

利用块间耦合稀疏贝叶斯学习的建筑物布局成像方法

晋良念^{*①②} 冯飞^② 刘庆华^② 欧阳缮^②

^①(广西无线宽带通信与信号处理重点实验室 桂林 541004)

^②(桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004)

摘要: 该文针对现有穿墙雷达建筑物布局成像中扩展目标稀疏成像方法未能有效利用墙体反射信号的结构稀疏性,导致成像中出现墙体不连贯和墙体轮廓不明显的问题,提出一种利用稀疏信号块间耦合的建筑物布局成像方法。该方法在块稀疏信号特性的高斯分层先验模型的基础上,利用块间耦合系数进一步表征场景中墙体反射信号的结构稀疏性,然后将其引入到控制稀疏信号先验概率分布的超参数中,从而把稀疏信号的结构性转化为超参数的耦合关系,最后利用期望最大化(EM)算法求解超参数的最大后验(MAP)估计。仿真和实验数据处理结果表明,该方法有效改善了墙体的成像质量。

关键词: 穿墙雷达; 建筑物布局成像; 结构稀疏性; 稀疏贝叶斯学习; 块间耦合

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)04-0853-07

DOI: 10.11999/JEIT170719

Building Layout Imaging Method Using the Inter-block Coupling Sparse Bayesian Learning

JIN Liangnian^{①②} FENG Fei^② LIU Qinghua^② OUYANG Shan^②

^①(Guangxi Key Laboratory of Wireless Wideband Communication & Signal Processing, Guilin 541004, China)

^②(Institute of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: In through-wall radar building layout imaging, the existing extended target sparse imaging method can not effectively exploit the structural sparsity of the wall reflections in the scene, resulting in incoherent imaging and unobvious contour of walls. A sparse Bayesian learning method is proposed for building layout imaging by exploiting the inter-block coupling of sparse signal. On the basis of the hierarchical Gaussian prior model of block sparse signal characteristics, the inter-block coupling coefficient is further used to characterize the structured sparsity of the wall reflections. Then these coefficients are introduced into the hyperparameters controlling the prior distribution of sparse signal, thus this structured sparsity is transformed into the coupling relationship of these hyperparameters. Subsequently, an Expectation-Maximization (EM) algorithm is developed to infer the Maximum A Posteriori (MAP) estimate of these hyperparameters. The results of simulation and experiment show that the proposed method improves effectively the imaging quality of the building wall.

Key words: Through-wall radar; Building layout imaging; Structured sparsity; Sparse Bayesian learning; Inter-block coupling

1 引言

建筑物布局成像是穿墙雷达在实际中的重要应用,在应急救援、侦查执法以及反恐巷战等领域备

受关注。获取建筑布局图像对于了解建筑物内部情形,精确打击犯罪分子保护己方力量具有重要的现实意义^[1,2]。文献[3]利用一种多视角多通道的方式将各视角各通道的图像融合形成建筑布局图像,有效缓解了图像的散焦与偏移问题。文献[4]利用相互垂直的视角进行探测,并以一种较为精确的墙体补偿方式来纠正墙体位置,形成的建筑物墙体图形轮廓清晰。但是,上述的恢复算法是以后向投影(BP)为主,需要获取大量的时间与空间数据才能得到较好的成像质量,这给数据的存储与处理带来很大问题。

与整个成像区域相比,墙体区域仅占据相对较少的空间位置,所以建筑结构布局成像是一个稀疏

收稿日期: 2017-07-19; 改回日期: 2017-12-25; 网络出版: 2018-02-05

*通信作者: 晋良念 jinglingling5653@sina.com.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61461012), 广西自然科学基金(2017GXNSFAA198050), 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室2016主任基金(GXKL06160106)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61461012), Guangxi Natural Science Foundation (2017GXNSFAA198050), Guangxi Key Laboratory of Wireless Wideband Communication and Signal Processing, 2016 the Fund Project of Director (GXKL06160106)

信号的重建问题,其可以利用较少的数据获取高分辨成像。文献[5]沿着方位向分块,利用类 Radon 变换的字典矩阵稀疏表示各块内部墙体的连续性,然后采用正交匹配追踪(OMP)算法恢复稀疏信号矢量,最后将其与稀疏字典乘积得到稀疏成像。但是,信号重建过程中没有利用前后稀疏系数矢量元素之间的相关性,所以得到的墙体像是一个非连续性的条状,轮廓特性不明显,聚焦性差。此外 OMP 算法对实验数据有较高的信噪比要求,当信噪比较低时,图像中的杂波很强,墙体像几乎被掩盖。文献[5]也提到,既然墙体呈直线连续的结构分布,那么感兴趣的目标墙体回波实际上也就是一个具有块稀疏的结构性信号,所以文中直接对场景稀疏信号矢量进行块划分,然后采用块正交匹配追踪(BOMP)算法进行恢复。同样,该方法也没有充分利用墙体回波稀疏信号的结构性特点,只是考虑了块内的相关性,使得墙体图像也不连贯和轮廓边缘也不明显。由此看来,寻求一种有效的块稀疏信号恢复算法对于建筑布局成像具有十分重要的意义。

