

文章编号: 2095-4980(2015)06-0930-07

基于训练字典优化测量矩阵的 SAR 图像压缩算法

吕高焕¹, 吕文涛²

(1.鲁东大学 信息与电气工程学院, 山东 烟台 264025; 2.浙江理工大学 信息学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 为压缩复数合成孔径雷达(SAR)图像, 基于压缩感知理论, 设计了基于训练字典优化测量矩阵。该方法可增强测量矩阵的列之间的不相关性, 有效地降低测量矩阵列向量间的互相干性, 提高重构结果的精确度。基于优化后的测量矩阵, 可以获得更好的复数 SAR 图像压缩结果。通过真实场景的复数 SAR 图像实验, 验证了该算法的有效性。

关键词: 复数合成孔径雷达图像; 压缩感知; 测量矩阵

中图分类号: TN958.2

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201506.0930

A SAR image compression algorithm based on optimization measurement matrix

LV Gaohuan¹, LV Wentao²

(1.School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai Shandong 264025, China;

2.College of Informatics and Electronics, Zhejiang SCI-Tech University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: An optimized measurement matrix is designed to compress complex-valued Synthetic Aperture Radar(SAR) images based on Compressive Sensing(CS). The proposed measurement matrix can enhance the incoherence between columns and mitigate the mutual coherence of the measurement matrix effectively giving rise to improvement in the accuracy of reconstruction result. Based on the optimized measurement matrix, a better compression result can be obtained for the complex SAR image. The effectiveness of the proposed method is validated by using the real field data.

Key words: complex Synthetic Aperture Radar image; Compressed Sensing; measurement matrix

合成孔径雷达(SAR)是一种高分辨力的微波成像雷达, 它不受时间和天气的限制, 能够全天候、全天时地对地物目标进行成像^[1]。SAR 图像数据量成几何级数迅速增长, 给存储和传输带来了很大的压力, 使得 SAR 图像数据高速传输成为制约 SAR 遥感技术应用的瓶颈。目前, 国际上很多学者在对如何解决 SAR 图像的存储和传输问题进行研究, 其中通过数据压缩, 在尽可能保持图像质量的情况下, 得到尽可能高的压缩比的算法一直是研究的热点。近年来, 关于 SAR 图像压缩的研究在国际上不断增多, 许多针对 SAR 图像设计的压缩技术也相继出现, 依据虚部、实部处理方式不同, 现有的复数 SAR 图像压缩算法可大致分为 3 类: 实虚部独立压缩、实虚部一起压缩以及幅值和相位独立压缩。第 1 类算法对复数图像的实部和虚部独立压缩, 如基于实数小波变换的方法等, 其缺点在于无法有效保持相位信息; 第 2 类算法主要是基于快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)的方法或复数小波变换的方法, 对虚实部同时进行压缩处理, 可以获得较好的相位保持; 第 3 类将幅值和相位分开处理, 通常幅值采用基于小波或小波包变换的压缩算法, 可以获得较高的压缩比, 而相位近似均匀分布且相关性较低, 目前还没有较好的处理方式。

压缩感知(CS)是由数学家 Donoho 等人于 2006 年提出的一种新的数据压缩与重建理论和方法^[2-3]。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。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测量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 定理, 不取决于信号的带宽, 而取决于信息在信号中的结构和内容。

收稿日期: 2015-07-10; 修回日期: 2015-09-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61471185); 浙江省自然科学基金资助项目(No.LY16F010018); 鲁东大学人才引进基金资助项目(No.LY2014031)

基于CS理论的数据压缩与重构,并非必须经过基于Nyquist率的数字化采样过程,而是通过模拟-信息采样过程来有效突破传统Nyquist定理的束缚。从这个意义上讲,利用CS理论可以在传统基于Nyquist定理的SAR数据压缩方法的基础上,进一步压缩SAR数据。Mohit Kalra等提出一种将小波变换和矢量量化相结合的压缩感知的图像压缩算法,通过小波变换对图像进行稀疏表示,为了更好地进行观测,在对小波系数进行重排后,运用矢量量化对系数进行观测^[4]。

