conference, Goddard Space Flight Center, USA, 1994:43-58.
- [11] W. H. Equitz. A new vector quantization cluster algorithm [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989, 37(10):1568-1575.
- [12] Fischer J, Benz U, Moreira A. Efficient SAR raw data compression in frequency domain [C]. Proceedings IGA-RSS' 99 Germany: Hamburg, 1999:2261-2263.
- [13] Tammana G A, Zheng Y F. Wavelet packet and TCQ coding for SAR raw data compression [J]. Journal of Wavelet Theory and Applications, 2007, 1(1):97-114.
- [14] 关振红,朱兆达,朱岱寅. SAR原始数据压缩算法比较[J]. 军事通信技术, 2005, 26(增刊):58-62.
Guan Z. H., Z. D. Zhu, D. Y. Zhu. Comparison of several algorithm for SAR raw data compression [J]. Journal of Military Communications Technology, 2005, 26(Supp.):58-62. (in Chinese)
- [15] 宋鸿梅,王岩飞,潘志刚. 基于FFT-BAQ的SAR原始数据压缩新算法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(1):2613-2617.
Song H. M., Y. F. Wang, Z. G. Pan. Improved FFT-based algorithm for SAR raw data compression [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(1):2613-2617. (in Chinese)
- [16] 曾尚春. SAR数据压缩算法研究[D]. 南京航空航天大学博士学位论文,南京,2007年4月.
Zeng S. C.. Study on SAR data compression algorithm [D]. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Doctor Thesis, Nanjing, April, 2007. (in Chinese)
- [17] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [18] Yoon Y S, Amin M G. Compressed sensing technique for high-resolution radar imaging [J]. Proceedings of SPIE, 2008, 6968(1A):1-10.
- [19] 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 G. M. , D. H. Liu, D. H. Gao, et al. Advances in theory and application of Compressed Sensing [J]. ACTA ELECTRONICA SINICA, 2009, 37(5):1070-1081. (in Chinese)
- [20] 朱丰, 雷强, 李宏伟, 等. 强地杂波下基于压缩感知的稀疏子脉冲高分辨雷达成像方法[J]. 信号处理, 2011, 27(7):997-1003.
- Zhu F. , Q. Lei, H. W. Li, et al. High resolution radar imaging method based on Compressed Sensing in strong ground clutter with sparse Sub-pulses [J]. Signal Processing, 2011, 27(7):997-1003. (in Chinese)
- [21] H. Mohimani, M. Babaie-Zadeh, C. Jutten. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l0norm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1):289-301.
- [22] E. Candes, T. Tao. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12):5406-5425.
- [23] 杨云志. SAR 数据压缩技术基本模型及其实现研究[D]. 电子科技大学博士学位论文, 成都, 2006年1月. Yang Y. Z. . SAR data compression technology basis model and realization researching [D]. University of Electronic Science and Technology of China Doctor Thesis, Chengdu, January, 2006. (in Chinese)
- [24] 聂剑萍, 吴乐南. 基于 DCT 的 SAR 图像实时压缩[J]. 南昌大学学报, 工科版, 2005, 27(1):68-71.
- Nie J. P. , L. N. Wu. The DCT-based compression of SAR images in real-time [J]. Journal of Nanchang University

(Engineering & Technology), 2005, 27(1):68-71. (in Chinese)

作者简介



朱丰(1983-),男,北京市人。空军工程大学电讯工程学院博士研究生,2009年3月毕业于空军工程大学运筹学与控制论专业,获理学硕士学位。研究方向为雷达信号与信息处理,压缩感知理论与算法。E-mail:zhufeng83@gmail.com

张群(1964-),男,陕西合阳人。空军工程大学电讯工程学院教授,博士生导师,主要从事雷达信号与信息处理、雷达成像等方面的研究工作。E-mail:zhangqunnus@gmail.com

段艳丽(1963-),女,陕西人。空军工程大学电讯工程学院副教授,硕士生导师,主要从事雷达信号与信息处理方面的研究工作。E-mail:duanyanlixu@yahoo.com.cn

顾福飞(1987-),男,江苏淮安人,博士研究生,2011年12月毕业于空军工程大学通信与信息系统专业,获工学硕士学位。研究方向为压缩感知理论与雷达成像。E-mail:gffpan@126.com

孙凤莲(1988-),女,山东昌邑人,硕士研究生。研究方向为雷达成像,E-mail:sunfenglian22@163.com

邓冬虎(1986-),男,河南新安人,博士研究生,2011年12月毕业于空军工程大学通信与信息系统专业,获工学硕士学位。研究方向为雷达成像与目标识别。E-mail:dengdonghu@163.com