

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2017.01.009

引用格式:屈乐乐,桂客,张丽丽.基于多测量向量模型的极化探地雷达成像算法[J].电讯技术,2017,57(1):53-58.[QU Lele, GUI Ke, ZHANG Lili. An imaging algorithm based on multiple measurement vectors model for polarimetric ground penetrating radar[J]. Telecommunication Engineering, 2017, 57(1): 53-58.]

基于多测量向量模型的极化探地雷达成像算法*

屈乐乐**, 桂 客, 张丽丽

(沈阳航空航天大学 电子信息工程学院, 沈阳 110136)

摘 要:针对极化探地雷达(GPR)工作过程中目标成像空间的联合稀疏性,提出了一种基于多测量向量模型的极化探地雷达成像算法。在建立极化探地雷达回波信号模型的基础上,利用各极化通道测量数据的联合稀疏性将各个极化通道的测量数据等效成多测量向量(MMV),通过多任务贝叶斯压缩感知(MT-BCS)算法对各个极化通道的测量数据进行联合处理从而实现各个极化通道对应的探测场景反射率的重建。基于时域有限差分(FDTD)法的仿真数据处理结果表明所提成像算法在目标位置重建的准确性和背景杂波抑制能力上均优于单测量向量(SMV)模型的极化探地雷达成像算法。
关键词:极化探地雷达;目标成像;多测量向量;多任务贝叶斯压缩感知
中图分类号:TN957.52 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2017)01-0053-06

An Imaging Algorithm Based on Multiple Measurement Vectors Model for Polarimetric Ground Penetrating Radar

QU Lele, GUI Ke, ZHANG Lili

(College of Electronic Information Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract:By exploiting the joint sparsity of the target image space, a novel imaging algorithm based on multiple measurement vectors(MMV) model for polarimetric ground penetrating radar(GPR) is proposed. With the established polarimetric signal model of targets echoes, the multiple polarimetric channel measurement data can be treated as the measurement vectors by exploiting the joint sparsity between different polarimetric channel signals. Then the measurement data is jointly processed by the multi-task Bayesian compressive sensing(MT-BCS) algorithm to reconstruct the image of the investigated scene. The processing results of simulation data generated by finite-difference time-domain(FDTD) method have demonstrated that the proposed imaging method is superior to the traditional single measurement vector(SMV) based imaging method both on the accuracy of target location and the suppression of clutter.
Key words: polarimetric ground penetrating radar(GPR); target imaging; multiple measurement vectors(MMV); multi-task Bayesian compressive sensing(MT-BCS)

1 引言

探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)是利

用电磁波对地下浅层目标进行无损探测的系统^[1]。目前, GPR 系统因其良好的穿透性而被广泛用于隐

* 收稿日期:2016-08-26;修回日期:2016-10-31 Received date:2016-08-26;Revised date:2016-10-31
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61671310,61302172);辽宁省自然科学基金资助项目(2014024002,201602565);航空科学基金资助项目(2016ZC54013)

** 通信作者:qulele83@126.com Corresponding author:qulele83@126.com

蔽目标或结构的探测,如地雷探测、土木工程和考古研究等。在 GPR 系统对钢筋和地雷等潜在目标进行探测的过程中,目标通常仅占据整个成像区域相对较少的空间位置,也就是说待重建图像具有空间稀疏性。近年来,国内外学者已将压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论应用到 GPR 的成像重建领域,通过建立地下目标散射场与目标函数之间的映射关系提出了一些有效可行的高分辨率 GPR 稀疏成像重建算法^[2-7]。然而,现有的稀疏成像重建算法大都是基于单测量向量(Single Measurement Vector, SMV)模型来处理单个极化通道的测量数据从而对探测区域进行成像重建,并未对回波固有的高维稀疏性进行使用,因此其成像性能提高有限。极化 GPR 系统采用不同的天线耦合方式来接收地下目标的各种极化信息,通过对多个极化通道测量数据的分析和处理,可大大提高系统对地下目标的探测和识别能力^[8-10]。在极化 GPR 系统探测过程中,每个极化通道接收到的回波信号可看作是由具有相同结构的目标散射点反射而来,其数据采集模型类似于 CS 理论中的多测量向量(Multiple Measurement Vectors, MMV)模型^[11]。本文针对极化 GPR 系统回波信号的特点,提出一种基于 MMV 模型的极化 GPR 稀疏成像重建算法,将各个极化通道的测量数据等效成多测量向量,利用多任务贝叶斯压缩感知(Multi-task Bayesian Compressive Sensing, MT-BCS)算法对各极化通道的测量数据进行联合处理从而实现探测区域的稀疏高分辨率成像重建。与传统基于 SMV 模型的成像重建算法相比,本文所提成像算法降低了成像结果的背景杂波干扰,提高了成像重建质量。