目前除了运用小波基对图像进行稀疏表示之外,还有通过原子构造字典的方法来实现压缩感知算法。基于过完备字典的图像稀疏表示是一种新的图像表示理论,利用过完备字典的冗余性可以有效地捕捉图像的各种结构特征,从而实现图像的有效表示。基于字典优化算法,因为没有充分考虑测量矩阵列向量的互不相干性,这些算法优化方案的有效性受到很大局限。根据压缩感知理论,为了获取较好的重建结果,需要测量矩阵的列向量之间有较好的非相干性。Elad首先从重构结果的均衡性角度提出了测量矩阵的优化方法,取得了较好的重构结果^[5]。考虑到与重构性能直接相关的测量矩阵能使得稀疏矩阵或冗余字典任意两列的相关性尽可能小,基于此,Duarte和Sapiro提出了由给定训练字典来对测量矩阵进行优化^[6]。这些优化方法一定程度上提高了重构的结果,但这些方法大都基于Gaussian随机矩阵,因为Gaussian随机矩阵列向量间具有统计意义上的正交性,使得这些方法的有效性在很多条件下受到限制。为了改善测量矩阵的性能,Hadamard矩阵和Zelnik-Manor矩阵^[7]也作为测量矩阵被用来对信号进行重构,获取了较好的重构结果。但这些方法都没有很好地对测量矩阵的列向量的相干性进行优化,在复杂数据条件下,图像的重构效果不理想^[8-9]。

本文从互相干性的角度出发,深入研究了测量矩阵的优化问题,提出了一种新的基于训练字典优化的测量矩阵改进方案,使得优化后的测量矩阵的列向量间有更好的非相关性,以获取更精确的重构结果。本文将优化的测量矩阵应用于复数SAR图像压缩,通过基于真实复数SAR场景数据实验,证明了算法的有效性和鲁棒性。

1 压缩感知理论

设 x 是一个有限长的离散时间信号,并且能够被基矩阵 Ψ 线性表示,即:

$$x = \sum_{i=1}^n \Psi_i s_i = \Psi s \quad (1)$$

式中: s 是一个 $n \times 1$ 的系数矩阵,且 $s_i = \langle x, \Psi_i \rangle$ 。如果式(1)中系数矩阵 s 中只有 $k(k < n)$ 个非零元素,则称 s 为信号 x 的 k 稀疏表示。在压缩感知理论中,并不是直接对信号 x 进行测量,而是通过非相关测量将信号 x 投影到维数更低的测量矩阵 $\Phi_{m \times n}$ 上去,即

$$y_{m \times 1} = \Phi_{m \times n} x_{n \times 1} \quad (2)$$

式中: y 是一个 $m \times 1$ 的矩阵,且 $m < n$ 。如果从 y 来重建 x ,由于 y 的维数 m 小于 x 的维数 n ,故式(2)是欠定方程,有无穷多组解,不能够重建原始信号 x 。但如果原始信号 x 是 k 稀疏的,即可以将其表示成式(1)那样,将式(1)代入式(2)将得到

$$y_{m \times 1} = \Psi_{m \times n} x_{n \times 1} = \Phi_{m \times n} \Psi_{n \times n} s_{n \times 1} = \Theta_{m \times n} s_{n \times 1} \quad (3)$$

式中: Θ 为 $m \times n$ 的矩阵,称为感知矩阵。稀疏 s 可通过求解式(3)的逆问题得到。因此,对原始信号 x 的重建,转化为在 l_0 范数下求解式(3)的最优化问题:

$$\hat{s} = \arg \min \|s\|_{l_0}, \quad s.t. \quad y = \Theta s \quad (4)$$

在求得信号 x 的稀疏系数矩阵 s 后,可以进一步由稀疏基矩阵 Ψ 通过式(1)重建信号 x ,即

$$\hat{x} = \Psi \hat{s} \quad (5)$$

式中 \hat{x} 表示重建信号。最优化问题式(4)的求解是一个NP-hard问题,很难直接对其求解。理论证明在感知矩阵 Θ 满足受限等距特性的条件下,可以将最优化问题式(4)的求解转化为 $l_p(0 < p < 2)$ 范数下的最优化问题:

