

文章编号: 1001-0920(2012)11-1669-07

一种新的基于遗传算法的压缩感知重构方法 及其在 SAR 高分辨距离像重构中的应用

朱 丰^{1a,2}, 张 群^{1a}, 柏又青^{1b}, 冯有前^{1b}, 张维强³, 毕 博⁴

(1. 空军工程大学 a. 电讯工程学院, b. 理学院, 西安 710077; 2. 中国人民解放军 93508 部队, 北京 100075; 3. 中国人民解放军 95947 部队, 成都 610081; 4. 空军军训器材研究所, 北京 100195)

摘要: 首先提出一种基于遗传算法的压缩感知重构新方法, 并设计了具体的算法流程. 该方法运用遗传迭代思想, 在稀疏度未知的情况下可准确重构出原始信号, 避免了子空间跟踪问题. 在此基础上, 进一步将所提新方法应用于合成孔径雷达(SAR)高分辨距离像的重构, 同时建立了相关的 SAR 系统模型, 构造了有效的稀疏变换矩阵和观测矩阵. 仿真结果表明了所提出方法的有效性, 同时验证了该方法用于 SAR 高分辨距离像重构是可行的和鲁棒的.

关键词: 压缩感知; 重构方法; 遗传算法; 稀疏度; SAR 高分辨距离像

中图分类号: TP274; O22; TN957

文献标志码: A

A novel reconstruction method based on genetic algorithm in CS theory and its application in SAR HRRP reconstruction

ZHU Feng^{1a,2}, ZHANG Qun^{1a}, BAI You-qing^{1b}, FENG You-qian^{1b}, ZHANG Wei-qiang³, BI Bo⁴

(1a. Institute of Telecommunication Engineering, 1b. Institute of Science, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China; 2. The 93508 Unit of PLA, Beijing 100075, China; 3. The 95947 Unit of PLA, Chengdu 610081, China; 4. Air Force Training Equipment Institute, Beijing 100195, China. Correspondent: ZHU Feng, E-mail: zhufeng83@gmail.com)

Abstract: First of all, a novel reconstruction method in compressed sensing(CS) theory is proposed based on genetic algorithm(GA), and its concrete flow is designed. In the method, the genetically iterative idea is adopted to reconstruct the original signal exactly on the condition that the sparsity degree is unknown, which avoids the subspace pursuit. Furthermore, the proposed reconstruction method is employed in high resolution range profile(HRRP) reconstruction in synthetic aperture radar(SAR) imaging, and related SAR application model is established. In this model, the effective sparsity transform matrix and measurement matrix are designed successfully. The simulation results not only show the effectiveness of the proposed reconstruction method, but also verify that the reconstruction of SAR HRRP by using the proposed method is feasible and robust.

Key words: compressed sensing; reconstruction method; genetic algorithm; sparsity degree; SAR HRRP

1 引言

压缩感知(CS)是近年来出现的一种新颖的数据压缩与重建理论,它给信号的采样方式带来了一次深刻的革命^[1-3].

压缩感知的主要内容包括信号的稀疏变换、观测矩阵设计和信号的重构算法等.本文主要针对信号的重构算法展开研究.重构算法主要包括两类:一类

是贪婪算法,又称匹配跟踪算法(MP)^[4],它是直接求解 l_0 范数最小化问题;另一类是基跟踪算法(BP)^[5],它是把 l_0 范数最小化转化为 l_1 范数最小化并通过线性规划(LP)求解.目前,随着研究工作的不断进行,又出现了一些相关的改进算法,如正交匹配追踪(OMP)^[6],正则化正交匹配追踪法(ROMP)^[7],梯度跟踪算法(GP)^[8]等.然而,上述算法都要求已知信号的稀疏度,给实际应用带来很大不便.文献[9-11]分别

收稿日期: 2011-06-21; 修回日期: 2012-02-27.

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

作者简介: 朱丰(1983-),男,博士生,从事雷达信号处理、运筹学与控制论的研究; 张群(1964-),男,教授,博士生导师,从事雷达信号与信息处理、雷达成像等研究.

研究了在稀疏度未知条件下的不同重构方法,但这些方法的思想仍集中于匹配追踪,需要有效的子空间跟踪和扩充.

本文从另一个角度出发,提出一种基于遗传算法的CS重构方法.该方法利用遗传算法思想^[12],将所求的稀疏重构结果等效为染色体,通过复制、选择和交叉等遗传处理,迭代逼近最优重构结果,获得稀疏结果中各非零元素的位置信息,再利用最小二乘法获得各非零元素的幅度信息,从而完成最终的重构处理.因此,在不需要进行子空间跟踪与扩充下,本文方法同样可在稀疏度未知条件下重构出最终稀疏结果.