2 极化 GPR 信号模型

极化 GPR 系统探测示意图如图 1 所示。极化 GPR 天线系统共有 4 个极化测量通道,分别是 XX、XY、YX 和 YY 极化,其中第一项代表发射天线的极化方向,第二项代表接收天线的极化方向。测线方向平行于 Y 方向,假设系统采用单站步进频工作模式,则对于第 $l(l=1,2,3,4)$ 个极化通道,系统在第 $m(m=0,1,\cdots,M-1)$ 个天线位置和第 $n(n=0,1,\cdots,N-1)$ 个频点的测量数据 $r_l(m,n)$ 表示为

$$r_l(m,n)=\sum_{p=1}^P\sigma_{p,l}\exp(-j2\pi f_n\tau_{p,m})。$$
 (1)

式中: $\sigma_{p,l}$ 为第 p 个目标的复反射系数, $f_n=f_0+n\Delta f$ 为第 n 个工作频点, f_0 为工作带宽的起始频率, Δf 是

工作带宽内的频率步进间隔, $\tau_{p,m}$ 表示第 p 个目标和第 m 个天线位置之间的双程时延。

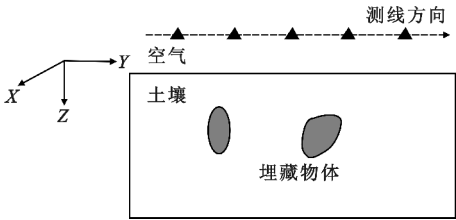


图 1 极化 GPR 系统探测示意图
Fig. 1 Measurement configuration of the polarimetric GPR system

将探测区域划分成 $N_y\times N_z$ 个均匀空间网格,其中 N_y 和 N_z 分别代表水平方向和深度方向的离散网格数,则待重建图像可经过列堆叠操作转换为 $N_yN_z\times 1$ 维场景反射率向量 σ_l 。则系统在第 l 个极化通道的接收信号 r_l 可表示为

$$r_l=\Psi\sigma_l。$$
 (2)

式中: $r_l=[r_l(0,0),\cdots,r_l(0,N-1),\cdots,r_l(M-1,N-1)]^T$; σ_l 表示第 l 个极化测量通道对应的场景反射率向量; Ψ 为 $MN\times N_yN_z$ 维字典矩阵,其第 r 行第 q 列元素可表示为

$$[\Psi]_{r,q}=\exp(-j2\pi f_n\tau_{q,m})。$$
 (3)

式中: $r=0,1,\cdots,MN-1$; $q=0,1,\cdots,N_yN_z-1$; $n=r\text{ mod }N$; $m=\lfloor r/N\rfloor$; $\tau_{q,m}$ 表示第 q 个成像网格和第 m 个天线位置之间的双程时延。

由于探测场景中感兴趣目标仅占据了较少的空间位置,所以 σ_l 是稀疏向量。可构造随机测量矩阵 Φ_l 实现降采样得到测量向量

$$y_l=\Phi_lr_l=\Phi_l\Psi\sigma_l=A_l\sigma_l+n_l。$$
 (4)