$$\hat{s} = \arg \min \|s\|_{l_p}, \quad s.t. \quad y = \Theta s \quad (6)$$

式中受限等距特性要求矩阵 Θ 对于任意具有严格 k 稀疏的矩阵 s 都能保证不等式成立:

$$1 - \delta_k \leq \frac{\|\Theta s\|_{l_2}^2}{\|s\|_{l_2}^2} \leq 1 + \delta_k \quad (7)$$

式中 δ_k 是常数且 $\delta_k \in (0, 1)$ 。

最小 l_2 范数法和匹配追踪系列算法常用来对信号进行重建。最小 l_2 范数法的思想是将最优化问题式(4)中的 l_0 范数转化为 l_2 范数进行求解,即

$$\hat{s} = \arg \min \|s\|_{l_2} \quad s.t. \quad y = \Theta s \quad (8)$$

上述问题的求解可以转化为一个线性规划(Linear Programming, LP)问题, 通过基追踪算法(Basis Pursuit, BP)进行求解。

2 基于训练字典优化测量矩阵的复数 SAR 图像压缩算法

给定一个测量矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $m < n$, 其对应的列之间的互相干可以表示为:

$$\mu\{A\} = \frac{\max |a_i^T a_j|}{\|a_i\| \cdot \|a_j\|}, \quad 1 \leq i, j \leq n, i \neq j \quad (9)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示 2 范数; a_i 表示矩阵 A 的第 i 列。因此, A 的互相干值即是其不同列之间的内积的最大值。在压缩感知中, $\mu\{A\}$ 值越小, 则表示 A 的列之间的正交性越好, 很明显, 对于重构结果来说, 这是非常有利的。

为了更好地分析测量矩阵 A 的互相干的性能, 考虑 A 的 Gram 矩阵, 即

$$G = A^T A \quad (10)$$

在 G 中, 对每一列归一化, 即 $\|g_i\|=1$, $1 \leq i \leq n$ 。因此, $\mu\{A\}$ 就是 G 中非对角元素的幅值最大值, 即

$$\mu\{A\} = \max |g_{ij}|, \quad 1 \leq i, j \leq n, i \neq j \quad (11)$$

由式(11)可知, $\mu\{A\}$ 越小, 说明测量矩阵 A 的列之间的正交性越好, 相应地, 重构结果也就越好。因此, 算法优化的目标是尽可能地最小化 $\mu\{A\}$ 。

实际上, 对于一个满秩的测量矩阵 A 来说, $\mu\{A\}$ 在理论上有其最小值:

$$\mu\{A\} \geq \sqrt{\frac{p-m}{m(p-1)}} \quad (12)$$

可行的优化策略是使 $\mu\{A\}$ 尽可能地接近这个最小值。记 μ_0 表示这个最小值, 即

$$\mu_0 = \sqrt{\frac{p-m}{m(p-1)}} \quad (13)$$

对于任一 k 稀疏的信号 s , 只要满足下式条件, 信号 s 就能从观测信号 $y = As$ 中恢复出来。

$$k < \frac{1}{2} \left(1 + \frac{1}{\mu\{A\}} \right) \quad (14)$$

但是式(14)并不是很好的信号恢复边界条件, 且不能反映信号的平均恢复性能好坏, 因此 Elad 提出了平均互相干性 $\mu_{av}\{A\}$ 的概念, 实验证明拥有更低 $\mu_{av}\{A\}$ 的测量矩阵对信号的恢复重建效果要优于任一随机矩阵:

$$\mu_{av}\{A\} = \frac{\sum_{\forall (i,j) \in S_t} \bar{g}_{i,j}}{N_t} \quad (15)$$