进一步,将本文提出的重构方法应用于基于CS理论的合成孔径雷达(SAR)高分辨距离像(HRRP)重构处理,以考察本文方法的应用价值.

目前,基于CS的SAR处理技术已得到初步研究.文献[13]提出了利用CS技术合成SAR高分辨,进一步提高了分辨率.[14]研究了对回波信号稀疏采样后进行匹配滤波的方法,证实了利用CS理论可恢复并合成距离像.[15]研究了在SAR任意冗长频带的条件下,利用CS理论对稀疏子孔径进行拼接处理并成像.在国内,[16]利用压缩感知技术对SAR数据(如舰船目标)进行成像.[17]将压缩感知理论应用于探地雷达三维成像,以较少的数据量实现了目标的高分辨率成像.[18]提出了基于压缩感知的SAR成像中的旁瓣抑制方法,避免了积分旁瓣较高的问题.[19]给出了一种基于CS的聚束随机噪声SAR成像模型.然而,以上这些基于CS的SAR成像技术都是在假设场景稀疏度已知的前提下展开的,对于实际应用还有一定的距离.事实上,由于SAR场景目标的散射点信息是紧密排列的,其HRRP的稀疏度很难估计.若将本文方法应用于SAR的HRRP重构处理,可体现出本文重构方法无需估计稀疏度的优势,同时,也可体现出本文方法的一个很好的应用背景.

基于以上分析,本文将在文献[19]模型的基础上,利用SAR传统的线性调频信号来建模并展开相关研究.仿真结果表明了本文方法的有效性和可行性.

2 压缩感知理论

对于有限长的一维信号 $x \in R^N (N \in \mathbf{N})$, 假设其在某正交基 $\Psi = \{\psi_n\}$ 上是 K 稀疏的 ($1 \leq K < N$, 且 $K \in \mathbf{N}$), 或称稀疏度为 K , 则 x 可表示为

$$x = \sum_{n=0}^{N-1} \theta_n \psi_n = \sum_{k=0}^{K-1} \theta_{n_k} \psi_{n_k}, \quad (1)$$

其中 θ_n 为投影系数. 式(1)可以写成矩阵形式, 即

$$x = \Psi \theta. \quad (2)$$

其中: θ 为 $N \times 1$ 维的列向量, θ 中共有 K 个非零元素;

Ψ 称为稀疏变换矩阵.

压缩感知理论指出, 当信号 x 稀疏或经过稀疏变换 Ψ 后稀疏时, 可用一个与 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵 $\Phi (M \leq N, M \in \mathbf{N})$ 对 x 进行线性变换, 得到观测值 y , 即

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

显然, 观测值 y 的元素个数小于等于 x 的元素个数, 从而实现了信号的压缩采样. 用观测集合 y 重构信号 x 可以通过求解 l_1 范数下的最优化问题来完成, 即

$$\theta = \arg \min \|\theta\|_1, \text{ s.t. } y = \Phi \Psi \theta. \quad (4)$$

文献[20]指出, 为了保证 x 可以被高概率精确重构, $\Phi \Psi$ 必须满足有限等距性质(RIP), 即保证 $\Phi \Psi$ 不会将两个不同的 K 稀疏信号映射到同一个采样集中.

3 基于遗传算法的CS重构新方法

由CS理论可知, 利用已知的观测值 y 来重构稀疏信号 $\hat{\theta}$, 并通过相应的稀疏逆变换可获得最终的原始信号 \hat{x} . 基于遗传算法的CS重构新方法与传统的基于匹配或追踪思想的重构方法思路不同, 它是从目标函数的角度出发, 将最终的稀疏重构结果等效为染色体, 在一定的种群中, 通过复制、选择和交叉等遗传处理, 迭代逼近最优重构结果, 以获得稀疏结果中各非零元素的位置信息; 再利用最小二乘法获得各非零元素的幅度信息, 完成最终的重构处理. 这相当于传统方法的逆过程, 因此, 本文方法可以在稀疏度未知的条件下重构出最终稀疏结果, 并且不需要进行子空间的跟踪与扩充.

3.1 稀疏结果中各非零元素位置信息的确定

3.1.1 设定种群与编码方案

结合CS理论, 将所求的稀疏信号 $\hat{\theta}$ 等效为染色体(即二进制数字字符串)进行种群设定. 假设种群中有 L 条染色体, 每条染色体均含有 N 个基因, 即长度均为 N , 每个基因随机取值为“0”或“1”, 则所产生的种群可表示为 $\hat{\Theta}_{N \times L} = \{\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_L\}$.

3.1.2 复制

在父代产生子代的过程中, 需要给定代沟值GGAP, $GGAP \in (0, 1)$, 使每代种群中个体数 N 乘以 $1 - GGAP$ 个最优个体直接被复制到下一代. 对于其他子代个体, 由选择运算产生.