式中: $A_l=\Phi_l\Psi$; Φ_l 为 $J\times MN$ 维矩阵,其构造可通过从 $MN\times MN$ 维单位矩阵中随机选取 J 行来实现。对于不同的极化测量通道,字典矩阵 A_l 可能相同也可能不同。式(4)中加入了加性复高斯白噪声向量 n_l , n_l 表示第 l 个极化通道的测量噪声。

3 极化 GPR 成像重建

3.1 基于 SMV 模型的极化 GPR 成像

基于 SMV 模型的极化 GPR 成像方法对单个极化通道的测量数据分别进行处理从而实现各极化通道对应探测场景反射率的重建。第 l 个极化测量通道对应的场景反射率向量 σ_l 可通过 l_1 范数最小化方法重建:

$$\hat{\sigma}_l=\operatorname{argmin}\|\sigma_l\|_1\text{ s. t. }\|y_l-A_l\sigma_l\|_2<\varepsilon。$$
 (5)

式中: $\|\cdot\|_1$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别代表 l_1 和 l_2 范数, ε 是正则化参数。将重建的 σ_l 按 N_y 列 N_z 行展开即可得到目标成像重建结果。式(5)表示的成像重建过程只利用了单个极化通道的测量数据,并未考虑各个极化通道测量数据的相关性,因此所取得的成像重建效果非常有限。

3.2 基于 MMV 模型的极化 GPR 成像

在 GPR 的探测过程中,对于不同的极化测量通道而言,系统的探测区域和工作频带是相同的,不同的只是探测场景的反射率。这样对于 XX 、 XY 、 YX 和 YY 4 个极化通道来讲, σ_l 具有共同的稀疏支撑集,也就是说 σ_l 的非零元素的位置在测量中保持不变,而 σ_l 的非零元素位置对应的元素值不同。可构建基于 MMV 的极化 GPR 成像模型,通过采用多任务贝叶斯压缩感知 (MT-BCS) 框架对多个极化通道的测量数据进行联合处理从而实现各个极化通道对应的探测场景反射率的联合重建。由于 MT-BCS 框架是基于实值信号模型的,所以将式(4)转换成实值信号模型:

$$\hat{\mathbf{y}}_l = \hat{\mathbf{A}}_l \hat{\sigma}_l + \hat{\mathbf{n}}_l, \quad l \in [1, 2, \dots, 4]. \quad (6)$$

式中: $\hat{\mathbf{y}}_l = [\text{Re}(\mathbf{y}_l)^T, \text{Im}(\mathbf{y}_l)^T]^T$, $\hat{\sigma}_l = [\text{Re}(\sigma_l)^T, \text{Im}(\sigma_l)^T]^T$, $\hat{\mathbf{n}}_l = [\text{Re}(\mathbf{n}_l)^T, \text{Im}(\mathbf{n}_l)^T]^T$, 字典矩阵 $\hat{\mathbf{A}}_l$ 表示为

$$\hat{\mathbf{A}}_l = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{A}_l) & -\text{Im}(\mathbf{A}_l) \\ \text{Im}(\mathbf{A}_l) & \text{Re}(\mathbf{A}_l) \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式(6)中每一个由 $\hat{\mathbf{y}}_l$ 重构 $\hat{\sigma}_l$ 的过程称为第 l 个重构任务,从而实现多任务信号重构。对式(6)中 $\hat{\mathbf{n}}_l$ 的每一个元素赋予一个零均值的高斯先验分布,则测量向量的高斯似然模型可以表示为

$$p(\hat{\mathbf{y}}_l | \hat{\mathbf{n}}_l, \beta) = \left(\frac{2\pi}{\beta} \right)^{-J} \exp \left(-\frac{\beta}{2} \|\hat{\mathbf{y}}_l - \hat{\mathbf{A}}_l \hat{\sigma}_l\|^2 \right). \quad (8)$$

式中: β 是高斯密度函数的精确度 (噪声方差的倒数)。对于 $\hat{\sigma}_l$ 中的每一个元素,假设满足零均值的高斯先验分布:

$$p(\hat{\sigma}_l | \alpha, \beta) = \prod_{i=1}^{2N_x N_y} N(\hat{\sigma}_l(i) | 0, \beta^{-1} \alpha_i^{-1}). \quad (9)$$