式中: $S_t = \{(i, j) : \bar{g}_{i,j} \geq t, 0 \leq t < 1\}$; N_t 为 S_t 中元素个数; $\bar{g}_{i,j}$ 表示 Gram 矩阵中每个数据元素的均值。

在 CS 理论中, 与重构性能直接相关的测量矩阵能使得稀疏矩阵或冗余字典任意两列的相关性尽可能小。基于此, Duarte 和 Sapiro 提出了由给定训练字典来对测量矩阵进行优化, 即

$$\min \|A - A\Gamma^T \Gamma A\|_F^2 \quad (16)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 表示范数; A 是冗余字典 Ψ 的奇异值; $\Gamma = \Phi U$, 这里 U 表示 Ψ 的左特征矩阵。

虽然该方法不是全局最优, 但是与 Elad 的方法相比, 信号能获得更好的重构效果且速度获得提高。然而该方法中使 Gram 矩阵尽可能接近单位阵的计算过程并没有明确的物理意义, 事实上, 式(14)中测量矩阵的优化问题可以描述为:

$$\min_{\Phi \in \mathbb{R}^{m \times n}} \|I_l - \Psi^T \Phi^T \Phi \Psi\|_F^2 \quad (17)$$

式中: I_l 为维数为 l 的单位阵; $\mathbb{R}^{m \times n}$ 表示维数为 $m \times n$ 的实数矩阵。与式(15)相比, 式(16)有更清晰的物理意义, 可进一步被描述为:

$$\|I_l - \Psi^T \Phi^T \Phi \Psi\|_F^2 = \sum_{i \neq j} |g_{ij}|^2 + \sum_{k=1}^l |1 - g_{kk}|^2 \quad (18)$$

式中: 右边第 1 项为需优化的与平均互相干性相关的项; 右边第 2 项则表示等效原子 $\{A_k\}$ 与单位阵之间的距离, $\{A_k\}$ 为等效字典 A 中的第 k 列向量。

为了进一步寻求式(16)的最优解, 首先考虑式(16)中一种特殊情况:

$$\min_X \|I_l - X^T X\|_F^2 \tag{19}$$

式中 $\Psi=I_m$, 该式可被视为求解最优等效字典的问题。令 $X \in R^{m \times l}$, 其中 $m < l$ 且 $\text{rank}(X)=m$, 则式(18)的解集为:

$$X_{\text{opt}} = U[I_m \ 0]V^T \tag{20}$$

式中 U 和 V 均为任意适当维数的正交矩阵, 则式(18)最小值为 $l-m$ 。若对式(18)中的 Gram 矩阵进行正交化, 即

$$G(k,k)=1, \forall k \tag{21}$$

$$X_{\text{opt}} = \sqrt{l/m}U[I_m \ 0]V^T \tag{22}$$

此时式(18)的最小值为 $(l-m)^2/m+l-m$ 。

由式(19)可知, 当等效字典 $A=U[I_m \ 0]V^T$, 可使得 $\|I_l - A^T A\|_F$ 达到最小值。一个直观的问题为是否存在 (U, V, X) 使得 $U[I_m \ 0]V^T = X\Psi$, 其中 Ψ 为稀疏矩阵或训练冗余字典, 则 X 即为最优化的训练矩阵。

将 Ψ 进行奇异值分解, 写为: $\Psi = U_d \begin{bmatrix} A_d & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V_d^T$, $A_d = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k, \dots, \lambda_{\bar{N}})$, $m \leq \bar{N}$, 则可得 X 最优解为:

$$X_{\text{opt}} = U[I_m \ 0] \begin{bmatrix} V_{11}^T \Gamma_d^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} U_d^T \tag{23}$$

式中 $V_{11} \in R^{\bar{N} \times \bar{N}}$ 为任意适当维数的正交矩阵, 则明显不同的 V_{11} 可得到不同的最优解 X_{opt} 。

