

基于块目标的频率步进连续波探地雷达压缩感知重建算法

余黎煌, 王培人, 张 石
(东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169)

摘 要: 压缩感知理论对于解决频率步进连续波探地雷达信号处理过程中存在的采样速率高、存储数据量大、信号处理时间长等问题具有重要意义. 针对雷达探测中块目标物体在探测区域不满足稀疏性的问题, 提出一种适合块目标的压缩感知重构模型. 利用某些稀疏正交基对块目标进行稀疏化处理使其满足稀疏性, 将字典矩阵与稀疏矩阵结合形成适用于块目标物体的新观测矩阵, 再通过压缩感知凸优化算法求解稀疏化系数, 最后把该系数通过稀疏变换得到块目标的反射系数. 通过实验仿真验证该方法的可行性, 与未稀疏化处理的压缩感知重构模型相比具有更高的精度和分辨率.

关 键 词: 频率步进连续波探地雷达; 字典矩阵; 压缩感知; 正交基; 块目标

中图分类号: TP 309 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2018)03-0316-05

Reconstruction Algorithm of Compressed Sensing for Stepped-Frequency Continuous Wave Ground Penetrating Radar Based on Block Objects

SHE Li-huang, WANG Pei-ren, ZHANG Shi
(School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: SHE Li-huang, E-mail: sheli Huang@ise. neu. edu. cn)

Abstract: Compressed sensing (CS) is of great significance to solving such problems as high sampling rate, huge storage pressure and long processing time in the process of stepped-frequency continuous wave ground penetrating radar (SFCW-GPR). Aiming at the problem that block objects can't meet the sparseness in the detecting area, and using the orthogonal basis for sparse processing of block objects to satisfy the sparsity condition, a new observation matrix that was suitable for block objects was formed by combining the dictionary matrix and sparse matrix. The sparse coefficients were solved by using the compressed sensing convex optimization algorithm. Finally, the reflection coefficients of block objects were obtained through sparse transformation of the sparse coefficients. The simulation results showed that the proposed method is feasible and has higher accuracy and resolution ratio compared with the compressed sensing reconstruction model without sparsity.

Key words: stepped-frequency continuous wave ground penetrating radar; dictionary matrix; compressed sensing (CS); orthogonal basis; block object

针对频率步进连续波探地雷达^[1-2] (stepped-frequency continuous wave ground penetrating radar, SFCW-GPR) 探测的块目标物体, 在探测区域不能满足稀疏特性的问题, 本文提出利用正交稀疏基^[3-4]的特性来针对性地对块状目标进行稀疏化处理, 使其满足稀疏性条件; 然后通过字典矩阵和稀疏矩阵结合形成适用于块目标物体的新的观测矩阵; 通过压缩感知凸优化算法求解稀疏化

系数,接着把求解得到的稀疏化系数通过稀疏变换得到块目标的反射系数向量;最后把块目标的反射系数按列重新进行排列得到目标的二维重构图像。

1 SFCW-GPR 工作原理

探地雷达在地面上沿着目标的一个切面水平移动,首先在一个测量位置发射频率从 f_0 到 f_H 步进的电磁波信号(f_0 为起始频率, f_H 为最高频率),接收天线接收,经过相应目标反射后的回波信号;然后收发天线移动到下一个测量位置重新发射频率从 f_0 到 f_H 步进的电磁波信号,接收天线再次接收,直到探测完整个探测区域。频率步进连续波探地雷达探测目标的工作示意图见图 1。

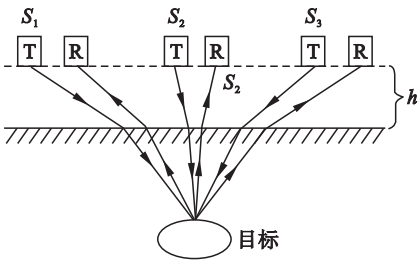


图1 雷达目标探测示意图

Fig. 1 Working schematic diagram of the GPR

2 块目标的压缩感知成像模型

2.1 稀疏变换

通过对图像进行稀疏变换,可以使用少量的数据来准确地表示原图像的信息。本文利用离散余弦变换(DCT: discrete cosine transform)和离散小波变换^[5](DWT: discrete wavelet transform)这两种稀疏正交基来实现对块目标物体的稀疏化处理。