其中超参量 $\alpha = \{\alpha_i\}_{i=1}^{2N_x N_y}$ 是全部 4 个极化通道所共有的,因此每个任务中的测量向量 $\hat{\mathbf{y}}_l$ 都会为超参数的估计做出贡献,从而实现信息的共享。

假设超参量 α 和 β 均服从伽马分布,根据贝叶斯准则, $\hat{\sigma}_l$ 的后验概率密度函数满足多变量 Student-t 分布,其均值为^[12]

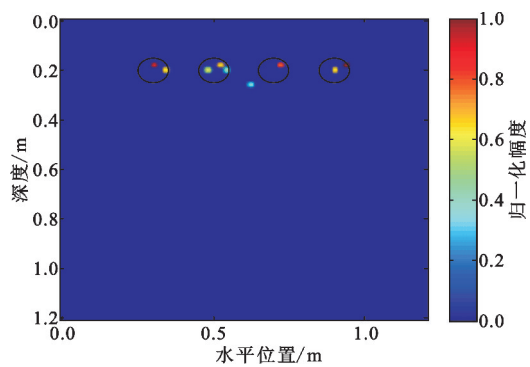
$$\mu_l = ((\hat{\mathbf{A}}_l)^T \hat{\mathbf{A}}_l + \mathbf{D})^{-1} (\hat{\mathbf{A}}_l)^T \hat{\mathbf{y}}_l. \quad (10)$$

式中: $\mathbf{D} = \text{diag}[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{2N_x N_y}]$, 超参量 α 可通过快速相关向量机求解得到^[12-13]。当得到超参量 α 后,每个极化通道对应的场景反射率向量 $\hat{\sigma}_l$ 可由式(10)得到。

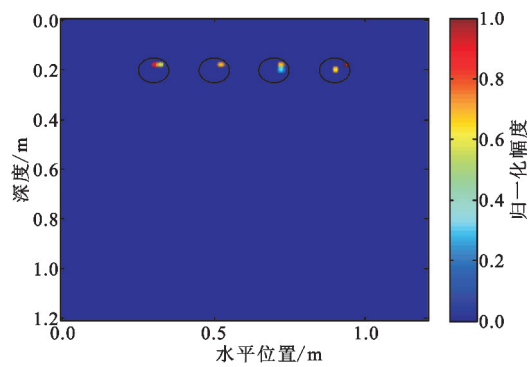
4 成像结果与分析

为了验证所提成像算法的有效性和准确性,首先采用基于时域有限差分 (Finite-Difference Time-Domain, FDTD) 法的 GprMax 软件^[14] 构造探测场景得到极化 GPR 全波仿真数据,然后采用成像算法对仿真数据进行处理得到成像结果。仿真模型设置如下:探测场景由两层媒质组成,第一层媒质为空气,第二层媒质为土壤,土壤的相对介电常数和电导率分别为 $\varepsilon_r = 6$ 和 $\sigma = 1 \text{ mS/m}$ 。4 个半径为 0.01 m 的钢筋埋于土壤中,沿水平方向均匀排列,钢筋的埋深均为 0.2 m。激励源为中心频率为 1 000 MHz 的雷克波,天线距离地面的高度为 5 cm,发射天线和接收天线处于相同的位置,沿着水平方向均匀移动,移动步长为 5 cm,数据采集道数为 21 道,采样时窗为 20 ns,采用理想匹配层作为边界条件,通过 FDTD 计算得到各测量孔径点处的时域散射回波。由于所提成像算法是在频域进行,首先采用背景对消技术去除空气与土壤分界面的强反射回波,然后时域回波数据通过傅里叶变换得到工作带宽为 500 ~ 1 500 MHz 内 21 个频点的目标频域后向散射信号,频率步进间隔为 50 MHz,这样每个极化通道共有 $21 \times 21 = 441$ 个测量数据。对每个极化通道的频域散射场数据加入加性高斯白噪声,信噪比为 10 dB。待成像区域在水平方向和深度方向均设置为 1.2 m。将成像区域按照水平方向和深度方向划分成 61×61 个空间网格。

