

基于压缩感知的线状目标一维距离成像

朱志臻 张志达 刘发林* 李滨兵 周崇彬
(中国科学技术大学电子工程与信息科学系 合肥 230027)

摘要: 传统雷达受到 Nyquist 采样率的限制, 在高分辨率的需求下会产生非常庞大的数据。压缩感知理论降低了整个系统对于采样设备以及存储设备的要求。该文在压缩感知的框架下引入一种基于目标特征的不完备的基集合, 并建立与之适应的恢复算法。该方法无需事先已知问题的稀疏度, 且在求解长度较长的线状目标问题时具有较好的性能。此外, 对于线状多目标的问题该方法也可同样求解。仿真结果验证了所提算法的有效性。

关键词: 雷达; 压缩感知; 线状目标; 目标特征; 迭代恢复算法; 多目标

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)03-0568-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00891

The One-dimensional Range Imaging of Linear Target Based on Compressive Sensing

Zhu Zhi-zhen Zhang Zhi-da Liu Fa-lin Li Bin-bing Zhou Chong-bin
(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: In conventional radar system, the resolution is constrained by Nyquist sampling rate. A large amount of data is created under the high-resolution requirement. Compressive Sensing (CS) relieves the demand of A/D converter and the capacity of memories. Under the framework of CS, a set of bases, which is incomplete but is based on the targets' features, is given out in this paper. A method is proposed for reconstruction that is compatible with the bases. The sparseness of the issue is not necessary for the proposed approach. And the method has very good performance on dealing with linear targets, especially when the lengths of the targets are very long. Furthermore, it can also resolve the multi-target issue. The simulation results verify the efficiency of the proposed algorithm.

Key words: Radar; Compressive Sensing (CS); Linear target; Targets' feature; Iterated reconstruction method; Multi-target

1 引言

近年来, 为了提高分辨率, 雷达系统普遍开始采用较大的信号带宽。在 Nyquist 采样率的限制下, 系统需要对接收信号进行高速率的采样, 由此产生了大量的数据, 这对 A/D 转换器和存储器都提出了很高的要求, 从而极大地限制了雷达分辨率的进一步提高, 同时也给数据的存储以及传输带来一定困难。

压缩感知(Compressive Sensing, CS)是近年来受到越来越多关注的一个新兴的理论。通过利用原始信号的稀疏性这一先验知识, CS 方法可以在低于 Nyquist 采样率的情况下近乎完美地恢复原始信号^[1-3]。因此, 当所处理的问题存在稀疏性时, 只要能够设法引入 CS, 就可以在一定程度上减小数据

量; 对于需要生成采样数据的系统还能够降低采样率, 从而缓解采样设备的压力。基于这一思想, CS 被广泛用于解决各个领域各种不同问题^[4-6]。而基于这一理论的多种雷达系统^[7-9]、雷达成像系统策略^[10,11]也相继被提出。

在雷达系统中引入 CS 时, 一般的 CS 方法处理线状目标存在诸多困难(本文中的线状目标是指目标 1 维距离像或者 2 维目标域的支集表现为线状)。通常处理的点状目标为单点且数目较少, 从而使得整个目标域呈现稀疏的状态。而线状目标本身具有一定长度, 且总长度常大于稀疏情况下单点目标的总数, 因而会带来整个目标域稀疏度的降低, 严重影响重建恢复的性能。更为严重的是, 由于线状目标中目标点彼此相邻, 因此从局部看来场景并不稀疏, 所以使用一般的 CS 方法并不能很好地解决此类问题。整个过程不仅需要更多的测量数, 在目标较长的情况下, 甚至根本无法正确恢复原始目标。本文提出了一种基于 CS 的雷达线状目标 1 维距离成像算法, 首先通过 CS 方法处理雷达原始回波数