目前,对于块稀疏信号的恢复问题已经有了各种深入的研究,提出了很多性能良好的恢复算法,如文献[6]的块稀疏贝叶斯学习(BSBL)算法、文献[7]的耦合模式稀疏贝叶斯学习(PC-SBL)算法等。BSBL 在已知分块结构的先验信息下,利用超参数控制块内系数的取值,可以较好地重建块稀疏信号,但它忽略了稀疏信号元素间的相关性,导致扩展目标成像不连贯^[8]。PC-SBL 将稀疏信号元素间的相关性引入对应超参数的耦合关系中,进而通过超参数来控制相邻元素间的取值,较好恢复了结构性稀疏信号。但是,该方法没有充分利用稀疏信号的块结构特性,成像耗时,而且相邻元素的耦合系数固定,也会导致虚假像的产生^[9]。

因此,要实现墙体这类扩展目标的高分辨成像,并保持其边缘轮廓信息,就必须充分利用墙体反射回波的结构性特点。本文在 BSBL 的基础上,不仅利用稀疏信号块内元素的相关性,还利用稀疏信号块间的相关性。在实现过程中,将这种衡量结构性的耦合系数引入到控制稀疏信号先验分布的超参数中,从而把结构稀疏转化为超参数之间的耦合关系,然后通过贝叶斯学习算法迭代求解稀疏信号和超参数,以较快的速度较好地重建场景的墙体像。

2 信号模型

使用一个收发共置天线单元的雷达系统沿着平行于前墙的方向移动合成孔径。假设阵列共有 L 个点,各点发射的信号为 $s(t)$ 。因墙体表面反射具有

镜面特性,所以各点的接收信号 $r_l(t), l=1,2,\dots,L$ 主要来自平行于阵列的所有墙体的反射回波,而这种墙体与阵列的平行也会使得回波的幅度和双程传播时延与阵元的位置都无关,即

$$r_l(t) = \sum_{p=1}^P \sigma_p s(t - \tau_p), \quad l=1,2,\dots,L \quad (1)$$

式中, P 为墙体表面的总数, σ_p, τ_p 分别为天线接收到第 p 个墙体表面反射信号的幅度和双程传播时延。将成像场景沿着方位向和距离向划分为 $N_x \times N_z$ 的有限个网格,令 σ 为场景的网格划分对应的回波幅度列向量, r_l 为第 l 个天线单元接收信号列向量。与室内目标的散射不同,墙体的镜面反射使得 $r_l(t)$ 仅仅来自该天线正对前方那部分墙体,因此建立 r_l 与 σ 之间的感知矩阵 Ψ_l 仅仅考虑天线正前方像素的贡献^[5]。根据式(1),可得

$$[\Psi_l] = \left[\zeta_{[(0,0),l]} s(t - \tau_l(0,0)) \cdots \zeta_{[(N_x-1,N_z-1),l]} \cdot s(t - \tau_l(N_x-1,N_z-1)) \right] \quad (2)$$

式中, $\tau_l(j,k)$ 为信号从第 l 个天线到像素网格点 (j,k) 的双程传播时延,对均匀墙体的时延计算参考文献[4],对非均匀墙体参考文献[10]; $\zeta_{[j,k]}$ 为指示函数,若该网格点在第 l 个天线正前方,则取值为 1,反之取值 0。堆栈 L 个天线的接收信号和对应的感知矩阵,令 $r = [r_1^T \ r_2^T \ \cdots \ r_L^T]^T$, $\Psi = [\Psi_1^T \ \Psi_2^T \ \cdots \ \Psi_L^T]^T$,则它们之间满足线性关系,即

$$r = \Psi \sigma \quad (3)$$

式中, $r \in \mathbb{R}^{ZL \times 1}$, $\Psi \in \mathbb{R}^{ZL \times N}$, Z 为回波的时域采样点数, N 为 $N_x \times N_z$ 。构造测量矩阵^[11] $A \in \mathbb{R}^{M \times ZL}$,并考虑实际情况中的噪声和杂波 $w \in \mathbb{R}^{M \times 1}$,则稀疏成像的信号模型为

$$y = A \Psi \sigma + w \quad (4)$$

令 $\Phi = A \Psi$,且 $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 。根据墙体的物理连续性可知,稀疏信号 σ 具有结构性特点^[5],我们把 σ 分成 g 块 σ_i 、块长为 $d_i, i=1,2,\dots,g$ 。