2.2 块目标的稀疏化表示

在雷达探测块目标的过程中,由于目标物体不满足稀疏特性,所以对其探测区域的网格进行拉伸延长划分后得到的反射系数向量也不可能满足稀疏特性,如图2所示。

首先对网格区域内的块目标按列进行拉伸后组成反射系数向量,然后通过正交稀疏基对反射系数进行正交投影变换,在此设定稀疏正交基为 ρ ,投影后的系数为 α ,具体稀疏变换式为

$$\gamma = \rho \alpha. \quad (5)$$

2.3 字典矩阵的设计

频率步进雷达工作频率是从 f_0 开始,以步进频率 Δf 呈阶梯式上升,频率步进点数为 N (N 为

在一个发射周期中电磁波发射的总频率点数),则系统的第 n 个发射频率为 $f_n = f_0 + n\Delta f$,其中 $n = 0, 1, \dots, N-1$;模拟测量过程中共有 M 个天线位置,忽略地下媒质的衰减效应和地表的强反射效应,则系统在第 m ($m = 0, 1, \dots, M-1$) 个天线位置第 n 个工作频点的接收信号数学表达式为

$$s_m(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p \exp(-j2\pi f_n \tau_{j,m}). \quad (6)$$

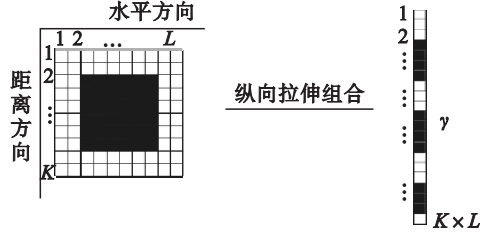


图2 块目标网格区域拉伸图

Fig. 2 Mesh area graph of the block objects

其中: σ_p 是第 p 个散射目标对应的反射系数; f_n 是第 n 个发射频率; $\tau_{j,m}$ 为电磁波在第 m 个天线测量位置与第 j 个点目标的双程时延。然后将目标成像区域分成 $K \times L$ 个均匀大小的网格。每个网格对应一个目标反射系数 $\gamma(k, l)$, 将这些反射系数纵向拉伸可以得到一个 $KL \times 1$ 维的向量,记为 γ 。系统接收到的回波信号可以表示为一个字典矩阵和反射系数相乘的形式:

$$s_m = \Psi_m \gamma. \quad (7)$$

其中: $s_m = [s_m(0), s_m(1), \dots, s_m(N-1)]$ 为 $N \times 1$ 维测量数据向量; $s_m(n)$ 为当工作频率为 f_n 时,第 m 个天线测量位置采集到的回波数据; Ψ_m 为 $N \times KL$ 维的字典矩阵,其第 j 列为

$$[\Psi_m]_j = [e^{-j2\pi f_0 \tau_{j,m}}, \dots, e^{-j2\pi f_{N-1} \tau_{j,m}}]. \quad (8)$$

其中 $\tau_{j,m}$ 为第 j 个网格目标与第 m 个天线测量位置的双程时延。双程时延采用一种近似算法来确定电磁波在空气与地下媒介间的折射点位置^[6-7]。

模拟雷达系统对应的过完备字典矩阵 Ψ 相应为 $MN \times KL$ 维的矩阵。系统在全部的 M 个天线测量位置接收到的总数据 S 和目标区域划分网格的反射率向量 γ 之间的关系如式(9)所示:

$$S = \Psi \gamma. \quad (9)$$

2.4 块目标的压缩感知成像模型

结合式(5),由于稀疏系数 α 具有稀疏特性,相应的块目标压缩感知成像模型为

$$Y = \phi S = \phi \Psi \gamma = \phi \Psi \rho \alpha = \bar{\Theta} \alpha. \quad (10)$$

其中 $\bar{\Theta}$ 是适应于块目标的新的压缩感知观测矩阵, $\bar{\Theta} = \phi \Psi \rho$ 。针对块目标信号的重构是一个 l_2/l_1 的优化问题,简称 l -OPT 算法,该算法主要解决

下面的优化问题^[7-8]：

$$\min \|\alpha\|, \text{ s. t. } \|Y - \bar{O}\alpha\|_2 \leq \varepsilon. \quad (11)$$

然后依据凸优化工具箱^[9]就能转化为可以解决的二次规划问题,进而求解该成像模型的稀疏系数向量 α ;接着对稀疏系数向量 α 进行正交基逆变换就可以得到相应块目标的反射系数向量 γ ;最后将目标的反射系数向量 γ 按网格区域大小进行逐列排布即可得到最终的块目标二维图像。

3 数据仿真及分析

为了验证上述算法的有效性,本节通过 Matlab 对块目标压缩感知的频率步进连续波探地雷达图像重构算法进行模拟仿真。系统实验参数设置如下:模拟系统发射电磁波的起始频率为 $f_0 = 1\text{ GHz}$,最高频率为 $f_H = 3\text{ GHz}$,频率步进点数 $N = 101$,频率步进间隔 $\Delta f = (f_H - f_0) / (N - 1) = 20\text{ MHz}$,天线测量位置总数 $M = 30$;雷达距离地面的距离 0.1 m ,暂时不考虑地面强回波的影响,