2012-07-10 收到, 2012-11-26 改回

国家 973 计划项目(2010CB731904)资助课题

*通信作者: 刘发林 liuf@ustc.edu.cn

据, 然后利用原始数据的稀疏性, 采用与线状目标特征相关的不完备基作为稀疏基, 通过构建与之相适应的恢复算法对所得数据进行恢复, 从而正确重建目标。相比一般的基于 CS 的雷达, 该方法能够正确重建足够长的线状目标, 并且在一定程度上可以对线状多目标的问题进行求解。

2 基于压缩感知的雷达

2.1 压缩感知的基本理论

取离散时间信号 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^N$ 为原始信号。 $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^M$ 是信号 \mathbf{X} 的一个线性投影, 且有 $M \ll N$ 。 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的关系可以写成: $\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X}$, 其中: Φ 是 $M \times N$ 的随机测量矩阵。

CS 理论所表达的是: 如果信号 \mathbf{X} 在某个域稀疏, 即 $\mathbf{X} = \Psi \alpha$, 其中: Ψ 为基矩阵, α 是稀疏度为 K 的稀疏域表示, 即: α 中只有 K 个非零值, 且有: $K \ll N$, 则 \mathbf{X} 有很大的可能性从它的少数测量值 \mathbf{Y} 中无失真地恢复出来^[1-3]。整个恢复过程可以通过求解范数来完成, 如式(1)所示。

$$\min \|\tilde{\alpha}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{Y} = \Phi \tilde{\mathbf{X}} = \Phi \Psi \tilde{\alpha} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ \vdots \\ R(N) \\ R(N+1) \\ \vdots \\ R(2N-2) \\ R(2N-1) \end{bmatrix} = \mathbf{R} = \Psi \sigma = \begin{bmatrix} T(1) & 0 & \cdots & 0 \\ T(2) & T(1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ T(N) & T(N-1) & \cdots & T(1) \\ 0 & T(N) & \cdots & T(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & T(N-1) \\ 0 & 0 & \cdots & T(N) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \sigma(1) \\ \sigma(2) \\ \vdots \\ \sigma(N-1) \\ \sigma(N) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 Ψ 为由发射信号生成的卷积矩阵, 大小为 $(2N-1) \times N$; \mathbf{R} 为接收信号的离散形式, 大小为 $(2N-1) \times 1$, 为了便于理解后面降采样的定义, 取 \mathbf{R} 为按照 Nyquist 采样率得到的回波数据; σ 为场景散射系数的离散形式, 大小为 $N \times 1$ 。如果目标场景稀疏, 即指仅有几个小目标处于所观测的场景中, 如: 只有几条小船的海面, 由于目标跟整个场景相比非常小, 而且数量稀少, 因而散射系数向量稀疏, 从而 Ψ 为回波信号的稀疏域矩阵。此时, 可引入 CS 的方法来解决雷达的相关问题。

取 \mathbf{G} 为随机测量矩阵, 则可得

$$\mathbf{R}_M = \mathbf{G}\mathbf{R} = \mathbf{G}\Psi\sigma \quad (5)$$

其中, 矩阵 \mathbf{G} 是 CS 理论中的测量矩阵, 为 $M \times (2N-1)$ 维, 且有 $M \ll N$ 。为满足理论中对于正确重建的要求, 一般 \mathbf{G} 采用具有一定随机性的矩阵,

由于 0 阶范数的求解是一个 NP 难的问题, 求解困难, 运算量非常巨大, 因此, Donoho 等人提出在一定条件下, 使用 1 阶范数代替 0 阶范数来完成问题的求解。在矩阵 Φ 满足有限等距准则 (Restricted Isometry Property, RIP) 的情况下, 式(1)与下面的式(2)等价^[3]。

$$\min \|\tilde{\alpha}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{Y} = \Phi \tilde{\mathbf{X}} = \Phi \Psi \tilde{\alpha} \quad (2)$$