3 块间耦合稀疏贝叶斯成像方法

3.1 参数推导

BSBL 框架^[6]下的 $\sigma_i, i=1,2,\dots,g$ 的元素只与其本身的超参数相关,没有充分利用块间的耦合关系。对此,我们将信号的结构性特点引入块间的耦合关系中,即 σ_i 不仅取决于自身的超参数,还与它前后相邻的 $\sigma_{i+1}, \sigma_{i-1}$ 块的超参数有关,所以 σ_i 的先验概率分布为

$$p(\sigma_i; \gamma_i, \gamma_{i+1}, \gamma_{i-1}, B_i) \sim N(\mathbf{0}, (\gamma_i + \rho_i (\gamma_{i+1} + \gamma_{i-1})) B_i), \quad i=1,2,\dots,g \quad (5)$$

式中, γ_i 是一个控制块稀疏度的非负参数, 当 γ_i 取值为 0 时, σ_i 的元素全部为 0, 特别之处需考虑 $\gamma_0 = \gamma_{g+1} = 0$; \mathbf{B}_i 是一个调节 σ_i 内各元素之间相关性的正定矩阵; ρ_i 表示 σ_i 与 σ_{i-1} 和 σ_{i+1} 之间的耦合系数, 取值与 σ_{i+1} , σ_{i-1} 有关, 定义

$$\rho_i = \frac{\|\sigma_{i-1}\|_2^2 + \|\sigma_{i+1}\|_2^2}{\|\sigma_{i-1}\|_2^2 + \|\sigma_i\|_2^2 + \|\sigma_{i+1}\|_2^2} \quad (6)$$

进一步地, σ 的先验概率分布为

$$p(\sigma; \gamma_i, \gamma_{i+1}, \gamma_{i-1}, \mathbf{B}_i) \sim N(\mathbf{0}, \Sigma_0), \quad i = 1, 2, \dots, g \quad (7)$$

式中, Σ_0 是一个块对角矩阵, 可表示为

$$\Sigma_0 = \text{diag}\left(\left(\gamma_1 + \rho_1(\gamma_2 + \gamma_0)\right)\mathbf{B}_1, \dots, \left(\gamma_g + \rho_g(\gamma_{g+1} + \gamma_{g-1})\right)\mathbf{B}_g\right) \quad (8)$$

设 $w \sim N(0, \lambda\mathbf{I})$, 则可以求得 σ 的后验概率分布为

$$p(\sigma | \mathbf{y}, \lambda, \{\gamma_i, \gamma_{i+1}, \gamma_{i-1}, \mathbf{B}_i\}_{i=1}^g) = N(\mu, \Sigma) \quad (9)$$

其均值与协方差矩阵分别是

$$\mu = \lambda^{-1} \Sigma \Phi^T \mathbf{y} \quad (10)$$

$$\Sigma = \left(\Sigma_0^{-1} + \lambda^{-1} \Phi^T \Phi\right)^{-1} \quad (11)$$

根据伍德伯里恒等式可将式(10)和式(11)分别化简为

$$\mu = \Sigma_0 \Phi^T \left(\lambda\mathbf{I} + \Phi \Sigma_0 \Phi^T\right)^{-1} \mathbf{y} \quad (12)$$

$$\Sigma = \Sigma_0 - \Sigma_0 \Phi^T \left(\lambda\mathbf{I} + \Phi \Sigma_0 \Phi^T\right)^{-1} \Phi \Sigma_0 \quad (13)$$

可以看出, 一旦给出了所有超参数 $\theta = \{\gamma_i, \lambda, \mathbf{B}_i\}$, $i = 1, 2, \dots, g$, 就可以利用最大后验概率(MAP)估计求得 σ , 即 $\sigma_{\text{MAP}} = \mu$ 。

值得注意的是, 在估计超参数的过程中, 若每一个 σ_i 都有一个对应的 \mathbf{B}_i , 则会出现严重的过拟合现象^[12]。为了避免过拟合问题, 我们令 $\mathbf{B}_i = \mathbf{B}$ 。此时, $d_i = h(\forall i)$, 这样估计 σ 转换为估计所有超参数, 接下来利用期望最大化(EM)方法来学习这些超参数。将 σ 看作隐藏变量, 构造 Q 函数为

$$\begin{aligned} Q(\theta | \theta^{(\text{old})}) &= E_{\sigma | \mathbf{y}, \theta^{(\text{old})}} \ln(p(\sigma, \mathbf{y}, \theta)) \\ &= E_{\sigma | \mathbf{y}, \gamma^{(\text{old})}, \mathbf{B}^{(\text{old})}} \left[\ln\left(p(\sigma | \{\gamma_i, \gamma_{i+1}, \gamma_{i-1}, \mathbf{B}_i\}_{i=1}^g)\right) \right. \\ &\quad \left. + E_{\sigma | \mathbf{y}, \lambda^{(\text{old})}} \ln(p(\mathbf{y} | \sigma, \lambda)) \right] \quad (14) \end{aligned}$$