定义 $\Omega = V_d \begin{bmatrix} \Gamma_d^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} U_d^T$, $W_0 = V \begin{bmatrix} I_m & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T$, V 为维数为 l 的正交矩阵, 则由式(19)可得 $W_0 = \Psi^T X^T X \Psi$, 若

$$X = U[I_m \ 0]V^T \Omega \tag{24}$$

结合 Ψ 的奇异值分解做相关乘积, 得

$$G = \Psi^T X^T X \Psi = V_d \begin{bmatrix} I_{\bar{N}} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} Q \begin{bmatrix} I_{\bar{N}} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V_d^T \tag{25}$$

式中 $Q = V_d^T V \begin{bmatrix} I_m & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T V_d$, 故

$$W_0 = G \Leftrightarrow Q = \begin{bmatrix} I_{\bar{N}} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} Q \begin{bmatrix} I_{\bar{N}} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{26}$$

式(26)表明 $Q = \begin{bmatrix} Q_{11} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 其中 $Q_{11} \in R^{\bar{N} \times \bar{N}}$, 对 Q_{11} 进行奇异值分解, 即 $Q_{11} = V_{11} \begin{bmatrix} I_m & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V_{11}^T$, 所以只要符合下式

$$Q = \begin{bmatrix} V_{11} & 0 \\ 0 & V_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_m & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{11} & 0 \\ 0 & V_{22} \end{bmatrix}^T \tag{27}$$

则 $W_0 = G$ 。

若在过程中对 Gram 矩阵进行标准化, 则式(22)的最优解为:

$$X_{\text{opt}} = \sqrt{l/m}U[I_m \ 0] \begin{bmatrix} V_{11}^T \Lambda_d^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} U_d^T \tag{28}$$

由于矩阵的互相关性存在最小值 $\mu\{A\}$, 而且为了更好地反应矩阵重构的平均性能, 可采用 ETF(Equiangular Tight Frame)Gram 矩阵对式(16)进行优化

$$\min_{\Phi, G_t \in H_\xi} \|G_t - \Psi^T \Phi^T \Phi \Psi\|_F \tag{29}$$

式中: Ψ 为给定训练字典; G_t 为目标 Gram 矩阵, 它所在的空间为:

$$H_\xi = \{G_t \in R^{l \times l} : G_t = G_t^T, G_t(k,k)=1, \forall k, \max |G_t(i,j)| \leq \xi\} \tag{30}$$

式中 ξ 为控制空间大小的常数, 当 $\xi = \mu\{A\}$ 时, 可得到理想的 ETF Gram 矩阵。

对于给定 Gram 矩阵 G , 正交化后得到 \bar{G} , 则可通过下式得到对应的 ETF Gram 矩阵 G_t :

$$G_t(i,j) = \begin{cases} \bar{G}(i,j), & |\bar{G}(i,j)| \leq \xi \\ 1, & i=j \\ \text{sgn}(\bar{G}(i,j))\xi, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{31}$$

由此，基于压缩感知的复数 SAR 图像压缩的算法流程如图 1 所示。在压缩端，首先以各复数像素的值为权重，计算一组统计正交的随机向量的加权和作为压缩结果。通过 Lloyd-max 算法对采样信号进行量化，经过位平面编码(Bit-Plane Compression, BPC)算法进行编码，再进行传输和存储。在重构过程中，依次完成 BPC 解码和反量化算法操作，再使用所提出的算法对测量矩阵进行优化，并依此进行重构，获取 SAR 重构图像。

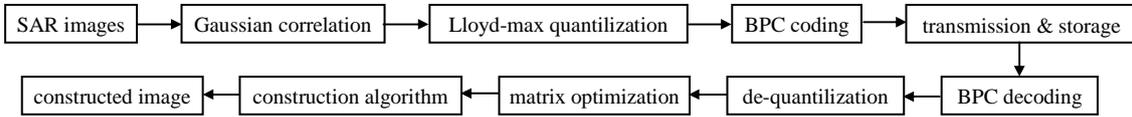


Fig.1 Compression algorithm flowchart of complex-valued SAR images based on CS
图 1 基于压缩感知的 SAR 复数图像压缩算法流程图