3.1.3 选择

目标函数值定义为

$$f = \|y - \Phi \Psi^H \hat{\theta}\|_2, \quad (5)$$

其中 $\|\cdot\|_2$ 表示取 2-范数运算, 最终的目标是使目标函数取得最小值, 即求得 $\min\{f\}$.

本文使用线性排序估算适应度 F_i , 即首先对目标函数值进行降序排序. 最小适应度个体置于排序的目标函数值列表的第 1 个位置, 最适应个体置于位置 N_i 上, 其中 N_i 是种群中个体的数量. 每个个体的适应度值根据其在排序种群中的位置 P_o 计算, 即

$$F_i = \min\{f_l\} + (\max\{f_l\} - \min\{f_l\}) \cdot \frac{P_o - 1}{N_i - 1},$$

$$l = 1, 2, \dots, L. \quad (6)$$

3.1.4 交叉

这里使用单点交叉, 是指在个体编码串中以交叉概率随机设置一个交叉点, 然后在该点相互交换两个配对个体的部分染色体. 执行过程如下:

Step 1: 对个体进行两两随机配对;

Step 2: 对于每一对相互配对的个体, 随机设置某一基因座之后的位置记为交叉点;

Step 3: 对于每一对相互配对的个体, 依设定的交叉概率在其交叉点处相互交换两个个体的部分染色体, 从而产生两个新的个体.

3.1.5 变异

这里使用基本位变异, 即对个体编码串中以变异概率、随机指定的某一位基因座上的值进行变异运算, 其具体操作过程如下:

Step 1: 对个体的每一个基因座, 以变异概率指定其为变异点;

Step 2: 对每一个指定的变异点, 对其基因值进行取反运算, 从而产生新一代的个体.

综合上述一系列运算, 通过 MAXGEN 迭代便可收敛到最优染色体, 即为最优解, 其中 MAXGEN 为最大遗传代数. 最优染色体仍由“0”或“1”组成, 其中“1”表示稀疏结果中所存在的非零元素, 其位置信息对应于稀疏结果中非零元素的位置信息.

3.2 稀疏结果中各非零元素幅度信息的确定

在稀疏结果中各非零元素位置信息已经确定的基础上, 进一步利用最小二乘法在各个位置做投影以确定其幅度信息. 假设稀疏结果中在第 q 位置上有一个非零元素, 则该非零元素的幅度为

$$p = \frac{\langle T_q, y \rangle}{\langle T_q, T_q \rangle}. \quad (7)$$

其中: T_q 表示 T 的第 q 列, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积运算, 而

$$T = \Phi \Psi, \quad (8)$$

T 称为恢复矩阵. 通过这样的计算, 便可获得稀疏结果中各非零元素幅度信息.

综合以上两节内容, 可以在稀疏度未知的条件下对最终稀疏结果的重构, 其算法流程如图 1 所示.

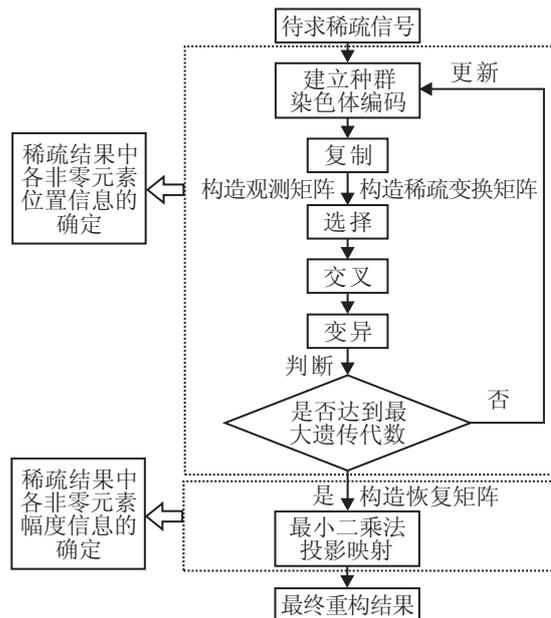


图 1 基于遗传算法的 CS 重构新方法流程

4 CS 重构新方法在 SAR 重构 HRRP 中的应用

利用基于 CS 理论的 SAR 成像方法来获得场景目标的 HRRP 与利用传统的成像处理方法不同, 它是在对原始回波信号进行降维观测后, 利用 CS 理论来重构 HRRP. 基于这个原理, 本文首先构建基于 CS 理论的 SAR 系统基本处理框图, 如图 2 所示.