式中, θ 表示待估的超参数, $\theta^{(\text{old})}$ 表示前次已估的超参数。为方便起见, 用 Kronecker 积表示 $\Sigma_0 = \mathbf{\Gamma} \otimes \mathbf{B}$, 其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{\Gamma} &= \text{diag}\left(\gamma_1 + \rho_1(\gamma_2 + \gamma_0), \dots, \right. \\ &\quad \left. \gamma_g + \rho_g(\gamma_{g+1} + \gamma_{g-1})\right) \quad (15) \end{aligned}$$

将 Q 函数的第 1 项化简, 可得

$$\begin{aligned} Q_1(\gamma, \mathbf{B}) &\propto -\frac{h}{2} \ln|\mathbf{\Gamma}| - \frac{g}{2} \ln|\mathbf{B}| \\ &\quad - \frac{1}{2} \text{tr}\left(\left(\mathbf{\Gamma}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}\right)\left(\Sigma + \mu\mu^T\right)\right) \quad (16) \end{aligned}$$

对 γ_i 求偏导, 并令 $t_i = (\gamma_i + \rho_i(\gamma_{i+1} + \gamma_{i-1}))^{-1}$, 可得

$$\frac{\partial Q_1}{\partial \gamma_i} = -\frac{h}{2}(t_i + \rho_{i+1}t_{i+1} + \rho_{i-1}t_{i-1}) + \frac{1}{2}v_i \quad (17)$$

式中, $v_i = \rho_{i+1}t_{i+1}^2 \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{D}^{i+1}) + \rho_{i-1}t_{i-1}^2 \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{D}^{i-1}) + t_i^2 \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{D}^i)$, 这里 $\mathbf{D}^j = \Sigma^j + \mu^j(\mu^j)^T$, $j = i-1, i, i+1$, $\Sigma^j = \Sigma((j-1)h+1:jh, (j-1)h+1:jh)$ 为 Σ 中主对角的第 j 个子块, $\Sigma^j \in \mathbb{R}^{h \times h}$, $\mu^j = \mu((j-1)h+1:jh)$ 为 μ 中的第 i 个小块, $\mu^j \in \mathbb{R}^{h \times 1}$ 。假设 γ 的最优解为 $\gamma^* = [\gamma_1^* \gamma_2^* \dots \gamma_g^*]$, 则有式(18)不等式成立,

$$\begin{aligned} 0 < t_i^* < \frac{1}{\gamma_i^*} < 1, \quad 0 < t_i^* < \frac{1}{\rho_{i+1}\gamma_{i+1}^*} < 1, \\ 0 < t_i^* < \frac{1}{\rho_{i+1}\gamma_{i+1}^*} < 1, \quad i = 1, 2, \dots, g \quad (18) \end{aligned}$$

令 $t_0 = t_{g+1} = 0$, 所以

$$0 < t_i + \rho_{i+1}t_{i+1} + \rho_{i-1}t_{i-1} < \frac{3}{\gamma_i} \quad (19)$$

令式(17)为 0, 结合式(19)可推导出

$$\gamma_i = \frac{3h}{\rho_{i+1} \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{D}^{i+1}) + \rho_{i-1} \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{D}^{i-1}) + \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{D}^i)} \quad (20)$$

将式(16)对 \mathbf{B} 求偏导, 并令为 0, 得到

$$\mathbf{B} = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g \frac{\Sigma^i + \mu^i(\mu^i)^T}{\gamma_i + \rho_i(\gamma_{i+1} + \gamma_{i-1})} \quad (21)$$

接下来, 化简式(14)中 Q 函数的第 2 项, 可得

$$Q_2(\lambda) \propto -\frac{M}{2} \ln \lambda - \frac{1}{2\lambda} E_{\sigma | \mathbf{y}, \lambda^{(\text{old})}} \left(\|\mathbf{y} - \Phi \sigma\|_2^2\right) \quad (22)$$

对 λ 求偏导并令为 0, 可得

$$\lambda = \frac{\|\mathbf{y} - \Phi \mu\|_2^2 + \text{tr}(\Sigma \Phi^T \Phi)}{M} \quad (23)$$

式(23)求解的 λ 在低信噪比下不鲁棒, 其原因在于 Σ 和 $\Phi^T \Phi$ 中存在非对角块元素^[12]。这里我们将 Σ 和 $\Phi^T \Phi$ 的非对角块的元素设置为 0, 将式(23)修正为

$$\lambda = \frac{\|\mathbf{y} - \Phi \mu\|_2^2 + \sum_{i=1}^g \text{tr}(\Sigma^i (\Phi^i)^T \Phi^i)}{M} \quad (24)$$