3 实验结果分析

使用 3 组真实场景复数 SAR 图像进行实验，这些图像来源于 Sandia 实验室。为了更好地评价所提出算法的性能，也使用其他 3 种优化测量矩阵(包括 Gaussian 矩阵、Hadamard 矩阵、Zelnik-Manor 矩阵)来对同一复数 SAR 图像进行重建，重建结果依次表示为 CS_{opt} , CS_{Gauss} , CS_{had} 和 CS_{Z-M} 。图 2 表示 3 组复数 SAR 图像的原始幅值图。图 3、图 4 和图 5 分别表示原始复数 SAR 图像在不同压缩比(Compression Ratio, CR)条件下，基于不同优化矩阵的重构结果，其中重构算法采用正交匹配追踪法。

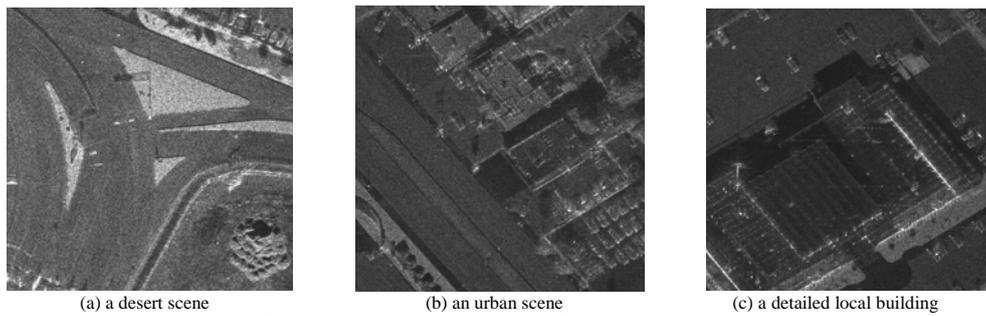


Fig.2 Original complex-valued SAR amplitude images
图 2 原始复数 SAR 图像的幅值图

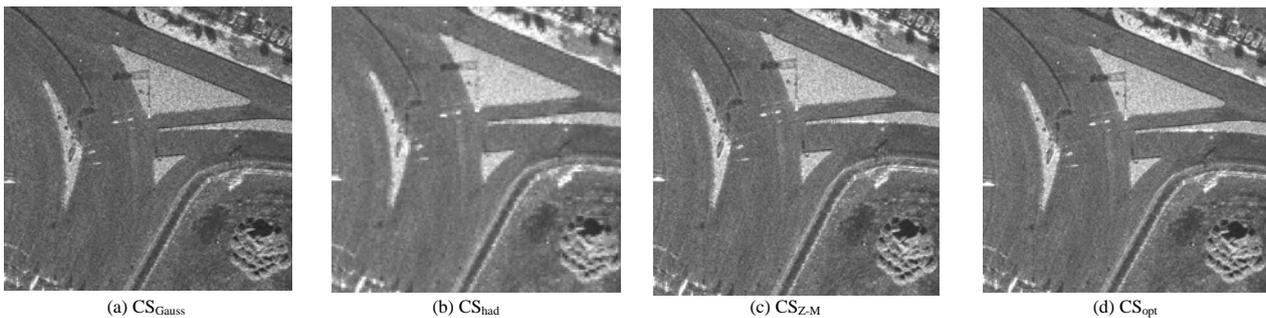


Fig.3 Reconstruction results of the first SAR image for different measurement matrices(CR=16)
图 3 基于不同测量矩阵的复数 SAR 图像 Fig.2(a)的重构结果(CR=16)