成像区域沿方位向从 1 cm 到 32 cm ;沿距离向从 21 cm 到 52 cm 。成像区域被均匀划分成 32×32 个网格目标。

首先针对单个块目标进行验证,设定块目标的水平位置从 4 cm 到 24 cm ,垂直距离从 30 cm 到 46 cm ,采样矩阵的设计是从雷达天线水平移动的 30 个位置随机选取 15 个,对应位置的 101 个发射频率中选取 20 个频率数据,采样数据约占总数据量的 $(15 \times 20) / (30 \times 101) = 9.9\%$ 。为使成像效果更明显,对其重构成像图进行归一化处理,动态显示的范围为 $[-15, 0]$,下面运用不同的方法针对单个块目标的压缩感知重构算法进行仿真对比分析。

从图 3 可以看出,未稀疏化处理的压缩感知算法对块目标进行重建缺失严重,误差大,分辨率低;但是通过系数稀疏变换后,运用块目标的压缩感知成像模型来对其进行稀疏化重构,基本上能准确重构出目标物体的位置及形状等信息。

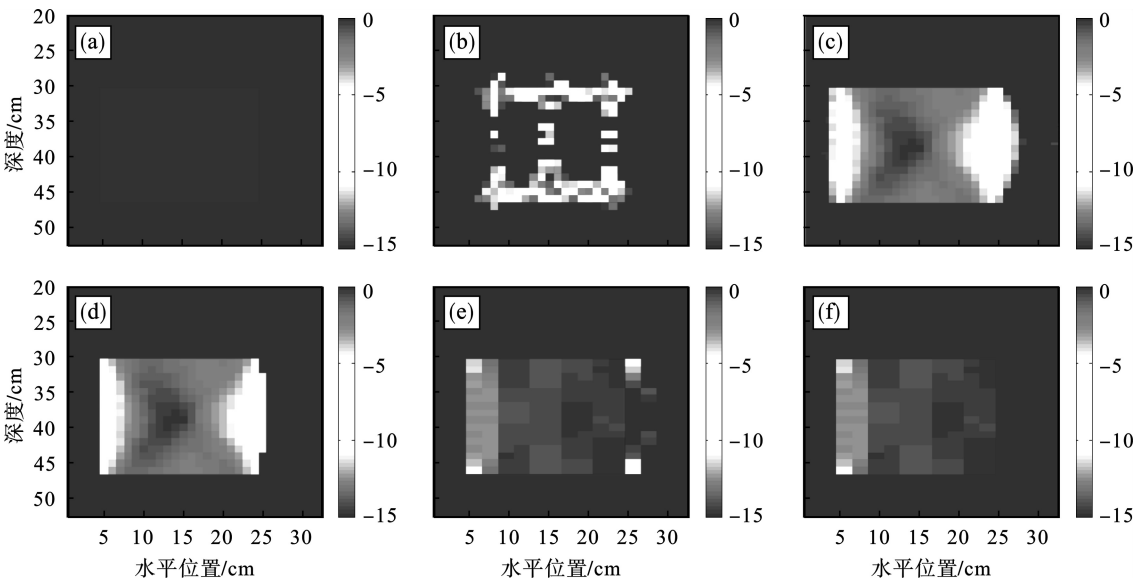


图 3 单个块目标的压缩感知重构算法成像对比

Fig. 3 Contrast of compressed sensing reconstruction algorithm for single block object

(a) —原始单个块目标; (b) —未稀疏化 CS 算法; (c) —DCT 稀疏化的 CS 算法;
(d) —DCT 稀疏化的 CS 算法 + 高通滤波; (e) —DWT 稀疏化的 CS 算法; (f) —DWT 稀疏化的 CS 算法 + 高通滤波。

相对重构误差(relative reconstruction error):
$$\text{MSE} = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2 / \|\mathbf{x}\|_2.$$
其中: \mathbf{x} 为原始目标物体散射系数向量; $\hat{\mathbf{x}}$ 为通过算法重构出的目标物体散射系数向量。相对重构误差小代表重建的精度高。

从表 1 可以看出,未稀疏化的 L - OPT 压缩感知算法相对重构误差最大,分辨率最低,而基于稀疏化处理的 L - OPT 压缩感知算法对块目标的

重构误差最小,精度最高。

表 1 单个块目标不同稀疏化下重建图像相对重构误差对比

Table 1 Comparison of MSE under different sparsity for single block object

稀疏基	L - OPT	DCT + L - OPT	DWT + L - OPT
MSE	5. 517 7	0. 273 06	0. 198 87

为了进一步验证该算法的可行性,针对多个块目标物体进行仿真分析,成像区域不变,设定多个大小不同的块目标. 目标物体 1 水平位置从 4 cm 到 28 cm,垂直位置从 24 cm 到 31 cm;目标物体 2 水平位置从 4 cm 到 16 cm,垂直位置从 36 cm 到 47 cm;目标物体 3 水平位置从 21 cm 到 30 cm,

垂直位置从 40 cm 到 47 cm. 采样矩阵的选取同单个块目标实验,采样数据约占总数据量的 $(15 \times 20)/(30 \times 101) = 9.9\%$. 为使成像效果更明显,对其重构成像图进行归一化处理,动态显示的范围为 $[-15, 0]$,图 4 为运用不同的方法针对块目标的压缩感知重构算法进行仿真对比分析.