式(2)是一阶范数 l_1 , 此范数最小化的问题可以通过凸优化的方法求解, 如基追踪(BP)^[12]、正交匹配追踪(OMP)^[13]、规范化正交匹配追踪(ROMP)等算法^[14]。

2.2 压缩感知在雷达上的应用

对于雷达系统, 令 $T(t)$ 为发射信号, $R(t)$ 为接收的回波信号, $\sigma(t)$ 为目标场景的散射系数。从而, $R(t)$ 可以表达为式(3)的形式^[8]:

$$R(t) = T(t) \otimes \sigma(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} T(t-t')\sigma(t')dt' \quad (3)$$

写成离散的形式, 最终可得到下面的矩阵方程:

如高斯矩阵、托普利兹矩阵等。 \mathbf{R}_M 为通过式(5)的随机测量所得到的测量值, 或称为观测值, 大小为 $M \times 1$ 。由式(5)可知, 此处的恢复矩阵为

$$\mathbf{A} = \mathbf{G}\Psi \quad (6)$$

该矩阵将在整个 CS 处理过程的恢复阶段用到。

图 1 给出了两种测量矩阵的自相关矩阵, 分别是: 图(a)为常见的高斯随机矩阵; 图 1(b)为本文所采用的稀疏列随机矩阵^[15], 如式(7)所示, 该矩阵随机变量数目较少易于物理实现, 且性能与高斯随机矩阵相差不多。图 1 中每个矩阵的大小均为 64×127 , 相应的降采样率约为 0.5, 即采样率为 Nyquist 采样率的一半。通过图 1 所示的仿真结果可以发现, 这两种随机测量矩阵 \mathbf{G} 均接近独立同分布, 从而满足 CS 有关正确重建的相关要求。

$$R_M = GR = G\Psi\sigma = G\Psi\sigma\Lambda \quad (8)$$

其中 Ψ_σ 为目标域 σ 上根据目标特征建立的稀疏域矩阵，即相应的均匀线状目标可以通过 Ψ_σ 中的基稀疏表示为 Λ ，而 Λ 中只有少数几个不为零的值。相应的恢复矩阵为 $A = G\Psi\sigma$ 。各矩阵的大小为 R_M 为 $M \times 1$ ， G 为 $M \times (2N - 1)$ ， R 为 $(2N - 1) \times 1$ ， Ψ 为 $(2N - 1) \times N$ ， σ 为 $N \times 1$ ， Ψ_σ 为 $N \times L$ ， Λ 为 $L \times 1$ ，且有 $L < N$ 。

需注意的是，由于与目标密切相关，因此 Ψ_σ 并不完备，所以使用传统的 CS 恢复算法无法普适地正确重建任意线状目标。即对任意线状目标使用上面的方法都需要构造与之适应的 Ψ_σ ，从而才能正确求解，但 Ψ_σ 预先并不知道。因而，需构建特殊的恢复算法来完成对任意线状目标的恢复。

3.2 迭代恢复算法

根据 3.1 节最后提出的问题，本文建立了一种在迭代中自适应地改变稀疏域矩阵 Ψ_σ 的算法，该算法在前面提出的模型中能够普适地正确重建所求目标域。并且由恢复算法的本身特性决定，本方法还可以用于幅度、相位不均一的线状目标。

算法的输入变量为：测量值 R_M ；恢复矩阵中的一部分 $B = G\Psi$ ；初始状态的稀疏域矩阵 $\Psi_{\sigma,1}$ ，其大小为 $N \times L_1$ ，相应的 Λ 为 $L_1 \times 1$ ，且有 bl_1 为其对应的基中非零区块长度的大小，则： $L_1 = N/bl_1$ 。

初始状态的稀疏域矩阵的生成：将目标域划分成初始的有一定长度的几块，不失一般性，在此取这些块为相等的长度，并据此划分和构建相应的稀疏域矩阵 $\Psi_{\sigma,i} (i = 1)$ ，如图 5 所示。