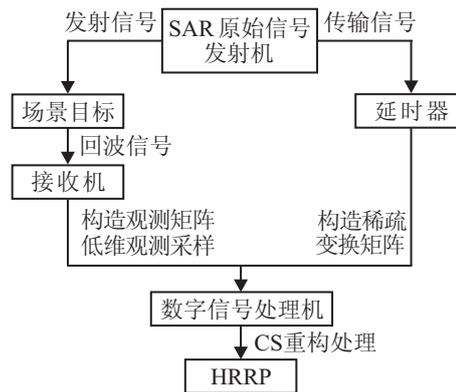


图 2 基于 CS 的 SAR 系统处理框图

SAR 系统发射的 chirp 信号可写为

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \cdot \exp\left(j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}\beta t^2\right)\right). \quad (9)$$

其中

$$\text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) = \begin{cases} 1, & -T_p/2 \leq t \leq T_p/2; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

这里: t 表示快时间, f_c 表示载频, T_p 为脉冲宽度, β 为调频率.

$s(t)$ 的自相关函数满足

$$R_{s(t)}(\tau_1, \tau_2) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t - \tau_1) s^*(t - \tau_2) dt = \begin{cases} 1, & \tau_1 = \tau_2; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

因此, $s(t)$ 的不同延时结果之间是非相关的, 可将其作为式(1)中的基函数 $\{\psi_n\}$ ^[21].

首先, 将宽度为 L_C 的一维场景目标按距离分辨单元进行划分. 依照高分辨雷达成像理论, 每个距离分辨单元大小 Δ_R 由雷达发射信号的带宽决定, 且满足

$$\Delta_R = \frac{c}{2B}. \quad (12)$$

其中: B 为雷达发射信号带宽, c 为光速. 假设一维场景目标中划分出 N 个散射点, 并假设一维场景目标是稀疏的, 稀疏度为 K . 场景目标中每个散射点对应的散射系数为 σ_n , $n = 1, 2, \dots, N$. 其中: 共有 K 个非零元素, 其余元素均为 0. 则可以令 $\{\sigma_n\}$ 为式(2)中的 $N \times 1$ 维的列向量 θ , 即 $\{\sigma_n\} = \theta$.

雷达收到的回波信号可写为

$$s_{\text{return}}(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \sigma_n s\left(t - n\tau - \frac{2R_C}{c}\right) = \sum_{k=0}^{K-1} \sigma_{n_k} s\left(t - n_k\tau - \frac{2R_C}{c}\right), \quad (13)$$

其中 τ 为距离向上一个分辨单元对应的回波延时, 也为基于奈奎斯特定律采样的时间间隔, 可按下式计算:

$$\tau = \frac{\Delta_R}{c} = \frac{1}{2B}. \quad (14)$$

假设依照奈奎斯特定律对原始发射信号 $s(t)$ 和回波信号 $s_{\text{return}}(t)$ 在 $[0, T_p]$ 上进行数字化采样需要采到 M_M 个值, 即 $s(m_m)$ 和 $s_{\text{return}}(m_m)$, $m_m = 1, 2, \dots, M_M$. 这里对 $s(t)$ 进行随机降采样, 即为 $s(m)$ 和 $s_{\text{return}}(m)$, $m = 1, 2, \dots, M$, M 为采样点个数. 则有 $M < M_M$, 于是可得

$$s^H(m) = \Phi' \otimes s^H(t), \quad (15)$$

$$s_{\text{return}}^H(m) = \Phi' \otimes s_{\text{return}}^H(t). \quad (16)$$

其中: “ \otimes ”表示低于奈奎斯特定律的模拟-数字随机降采样处理过程; Φ' 为降维矩阵, 也为随机部分单位阵, 可写为

$$\Phi'_{M \times M_M} = \{\varphi'_{m, m_m}\} = \begin{cases} 1, & m_m = \eta m + 1; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$m = 0, 1, \dots, M, \quad m_m = 1, 2, \dots, M_M. \quad (17)$$

$$\eta = M/M_M, \quad \eta \in \mathbf{Z}. \quad (18)$$

η 为降维比.

进一步, 由于 $s_{\text{return}}(t)$ 在 $s(t)$ 的不同延时结果作

为基函数下可稀疏表示, 则可构造稀疏变换矩阵为

$$\Psi'_{M_M \times N} = \begin{bmatrix} s^H\left(m_m - 0\tau - \frac{2R_C}{c}\right), \\ s^H\left(m_m - 1\tau - \frac{2R_C}{c}\right), \dots, \\ s^H\left(m_m - (N-1)\tau - \frac{2R_C}{c}\right) \end{bmatrix}. \quad (19)$$

下面证明本文所构造的观测矩阵和稀疏变换矩阵在 SAR 场景目标的 HRRP 重构中满足可重构条件, 即 RIP 性质.