其中, $\Phi^i \in \mathbb{R}^{M \times h}$ 表示 σ 中第 i 个小块对应 Φ 的一个子矩阵。

3.2 算法实现

从上述的分析可以看出, 每次迭代求解 σ 与协方差都有 M 阶矩阵的求逆运算, 其计算复杂度为 $O(M^3)$, 这影响了算法运算效率, 因此需要寻求一种降低运算量的方法。具体过程是: 预先设定 γ 的门限值, 然后在每次迭代中找出 γ 中大于门限值的元素的个数 K 和对应的位置集合 Q 参与下一次迭代, 这样矩阵求逆从 M 维降为 K 维, 计算复杂度降为 $O(K^3)$ 。此外, 每次迭代涉及 $\sigma, \gamma_i, \lambda, B_i$, 与文献[6]的迭代过程类似, 所以采用文献[6]的方法易于证明算法的收敛性。算法流程如表 1 所示。在构建字典矩阵、测量矩阵、测量值向量和初始参数后, 进入式(12), 式(13), 式(20), 式(21)和式(24)的循环迭代过程, 直到满足条件后退出循环。

表 1 算法流程

输入:
(1)构造字典矩阵 Ψ 和测量矩阵 A , 生成感知矩阵 Φ 与测量值 y ;
(2)令 $\gamma_1 = \dots = \gamma_g = 1, \lambda = 0.01, \rho$ 的初值设为 0, 设置分块信息, 收敛条件 $\delta = 1 \times 10^{-8}$, 迭代次数 $I=0$ 。
循环迭代:
(1)判断 γ 中的元素是否满足设定的门限, 找出满足门限的元素的个数 K 和对应的位置集合 Q ;
(2)根据 K 和 Q , 通过式(12), 式(13)计算 μ 和 Σ , 并利用式(6)更新 ρ ;
(3)通过式(20), 式(21)和式(24)分别更新 γ, B 和 λ ;
(4)如果 $\ \mu^{(I)} - \mu^{(I-1)}\ _2 / \ \mu^{(I)}\ _2 < \delta$, 跳转到步骤(5), 否则返回步骤(1), 令 $I = I + 1$;
(5)输出最大后验估计的 γ, B 和 λ 。
输出: $\sigma_{\text{MAP}} = \mu$ 。

4 仿真与实验结果分析

4.1 仿真结果分析

仿真场景如图 1 所示, 矩形建筑布局的墙长为 3.0 m, 宽为 2.0 m, 墙体的厚度为 0.2 m, 相对介电常数为 6.4, 电导率为 0.01 s/m。由 24 个收发共置的天线单元构成线性阵列均匀分布在横轴

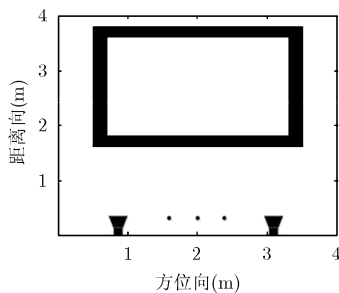


图 1 仿真模型

0.8~2.3 m、纵轴 0.1 m 处, 阵元间隔 0.1 m, 天线距离墙体 1.5 m。利用 GprMax 模拟建筑物布局成像得到仿真数据, 发射脉冲中心时刻和脉冲宽度均为 1 ns 高斯脉冲信号, GprMax 的网格单元为 0.01 m, 时间步长为 23 ps, 采样时间窗为 30 ns, 仿真中成像区域的方位向与距离向网格大小均设置为 0.05 m, 为模拟真实情况, 仿真中引入高斯白噪声。

选择全部 24 个天线单元, 每个接收天线的数据随机选择 200 个采样点。图 2 为块长度 h 与目标杂波比(TCR)^[13]之间的关系。可以看出, 随着 h 的变化, TCR 变化不大, 因而 h 对成像的影响不大, 在接下来的分析中我们假设 $h = 4$ 。为了直观地看出成像结果随迭代次数变化情况, 图 3 给出了迭代 1 次、6 次、10 次和 14 次的成像结果。可以看出, 随迭代次数的增加图像杂波越来越少, 图像轮廓边缘逐渐变得连贯清晰, 图像变化趋于稳定。为确定在最佳迭代次数, 定义 $\alpha = \|\mathbf{y} - \Phi\sigma_{\text{MAP}}\|_2^2 / \|\mathbf{y}\|_2^2$ 表征重建信号与观测值之间的数据波动情况^[14], 将相邻两次迭代的数据波动值作差后取绝对值得到数据波动误差 δ 。表 2 给出迭代次数与 δ 的关系。从表中可以看出, 当迭代次数较少时, 数据波动较大, 而随着迭代次数增加, 数据变化趋于平缓, 说明相邻两次迭代的结果变化不大, 迭代结果趋于稳定, 成像算法收敛。