程序中间每次的恢复结果保存于： $R_{M,0}$ ，大小为 $M \times 1$ ，初始值为全零。

该算法根据每次迭代中所得的结果动态更新 Ψ_σ 的构成，从而最终正确重建原始目标。算法描述

如下所示：

(1)由已知数据 B 和 $\Psi_{\sigma,i}$ ，根据公式

$$A_i = B\Psi_{\sigma,i} = G\Psi\Psi_{\sigma,i} \quad (9)$$

计算恢复矩阵 A_i 。

(2)由(1)中求得的恢复矩阵 A_i 使用传统的压缩感知恢复算法，比如：OMP, ROMP 等算法，对目标进行恢复，本文选 OMP 为此“内核”算法。输入 OMP 等算法的参数为：测量数据 R_M ，恢复矩阵 A_i ，参数 p 。通过恢复算法最后选出本次恢复结果中前 p 个(参数 p 小于 L_1)最大系数值相对应的基。将本次的恢复结果记为 $R'_{M,i}$ 。其中需特别注意的是：当整个基集合对目标域的覆盖区域减小到一定程度时，就需要适当增大 p ，从而才能覆盖整个目标，最简单的做法是保留本次恢复所有的基。

(3)将本次的恢复结果与保存的上一次的恢复结果 $R_{M,0}$ 进行比较。如果满足 $|R'_{M,i} - R_{M,0}| < \varepsilon$ ，其中 ε 为一个小值，则结果已收敛，停止整个恢复过程，而最终求解的结果即为 $R'_M = R'_{M,i}$ 。如果有 $|R'_{M,i} - R_{M,0}| \geq \varepsilon$ ，则继续进行步骤(4)的恢复处理，同时保存本次对目标的恢复结果： $R_{M,0} = R'_{M,i}$ 。

(4)对步骤(2)所得恢复结果中 p 个系数最大的基进行剖分，按一定规则生成新的基集合。本文仿真中的规则为：每一步都进行平均剖分，将原来每个基非零值覆盖的区域大小从 bl_i 变为 $bl_{i+1} = bl_i/2$ 。由此生成下次恢复的稀疏域矩阵 $\Psi_{\sigma,i+1}$ 。其目标域剖分及其稀疏域矩阵的表示如图 6 所示。如果剖分前有： $bl_i = 1$ ，则停止循环，并输出恢复结果，恢复结果即为本次循环中步骤(2)求得的结果，即有 $R'_M = R'_{M,i}$ 。否则执行步骤(5)。