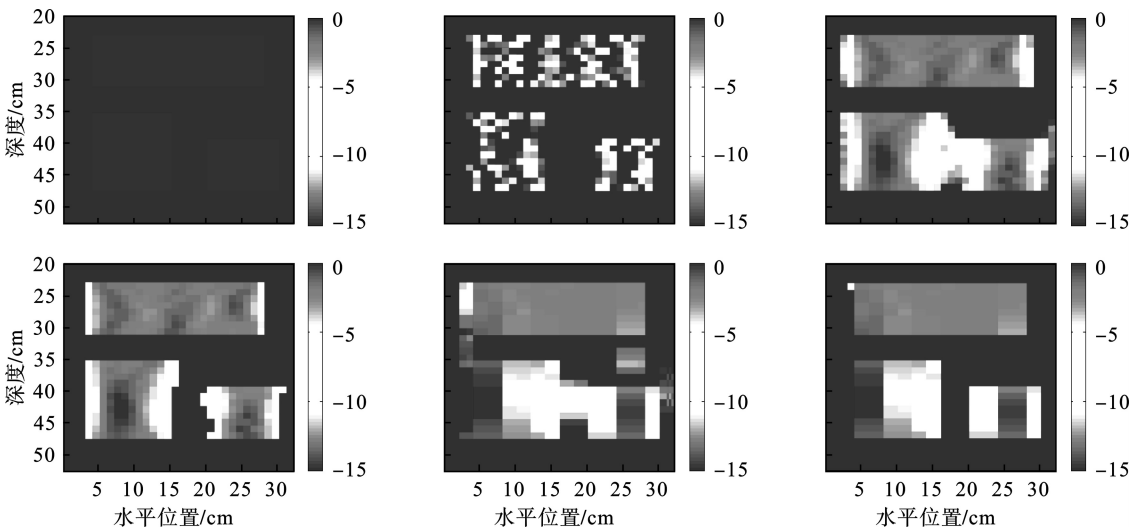


图 4 多个块目标的压缩感知重构算法成像对比
Fig. 4 Contrast of compressed sensing reconstruction algorithm for multiple block objects

(a)—原始多个块目标; (b)—未稀疏化的 L - OPT; (c)—DCT 稀疏化 + L - OPT; (d)—haar 小波稀疏化 + L - OPT + 高通滤波; (e)—haar 小波稀疏化 + L - OPT; (f)—haar 小波稀疏化 + L - OPT + 高通滤波.

从图 4 可以看出,本算法对于多个目标物体同样适用,都可以较为准确地分辨多个物体的位置大小信息,下面通过重构相对误差来对其进行定量分析.

从表 2 可知,基于稀疏化的块目标压缩感知成像算法拥有比常规压缩感知算法更高的重构分辨率,更快的重构速度,相对重构误差更小的优势.

表 2 多个块目标不同稀疏化下重建图像相对重构误差对比
Table 2 Comparison of MSE under different sparsity for multiple block objects

稀疏基	L - OPT	DCT + L - OPT	DWT + L - OPT
MSE	6. 678 2	0. 266 32	0. 202 36

4 结 语

频率步进连续波技术具有很多优点,所以在探地雷达领域的应用也越来越重视. 针对块目标物体在成像区域不满足稀疏特性现象,引入了正交稀疏基来对其进行稀疏化处理,通过正交稀疏

基变换能把目标物体的大部分信息投影到某些离散的点上,即可满足稀疏性的条件. 鉴于此构建一种新的适用于块目标压缩感知重构模型,在该模型中把目标物体稀疏化后的系数作为待重构的压缩感知系数,并通过压缩感知的凸优化重构算法求得稀疏系数;然后再由正交稀疏变换来得到重构的块目标图像. 通过仿真验证该模型比未稀疏化处理压缩感知重构图像具有更高的精度和分辨率.

参考文献:

[1] Coutts T, Gurbuz A C. Multistatic ground-penetrating radar experiments [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45 (8): 2544 - 2553.

[2] Zhuge X, Yarovsky A G. Modified Kirchhoff migration for UWB MIMO array-based radar imaging [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48 (6): 2692 - 2703.

[3] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE International Conference on Information Theory*, 2006, 52 (4): 1289 - 1306.