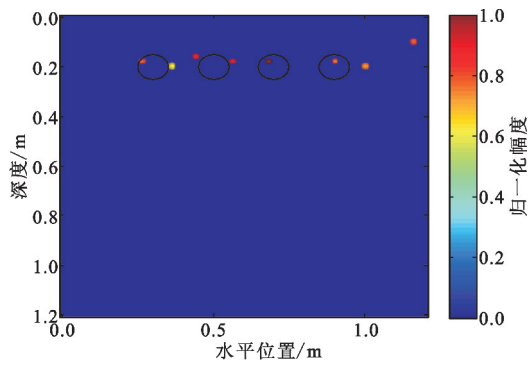
从每个极化通道中随机选取 221 (降采样率为 0.5) 个测量数据用于成像重建。图 2 和图 3 分别给出了基于 SMV 模型和 MMV 模型的极化 GPR 成像结果,图中 4 个实线圆圈代表埋于土壤中的钢筋的真实位置。图 2 中 XX 、 XY 、 YX 和 YY 极化通道成像效果较差,虽然能够大致识别目标所在的位置,但周围还有虚假的点目标像出现。由于图 3 采用基于 MMV 模型的极化 GPR 成像重建方法,成像结果改善明显, XX 、 XY 、 YX 和 YY 4 个极化通道对应的成像结果不仅都能对目标的位置进行准确重建,而且目标像清晰且无虚假目标出现。