(5)返回步骤(1)，代入步骤(4)中求出的 $\Psi_{\sigma,i+1}$ ，继续进行整个运算流程。直至某次循环的过程中满

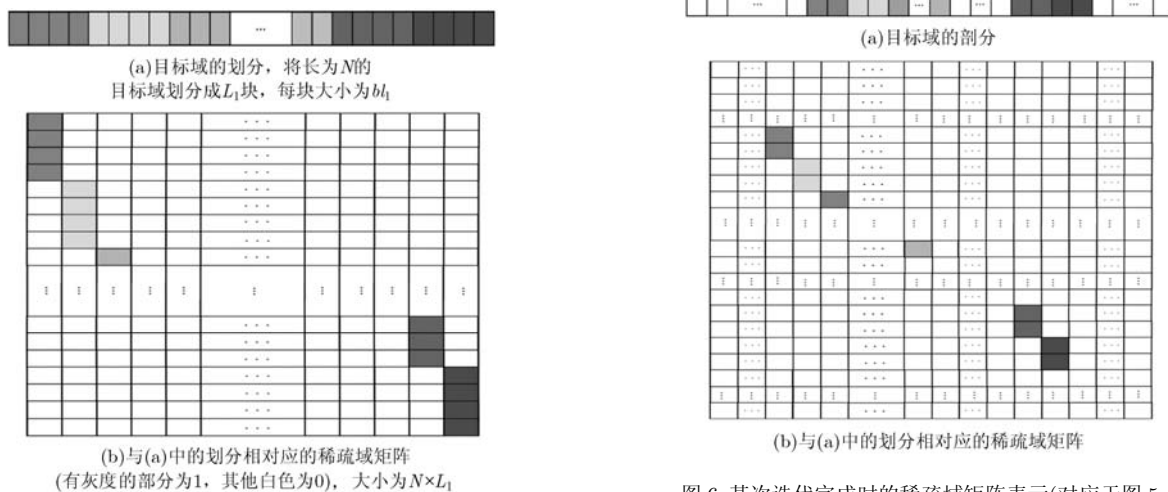


图 5 稀疏域矩阵的表示

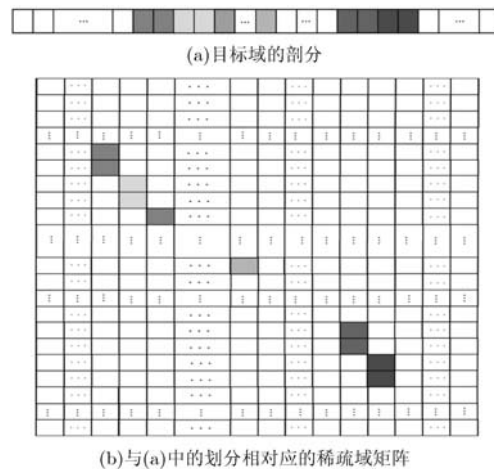


图 6 某次迭代完成时的稀疏域矩阵表示(对应于图 5，通过相应的基选取以及分割，基中非零区块的长度从 4 变为 2)

足相应要求, 结束整个迭代过程, 并输出最终结果

$$\mathbf{R}'_M = \mathbf{R}'_{M,i}。$$

通过上面的算法, 最终得到的结果即为所求的目标情况。

3.3 算法分析

OMP 算法每次通过求解恢复矩阵各列与恢复过程中残差(初始值为信号测量值)的相关, 从而选出与测量值以及原始信号最为相关的那些基, 并求出所对应的每个基的系数, 进而最终求得原始信号的估计。

与之类似, 本文中的迭代恢复算法在每次的恢复中, 均要选出与信号最相关的那些基及其覆盖的区域, 舍去相比之下不太相关的那些基及其对应覆盖的区域, 从而逐渐缩小基集合所覆盖的目标区域, 直至最终求解出真实目标的估计。

一般 OMP 算法中求相关的情况, 如式(10)所示:

$$\langle \mathbf{r}, \boldsymbol{\varphi}_i \rangle, \quad i=1,2,\dots,N \quad (10)$$

其中 $\{\boldsymbol{\varphi}_i\}_{i=1,2,\dots,N}$ 为完备的基集合, \mathbf{r} 为 OMP 算法运算过程中的残差, 初始值为信号的测量值。

而本文算法为

$$\langle \mathbf{r}, \boldsymbol{\rho}_{i'} \rangle, \quad i'=1,2,\dots,N' \quad (11)$$

其中 \mathbf{r} 与式(10)中的定义相同, $\{\boldsymbol{\rho}_{i'}\}_{i'=1,2,\dots,N'}$ 为不完备的基集合, 即对于任意长度、任意分布的目标的情况, 用此组基并不能完全将其线性表示。

可以发现式(10)与式(11)存在下面的关系:

$$\boldsymbol{\rho}_{i'} = \sum_{i \in \{\text{位于 } i' \text{ 对应块中的基}\}} \boldsymbol{\varphi}_i \quad (12)$$