采用文献[4]的 BP 算法、文献[5]方法和本文方法进行成像比较, 结果如图 4 所示。从图中可以看出, BP 成像的旁瓣的存在导致成像结果杂波较多, 在真实墙体的后面也产生了严重的虚像, 文献[5]成像的墙体是断续的长条状, 轮廓特性不明显, 聚焦性较差, 而本文方法的成像中, 墙体前后表面都比较连贯, 其轮廓边缘也比较明显, 这是因为在信号重建过程中不仅利用稀疏信号块内元素相关性, 而且还考虑稀疏信号块间的结构性。

为了直观看 3 种算法的成像性能, 表 3 给出了它们的定量比较结果。此表中, ENT 为图像的熵, 用来整体评估全图的复杂度; PRT 为程序运行时间,

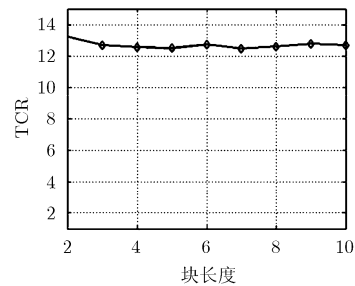


图 2 TCR 与块长度 h 的关系

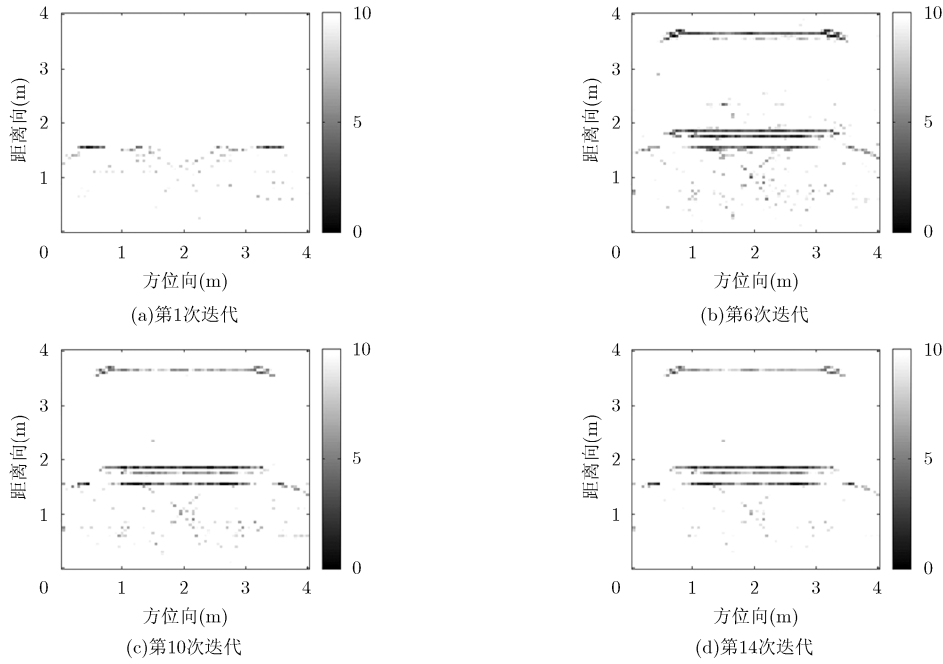


图 3 迭代过程中成像结果的变化图

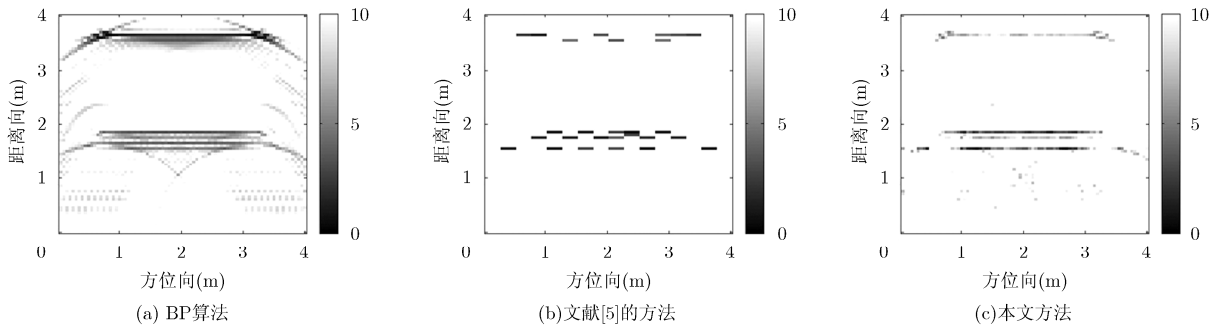


图 4 仿真场景的成像结果比较

表 2 迭代次数与 δ 的关系

迭代次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
迭代次数	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
δ	0.0226	0.0132	0.0092	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087