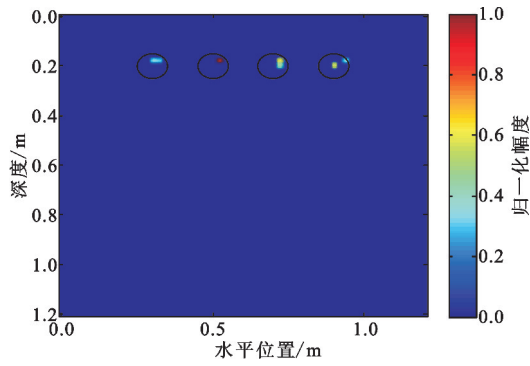
(a)XX 极化



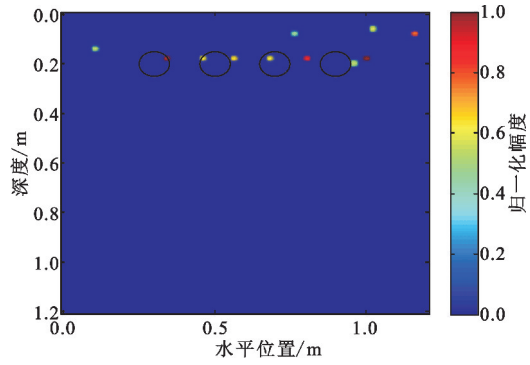
(a)XX 极化



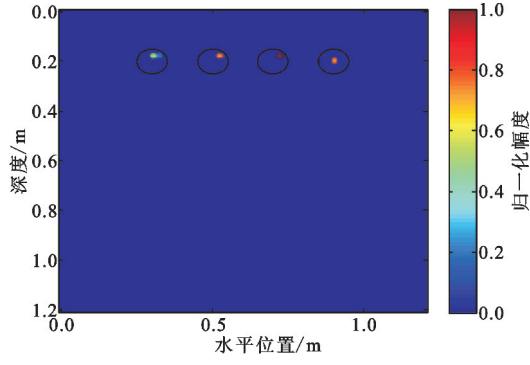
(b)XY 极化



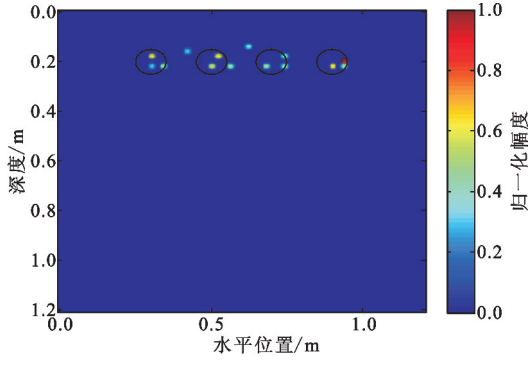
(b)XY 极化



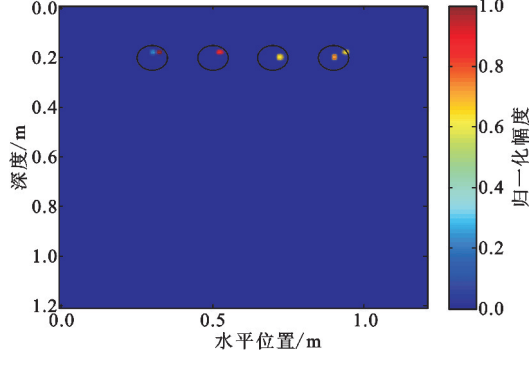
(c)YX 极化



(c)YX 极化



(d)YY 极化



(d)YY 极化

图2 基于 SMV 模型的成像结果

Fig. 2 Imaging result of polarimetric GPR using SMV model

图3 基于 MMV 模型的极化 GPR 成像结果

Fig. 3 Imaging result of polarimetric GPR using MMV model

为了定量比较两种成像算法的成像重建性能, 采用目标杂波比 (Target-to-Clutter Ratio, TCR) 来衡量成像重建结果的质量。TCR 定义为

$$TCR=20\lg(\sum_{l=1}^4TCR_l/4)。$$
 (11)

式中: TCR_l 为第 l 个极化通道对应的成像结果, 可表示为

$$TCR_l=\frac{1/N_t\sum_{q\in A_t}|I_l(q)|}{1/N_c\sum_{q\in A_c}|I_l(q)|}。$$
 (12)

式中: $I_l(q)$ 表示第 l 个极化通道对应成像结果的第 q 个像素值, A_t 和 A_c 分别表示成像结果的目标区域和杂波区域, N_t 和 N_c 分别表示目标区域和杂波区域对应的像素个数。

为了定量比较在不同的测量数据降采样率下两种成像算法的重建性能, 首先将测量数据的信噪比固定为 10 dB, 然后对应每一个测量数据降采样率做 100 次独立实验, 所得成像结果的平均 TCR 如图 4 所示。从图 4 可以看出在相同的测量数据降采样率条件下, 基于 MMV 模型的成像算法较 SMV 模型获得的 TCR 更大, 更有利于对目标的探测和识别。

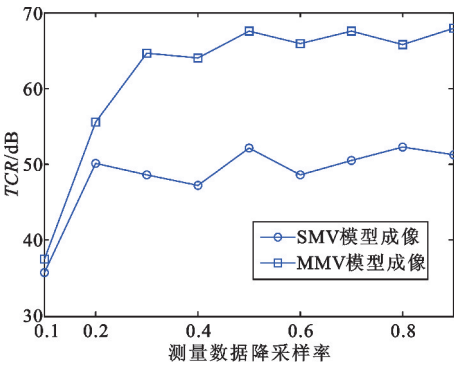


图 4 不同降采样率下成像结果的 TCR

Fig. 4 TCR comparison by varying the undersampling ratio

为了对比两种成像算法在不同信噪比下的成像重建性能, 首先将测量数据的降采样率固定为 0.5, 然后对应每一个信噪比做 100 次独立实验, 所得成像结果的平均 TCR 如图 5 所示。从图 5 可以看出在相同的信噪比条件下, 基于 MMV 模型的成像算法能够获得更大的 TCR, 成像结果中背景杂波干扰能量更少。