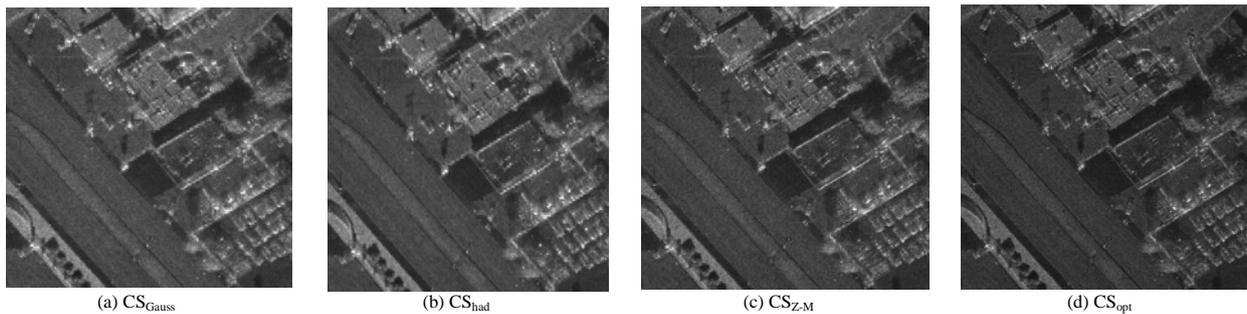


Fig.4 Reconstruction results of the second SAR image for different measurement matrices(CR=16)
图 4 基于不同测量矩阵的复数 SAR 图像 Fig.2(b)的重构结果(CR=16)

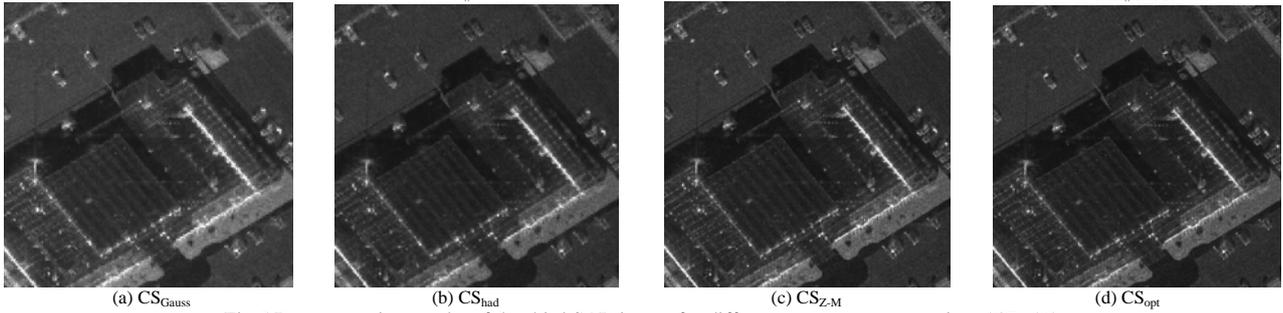


Fig.5 Reconstruction results of the third SAR image for different measurement matrices (CR=16)
图 5 基于不同测量矩阵的复数 SAR 图像 Fig.2(c)的重构结果(CR=16)

为了更好地评价算法的性能,在 4 种不同压缩比条件下,即 4,8,16 和 32,基于 3 种优化测量矩阵对上述 3 组复数 SAR 图像进行重构,依据重构结果,计算峰值信噪比值(Peak Signal-to-Noise Rate, PSNR),见表 1,其中 PSNR 的计算如下:

$$PSNR = 10 \lg \left[\frac{A_{\max}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_O(i, j) - I_C(i, j)]^2} \right] \quad (32)$$

式中: I_O 和 I_C 分别表示原始 SAR 复数图像和对应重建图像; M 和 N 表示图像的幅度大小; A_{\max} 表示图像幅值的最大值,在灰度图中, A_{\max} 取值为 255。

表 1 不同测量矩阵的复数 SAR 图像压缩结果比较(PSNR)

Table1 Compressive results of complex-valued SAR images using different measurement matrices												
measurement matrix	CR=4			CR=8			CR=16			CR=32		
	1(a)	1(b)	1(c)									
CS _{Gauss}	62.560	59.936	62.770	61.033	57.898	57.770	60.030	55.792	56.401	59.347	54.723	55.450
CS _{had}	62.660	60.131	62.820	61.107	58.004	58.010	60.369	56.076	56.468	59.444	54.737	55.540
CS _{Z-M}	62.810	60.537	63.050	61.410	58.243	58.340	60.897	56.379	56.614	59.690	54.890	55.870
CS _{opt}	63.060	60.750	63.210	61.620	58.912	58.780	60.899	56.464	56.830	59.840	55.040	56.010