证明 文献[22]指出, 若下式成立:

$$2K - 1 \leq \frac{1}{16}\mu^{-1}. \quad (20)$$

其中: K 为第 2 节中所述的稀疏度, μ 为稀疏变换矩阵 $\Psi'_{M_M \times N} = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N\}$ 的相关度. 则同样能以高概率重构原始信号, 即满足 RIP 性质. 定义

$$\mu := \max_{i \neq j, 1 \leq i, j \leq N} |\langle \psi_i, \psi_j \rangle|. \quad (21)$$

文献[23]证明了当高分辨成像雷达发射信号为 chirp 信号时, 利用 chirp 信号的不同延时作为基函数而构造的稀疏变换矩阵中, 有下式成立:

$$\mu \leq \frac{1}{\pi\beta(j\tau - i\tau)}, \quad i \neq j, \quad 1 \leq i, j \leq N, \quad (22)$$

其中

$$\beta = B/T_p. \quad (23)$$

对于一维 SAR 场景目标而言, 有

$$\frac{2\Delta_R}{c} \leq (j\tau - i\tau) \leq \frac{2L_C}{c}. \quad (24)$$

首先, 将式(24)的左边不等号代入(22), 结合(12)和(23), 有

$$\mu \leq T_p/\pi. \quad (25)$$

在 SAR 系统中 T_p 一般取值为 $10^{-7} \sim 10^{-4}$ s, 这样, 在如下的约束下, 可取到有效值:

$$1 \leq K \leq \left\lfloor \frac{1}{2} \left(\frac{1}{16} \frac{\pi}{T_p} + 1 \right) \right\rfloor, \quad K \in \mathbf{N}. \quad (26)$$

因此, 式(20)成立. 式(24)的左边不等号证毕.

仿真实验中, 假设 $T_p = 10^{-6}$ s, 则有 $\mu \leq 3.1831 \times 10^{-7}$. 对于式(20), 有 $1 \leq K \leq 9.8175 \times 10^4$, 且 $K \in \mathbf{N}$. 在这个仿真条件下, K 可取到很多的有效值, 因此, 可以充分看出式(20)成立的有效性.

进一步, 对于式(24)的右边不等号, 其结果是显然的. 这是因为式(24)的右边不等号相当于将 $(j\tau - i\tau)$ 的取值放大了, 即将 μ 的取值缩小了, 进而将式(20)的右边放大了, 所以式(20)显然成立.

综合以上两点, 有效证明了本文所构造的观测矩阵和稀疏变换矩阵在 SAR 场景目标的 HRRP 重构中满足可重构条件, 即 RIP 性质. \square

这样, 依据式(3), 有如下等式成立:

$$\Phi' \otimes s_{\text{return}}^H(t) = s_{\text{return}}^H(m)_{M \times 1} =$$

$$\begin{aligned} \Phi'_{M \times M_M} \Psi'_{M_M \times N} \{\sigma_n\} = \\ \Phi'_{M \times M_M} \Psi'_{M_M \times N} \theta_{N \times 1}. \end{aligned} \quad (27)$$

由式 (4) 可建立最优化模型为

$$\begin{aligned} \{\hat{\sigma}_n\} = \arg \min \|\{\sigma_n\}\|_1, \\ \text{s.t. } s_{\text{return}}^H(m)_{M \times 1} = \Phi'_{M \times M_M} \Psi'_{M_M \times N} \{\sigma_n\}. \end{aligned} \quad (28)$$

进一步, 利用第 3 节中基于遗传算法的 CS 重构新方法求解最优化模型 (28), 以实现 SAR 场景目标 HRRP 的有效重构.

5 计算机仿真

5.1 基于遗传算法的 CS 重构新方法有效性验证

假设原始信号为由 4 个具有不同能量的单频信号叠加而成, 其频率分别为 50 Hz, 100 Hz, 200 Hz 和 400 Hz; 采样频率为 800 Hz, 采样点数为 256 个; 构造稀疏变换矩阵为 256 × 256 维的离散傅里叶变换 (DFT) 矩阵. 图 3 给出了原始信号的时域和频域波形, 可以看出, 其频率的幅度值是不同的.