由此, 通过 OMP 的算法及思想, 很容易解释本方法的思路。

4 仿真结果

根据上面的算法编制相应的程序。对具有一定长度的线状单目标、多目标进行仿真, 并研究其重建性能以及各个参数与重建概率的关系, 可得到下面的结果。

雷达相关参数的设置如表 1 所示, 程序中相关参数的设置如表 2 所示。

其中, 参数 p 的取值根据经验进行选取, 通过多次实验进行对比, 在此取为 4。

表 1 雷达相关参数

雷达中心频率	5 GHz
调频率	1×10^6 GHz/s
发射脉冲时宽	3×10^{-7} s
雷达信号带宽	0.3 GHz

表 2 程序参数设置

p	4
目标域长度	128
目标数目	1
目标长度	21
误差门限 ϵ	10^{-5}
随机矩阵 \mathbf{G}	稀疏列随机矩阵

单个线状目标的恢复结果如图 7 所示。从图 7 不难看出, 对于任意选取的长度为 21 的线状目标, 其目标域的稀疏度为 $21/128=16.4\%$ 。在幅度、相位都不均一的情况下, 与原始目标相比, 目标幅度可正确恢复。而恢复结果的相位在真实目标对应的位置可正确恢复, 但在真实目标附近存在一些错误点。但由于这些错误点所对应的幅度为零, 所以并不会带来任何影响。因此, 本文方法可以正确重建目标信号。

在选定的每个测量数以及目标长度处重复实验 100 次, 可得其目标长度、测量数与重建概率的关系如图 8 所示。

对于目标幅度变化的情况, 在图 8(b)中也给出了仿真结果。仿真中目标的位置在目标域内随机分布, 目标的幅度按照瑞利分布生成, 而幅度、相位的波动通过在目标点上附加符合(0,1)均匀分布的随机值来实现。由图 8 可见, 对于线状目标而言, 本文算法明显优于常见的 OMP, ROMP 等恢复算法。在目标长度较长, 即目标域相对不是很稀疏的情况下, 本文提出的方法仍然能够保持较好的恢复性能。

图 9 给出目标域中含有两个等长的目标时, 目标长度(表示单个目标的长度)、测量数与重建概率的关系图。对于目标不等长的情况, 由于各种情形繁多并且复杂, 限于篇幅本文不再继续深入探讨, 此类情况另作深入研究。

相比之下, 本文方法的另外一个特点是不需要预先知道目标稀疏度这一额外信息。而一般的 OMP, ROMP 等算法, 都需要将目标的稀疏度做为已知参量输入程序。但目标具体的稀疏信息我们预先很难获得, 因而对于 OMP, ROMP 等方法我们只能将稀疏度的预设值增至很大, 从而才能适应各种目标长度的需要。

由于本文算法中基长度的大小在迭代时每次为前一次的一半, 因此通过计算可得出本方法的算法复杂度为 $O\left(MN \frac{\log_2 b_1}{b_1}\right)$ 。需注意的是 b_1 并不是越大越好, 在 b_1 很大的情况, 最开始的迭代会舍弃可能出现目标的区域。在同样条件、同样目标以及同