表 3 TCR, ENT 与 MFOD 比较^[15]

算法	BP 算法	文献[5]的方法	本文方法
TCR(dB)	22.9955	21.6550	27.7443
ENT	2.5061	1.2286	1.5226
MFOD	0.0006	0.0007	0.0002
PRT(s)	3.9298	27.8198	855.9265

整体评估算法运行时间；MFOD 为一阶差分均值法，用以定量评估分布目标区域的平滑性。从表 3 中可看出，BP 算法成像的 PRT 最小，算法的计算量最少，但其 ENT 与 MFOD 值较大，图像杂波较

多、图像轮廓特性不明显；文献[5]的 ENT 值较小，整体图像的杂波较少，但从 TCR 以及 MFOD 的值反映出成像的聚焦度不够高，而且成像目标的边缘轮廓很差，成像图像边缘并不连续。本文方法是以时间为代价换取较高的成像质量，从表 3 中看出 TCR 和 MFOD 值都最佳，较好地凸显墙体目标，轮廓边缘明显，图像较清晰。

4.2 实验结果分析

使用美国 GSSI 公司的探地雷达 SIR-20 搭建实验场景，实验墙体为实心砖墙，厚度为 0.2 m，相对介电常数为 6.4，天线距离墙体 1.5 m，选用 1 GHz

的喇叭天线架高 1.2 m, 从 -1.15 m 处到 1.15 m 以间距 0.1 m 水平移动扫描墙体, 共计测量 24 道, 每道采样点数为 1024。将 SIR-20 系统收集的回波数据经取平均、去噪、杂波相消和自动增益控制等信号处理得到墙体回波, 使用全部 24 个天线单元位置, 每个接收天线随机选择 200 个采样点进行成像。

图 5 给出了实验场景的尺寸示意图, 图 6 给出了 BP 算法、文献[5]方法以及本文方法的实验场景数据的成像结果, 虚线框表示实际墙体位置, 右边的长条表示像素的动态范围在 0~20 dB。可以看出, 与仿真数据一样, 实验数据处理中 BP 方法成像图像杂波较为严重, 墙体轮廓不能较好呈现, 尽管文献[5]方法引入墙体块状特性得到的结果较 BP 方法好, 但是未考虑像素之间的关联性所以得到墙体呈断续长条状分布。相比之下, 本文方法由于在重建信号中既考虑块内元素的相关性, 同时也考虑块间的耦合关系, 其充分利用了场景中墙体反射信号的结构性特点, 因此墙体图像的边缘轮廓较为明显, 墙体目标边缘连贯性较强, 而且图像杂波较少。

5 结束语

本文提出的基于块间耦合稀疏贝叶斯学习的建

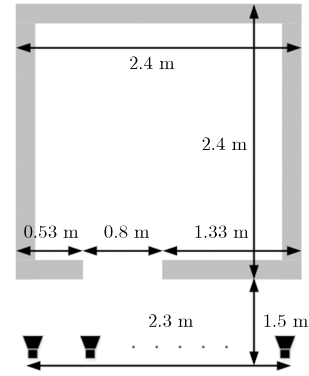


图5 实验场景尺寸图

筑物布局成像方法, 在块稀疏贝叶斯学习基础上将块之间的耦合关系引入稀疏贝叶斯模型参数中, 充分利用了回波信号的结构性, 解决了墙体目标成像时图像轮廓不清与不连续问题。仿真数据和实验数据的处理结果表明, 目标墙体轮廓边缘比较清晰, 成像质量明显的提高。下一步的工作将继续探索本方法的快速实现, 并致力于应用到复杂的建筑物场景中。