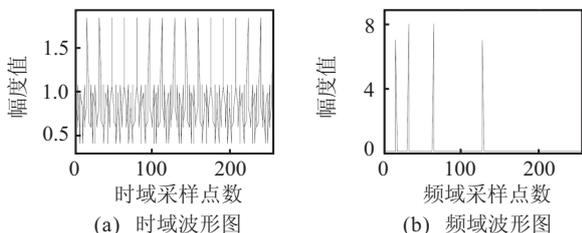


图 3 原始信号波形图

进一步, 构造观测矩阵为 256 × 256 维的随机部分单位阵. 下面利用本文基于遗传算法的 CS 重构新方法重构原始信号. 遗传算法参数设定如下: 种群中个体数为 40, 每个染色体由 256 位二进制数组成, 交叉概率为 0.7, 变异概率为 0.05, 遗传代沟 GGAP = 0.9, 最大遗传代数 MAXGEN = 400. 图 4(a) 为遗传算法的运算迭代曲线, 可以看出, 基于 2-范数运算的目标函数值随迭代次数的增加而逐渐趋于常数值, 以第 MAXGEN = 400 次迭代选取的目标函数值为最终的最小目标函数值, 即 13.0384, 其在种群中对应的染色体为重构结果中各非零元素的位置信息, 如图 4(b) 所示. 比较图 4(b) 与图 3(b) 可以看出, 重构稀疏结果中各非零元素的位置信息是非常准确的. 进一步, 利用最小二乘法来求解稀疏结果中各非零元素的幅度信息, 所得结果如图 4(c) 所示; 再通过 IDFT 变换可得到原始信号的重构结果, 如图 4(d) 所示. 可以看出, 重构结果与原始假设几乎没有差别.

定义重构误差为

$$\varepsilon = \frac{\|\hat{x} - x\|_2}{\|x\|_2}. \quad (29)$$

其中: x 为原始信号, \hat{x} 为重构信号. 图 4(d) 与图 3(a)

之间的重构误差为 1.6306×10^{-14} . 以上仿真结果验证了本文 CS 重构新方法的有效性.

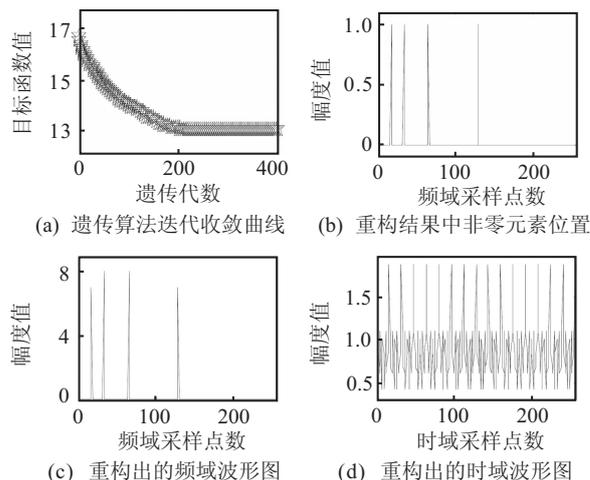


图 4 本文方法重构结果

5.2 基于 CS 重构新方法的 SAR HRRP 重构仿真

根据文献[19]中的 SAR 成像模型, 假设一维场景目标由 30 个散射点组成, 其稀疏度为 4, 如图 5(a) 和图 5(b) 所示. 假设雷达与场景目标之间距离为 1 km, 雷达载频为 10 GHz, 发射 chirp 信号带宽 150 MHz, 脉宽 1 μs, 调频率 4.7124×10^{14} , 通过计算可得距离分辨率为 1 m, 按照奈奎斯特定律对原始回波信号进行采样, 至少需要采到 360 个点. 进一步, 利用 chirp 信号的不同延时来构造稀疏变换矩阵, 同时构造观测矩阵为随机部分单位阵, 图 5(c)~图 5(e) 分别给出了当降维比为 100%, 10% 和 5% 时的重构结果, 其中遗