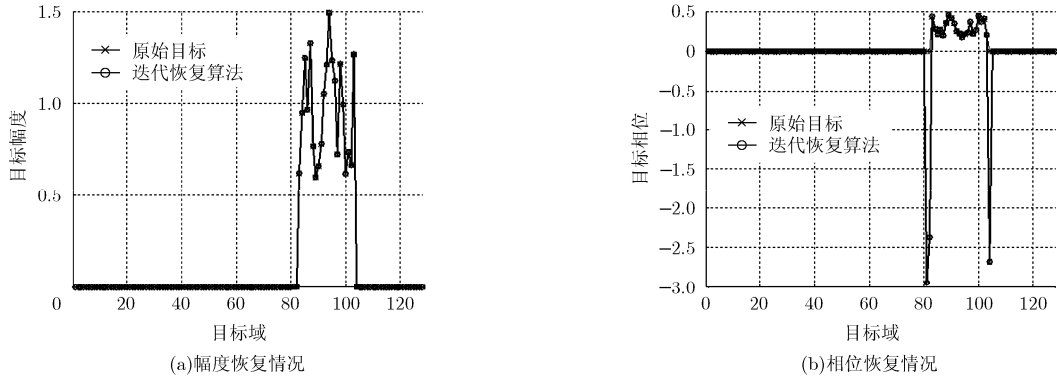


图 7 长度 21 的线状目标在降采样率为 27.8% 时的恢复结果

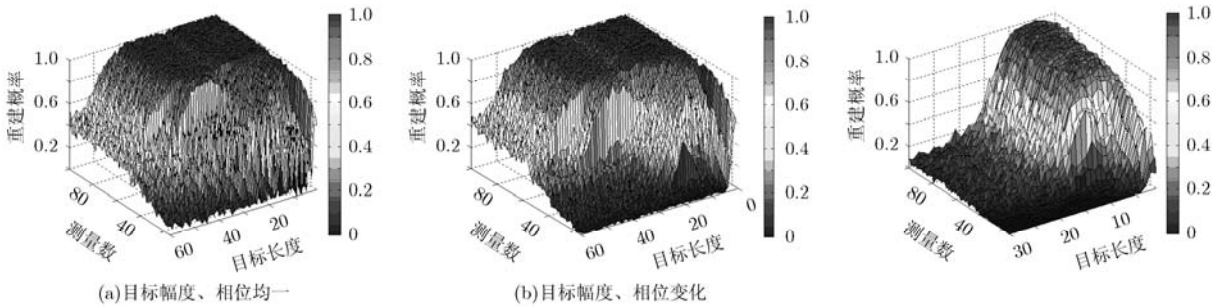


图 8 本文算法中目标长度、测量数与重建概率的关系图

图 9 两个目标的重建概率

样参数设置下，迭代恢复算法与 OMP, ROMP 算法复杂度对比见表 3。从表 3 不难看出，本文方法的算法复杂度低于常用的 OMP, ROMP 算法。

表 3 算法复杂度对比

算法	OMP	ROMP	迭代恢复算法
复杂度	$O(MNK)$	小于 $O(MNK)$	$O\left(MN \frac{\log_2 b_l}{b_l}\right)$

本文方法与同样针对线状目标的 BOMP 算法^[16]的区别在于：BOMP 算法需要事先已知有关线状目标区块长度的参数 d ，而本文的方法无需事先已知有关目标的任何信息。此外，同 OMP, ROMP 等算法类似，经过修改的 BOMP 算法也可作为本文方法的内核算法来使用。

本文算法具有如上所示的良好性能，分析其原因如下：一般的 CS 恢复算法均包含多次相关运算，而相关运算可反映出参与运算的两个信号的相关性。另根据式(8)可得 $\mathbf{R}_M = \mathbf{A}\boldsymbol{\sigma} = \sum_i \mathbf{A}_i \sigma_i$ ，在 \mathbf{A}_i , $i=1,2,\dots,N$ 正交性良好的情况下由 $\langle \mathbf{R}_M, \mathbf{A}_i \rangle$, $i=1,2,\dots,N$ 即可求得问题的解。其过程为： $\langle \mathbf{R}_M, \mathbf{A}_i \rangle = \langle \sum_i \mathbf{A}_i \sigma_i, \mathbf{A}_i \rangle$, $i=1,2,\dots,N$ ，因为 \mathbf{A}_i , $i=1,2,\dots,N$ 满足正交性的要求，因此可得： $\langle \mathbf{A}_i, \mathbf{A}_j \rangle$

$= 0, i, j=1,2,\dots,N$ 且 $i \neq j$ ，从而有： $\langle \sum_i \mathbf{A}_i \sigma_i, \mathbf{A}_i \rangle = \sigma_i |\mathbf{A}_i|^2$, $i=1,2,\dots,N$ ，且 \mathbf{A} 已知，所以通过多次相关运算即可求得所求 $\boldsymbol{\sigma}$ 。如前所述，求得的结果中包含了目标与所有稀疏基的相关性。