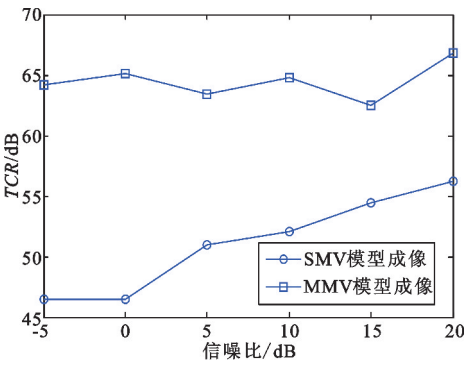


图 5 不同信噪比下成像结果的 TCR

Fig. 5 TCR comparison by varying the SNR level

5 结 论

本文基于探测场景的稀疏性提出了一种基于 MMV 模型的极化 GPR 成像重建算法, 对多个极化通道的测量数据进行联合处理从而实现各个极化通道对应的探测场景反射率的重建。基于 FDTD 的仿真数据处理结果表明, 与传统 SMV 模型的极化 GPR 成像算法相比, 本文所提成像算法在目标位置重建的准确性和背景杂波抑制能力上都有明显的提高, 能够更好地实现对地下埋藏目标的探测。

参考文献:

[1] 粟毅, 黄春琳, 雷文太. 探地雷达理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

[2] GURBUZ A C, MCCLELLAN J H, SCOTT W R. A compressive sensing data acquisition and imaging method for stepped frequency GPRs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(7): 2640-2650.

[3] SOLDVIERI F, SOLIMENE R, MONTE L L, et al. Sparse reconstruction from GPR data with applications to rebar detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(3): 1070-1079.

[4] 周琳, 王怀军, 粟毅. 基于压缩感知的 GPR 成像算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 1995-2001. ZHOU Lin, WANG Huaijun, SU Yi. GPR imaging algorithm based on compressive sensing[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(9): 1995-2001. (in Chinese)

[5] YANG J, JIN T, HUANG X, et al. Sparse MIMO array forward-looking GPR imaging based on compressed sensing in clutter environment[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(7): 4480-4494.

[6] QU L, YIN Y, SUN Y, ZHANG L. Diffraction tomographic ground-penetrating radar multibistatic imaging algorithm with compressive frequency measurements[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(10): 2011-2015.

[7] AMBROSANIS M, PASCAZIO V. A compressive-sensing

- based approach for the detection and characterization of buried targets[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, 2015, 8(7):3386-3395.
- [8] CHEN C C, HIGGINS M B, O' NEILL K, et al. Ultrawide-bandwidth fully-polarimetric ground penetrating radar classification of subsurface unexploded ordnance [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(6):1221-1230.
- [9] YAROVY A G, LIGTHART L P, SCHUKIN A, et al. Polarimetric video impulse radar for landmine detection [J]. Subsurface Sensing Technologies and Applications, 2002, 3(4):271-293.
- [10] LIU H, ZHAO J, SATO M. A hybrid dual-polarization GPR system for detection of linear objects[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2015, (14):317-320.
- [11] 陈一畅, 张群, 陈校平, 等. 多重测量矢量模型下的稀疏步进频率 SAR 成像算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(12):2986-2993.
- CHEN Yichang, ZHANG Qun, CHEN Xiaoping, et al. An imaging algorithm of sparse stepped frequency SAR based on multiple measurement vectors model[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(12):2986-2993. (in Chinese)
- [12] JI S, DUNSON D, CARIN L. Multitask compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1):92-106.
- [13] TIPPING M E, FAUL A C. Fast marginal likelihood maximization for sparse Bayesian models [C]//Proceedings of 9th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics. Key West, FL: IEEE, 2003:1-8.
- [14] GIANNPOULOS A. Modelling ground penetrating radar by GprMax [J]. Construction and Building Materials, 2005, 19(10):755-762.

作者简介:



屈乐乐(1983—),男,河南焦作人,2010年获博士学位,现为副教授,主要研究方向为超宽带雷达系统设计与信号处理技术;

Email:qulele83@126.com

桂客(1994—),男,安徽淮北人,硕士研究生,主要研究方向为超宽带雷达信号处理技术和天线测量技术;

张丽丽(1979—),女,黑龙江齐齐哈尔人,博士,讲师,主要研究方向为探地雷达信号处理技术。