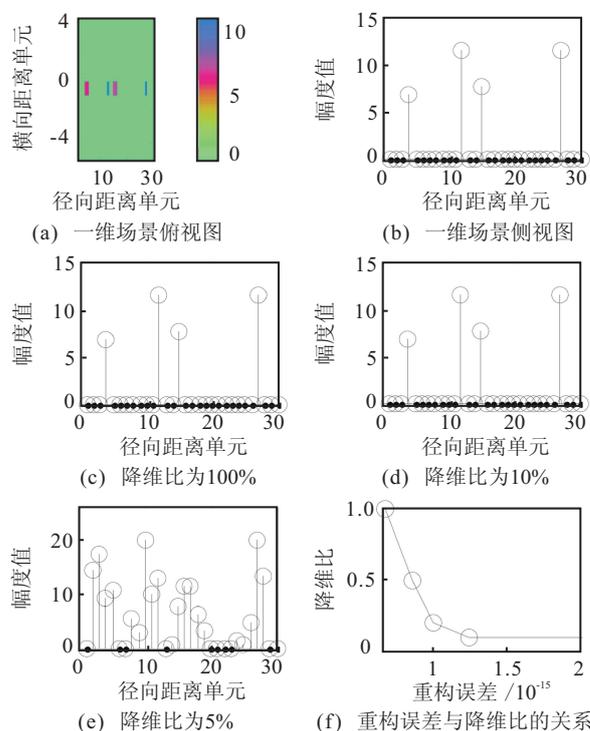


图 5 不同条件下本文方法重构结果

遗传算法的遗传代数设为 100 代, 其余参数设置与第 5.1 节中的一致; 图 5(f) 为重构误差随降维比变化的曲线图. 从这组仿真图中可以看出, 当降维比为 10% 以上时, 利用本文方法重构出的 HRRP 与原始假设几无差别, 它们的重构误差均在 $10^{-15} \sim 10^{-16}$ 数量级; 当降维比为 5% 时, 重构结果与原始假设差别很大, 重构误差为 3.8434, 这说明此时本文方法已不再适用. 通过这组仿真实验可以看出, 本文方法的降维比可达 10% 左右.

下面考察在不同信噪比 (SNR) 条件下的重构结果. 图 6(a)~图 6(c) 分别给出了当 SNR 为 5 dB, 0 dB 和 -10 dB 时的重构结果. 其中: 遗传算法的遗传代数为 100 代, 降维比为 100%, 其余参数设置与第 5.2 节中的一致. 图 6(d) 所示为重构误差随 SNR 的变化曲线. 从这组仿真图中可以看出, 随着信噪比的不断降低, 利用本文方法重构出的 HRRP 质量越来越差, 重构误差也越来越大. 当 SNR 降为 0 dB 时, 重构出的高分辨距离像仍比较准确、清晰; 当 SNR 降为 -10 dB 时, 重构结果已比较差了, 但基本还可以分辨出不同的散射点. 因此, 本文方法的抗噪性大约为 -10 ~ 0 dB.

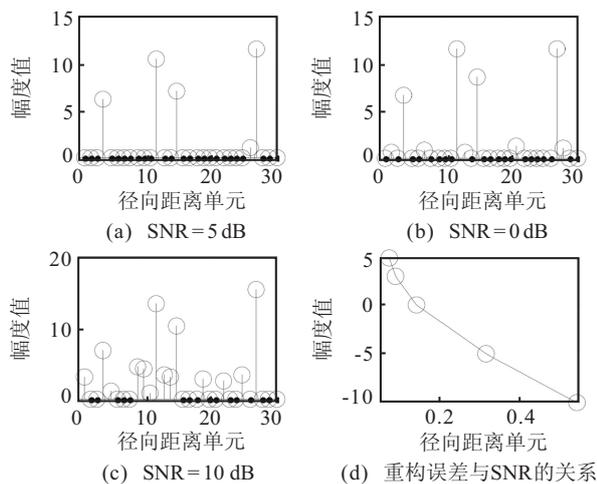


图 6 不同 SNR 条件下重构结果

6 结 论

压缩感知 (CS) 理论与方法是近年来的研究热点问题. 本文针对其中的重构算法以及应用问题展开研究, 利用遗传算法提出了一种新的重构方法. 该方法将待重构结果等效为遗传算法中的染色体, 并通过一系列遗传处理步骤迭代逼近重构目标, 这相当于传统重构方法的逆过程. 因此, 该方法可在稀疏度未知的情况下准确地重构出原始信号, 同时避免了子空间的跟踪问题. 进一步, 将所提出新方法应用于 SAR 场景目标 HRRP 的重构, 建立了相关的实现模型, 该模型利用 chirp 信号的不同时延构造稀疏变换矩阵, 同时构造随机部分单位阵作为观测矩阵. 仿真结果表明

了所提出重构方法的有效性, 而且该方法用于重构 SAR 场景目标 HRRP 时, 降维比可达 10% 左右, 抗噪性可达 -10 ~ 0 dB.

参考文献 (References)

- [1] 甘伟, 许录平, 苏哲. 一种压缩感知重构算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 32(9): 2151-2155.
(Gan W, Xu L P, Su Z. A recovery-algorithm for compressed sensing[J]. J of Electronics & Information Technology, 2011, 32(9): 2151-2155.)
- [2] 梁瑞宇, 邹采荣, 王青云, 等. 基于自适应次梯度投影算法的压缩感知信号重构[J]. 信号处理, 2010, 26(12): 1883-1889.
(Liang R Y, Zou C R, Wang Q Y, et al. Adaptive subgradient projection method for sparse reconstruction in compressed sensing[J]. Signal Processing, 2010, 26(12): 1883-1889.)
- [3] 杨海蓉, 张成, 丁大为, 等. 压缩传感理论与重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 142-149.
(Yang H R, Zhang C, Ding D W, et al. The theory of compressed sensing and reconstruction algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 142-149.)
- [4] Schnass K, Vandergheynst P. Dictionary preconditioning for greedy algorithms[J]. IEEE Trans on Signal Process, 2008, 56(5): 1994-2002.
- [5] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A, et al. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM J of Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [6] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2008, 53(12): 4655-4666.
- [7] Needel D, Vershynin D. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317-334.
- [8] Blumensath T, EDavies M. Gradient pursuits[J]. IEEE Trans on Signal Process, 2008, 56(6): 2370-2382.
- [9] 张宗念, 黄仁泰, 闫敬文. 压缩感知信号盲稀疏度重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 18-22.
(Zhang Z N, Huang R T, Yan J W. A blind sparsity reconstruction algorithm for compressed sensing signal[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 18-22.)
- [10] 刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海, 等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2713-2717.
(Liu Y X, Zhao R Z, Hu S H, et al. Regularized adaptive matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on compressive sensing[J]. J of Electronics & Information Technology, 2010, 32(11): 2713-2717.)