由图 3、图 4 和图 5 可知,本文所提出的基于训练字典优化测量矩阵的压缩算法,能够获取最好的压缩效果。从表 1 可知,与测量矩阵 CS_{had},CS_{Z-M} 和 CS_{Gauss} 3 种方法相比,本文所提出的方法,可以获取最好的 PSNR 值,这与上述的重构结果也是相对应的。尤其与 CS_{Gauss} 方法相比,本文所提算法在部分 PSNR 指标上能提高 0.5 dB 左右,这也证明了本文所提出的测量矩阵优化方法的有效性。

4 结论

本文提出了一种新的基于训练字典优化的压缩感知模型,并应用于复数 SAR 图像的压缩。在该模型中,基于 ETF Gram 矩阵理论,降低优化后测量矩阵的列向量间的互相干性,从而很好地提高重构结果的精确度。通过基于真实场景的复数 SAR 数据实验,验证了该模型的有效性和鲁棒性。与现有的优化算法相比,所提出算法具有更好的压缩性能。此外在优化模型中,获取测量矩阵的最小互相干值,往往需要较多次的迭代,使得算法的运算效率受到影响。因此,研究更高效的优化算法,将是未来工作的一个重点。

参考文献:

[1] Cumming I G,Wong F H. Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data:Algorithms and Implementation[M]. NewYork: Artech House, 2005.
 [2] Cande E,Romberg J,Tao T. Robust uncertainty principles:exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(2):489-509.
 [3] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(4):1289-1306.
 [4] Mohit Kalra,Ghosh D. Image compression using wavelet based compressed sensing and vector quantization[C]// Proceedings of 2012 IEEE 11th International Conference on Signal Processing(ICSP 2012). Houston,Texas:[s.n.], 2012:640-645.

- [5] 张宏洲,王军锋,郁文贤. 海洋合成孔径雷达图像的一种高效压缩方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2010,8(5):501-504. (ZHANG Hongzhou,WANG Junfeng,YU Wenxian. An efficient compression algorithm for ocean-SAR image[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2010,8(5):501-504.)
- [6] Duarte-Carvajalino J M,Sapiro G. Learning to sense sparse signals:simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009,18(7):1395-1408.
- [7] 王强,李佳,沈毅. 压缩感知中确定性测量矩阵构造算法综述[J]. 电子学报,2013,41(10):2041-2050. (WANG Qiang,LI Jia,SHEN Yi. A survey on deterministic measurement matrix construction algorithms in compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2013,41(10):2041-2050.)
- [8] CHEN S,Donoho D,Saunders M. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1):33-61.
- [9] Mallat S G,ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12):3397-3415.

作者简介:



吕高煊(1977-),男,山东省巨野县人,博士,讲师,主要研究方向为SAR信号处理与地面移动目标识别.email:lvgh@ldu.edu.cn.

吕文涛(1982-),男,河南省固始县人,博士,讲师,主要研究方向为数字图像处理、模式识别等。

(上接第 923 页)

- [9] Cyr N,Tetu M,Breton M. All-optical microwave frequency standard:A proposal[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 1993,42(2):640-649.
- [10] 林敏,李永明,陈弘毅. 一种基于物理模型与遗传算法的平面螺旋电感的优化技术[J]. 半导体学报, 2007,22(7):897-903. (LIN Min,LI Yongming,CHEN Hongyi. An optimization technique for planar spiral inductor based on the inductor's physical model and Genetic Algorithm[J]. Chinese Journal of Semiconductors, 2007,22(7):897-903.)

作者简介:



罗国勇(1990-),男,重庆市人,在读硕士研究生,主要研究方向为电路与系统的分析、设计.email:luoguoyong_pku@163.com.

赵建业(1972-),男,江苏省徐州市人,教授,博士生导师,主要研究方向为特定物理系统的高频电路设计、时频传输。