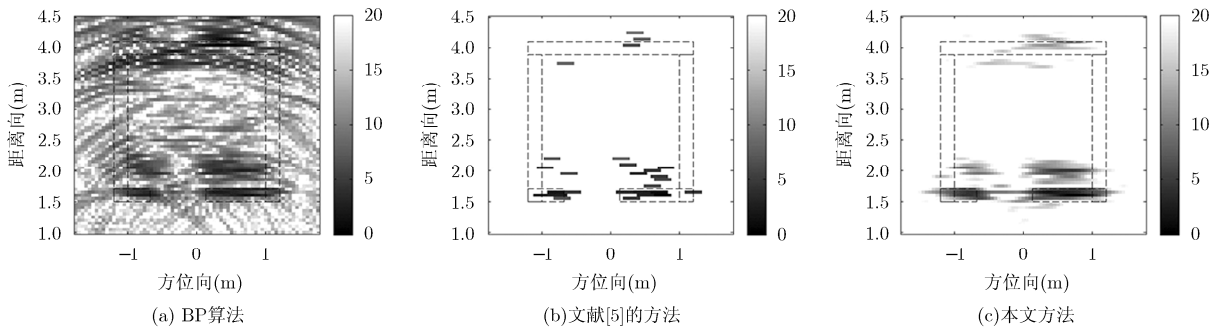


图6 实验场景的成像结果比较

参考文献

- [1] WANG Xueqian, LI Gang, Wan Qun, *et al.* Look-ahead hybrid matching pursuit for multipolarization through-wall radar imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(7): 4072-4081. doi: 10.1109/TGRS.2017.2687478.
- [2] BOUZERDOUM A, TANG V H, and PHUNG S L. A low-rank and jointly-sparse approach for multipolarization through-wall radar imaging[C]. *IEEE Radar Conference (RadarConf)*, Seattle, 2017: 0263-0268. doi: 10.1109/RADAR.2017.7944209.
- [3] JIA Yong, CUI Guolong, KONG Lingjiang, *et al.* Multichannel and multiview imaging approach to building layout determination of through-wall radar[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(5): 970-974. doi: 10.1109/LGRS.2013.2283778.
- [4] LU Biying, JIN Tian, WANG Wu, *et al.* Building layout imaging in through-the-wall MIMO applications[C]. *IET International Radar Conference*, Hangzhou, 2015: 1-5. doi: 10.1049/cp.2015.1326.
- [5] LAGUNAS E, AMIN M G, AHMAD F, *et al.* Determining building interior structures using compressive sensing[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2013, 22(2): 021003. doi: 10.1117/1.JEI.22.2.021003.
- [6] ZHANG Zhilin and RAO B D. Sparse signal recovery with temporally correlated source vectors using sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(5): 912-926. doi: 10.1109/JSTSP.2011.2159773.

- [7] FANG Jun, SHEN Yanning, LI Hongbin, *et al.* Pattern-coupled sparse Bayesian learning for recovery of block-sparse signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(2): 360–372. doi: 10.1109/TSP.2014.2375133.
- [8] WU Qisong, ZHANG Yimin, AMIN M G, *et al.* Multi-task bayesian compressive sensing exploiting intra-task dependency[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(4): 430–434. doi: 10.1109/LSP.2014.2360688.
- [9] DUAN Huiping, ZHANG Lizao, FANG Jun, *et al.* Pattern-coupled sparse Bayesian learning for inverse synthetic aperture radar imaging[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(11): 1995–1999. doi: 10.1109/LSP.2015.2452412.
- [10] 张燕, 晋良念. 结合 TV 约束的穿墙雷达扩展目标成像方法[J]. *雷达科学与技术*, 2017, 15(3): 229–235. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2017.03.001.
- ZHANG Yan and JIN Liangnian. Extended target through walls radar imaging with TV constraints[J]. *Radar Science and Technology*, 2017, 15(3): 229–235. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2017.03.001.
- [11] CHEN Yijun, ZHANG Qun, LUO Ying, *et al.* Measurement matrix optimization for ISAR sparse imaging based on genetic algorithm[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1875–1879. doi: 10.1109/LGRS.2016.2616352.
- [12] ZHANG Zhilin and RAO B D. Extension of SBL algorithms for the recovery of block sparse signals with intra-block correlation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(8): 2009–2015. doi: 10.1109/TSP.2013.2241055.
- [13] TIVIVE F H C, BOUZERDOUM A, and AMIN M G. A subspace projection approach for wall clutter mitigation in through-the-wall radar imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(4): 2108–2122. doi: 10.1109/TGRS.2014.2355211.
- [14] YANG Jungang, HUANG Xiaotao, THOMPSON J, *et al.* Compressed sensing radar imaging with compensation of observation position error[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4608–4620. doi: 10.1109/TGRS.2013.2283054.
- [15] 晋良念, 申文婷, 钱玉彬, 等. 组合字典下超宽带穿墙雷达自适应稀疏成像方法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(5): 1047–1054. doi: 10.11999/JEIT150884.
- JIN Liangnian, SHEN Wenting, QIAN Yubin, *et al.* Adaptive sparse imaging approach for ultra-wideband through-the-wall radar in combined dictionaries[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(5): 1047–1054. doi: 10.11999/JEIT150884.
- 晋良念: 男, 1974年生, 副教授, 博士, 研究方向为自适应信号处理、超宽带雷达隐藏目标成像与识别。
- 冯飞: 男, 1991年生, 硕士生, 研究方向为穿墙雷达建筑物布局成像方法。
- 刘庆华: 女, 1974年生, 副教授, 博士, 研究方向为自适应信号处理、阵列信号处理等。
- 欧阳缙: 男, 1960年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理、自适应信号处理以及通信处理等。