- [11] 高睿, 赵瑞珍, 胡绍海. 基于压缩感知的变步长自适应匹配追踪重建算法[J]. 光学学报, 2010, 30(6): 1639-1644.
(Gao R, Zhao R Z, Hu S H. Variable step size adaptive matching pursuit algorithm for image reconstruction based on compressive sensing[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(6): 1639-1644.)
- [12] 雷英杰, 张善文, 李续武, 等. 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006: 4.
- [13] Herman M A, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(6): 2275-2284.
- [14] Tello M, López-Dekker P, Mallorqui J. A novel strategy for radar imaging based on compressive sensing[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(12): 4285-4295.
- [15] Cetin M, Moses R. SAR imaging from partial-aperture data with frequency-band omissions[C]. Proc of SPIE. Bellingham, 2005, 5808: 32-43.
- [16] 刘亚波, 李亚超, 邢孟道, 等. 基于压缩感知的 SAR 对多舰船目标成像[J]. 中国电子科学研究院学报, 2010, 5(3): 270-274.
(Liu Y B, Li Y C, Xing M D, et al. SAR imaging for multiple ships based on compressive sensing[J]. J of CAEIT, 2010, 5(3): 270-274.)
- [17] 余慧敏, 方广有. 压缩感知理论在探地雷达三维成像中的应用[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 12-16.
(Yu H M, Fang G Y. Research on compressive sensing based 3D imaging method applied to ground penetrating radar[J]. J of Electronics & Information Technology, 2010, 32(1): 12-16.)
- [18] 寇波, 江海, 刘磊, 等. 基于压缩感知的 SAR 抑制旁瓣技术研究[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(12): 3022-3026.
(Kou B, Jiang H, Liu L, et al. Study of SAR side-lobe suppression based on compressed sensing[J]. J of Electronics & Information Technology, 2010, 32(12): 3022-3026.)
- [19] 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 H, Lin Y G, Zhang B C, et al. Random noise imaging radar based on compressed sensing[J]. J of Electronics & Information Technology, 2011, 33(3): 672-676.)
- [20] Candes E, Wakin M. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [21] Shi G, Jie L. UWE echo signal detection with ultra-low rate sampling based on compressed sensing[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 2008, 55(4): 379-383.
- [22] Rauhut H, Schass K, Vandergheynst P. Compressed sensing and redundant dictionaries[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2008, 54(5): 2210-2219.
- [23] 高磊, 陈曾平, 黄小红. 基于压缩感知的宽带成像雷达 Chirp 信号回波的压缩和重构[J]. 信号处理, 2010, 26(11): 1670-1676.
(Gao L, Chen Z P, Huang X H. Compression and reconstruction of chirp echo of broadband imaging radar based on compressed sensing[J]. Signal Processing, 2010, 26(11): 1670-1676.)

(上接第 1668 页)

- [9] 何峻峰, 张曾科. 基于支持向量机的逆系统离散控制方法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2005, 45(1): 100-102.
(He J F, Zhang Z K. Support vector machine inverse control of nonlinear discrete systems[J]. J of Tsinghua University: Science and Technology, 2005, 45(1): 100-102.)
- [10] Hertel L, Hofmann W. Magnetic couplings in a bearingless reluctance machine[C]. Proc of the Int Conf on Electrical Machines. Helsinki: Helsinki University of Technology, 2000: 1776-1780.
- [11] 赵莹. 支持向量机中高斯核函数的研究[D]. 上海: 华东师范大学理学院, 2007.
(Zhao Y. The study on gauss kernel function in support vector machine[D]. Shanghai: College of Science and Technology, East China Normal University, 2007.)
- [12] 戴先中. 多变量非线性系统的神经网络逆控制方法[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 102-103.
(Dai X Z. Neural network inverse control for multivariable nonlinear systems[M]. Beijing: Science Press, 2005: 102-103.)