当稀疏性等 CS 必须的条件满足时，通过上述步骤求得的结果是正确的，至此求解任务得以完成；而如果有些条件不满足，则很可能导致最终结果出错。传统方法一般直接舍弃错误结果不做处理，而本文方法利用错误结果中所包含的信息，从 $\langle \sum_i \mathbf{A}_i \sigma_i, \mathbf{A}_i \rangle$, $i=1,2,\dots,N$ 中找出当前稀疏基与真实目标的匹配信息，保留最为匹配的，舍弃最不匹配的，并自适应地修改相应的基矩阵。通过多次迭代，最终找到最佳的稀疏基矩阵，并由此完成问题的求解。综上所述，由于本文方法利用了传统方法未加利用的有用信息，因此具备了传统方法难以达到的良好性能。

5 结束语

本文首先根据线状目标提出了一种基于目标特征的不完备基，然后根据这种基构建了一种与之相适应的恢复算法——迭代恢复算法。同目前常用的几种压缩感知恢复算法相比，本文的算法在不增加算法复杂度的前提下，处理单个线状目标情况的性能明显提高，而对于多个线状目标的情况也有不错

的性能。本文算法可直接应用于一般的线状目标 1 维距离成像。在未来的研究中, 可以考虑将本文的算法应用于 2 维成像雷达, 如合成孔径雷达等。在合成孔径雷达距离向 1 维数据的处理中引入本文的方法, 并可尝试引入方位向数据的相关性从而设计类似的 2 维方法。

参 考 文 献

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Candes E J, Romberg J, and 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] Candes E J and Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies?[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [4] Zhao Y J, Zhuang X Y, Wang H J, *et al.* Sub-Nyquist sampling of high-speed repetitive waveforms using compressed sensing[J]. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 2011, 70(2): 118-122.
- [5] Liu Z, Nutter B, Ao J Q, *et al.* Wavelet encoded MR image reconstruction with compressed sensing [C]. Medical Imaging 2011: Physics of Medical Imaging, Lake Buena Vista, FL, USA, 2011, 7961: 79613Z.
- [6] Zhao Y Q, Zhang L L, Duan G T, *et al.* Single-pixel terahertz imaging via compressed sensing[C]. International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2011: Terahertz Wave Technologies and Applications, Beijing, China, 2011, 8195: 81950Q.
- [7] Ender J H G. On compressive sensing applied to radar[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(5): 1402-1414.
- [8] Baraniuk R and Steeghs P. Compressive radar imaging[C]. 2007 IEEE Radar Conference, Boston, MA, USA, 2007: 128-133.
- [9] Anitori L, Otten M, and Hoogeboom P. Compressive sensing for high resolution radar imaging[C]. 2010 Asia Pacific Microwave Conference (APMC 2010), Yokohama, Japan, 2010: 1809-1812.
- [10] Patel V M, Easley G R, Healy D M, *et al.* Compressed synthetic aperture radar[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 244-254.
- [11] Zhang B C, Hong W, and Wu Y R. Sparse microwave imaging: principles and applications[J]. *Science China-Information Sciences*, 2012, 55(8): 1722-1754.
- [12] Chen S S B, Donoho D L, and Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Review*, 2001, 43(1): 129-159.
- [13] Tropp J A and Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [14] Needell D and Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 310-316.
- [15] 杨海蓉. 压缩传感的测量矩阵与恢复算法研究[D]. [博士论文], 安徽大学, 2011.
- [16] Eldar Y C, Kuppinger P, Bolcskei H. Block-sparse signals: uncertainty relations and efficient recovery[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6): 3042-3054.

朱志臻: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为压缩感知在合成孔径雷达系统中的应用。

张志达: 男, 1978 年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理、压缩感知。

刘发林: 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为微波通信、计算电磁学。